การประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อจำแนกและระบุรอยโรคในช่องปากโดยใช้ภาพถ่ายช่องปากผู้ป่วย

DEEP LEARNING APPLIED TO CLASSIFY AND DETECT FOR ORAL LESION USING PATIENT ORAL CAVITY IMAGES

กรรชิดทรง โพธิ์ศรี

KUNCHIDSONG PHOSRI

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2566

KMITL-2023-EN-M- 317-169

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

DEEP LEARNING APPLIED TO CLASSIFY AND DETECT FOR ORAL LESION USING PATIENT ORAL CAVITY IMAGES

KUNCHIDSONG PHOSRI

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT

OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF

MASTER OF ENGINEERING IN BIOMEDICAL ENGINEERING

SCHOOL OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2023

KMITL-2023-EN-M- 317-169

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2023

SCHOOL OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รองคณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์ รักษาการแทน

คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

๒๕ ต.ค. ๖๖ เวลา ๒๒:๔๐:๐๐ Non-PKI Server Sign-LN

Signature Code : NwBBA-EUAOA-BBAEE-AMwA4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อจำแนกและระบุรอยโรคในช่องปากโดยใช้ภาพถ่ายช่องปากผู้ป่วย

นักศึกษา นายกรรชิดทรง โพธิ์ศรี

รหัสประจำตัว 62601259

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา วิศวกรรมชีวการแพทย์

พ.ศ. 2566

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร.ตรีสุคนธ์ ตรีบุพชาติสกุล

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอการจำแนกและระบุรอยโรคในช่องปากโดยใช้ความรู้ทางด้านการเรียนรู้เชิงลึก เพื่อจำแนกและระบุภาพถ่ายรอยโรคสีขาวที่มีความคล้ายคลึงกันมาก รอยโรคสีขาวบางประเภทถูกจัดอยู่ในกลุ่มความผิดปกติเสี่ยงมะเร็งช่องปาก (Oral Potentially Malignant Disorders) เช่น ลิวโคเพลเคีย (Leukoplakia) และ ไลเคนพลานัสช่องปาก (Oral Lichen planus) ซึ่งหากพบเจอและทำการรักษาช้าเกินไป รอยโรคเหล่านี้จะเจริญไปเป็นมะเร็งในช่องปากส่งผลให้การรักษาทำได้ยากยิ่งขึ้น วิธีการดำเนินงานวิจัย สำหรับการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก ผู้วิจัยได้ทำการทดลองถึง 9 การทดลอง ซึ่งใช้ชุดข้อมูล 22 ชุด มาทำการทดลองการจำแนกภาพโดยใช้โมเดลของการเรียนรู้เชิงลึก ในการทดลองที่ 9 ได้นำชุดข้อมูลรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white และ Ulcer นำมาฝึกโมเดลทั้งหมด 8 โมเดล โดยจะมีโมเดลของ Keras 4 โมเดลซึ่งเป็นโมเดลประเภทโครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks : CNN) ได้แก่ DenseNet121, DenseNet201, Xception, และ ResNet50 และโมเดลของ Keras Attention อีก 4 โมเดล ได้แก่ DaViT_T, CotNetSE152D, IFormerBase, และ TinyViT_21M และสำหรับการระบุรอยโรคในช่องปาก ผู้วิจัยได้ทำการทดลอง 3 การทดลอง โดยใช้ชุดข้อมูล 3 ชุดมาทำการระบุรอยโรคในช่องปากโดยใช้โมเดลของการเรียนรู้เชิงลึกเช่นกัน ชุดข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดลองบางชุดถูกดัดแปลงโดยการขยายข้อมูลด้วยฟังก์ชันเสริมข้อมูล เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการทดลองให้สูงยิ่งขึ้น ซึ่งผลการทดลองที่ช่วยยืนยันวิธีที่นำเสนอนี้คือ โมเดลสำหรับการจำแนกภาพ โมเดลประเภทโครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน ResNet50 มีค่า Accuracy มากที่สุดถึง 0.79, มีค่า Precision เท่ากับ 0.7954 และค่า F1score เท่ากับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

0.7847 โมเดลของ Keras Attention IFormerBase มีค่า Accuracy มากที่สุดถึง 0.86, มีค่า Precision เท่ากับ 0.874 และค่า F1score เท่ากับ 0.8612 และโมเดลสำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคหรือระบุรอยโรค โมเดล YOLOv7 ให้ค่า Mean Average Precision (mAP) สูงที่สุดถึง 0.845 ที่ค่า Intersection over Union (IoU) เท่ากับ 0.3 และ 0.745 ที่ค่า Intersection over Union (IoU) เท่ากับ 0.5 นอกจากนี้ผู้วิจัยได้สร้างแอพพลิเคชันในการการจำแนกและระบุรอยโรคในช่องปากเพื่ออำนวยความสะดวกต่อผู้ใช้งานอีกด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis	Deep Learning Applied to Classify and Detect for Oral Lesion using Patient Oral Cavity Images
Student	Mr. Kunchidsong Phosri
Student ID.	62601259
Degree	Master of Engineering
Program	Biomedical Engineering
Year	2023
Thesis Advisor	Asst. Prof. Dr. Treesukon Treebupachatsakul

ABSTRACT

This thesis presents the classification and identification of oral lesions using deep learning knowledge to classify and identify images of highly similar White lesions. Some types of White lesions are classified as oral cancer risk disorders (Oral Potentially Malignant Disorders), such as Leukoplakia and oral Lichen planus. These lesions can develop into oral cancer, making treatment more difficult. Research methods for classifying images of oral lesions, the researchers conducted nine experiments using 22 datasets to perform image classification experiments using deep learning models. In the experiment 9th, the dataset 5 classes including Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, and Ulcer were trained with 8 models including DenseNet121, DenseNet201, Xception, and ResNet50 as Convolutional Neural Networks (CNN) models and DaViT_T, CotNetSE152D, IFormerBase, and TinyViT_21M as keras attention models. For identifying oral lesions, the researchers conducted three experiments using three datasets to identify oral lesions using deep learning models as well. Some of the datasets used in the experiments were modified by expanding the data with data augmented functions. The experimental results indicated that the ResNet50 classification model which is CNN model had the highest Accuracy of 0.79, Precision of 0.7954, and F1score of 0.7847 and the IFormerBase classification model which is keras attention model had the highest

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Accuracy of 0.86, Precision of 0.874, and F1score of 0.8612. And the YOLOv7 model for object detection and lesion identification had the highest Mean Average Precision (mAP) of 0.845 with Intersection over Union (IoU) values of 0.3 and 0.745. The Intersection over Union (IoU) value is equal to 0.5. In addition, the researchers created an application to classify and identify oral lesions to facilitate users.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จได้ด้วยความกรุณาจากอาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.ตรีสุคนธ์ ตรีบุพชาติสกุล ที่มีความกรุณาให้คำปรึกษา คำชี้แนะ และความช่วยเหลือรวมทั้งความรู้ต่าง ๆ ตลอดจนตรวจทานแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยความเอาใจใส่เป็นอย่างยิ่งเพื่อใช้ในการดำเนินงานวิจัยให้สำเร็จ และสมบูรณ์ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้จากใจจริง

ขอขอบคุณ ผศ.ดร. สุวิทย์ ภูมิฤทธิกุล คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่มีความกรุณาให้คำปรึกษา คำชี้แนะ และความช่วยเหลือในด้านการเขียนโปรแกรมและเทคนิคต่าง ๆ เพื่อนำมาใช้ในงานวิจัย

ขอขอบคุณ รศ.ดร.ทพญ.สิริบังอร พิบูลนิยม โขวิฑูรกิจ คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล และรศ.ดร.ทพญ.พรสวรรค์ ธนธรวงศ์ คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ที่ให้คำปรึกษาและความช่วยเหลือในด้านรอยโรคในช่องปาก ตลอดจนจัดหาและรวบรวมชุดข้อมูลรอยโรคในช่องปากที่ใช้ในการดำเนินงานวิจัยจนสำเร็จ

ขอขอบคุณหลักสูตรวิศวกรรมชีวการแพทย์ที่ทำให้ข้าพเจ้าได้เพิ่มพูนความรู้เพื่อใช้ในการดำเนินการวิจัยในครั้งนี้ และเพิ่มความสามารถในการประกอบอาชีพได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ขอขอบคุณโครงการ Super AI Engineer Season 3 และแหล่งความรู้ช่องทางออนไลน์ต่าง ๆ ที่ให้ประสบการณ์และความรู้อย่างอัดแน่น ความรู้และทักษะที่ได้เป็นส่วนหนึ่งที่ทำให้งานวิจัยเล่มนี้สำเร็จ

สุดท้ายต้องขอขอบคุณครอบครัว และมิตรสหายของข้าพเจ้า ที่เป็นกำลังใจ และสนับสนุนการศึกษาเรียนรู้ในครั้งนี้ตลอดมา

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้กับบิดามารดา ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

กรรชิดทรง โพธิ์ศรี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย..... I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ..... III

กิตติกรรมประกาศ..... V

สารบัญ..... VI

สารบัญตาราง..... X

สารบัญรูป..... XVII

บทที่ 1 บทนำ..... 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา..... 1

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา..... 3

1.3 สมมติฐานของการศึกษา..... 3

1.4 ขอบเขตการวิจัย..... 3

1.5 แผนการดำเนินงานวิจัย..... 4

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง..... 6

2.1 โรคมะเร็งช่องปาก (Oral Cancer)..... 6

2.2 รอยโรคสีขาวและแดงขาวที่พบบ่อยในช่องปากและการรักษา..... 8

2.2.1 รอยโรคสีขาวที่สามารถเช็ดออก..... 8

2.2.2 รอยโรคสีขาวที่ไม่สามารถเช็ดออกได้..... 11

2.3 ความผิดปกติเสี่ยงมะเร็งช่องปาก (Oral Potentially Malignant Disorders)..... 15

2.4 แผลร้อนใน (Aphthous Ulcers)..... 16

2.5 Artificial intelligence, Machine learning, และ Deep learning..... 17

2.5.1 ประเภทของ Machine learning..... 18

2.5.2 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning)..... 19

2.6 ความแตกต่างระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและโครงข่ายประสาทในทางชีววิทยา..... 21

2.7 ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function)..... 23

2.7.1. ฟังก์ชันเอกลักษณ์ (Identity Function)..... 23

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.7.2. ฟังก์ชันค่าแบ่ง (Threshold Function) และฟังก์ชันขั้นบันได (Step function)..... 24
2.7.3. ฟังก์ชันเรคติไฟด์ลินเนียยูนิต (Rectified Linear Units, ReLU)..... 25
2.7.4. ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid)..... 26
2.7.5 ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทงก์เจนท์ (Hyperbolic Tangent Function: tanh).. 28
2.8 โครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks : CNN)..... 29
2.8.1. Convolutional layer..... 30
2.8.2. Pooling Layer..... 32
2.8.3. ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function (non-linearity))..... 33
2.8.4. ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully Connected Layer)..... 33
2.8.5. ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Functions)..... 34
2.9 Regularization ของ CNN..... 36
2.9.1. Dropout..... 36
2.9.2. Drop-Weights..... 37
2.9.3. Data Augmentation..... 37
2.9.4. Batch Normalization..... 37
2.10 การเลือกใช้ Optimizer..... 38
2.10.1. Batch Gradient Descent (BGD)..... 39
2.10.2. Stochastic Gradient Descent (SGD)..... 39
2.10.3. Mini-batch Gradient Descent..... 39
2.10.4. Momentum..... 39
2.10.5. Adaptive Moment Estimation (Adam)..... 40
2.11 เทคนิคการเพิ่มเสริมข้อมูล (Data augmentation techniques)..... 41
2.11.1 การพลิกรูปภาพ (Flipping)..... 41
2.11.2 ขอบเขตสี (Color space)..... 41
2.11.3 การตัดส่วนภาพ (Cropping)..... 42
2.11.4 การหมุนภาพ (Rotation)..... 42
2.11.5 การแปลงภาพ (Translation)..... 42

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.11.6 การเพิ่มสิ่งรบกวนในรูปภาพ (Noise injection)..... 42
2.12 การถ่ายโอนการเรียนรู้ (Transfer learning)..... 43
2.13 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN architectures)..... 45
2.13.1 DenseNet (Densely Connected Convolutional Networks)..... 45
2.13.2 ResNet (Deep Residual Learning for Image Recognition)..... 46
2.13.3 GoogLeNet..... 47
2.13.4 Xception (Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions) 48
2.13.5 Visual geometry group (VGG)..... 49
2.14 Vision transformer..... 49
2.15 การจำแนกภาพ (Image classification)..... 50
2.15.1 การประเมินแบบจำลองสำหรับงานด้านการจำแนกภาพ (evaluate model for image classification tasks)..... 51
2.16 การตรวจจับภาพรอยโรค (object detection)..... 55
2.16.1 การประเมินแบบจำลองสำหรับงานด้านการตรวจจับภาพรอยโรค (evaluate model for object detection tasks)..... 56
2.17 ทบทวนวรรณกรรม (Literature Review)..... 59
บทที่ 3 วิธีดำเนินงานวิจัย..... 66
3.1 คำอธิบายชุดข้อมูล..... 66
3.2 การเตรียมชุดข้อมูล..... 66
3.2.1 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปาก..... 67
3.2.2 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก..... 80
3.3 ความจำเพาะของคอมพิวเตอร์และโปรแกรมที่ใช้ในการดำเนินงาน..... 87
3.4 วิธีดำเนินการทดลอง..... 87
3.4.1 การทดลองสำหรับการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก..... 87
3.4.2. การทดลองการตรวจจับภาพรอยโรคสำหรับภาพรอยโรคในช่องปาก..... 94
3.5 การประเมินผลประสิทธิภาพโมเดลของการตรวจจับภาพรอยโรค..... 110
3.6 ส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ (GUI : Graphical User Interface)..... 120

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.6.1 GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก..... 120
3.6.2 GUI สำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก..... 130
บทที่ 4 ผลการทดลอง..... 133
4.1 ผลการทดลองสำหรับการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก..... 134
4.2 ผลการทดลองสำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคในช่องปาก..... 248
4.3 การแสดงผลของส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ (GUI : Graphical User Interface)... 267
4.3.1 GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก..... 267
4.3.2 GUI สำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก..... 268
บทที่ 5 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ..... 269
5.1 สรุปผลการทดลอง..... 269
5.2 ข้อจำกัดในการศึกษาทดลอง..... 270
5.3 บทสรุปและข้อเสนอแนะ..... 271
บรรณานุกรม..... 272
ภาคผนวก ก โค้ดโปรแกรมของการทดลองที่ 1.9 ในการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส..... 275
ภาคผนวก ข ผลการทดลองของโมเดล YOLOv7 และ YOLOv8 ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้
รูปภาพชุดทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ค่า IoU=0.3 และ 0.5..... 308

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1.1 แผนการดำเนินงานวิจัย..... 5
ตารางที่ 2.1 การเปรียบเทียบระหว่าง ANN และ BNN..... 22
ตารางที่ 2.2 รายชื่องานวิจัยที่ผู้วิจัยได้ศึกษาและทบทวนวรรณกรรม..... 59
ตารางที่ 3.1 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 1..... 67
ตารางที่ 3.2 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 2..... 68
ตารางที่ 3.3 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 3..... 69
ตารางที่ 3.4 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 4..... 69
ตารางที่ 3.5 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 5..... 70
ตารางที่ 3.6 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 6..... 70
ตารางที่ 3.7 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 7..... 71
ตารางที่ 3.8 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 8..... 71
ตารางที่ 3.9 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 9..... 72
ตารางที่ 3.10 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 10..... 73
ตารางที่ 3.11 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 11..... 73
ตารางที่ 3.12 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 12..... 74
ตารางที่ 3.13 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 13..... 74
ตารางที่ 3.14 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 14..... 75
ตารางที่ 3.15 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 15..... 76
ตารางที่ 3.16 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 16..... 76
ตารางที่ 3.17 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 17..... 77
ตารางที่ 3.18 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 18..... 77
ตารางที่ 3.19 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 19..... 78
ตารางที่ 3.20 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 20..... 78
ตารางที่ 3.21 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 21..... 79
ตารางที่ 3.22 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 22..... 80

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.23 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูล
ชุดที่ 1..... 81
ตารางที่ 3.24 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูล
ชุดที่ 2..... 82
ตารางที่ 3.25 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูล
ชุดที่ 3..... 83
ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 7 แบบโดยฝึกมีอัตราการเรียนรู้ตั้งแต่
0.01-0.000001..... 135
ตารางที่ 4.2 แสดงสรุปผลการทดลองของโมเดลทั้ง 7 แบบที่แสดงโมเดลที่
ค่าอัตราการเรียนรู้ที่มีค่า Validation Accuracy มากที่สุด..... 136
ตารางที่ 4.3 แสดงผลการทดลองของโมเดล DenseNet121 ที่มีการทำ
Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 142
ตารางที่ 4.4 แสดงผลการทดลองของโมเดล InceptionResNetV2 ที่มีการทำ
Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 144
ตารางที่ 4.5 แสดงผลการทดลองของโมเดล InceptionV3 ที่มีการทำ
Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 146
ตารางที่ 4.6 แสดงผลการทดลองของโมเดล Lenet ที่มีการทำ Stratified cross Validation
ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 148
ตารางที่ 4.7 แสดงผลการทดลองของโมเดล ResNet50 ที่มีการทำ Stratified cross Validation
ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 150
ตารางที่ 4.8 แสดงผลการทดลองของโมเดล VGG16 ที่มีการทำ Stratified cross Validation
ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 152
ตารางที่ 4.9 แสดงผลการทดลองของโมเดล VGG19 ที่มีการทำ Stratified cross Validation
ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 154
ตารางที่ 4.10 แสดงผลสรุปการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลของข้อมูลชุดทดสอบ
ที่อัตราการเรียนรู้ที่มีค่า Test Accuracy มากที่สุดของแต่ละโมเดล..... 156

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.11 แสดงผลการทดลองของโมเดล DenseNet121 ที่มีการทำ
Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 158
ตารางที่ 4.12 แสดงผลการทดลองของโมเดล InceptionResNetV2 ที่มีการทำ
Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 160
ตารางที่ 4.13 แสดงผลการทดลองของโมเดล InceptionV3 ที่มีการทำ
Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 162
ตารางที่ 4.14 แสดงผลการทดลองของโมเดล LeNet ที่มีการทำ
Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 164
ตารางที่ 4.15 แสดงผลการทดลองของโมเดล ResNet50 ที่มีการทำ
Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 166
ตารางที่ 4.16 แสดงผลการทดลองของโมเดล VGG16 ที่มีการทำ
Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 168
ตารางที่ 4.17 แสดงผลการทดลองของโมเดล VGG19 ที่มีการทำ
Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 170
ตารางที่ 4.18 แสดงผลสรุปการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลของข้อมูลชุดทดสอบ
ที่อัตราการเรียนรู้ที่มีค่า Test Accuracy มากที่สุดของแต่ละโมเดล..... 172
ตารางที่ 4.19 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 3 แบบของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 173
ตารางที่ 4.20 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 3 แบบของข้อมูลชุดทดสอบ..... 173
ตารางที่ 4.21 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 3 แบบของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 176
ตารางที่ 4.22 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 3 แบบของข้อมูลชุดทดสอบ..... 176
ตารางที่ 4.23 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 8 แบบของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 179
ตารางที่ 4.24 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 8 แบบของข้อมูลชุดทดสอบ..... 183
ตารางที่ 4.25 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 10 แบบของข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 193
ตารางที่ 4.26 แสดงผลการทดลองที่แสดงค่า AUC ของโมเดลทั้ง 10 แบบของ
ข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 202
ตารางที่ 4.27 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 10 แบบของข้อมูลชุดทดสอบ..... 208
ตารางที่ 4.28 แสดงผลการทดลองที่แสดงค่า AUC ของแต่ละคลาสของโมเดลทั้ง 10 แบบ
ของข้อมูลชุดทดสอบ..... 218

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.29 แสดงผลการทดลองของข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลแบบ multi-stage และชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล..... 216
ตารางที่ 4.30 แสดงผลการทดลองของข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลแบบ multi-stage และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล..... 219
ตารางที่ 4.31 แสดงผลการทดลองที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล..... 224
ตารางที่ 4.32 แสดงผลการทดลองที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล..... 224
ตารางที่ 4.33 แสดงผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล..... 247
ตารางที่ 4.34 สรุปผลการประเมินประสิทธิภาพของการฝึกโมเดลทั้ง 4 แบบของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 261
ตารางที่ 4.35 ระยะเวลาในการฝึกโมเดลทั้ง 4 แบบของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 262
ตารางที่ 4.36 สรุปผลการประเมินประสิทธิภาพของการฝึกโมเดลทั้ง 4 แบบของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ค่า IoU=0.3..... 262
ตารางที่ 4.37 สรุปผลการประเมินประสิทธิภาพของการฝึกโมเดลทั้ง 4 แบบของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ค่า IoU=0.5..... 263

ตารางภาคผนวก ข.

ตารางที่ ข1 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3..... 309
ตารางที่ ข2 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3..... 317
ตารางที่ ข3 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3..... 321
ตารางที่ ข4 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3..... 325
ตารางที่ ข5 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3..... 328

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข6 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 ... 331
ตารางที่ ข7 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 ... 339
ตารางที่ ข8 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 ... 342
ตารางที่ ข9 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 ... 346
ตารางที่ ข10 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 ... 348
ตารางที่ ข11 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 ... 351
ตารางที่ ข12 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 ... 360
ตารางที่ ข13 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 ... 363
ตารางที่ ข14 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 ... 367
ตารางที่ ข15 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 ... 370
ตารางที่ ข16 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 ... 373
ตารางที่ ข17 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 ... 382
ตารางที่ ข18 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 ... 385
ตารางที่ ข19 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 ... 389

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข20 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 392
ตารางที่ ข21 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3 395
ตารางที่ ข22 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5 399
ตารางที่ ข23 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3 402
ตารางที่ ข24 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3 404
ตารางที่ ข25 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3 406
ตารางที่ ข26 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5 408
ตารางที่ ข27 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5 412
ตารางที่ ข28 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5 415
ตารางที่ ข29 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5 417
ตารางที่ ข30 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5 419
ตารางที่ ข31 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3 421
ตารางที่ ข32 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3 426
ตารางที่ ข33 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3 429

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข34 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3 431
ตารางที่ ข35 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3 433
ตารางที่ ข36 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5 436
ตารางที่ ข37 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5 441
ตารางที่ ข38 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5 444
ตารางที่ ข39 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5 446
ตารางที่ ข40 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5 448

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

หน้า

รูปที่ 2.1 มะเร็งในช่องปาก..... 6
รูปที่ 2.2 การติดเชื้อราแคนดิดาในช่องปาก..... 9
รูปที่ 2.3 การหลุดลอกของเคอราตินในช่องปาก..... 10
รูปที่ 2.4 ภาวะหนาด้านจากการเสียดสี (Frictional keratosis)..... 11
รูปที่ 2.5 การกัดริมฝีปากหรือแก้มเรื้องรัง..... 12
รูปที่ 2.6 ไลเคนพลานัสในช่องปาก (Oral Lichen planus, OLP)..... 13
รูปที่ 2.7 ลิวโคเพลเคีย (Leukoplakia)..... 15
รูปที่ 2.8 แผลร้อนใน (Aphthous Ulcers)..... 17
รูปที่ 2.9 ความแตกต่างของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence),
การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning), และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning)..... 18
รูปที่ 2.10 Supervised learning..... 18
รูปที่ 2.11 Unsupervised learning..... 19
รูปที่ 2.12 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (deep neural networks)..... 20
รูปที่ 2.13 แผนภาพแสดงความแตกต่างระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network
(ANN)) และโครงข่ายประสาทในทางชีววิทยา (Biological Neural Network)..... 21
รูปที่ 2.14 โครงสร้างเซลล์ประสาทเทียม..... 23
รูปที่ 2.15 แผนภาพฟังก์ชันขั้นบันได (Step function)..... 24
รูปที่ 2.16 แผนภาพฟังก์ชันค่าแบ่ง (Threshold Function)..... 25
รูปที่ 2.17 แผนภาพฟังก์ชันเรคติไฟด์ลินเนียยูนิต (Rectified Linear Units, ReLU)..... 26
รูปที่ 2.18 แผนภาพฟังก์ชันไบนารี่ซิกมอยด์ (Binary Sigmoid Function)..... 27
รูปที่ 2.19 แผนภาพฟังก์ชันไบโพล่าร์ซิกมอยด์ (Bipolar Sigmoid Function)..... 28
รูปที่ 2.20 ตัวอย่างโครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks)..... 29
รูปที่ 2.21 การคำนวณ convolution layer ในแต่ละขั้นตอน..... 31
รูปที่ 2.22 การดำเนินการทำ pooling ทั้งสามชนิด..... 33
รูปที่ 2.23 Fully connected layer..... 34
รูปที่ 2.24 ปัญหาของการ Over-fitting และ under-fitting..... 36

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.25 โครงสร้างทั่วไปของการถ่ายโอนการเรียนรู้..... 44
รูปที่ 2.26 สถาปัตยกรรมของ DenseNet..... 46
รูปที่ 2.27 โมดูล Inception..... 47
รูปที่ 2.28 สถาปัตยกรรม GoogLeNet..... 48
รูปที่ 2.29 สถาปัตยกรรมของ Xception block..... 49
รูปที่ 2.30 แผนภาพแสดงการทำงานของโมเดล Vision transformer..... 50
รูปที่ 2.31 แผนภาพแสดง Confusion matrix ขนาด 2X2..... 52
รูปที่ 2.32 ROC curve..... 54
รูปที่ 2.33 โมเดล YOLO (You Only Look Once) แบบดั้งเดิม..... 56
รูปที่ 2.34 การคำนวณค่า IoU..... 57
รูปที่ 2.34 ตัวอย่างผลลัพธ์ในการคำนวณค่า IoU..... 58
รูปที่ 3.1 หน้าต่างโปรแกรม Labelimg..... 84
รูปที่ 3.2 การเลือกที่อยู่ของภาพในหน้าต่างโปรแกรม Labelimg..... 84
รูปที่ 3.3 การเลือกที่อยู่ของโฟลเดอร์ที่ต้องการบันทึกไฟล์ text ในหน้าต่างโปรแกรม Labelimg..... 85
รูปที่ 3.4 การสร้าง bounding box ในหน้าต่างโปรแกรม Labelimg..... 86
รูปที่ 3.5 ตัวอย่างไฟล์ text ที่ระบุ coordinate ของรูปภาพ..... 86
รูปที่ 3.6 จำนวนรูปภาพที่ใช้ในการฝึกโมเดลในแต่ละกรณีซึ่งมีทั้งชุดข้อมูลที่
ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) และข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset)..... 90
รูปที่ 3.7 แสดงแผนการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากของกรณีที่ 1..... 91
รูปที่ 3.8 แสดงแผนการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากของกรณีที่ 2..... 92
รูปที่ 3.9 แสดงแผนการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากของกรณีที่ 3..... 93
รูปที่ 3.10 การสร้าง environment และติดตั้งโปรแกรมภาษา python version 3.9..... 94
รูปที่ 3.11 การติดตั้งไฟล์ requirements.txt..... 96
รูปที่ 3.12 ข้อมูลภายในไฟล์ requirements.txt..... 96
รูปที่ 3.13 ข้อมูลภายในไฟล์ requirements_gpu.txt..... 97
รูปที่ 3.14 ข้อมูลภายในไฟล์ custom_data.yaml..... 98
รูปที่ 3.15 ข้อมูลภายในไฟล์ yolov7_notpreprocess_oral_lesion.yaml..... 99
รูปที่ 3.16 ข้อมูลภายในไฟล์ https://github.com/WongKinYiu/yolov7..... 100

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 3.17 การเรียกคำสั่งเพื่อทำการฝึกโมเดลในการตรวจจับภาพรอยโรคของโมเดล YOLOv7..... 101
รูปที่ 3.18 แสดงการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่เสร็จเรียบร้อย..... 102
รูปที่ 3.19 คำสั่งในการตรวจจับภาพรอยโรคของโมเดล YOLOv7..... 103
รูปที่ 3.20 การสร้าง environment และติดตั้งโปรแกรมภาษา python version 3.9..... 103
รูปที่ 3.21 ข้อมูลภายในไฟล์ data_custom.yaml..... 104
รูปที่ 3.22 ข้อมูลภายในไฟล์ classes.txt..... 105
รูปที่ 3.23 การติดตั้งโปรแกรม ultralytics..... 102
รูปที่ 3.24 หน้าต่างเว็บไซต์ https://pytorch.org/..... 106
รูปที่ 3.25 คำสั่งในการติดตั้ง GPU..... 107
รูปที่ 3.26 หน้าต่างเว็บไซต์ https://github.com/ultralytics/ultralytics..... 107
รูปที่ 3.27 การเรียกคำสั่งเพื่อทำการฝึกโมเดลในการตรวจจับภาพรอยโรคของโมเดล YOLOv8..... 108
รูปที่ 3.28 แสดงการฝึกโมเดล YOLOv8 ที่เสร็จเรียบร้อย..... 109
รูปที่ 3.29 การเรียกใช้คำสั่งในการตรวจจับภาพรอยโรคของโมเดล YOLOv8..... 110
รูปที่ 3.30 ภาพ Leukoplakia ที่ถูก Label เป็น Ground Truth และตีกรอบ (กล่องสีเขียวอ่อน)
และถูกโมเดลทำนายการตรวจจับภาพรอยโรค (สีน้ำตาล) พร้อมบอกคลาสและ
ค่าความเชื่อมั่นที่โมเดลทำนายได้..... 111
รูปที่ 3.31 ข้อมูลไฟล์ coordinate ที่โมเดลทำนายของรูปที่ 3.56..... 112
รูปที่ 3.32 ข้อมูลไฟล์ coordinate ที่เป็น Ground Truth ของรูปที่ 3.56..... 113
รูปที่ 3.33 กำหนดฟังก์ชัน calculate_iou..... 114
รูปที่ 3.34 การเรียกใช้ฟังก์ชัน calculate_iou เพื่อคำนวณค่า IoU..... 115
รูปที่ 3.35 ตัวอย่างของตารางในการทำรายการข้อมูล..... 116
รูปที่ 3.36 การกำหนดประเภทของผลลัพธ์ที่โมเดลในการตรวจจับภาพรอยโรคทำนายได้..... 117
รูปที่ 3.37 ตัวอย่างข้อมูลผลการทำนายที่เรียงตามค่าความเชื่อมั่น..... 118
รูปที่ 3.38 การกำหนดฟังก์ชันในการสร้างกราฟ Precision-Recall และเรียกใช้ฟังก์ชัน..... 119
รูปที่ 3.39 การกำหนดฟังก์ชันในการคำนวณค่า IoU และเรียกใช้ฟังก์ชัน..... 120
รูปที่ 3.40 การนำเข้าไลบรารีและโมดูลที่จำเป็นในการสร้าง GUI
สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก..... 121
รูปที่ 3.41 การสร้างหน้าต่างหลักของแอปพลิเคชัน..... 122

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.6 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล Lenet..... 149
รูปที่ 4.7 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล ResNet50..... 151
รูปที่ 4.8 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล VGG16..... 153
รูปที่ 4.9 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล VGG19..... 155
รูปที่ 4.10 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล DenseNet121..... 159
รูปที่ 4.11 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล InceptionResNetV2..... 161
รูปที่ 4.12 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล InceptionV3..... 163
รูปที่ 4.13 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล LeNet..... 165
รูปที่ 4.14 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล ResNet50..... 167
รูปที่ 4.15 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล VGG16..... 169
รูปที่ 4.16 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล VGG19..... 171
รูปที่ 4.17 กราฟแสดงผลการฝึกโมเดลของผลการทดลองที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch..... 174
รูปที่ 4.18 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบของโมเดล..... 175
รูปที่ 4.19 กราฟแสดงผลการฝึกโมเดลของผลการทดลองที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch..... 177
รูปที่ 4.20 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบของโมเดล..... 178

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.21 กราฟแสดงผลของ Training Accuracy และ Validation Accuracy ของแต่ละโมเดล.... 182
รูปที่ 4.22 แสดงผล Confusion matrix ของชุดข้อมูลชุดทดสอบแต่ละโมเดล..... 187
รูปภาพที่ 4.23 แสดงผล AUC ROC Curve ของข้อมูลชุดทดสอบของแต่ละแบบจำลอง..... 191
รูปที่ 4.24 กราฟแสดงผลการฝึกโมเดลของผลการทดลองที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ซ้ายมือ) และ กราฟแสดงผลการฝึกโมเดลของผลการทดลองที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Loss (สีแดง) และ Validation Loss (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ขวามือ)..... 197
รูปที่ 4.25 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบของโมเดล..... 199
รูปที่ 4.26 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบของโมเดล..... 201
รูปที่ 4.27 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบของโมเดล..... 207
รูปที่ 4.28 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบของโมเดล..... 213
รูปที่ 4.29 กราฟแสดงผลการทดลองที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ซ้ายมือ) และ กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Loss (สีแดง) และ Validation Loss (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ขวามือ)..... 227
รูปที่ 4.30 กราฟแสดงผลการทดลองที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุลที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ซ้ายมือ) และ กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Loss (สีแดง) และ Validation Loss (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ขวามือ)..... 230
รูปที่ 4.31 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล..... 232
รูปที่ 4.32 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล..... 234
รูปที่ 4.33 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล..... 236
รูปที่ 4.34 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล..... 238

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.35 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดย
โมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล..... 240
รูปที่ 4.36 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดย
โมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล..... 242
รูปที่ 4.37 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดย
โมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล..... 244
รูปที่ 4.38 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดย
โมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล..... 246
รูปที่ 4.39 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบ
ในการฝึกโมเดล YOLOv7..... 248
รูปที่ 4.40 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า mAP@0.5 และ epoch (ซ้าย) และ
mAP@0.5:0.95 (ขวา) ของของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv7..... 249
รูปที่ 4.41 ตัวอย่างรูปภาพที่ผ่านการตรวจจับภาพรอยโรคโดยโมเดล YOLOv7
ของข้อมูลชุดทดสอบ..... 251
รูปที่ 4.42 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบ
ในการฝึกโมเดล YOLOv7x..... 252
รูปที่ 4.43 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า mAP@0.5 และ epoch (ซ้าย) และ
mAP@0.5:0.95 (ขวา) ของของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv7..... 252
รูปที่ 4.44 ตัวอย่างรูปภาพที่ผ่านการตรวจจับภาพรอยโรคโดยโมเดล YOLOv7x
ของข้อมูลชุดทดสอบ..... 254
รูปที่ 4.45 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบ
ในการฝึกโมเดล YOLOv8n..... 255
รูปที่ 4.46 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า mAP@0.5 และ epoch (ซ้าย) และ
mAP@0.5:0.95 (ขวา) ของของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv8n..... 255
รูปที่ 4.47 ตัวอย่างรูปภาพที่ผ่านการตรวจจับภาพรอยโรคโดยโมเดล YOLOv8n
ของข้อมูลชุดทดสอบ..... 257
รูปที่ 4.48 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบ
ในการฝึกโมเดล YOLOv8x..... 258

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.49 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า mAP@0.5 และ epoch (ซ้าย) และ mAP@0.5:0.95 (ขวา) ของของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv8x..... 258
รูปที่ 4.50 ตัวอย่างรูปภาพที่ผ่านการตรวจจับภาพรอยโรคโดยโมเดล YOLOv8x ของข้อมูลชุดทดสอบ..... 260
รูปที่ 4.51 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบ ในการฝึกโมเดล YOLOv7x..... 264
รูปที่ 4.52 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบ ในการฝึกโมเดล YOLOv7x..... 265
รูปที่ 4.53 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบ ในการฝึกโมเดล YOLOv8x..... 266
รูปที่ 4.54 แสดงผลของการจำแนกรูปภาพรอยโรคในช่องปากผ่านแอพพลิเคชัน Image Classifier..... 267
รูปที่ 4.55 แสดงผลของการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปากผ่านแอพพลิเคชัน Object Detection using YOLOv8..... 268

รูปภาคผนวก ก.

รูปที่ ก1 library ที่จำเป็นต้องใช้ในการฝึกโมเดล..... 276
รูปที่ ก2 การกำหนด path ของชุดข้อมูลรวมถึงชื่อของคลาส ขนาดรูปภาพ และ path ของข้อมูลชุดฝึก ชุดตรวจสอบและชุดทดสอบ..... 277
รูปที่ ก3 การกำหนดฟังก์ชันในการย้ายไฟล์..... 278
รูปที่ ก4 การเตรียมข้อมูลชื่อไฟล์และป้ายกำกับคลาส..... 279
รูปที่ ก5 การนำเข้าโมเดล keras..... 280
รูปที่ ก6 การเพิ่มโครงสร้างโมเดล..... 281
รูปที่ ก7 การนำเข้าโมเดล keras attention..... 283
รูปที่ ก8 การเตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอนโมเดล..... 284
รูปที่ ก9 การโหลดข้อมูลจากตัวฝึกสอน (train generator) ที่ใช้สำหรับฝึกโมเดลลงในตัวแปร x_train และ y_train..... 286

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ ก10 การเก็บข้อมูลจากชุดข้อมูลการตรวจสอบ (Validation_generator) ลงในตัวแปร x_val และ y_val..... 288
รูปที่ ก11 การเก็บข้อมูลจากชุดข้อมูลการทดสอบ (Test_generator) ลงในตัวแปร x_Test และ y_Test..... 289
รูปที่ ก12 การเรียกใช้ฟังก์ชัน Callback..... 290
รูปที่ ก13 การดำเนินการการฝึกสอนโมเดล..... 291
รูปที่ ก14 การโหลดโมเดล..... 291
รูปที่ ก15 การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยชุดข้อมูลชุดทดสอบ..... 293
รูปที่ ก16 การสร้างกราฟเพื่อแสดงแนวโน้มในการฝึกโมเดลของค่า Accuracy และ Loss..... 294
รูปที่ ก17 การเรียกใช้ library เพื่อแสดงผลลัพธ์..... 294
รูปที่ ก18 การกำหนดตัวแปรต่าง ๆ เพื่อที่จะเตรียมไว้ใช้ในการสร้าง classification_report, confusion_matrix, roc curve และ auc..... 297
รูปที่ ก19 การสร้างฟังก์ชันที่ใช้ในการพล็อต Confusion matrix ในรูปแบบ heatmap สำหรับข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 299
รูปที่ ก20 การสร้างฟังก์ชันที่ใช้ในการพล็อต Confusion matrix ในรูปแบบ heatmap สำหรับข้อมูลชุดทดสอบ..... 301
รูปที่ ก21 การแสดงผลของ Confusion matrix ของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบ..... 302
รูปที่ ก22 การแสดงผลของ Confusion matrix ของชุดข้อมูลชุดทดสอบ..... 302
รูปที่ ก23 การพิมพ์ Classification Report โดยใช้ฟังก์ชัน classification_report..... 303
รูปที่ ก24 การแสดงเป้าหมายในการทำนายคะแนน (score) โดยใช้โมเดลที่ถูกฝึก..... 304
รูปที่ ก25 การสร้างกราฟ ROC โดยใช้ไลบรารี Plotly ของชุดตรวจสอบ (Validation set)..... 305
รูปที่ ก26 การสร้างกราฟ ROC โดยใช้ไลบรารี Plotly ของชุดทดสอบ (Test set)..... 307

รูปภาคผนวก ข.

รูปที่ ข1 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3..... 316
รูปที่ ข2 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3..... 320

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 3.42 การสร้างและกำหนดคุณสมบัติของกรอบ (Frame) สำหรับการจัดวาง
อินเทอร์เฟสกราฟิก..... 122
รูปที่ 3.43 การกำหนดฟังก์ชัน open_file..... 123
รูปที่ 3.44 การกำหนดฟังก์ชัน load_weights..... 123
รูปที่ 3.45 การกำหนดฟังก์ชัน open_image..... 124
รูปที่ 3.46 การกำหนดฟังก์ชัน load_image..... 124
รูปที่ 3.47 การกำหนดฟังก์ชัน Test_image..... 125
รูปที่ 3.48 การสร้างส่วนบนของแอพพลิเคชัน..... 125
รูปที่ 3.49 การสร้างส่วนกลางของแอพพลิเคชัน..... 126
รูปที่ 3.50 การสร้างส่วนล่างของแอพพลิเคชัน..... 126
รูปที่ 3.51 การสร้างช่องข้อความแสดงข้อความแจ้งเตือนใน notification_frame..... 127
รูปที่ 3.52 การสร้างช่องข้อความแสดงข้อความแจ้งเตือนใน notification_frame..... 127
รูปที่ 3.53 หน้าต่าง GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก..... 128
รูปที่ 3.54 การติดตั้ง library Pyinstaller..... 129
รูปที่ 3.55 การแปลงไฟล์ .py เป็น .exe..... 130
รูปที่ 3.56 ข้องมูลภายในไฟล์ app.py หลังทำการเปลี่ยน model_path..... 131
รูปที่ 3.57 การเรียกใช้คำสั่ง streamlit run app.py เพื่อเปิดแอพพลิเคชั่น..... 132
รูปที่ 3.58 หน่าต่างโปรแกรม GUI สำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก..... 132
รูปที่ 4.1 กราฟแสดงผลการฝึกโมเดลของผลการทดลองที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง
Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch..... 138
รูปที่ 4.2 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบของโมเดล..... 140
รูปที่ 4.3 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ
F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล DenseNet121..... 143
รูปที่ 4.4 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ
F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล InceptionResNetV2..... 145
รูปที่ 4.5 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ
F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล InceptionV3..... 147

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ ข3 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3..... 324
รูปที่ ข4 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3..... 327
รูปที่ ข5 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3..... 330
รูปที่ ข6 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5..... 338
รูปที่ ข7 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5..... 341
รูปที่ ข8 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5..... 345
รูปที่ ข9 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5..... 347
รูปที่ ข10 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5..... 350
รูปที่ ข11 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส candidiaisis ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3..... 359
รูปที่ ข12 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3..... 362
รูปที่ ข13 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3..... 366
รูปที่ ข14 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3..... 369
รูปที่ ข15 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3..... 372
รูปที่ ข16 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5..... 381

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ ข17 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5..... 384
รูปที่ ข18 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5..... 388
รูปที่ ข19 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5..... 391
รูปที่ ข20 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5..... 394
รูปที่ ข21 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3..... 398
รูปที่ ข22 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3..... 401
รูปที่ ข23 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3..... 403
รูปที่ ข24 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3..... 405
รูปที่ ข25 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของ Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3..... 407
รูปที่ ข26 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5..... 411
รูปที่ ข27 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5..... 414
รูปที่ ข28 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5..... 416
รูปที่ ข29 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5..... 418
รูปที่ ข30 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5..... 420

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ ข31 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3..... 425
รูปที่ ข32 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Leukoplakiaในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3..... 428
รูปที่ ข33 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3..... 430
รูปที่ ข34 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Other whiteในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3..... 432
รูปที่ ข35 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3..... 435
รูปที่ ข36 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5..... 440
รูปที่ ข37 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5..... 443
รูปที่ ข38 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5..... 445
รูปที่ ข39 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5..... 447
รูปที่ ข40 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบ
ของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5..... 450

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

รอยโรคในช่องปากคือสิ่งผิดปกติที่ปรากฏขึ้นภายในช่องปาก ซึ่งสามารถเกิดบนริมฝีปาก เหงือก หรือลิ้น โดยที่อาจเกิดจากปัจจัยต่างๆ เช่น การติดเชื้อ การบาดเจ็บ หรือเกิดจากโรคประจำตัว ประเภทของรอยโรคในช่องปากมีทั้งแบบรอยโรคชนิดไม่ร้ายแรง รอยโรคระยะก่อนเป็นมะเร็งหรือเป็นมะเร็ง รอยโรคชนิดไม่ร้ายแรงจะไม่พัฒนาไปเป็นมะเร็ง จะไม่แพร่กระจายไปยังส่วนอื่นของช่องปากหรือแทรกซึมเข้าไปในเนื้อเยื่อข้างเคียง หากแพทย์ทำการผ่าออก รอยโรคประเภทนี้จะไม่กลับมาเป็นอีกครั้ง สำหรับรอยโรคก่อนมะเร็ง แม้ว่าเซลล์จะยังไม่เป็นเนื้อร้าย แต่ก็มีโอกาสที่จะพัฒนาเป็นมะเร็งได้ ส่วนเนื้อร้ายที่เป็นมะเร็ง เซลล์จะมีความสามารถในการเพิ่มจำนวนและกระจายไปทั่วช่องปาก มีข้อมูลการรายงานจาก Global Cancer Statistics 2020 ซึ่งได้ประมาณการการเกิดมะเร็งในช่องปากและริมฝีปากรายใหม่ถึง 377,713 ราย และมีผู้ที่เสียชีวิตถึง 177,757 ราย ในปี 2020 เมื่อเปรียบเทียบการเกิดมะเร็งในช่องปากและริมฝีปากรายใหม่จากเพศ ผู้ชายจะมีอุบัติการณ์และอัตราการเสียชีวิตสูงกว่าผู้หญิงถึงสองเท่า นอกจากนี้ทั้งผู้ชายและผู้หญิงยังมีอุบัติการณ์และอัตราการเสียชีวิตตามมาตรฐานอายุในประเทศที่มีดัชนีการพัฒนามนุษย์ (Human Development Index (HDI)) ในระดับสูงและสูงมาก ซึ่งสูงกว่าประเทศที่มีดัชนีการพัฒนามนุษย์ปานกลางจนถึงต่ำ สาเหตุและปัจจัยเสี่ยงของมะเร็งช่องปากนั้นมีมากมาย เช่น การใช้ยาสูบในรูปแบบใดก็ได้ ไม่ว่าจะเป็นการสูบบุหรี่หรือแบบไร้ควัน การบริโภคแอลกอฮอล์เกินขนาด การเคี้ยวหมากซึ่งประกอบด้วยหมากพลู ปูนขาว และยาสูบ หรือการติดเชื้อ HPV (Human papillomavirus) อย่างไรก็ตามมะเร็งในช่องปากนั้นไม่ได้เกิดขึ้นในทันที รอยโรคระยะก่อนเป็นมะเร็งจะเกิดขึ้นมาก่อน หากรอยโรคนี้ไม่ได้รับการรักษาอย่างทันท่วงทีก็จะมีโอกาสสูงมากที่จะพัฒนาไปเป็นมะเร็ง ดังนั้นการตรวจพบตั้งแต่เนิ่น ๆ จึงมีความสำคัญอย่างยิ่ง เนื่องจากสามารถรักษาและป้องกันได้ก่อนที่จะลุกลามเป็นมะเร็ง อีกทั้งลดอัตราการป่วยและเสียชีวิตของผู้ป่วยด้วย รอยโรคที่ผิดปกติในช่องปากสามารถแบ่งออกได้เป็นสองกลุ่มใหญ่ ๆ ได้แก่ รอยโรคสีขาวและรอยโรคสีแดง รอยโรคสีขาวมีทั้งแบบรอยโรคระยะก่อนมะเร็งและรอยโรคชนิดไม่ร้ายแรง ซึ่งรอยโรคระยะก่อนมะเร็งและเป็นรอยโรคสีขาวก็มีหลายประเภท เช่น Leukoplakia, Lichen planus, และ Submucosal fibrosis ส่วนรอยโรคสีแดงก็มีหลายประเภทเช่นเดียวกัน ตัวอย่างเช่น ErythroLeukoplakia และ Erythroplakia การระบุรอยโรคที่ผิดปกติส่วนใหญ่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จะแยกโดยการตรวจชิ้นเนื้อ การวินิจฉัยมะเร็งช่องปากต้องใช้ความชำนาญในการแยกแยะชนิดของเซลล์ในช่องปากที่ผิดปกติ นี่เป็นสาเหตุสำคัญที่ทำให้การตรวจพบมะเร็งช่องปากนั้นทำได้ช้า อีกทั้งจำนวนผู้เชี่ยวชาญในสาขานี้มีจำกัด และการรักษามะเร็งโดยเฉพาะในระยะท้ายๆ มีค่าใช้จ่ายสูงมาก การพัฒนาการตรวจคัดกรองที่คุ้มค่าใช้จ่ายจะเสริมกระบวนการที่มีอยู่นั้นได้รับความสนใจอย่างมาก โดยเฉพาะอย่างยิ่ง การใช้วิธีวิเคราะห์ภาพอัตโนมัติสำหรับการจำแนกประเภทและการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปากสามารถเพิ่มความรวดเร็ว ปรับปรุงประสิทธิภาพและความแม่นยำของกระบวนการวินิจฉัยได้อย่างมาก แน่นอนว่ารอยโรคที่ไม่ร้ายแรงและรอยโรคระยะก่อนมะเร็งหลายๆ ประเภทนั้นมีวิธีการรักษาที่แตกต่างกัน ตัวอย่างเช่น Leukoplakia วิธีการรักษาคือ จำเป็นต้องตัดบริเวณที่เป็นรอยโรคตรงนั้นออกและติดตามคนไข้อย่างใกล้ชิดรวมถึงห้ามทำการรักษาโดยใช้สเตียรอย ส่วน Lichen planus สามารถรักษาโดยใช้สเตียรอยหรือยากดภูมิคุ้มกัน นอกจากนี้ รอยโรคชนิด Candidiasis ซึ่งจัดอยู่ในประเภทรอยโรคที่ไม่พัฒนาไปเป็นมะเร็งสามารถรักษาได้โดยใช้ยาต้านเชื้อรา เช่น Nystatin oral suspension หรือ Miconazole gel อย่างไรก็ตามการรักษาโดยใช้ยาที่ตรงประเภทกับรอยโรคจะช่วยหยุดการลุกลามของรอยโรคนั้นอีกทั้งเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพต่อการรักษามากยิ่งขึ้น

การใช้ปัญญาประดิษฐ์และการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อการวินิจฉัยทางการแพทย์ แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการคาดการณ์ผลลัพธ์ซึ่งเพิ่มขึ้นอย่างมากเมื่อเทียบกับการพึ่งพาการวินิจฉัยภาพด้วยตาเปล่า การจำแนกภาพและการตรวจจับภาพรอยโรค ทั้งสองเทคนิคนี้เป็นเทคนิคในการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และ คอมพิวเตอร์วิทัศน์ (Computer Vision) ที่ช่วยให้โมเดลสามารถคาดการณ์เกี่ยวกับอินพุตหรือสิ่งที่ป้อนเข้ามาได้ การจำแนกภาพเป็นเทคนิคในการเรียนรู้ของเครื่องซึ่งโมเดลจะได้รับการฝึกฝนเพื่อกำหนดป้ายกำกับหรือคลาสให้กับตัวอย่างของสิ่งที่ป้อนเข้ามา โดยที่เป้าหมายของการจำแนกภาพนั่นคือการทำนายประเภทของข้อมูลที่ไม่เคยพบมาก่อนอย่างแม่นยำโดยพิจารณาจากคุณสมบัติหรือลักษณะเด่นที่มีอยู่ การตรวจจับภาพรอยโรคเป็นเทคนิคหนึ่งในคอมพิวเตอร์วิทัศน์ ซึ่งโมเดลได้รับการฝึกฝนให้ระบุตำแหน่งวัตถุภายในภาพและจัดประเภทวัตถุเหล่านั้น เป้าหมายของการตรวจจับภาพรอยโรคคือการระบุตำแหน่งและจำแนกวัตถุหลายชิ้นภายในภาพอย่างแม่นยำ กระบวนการนี้มักจะเกี่ยวข้องกับการฝึกโมเดลเพื่อตรวจจับภาพรอยโรคโดยการเรียนรู้ที่จะจำแนกขอบเขตภายในรูปภาพ จากนั้นจึงวาดกรอบล้อมรอบวัตถุที่ตรวจพบ โดยปกติแล้วหากพบรอยโรคไม่ว่าจะเป็นรอยโรคชนิดไม่ร้ายแรง หรือรอยโรคระยะก่อนเป็นมะเร็ง เมื่อถูกพบโดยแพทย์ทั่วไปหรือทันตแพทย์ที่ไม่ได้มีประสบการณ์มากทางด้านรอยโรค แพทย์หรือทันตแพทย์จะส่งภาพรอยโรคหรือส่งตัวผู้ป่วยต่อไปยังผู้เชี่ยวชาญเพื่อทำการวินิจฉัยและเข้าสู่กระบวนการรักษาต่อไป ด้วยวิธีการดังกล่าวข้างต้น การ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อจำแนกภาพและตรวจจับภาพรอยโรค จะเป็นส่วนสำคัญที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการวินิจฉัยภาพรอยโรคในช่องปาก ให้มีความรวดเร็วและแม่นยำมากขึ้น เป็นการลดภาระของผู้เชี่ยวชาญลง อีกทั้งผู้ป่วยได้รับการรักษาได้ทันท่วงทีและลดอัตราการเสียชีวิตลงอีกด้วย

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1.2.1. เพื่อศึกษากระบวนการการทำงานของการเรียนรู้เชิงลึกและคอมพิวเตอร์วิทัศน์ และนำมาประยุกต์ใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อการจำแนกภาพและการตรวจจับภาพรอยโรคโดยมีรูปภาพที่เป็นภาพถ่ายรอยโรคต่างๆ ที่ป้อนเข้ามา

1.2.2. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองแบบต่าง ๆ เพื่อการจำแนกภาพและการตรวจจับภาพรอยโรคภายใต้ชุดข้อมูลเดียวกัน

1.2.3. สร้างแอพพลิเคชั่นจากแบบจำลองที่ได้แล้วนำมาใช้จริงกับรูปภาพของรอยโรคประเภทต่างๆ กับชุดข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน

1.3 สมมุติฐานของการศึกษา

งานวิจัยนี้จัดทำขึ้นมาเพื่อประยุกต์ใช้ความรู้ทางด้านการเรียนรู้เชิงลึกและคอมพิวเตอร์วิทัศน์มาช่วยในการทำนายภาพการจำแนกภาพและการตรวจจับภาพรอยโรค แบบจำลองที่ได้จากการเรียนรู้ฝึกฝนทั้งสองแบบสามารถจำแนกภาพถ่ายรอยโรคในช่องปากซึ่งได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer รวมถึงสามารถระบุตำแหน่งรอยโรคเหล่านี้ภายในภาพได้อย่างแม่นยำและชัดเจน และแอพพลิเคชั่นที่สร้างจากแบบจำลองของการจำแนกภาพและการ ตรวจจับภาพรอยโรคสามารถใช้ได้จริงในด้านการแพทย์

1.4 ขอบเขตการวิจัย

งานวิจัยใช้ความรู้ทางด้านการเรียนรู้เชิงลึกและคอมพิวเตอร์วิทัศน์มาประยุกต์ใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อการจำแนกภาพและการตรวจจับภาพรอยโรค โดยมีชุดข้อมูลภาพถ่ายของรอยโรคในช่องปาก 5 ชนิด ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer โดยมีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองต่างๆ แบบจำลองสำหรับการจำแนกภาพที่ใช้ ได้แก่ DenseNet121, DenseNet169, DenseNet201, Xception, InceptionResNetv2, Inceptionv3, ResNet50, VGG16, VGG19, DaViT, IFormer, TinyViT, และ CoTNet ส่วนแบบจำลองที่ใช้ในการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตรวจจับภาพรอยโรค ได้แก่ YOLOv7, YOLOv7X, YOLOv8n, และ YOLOv8X ภาพถ่ายรอยโรคในช่องปากที่นำมาเป็นชุดข้อมูลเป็นไฟล์ภาพ .jpg หรือ .png ชุดข้อมูลภาพถ่ายรอยโรคในช่องปากชุดนี้มาจากคณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล พร้อมกับเอกสารผ่านกระบวนการวิจัยในมนุษย์

1.5 แผนการดำเนินงานวิจัย

ช่วงเวลาในการดำเนินงานจะเริ่มตั้งแต่ภาคการศึกษาที่ 1/2564 เดือนสิงหาคม พ.ศ. 2564 ถึงภาคการศึกษาที่ 1/2566 เดือนสิงหาคม พ.ศ. 2566 แสดงดังตารางที่ 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 1.1 แผนการดำเนินงานวิจัย

ลำดับ	วิธีดำเนินงานวิจัย	ปีการศึกษา				
		1/2564	2/2564	1/2565	2/2565	1/2566
		ส.ค. - ธ.ค. 2564	ม.ค. - พ.ค. 2564	ส.ค. - ธ.ค. 2565	ม.ค. - พ.ค. 2565	ส.ค. - ธ.ค. 2566
1	ศึกษาประเภทและลักษณะของชุดข้อมูลรอยโรคในช่องปาก					
2	ศึกษาค้นคว้าเกี่ยวกับการประมวลผลภาพ (Image Processing)					
3	ศึกษาค้นคว้าเกี่ยวกับการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)					
4	ศึกษาเรียนรู้เกี่ยวการเขียนโปรแกรม Python รวมถึงวิธีการติดตั้งโปรแกรมต่าง ๆ					
5	รวบรวมชุดข้อมูลจากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญด้านรอยโรคในช่องปาก					
6	ออกแบบการทดลองและดำเนินการฝึกโมเดลด้านการจำแนกรูปภาพ					
7	ศึกษาและดำเนินการการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลด้านการจำแนกรูปภาพ					
8	ออกแบบการทดลองและดำเนินการฝึกโมเดลด้านการตรวจจับภาพรอยโรค					
9	ศึกษาและดำเนินการการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลด้านการจำตรวจจับภาพรอยโรค					
10	ศึกษาและดำเนินการวิธีการสร้างส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ (GUI: Graphical User Interface)					
11	จัดทำรูปเล่มวิจัย					

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 โรคมะเร็งช่องปาก (Oral Cancer) [1]

โรคมะเร็งในช่องปากคือมะเร็งที่เกิดขึ้นในบริเวณต่างๆ ภายในช่องปาก ไม่ว่าจะเป็น ลิ้น ริมฝีปาก เหงือก พื้นปาก เพดานปาก หรือเยื่อเมือกที่แก้ม มะเร็งช่องปากจัดอยู่ในกลุ่มของมะเร็งใบหน้า ศีรษะและลำคอ มีข้อมูลการรายงานจาก Global Cancer Statistics 2020 ซึ่งได้ประมาณการการเกิดมะเร็งในช่องปากและริมฝีปากรายใหม่ถึง 377,713 ราย และมีผู้ที่เสียชีวิตถึง 177,757 ราย ในปี 2020 เมื่อเปรียบเทียบการเกิดมะเร็งในช่องปากและริมฝีปากรายใหม่จากเพศ ผู้ชายจะมีอุบัติการณ์และอัตราการเสียชีวิตสูงกว่าผู้หญิงถึงสองเท่า ตำแหน่งที่พบมะเร็งช่องปากมากที่สุดก็คือลิ้น รองลงมาที่พบคือบริเวณพื้นปากและกระพุ้งแก้ม สาเหตุหลักเกิดจากการที่รอยโรคส่วนมากถูกพบในระยะที่รอยโรคได้มีการลุกลามไปมากแล้วจึงทำให้ไม่สามารถรักษาได้ ทั้งนี้อาจเกิดจากการขาดความรู้ความเข้าใจที่ถูกต้อง และความกลัวที่จะเข้ารับการรักษา นอกจากนี้ยังเกิดจากการขาดแคลนของผู้ที่มีความชำนาญในด้านการตรวจวินิจฉัยและการรักษา ทำให้ผู้ป่วยไม่สามารถเข้าถึงการรักษาและรักษาได้ทันท่วงที ตัวอย่างรูปมะเร็งในช่องปากแสดงดังรูปที่ 2.1

รูปที่ 2.1 มะเร็งในช่องปาก

(ที่มา : https://www.pharmacymagazine.co.uk/clinical/oral-cancer-cases-on-the-rise)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปัจจัยเสี่ยงของการเกิดมะเร็งช่องปาก

1. การสูบบุหรี่ สามารถก่อให้เกิดความเสี่ยงในการเกิดเซลล์มะเร็งได้มากกว่าผู้ที่ไม่สูบถึง 6 เท่า
2. การบริโภคยาสูบ ไม่ว่าจะเป็นการผ่านการเคี้ยว การสูดดม หรือการจุ่ม อาจก่อให้เซลล์พัฒนาไปเป็นเซลล์มะเร็งที่บริเวณเหงือก แก้ม หรือริมฝีปาก
3. กรรมพันธุ์ หรือในครอบครัวเคยมีประวัติที่เคยเป็นมะเร็งมาก่อน
4. การบริโภคแอลกอฮอล์มากเกินไป พบว่าผู้ที่ดื่มแอลกอฮอล์มีโอกาสเป็นมะเร็งมากกว่าผู้ที่ไม่ดื่มถึง 6 เท่า
5. ติดเชื้อ HPV (Human Papillomavirus) เป็นเชื้อชนิดเดียวกันกับเชื้อที่ทำให้เกิดมะเร็งปากมดลูกในเพศหญิงและมะเร็งที่อวัยวะเพศชาย ทั้งนี้เชื้อ HPV สามารถติดต่อกันโดยการส่งผ่านกันด้วยการสัมผัสของบาดแผลกับบริเวณที่มีเชื้อ ตลอดจนการมีเพศสัมพันธ์ทั้งทางปาก ช่องคลอด และทวารหนัก

อาการของมะเร็งช่องปาก

1. มีรอยโรคสีขาว สีแดง หรือสีขาวปนแดง
2. คล้ายแผลร้อนในที่เรื้อรังนานกว่า 2-3 สัปดาห์
3. อาจมีก้อนเนื้อบวมโต
4. อาจมีอาการชา ปวด หรือมีเลือดไหลในช่องปากโดยไม่ทราบสาเหตุ
5. กลืน เคี้ยวอาหารลำบาก พูดหรืออ้าปากได้น้อย เสียงเปลี่ยน เจ็บในหู
6. น้ำหนักตัวลดลงอย่างรวดเร็ว

การป้องกันโรคมะเร็งช่องปาก

1. ลดความเสี่ยงในการทำให้เกิดการระคายเคืองต่อเนื้อเยื่อในช่องปาก เช่น ลดการสูบบุหรี่ การดื่มสุรา การเคี้ยวหมากพลู การสูบยาเส้น
2. รับประทานอาหาร ผักและผลไม้หลากหลายชนิดที่อุดมไปด้วยวิตามินและสารต้านอนุมูลอิสระ
3. หมั่นตรวจสุขภาพของช่องปากและฟันทุก 6 เดือน หากมีความผิดปกติใดๆ เช่น ฟันผุ ฟันบิ่น ฟันปลอมหลวม ให้รีบพบทันตแพทย์ทันที

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 รอยโรคสีขาวและแดงขาวที่พบบ่อยในช่องปากและการรักษา [2]

เมื่อพบรอยโรคที่มีสีขาวในช่องปาก ก่อนอื่นทันตแพทย์จะทำการเช็ดด้วยผ้าก๊อซสะอาดเพื่อดูว่ารอยโรคนั้นเช็ดออกหรือไม่ ดังนั้นรอยโรคสีขาวในช่องปากจึงแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มใหญ่ ได้แก่

2.2.1 รอยโรคสีขาวที่สามารถเช็ดออก

อาจเกิดจากการติดเชื้อรา หรือเกิดจากการตายของเซลล์เยื่อบุหรือเคราตินที่หลุดออกมา ตัวอย่างเช่น

2.2.1.1 การติดเชื้อราแคนดิดาในช่องปากแบบเยื่อเทียม (pseudomembranous Candidiasis)

สาเหตุ

เป็นโรคที่เกิดจากการจากติดเชื้อราชนิดแคนดิดาซึ่งสามารถเกิดได้กับทุกระบบในร่างกาย โดยทั่วไปมักจะแบ่งการติดเชื้อราชนิดแคนดิดาออกเป็น 2 ชนิดได้แก่

1. การติดเชื้อราแคนดิดาที่พื้นผิว (Superficial Candidiasis) เป็นการติดเชื้อที่บริเวณพื้นผิวของร่างกาย เช่น ในช่องปาก บริเวณผิวหนังหรือเล็บ เป็นต้น

2. การติดเชื้อราแคนดิดาทางระบบ (Systemic (Deep-seated) Candidiasis) เป็นการติดเชื้อทางระบบ เช่น ระบบทางเดินอาหาร ระบบทางเดินหายใจ ระบบขับถ่าย ระบบประสาท เป็นต้น

ลักษณะทางคลินิก

มีลักษณะเป็นแผ่นคราบสีขาวคล้ายลิ่มนมที่สามารถเช็ดหรือขูดออกได้ง่ายด้วยผ้าก๊อซ หลังจากเช็ดออกแล้วมักพบเป็นรอยแดงหรือรอยถลอกอยู่ข้างใต้พบมากที่บริเวณเยื่อบุกระพุ้งแก้ม ด้านในริมฝีปาก ลิ้น เพดาน มักพบในผู้ป่วยที่มีภูมิคุ้มกันต่ำ ใช้ยาสเตียรอยด์หรือยาปฏิชีวนะมาเป็นเวลานาน ผู้ป่วยอาจไม่มีอาการใดๆ หรือมีอาการปวดแสบปวดร้อนในช่องปาก การรับรสเปลี่ยนแปลง หรืออาจมีภาวะปากแห้ง น้ำลายน้อยร่วมด้วย ทำให้การกลืนอาหารลำบาก ตัวอย่างการติดเชื้อราแคนดิดาในช่องปากแสดงดังรูปที่ 2.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.2 การติดเชื้อราแคนดิดาในช่องปาก

(ที่มา : https://dr-efi.com/the-first-30-days/oral-thrush-oral-Candidiasis-in-children/)

การรักษา

การหาสาเหตุที่ทำให้เกิดการติดเชื้อราเป็นสิ่งสำคัญที่สุด เพราะฉะนั้นต้องกำจัดที่สาเหตุเพื่อป้องกันการกลับมาเป็นซ้ำของการติดเชื้อราในช่องปาก เช่นหากผู้ป่วยมีภาวะภูมิคุ้มกันบกพร่องหรือขาดสารอาหาร ควรส่งผู้ป่วยพบแพทย์เพื่อรับการตรวจเลือดและรับการรักษาที่เหมาะสม หากผู้ป่วยเป็นโรคเบาหวานที่ควบคุมได้ไม่ดี ควรส่งต่อผู้ป่วยเพื่อรับการควบคุมเบาหวานให้ดี นอกจากนี้การให้ยาต้านเชื้อราเฉพาะที่อาจจะต้องพิจารณาประวัติผู้ป่วยด้วยว่ามีการติดเชื้อบริเวณอื่นร่วมด้วยหรือไม่

2.2.1.2 การหลุดลอกของเคอราตินในช่องปากจากยาสีฟัน (Dentifrice-induced Keratin Detachment)

สาเหตุ

การหลุดลอกของเคอราตินพบในผู้ป่วยที่ใช้ยาสีฟันหรือน้ำยาบ้วนปากที่มีส่วนผสมของสารสมุนไพร ซึ่งมีรายงานว่าสมุนไพรที่ทำให้เกิดการหลุดลอกของเคราติน ได้แก่ มิ้นท์ (Mint) อบเชย Cinnamon) น้ำมันกานพลู (Clove Oil) เสจ (Sage) น้ำมันยูคาลิปตัส (Eucalyptus Oil) และน้ำมันที่สกัดจากสมุนไพรอื่นๆ (Other Essential oils)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลักษณะทางคลินิก

พบฝ้าขาวหลุดออกได้ง่ายเป็นแผ่นโดยผู้ป่วยไม่มีความเจ็บปวดใดๆ มักพบได้ในเวลาเช้าหลังตื่นนอน แต่หลังจากเช็ดออกแล้วจะไม่มีรอยแดงภายใต้พื้นผิว ตัวอย่างการหลุดลอกของเคอราตินในช่องปากแสดงดังรูปที่ 2.3

การรักษา

ควรเปลี่ยนยาสีฟันหรือน้ำยาบ้วนปากดังกล่าว

รูปที่ 2.3 การหลุดลอกของเคอราตินในช่องปาก

(ที่มา : https://pocketdentistry.com/reactive-keratotic-lesions-nonLeukoplakias/)

2.2.1.3 การตายของเยื่อบุจากสารเคมี (Epithelium Necrosis from Chemical Agent)

สาเหตุ

เกิดจากการนำยาหรือสารบางชนิดไปใส่ที่บริเวณฟันหรือบริเวณข้างเคียงทำให้เกิดการตายของเยื่อบุ

ลักษณะทางคลินิก

พบเนื้อที่ตายแล้วสีขาวหลุดออกมา ซึ่งมักพบในผู้ป่วยที่มีประวัติปวดฟันและนำยาแก้ปวดไปทาบริเวณที่ปวดฟันทำให้สารเคมีไปโดนเนื้อเยื่อ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การรักษา

ปกติแผลมักหายเองภายใน 1-2 สัปดาห์ หากผู้ป่วยมีอาการมาก แพทย์จะทำการรักษาตามอาการ

2.2.2 รอยโรคสีขาวที่ไม่สามารถเช็ดออกได้

2.2.2.1 ภาวะหนาด้านจากการเสียดสี (Frictional Keratosis)

สาเหตุ

เกิดจากการเสียดสีหรือระคายเคือง เช่น จากฟันเทียมที่หลวม

ลักษณะทางคลินิก

มักเกิดบริเวณที่มีการเสียดสีหรือระคายเคือง เช่น ริมฝีปาก กระพุ้งแก้ม ตัวอย่างภาวะหนาด้านจากการเสียดสีแสดงดังรูปที่ 2.4

การรักษา

กำจัดสิ่งที่ทำให้เกิดการระคายเคือง หลังจากนั้นทันตแพทย์จะติดตามผู้ป่วยเป็นระยะๆ

รูปที่ 2.4 ภาวะหนาด้านจากการเสียดสี (Frictional Keratosis)

(ที่มา : https://emedicine.medscape.com/article/1076089-overview?form=fpf)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.2.2 การกัดริมฝีปากหรือแก้มเรื้องรัง (Chronic Lip and Cheek Biting)

สาเหตุ

ผู้ป่วยกัดที่แก้ม ริมฝีปาก หรือบริเวณอื่นโดยไม่รู้ตัว เนื่องจากความเคยชินหรือขณะที่กำลังนอนหลับ

ลักษณะทางคลินิก

ลักษณะเป็นแผ่นฝ้าสีขาวที่เช็ดไม่ออกและมีขอบรุ่งริ่ง พื้นผิวไม่เรียบ พบบ่อยที่กระพุ้งแก้ม และในผู้ป่วยที่จัดฟัน ตัวอย่างการกัดริมฝีปากหรือแก้มเรื้องรังแสดงดังรูปที่ 2.5

การรักษา

ชี้แจงสาเหตุให้กับผู้ป่วยเพื่อลดพฤติกรรมดังกล่าว หรือบางรายอาจทำเฝือกสบฟันชนิดนุ่มให้ผู้ป่วยใส่เพื่อลดการเสียดสี และเฝ้าติดตามอย่างน้อย 1-3 เดือน

รูปที่ 2.5 การกัดริมฝีปากหรือแก้มเรื้องรัง

(ที่มา : https://fLossyposse.wordpress.com/2018/06/15/cheek-chewing-and-oral-cancer-is-there-a-link/)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.2.3 ไลเคนพลานัสในช่องปาก (Oral Lichen planus, OLP)

สาเหตุ

เกิดจากปฏิกิริยาของระบบภูมิคุ้มกันของร่างกายที่ไปทำลายเซลล์เยื่อบุที่ชั้นฐาน เกิดการหลุดลอกของเยื่อบุออกจากชั้นเนื้อเยื่อยึดต่อ ซึ่งสาเหตุของการเกิดปฏิกิริยาดังกล่าวปัจจุบันยังไม่ทราบเป็นที่แน่ชัด

ลักษณะทางคลินิก

เป็นรอยโรคสีขาวที่มีลักษณะเป็นลายเส้นร่วมกับการมีรอยแดงหรือแผลถลอก พบได้หลายตำแหน่ง เช่น บริเวณกระพุ้งแก้ม ริมฝีปาก เหงือก และลิ้น ตัวอย่างไลเคนพลานัสในช่องปากแสดงดังรูปที่ 2.6

การรักษา

หากผู้ป่วยมีอาการรุนแรงอาจต้องทำการรักษาโดยการใช้สเตียรอยด์ และแพทย์จะนัดผู้ป่วยมาติดตามเป็นระยะๆ นอกจากนี้หากผู้ป่วยมีการติดเชื้อราแคนดิดาร่วมด้วยหลังจากที่ใช้สเตียรอยด์ อาจจะให้ยาต้านเชื้อราร่วมด้วยเพื่อป้องกันการติดเชื้อรา

รูปที่ 2.6 ไลเคนพลานัสในช่องปาก (Oral Lichen planus, OLP)

(ที่มา : https://www.aaom.com/oral-lichen-planus)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.2.4 ลูปัสอิริทีมาโทซัส (Lupus Erythematosus)

สาเหตุ

การแสดงออกของรอยโรคคล้ายไลเคนพลานัสในช่องปาก เกิดจากการใช้ยาบางชนิด เช่นยาต้านจุลชีพที่ใช้ในการรักษาวัณโรค ยากันชักและยารักษาโรคเชื้อราบางชนิด

ลักษณะทางคลินิก

เป็นแผลหรือรอยแดงที่มีขอบชัดเจนในช่องปาก ขอบแผลยกนูนและเป็นฝ้าขาวกระจายอยู่รอบขอบแผล

การรักษา

การรักษาจะคล้ายกับไลเคนพลานัสในช่องปาก

2.2.2.5 ลิวโคเพลเคีย

สาเหตุ

พบในผู้ป่วยที่มีประวัติการสูบบุหรี่ บริโภคเครื่องดื่มที่มีแอลกอฮอล์ หรือเคี้ยวหมาก รวมถึงการติดเชื้อไวรัสที่ทำให้เกิดมะเร็งปากมดลูก นั่นคือ เชื้อไวรัสฮิวแมนแปปปิลโลมาไวรัส (Human Papillomavirus)

ลักษณะทางคลินิก

แบ่งออกเป็น 2 แบบ ได้แก่ ลิวโคเพลเคียแบบพื้นผิวสม่ำเสมอลิวโคเพลเคียแบบโฮโมจีเนียส (Homogeneous Leukoplakia) มีลักษณะเป็นฝ้าขาวที่เช็ดไม่ออก ค่อนข้างเป็นเนื้อเดียวกัน ส่วนอีกแบบคือ ลิวโคเพลเคียแบบนอนโฮโมจีเนียส มีลักษณะเป็นฝ้าขาวที่พื้นผิวไม่มีความสม่ำเสมอ อาจมีลักษณะคล้ายดอกกะหล่ำ หรือเป็นตะปุ่มตะป่ำเป็นเม็ดๆ หรือมีลักษณะเป็นฝ้าขาวปนแดง ตัวอย่างลิวโคเพลเคียแสดงดังรูปที่ 2.7

การรักษา

หากแพทย์สงสัยว่าเป็นลิวโคเพลเคียจะตัดชิ้นเนื้อไปตรวจ ซึ่งการรักษาขึ้นอยู่กับรายงานทางพยาธิวิทยาที่ได้ แพทย์จะให้ผู้ป่วยหยุดปัจจัยเสี่ยง เช่น การเคี้ยวหมาก สูบบุหรี่ หรือดื่มเครื่องดื่มที่มีแอลกอฮอล์ และนัดผู้ป่วยติดตามผล หากอาการไม่ดีขึ้น แพทย์จะทำการตัดรอยโรคออกทั้งหมดและทำการติดตามอย่างใกล้ชิด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.7 ลิวโคเพลเคีย (Leukoplakia)

(ที่มา : https://www.ccjm.org/content/87/3/133)

2.3 ความผิดปกติเสี่ยงมะเร็งช่องปาก (Oral Potentially Malignant Disorders)

เดิมทีจะใช้คำว่า รอยโรคก่อนมะเร็ง (Precancerous) ซึ่งหมายถึงเนื้อเยื่อที่มีการเปลี่ยนแปลงรูปร่าง และสภาวะก่อนมะเร็งช่องปาก (Precancerous condition) ซึ่งหหมายถึงสภาวะทั่วไปที่มีความสัมพันธ์กับความเสี่ยงที่เพิ่มขึ้นต่อการทำให้การเกิดมะเร็ง ต่อมาจนถึงปัจจุบันได้เปลี่ยนมาใช้ ความผิดปกติเสี่ยงมะเร็งช่องปาก (Oral Potentially Malignant Disorders) แทน เนื่องจากรอยโรคก่อนมะเร็งและสภาวะก่อนมะเร็งช่องปากทั้งหมดไม่ได้มีการเปลี่ยนแปลงเป็นมะเร็งช่องปากเสมอไป อาจแค่มีความเสี่ยงหรือแนวโน้มเท่านั้น

ชนิดของความผิดปกติเสี่ยงต่อมะเร็งช่องปากที่สำคัญ ได้แก่

1. ลิวโคเพลเคีย (Leukoplakia)
2. อิริโทรเพลเคียและอิริโทรลิวโคเพลเคีย (Erythroplakia and ErythroLeukoplakia)
3. ซับมิวคัส ไฟโปรซิส ช่องปาก (Oral Submucous Fibrosis)
4. ไลเคนพลานัสช่องปากและปฏิกิริยาไลคีนอยด์ในช่องปาก (Oral Lichen planus and Oral Lichenoid reaction)
5. กลุ่มอาการพลัมเมอร์ วินสัน (Plummer-Vinson Syndrome)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. ภาวะภูมิคุ้มกันบกพร่อง (Immune-compromised Condition)

2.4 แผลร้อนใน (Aphthous Ulcers) [3]

นอกจากรอยโรคสีขาวและความผิดปกติเสี่ยงต่อมะเร็งช่องปากแล้ว ก็ยังโรคในปากอีกชนิดหนึ่งที่แผลค่อนข้างคล้ายกับรอยโรคดังกล่าว แต่ไม่ได้เป็นความผิดปกติเสี่ยงต่อมะเร็งช่องปาก นั่นคือ โรคแผลในปาก (Mouth Ulcers) หรือ ร้อนใน (Aphthous Ulcers)

ร้อนใน (Aphthous Ulcers) เกิดจากการได้รับบาดเจ็บในช่องปากทำให้เกิดแผลขนาดเล็กเป็นวงไม่ลึก มักเกิดขึ้นที่กระพุ้งแก้ม เหงือก ลิ้น และด้านในริมฝีปาก บริเวณแผลจะมีอาการเจ็บปวดจากการอักเสบ ซึ่งร้อนในไม่ใช่โรคติดต่อและแผลมักจะหายเองภายใน 1-2 สัปดาห์ ตัวอย่างแผลร้อนในแสดงดังรูปที่ 2.8

สาเหตุที่ทำให้เกิดร้อนใน

- การกัดปากตัวเอง รวมไปถึง ลิ้นและกระพุ้งแก้ม
- เครียดสะสม
- การพักผ่อนไม่เพียงพอ
- ดื่มน้ำน้อย
- ขาดธาตุเหล็กและวิตามิน B12

วิธีการรักษาและป้องกัน

- บ้วนปากด้วยน้ำเกลืออย่างน้อย 3 ครั้งต่อวัน
- ทายาแก้ร้อนในไตรโนโลนชนิดป้ายปาก
- กินอาหารที่มีคุณค่าทางโภชนาการ
- หลีกเลี่ยงอาหารรสเผ็ด
- การรักษาสุขภาพอนามัยในช่องปากที่ดี
- นอนหลับให้เพียงพอ
- ดื่มน้ำเปล่า 5-8 แก้วต่อวัน
- หากมีอาการรุนแรงควรพบแพทย์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.8 แผลร้อนใน (Aphthous Ulcers)

(ที่มา : https://www.exta.co.th/caused-of-mouth-Ulcers-and-how-to-avoid-it-again/)

2.5 Artificial Intelligence, Machine Learning, และ Deep Learning [4]

ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence)

คือศาสตร์ที่ทำให้คอมพิวเตอร์มีความคิดในการตัดสินใจเหมือนมนุษย์ โดยการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ได้เองจากข้อมูล (Data) ที่นำมาสอน (Train) โดยไม่มีการเขียนโปรแกรมหรือป้อนกฎต่างๆ โดยโปรแกรมเมอร์

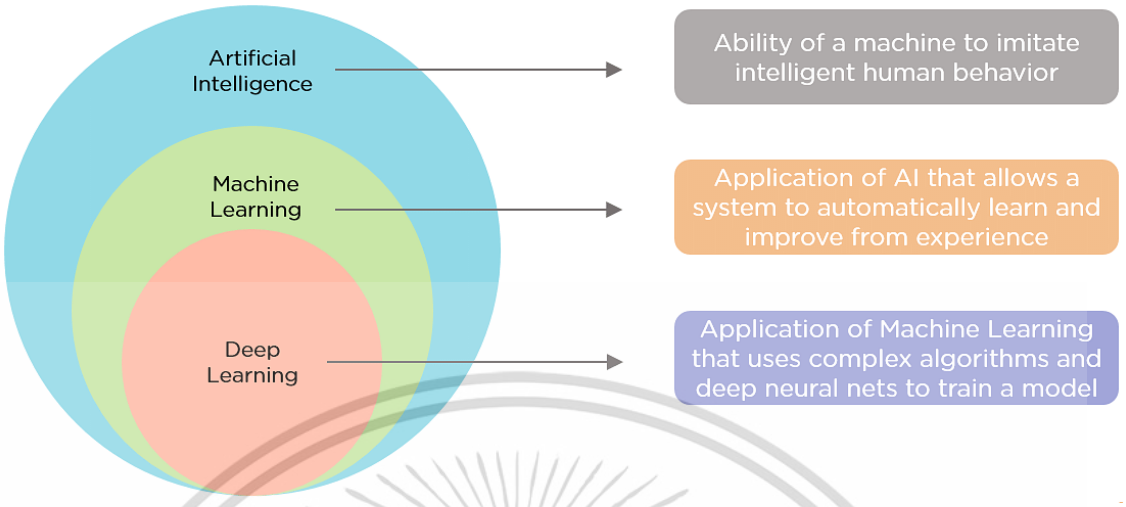
การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

เป็นการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ได้เองจากข้อมูลแล้วนำมาสอนโดยไม่มีการเขียนโปรแกรม หรือป้อนกฎต่างๆ โดยโปรแกรมเมอร์ การเรียนรู้ของเครื่องจึงเป็นเทคนิคที่ใช้สำหรับแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนที่ยากต่อการเขียนเงื่อนไขให้ครอบคลุม

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

เป็นเทคนิคหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งถูกออกแบบมาจากลักษณะของโครงข่ายประสาท (Neuron network) ในสมองของมนุษย์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.9 ความแตกต่างของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence), การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning), และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)
(ที่มา : https://www.simplilearn.com/tutorials/artificial-intelligence-tutorial/ai-vs-machine-learning-vs-deep-learning)

2.5.1 ประเภทของ Machine Learning

Machine Learning สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ประเภท ดังนี้

1. Supervised Learning

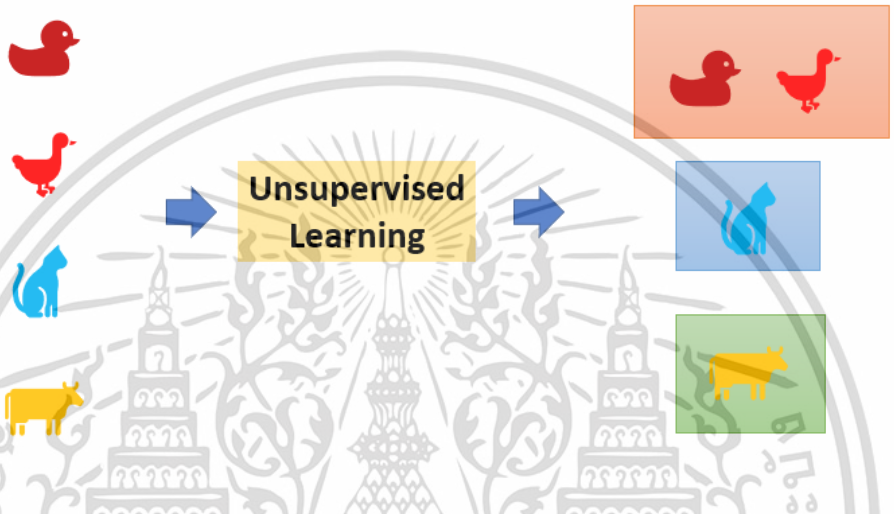
เป็นการในเทคนิคของ Machine Learning เพื่อแยกประเภท ตัวอย่างเช่น แยกภาพเป็ด แมว และวัว เพียงนำชุดภาพของภาพเป็ด แมว และวัว พร้อมเฉลย (Label Data) มาฝึกสอนเพื่อทำนายแบบจำลองออกมาเป็นผลลัพธ์ ดังรูปที่ 2.10

รูปที่ 2.10 Supervised Learning

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. Unsupervised Learning

การเรียนรู้แบบ Unsupervised Learning จะต่างกับ Supervised Learning ตรงที่ว่าจะใช้เพียงข้อมูลขาเข้า (Input Data) โดยที่ไม่ต้องใส่ผลเฉลย ตัวอย่างเช่น แยกภาพเป็ด แมว และวัว ซึ่งผลจากการเรียนรู้แบบนี้คือภาพสัตว์ที่จะแบ่งออกมาเป็น 3 กลุ่ม คือ เป็ด แมว และวัว ดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 Unsupervised Learning

3. Reinforcement Learning

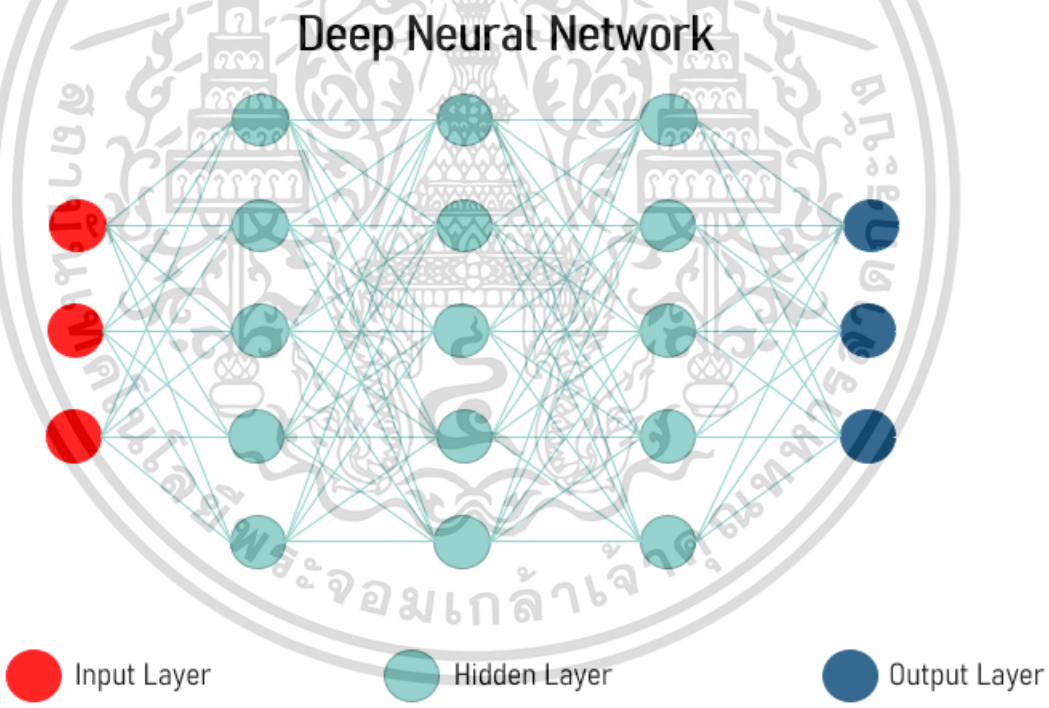
กระบวนการเรียนรู้แบบนี้มีลักษณะคล้ายคลึงกับ AI ในอุดมคติหรือที่เห็นกันในภาพยนตร์มากที่สุดนั่นคือคอมพิวเตอร์มีความคิดเป็นของตัวเองไม่จำเป็นต้องให้ใครมาสอน สามารถเรียนรู้และพัฒนาตนเองได้จากการดูและสังเกตสิ่งแวดล้อมรอบตัว ตัวอย่างเช่น AI ที่เอาชนะแชมป์โกะ

2.5.2 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) [5]

การเรียนรู้เชิงลึกเป็นสาขาหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ซึ่งขึ้นอยู่กับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) มีความสามารถในการเรียนรู้รูปแบบและความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนภายในข้อมูล ในการเรียนรู้เชิงลึก ไม่จำเป็นต้องเขียนโปรแกรมทุกอย่างอย่างชัดเจน การเรียนรู้เชิงลึกได้รับความนิยมมากขึ้นในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมาเนื่องจากความก้าวหน้าในการประมวลผลและความพร้อมใช้งานของชุดข้อมูลขนาดใหญ่ เนื่องจากขึ้นอยู่กับโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) หรือที่เรียกว่าโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (DNN) โครงข่ายประสาทเหล่านี้ได้รับแรงบันดาลใจจากโครงสร้างและการทำงานของเซลล์ประสาททางชีววิทยาของสมองมนุษย์ และได้รับการออกแบบมา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ให้เรียนรู้จากข้อมูลจำนวนมาก ลักษณะสำคัญของ Deep Learning คือการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก ซึ่งมีโหนดเชื่อมต่อกันหลายชั้นดังรูปที่ 2.12 เครือข่ายเหล่านี้สามารถเรียนรู้การแสดงข้อมูลที่ซับซ้อนโดยการค้นหารูปแบบลำดับชั้นและคุณสมบัติในข้อมูล ขั้นตอนวิธีของการเรียนรู้เชิงลึกสามารถเรียนรู้และปรับปรุงจากข้อมูลได้ด้วยตนเองโดยอัตโนมัติโดยไม่ต้องอาศัยการแยกคุณลักษณะ (Feature Engineering) การเรียนรู้เชิงลึกประสบความสำเร็จอย่างมากในด้านต่างๆ ไม่ว่าจะเป็น การจดจำภาพ (Image Recognition) การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing) การรู้จำคำพูด (Speech Recognition) และระบบคำแนะนำ (Recommendation Systems) การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Networks) ต้องใช้ข้อมูลและทรัพยากรในการคำนวณจำนวนมาก หน่วยประมวลผลกราฟิก (GPU) เป็นตัวเลือกที่ดีที่ทำให้การฝึกอบรมโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกทำได้ง่ายขึ้น



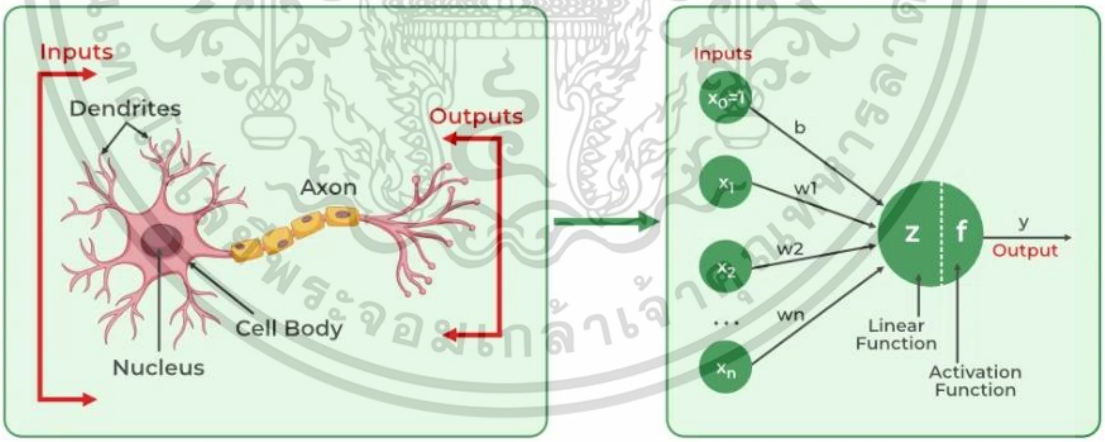
รูปที่ 2.12 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Networks)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.6 ความแตกต่างระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและโครงข่ายประสาทในทางชีววิทยา [5]

แม้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมจะได้รับแรงบันดาลใจมาจากโครงสร้างและการทำงานของเซลล์ประสาททางชีววิทยาของสมองมนุษย์ แต่ก็ยังมีข้อแตกต่างอยู่

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network (ANN)) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่อิงตามการส่งต่อข้อมูล เนื่องจากส่งข้อมูลผ่านโหนดชั้นต่างๆ อย่างต่อเนื่องจนกว่าจะถึงโหนดขาออก (Output) ซึ่งเป็นที่รู้จักว่าโครงข่ายประสาทเทียมประเภทที่ง่ายที่สุด ส่วนโครงข่ายประสาทในทางชีววิทยา (Biological Neural Network) เป็นโครงสร้างที่ประกอบไปด้วย Synapse, Dendrites, Cell Body, and Axon ในโครงข่ายประสาทนี้จะประมวลผลจากการดำเนินการของเซลล์ประสาท เดนไดรต์จะทำหน้าที่รับสัญญาณจากเซลล์ประสาทอื่น ส่วนโซมาทำหน้าที่รวมสัญญาณทั้งหมดที่เข้ามา และแอกซอนทำหน้าที่ส่งสัญญาณไปยังเซลล์อื่น รูปที่ 2.13 แสดงแผนภาพแสดงความแตกต่างระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network (ANN)) และโครงข่ายประสาทในทางชีววิทยา (Biological Neural Network)



รูปที่ 2.13 แผนภาพแสดงความแตกต่างระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network (ANN)) และโครงข่ายประสาทในทางชีววิทยา (Biological Neural Network)
(ที่มา : https://www.geeksforgeeks.org/artificial-neural-networks-and-its-applications/?ref=lbp)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 2.1 การเปรียบเทียบระหว่าง ANN และ BNN

Parameters	ANN	BNN
โครงสร้าง	input	dendrites
	weight	synapse
	output	axon
	hidden layer	cell body
Learning	โครงสร้างและการจัดรูปแบบข้อมูลแม่นยำมาก	ทนต่อความคลุมเครือได้
Processor	ซับซ้อน	แบบง่าย
	ความเร็วสูง	ความเร็วต่ำ
	เพียงหนึ่งหรือจำนวนน้อย	จำนวนมาก
Memory	แยกจากเครื่องประมวลผล	รวมเข้าไปในเครื่องประมวลผล
	ประจำที่	กระจัดกระจาย
Computing	ส่วนกลาง	กระจาย
	ตามลำดับ	แบบขนาน
	จัดเก็บเป็นโปรแกรม	เรียนรู้ด้วยตนเอง

จากตารางที่ 2.1 การเปรียบเทียบระหว่าง ANN และ BNN :

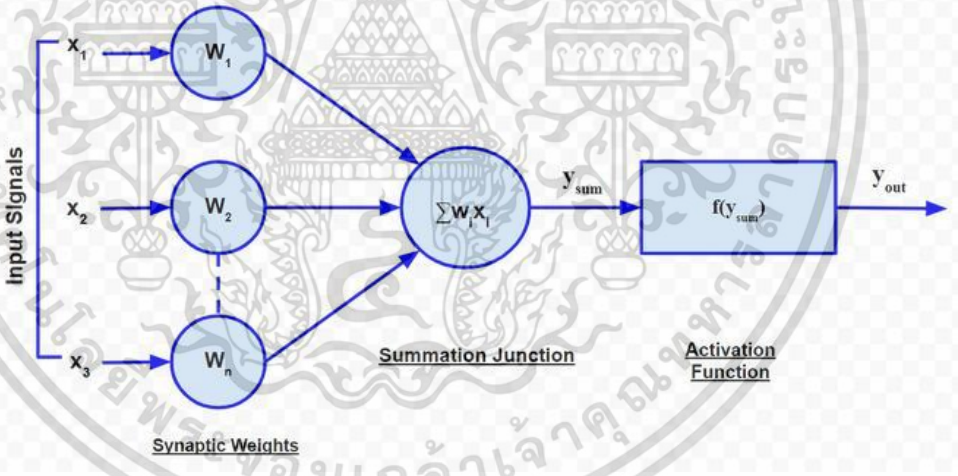
ด้านโครงสร้าง : ตามที่ได้กล่าวไปข้างต้นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมได้รับแรงบันดาลใจจากเซลล์ประสาททางชีวภาพ เซลล์ประสาททางชีวภาพจะมีตัวเซลล์ (Cell Body) หรือโซมา (Soma) ที่ประมวลผลเพื่อเป็นแรงกระตุ้นให้เดนไดรต์ (Dendrite) เพื่อรับสิ่งเหล่านั้น และแอกซอน (Axon) จะส่งสิ่งที่กระตุ้นเหล่านั้นไปยังเซลล์ประสาทอื่นๆ

จุดประสานประสาท (Synapses) : เป็นการเชื่อมโยงระหว่างเซลล์ประสาททางชีวภาพที่ช่วยให้สามารถส่งแรงกระตุ้นจากเดนไดรต์ไปยังตัวเซลล์ได้ จุดประสานประสาทคือน้ำหนัก (Weight) ที่รวมโหนดชั้นหนึ่งเข้ากับโหนดชั้นถัดไปในเซลล์ประสาทเทียม ซึ่งความแข็งแรงของการเชื่อมโยงถูกกำหนดโดยค่าน้ำหนัก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเรียนรู้ (Learning) : ในเซลล์ประสาททางชีววิทยา การเรียนรู้จะเกิดขึ้นที่นิวเคลียสของตัวเซลล์หรือโซมาที่มีนิวเคลียสเป็นตัวกระตุ้นที่ช่วยประมวลผล การดำเนินการจะถูกสร้างขึ้นและเดินทางผ่านแอกซอนหากแรงกระตุ้นนั้นมีกำลังมากพอ นั่นคือ Synaptic Plasticity เป็นความสามารถในการติดต่อสื่อสารระหว่างเซลล์ประสาท 2 เซลล์ เพื่อที่จะเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงาน เมื่อเซลล์ประสาททั้งสองถูกกระตุ้นพร้อมกันอย่างสม่ำเสมอหรือเกือบจะพร้อมๆ กัน ส่วนในโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้เทคนิคที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ นั่นคือโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) ซึ่งจะปรับน้ำหนักระหว่างโหนดตามข้อผิดพลาดหรือความแตกต่างระหว่างผลลัพธ์ที่คาดการณ์และผลลัพธ์จริง

การกระตุ้น (Activation) : ในเซลล์ทางชีววิทยา การกระตุ้นคืออัตราการส่งสัญญาณของเซลล์ประสาทที่เกิดขึ้นเมื่อแรงกระตุ้นนั้นแรงพอ ส่วนในโครงข่ายประสาทเทียม ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) จะจับคู่ข้อมูลขาเข้าและขาออกและทำการกระตุ้น ดังรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 โครงสร้างเซลล์ประสาทเทียม

(ที่มา : https://www.geeksforgeeks.org/types-of-activation-function-in-ann/)

2.7 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)

ประเภทของฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)

จากภาพโครงข่ายประสาทเทียม ฟังก์ชันกระตุ้นมีหลายเภทด้วยกัน ฟังก์ชันกระตุ้นที่ถูกเรียกใช้อยู่บ่อยๆ มีดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.7.1. ฟังก์ชันเอกลักษณ์ (Identity Function)

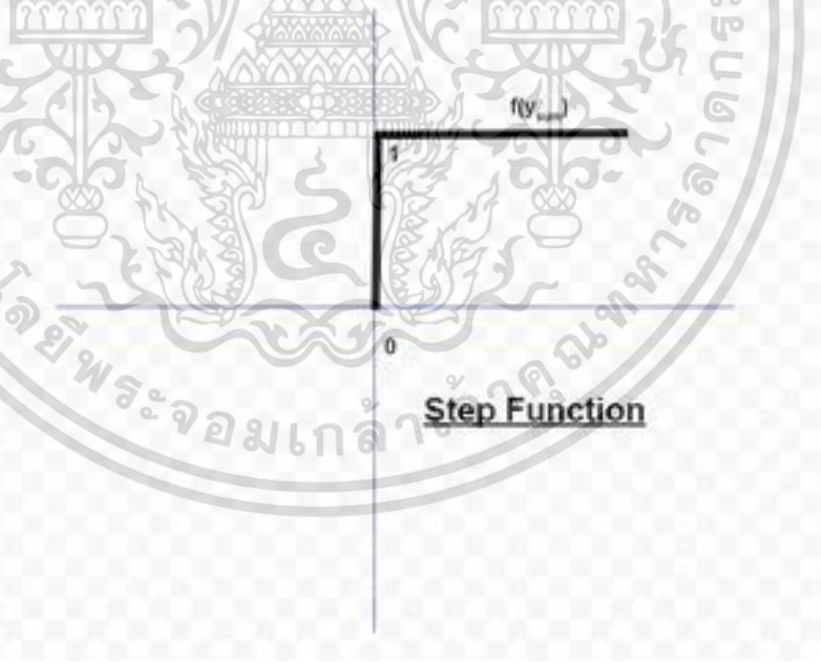
ถูกใช้เป็นฟังก์ชันกระตุ้นสำหรับชั้นข้อมูลขาเข้า เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นมีรูปแบบดังสมการที่ 2.1

$$y_{out} = f(x) = x, \forall x \quad (2.1)$$

ซึ่งเห็นได้ชัดว่าข้อมูลขาเข้าเท่ากับข้อมูลขาออก

2.7.2. ฟังก์ชันค่าแบ่ง (Threshold Function) และฟังก์ชันขั้นบันได (Step Function) เป็นฟังก์ชันกระตุ้นทั่วไป ฟังก์ชันขั้นบันได ดังแสดงในรูปที่ 2.15 หากข้อมูลขาเข้ามีค่าเท่ากับหรือมากกว่า 0 จะให้ค่าข้อมูลขาออกเป็น 1 แต่ถ้าข้อมูลขาเข้ามีค่าน้อยกว่า 0 จะให้ข้อมูลขาออกมีค่าเท่ากับ 0 ดังสมการที่ 2.2

$$y_out = f(y_sum) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$



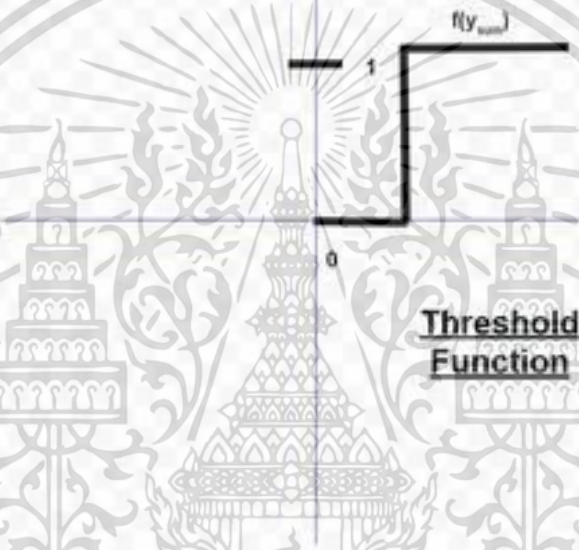
รูปที่ 2.15 แผนภาพฟังก์ชันขั้นบันได (Step Function)

(ที่มา : https://www.geeksforgeeks.org/types-of-activation-function-in-ann/)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนฟังก์ชันค่าแบ่ง ดังแสดงในรูปที่ 2.16 นั้นจะคล้ายๆ กับฟังก์ชันขั้นบันได แต่จะมีข้อแตกต่างกันเพียงอย่างเดียวตรงที่ฟังก์ชันค่าแบ่งจะใช้ θ เป็นค่าแบ่งที่กำหนดไว้ ดังสมการที่ 2.3

$$y_out = f(y_sum) = \begin{cases} 1, x \geq \theta \\ 0, x < \theta \end{cases} \quad (2.3)$$



รูปที่ 2.16 แผนภาพฟังก์ชันค่าแบ่ง (Threshold Function)

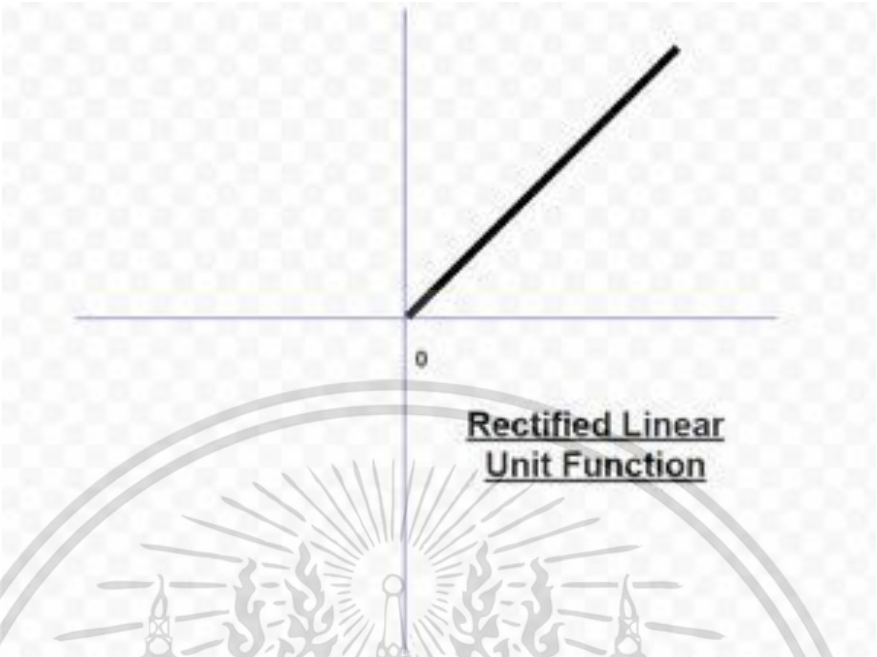
(ที่มา : https://www.geeksforgeeks.org/types-of-activation-function-in-ann/)

2.7.3. ฟังก์ชันเรคติไฟด์ลินเนียยูนิต (Rectified Linear Units, ReLU)

เป็นฟังก์ชันกระตุ้นที่ได้รับความนิยมมากที่สุดในทางโครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network : CNN) และการเรียนรู้เชิงลึก ดังแสดงในรูปที่ 2.17 มีรูปแบบดังสมการที่ 2.4

$$f(x) = \begin{cases} x, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.17 แผนภาพฟังก์ชันเรคติไฟด์ลินเนียยูนิต (Rectified Linear Units, ReLU)
(ที่มา : https://www.geeksforgeeks.org/types-of-activation-function-in-ann/)

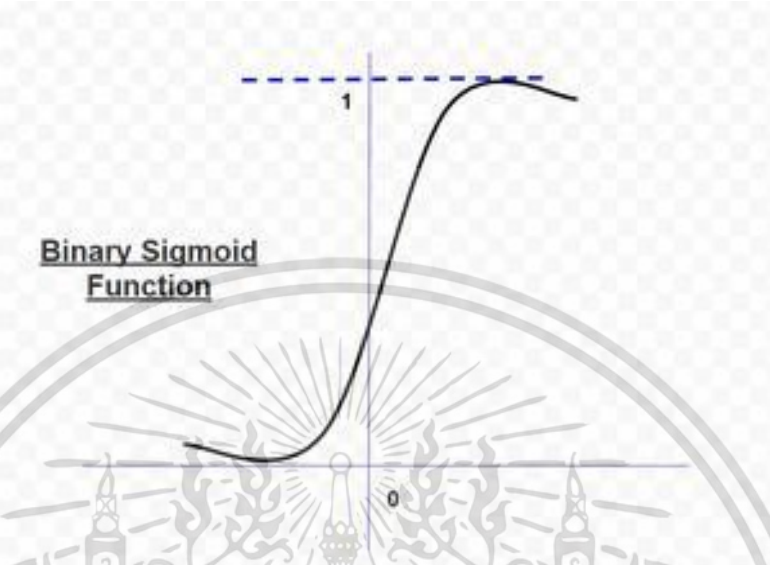
ซึ่งหมายความว่า $f(x)$ เป็น 0 เมื่อ x มีค่าน้อยกว่า 0 และ $f(x)$ เท่ากับ x เมื่อ x มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 ฟังก์ชันนี้สามารถหาอนุพันธ์ได้ ยกเว้นจุดเดียวคือ $x = 0$ ซึ่งอนุพันธ์ของ ReLU ถือเป็นอนุพันธ์ย่อย

2.7.4. ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid)

ก็เป็นฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้บ่อยในโครงข่ายประสาทเทียมเช่นเดียวกัน เป็นฟังก์ชันที่เป็น Curve รูปตัว S เห็นแล้วเข้าใจได้ง่าย และเนื่องจาก Output ของ Sigmoid Function มีค่าระหว่าง 0 – 1 จึงเหมาะที่จะถูกใช้ในงานที่ต้องการ Output เป็นความน่าจะเป็น (Probability) หรือใช้เป็น Output ว่า 1=Yes, 0=No ซึ่งฟังก์ชันซิกมอยด์จะมีอยู่ 2 แบบ คือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.7.4.1 Binary Sigmoid Function



รูปที่ 2.18 แผนภาพฟังก์ชันไบนารี่ซิกมอยด์ (Binary Sigmoid Function)
(ที่มา : https://www.geeksforgeeks.org/types-of-activation-function-in-ann/)

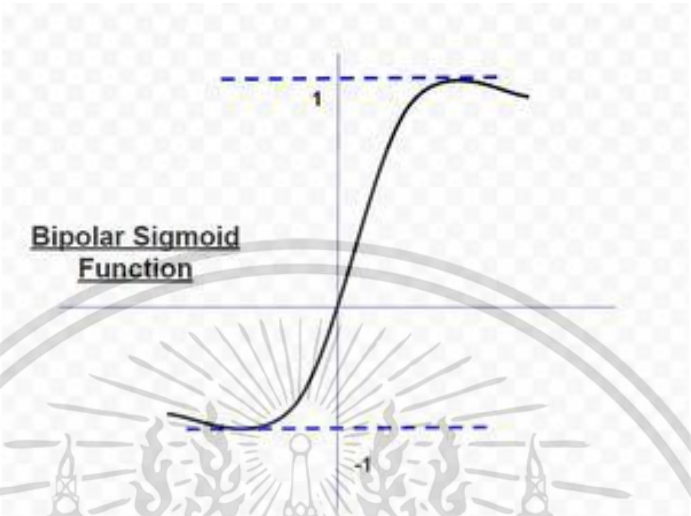
Binary Sigmoid Function สามารถเขียนได้ดังสมการที่ 2.5

$$y_{out} = f(x) = \frac{1}{1+e^{-kx}} \quad (2.5)$$

ซึ่ง k คือ ความชัน ด้วยการเปลี่ยนแปลงค่า k ฟังก์ชันซิกมอยด์ที่มีความชันต่างกันสามารถหาได้ มีช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 ความชันของจุดกำเนิดคือ $k/4$ เมื่อค่า k มากขึ้นเรื่อย ๆ ฟังก์ชัน sigmoid จะกลายเป็นฟังก์ชันค่าแบ่ง (Threshold Function) นั่นเอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.7.4.2 Bipolar Sigmoid Function



รูปที่ 2.19 แผนภาพฟังก์ชันไบโพล่าร์ซิกมอยด์ (Bipolar Sigmoid Function)
(ที่มา : https://www.geeksforgeeks.org/types-of-activation-function-in-ann/)

Bipolar Sigmoid Function สามารถเขียนได้ดังสมการที่ 2.6

$$y_{out} = f(x) = \frac{1-e^{-kx}}{1+e^{-kx}} \quad (2.6)$$

ช่วงของฟังก์ชันซิกมอยด์แบบนี้สามารถเปลี่ยนแปลงได้ตามความต้องการ แต่โดยทั่วไปจะอยู่ในช่วงระหว่าง -1 ถึง +1

2.7.5 ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทงก์เจนท์ (Hyperbolic Tangent Function: tanh)

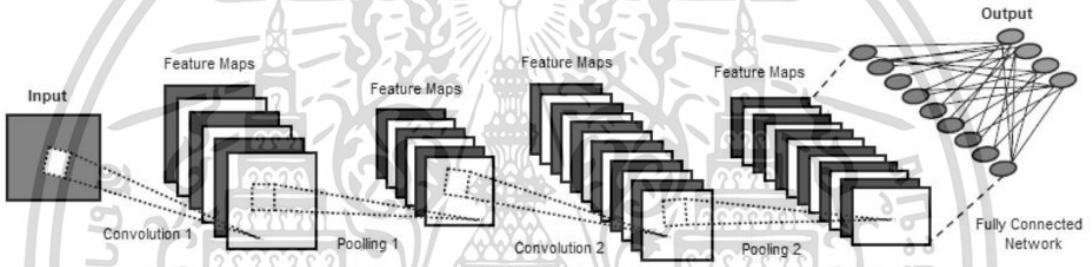
เป็นฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในโครงข่ายประสาทเทียมชนิดพิเศษที่เรียกว่า โครงข่ายแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Network) ฟังก์ชันนี้จะคล้ายๆ กับ bipolar sigmoid function สามารถเขียนได้ดังสมการที่ 2.7

$$y_{out} = f(x) = \frac{e^{x}-e^{-kx}}{e^{x}+e^{-kx}} \quad (2.7)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.8 โครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks : CNN) [6]

โครงข่ายประสาทคอนโวลูชันเป็นสถาปัตยกรรมการเรียนรู้เชิงลึกแบบการจำแนกที่ได้รับความนิยม ซึ่งเรียนรู้โดยตรงจากส่วนข้อมูลขาเข้าโดยไม่จำเป็นต้องสกัดคุณลักษณะจากมนุษย์ รูปที่ 2.20 แสดงตัวอย่างของการรวมกันของ convolutions layers และ pooling layers หลายชั้น ด้วยเหตุนี้ CNN จึงเป็นการยกระดับการออกแบบโครงข่าย MLP (Multi-Layer Perceptron) จาก ANN ดังเดิม แต่ละชั้นของ CNN จะพิจารณาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับข้อมูลขาออกสำคัญ ตลอดจนลดความซับซ้อนของแบบจำลอง นอกจากนี้ CNN ยังสามารถใช้ dropout ที่จะช่วยจัดการปัญหา overfit ซึ่งอาจเกิดขึ้นในโครงข่ายแบบเดิม



รูปที่ 2.20 ตัวอย่างโครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks)
(ที่มา : Sarker IH. Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. SN Comput Sci. 2021;2(6):420.)

CNN ถูกออกแบบมาเพื่อจัดการกับรูป 2 มิติที่หลากหลาย และด้วยเหตุนี้จึงใช้กันอย่างแพร่หลายในการจดจำภาพ การวิเคราะห์ภาพทางการแพทย์ การแบ่งส่วนภาพ การประมวลผลภาษาธรรมชาติ และอื่นๆ อีกมากมาย ความสามารถในการค้นหาคุณสมบัติที่จำเป็นโดยอัตโนมัติจากอินพุตโดยไม่ต้องใช้การแทรกแซงของมนุษย์ทำให้มีประสิทธิภาพมากกว่าเครือข่ายแบบเดิม CNN มีหลากหลายรูปแบบ เช่น Visual Geometry Group (VGG), AlexNet, Xception, Inception, ResNet, และอื่นๆ อีกมากมาย ที่สามารถใช้ในโดเมนแอปพลิเคชันต่างๆ ตามความสามารถในการเรียนรู้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงสร้างของ CNN [7] โดยทั่วไปมักจะมีส่วนประกอบที่สำคัญต่างๆ ดังนี้

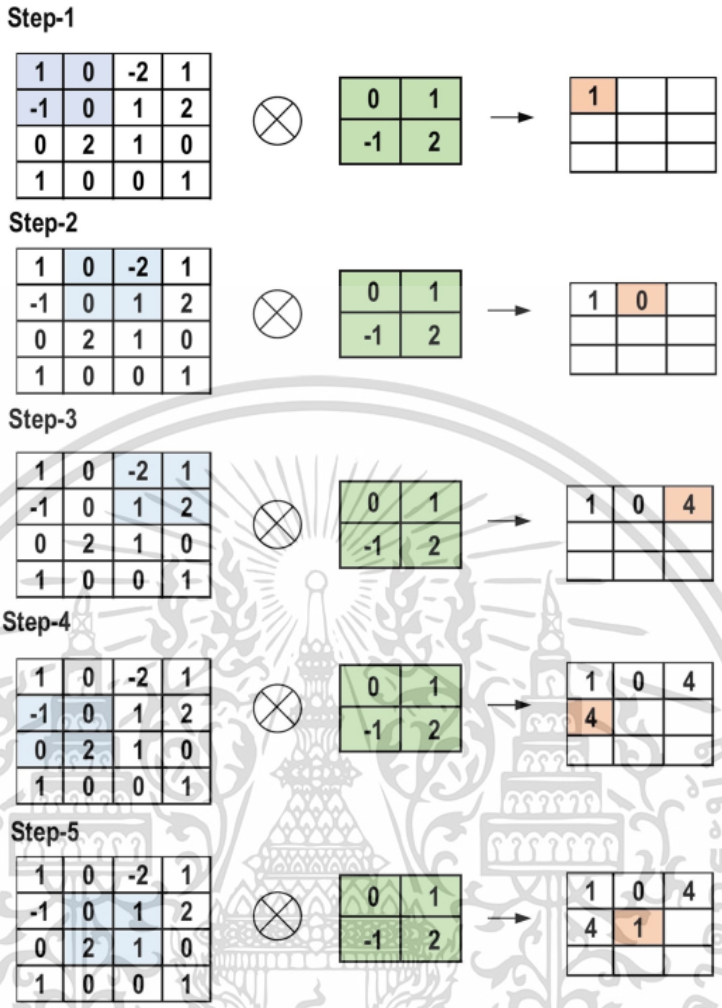
2.8.1. Convolutional layer

ในสถาปัตยกรรมแบบคอนโวลูชัน ส่วนประกอบที่สำคัญที่สุดคือ Convolution layer ซึ่งประกอบด้วยชุดของ Convolutional filter (หรือเรียกว่า Kernel) ภาพอินพุตที่แสดงเป็นเมตริก N มิติ มีความเกี่ยวข้องกับฟิลเตอร์เหล่านี้เพื่อที่จะสร้างผังคุณลักษณะ (Feature Map) ของเอาต์พุต

Kernel: ตารางของตัวเลขหรือค่าที่ไม่ต่อเนื่องได้บ่งบอกถึงลักษณะของเคอร์เนล ซึ่งแต่ละค่าเรียกเป็นน้ำหนักเคอร์เนล ตัวเลขสุ่มถูกกำหนดให้ทำหน้าที่เป็นน้ำหนักของเคอร์เนลในช่วงเริ่มต้นของกระบวนการฝึกอบรมของ CNN นอกจากนี้ยังมีวิธีการต่างๆ มากมายที่ใช้ในการกำหนดค่าตั้งต้นของน้ำหนัก ถัดไปน้ำหนักเหล่านี้จะถูกปรับในแต่ละการฝึกสอน ดังนั้นเคอร์เนลจึงได้เรียนรู้ที่จะสกัดคุณลักษณะสำคัญออกมา

Convolutional Operation: เริ่มแรกจะเริ่มอธิบายอินพุตของ CNN รูปแบบเวกเตอร์เป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ในขณะที่ภาพหลายช่องสัญญาณเป็นอินพุตของ CNN ตัวอย่างเช่น ช่องสัญญาณเดียวเป็นรูปแบบของภาพระดับสีเทา ในขณะที่รูปแบบภาพ RGB เป็นรูปแบบสามช่องสัญญาณ เพื่อให้เข้าใจถึงการดำเนินการ Convolutional จะทำการยกตัวอย่างภาพสีเทาที่มีขนาด 4 × 4 ที่มีเคอร์เนลที่มีค่าตั้งต้นของน้ำหนักแบบสุ่ม 2 × 2 อันดับแรก เคอร์เนลจะเลื่อนไปทั่วทั้งภาพในแนวนอนและแนวตั้ง นอกจากนี้ ผลคูณดอทระหว่างรูปภาพขาเข้าและเคอร์เนลจะถูกกำหนดโดยค่าที่สอดคล้องกันจะถูกคูณและรวมเข้าด้วยกันเพื่อสร้างค่าสเกลาร์ค่าเดียวที่คำนวณพร้อมกัน กระบวนการทั้งหมดจะถูกทำซ้ำจนกว่าจะไม่สามารถเลื่อนได้อีก ค่าผลดอทที่คำนวณได้แสดงถึงผังคุณลักษณะของเอาต์พุต รูปที่ 2.21 แสดงการคำนวณหลักที่ดำเนินการในแต่ละขั้นตอนแบบกราฟิก ในรูปนี้ สีเขียวอ่อนแสดงถึงเคอร์เนลขนาด 2 × 2 ในขณะที่สีฟ้าอ่อนแสดงถึงพื้นที่ที่มีขนาดใกล้เคียงกันของรูปภาพอินพุต ทั้งคู่จะถูกคูณด้วยผลลัพธ์สุดท้ายหลังจากรวมค่าผลลัพธ์ที่ได้ (ทำเครื่องหมายสีส้มอ่อน) แสดงถึงค่าเข้าสู่ผังคุณลักษณะเอาต์พุต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.21 การคำนวณ convolution layer ในแต่ละขั้นตอน

(ที่มา : Alzubaidi L, Zhang J, Humaidi AJ, Al-Dujaili A, Duan Y, Al-Shamma O, et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. J Big Data. 2021;8(1):53.)

อย่างไรก็ตาม การทำ padding ที่ภาพอินพุตจะไม่ถูกนำไปใช้ในตัวอย่างก่อนหน้านี้ ในขณะที่ stride (การก้าว) (แสดงสำหรับขนาดขั้นตอนที่เลือกโดยรวมของตำแหน่งแนวตั้งหรือแนวนอน) จะถูกนำไปใช้กับเคอร์เนล (สามารถใช้ stride ค่าอื่นได้เช่นกัน นอกจากนี้ยังได้ผังคุณลักษณะของมิติที่ตำกว่าซึ่งเป็นผลมาจากการเพิ่ม stride นั่นเอง ในทางกลับกัน padding มีความสำคัญอย่างมากในการกำหนดข้อมูลขนาดเส้นขอบที่เกี่ยวข้องกับภาพที่ป้อนเข้า ในทางตรงกันข้าม คุณสมบัติด้านข้างของเส้นขอบจะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เคลื่อนที่อย่างรวดเร็วมาก ด้วยการใช้ช่องว่างภายใน ขนาดของภาพที่ป้อนเข้าจะเพิ่มขึ้น และขนาดของผังคุณลักษณะของเอาต์พุตก็จะเพิ่มขึ้นด้วย นับเป็นประโยชน์หลักของ Convolutional Layers

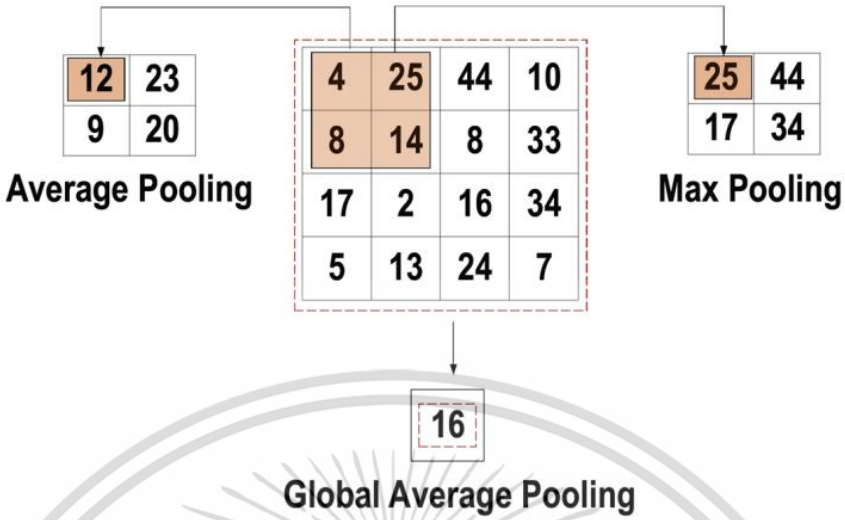
Sparse Connectivity: แต่ละเซลล์ประสาทของชั้นหนึ่งๆ ในโครงข่ายเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully Connected Neural Network) จะเชื่อมโยงกับเซลล์ประสาททั้งหมดในชั้นต่อไปนี้ ในทางตรงกันข้าม ใน CNN มีน้ำหนักเพียงเล็กน้อยระหว่างสองชั้นที่อยู่ติดกัน ดังนั้น จำนวนของน้ำหนักหรือการเชื่อมต่อที่ต้องการจึงมีน้อย ในขณะที่หน่วยความจำที่ต้องใช้ในการจัดเก็บน้ำหนักเหล่านี้ก็มีน้อยเช่นกัน ดังนั้นวิธีนี้จึงมีประสิทธิภาพด้านความจำ นอกจากนี้การดำเนินการเมทริกซ์ยังมีต้นทุนทางการคำนวณสูงกว่าการดำเนินการแบบดอท (.) ใน CNN

Weight Sharing: ไม่มีการจัดสรรน้ำหนักระหว่างเซลล์ประสาทสองเซลล์ของชั้นข้างเคียงใน CNN เนื่องจากน้ำหนักทั้งหมดทำงานด้วยพิกเซลเดียวและทั้งหมดของเมทริกซ์อินพุต

2.8.2. Pooling Layer

งานหลักของ pooling layer คือ การสุ่มตัวอย่างย่อยของผังคุณลักษณะ ผังเหล่านี้ถูกสร้างขึ้นโดยทำตามการดำเนินการแบบ convolutional กล่าวอีกนัยหนึ่ง วิธีการนี้ลดเป็นการขนาดผังคุณลักษณะที่มีขนาดใหญ่ให้ลดลงเพื่อสร้างผังคุณลักษณะที่เล็กลง ในขณะเดียวกันก็รักษาข้อมูลหลัก (หรือคุณสมบัติ) ส่วนใหญ่ไว้ในทุกขั้นตอนของขั้นตอนการทำ pooling ในลักษณะที่คล้ายกับการดำเนินการ convolutional ทั้ง stride และ kernel จะถูกกำหนดขนาดในขั้นต้นก่อนที่จะดำเนินการทำ pooling มีวิธีการทำ pooling หลายประเภทสำหรับการใช้งานในชั้น pooling ต่างๆ วิธีการเหล่านี้รวมถึง tree pooling, gated pooling, average pooling, min pooling, max pooling, global average pooling (GAP) และ global max pooling ซึ่งวิธี pooling ที่ใช้บ่อยๆ ก็เช่น min pooling, max pooling, และ global average pooling (GAP) รูปที่ 2.22 จะแสดงจากทำ pooling ทั้งสามแบบนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.22 การดำเนินการทำ pooling ทั้งสามชนิด

(ที่มา : Alzubaidi L, Zhang J, Humaidi AJ, Al-Dujaili A, Duan Y, Al-Shamma O, et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. J Big Data. 2021;8(1):53.)

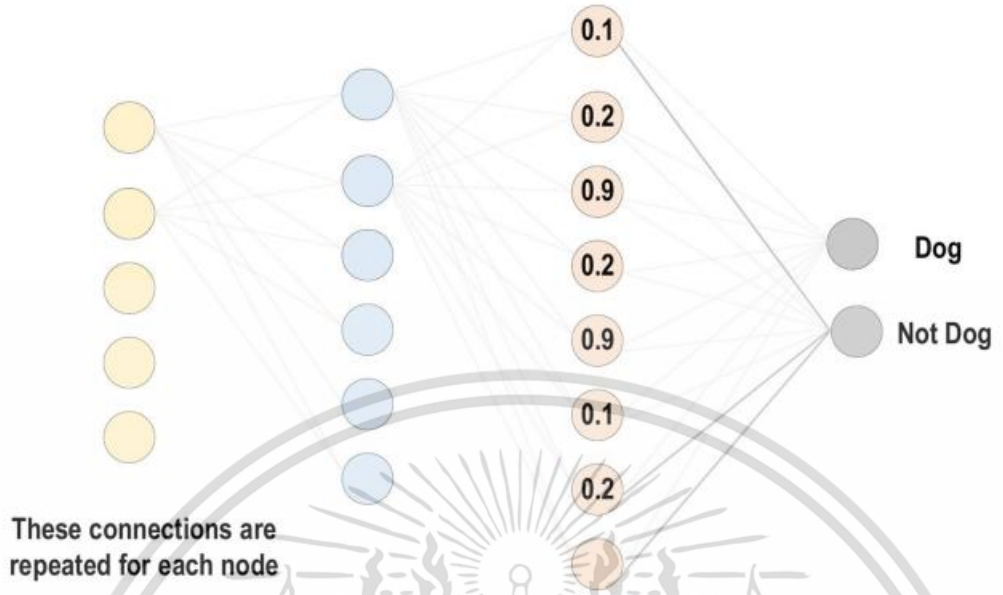
2.8.3. ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function (Non-linearity))

ฟังก์ชันที่รับผลรวมการประมวลผลทั้งหมด จากทุก Input (ทุก Dendrite) ภายใน 1 นิวรอน แล้วพิจารณาว่าจะส่งต่อเป็น Output เท่าไร (เปรียบเทียบกับความถี่ของสัญญาณประสาท Output ใน Axon)

2.8.4. ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully Connected Layer)

โดยทั่วไปแล้วชั้นนี้จะอยู่ที่ส่วนท้ายของแต่ละสถาปัตยกรรม CNN ภายในชั้นนี้ เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์จะเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาททั้งหมดของชั้นก่อนหน้า ซึ่งเรียกว่าวิธีการเชื่อมต่อแบบสมบูรณ์ (Fully Connected : FC) ซึ่งใช้เป็นตัวจำแนกข้อมูล (Classifier) อินพุตของชั้น FC มาจากการรวมกันของชั้นสุดท้ายหรือชั้นคอนโวลูชัน อินพุตนี้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ซึ่งสร้างขึ้นจากผังคุณลักษณะหลังจากการทำให้แบนราบ เอาต์พุตของชั้น FC แสดงถึงเอาต์พุต CNN สุดท้าย ดังแสดงในรูปที่ 2.23

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.23 Fully Connected Layer

(ที่มา : Alzubaidi L, Zhang J, Humaidi AJ, Al-Dujaili A, Duan Y, Al-Shamma O, et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. J Big Data. 2021;8(1):53.)

2.8.5. ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Functions)

ฟังก์ชันการสูญเสียบางประเภทใช้ในชั้นเอาต์พุตเพื่อคำนวณข้อผิดพลาดที่ถูกทำนายซึ่งสร้างขึ้นในตัวอย่างการฝึกอบรมในแบบจำลอง CNN ข้อผิดพลาดนี้แสดงความแตกต่างระหว่างผลลัพธ์จริงกับผลลัพธ์ที่คาดการณ์ไว้ อย่างไรก็ตาม ฟังก์ชันการสูญเสียจะใช้พารามิเตอร์สองตัวในการคำนวณข้อผิดพลาด เอาต์พุตโดยประมาณของ CNN (เรียกว่าการคาดคะเน) เป็นพารามิเตอร์ตัวแรก เอาต์พุตจริง (เรียกว่าป้ายกำกับ) เป็นพารามิเตอร์ตัวที่สอง นอกจากนี้มีการใช้ฟังก์ชันการสูญเสียหลายประเภทในปัญหาประเภทต่างๆ ต่อไปนี้จะอธิบายประเภทของฟังก์ชันการสูญเสียบางประเภท

2.8.5.1 Cross-Entropy or Softmax Loss Function: ฟังก์ชันนี้มักใช้สำหรับการวัดประสิทธิภาพของโมเดล CNN เรียกอีกอย่างว่า log Loss function ผลลัพธ์คือความน่าจะเป็นมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 นอกจากนี้ มักใช้แทนฟังก์ชันการสูญเสียข้อผิดพลาดกำลังสองในปัญหาการจำแนกประเภทหลายชั้น ในชั้นเอาต์พุต จะใช้ฟังก์ชันกระตุ้น softmax เพื่อสร้างผลลัพธ์ภายในการแจกแจงความน่าจะเป็น การแสดงทางคณิตศาสตร์ของความน่าจะเป็นของคลาสเอาต์พุตดังสมการที่ 2.8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$p_i = \frac{e^{a_i}}{\sum_{k=1}^{N} e_k^a} \quad (2.8)$$

ซึ่ง e_k^a แทนเอาต์พุตที่ non-Normalized จากกชั้นก่อนหน้า ขณะที่ N จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นเอาต์พุต สุดท้าย การแสดงทางคณิตศาสตร์ของฟังก์ชันการสูญเสีย cross-entropy ตามสมการที่ 2.9

$$H(p, y) = -\sum_i y_i \log(p_i) \quad \text{ซึ่ง} \quad i \in [1, N] \quad (2.9)$$

Euclidean Loss Function: ฟังก์ชันนี้ใช้กันอย่างแพร่หลายในปัญหาการถดถอย นอกจากนี้ยังเรียกว่าข้อผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย นิพจน์ทางคณิตศาสตร์ของการสูญเสียแบบ Euclidean แสดงดังสมการที่ 2.10

$$H(p, y) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{N} (p_i - y_i)^2 \quad (2.10)$$

Hinge Loss Function: ฟังก์ชันนี้มักใช้ในปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกแบบไบนารี่ ปัญหานี้เกี่ยวข้องกับการจัดประเภทตามระยะที่ห่างกันมากที่สุด สิ่งนี้มีความสำคัญมากสำหรับ SVMs (Support vector machine) ซึ่งใช้ใน hinge Loss function ซึ่งเครื่องมือเพิ่มประสิทธิภาพพยายามเพิ่มระยะขอบสูงสุดรอบคลาสที่ต้องการ สูตรทางคณิตศาสตร์คือสมการที่ 2.11

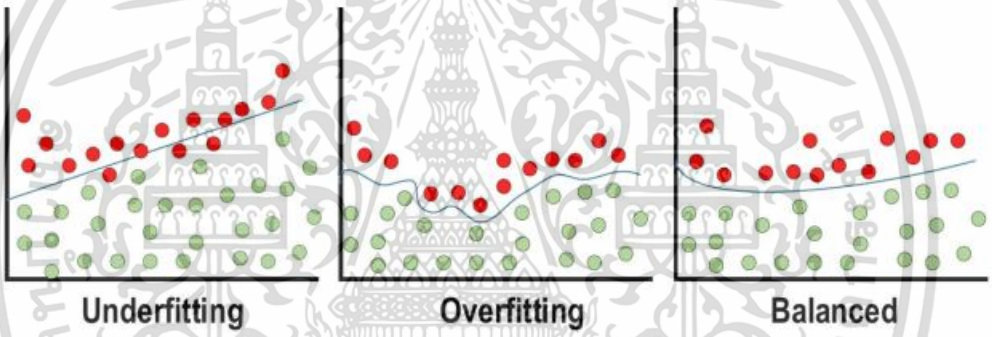
$$H(p, y) = \sum_{i=1}^{N} \max(0, m - (2y_i - 1)p_i) \quad (2.11)$$

ระยะห่าง m มักจะตั้งค่าเป็น 1 ยิ่งกว่านั้น ผลลัพธ์ที่คาดการณ์ไว้จะถูกแสดงแทนเป็น p_i ในขณะที่เอาต์พุตที่ต้องการจะแสดงเป็น y_i

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.9 Regularization ของ CNN

สำหรับแบบจำลองคอนโวลูชัน over-fitting หมายถึงปัญหาหลักที่เกี่ยวข้องกับการได้รับลักษณะทั่วไปที่คุณสมบัติดี ซึ่งโมเดลที่ overfit เป็นกรณีที่โมเดลดำเนินการได้ดีโดยเฉพาะกับข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึก และไม่ประสบความสำเร็จกับข้อมูลทดสอบ (ข้อมูลที่ไม่เคยพบมาก่อน) ส่วนโมเดลที่ underfit นั้นจะตรงกันข้าม กรณีนี้เกิดขึ้นเมื่อแบบจำลองไม่ได้เรียนรู้จำนวนที่เพียงพอจากข้อมูลการฝึกอบรม ส่วนโมเดลที่ just-fitted หรือ balance จะทำงานได้ดีกับทั้งข้อมูลการฝึกอบรมและการทดสอบ รูปด้านล่างแสดงโมเดลทั้งสามแบบ มีการใช้แนวคิดเชิงสัญชาตญาณต่างๆ เพื่อช่วยในการทำให้เป็นมาตรฐานเพื่อหลีกเลี่ยงการ overfit รายละเอียดเพิ่มเติมเกี่ยวกับ over-fitting และ underfitting จะกล่าวถึงในหัวข้อต่อไป



รูปที่ 2.24 ปัญหาของการ Over-fitting และ under-fitting

(ที่มา : Alzubaidi L, Zhang J, Humaidi AJ, Al-Dujaili A, Duan Y, Al-Shamma O, et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. J Big Data. 2021;8(1):53.)

2.9.1. Dropout

เป็นเทคนิคที่ใช้กันอย่างแพร่หลายสำหรับการวางนัยทั่วไป (Generalization) ในแต่ละช่วงเวลาของการฝึกฝน เซลล์ประสาทจะถูกทิ้งแบบสุ่ม ในการทำเช่นนี้ อำนาจการเลือกคุณลักษณะจะกระจายเท่าๆ กันทั่วทั้งกลุ่มของเซลล์ประสาท รวมทั้งบังคับให้แบบจำลองเรียนรู้คุณลักษณะต่างๆ ที่เป็นอิสระต่อกัน ในระหว่างขั้นตอนการฝึกอบรม เซลล์ประสาทที่ลดลงจะไม่เป็นส่วนหนึ่งของการแพร่ย้อนกลับกลับ (Back-propagation) หรือการแพร่ไปข้างหน้า (Forward-propagation) ในทางตรงกันข้าม เครือข่ายเต็มรูปแบบจะใช้เพื่อทำการคาดการณ์ในระหว่างกระบวนการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.9.2. Drop-Weights

วิธีนี้คล้ายกับ Dropout อย่างมาก ในแต่ละรอบของการฝึกอบรม การเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท (น้ำหนัก) จะลดลงแทนที่จะทำให้เซลล์ประสาทลดลง ซึ่งเป็นข้อแตกต่างเพียงอย่างเดียวระหว่าง drop-weights และ dropout ซึ่งจะกล่าวโดยละเอียดในหัวข้อ 2.11

2.9.3. Data Augmentation

หรือการเสริมข้อมูล การฝึกโมเดลด้วยข้อมูลจำนวนมากเป็นวิธีที่ง่ายที่สุดที่จะหลีกเลี่ยง overfit เพื่อให้บรรลุเป้าหมายนี้ จึงใช้การเพิ่มจำนวนข้อมูล มีการใช้เทคนิคหลายอย่างเพื่อขยายขนาดของชุดข้อมูลการฝึกอบรม

2.9.4. Batch Normalization

วิธีนี้ช่วยให้มั่นใจถึงประสิทธิภาพของการเปิดใช้งานเอาต์พุต ประสิทธิภาพนี้เป็นไปตามการแจกแจงแบบ Gaussian ของหน่วย การลบค่าเฉลี่ยและหารด้วยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานจะ Normalize เอาต์พุตในแต่ละชั้น แม้ว่าจะพิจารณาว่านี่เป็นงานก่อนการประมวลผลในแต่ละชั้นในเครือข่าย แต่ก็เป็นไปได้ที่จะแยกความแตกต่างและรวมเข้ากับเครือข่ายอื่น นอกจากนี้ยังใช้เพื่อลด "การเปลี่ยนแปลงความแปรปรวนร่วมภายใน (Internal Covariance Shift)" ของชั้นการกระตุ้น ในแต่ละชั้น การเปลี่ยนแปลงในการกระจายการกระตุ้นจะกำหนดการเปลี่ยนแปลงความแปรปรวนร่วมภายใน การเปลี่ยนแปลงนี้จะสูงมากเนื่องจากการปรับข้อมูลน้ำหนักให้ใหม่อย่างต่อเนื่องผ่านการฝึก ซึ่งอาจเกิดขึ้นได้หากตัวอย่างข้อมูลการฝึกรวบรวมจากแหล่งข้อมูลที่แตกต่างกันจำนวนมาก (เช่น ภาพกลางวันและกลางคืน) ดังนั้น แบบจำลองจะใช้เวลาเพิ่มขึ้นสำหรับการลู่เข้า และในทางกลับกัน เวลาที่จำเป็นสำหรับการฝึกอบรมก็จะเพิ่มขึ้นเช่นกัน เพื่อแก้ไขปัญหานี้ ชั้นที่แสดงถึงการดำเนินการของ batch Normalization จะถูกนำไปใช้ในสถาปัตยกรรม CNN

ข้อดีของการใช้ batch Normalization มีดังนี้:

- เพื่อป้องกันปัญหา vanishing gradient ที่อาจจะเกิดขึ้น
- สามารถควบคุมการเริ่มต้นน้ำหนักที่ไม่ดีได้อย่างมีประสิทธิภาพ
- ช่วยลดเวลาที่จำเป็นสำหรับการลู่เข้ากันของเครือข่ายได้อย่างมาก (สำหรับชุดข้อมูลขนาดใหญ่ ซึ่งจะเป็นประโยชน์อย่างมาก)
- พยายามที่จะลดการฝึกอบรมที่ไม่เป็นอิสระผ่านไฮเปอร์พารามิเตอร์
- ลดโอกาสในการเกิด overfit เนื่องจากมีผลเล็กน้อยต่อ regularization

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.10 การเลือกใช้ Optimizer

ส่วนนี้จะกล่าวถึงกระบวนการเรียนรู้ของ CNN ประเด็นสำคัญสองประเด็นรวมอยู่ในกระบวนการเรียนรู้: ประเด็นแรกคือการเลือกอัลกอริทึมการเรียนรู้ (เครื่องมือเพิ่มประสิทธิภาพ) ในขณะที่ประเด็นที่สองคือการใช้การปรับปรุงหลายอย่าง (เช่น AdaDelta, Adagrad และโมเมนตัม) ร่วมกับอัลกอริทึมการเรียนรู้เพื่อปรับปรุงเอาต์พุต

ฟังก์ชันการสูญเสียซึ่งตั้งอยู่บนพารามิเตอร์ที่เรียนรู้ได้มากมาย (เช่น Biases, Weights ฯลฯ) หรือการลดข้อผิดพลาดให้เหลือน้อยที่สุด (ความแปรปรวนระหว่างผลลัพธ์จริงและผลลัพธ์ที่คาดการณ์) เป็นจุดประสงค์หลักของอัลกอริทึมการเรียนรู้ภายใต้การดูแลทั้งหมด พารามิเตอร์เครือข่ายควรอัพเดตตลอดช่วงเวลาการฝึกอบรมทั้งหมด ในขณะที่เครือข่ายควรค้นหาคำตอบที่ปรับให้เหมาะสมในพื้นที่ในทุกช่วงเวลาการฝึกอบรมเพื่อลดข้อผิดพลาดให้เหลือน้อยที่สุด

อัตราการเรียนรู้ถูกกำหนดเป็นระยะก้าวของการอัพเดทพารามิเตอร์ รอบของการฝึกอบรมแสดงถึงการอัพเดตพารามิเตอร์ซ้ำทั้งหมดที่เกี่ยวข้องกับชุดข้อมูลการฝึกอบรมที่สมบูรณ์ในคราวเดียว ซึ่งจำเป็นต้องเลือกอัตราการเรียนรู้อย่างชาญฉลาดเพื่อไม่ให้ส่งผลต่อกระบวนการเรียนรู้อย่างไม่สมบูรณ์แม้ว่าจะเป็นไฮเปอร์พารามิเตอร์ก็ตาม

การเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent) หรือการเคลื่อนที่ตามความชันของอัลกอริทึมการเรียนรู้ เพื่อลดข้อผิดพลาดในการฝึกอบรม อัลกอริทึมนี้จะอัพเดตพารามิเตอร์เครือข่ายซ้ำๆ ตลอดทุกช่วงเวลาการฝึกอบรม โดยเฉพาะอย่างยิ่ง หากต้องการอัพเดตพารามิเตอร์ให้ถูกต้อง จำเป็นต้องคำนวณฟังก์ชันการเคลื่อนของวัตถุ (ความชัน) โดยใช้อนุพันธ์อันดับหนึ่งเทียบกับพารามิเตอร์เครือข่าย ต่อพารามิเตอร์จะได้รับการอัพเดตในสิ่งที่ตรงกันข้ามกับทิศทางของการเคลื่อนตามความชันเพื่อลดข้อผิดพลาด กระบวนการอัพเดตพารามิเตอร์ดำเนินการผ่านการแพร่ย้อนกลับของเครือข่าย ซึ่งการเคลื่อนตามความชันที่เซลล์ประสาททุกเซลล์จะแพร่ย้อนกลับไปยังเซลล์ประสาททั้งหมดในชั้นก่อนหน้า สมการทางคณิตศาสตร์ของการดำเนินนี้เป็นดังสมการที่ 2.12

$$w_{ij^t} = w_{ij^{t-1}} - \Delta w_{ij^t}, \;\; w_{ij^t} = \eta * \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \qquad (2.12)$$

น้ำหนักสุดท้ายในยุคการฝึกปัจจุบันแสดงด้วย w_{ij^t} ในขณะที่น้ำหนักในรอบของการฝึกก่อนหน้านี้ $(t-1)$ แสดงด้วย $w_{ij^{t-1}}$ อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) คือ η และข้อผิดพลาดในการทำนาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คือ E ทางเลือกต่างๆ ของอัลกอริทึมการเรียนรู้ตามการเคลื่อนตามความชันนั้นมีอยู่และใช้กันทั่วไป ซึ่งรวมถึงสิ่งต่อไปนี้:

2.10.1. Batch Gradient Descent (BGD)

ในระหว่างการดำเนินการของเทคนิคนี้ พารามิเตอร์เครือข่ายจะได้รับการอัrเดตเพียงครั้งเดียว โดยพิจารณาจากชุดข้อมูลการฝึกอบรมทั้งหมดผ่านทางเครือข่าย ในเชิงลึกยิ่งขึ้น ระบบจะคำนวณการเคลื่อนตามความชันของชุดการฝึกทั้งหมด แล้วใช้การเคลื่อนตามความชันนี้เพื่ออัพเดตพารามิเตอร์ในภายหลัง สำหรับชุดข้อมูลขนาดเล็ก โมเดล CNN จะรวมเข้าด้วยกันเร็วขึ้นและสร้างการเคลื่อนตามความชันที่เสถียรเป็นพิเศษโดยใช้ BGD เนื่องจากพารามิเตอร์มีการเปลี่ยนแปลงเพียงครั้งเดียวสำหรับทุกรอบของการฝึกอบรม จึงต้องใช้ทรัพยากรจำนวนมาก ในทางตรงกันข้าม สำหรับชุดข้อมูลการฝึกอบรมขนาดใหญ่ ต้องใช้เวลาเพิ่มเติมในการรวมเข้าด้วยกัน และอาจรวมเข้ากับค่าที่เหมาะสมสูงสุดในพื้นที่ (สำหรับ Nonconvex Instances)

2.10.2. Stochastic Gradient Descent (SGD)

พารามิเตอร์จะได้รับการอัพเดตในแต่ละตัวอย่างการฝึกอบรมในเทคนิคนี้ โดยการสุ่มตัวอย่างการฝึกอบรมโดยไม่ได้มีเหตุผลเฉพาะเจาะจงในทุกรอบล่วงหน้าก่อนการฝึกอบรม สำหรับชุดข้อมูลการฝึกอบรมขนาดใหญ่ เทคนิคนี้มีประสิทธิภาพด้านหน่วยความจำมากกว่าและเร็วกว่า BGD มาก อย่างไรก็ตาม เนื่องจากมีการอัพเดตบ่อยครั้ง จึงต้องใช้ขั้นตอนที่ถูกรบกวนมากในทิศทางของคำตอบ ซึ่งจะทำให้พฤติกรรมการลู่เข้ากันไม่เสถียรอย่างมาก

2.10.3. Mini-batch Gradient Descent

ในแนวทางนี้ ตัวอย่างการฝึกจะถูกแบ่งออกเป็นชุดย่อยหลายชุด ซึ่งชุดย่อยทุกชุดถือเป็นชุดตัวอย่างที่มีขนาดเล็กเกินไปโดยไม่มีการทับซ้อนกัน ถัดไปการอัพเดตพารามิเตอร์จะดำเนินการตามการคำนวณการเคลื่อนตามความชันในทุกชุดย่อย ข้อดีของวิธีนี้มาจากการรวมข้อดีของทั้งเทคนิค BGD และ SGD ดังนั้นจึงมีการลู่เข้ากันที่มั่นคง ประสิทธิภาพการคำนวณที่มากขึ้น และประสิทธิภาพของหน่วยความจำที่มากขึ้น ข้อมูลต่อไปนี้จะอธิบายถึงเทคนิคการปรับปรุงประสิทธิภาพต่างๆ ในอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบการเคลื่อนตามความชัน (โดยปกติจะใช้ SGD) ซึ่งจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการฝึกอบรมของ CNN

2.10.4. Momentum

สำหรับโครงข่ายประสาท เทคนิคนี้ใช้ในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ซึ่งช่วยเพิ่มทั้งความแม่นยำและความเร็วในการฝึกโดยการหาค่าเกรเดียนต์ที่คำนวณได้ในขั้นตอนการเทรนก่อนหน้านี้ ซึ่งถ่วงน้ำหนักผ่าน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แฟกเตอร์ λ (เรียกว่า Momentum Factor) อย่างไรก็ตาม จึงติดอยู่ในค่าต่ำสุดในเฉพาะที่แทนที่จะเป็นค่าต่ำสุดของทั้งหมด สิ่งนี้แสดงถึงข้อเสียเปรียบหลักของอัลกอริทึมการเรียนรู้ตามการเคลื่อนตามความชัน ปัญหาประเภทนี้มักเกิดขึ้นหากปัญหาไม่มีพื้นผิวนูน (หรือพื้นที่แก้ปัญหา) เมื่อใช้ร่วมกับอัลกอริทึมการเรียนรู้ โมเมนตัมจะถูกใช้เพื่อแก้ปัญหานี้ ซึ่งสามารถแสดงทางคณิตศาสตร์ได้เช่นเดียวกับในสมการที่ 2.13

$$\Delta w_{ij^t} = \left(\eta * \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}\right) + \left(\lambda * \Delta w_{ij^{t-1}}\right) \quad (2.13)$$

การเพิ่มน้ำหนักสำหรับรอบการเทรนปัจจุบันครั้งที่ t จะแสดงเป็น Δw_{ij^t} ขณะที่ η คืออัตราการเรียนรู้ และน้ำหนักที่เพิ่มขึ้นในรอบการฝึกก่อนหน้า $t-1$ ค่า momentum factor จะคงอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ในทางกลับกัน ระยะก้าวของการอัพเดตน้ำหนักจะเพิ่มขึ้นในทิศทางของค่าต่ำสุดเพื่อลดข้อผิดพลาด เมื่อค่าของ momentum factor มีค่าต่ำมาก แบบจำลองจะสูญเสียความสามารถในการหลีกเลี่ยงค่าต่ำสุดเฉพาะที่ไป ในทางตรงกันข้าม เมื่อค่า momentum factor สูง แบบจำลองจะพัฒนาความสามารถในการลู่เข้ากันได้รวดเร็วยิ่งขึ้น หากใช้ momentum factor ที่มีค่าสูงร่วมกับ LR โมเดลอาจพลาดค่าต่ำสุดของทั้งหมดไปโดยข้ามผ่านค่าดังกล่าว อย่างไรก็ตาม เมื่อการเคลื่อนเปลี่ยนทิศทางอย่างต่อเนื่องตลอดกระบวนการฝึก ค่าที่เหมาะสมของ momentum factor (ซึ่งเป็นไฮเปอร์พารามิเตอร์) จะทำให้การแปรผันของน้ำหนักที่ปรับปรุงแล้วราบรื่นขึ้น

2.10.5. Adaptive Moment Estimation (Adam)

เป็นอีกหนึ่งเทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพหรืออัลกอริทึมการเรียนรู้ที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย Adam นำเสนอแนวทางล่าสุดในการเพิ่มประสิทธิภาพของการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งแสดงโดยเมทริกซ์ Hessian ซึ่งใช้อนุพันธ์อันดับสอง ซึ่ง Adam เป็นกลยุทธ์การเรียนรู้ที่ได้รับการออกแบบมาโดยเฉพาะสำหรับการฝึกอบรมโครงข่ายประสาทเทียมระดับลึก ประสิทธิภาพหน่วยความจำที่มากขึ้นและพลังการคำนวณที่น้อยลงคือข้อดีสองประการของ Adam กลไกของ Adam คือการคำนวณ LR แบบปรับได้สำหรับแต่ละพารามิเตอร์ในแบบจำลอง ซึ่งเป็นการรวมข้อดีของทั้ง Momentum และ RMSprop เข้าไว้ด้วยกัน ใช้การเคลื่อนตามความชันกำลังสองเพื่อปรับขนาดอัตราการเรียนรู้เป็น RMSprop และคล้ายกับ momentum โดยใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของการเคลื่อนตามความชัน สมการของ Adam แสดงอยู่ในสมการที่ 2.14

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$w_{ij^t} = w_{ij^{t-1}} - \frac{\eta}{\sqrt{\widehat{E[\delta^2]^t} + \epsilon}} * \widehat{E[\delta^2]^t} \quad (2.14)$$

การปรับปรุงประสิทธิภาพของ CNN

จากการทดลองของงานวิจัยในแอปพลิเคชันการเรียนรู้เชิงลึกต่างๆ เขาได้สรุปวิธีแก้ปัญหาที่ใช้งานมากที่สุดซึ่งอาจปรับปรุงประสิทธิภาพของ CNN ได้แก่

- ขยายชุดข้อมูลด้วยการเพิ่มข้อมูลหรือใช้การเรียนรู้การถ่ายโอน (อธิบายไว้ในส่วนหลัง)
- เพิ่มเวลาการฝึกอบรม
- เพิ่มความลึก (หรือความกว้าง) ของโมเดล
- เพิ่ม regularization
- เพิ่มการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์

2.11 เทคนิคการเพิ่มเสริมข้อมูล (Data Augmentation Techniques)

หากเป้าหมายคือการเพิ่มจำนวนข้อมูลที่มีอยู่และหลีกเลี่ยงปัญหาการล้นเกิน เทคนิคการเพิ่มเสริมข้อมูลเป็นทางออกหนึ่งที่เป็นไปได้ เทคนิคเหล่านี้เป็นวิธีแก้ปัญหาพื้นที่ข้อมูลสำหรับปัญหาข้อมูลที่มีจำกัด การเพิ่มเสริมข้อมูลประกอบด้วยการรวบรวมวิธีการที่ปรับปรุงคุณลักษณะและขนาดของชุดข้อมูลการฝึกอบรม ดังนั้น โครงข่ายของการเรียนรู้เชิงลึกสามารถทำงานได้ดีขึ้นเมื่อใช้เทคนิคเหล่านี้ ต่อไปจะแสดงตัวอย่างของเทคนิคการเสริมข้อมูล

2.11.1 การพลิกรูปภาพ (Flipping)

การพลิกแกนตั้งเป็นวิธีที่ใช้กันทั่วไปน้อยกว่าการพลิกแกนนอน การพลิกได้รับการตรวจสอบแล้วว่ามีประโยชน์ในชุดข้อมูลเช่น ImageNet และ CIFAR-10 ยิ่งไปกว่านั้น ง่ายต่อการนำไปใช้ นอกจากนี้ยังสามารถใช้ได้กับข้อมูลรูปภาพประเภทอื่นได้อีกด้วย

2.11.2 ขอบเขตสี (Color Space)

การเข้ารหัสข้อมูลภาพดิจิทัลมักใช้เป็นมิติข้อมูล (ความสูง × ความกว้าง × ช่องสี) การเพิ่มขอบเขตสีของช่องให้สำเร็จเป็นเทคนิคทางเลือกซึ่งใช้งานได้ดีมากสำหรับการนำไปใช้งาน การเติมสีที่ง่ายมากคือการแยกช่องของสีใดสีหนึ่ง เช่น แดง เขียว หรือน้ำเงิน วิธีง่ายๆ ในการแปลงภาพอย่างรวดเร็วโดยใช้ช่องสีเดียวทำได้โดยการแยกเมทริกซ์นั้นและใส่เลขศูนย์สองตัวเพิ่มเติมจากช่องสีที่เหลืออีกสองช่องสี นอกจากนี้ การเพิ่มหรือลดความสว่างของภาพสามารถทำได้โดยใช้การดำเนินการเมทริกซ์แบบตรงไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้างหน้าเพื่อจัดการค่า RGB อย่างง่ายดาย ด้วยการรับฮิสโตแกรมสีที่อธิบายภาพ สามารถเพิ่มสีที่ปรับปรุงให้ดีขึ้นได้ การปรับเปลี่ยนแสงสามารถทำได้โดยการปรับค่าความเข้มในฮิสโตแกรมคล้ายกับที่ใช้ในแอปพลิเคชันปรับปรุงภาพถ่าย

2.11.3 การตัดส่วนภาพ (Cropping)

การครอบตัดส่วนที่โดดเด่นของทุกภาพเป็นเทคนิคที่ใช้ขนาดความสูงและความกว้างรวมกันเป็นขั้นตอนการประมวลผลเฉพาะสำหรับข้อมูลภาพ นอกจากนี้ อาจใช้การครอบตัดแบบสุ่มเพื่อสร้างผลกระทบที่คล้ายกับการแปลงภาพ ความแตกต่างระหว่างการแปลงภาพและการครอบตัดแบบสุ่มคือการแปลภาพจะรักษามิติเชิงพื้นที่ของภาพนี้ ในขณะที่การครอบตัดแบบสุ่มจะลดขนาดอินพุต [เช่น จาก (256, 256) เป็น (224, 224)] ตามเกณฑ์การลดที่เลือกไว้สำหรับการครอบตัด การเปลี่ยนแปลงการรักษาฉลากอาจไม่ได้รับการแก้ไข

2.11.4 การหมุนภาพ (Rotation)

เมื่อหมุนรูปภาพไปทางซ้ายหรือขวาจากภายใน 0 ถึง 360 องศารอบแกน เป็นการเพิ่มเสริมข้อมูลรูปภาพด้วยการหมุน พารามิเตอร์องศาการหมุนเป็นตัวกำหนดความเหมาะสมของการเสริมการหมุนเป็นอย่างมาก ในงานการรู้จำตัวเลข การหมุนเล็กน้อย (ตั้งแต่ 0 ถึง 20 องศา) จะมีประโยชน์มาก ในทางตรงกันข้าม ป้ายกำกับข้อมูลไม่สามารถรักษาไว้ได้หลังการแปลงรูปแบบเมื่อระดับการหมุนเพิ่มขึ้น

2.11.5 การแปลงภาพ (Translation)

เพื่อหลีกเลี่ยงการวางตำแหน่งภายในข้อมูลรูปภาพ การแปลงที่มีประโยชน์มากคือการเลื่อนรูปภาพขึ้น ลง ซ้าย หรือขวา ตัวอย่างเช่น เป็นเรื่องปกติที่รูปภาพชุดข้อมูลทั้งหมดจะอยู่กึ่งกลาง นอกจากนี้ ชุดข้อมูลที่ทดสอบควรประกอบด้วยรูปภาพที่อยู่กึ่งกลางทั้งหมดเพื่อทดสอบโมเดล โปรดทราบว่าเมื่อแปลภาพเริ่มต้นในทิศทางใดทิศทางหนึ่ง ควรเติมพื้นที่ที่เหลือด้วย Gaussian หรือสัญญาณรบกวนแบบสุ่ม หรือค่าคงที่ เช่น 255 วินาทีหรือ 0 วินาที มิติเชิงพื้นที่ของภาพหลังการเสริมจะถูกรักษาไว้โดยใช้ช่องว่างภายในนี้

2.11.6 การเพิ่มสิ่งรบกวนในรูปภาพ (Noise Injection)

วิธีการนี้เกี่ยวข้องกับการฉีดเมทริกซ์ของค่าที่ไม่เฉพาะเจาะจง เมทริกซ์ดังกล่าวหาได้จากการแจกแจงแบบเกาส์เซียน การเพิ่มสัญญาณรบกวนภายในภาพทำให้ CNN สามารถเรียนรู้คุณสมบัติที่แข็งแกร่งเพิ่มเติมได้ เพื่อแยกการกระจายของข้อมูลการทดสอบออกจากข้อมูลการฝึกอบรม แหล่งที่มาของอคติที่เป็นไปได้มีอยู่หลายแหล่ง ตัวอย่างเช่น เมื่อใบหน้าทั้งหมดควรอยู่กึ่งกลางเฟรมอย่างสมบูรณ์ (เช่นเดียวกับในชุดข้อมูลการจดจำใบหน้า) ปัญหาของการเอนเอียงตำแหน่งก็จะเกิดขึ้น ดังนั้น การแปลทางเรขาคณิต

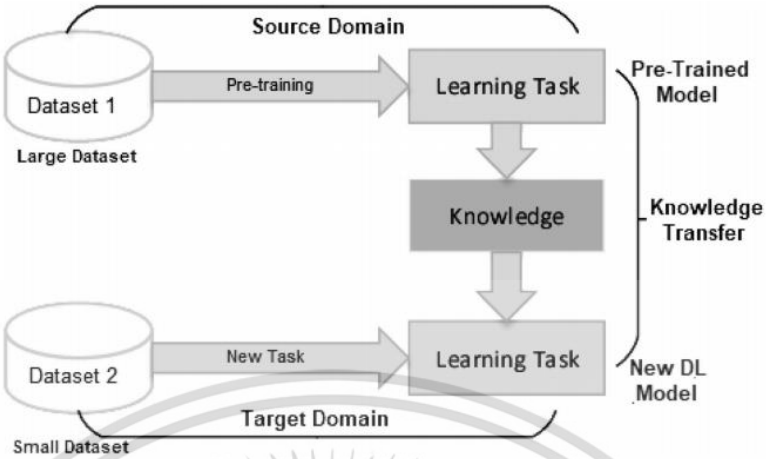
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จึงเป็นทางออกที่ดีที่สุด การแปลทางเรขาคณิตมีประโยชน์เนื่องจากความง่ายในการใช้งาน เช่นเดียวกับความสามารถที่มีประสิทธิภาพในการปิดใช้งานความเอนเอียงเชิงตำแหน่ง มีไลบรารีการประมวลผลรูปภาพหลายไลบรารี ซึ่งช่วยให้เริ่มต้นด้วยการดำเนินการง่ายๆ เช่น การหมุนหรือการพลิกแนวนอน เวลาในการฝึกฝนเพิ่มเติม ค่าใช้จ่ายในการคำนวณที่สูงขึ้น และหน่วยความจำเพิ่มเติมคือข้อบกพร่องบาง ประการของการแปลงทางเรขาคณิต นอกจากนี้ ควรสังเกตการแปลงทางเรขาคณิตจำนวนหนึ่ง (เช่น การครอบตัดหรือการแปลงแบบไม่เฉพาะเจาะจง) เพื่อให้แน่ใจว่าสิ่งเหล่านี้จะไม่เปลี่ยนป้ายกำกับรูปภาพประการสุดท้าย ความเอนเอียงที่แยกข้อมูลการทดสอบออกจากข้อมูลการฝึกอบรมนั้นซับซ้อนกว่าการเปลี่ยนแปลงในช่วงเปลี่ยนผ่านและตำแหน่ง ดังนั้นจึงไม่ใช่เรื่องเล็กที่จะตอบว่าเมื่อใดและที่ไหนที่การแปลงทางเรขาคณิตเหมาะที่จะนำไปใช้

2.12 การถ่ายโอนการเรียนรู้ (Transfer Learning) [6]

การถ่ายโอนการเรียนรู้ (Transfer Learning) เป็นเทคนิคสำหรับการใช้แบบจำลองที่เรียนรู้ก่อนหน้านี้อย่างมีประสิทธิภาพเพื่อแก้ปัญหางานใหม่ที่มีการฝึกอบรมหรือการปรับแต่งอย่างละเอียดน้อย เมื่อเปรียบเทียบกับเทคนิคของการเรียนรู้ของเครื่อง การเรียนรู้เชิงลึกนั้นจะใช้ข้อมูลในการฝึกสอนจำนวนมาก ด้วยเหตุนี้ ความต้องการข้อมูลที่มีฉลากจำนวนมากจึงเป็นอุปสรรคสำคัญในการจัดการกับงานเฉพาะโดเมนที่สำคัญบางอย่าง โดยเฉพาะอย่างยิ่งในภาคการแพทย์ ซึ่งการสร้างชุดข้อมูลทางการแพทย์หรือสุขภาพที่มีคำอธิบายประกอบขนาดใหญ่และมีคุณภาพสูงเป็นเรื่องยาก และมีราคาที่ต้องจ่าย นอกจากนี้โมเดลของการเรียนรู้เชิงลึกตามมาตรฐานต้องการทรัพยากรในการคำนวณจำนวนมาก เช่น เซิร์ฟเวอร์ที่เปิดใช้งาน GPU แม้ว่านักวิจัยกำลังทำงานอย่างหนักเพื่อปรับปรุง ด้วยเหตุนี้การถ่ายโอนการเรียนรู้ ซึ่งเป็นวิธีการเรียนรู้การถ่ายโอนโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกอาจช่วยแก้ไขปัญหานี้ได้ รูปที่ 2.25 แสดงโครงสร้างทั่วไปของกระบวนการเรียนรู้การถ่ายโอน ซึ่งความรู้จากแบบจำลองที่ได้รับการฝึกอบรมล่วงหน้าจะถูกถ่ายโอนไปยังแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกใหม่ เป็นที่นิยมโดยเฉพาะในการเรียนรู้เชิงลึกในขณะนี้ เนื่องจากช่วยให้สามารถฝึกโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกโดยใช้ข้อมูลเพียงเล็กน้อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.25 โครงสร้างทั่วไปของการถ่ายโอนการเรียนรู้

(ที่มา : Sarker IH. Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. SN Comput Sci. 2021;2(6):420.)

การถ่ายโอนการเรียนรู้เป็นแนวทางสองขั้นตอนสำหรับการฝึกอบรมโมเดลของการเรียนรู้เชิงลึกที่ประกอบด้วยขั้นตอนก่อนการฝึกอบรมและขั้นตอนการปรับแต่งอย่างละเอียด ซึ่งโมเดลจะถูกฝึกอบรมเกี่ยวกับงานเป้าหมาย เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกได้รับความนิยมในหลากหลายสาขา จึงมีการนำเสนอวิธีการถ่ายโอนการเรียนรู้จำนวนมาก ทำให้การจัดหมวดหมู่และสรุปผลมีความสำคัญอย่างยิ่ง ทั้งนี้สามารถจำแนกการถ่ายโอนการเรียนรู้ของการเรียนรู้เชิงลึกได้เป็นสี่ประเภท ได้แก่

1. การเรียนรู้การถ่ายโอนเชิงลึกตามอินสแตนซ์ที่ใช้อินสแตนซ์ในโดเมนต้นทางด้วยน้ำหนักที่เหมาะสม
2. การเรียนรู้การถ่ายโอนเชิงลึกตามการแมปที่จับคู่อินสแตนซ์จากสองโดเมนลงในพื้นที่ข้อมูลใหม่ที่มีความคล้ายคลึงกันมากขึ้น
3. การเรียนรู้การถ่ายโอนเชิงลึกบนเครือข่ายที่ใช้ซ้ำบางส่วนของเครือข่ายที่ได้รับการฝึกฝนล่วงหน้าในโดเมนต้นทาง
4. การเรียนรู้แบบถ่ายทอดเชิงลึกจากฝ่ายตรงข้ามที่ใช้เทคโนโลยีฝ่ายตรงข้ามเพื่อค้นหาคุณสมบัติที่สามารถถ่ายโอนได้ซึ่งทั้งคู่เหมาะสำหรับสองโดเมน

เนื่องจากมีประสิทธิภาพและการใช้งานจริงสูง การเรียนรู้แบบถ่ายโอนเชิงลึกได้รับความนิยมอย่างมากในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา การเรียนรู้แบบถ่ายโอนยังสามารถจำแนกเป็นการเรียนรู้แบบ inductive, transductive และการถ่ายโอนแบบ unsupervised ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับสถานการณ์ระหว่างโดเมนและกิจกรรมต้นทางและเป้าหมาย แม้ว่าการวิจัยในปัจจุบันส่วนใหญ่จะมุ่งเน้นไปที่การเรียนรู้แบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

supervised learning แต่วิธีที่โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกสามารถถ่ายโอนความรู้ในการเรียนรู้แบบ unsupervised หรือ semi-supervised learning อาจได้รับความสนใจมากขึ้นในอนาคต เทคนิคการเรียนรู้แบบถ่ายโอนเชิงลึกมีประโยชน์ในด้านต่างๆ รวมถึงการประมวลผลภาษาธรรมชาติ การจำแนกความรู้สึก การจดจำภาพ การรู้จำคำพูด การกรองสแปม และอื่นๆ ที่เกี่ยวข้อง

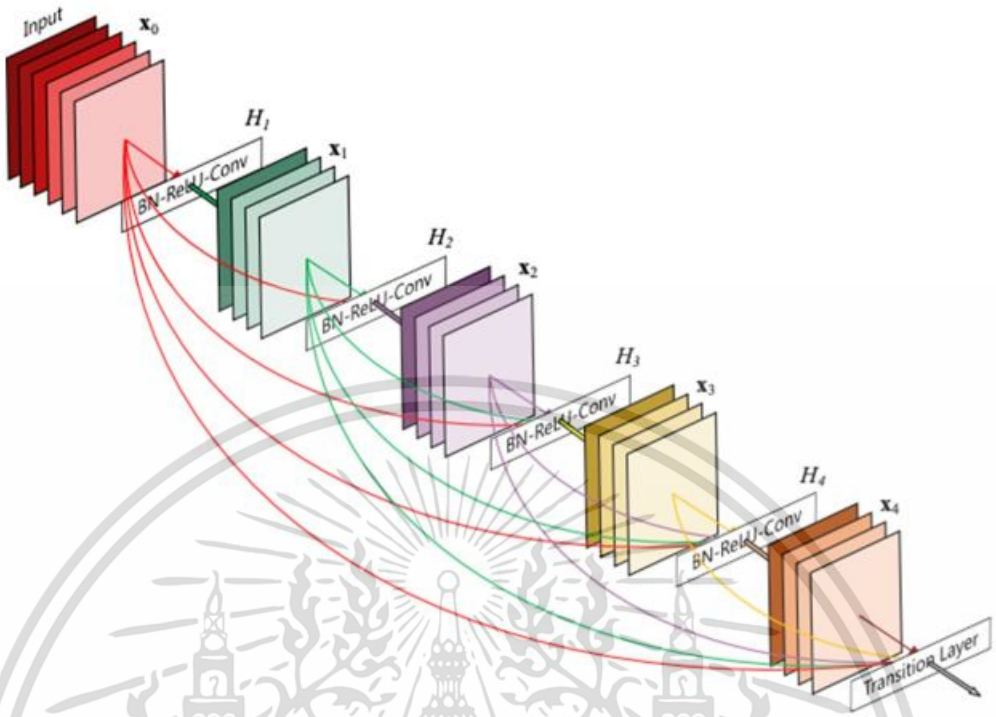
2.13 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN architectures)

ในส่วนนี้จะยกตัวอย่างและอธิบายสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันแบบต่างๆ ที่ใช้ในการจำแนกภาพโดยใช้เทคนิคการถ่ายโอนการเรียนรู้ มีดังนี้

2.13.1 DenseNet (Densely Connected Convolutional Networks) [8]

เพื่อที่จะแก้ปัญหา vanishing gradient โมเดล DenseNet ได้ถูกนำเสนอเป็นไปในทิศทางเดียวกับโครงข่าย ResNet และ Highway ข้อเสียประการหนึ่งของ ResNet คือการเก็บรักษาข้อมูลไว้อย่างชัดเจนโดยวิธีการเปลี่ยนแปลงลักษณะเฉพาะแบบรักษาของเดิมไว้ เนื่องจากหลายชั้นมีส่วนช่วยให้ข้อมูลน้อยมากหรือไม่มีเลย นอกจากนี้ ResNet ยังมีน้ำหนักจำนวนมาก เนื่องจากแต่ละชั้นมีกลุ่มน้ำหนักที่แยกจากกัน DenseNet ใช้การเชื่อมต่อข้ามชั้น ซึ่งเป็นแนวทางที่ได้รับการปรับปรุงเพื่อแก้ไขปัญหานี้ จะเชื่อมต่อแต่ละชั้นกับทุกชั้นในเครือข่ายโดยใช้วิธีการส่งต่อข้อมูล ดังนั้น ผังคุณลักษณะของแต่ละชั้นก่อนหน้าจึงถูกใช้เพื่อป้อนลงในชั้นต่อไปทั้งหมด ใน CNN แบบดั้งเดิม มีการเชื่อมต่อจำนวนระหว่างชั้นก่อนหน้าและชั้นปัจจุบัน ในขณะที่ DenseNet เป็นการเชื่อมต่อโดยตรง ซึ่ง DenseNet ได้แสดงให้เห็นถึงอิทธิพลของ cross-layer depth wise-convolutions. ดังนั้น โครงข่ายนี้จึงได้รับความสามารถในการแยกแยะอย่างชัดเจนระหว่างข้อมูลที่เพิ่มและข้อมูลที่เก็บรักษาไว้ เนื่องจาก DenseNet จะเชื่อมคุณลักษณะของชั้นก่อนหน้าเข้าด้วยกันแทนที่จะเพิ่มเข้าไป อย่างไรก็ตาม เนื่องจากโครงสร้างของชั้นที่แคบ ทำให้ DenseNet กลายเป็นราคาที่ต้องจ่ายสูงขึ้นแบบพาราเมตริก นอกเหนือไปจากจำนวนผังคุณลักษณะที่เพิ่มขึ้น การรับโดยตรงของทุกชั้นในการเคลื่อนตามความชันผ่านฟังก์ชันการสูญเสียช่วยเพิ่มการไหลของข้อมูลทั่วทั้งเครือข่าย รูปที่ 2.26 แสดงสถาปัตยกรรมของ DenseNet

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.26 สถาปัตยกรรมของ DenseNet

(ที่มา : Huang G, Liu Z, Van Der Maaten L, Weinberger KQ, editors. Densely connected convolutional networks. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition; 2017.)

2.13.2 ResNet (Deep Residual Learning for Image Recognition) [9]

ได้มีการพัฒนา ResNet (Residual Network) ขึ้นมา ซึ่งวัตถุประสงค์ของโมเดลนี้คือการออกแบบเครือข่ายไม่มี ultra-deep network ของปัญหา vanishing gradient ResNet หลายประเภทได้รับการพัฒนาตามจำนวนชั้น (เริ่มต้นด้วย 34 ชั้นและสูงสุดที่ 1202 ชั้น) ที่ใช้กันมากที่สุดคือ ResNet50 มี 50 ชั้น ซึ่งประกอบไปด้วย ชั้น convolutional 49 ชั้น และชั้น fully connected 1 ชั้น จำนวนน้ำหนักโครงข่ายโดยรวมคือ 25.5 ล้าน แนวคิดใหม่ของ ResNet คือการใช้แนวคิดของเส้นทางบายพาส ซึ่งใช้ใน Highway Nets เพื่อแก้ไขปัญหาการฝึกอบรมเครือข่ายเชิงลึก บล็อกไดอะแกรม ResNet พื้นฐานเป็นโครงข่ายแบบ conventional feedforward บวกกับ residual connection เอาต์พุตของชั้นที่เหลือสามารถระบุได้ว่าเป็นเอาต์พุตก่อนหน้า ซึ่งส่งมาจากชั้นก่อนหน้า หลังจากดำเนินการต่างๆ ผลลัพธ์จะเป็น $F(x_l - 1)$ เอาต์พุตสุดท้ายคือ x_l ซึ่งสามารถแสดงตามสมการที่ 2.15

$$x_l = F(x_l - 1) + x_l - 1 \tag{2.15}$$

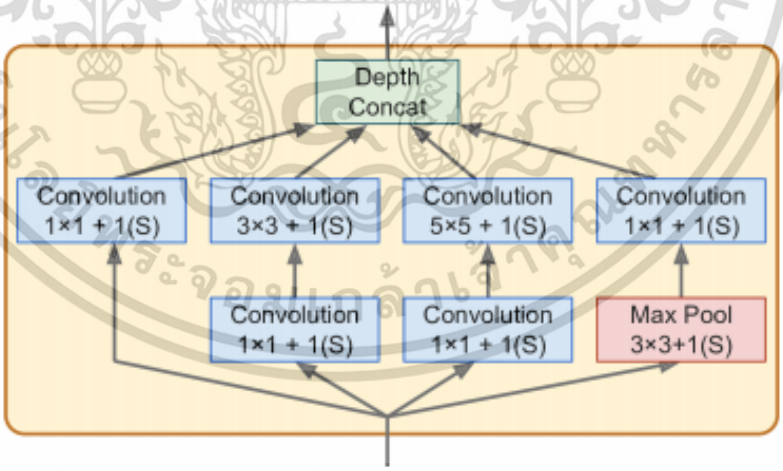
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มีบล็อกที่เหลือพื้นฐานจำนวนมากรวมอยู่ใน residual network ขึ้นอยู่กับประเภทของสถาปัตยกรรม residual network การดำเนินการในบล็อกที่เหลือก็จะเปลี่ยนไปเช่นกัน

2.13.3 GoogLeNet [10]

GoogLeNet ได้รับการพัฒนาโดยนักวิจัยจากบริษัทกูเกิ้ล ประสิทธิภาพที่ยอดเยี่ยมนี้ส่วนใหญ่มาจากการที่เครือข่ายมีความลึกกว่า CNN ก่อนหน้านี้มาก สิ่งนี้เกิดขึ้นได้จากเครือข่ายย่อยที่เรียกว่า “Inception module” ซึ่งช่วยให้ GoogLeNet ใช้พารามิเตอร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากกว่าสถาปัตยกรรมรุ่นก่อนๆ มาก จริงๆ แล้ว GoogLeNet มีพารามิเตอร์น้อยกว่า AlexNet ถึง 10 เท่า (ประมาณ 6 ล้านแทนที่จะเป็น 60 ล้าน)

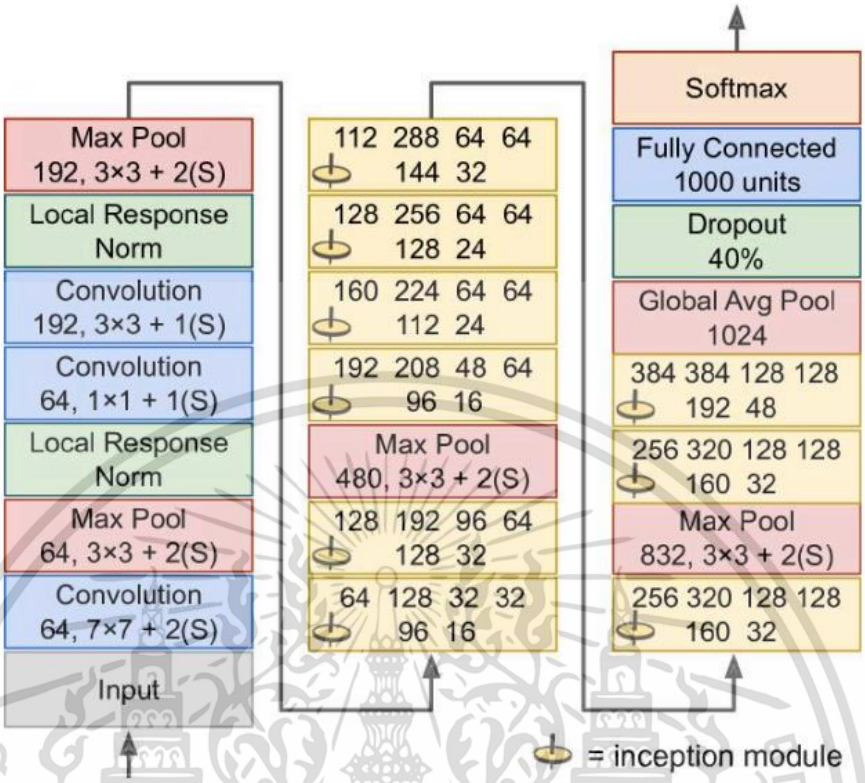
รูปที่ 2.27 แสดงสถาปัตยกรรมของ Inception module “3 × 3 + 1(S)” หมายความว่า ชั้นนี้ใช้ 3 เคอร์เนล 1 สไตรด์ และ padding เป็น SAME สัญญาณอินพุตจะถูกคัดลอกและป้อนไปยังชั้นที่แตกต่างกันสี่ชั้น ชั้นคอนโวลูชันทั้งหมดใช้ activation fuction เป็น ReLU ชั้นคอนโวลูชันชุดที่สองใช้ขนาดเคอร์เนลที่แตกต่างกัน (1 × 1, 3 × 3 และ 5 × 5) ทำให้สามารถจับรูปแบบในระดับต่างๆ ได้ นอกจากนี้ ทุก ๆ ชั้นใช้การสไตรด์ที่ 1 และ SAME padding (แม้แต่ max pooling layer) ดังนั้นเอาต์พุตทั้งหมดจึงมีความสูงและความกว้างเท่ากันกับอินพุต สิ่งนี้ทำให้สามารถเชื่อมโยงเอาต์พุตทั้งหมดตามมิติความลึกในชั้น concat ความลึกขั้นสุดท้าย (กล่าวคือ เรียงซ้อนผังคุณลักษณะจากสี่ชั้นคอนโวลูชันบนสุด)



รูปที่ 2.27 โมดูล Inception

(ที่มา : Aurélien Géron. 2552. Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. พิมพ์ครั้งที่ 2. สหรัฐอเมริกา)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.28 สถาปัตยกรรม GoogLeNet

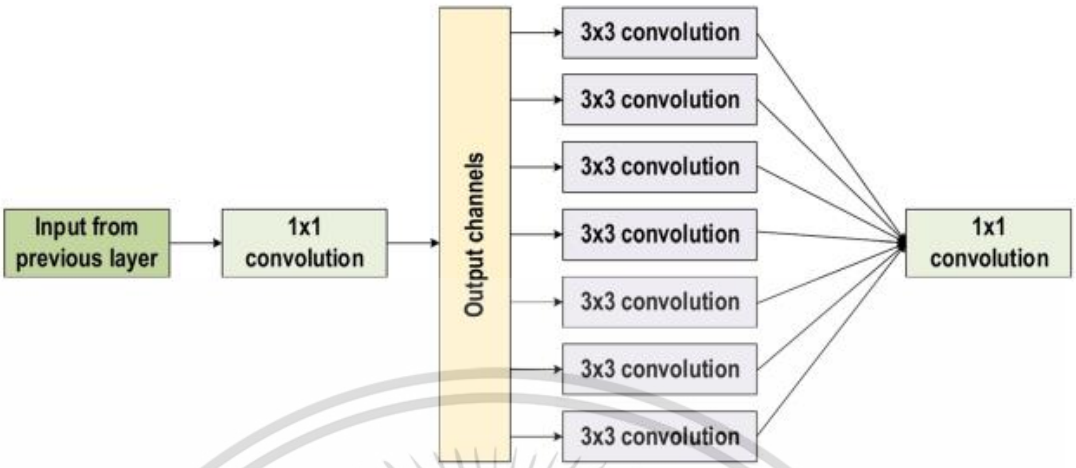
(ที่มา : Aurélien Géron. 2552. Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. พิมพ์ครั้งที่ 2. สหรัฐอเมริกา)

สถาปัตยกรรม GoogLeNet หลายรูปแบบได้รับการเสนอในภายหลังโดยนักวิจัยของ Google รวมถึง Inception-v3 และ Inception-v4 โดยใช้โมดูล Inception ที่แตกต่างกันเล็กน้อย และเข้าถึงประสิทธิภาพที่ดียิ่งขึ้น

2.13.4 Xception (Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions) [11]

สถาปัตยกรรม Extreme Inception เป็นคุณสมบัติหลักของ Xception แนวคิดหลักที่อยู่เบื้องหลัง Xception คือ depthwise separable convolution โมเดล Xception จะปรับ inception block เดิมโดยทำให้กว้างขึ้นและแลกเปลี่ยนมิติเดียว (3 × 3) ตามด้วยคอนโวลูชัน 1 × 1 เพื่อลดความซับซ้อนในการคำนวณ รูปที่ 2.29 แสดงสถาปัตยกรรมของ Xception block โครงข่าย Xception มีประสิทธิภาพทางการคำนวณเป็นพิเศษผ่านการใช้ช่องแยกสัญญาณและการโต้ตอบเชิงพื้นที่ อย่างไรก็ตามการคำนวณนั้นง่ายขึ้นใน Xception โดยการหมุนแต่ละช่องรอบแกนเชิงพื้นที่อย่างชัดเจน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.29 สถาปัตยกรรมของ Xception block

(ที่มา : Chollet F, editor Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR); 2017 21-26 July 2017.)

แกนเหล่านี้ต่อมาใช้เป็น 1 × 1 convolutions (Pointwise Convolution) สำหรับการดำเนินการโต้ตอบข้ามช่องสัญญาณ 1 × 1 convolution ใช้ใน Xception เพื่อปรับความลึกของช่องให้เป็นมาตรฐาน การดำเนินการ convolutional แบบดั้งเดิมใน Xception ใช้เซ็กเมนต์การแปลงจำนวนหนึ่งเทียบเท่ากับจำนวนแชนเนล ยิ่งกว่านั้น Inception ใช้ส่วนการเปลี่ยนแปลงสามส่วน ในขณะที่สถาปัตยกรรม CNN แบบดั้งเดิมใช้ส่วนการแปลงเพียงส่วนเดียว ในทางกลับกัน แนวทางการแปลง Xception ที่แนะนำให้ประสิทธิภาพการเรียนรู้พิเศษและประสิทธิภาพที่ดีขึ้น โดยที่ไม่ลดจำนวนพารามิเตอร์

2.13.5 Visual Geometry Group (VGG) [7]

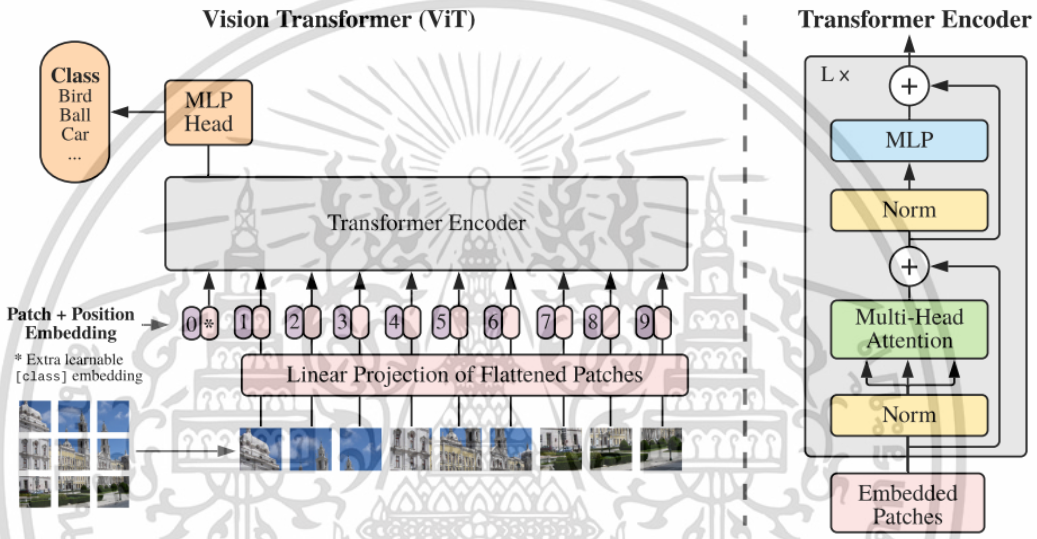
เป็นสถาปัตยกรรมที่เรียบง่ายและคลาสสิกมาก โดยมีชั้น convolutional 2 หรือ 3 ชั้น pooling layer แล้วตามด้วย ชั้น convolutional 2 หรือ 3 ชั้น pooling layer และอื่นๆ บวกกับชั้นสุดท้ายที่มี 2 hidden layer และ output layer ใช้ฟิลเตอร์แค่ 3×3 แต่มีหลายฟิลเตอร์

2.14 Vision Transformer [12]

นอกจากโครงสร้างสถาปัตยกรรมแบบคอนโวลูชันที่เป็นที่นิยมแล้ว ยังมีอีกหนึ่งสถาปัตยกรรมแบบใหม่ที่เป็นที่นิยมและกำลังมาแรงในปัจจุบันสำหรับงานด้านการจำแนกภาพ นั่นคือ Vision transformer Vision transformer ได้รับแรงบันดาลใจมาจาก Transformer ในการประมวลผลภาษา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ทางธรรมชาติ (Natural Language Processing) ที่ใช้ self-attention มาดึงคุณลักษณะ ทำให้ได้ค่าความแม่นยำเพิ่มมากขึ้น และใช้ทรัพยากรในการคำนวณที่ต่ำอีกด้วย รูปที่ 2.30 แดสงการทำงานของโมเดล Vision transformer เริ่มต้นที่การแบ่งรูปภาพออกเป็นแผ่นสี่เหลี่ยมขนาดเล็กที่มีขนาดเท่าๆ กัน ภาพที่ถูกแบ่งจะเรียงตำแหน่งอย่างถูกต้องตามลำดับ จากนั้นภาพเหล่านี้จะถูกนำเข้าสู่ Transformer Encoder ผ่าน MLP Head และทำนายออกมาเป็นคลาสเป้าหมาย



รูปที่ 2.30 แผนภาพแสดงการทำงานของโมเดล Vision Transformer

(ที่มา : Dosovitskiy, A., et al., An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. arXiv preprint arXiv:2010.11929, 2020.)

2.15 การจำแนกภาพ (Image Classification) [13]

การจำแนกภาพ (Image Classification) หมายถึงกระบวนการที่ใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เพื่อแยกแยะและระบุวัตถุหรือสิ่งของในภาพ ด้วยการนำภาพเข้าสู่ระบบและคาดคะเนถึงคลาสหรือประเภทของวัตถุที่ปรากฏอยู่ในภาพนั้นๆ ซึ่งคล้ายกับกระบวนการที่มนุษย์ทำเมื่อมองภาพและระบุวัตถุต่างๆ ในรายละเอียดเรื่อย ๆกระบวนการการจำแนกภาพ มีหลายขั้นตอน หลังจากที่มีชุดข้อมูลภาพที่แยกเป็นกลุ่มตามคลาส (Label) มาให้ เช่น ภาพของสุนัข, แมว, รถยนต์ เป็นต้น ขั้นแรกคือการฝึกสอนโมเดล (Model) โดยให้โมเดลเรียนรู้จากข้อมูลเหล่านี้ โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีลักษณะคล้ายกับโครงข่ายประสาทในสมองมนุษย์ เมื่อ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โมเดลถูกฝึกสอนเสร็จสิ้นแล้ว ก็สามารถนำมาใช้ในการทำนายคลาสของวัตถุในภาพใหม่ๆ ที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ หลังจากที่โมเดลได้ทำนายแล้ว จะได้ผลลัพธ์ที่บอกว่าภาพนั้นๆ มีคลาสอะไร ยกตัวอย่างเช่น "สุนัข" หรือ "แมว" Image classification มีประโยชน์ในหลากหลายงานและสถานการณ์ เช่น การตรวจจับสิ่งของในภาพควบคู่กับหุ่นยนต์, การตรวจสอบเอกลักษณ์ในระบบรักษาความปลอดภัย, การจำแนกภาพทางการแพทย์ เพื่อวินิจฉัยโรค, และในการนำไปใช้ในการจัดการสินค้าหรือค้นหาภาพในเว็บไซต์ ฯลฯ

2.15.1 การประเมินแบบจำลองสำหรับงานด้านการจำแนกภาพ (Evaluate Model for Image Classification Tasks) [14]

คือกระบวนการที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพของโมเดลเครื่องมือหรือแบบจำลอง (Model) ที่ได้ถูกสร้างขึ้นเพื่อแก้ไขปัญหาหนึ่ง ๆ โดยใช้ชุดข้อมูลที่รู้คำตอบ (Ground Truth) เพื่อตรวจสอบว่าโมเดลมีความแม่นยำและประสิทธิภาพเพียงพอในการแก้ไขปัญหานั้นหรือไม่ กระบวนการประเมินโมเดลส่วนใหญ่นั้นใช้ข้อมูลที่ไม่ได้ถูกใช้ในการฝึกโมเดล (Unseen Data) เพื่อให้แน่ใจว่าโมเดลมีความสามารถในการทำงานที่ดีกับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน และไม่ได้เรียนรู้จากข้อมูลเหล่านั้นในขั้นตอนการฝึก (Training) ของโมเดล การประเมินโมเดลสามารถใช้หลากหลายเมตริก (Metrics) เพื่อวัดประสิทธิภาพของโมเดลตามความเหมาะสมของงาน ตัวอย่างเช่น:

1. ความแม่นยำ (Accuracy): สัดส่วนของตัวอย่างที่โมเดลทำนายถูกต้องต่อทั้งหมด
2. ความแม่นยำเชิงคลาส (Class-wise Accuracy): สัดส่วนของตัวอย่างในแต่ละคลาสที่ทำนายถูกต้องต่อทั้งหมด
3. ความแม่นยำเชิงชนิด (Precision) และความแม่นยำเชิงความจริง (Recall): ที่ใช้ในงานที่เกี่ยวกับการจำแนกคลาส (Classification) เพื่อวัดความแม่นยำของคลาสที่เป้าหมายและความสามารถในการตรวจจับของคลาสนั้น ๆ
4. ความหมายของผู้ใช้ (User-centric Metrics): ค่าเช่น F1-score หรือ ROC-AUC ที่นิยมใช้ในงานที่คำนวณความสามารถของโมเดลต่อมุมมองความสำคัญของผู้ใช้ ซึ่งการประเมินโมเดลเป็นกระบวนการสำคัญในการพัฒนาและปรับปรุงโมเดลเพื่อให้มีประสิทธิภาพและความน่าเชื่อถือในการนำไปใช้งานจริงในสถานการณ์จริง

ในงานด้านการจำแนกภาพ Confusion matrix ถือเป็นเครื่องมือที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของระบบทำนาย (Prediction) หรือการจำแนก (Classification) ในงานทางภาพและทาง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สถิติ เมื่อให้ระบบทำนายหรือจำแนกข้อมูลตามป้ายกำกับ (Label) ที่ทราบว่าเป็นค่าจริงๆ แล้ว จะได้ผลลัพธ์ออกมาเป็น 4 หมวดหมู่หลักๆ ใน Confusion matrix คือ:

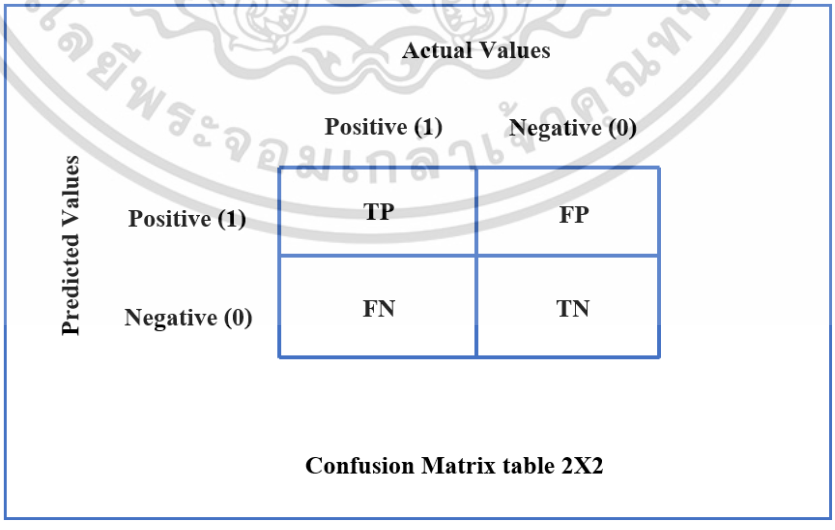
True Positive (TP) - จำนวนข้อมูลที่ระบบทำนายถูกต้องว่าเป็น Positive และเป็น Positive จริงๆ (ถูกบ่งชี้ว่าอยู่ในกลุ่มที่สนใจและถูกต้อง)

True Negative (TN) - จำนวนข้อมูลที่ระบบทำนายถูกต้องว่าเป็น Negative และเป็น Negative จริงๆ (ถูกบ่งชี้ว่าไม่อยู่ในกลุ่มที่สนใจและถูกต้อง)

False Positive (FP) - จำนวนข้อมูลที่ระบบทำนายว่าเป็น Positive แต่จริงๆ แล้วเป็น Negative (กลุ่มที่สนใจแต่ระบบทำนายผิด)

False Negative (FN) - จำนวนข้อมูลที่ระบบทำนายว่าเป็น Negative แต่จริงๆ แล้วเป็น Positive (กลุ่มที่สนใจแต่ระบบทำนายผิด)

ดังนั้น Confusion matrix จะเป็นตารางที่มี 2X2 (สำหรับงานทำนายแบบ binary classification) หรือ n X n (สำหรับงานทำนายแบบ multi-class classification) เพื่อแสดงจำนวนของ True Positive, True Negative, False Positive, และ False Negative ทั้งหมดของระบบทำนาย **รูปที่** 2.31 แสดงตัวอย่าง Confusion matrix ขนาด 2X2 เมื่อทราบค่าใน Confusion matrix นี้สามารถใช้ในการคำนวณหลายค่าประสิทธิภาพของระบบทำนาย เช่น Accuracy, Precision, Recall (Sensitivity), Specificity, F1 Score และอื่นๆ ซึ่งช่วยในการประเมินประสิทธิภาพของระบบทำนายอย่างรวดเร็วและมีข้อมูลที่น่าเชื่อถือยิ่งขึ้น



รูปที่ 2.31 แผนภาพแสดง Confusion matrix ขนาด 2X2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อมี Confusion matrix ซึ่งมี True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), และ False Negative (FN) อยู่แล้ว สามารถใช้ข้อมูลใน Confusion matrix เหล่านี้ในการคำนวณค่าประสิทธิภาพต่างๆ ดังนี้:

1. Accuracy (ความถูกต้อง): คือสัดส่วนของข้อมูลที่ระบบทำนายถูกต้องทั้งหมดเมื่อเทียบกับข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ในการทำนาย สูตรคำนวณคือ (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) ซึ่งเป็นการวัดความสามารถในการทำนายทั้งหมดในข้อมูลที่ให้มา

2. Precision (ความแม่นยำ): คือสัดส่วนของข้อมูลที่ระบบทำนายถูกต้องว่าเป็น Positive (TP) เมื่อเทียบกับข้อมูลทั้งหมดที่ระบบทำนายว่าเป็น Positive (TP + FP) สูตรคำนวณคือ TP / (TP + FP) ซึ่งเป็นการวัดความแม่นยำในการทำนาย Positive ว่าทำนายถูกต้องเป็นอย่างไร

3. Recall หรือ Sensitivity (ความแม่นยำในการตรวจจับ): คือสัดส่วนของข้อมูลที่ระบบทำนายถูกต้องว่าเป็น Positive (TP) เมื่อเทียบกับข้อมูลทั้งหมดที่เป็น Positive จริงๆ (TP + FN) สูตรคำนวณคือ TP / (TP + FN) ซึ่งเป็นการวัดความสามารถในการตรวจจับข้อมูลในกลุ่มที่สนใจว่าทำนายถูกต้องเป็นอย่างไร

4. Specificity (ความแม่นยำในการระบุของข้อมูลติดลบ): คือสัดส่วนของข้อมูลที่ระบบทำนายถูกต้องว่าเป็น Negative (TN) เมื่อเทียบกับข้อมูลทั้งหมดที่เป็น Negative จริงๆ (TN + FP) สูตรคำนวณคือ TN / (TN + FP) ซึ่งเป็นการวัดความสามารถในการระบุข้อมูลติดลบว่าทำนายถูกต้องเป็นอย่างไร

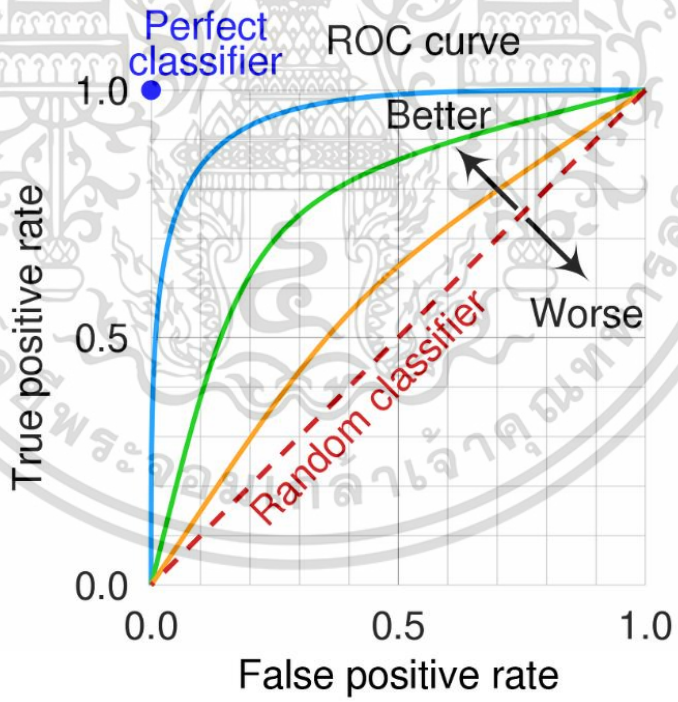
5. F1 Score: เป็นค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและความแม่นยำในการตรวจจับ (Precision และ Recall) เพื่อให้ได้ความสมดุลในการทำนายที่ครอบคลุมทั้ง Positive และ Negative สูตรคำนวณคือ 2 * (Precision * Recall) / (Precision + Recall) ซึ่งค่า F1 Score จะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่ามากยิ่งดี ซึ่งควรใช้เมื่อความสมดุลระหว่าง Precision และ Recall เป็นสิ่งที่สำคัญในงานที่มีความผิดพลาดที่มีนัยสำคัญทั้งสองด้าน

การใช้ค่าเหล่านี้ช่วยในการประเมินและเปรียบเทียบความสามารถของระบบทำนายและจำแนกและช่วยในการปรับปรุงและพัฒนาระบบให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นในงานที่เกี่ยวข้องกับ Machine Learning และ Deep Learning ซึ่งมักนิยมใช้งานกันอย่างกว้างขวาง นอกจากนี้ก็ยังมีอีกหนึ่งตัวชี้วัดที่บอกประสิทธิภาพของโมเดล นั่นคือ ROC AUC (Receiver Operating Characteristic Area Under the Curve) เป็นหนึ่งในตัวชี้วัดประสิทธิภาพของระบบทำนายหรือการจำแนก (Classification) ที่ใช้ในงานทางสถิติและเครื่องจักรความหัวข้อ เป็นที่นิยมใช้ในการประเมินความสามารถของระบบทำนายที่มีข้อมูลประเภท binary classification (คือมีสองกลุ่มเปรียบเทียบกัน เช่น Positive และ Negative)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ROC Curve เป็นกราฟที่แสดงความสามารถในการแยกแยะ (discrimination) ระหว่างกลุ่ม Positive และ Negative ของระบบทำนาย โดยกราฟนี้จะแสดงสัมประสิทธิ์ความเป็นบวก (True Positive Rate) บนแกน y และสัมประสิทธิ์ความเป็นเชิงบวก (False Positive Rate) บนแกน x โดยในกราฟ ROC Curve ที่สมบูรณ์สัมประสิทธิ์ความเป็นบวกคือ 1 และสมบูรณ์สัมประสิทธิ์ความเป็นเชิงบวกคือ 0

ROC AUC คือพื้นที่ใต้กราฟ ROC Curve นั้น เมื่อสมบูรณ์สัมประสิทธิ์ความเป็นบวกคือ 1 และสมบูรณ์สัมประสิทธิ์ความเป็นเชิงบวกคือ 0 กล่าวคือ ROC AUC จะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่าที่ใกล้ 1 จะแสดงว่าระบบทำนายมีความสามารถในการแยกแยะกลุ่ม Positive และ Negative ได้ดี ส่วนค่าที่ใกล้ 0 จะแสดงว่าระบบทำนายไม่สามารถแยกแยะกลุ่มได้ดี ดังนั้น ROC AUC เป็นตัวชี้วัดที่นิยมใช้ในงานที่มีการทำนายแบบ binary classification เพื่อประเมินความสามารถในการแยกแยะระหว่างกลุ่มของระบบทำนาย โดยที่ค่า ROC AUC เป็นค่าที่สูงแสดงถึงระบบทำนายมีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลในกลุ่ม Positive และ Negative ได้ดี



รูปที่ 2.32 ROC curve

(ที่มา : https://medium.com/@ilyurek/roc-curve-and-auc-evaluating-model-performance-c2178008b02)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

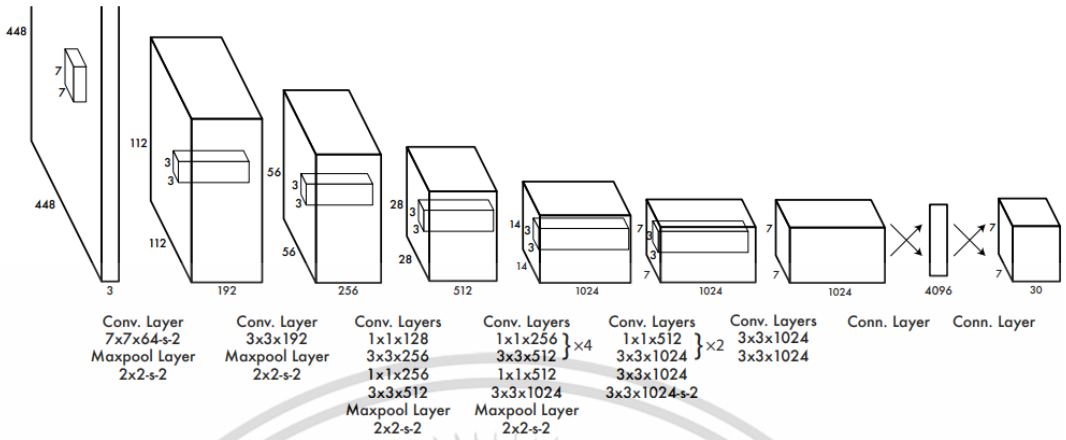
2.16 การตรวจจับภาพรอยโรค (Object Detection) [15]

Object Detection คือกระบวนการในการตรวจจับภาพรอยโรคที่อยู่ในภาพหรือวิดีโอ โดยการระบุพื้นที่ของวัตถุแต่ละตัวในภาพและกำหนดคลาสหรือประเภทของวัตถุดังกล่าว เป็นเทคโนโลยีที่มีประโยชน์ในหลากหลายแวดวงการ เช่น การตรวจจับตำแหน่งของใบหน้าในระบบเพื่อการรู้จำใบหน้า การตรวจจับภาพรอยโรคในสภาพแวดวงการรักษาความปลอดภัย เช่น การตรวจจับการขัดข้องในพื้นที่โรงงาน การตรวจสอบป้ายจราจร หรือการใช้ในงานวิจัยทางการแพทย์เพื่อค้นหาเนื้องอกในภาพ X-ray และ CT scan เป็นต้น

เทคนิคในการทำ Object Detection อาจแบ่งออกเป็นหลายวิธี แต่ส่วนใหญ่ใช้ Deep Learning และ Convolutional Neural Networks (CNN) เพื่อสำหรับตรวจจับภาพรอยโรค โมเดล Object Detection ที่ได้รับความนิยมในปัจจุบันรวมถึง Faster R-CNN, YOLO (You Only Look Once), SSD (Single Shot Multibox Detector), RetinaNet และ Mask R-CNN ซึ่งเป็นตัวอย่างของโมเดลที่มีประสิทธิภาพและความแม่นยำในการตรวจจับภาพรอยโรคในภาพและวิดีโอ ซึ่งมักนำไปใช้ในงานต่าง ๆ เพื่อการแสดงผลของข้อมูลหรือการทำให้ระบบอัตโนมัติเช่น รถยนต์ไร้คนขับ ระบบควบคุมการจราจร ระบบดูแลผู้สูงอายุ เป็นต้น

YOLO (You Only Look Once) [16] เป็นวิธีการตรวจจับภาพรอยโรคและทำนายข้อมูลในภาพและวิดีโออย่างเร็วและมีประสิทธิภาพสูง โดยเทคนิคนี้ถูกพัฒนาขึ้นโดย Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, และ Ali Farhadi ในปี 2015 โมเดล YOLO ใช้ Deep Learning โดยใช้ Convolutional Neural Network (CNN) เพื่อตรวจจับและระบุวัตถุที่อยู่ในภาพหรือวิดีโอโดยตรงในครั้งเดียวเท่านั้น ซึ่งเป็นความแตกต่างจากแนวทางอื่นที่ใช้วิธีการสไลด์หรือทำนายพื้นที่ในภาพหลายๆ ครั้งก่อนที่จะตรวจจับภาพรอยโรค ข้อดีของ YOLO คือความเร็วในการทำนายที่สูงและสามารถทำนายแบบ real-time ได้ด้วยความแม่นยำที่สูง โดย YOLO สามารถทำนายหลายๆ วัตถุในภาพพร้อมๆ กันในครั้งเดียวทำให้เหมาะสำหรับการใช้งานในระบบที่ต้องการการตรวจจับภาพรอยโรคในเวลาจริง เช่น รถยนต์ไร้คนขับ (Self-driving cars), การตรวจจับภาพรอยโรคในวิดีโอควบคู่กับระบบติดตามวัตถุ (Object Tracking) และงานด้านการตรวจจับภาพรอยโรคเพื่อควบคุมการควบคุมความปลอดภัย เป็นต้น นอกจากนี้ยังมีการพัฒนาต่อยอดเวอร์ชั่น YOLOv2, YOLOv3, YOLOv4, YOLOv5 จนถึงปัจจุบัน YOLOv7, YOLOv8 และ YOLO-NAS ซึ่งมีการปรับปรุงและเพิ่มฟีเจอร์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและความแม่นยำให้กับโมเดล YOLO ที่เป็นที่นิยมในวงการวิจัยและการประยุกต์ใช้ในงานตรวจจับภาพรอยโรคและสร้างระบบ AI ที่มีความสามารถในการระบุวัตถุในภาพและวิดีโออย่างน่าทึ่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.33 โมเดล YOLO (You Only Look Once) แบบดั้งเดิม

(ที่มา : Redmon J, Divvala S, Girshick R, Farhadi A, editors. You only look once: Unified, real-time object detection. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition; 2016.)

จากรูปที่ 2.33 เป็นสถาปัตยกรรมของ YOLO แบบดั้งเดิม สถาปัตยกรรมนี้ได้รับแรงบันดาลใจมาจากโมเดล GoogLeNet ของงานด้านการจำแนกภาพ โครงข่ายนี้มีชั้นคอนโวลูชัน 24 ชั้นตามด้วยชั้น fully connected 2 ชั้น แทนที่จะใช้ Inception module จาก GoogLeNet เป็นใช้ชั้นซึ่งลดขนาดเป็น 1X1 ตามด้วยชั้นคอนโวลูชัน 3X3 และสุดท้าเป็นชั้นที่ทำนาย นั่นคือ 7X7X30 tensor

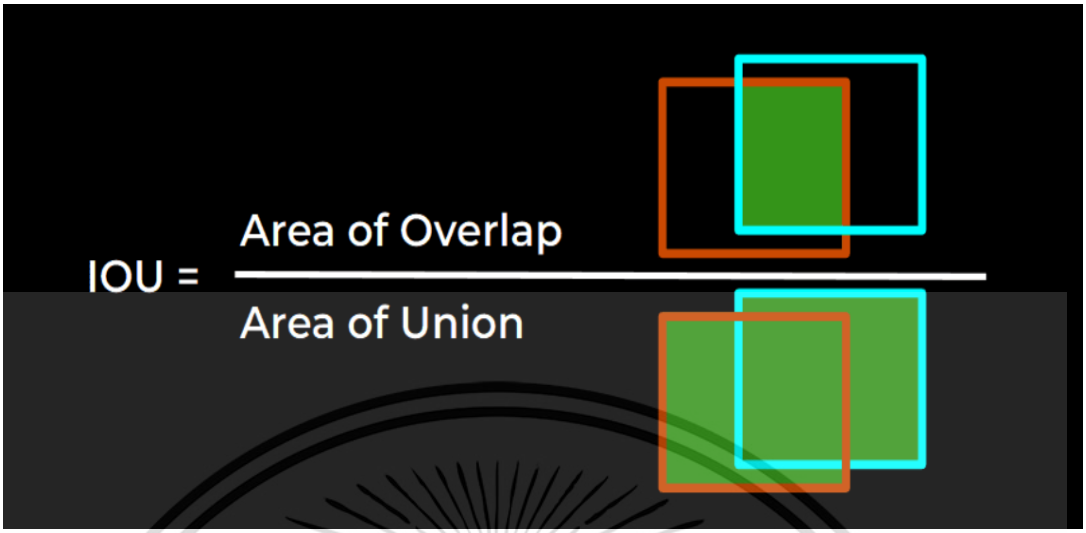
2.16.1 การประเมินแบบจำลองสำหรับงานด้านการตรวจจับภาพรอยโรค (evaluate model for object detection tasks)

มีวิธีการประเมินที่ใช้กันอย่างแพร่หลายสำหรับงานตรวจจับภาพรอยโรคได้แก่:

2.16.1.1. Intersection over Union (IoU) [17]

เป็นตัวชี้วัดความเหมือนหรือความสอดคล้องระหว่างสองของของวัตถุในการ ตรวจจับภาพรอยโรค (Object Detection) หรือการตรวจจับภาพ (Image Segmentation) ในด้านคอมพิวเตอร์วิทยาและปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ในการใช้งาน IoU คือ อัตราส่วนระหว่างพื้นที่ที่ทับกันของสองพื้นที่ (Intersection) กับพื้นที่ทั้งหมดของสองพื้นที่ (Union) ที่กำหนดโดยค่าความเหมือนของสองของวัตถุที่ต้องการทำนาย ดังรูปที่ 2.34 โดย IoU จะคำนวณเป็นค่าระหว่าง 0 ถึง 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

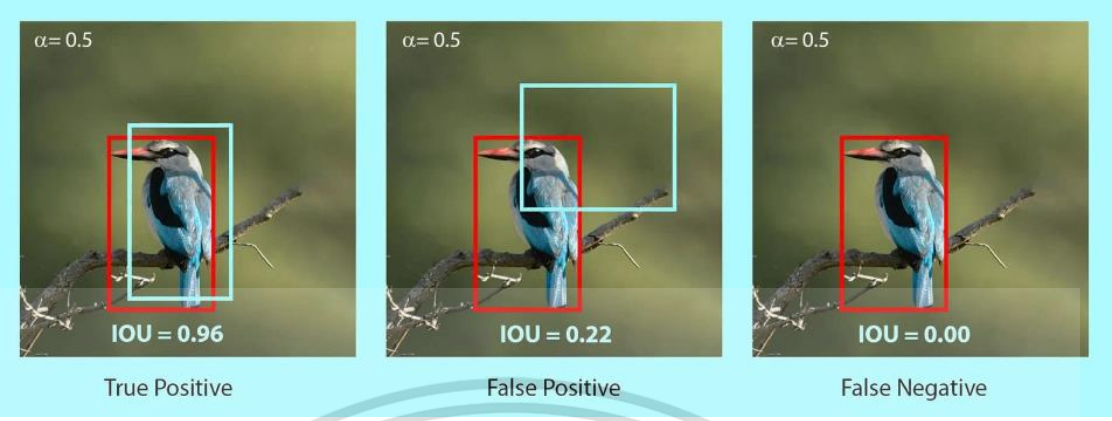


รูปที่ 2.34 การคำนวณค่า IoU

(ที่มา : https://learnopencv.com/intersection-over-union-iou-in-object-detection-and-segmentation)

ค่า IoU ที่สูงแสดงถึงการทำนายที่แม่นยำและเหมือนกับของจริง ส่วนค่า IoU ที่ต่ำแสดงถึงการทำนายที่ไม่แม่นยำและไม่เหมือนกับของจริง ในการใช้งานจริง IoU มักถูกใช้ในกระบวนการประเมินความสามารถในการตรวจจับภาพรอยโรคหรือการตรวจจับภาพ โดยเฉพาะในการทดสอบและปรับปรุงโมเดลของปัญญาประดิษฐ์ ให้มีประสิทธิภาพสูงสุดในงานต่าง ๆ ตามแต่ละแบบงานนั้นกำหนดให้มีค่า IoU เป้าหมายที่แตกต่างกันไป ขึ้นอยู่กับความต้องการและความเหมาะสมของแต่ละงานที่ต้องการใช้ IoU เพื่อให้การทำนายมีความแม่นยำและสามารถนำไปใช้ในงานจริงได้อย่างเหมาะสม รูปที่ 2.34 แสดงตัวอย่างผลลัพธ์ในการคำนวณค่า IoU

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.34 ตัวอย่างผลลัพธ์ในการคำนวณค่า IoU

(ที่มา : https://learnopencv.com/intersection-over-union-iou-in-object-detection-and-segmentation)

2.16.1.2. Average Precision (AP) และ Mean Average Precision (mAP) [18]

Average Precision (AP): เป็นค่าความแม่นยำของการตรวจจับภาพรอยโรคในแต่ละคลาสโดยเฉลี่ยค่า Precision ในช่วงค่าความเชื่อมั่นตั้งแต่ 0 ถึง 1

Mean Average Precision (mAP): เป็นวิธีการที่ใช้บ่อยที่สุดในการประเมินความแม่นยำของโมเดลตรวจจับภาพรอยโรค โดยวัดความแม่นยำของการตรวจจับแต่ละคลาสแยกตามแต่ละค่าความเชื่อมั่น (confidence) ของโมเดล และหาค่าเฉลี่ยของความแม่นยำทั้งหมดของคลาสต่อคลาสเพื่อคำนวณค่า mAP โดยทั่วไปจะใช้ IoU เกณฑ์ที่ 0.5 ในการหาค่า Precision-Recall curve และคำนวณ mAP

$$mAP = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{k=n} AP_k \tag{2.16}$$

โดยที่ AP_k คือ AP ของคลาส k และ n จำนวนคลาสทั้งหมด

2.16.1.3. Precision-Recall curve: คือการพล็อตกราฟของค่า Precision และ Recall ของโมเดลตามค่าความเชื่อมั่น (Confidence Threshold) เพื่อวัดความแม่นยำของการตรวจจับภาพรอยโรคที่แตกต่างกันในแต่ละค่าความเชื่อมั่น นอกจากนี้ หากทราบค่า Precision และ Recall แล้วก็สามารถหาค่า F1-score ได้เช่นกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.17 ทบทวนวรรณกรรม (Literature Review)

ผู้วิจัยได้ทบทวนวรรณกรรมหลายฉบับเพื่อค้นหาแนวคิดและวิธีการดำเนินแล้วนำมาประยุกต์ใช้กับงานวิจัยนี้ การทบทวนวรรณกรรมจะมุ่งเน้นไปที่เรื่องการจำแนกภาพและการตรวจจับภาพรอยโรคของโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก ชุดข้อมูลในงานวิจัยเหล่ามีทั้งภาพถ่ายรอยโรคและมะเร็งในช่องปาก ภาพทางจุลพยาธิวิทยาของรอยโรคในช่องปาก ข้อมูลเสียงการนอนกรน ภาพแมมโมแกรมก้อนเนื้อหรือมะเร็งเต้านม จอประสาทตา และภาพฟันผุ รายชื่องานวิจัยที่ผู้วิจัยได้ศึกษาและทบทวนวรรณกรรมแสดงดังตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 รายชื่องานวิจัยที่ผู้วิจัยได้ศึกษาและทบทวนวรรณกรรม

ผู้แต่ง	ชื่อเรื่อง	ปี	คำอธิบายพร้อมผล	ข้อดี	ข้อเสีย	ข้อเปรียบเทียบกับวิทยานิพนธ์
Madhusmita Das [19]	Automatic Detection of Oral Squamous Cell Carcinoma from Histopathological Images of Oral Mucosa Using Deep Convolutional Neural Network	2023	ใช้ภาพทางจุลพยาธิวิทยาของรอยโรคในช่องปาก 1,224 ภาพเป็นชุดข้อมูล แล้วเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างโมเดล 10 ชั้นที่ทางผู้แต่งสร้างขึ้นมาเองกับโมเดลคอนโวลูชัน 7 โมเดลในงานด้านการจำแนกภาพ ผลคือโมเดลของทางผู้แต่งมีค่าความแม่นยำสูงที่สุดเท่ากับ 97.82%	มีสร้างโมเดลขึ้นมาเองและมีการใช้เทคนิคการขยายชุดข้อมูลทำให้ได้ค่าความแม่นยำที่สูงมาก	การจำแนกภาพรอยโรคไม่มีการแบ่งประเภทที่ชัดเจนเนื่องจากจำแนกภาพเพียงเซลล์ที่ปกติและผิดปกติ	ชุดข้อมูลภาพทางจุลพยาธิวิทยาของรอยโรคที่ใช้มีเพียง 2 คลาส ต่างจากวิทยานิพนธ์เล่มนี้ซึ่งใช้ภาพถ่ายรอยโรคจากผู้ป่วยจริงถึง 5 คลาสซึ่งยากกว่า

ตารางที่ 2.2 รายชื่องานวิจัยที่ผู้วิจัยได้ศึกษาและทบทวนวรรณกรรม (ต่อ)

ผู้แต่ง	ชื่อเรื่อง	ปี	คำอธิบายพร้อมผล	ข้อดี	ข้อเสีย	ข้อเปรียบเทียบกับวิทยานิพนธ์
S. M. Siamus Salahin [20]	One-Stage Methods of Computer Vision Object Detection to Classify Carious Lesions from Smartphone Imaging	2023	ตรวจจับวัตถุโดยใช้ภาพถ่ายฟันผุจากสมาร์ทโฟนมาทำการฝึกโมเดลด้วยโมเดล YOLOv5 แล้วเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv5 ทั้ง 5 โมเดล และ YOLOv5x ซึ่งเป็นโมเดลที่ใหญ่ที่สุด ได้ผลดีที่สุดคือ mAP เท่ากับ 0.727 Precision เท่ากับ 0.731 และ Recall เท่ากับ 0.729	มีเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv5 ทั้ง 5 โมเดลที่ชัดเจน และมีการใช้เทคนิคการขยายชุดข้อมูลต่าง ๆ	อาจจะมีการใช้โมเดลในการตรวจจับเพียงประเภทเดียว คือ YOLOv5	งานวิจัยนี้ใช้เพียง YOLOv5 อย่างเดียวใช้การตรวจจับต่างจากวิทยานิพนธ์เล่มนี้ซึ่งใช้ YOLOv7 และYOLOv8 นอกจากนี้โมเดลขนาดเล็กของ YOLOv7 และ YOLOv8 กลับได้ผลดีกว่าโมเดลขนาดใหญ่ซึ่งต่างจากงานวิจัยชิ้นนี้
Kritsasith Warin [21]	AI-based analysis of oral lesions using novel deep convolutional neural networks for early detection of oral cancer	2022	ใช้ภาพถ่ายรอยโรคในช่องปาก 980 ภาพด้วยวิธีการจำแนกภาพโดยใช้ 4 โมเดลและการตรวจจับวัตถุ 4 วิธีการ จากนั้นนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับศัลยแพทย์ช่องปากและขากรรไกรและแพทย์ทั่วไป โมเดลการจำแนกภาพที่ดีที่สุดคือ DenseNet-196 ได้ค่า AUC คือ 1.00 และ 0.98 ของคลาส Oral potentially malignant disorders (OPMDs) และ Oral squamous cell carcinoma (OSCC) และ โมเดลการตรวจจับที่ดีที่สุดคือ Faster R-CNN ได้ค่า AUC คือ 0.88 และ 0.64 ของคลาส OPMDs และ OSCC ตามลำดับ	มีการใช้โมเดลในการจำแนกและตรวจจับที่หลากหลายเพื่อนำมาเปรียบเทียบผล	ชุดข้อมูลภาพของรอยโรคที่ใช้มีเพียง 2 คลาส และคลาส OPMDs ไม่มีการระบุว่าเป็นรอยโรคชนิดใดบ้างที่นำมาใช้	ชุดข้อมูลภาพของรอยโรคที่ใช้มีเพียง 2 คลาส ต่างจากวิทยานิพนธ์เล่มนี้ซึ่งใช้ภาพถ่ายรอยโรคจากผู้ป่วยจริงถึง 5 คลาสซึ่งละเอียดมากกว่า

ตารางที่ 2.2 รายชื่องานวิจัยที่ผู้วิจัยได้ศึกษาและทบทวนวรรณกรรม (ต่อ)

ผู้แต่ง	ชื่อเรื่อง	ปี	คำอธิบายพร้อมผล	ข้อดี	ข้อเสีย	ข้อเปรียบเทียบกับวิทยานิพนธ์
Li Ding [22]	Automatically detecting apnea-hypopnea snoring signal based on VGG19 + LSTM	2022	วิเคราห์การนอนกรนด้วยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างโมเดลคอนโวลูชันแบบต่าง ๆ และโมเดล VGG19 + LSTM โมเดล VGG19 + LSTM ได้ผลดีกว่าที่ค่าความแม่นยำ 85.21 และ 66.29% ของการทำ cross validation ชนิด hold-out และ leave-one-subject-out	มีการโมเดลแบบคอนโวลูชันมาต่อกับ LSTM และมีการทำ งการทำ cross validation แบบต่าง ๆ	ชุดข้อมูลที่ใช้มีจำนวนไม่เท่ากัน อาจเกิดการไบแอสไปที่คลาสใดคลาสหนึ่ง	ชุดข้อมูลอาจจะไม่เหมือนกัน แต่ทางผู้วิจัยเคยลองนำโมเดลแบบคอนโวลูชันมาต่อกับ LSTM ปรากฏว่าอาจจะไม่ได้ผลดีกับภาพรอยโรค
Junbo Gao [23]	White-Light Endoscopic Colorectal Lesion Detection Based on Improved YOLOv5	2022	พัฒนาระบบการส่องกล้องทางเดินอาหารปกติด้วยวิธีการตรวจจับวัตถุโดยใช้โมเดล YOLOv5x-CG แล้วนำเปรียบเทียบกับ YOLOv5 แบบดั้งเดิม โมเดล YOLOv5x-CG ได้ผลดีกว่า ที่ค่า mAP@50 เท่ากับ 0.916	มีการนำโมเดล YOLOv5 มีปรับปรุงใหม่	-	รอยโรคภายในลำไส้ของงายวิจัยชิ้นค่อนข้างมีความชัดเจนมาในการระบุรอยโรคซึ่งต่างจากรอยโรคในช่องปากที่มีทั้งฟัน และส่วนอื่น ๆ ที่ไม่เกี่ยวข้องมาอยู่ในภาพ
Bunyodbek Ibrokhimov [24]	Two-Stage Deep Learning Method for Breast Cancer Detection Using High-Resolution Mammogram Images	2022	ตรวจจับมะเร็งเต้านมจากภาพแมมโมแกรมที่มีความละเอียดสูงด้วยวิธีการตรวจจับวัตถุแบบ 2 ขั้นตอนคือหาพื้นที่ที่สนใจและทำการตรวจจับวัตถุโดยใช้โมเดล Faster-RCNN ได้ค่า mAP จาก 0.85 ถึง 0.94	มีการนำเสนอการตรวจจับแบบ 2 ขั้นตอนแบบใหม่	-	ชุดข้อมูลระหว่างงานวิจัยกับวิทยานิพนธ์เล่มนี้อาจจะไม่เหมือนกัน แต่ผู้วิจัยเคยลองจะนำ Faster-RCNN มาใช้แต่ติดปัญหาตรงขั้นตอนการติดตั้ง

ตารางที่ 2.2 รายชื่องานวิจัยที่ผู้วิจัยได้ศึกษาและทบทวนวรรณกรรม (ต่อ)

ผู้แต่ง	ชื่อเรื่อง	ปี	คำอธิบายพร้อมผล	ข้อดี	ข้อเสีย	ข้อเปรียบเทียบกับวิทยานิพนธ์
Aqsa Mohiyuddin [25]	Breast Tumor Detection and Classification in Mammogram Images Using Modified YOLOv5 Network	2022	พัฒนาโมเดลในการตรวจวัตถุ YOLOv5 ที่ตรวจจับมะเร็งเต้านมโดยทำการเปรียบเทียบกับโมเดล YOLOv3 และ Faster R-CNN ได้ค่า mAP เท่ากับ 96 และ 93.5 ตามลำดับ	มีการปรับปรุงโมเดลและใช้เทคนิคการขยายชุดข้อมูลและปรับปรุงภาพ ทำให้ได้ผลที่ดีขึ้น	-	ชุดข้อมูลระหว่างงานวิจัยกับวิทยานิพนธ์เล่มนี้อาจจะไม่เหมือนกัน แต่ผู้วิจัยเคยลองจะนำ Faster-RCNN มาใช้แต่ติดปัญหาตรงขั้นตอนการติดตั้ง
Gelan Ayana [26]	A Novel Multistage Transfer Learning for Ultrasound Breast Cancer Image Classification	2022	จำแนกภาพโรคมะเร็งเต้านมด้วยวิธีแบบ 2 ขั้นตอนโดยใช้การถ่ายทอดการเรียนรู้ ในขั้นแรกจะใช้ภาพเซลล์มะเร็งเป็นชุดข้อมูล ถูกฝึกโดย weight จาก imagenet ส่วนขั้นที่สองจะใช้ภาพอัลตราซาวน์ของก้อนเนื้อมาเป็นชุดข้อมูลถูกฝึกโดย weight จากขั้นแรก แล้วเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลทั้ง 3 โมเดล ซึ่งโมเดล ResNet50 มีค่าความแม่นยำสูงที่สุดถึง 98.7%	มีการนำ weights ของโมเดลแรกมาฝึกต่อกับโมเดลที่สอง	ไม่มีการบอกที่ชัดเจนถึงการนำ weight มาฝึกต่อกัน	ชุดข้อมูลระหว่างงานวิจัยกับวิทยานิพนธ์เล่มนี้อาจจะไม่เหมือนกัน แต่วิทยานิพนธ์เล่มได้มีการนำโมเดล ResNet50 มาฝึกกับภาพรอยโรคเช่นกัน
Yuang Zhu [27]	Faster-RCNN based intelligent detection and localization of dental caries	2022	ตรวจจับและระบุตำแหน่งฟันผุโดยใช้โมเดลในการตรวจจับวัตถุ Faster-RCNN โดยใช้ภาพถ่ายรังสีเอ็กซ์ และสร้างเว็บแอพพลิเคชัน ซึ่งโมเดล Faster-RCNN ได้ค่า AP มากที่สุดเท่ากับ 73.49%	มีการนำโมเดลที่สร้างแล้วมาทำเป็นเว็บแอพพลิเคชั่น	-	ชุดข้อมูลระหว่างงานวิจัยกับวิทยานิพนธ์เล่มนี้อาจจะไม่เหมือนกัน แต่ผู้วิจัยเคยลองจะนำ Faster-RCNN มาใช้แต่ติดปัญหาตรงขั้นตอนการติดตั้ง

ตารางที่ 2.2 รายชื่องานวิจัยที่ผู้วิจัยได้ศึกษาและทบทวนวรรณกรรม (ต่อ)

ผู้แต่ง	ชื่อเรื่อง	ปี	คำอธิบายพร้อมผล	ข้อดี	ข้อเสีย	ข้อเปรียบเทียบกับวิทยานิพนธ์
Huiping Lin [28]	Automatic detection of oral cancer in smartphone-based images using deep learning for early diagnosis	2021	ชุดข้อมูลที่นำมาฝึกเป็นภาพรอยโรคในช่องปากที่ถูกถ่ายจากสมาร์ทโฟนซึ่งประกอบไปด้วยรูปภาพรอยโรคในช่องปาก 688 ภาพ และภาพเยื่อเมือกปก 760 ภาพ ทำการเปรียบเทียบระหว่าง 3 โมเดลกับโมเดล HRNet ซึ่งโมเดล HRNet มีผลดังนี้ Sensitivity ที่ค่า 83.0%, Specificity ที่ค่า 96.6%, Precision ที่ค่า 84.3%, และ F1 ที่ค่า 83.6%	มีจำนวนภาพของชุดข้อมูลที่นำมาใช้เยอะพอสมควร	ชุดข้อมูลที่ใช้มีจำนวนไม่เท่ากัน อาจเกิดการไบแอสไปที่คลาสใดคลาสหนึ่ง	งานวิจัยใช้เพียงโมเดลในการจำแนกภาพเพียงอย่างเดียว ไม่มีโมเดลในการตรวจจับระบุรอยโรค
Gizem Tanriver [29]	Automated Detection and Classification of Oral Lesions Using Deep Learning to Detect Oral Potentially Malignant Disorders	2021	ใช้ภาพถ่ายรอยโรคในช่องปาก 652 ภาพที่ถูกแบ่งออกเป็น 3 คลาสมาทำการจำแนก, แบ่งส่วน, และตรวจจับวัตถุ โดยนำเสนอวิธีการคัดกรองมะเร็งในช่องปากแบบ 2 ขั้นตอน ผลที่ได้ดีที่สุดมีดังนี้โมเดลในการจำแนกภาพ EfficientNet-b4 มีค่า F1 เท่ากับ 0.858 โมเดลในการตรวจจับรอยโรค YOLOv5l มีค่า AP เท่ากับ 0.644 และโมเดลในการแบ่งส่วนภาพ U-Net มีค่า dice score เท่ากับ 0.929	มีการทดลองหลายรูปแบบ เช่นโมเดล การจำแนก, แบ่งส่วน, และตรวจจับวัตถุ	ชุดข้อมูลที่ใช้มีจำนวนไม่เท่ากัน อาจเกิดการไบแอสไปที่คลาสใดคลาสหนึ่ง	ในโมเดลตรวจจับรอยโรควิทยานิพนธ์เล่มนี้ใช้โมเดล YOLOv7 และได้ค่า mAP เท่ากับ 0.745 ซึ่งสูงกว่าเล็กน้อย ตรวจจับรอยโรค 5 คลาส ซึ่งแตกต่างจากงานวิจัยชิ้นที่ใช้ YOLOv5 มีค่า AP เท่ากับ 0.644

ตารางที่ 2.2 รายชื่องานวิจัยที่ผู้วิจัยได้ศึกษาและทบทวนวรรณกรรม (ต่อ)

ผู้แต่ง	ชื่อเรื่อง	ปี	คำอธิบายพร้อมผล	ข้อดี	ข้อเสีย	ข้อเปรียบเทียบกับวิทยานิพนธ์
Kritsasith Warin [30]	Automatic classification and detection of oral cancer in photographic images using deep learning algorithms	2021	ใช้ภาพถ่ายรอยโรคในช่องปาก 700 ภาพมาทำการจำแนกภาพออกเป็น 2 คลาสโดยใช้โมเดล DenseNet121 มีผลดังนี้ มีผลดังนี้ Sensitivity ที่ค่า 98.75%, Specificity ที่ค่า 100%, และ Precision ที่ค่า 99% และ การตรวจจับวัตถุโดยใช้โมเดล Faster-RCNN มีผลดังนี้ Sensitivity ที่ค่า 82.14%, Precision ที่ค่า 76.67%, และ F1 ที่ค่า 79.31%	มีการใช้จำนวนภาพในการฝึกโมเดลค่อนข้างมาก	การแบ่งคลาสในการฝึกโมเดลค่อนข้างน้อย	ชุดข้อมูลภาพทางจุลพยาธิวิทยาของรอยโรคที่ใช้มีเพียง 2 คลาส ต่างจากวิทยานิพนธ์เล่มนี้ซึ่งใช้ภาพถ่ายรอยโรคจากผู้ป่วยจริงถึง 5 คลาสซึ่งยากกว่า
Satin Jain [31]	Deep Learning-Based Transfer Learning for Classification of Skin Cancer	2021	จำแนกภาพโรคมะเร็งผิวหนังโดยใช้การถ่ายทอดการเรียนรู้และทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 6 โมเดล ปรากฏว่า Xception Net มีประสิทธิภาพดีที่สุดที่ค่าความแม่นยำเท่ากับ 90.48%	มีการจำแนกภาพของความผิดปกติทางผิวหนังหลายคลาส และแสดงถึงความแตกต่างของแต่ละคลาสอย่างชัดเจน	ชุดข้อมูลที่ใช้มีจำนวนไม่เท่ากัน อาจเกิดการไบแอสไปที่คลาสใดคลาสหนึ่ง	มีการใช้เทคนิคการถ่ายโอนการเรียนรู้ซึ่งคล้ายกับวิทยานิพนธ์เล่มนี้ เพียงแต่ว่าชนิดของชุดข้อมูลแตกต่างจากวิทยานิพนธ์เล่มนี้

ตารางที่ 2.2 รายชื่องานวิจัยที่ผู้วิจัยได้ศึกษาและทบทวนวรรณกรรม (ต่อ)

ผู้แต่ง	ชื่อเรื่อง	ปี	คำอธิบายพร้อมผล	ข้อดี	ข้อเสีย	ข้อเปรียบเทียบกับวิทยานิพนธ์
Roshan Alex Welikala [32]	Automated Detection and Classification of Oral Lesions Using Deep Learning for Early Detection of Oral Cancer	2020	การจำแนกภาพโดยใช้โมเดล ResNet101 และการตรวจจับวัตถุโดยใช้โมเดล Faster-RCNN ภาพรอยโรคในช่องปากที่นำมาฝึกโมเดลเป็นภาพจากกล้องโทรศัพท์มือถือซึ่งมี 2,155 ภาพจากคน 1,085 คน ผลที่ดีที่สุดที่ได้คือ โมเดลในการจำแนกภาพ ResNet-101 มีค่า F1 score เท่ากับ 87.07% และโมเดลในการระบุรอยโรค Faster R-CNN มีค่า F1 score เท่ากับ 41.18%	มีการทดลองหลายรูปแบบ เช่นโมเดลในการการจำแนกและตรวจจับรอยโรค	ชุดข้อมูลที่ใช้มีจำนวนไม่เท่ากัน อาจเกิดการไบแอสไปที่คลาสใดคลาสหนึ่ง	ชุดข้อมูลระหว่างงานวิจัยกับวิทยานิพนธ์เล่มนี้คล้ายกัน แต่ผู้วิจัยเคยลองจะนำ Faster-RCNN ซึ่งเป็นโมเดลแบบสองขั้นตอนมาใช้แต่ติดปัญหาตรงขั้นตอนการติดตั้ง ทางผู้วิจัยเลยใช้โมเดล YOLO ซึ่งเป็นโมเดลแบบขั้นตอนเดียวแทน
K. Shankar [33]	Automated detection and classification of fundus diabetic retinopathy images using synergic deep learning model	2020	จำแนกภาพของภาวะเบาหวานขึ้นจอประสาทตาโดยใช้ภาพจอประสาทตาที่ถูกแบ่งส่วนแล้วนำมาจำแนกภาพและเปรียบเทียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลในการจำแนกภาพ 8 โมเดล ซึ่งโมเดลที่สร้างมีประสิทธิภาพสูงและมีค่าต่าง ๆ ดังนี้ Accuracy เท่ากับ 99.28, Sensitivity เท่ากับ 98.54 และ Specificity เท่ากับ 99.38	มีการนำเสนอโมเดลคอนโวลูชันรูปแบบใหม่โดยการนำ 2 โมเดลมาผสานกันและทำนายออกมาเป็นคลาสชุดเดียวกัน	ชุดข้อมูลที่ใช้มีจำนวนไม่เท่ากัน อาจเกิดการไบแอสไปที่คลาสใดคลาสหนึ่ง	งานวิจัยใช้เพียงโมเดลในการจำแนกภาพเพียงอย่างเดียว ไม่มีโมเดลในการตรวจจับระบุรอยโรค

บทที่ 3
วิธีดำเนินงานวิจัย

3.1 คำอธิบายชุดข้อมูล

งานวิจัยนี้ใช้ภาพถ่ายรอยโรคในช่องปาก ซึ่งประกอบด้วย 5 คลาส คือ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer ภาพถ่ายรอยโรคในช่องปากเหล่านี้ได้รับความเอื้อเฟื้อในการแบ่งปันภาพจาก คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล และ คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ งานวิจัยนี้ได้รับการตรวจสอบ และอนุมัติโดยคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยของมนุษย์จากคณะทันตแพทยศาสตร์และคณะเภสัชศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล COA.NO.MU-DT/PY-IRB 2021/092.2010 การศึกษานี้เป็นไปตามแนวทางระหว่างประเทศเพื่อการคุ้มครองการวิจัยในมนุษย์อย่างครบถ้วน รวมถึง Helsinki Declaration, Belmont Report, CIOMS Guideline, และ International Conference on Harmonization in Good Clinical Practice รวมทั้งการทำเอกสาร Data sharing เพื่อเป็นข้อตกลงการใช้ข้อมูลระหว่างคณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดลและคณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ชุดข้อมูลภาพถ่ายรอยโรคในช่องปากเหล่านี้เป็นภาพถ่ายที่ถูกถ่ายตั้งแต่ปี พ.ศ. 2565-2566 และถูกถ่ายไว้หลายช่วงเวลา ทำให้ไม่สามารถระบุจำนวนผู้ป่วยที่ชัดเจนได้ นอกจากนี้ช่องปากผู้ป่วยหนึ่งคนอาจถูกถ่ายไว้หลายภาพตามช่วงเวลา เนื่องจากต้องสังเกตอาการของรอยโรคและต้องติดตามผู้ป่วยอย่างใกล้ชิด ชุดข้อมูลภาพถ่ายรอยโรคในช่องปากมีขนาดตั้งแต่ 480X480 pixels จนถึง 5184X3456 pixels และภาพที่ได้รับมามีนามสกุลไฟล์ที่เป็น .jpeg, .jpg, และ .png

3.2 การเตรียมชุดข้อมูล

ตามที่ได้กล่าวไปแล้วว่าชุดข้อมูลของงานวิจัยนี้ใช้ภาพถ่ายรอยโรคในช่องปาก ประกอบด้วย 5 คลาสหลักๆ ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer นอกจากนี้ยังสามารถรวมกลุ่ม Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, และ Other white เป็นคลาสเดียวที่ชื่อว่า White lesion หรือรอยโรคสีขาวได้ ในงานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลภาพถ่ายรอยโรคในช่องปากมาใช้ในการฝึกโมเดลสองแบบใหญ่ๆ ได้แก่ ชุดข้อมูลที่ฝึกโมเดลสำหรับการจำแนกภาพ และชุดข้อมูลที่ฝึกโมเดลสำหรับการตรวจจับภาพรอยโรค ภาพถ่ายรอยโรคในช่องปากที่ได้รับจากผู้เชี่ยวชาญจะถูกคัดเลือกก่อนที่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จะทำการเทรนโมเดลโดยที่ภาพถ่ายที่มีลักษณะเบลอ รอยโรคไม่ชัดเจน หรือไม่สามารถระบุรอยโรคได้แน่ชัดจะถูกคัดออก ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองหลายรูปแบบ ซึ่งจำนวนภาพถ่ายรอยโรคในแต่ละแบบจะมีจำนวนต่างกัน ทั้งนี้แต่ละแบบชุดข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) ต่อไปนี้จะแสดงจำนวนภาพในชุดข้อมูลที่ใช้ในแต่ละคลาสและแสดงชุดข้อมูลรอยโรคในช่องปากที่ใช้โดยเรียงตามลำดับเวลาที่นำมาเทรนโมเดลในแบบต่างๆ

3.2.1 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปาก

ชุดข้อมูลถูกแบ่งออกเป็นสามส่วน คือ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) ในการทดลองจะกันชุดข้อมูลทดสอบออกมาเพื่อนำมาใช้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดล โดยชุดข้อมูลทดสอบนี้ต้องมีจำนวนเท่ากันและภาพถ่ายรอยโรคที่ใช้ต้องไม่ถูกสับเปลี่ยนหรือเปลี่ยนแปลงใดๆ เมื่อกันชุดทดสอบออกมาแล้ว

ชุดข้อมูลชุดที่ 1 : ชุดข้อมูลแรก เป็นภาพจากอินเตอร์เน็ตและแหล่งค้นคว้าอื่นๆ ซึ่งได้รับความเอื้อเฟื้อจากผู้เชี่ยวชาญด้านรอยโรคในช่องปากที่แบ่งปันรูปภาพรอยโรคและแบ่งคลาสให้อย่างชัดเจน ประกอบด้วยสามคลาสด้วยกัน นั่นคือ Common oral lesion (รอยโรคในช่องปากทั่วไป) 182 รูป, Precancerous oral lesion (รอยโรคที่เสี่ยงต่อมะเร็งช่องปาก) 157 รูป, และ Normal anatomy (ช่องปากที่ไม่มีรอยโรคใดๆ) 108 รูป

ตารางที่ 3.1 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 1

Oral lesion categories	Quantity (images)
Precancerous oral lesion	157
Common oral lesion	182
Normal anatomy	108

ชุดข้อมูลชุดที่ 2 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่ถูกดัดแปลงจากชุดข้อมูลชุดแรกโดยการเพิ่มรูปภาพที่ถูกครอบเฉพาะรอยโรคจากรูปภาพดั้งเดิม ภาพรอยโรคในช่องปากถูกแบ่งคลาสอย่างชัดเจนและประกอบด้วยสามคลาส นั่นคือ Common oral lesion (รอยโรคในช่องปากทั่วไป) 345 รูป, Precancerous oral lesion (รอยโรคที่เสี่ยงต่อมะเร็งช่องปาก) 289 รูป, และ Normal anatomy (ช่อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปากที่ไม่มีรอยโรคใดๆ) 104 รูป นอกจากนี้ ชุดข้อมูลยังถูกแบ่งออกเป็นสองส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม และชุดข้อมูลตรวจสอบ โดยที่ชุดข้อมูลฝึกอบรมมีจำนวนภาพดังนี้ Common oral lesion (รอยโรคในช่องปากทั่วไป) 283 รูป, Precancerous oral lesion (รอยโรคที่เสี่ยงต่อมะเร็งช่องปาก) 230 รูป, และ Normal anatomy (ช่องปากที่ไม่มีรอยโรคใดๆ) 84 รูป และชุดข้อมูลตรวจสอบมีจำนวนภาพดังนี้ Common oral lesion (รอยโรคในช่องปากทั่วไป) 62 รูป, Precancerous oral lesion (รอยโรคที่เสี่ยงต่อมะเร็งช่องปาก) 59 รูป, และ Normal anatomy (ช่องปากที่ไม่มีรอยโรคใดๆ) 20 รูป ดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 2

Oral lesion categories	Training set	Validation set
Precancerous oral lesion	230	59
Common oral lesion	283	62
Normal anatomy	84	20

ชุดข้อมูลชุดที่ 3 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่ถูกดัดแปลงจากชุดข้อมูลชุดที่สองโดยการคัดเลือกรูปภาพ 3 คลาส ได้แก่ Common oral lesion (รอยโรคในช่องปากทั่วไป), Precancerous oral lesion (รอยโรคที่เสี่ยงต่อมะเร็งช่องปาก), และ Normal anatomy (ช่องปากที่ไม่มีรอยโรคใดๆ) ให้มีจำนวนรูปภาพคลาสละ 200 รูป คลาสที่มีจำนวนรูปภาพเกินจะถูกคัดออกบางส่วน ส่วนคลาส Normal anatomy (ช่องปากที่ไม่มีรอยโรคใดๆ) ที่มีจำนวนภาพน้อยที่สุดจะถูกขยายชุดข้อมูลเฉพาะคลาสนี้โดยการปรับความสว่างและความคมชัดของภาพจากภาพเดิมให้มีจำนวน 200 รูปพอดี จากนั้นทำการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) แต่ละส่วนจะมีจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นอัตราส่วน 160:32:40 หรือ แต่ละคลาสจะมีจำนวนรูปภาพชุดข้อมูลฝึกอบรมมี 160 รูป ชุดข้อมูลตรวจสอบ 32 รูป และชุดข้อมูลทดสอบ 40 รูป ดังตารางที่ 3.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.3 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 3

Oral lesion categories	Train set	Validation set	Test set
Precancerous oral lesion	128	32	40
Common oral lesion	128	32	40
Normal anatomy	128	32	40

ชุดข้อมูลชุดที่ 4 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ซึ่งได้รับความเอื้อเฟื้อจากผู้เชี่ยวชาญด้านรอยโรคในช่องปากที่แบ่งปันรูปภาพรอยโรค มีจำนวนรูปภาพรอยโรคและวิธีการแบ่งรูปภาพในแต่ละส่วนดังนี้ ชุดข้อมูลมีทั้งหมดสามคลาสคือ Leukoplakia 330 รูป Lichen planus 158 รูป และ Candidiasis 114 รูป โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) ขั้นแรกจะทำการแบ่งรูปภาพในแต่ละคลาสออกมาคิดเป็น 20% ของรูปภาพทั้งหมด รูปภาพที่ถูกแบ่งออกมาจำนวนนี้จะเป็น ชุดข้อมูลทดสอบ จากนั้นทำการแบ่งรูปภาพในแต่ละคลาสอีกรอบออกมาคิดเป็น 20% ของรูปภาพที่เหลืออยู่จากขั้นแรกเป็นชุดข้อมูลตรวจสอบ และรูปภาพที่เหลืออยู่ที่ยังไม่ถูกแบ่งจะเป็นชุดข้อมูลฝึกอบรม ดังตารางที่ 3.4

ตารางที่ 3.4 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 4

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Leukoplakia	330	211	53	66
Lichen planus	158	101	25	32
Candidiasis	114	72	19	23

ชุดข้อมูลชุดที่ 5 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลมีทั้งหมดสามคลาสคือ Leukoplakia 300 รูป Lichen planus 300 รูป และ Candidiasis 300 รูป โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) การแบ่งชุดข้อมูลจะคล้ายกับการแบ่งชุดข้อมูลชุดที่ 4 นั่นคือ ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) ขั้นแรกจะทำการแบ่งรูปภาพในแต่ละคลาสออกมาคิดเป็น 20% ของรูปภาพทั้งหมด รูปภาพที่ถูกแบ่งออกมาจำนวนนี้จะเป็นชุดข้อมูลทดสอบ จากนั้นทำการแบ่งรูปภาพในแต่ละคลาสอีกรอบออกมาคิดเป็น 20% ของรูปภาพที่เหลืออยู่จากขั้นแรกเป็นชุดข้อมูลตรวจสอบ และรูปภาพที่เหลืออยู่ที่ยังไม่ถูกแบ่งจะเป็นชุดข้อมูลฝึกอบรม ดังตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.5 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 5

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Leukoplakia	300	192	48	60
Lichen planus	300	192	48	60
Candidiasis	300	192	48	60

ชุดข้อมูลชุดที่ 6 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลมีทั้งหมดสามคลาสคือ Leukoplakia 222 รูป Lichen planus 222 รูป และ Candidiasis 222 รูป โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) 160 รูป ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) 40 รูป และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) 22 รูป ดังตารางที่ 3.6

ตารางที่ 3.6 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 6

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Leukoplakia	222	160	40	22
Lichen planus	222	160	40	22
Candidiasis	222	160	40	22

ชุดข้อมูลชุดที่ 7 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลมีทั้งหมดสองคลาสคือ รอยโรคก่อนมะเร็ง (Precancerous lesion) 600 รูป ซึ่งประกอบไปด้วยรูปภาพรอยโรค ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus และ Candidiasis และรอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง (Benign lesion)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

600 รูป ได้แก่ Linea alba และ Other white ชุดข้อมูลดังกล่าวถูกนำมาเพิ่มโดยวิธีการขยายชุดข้อมูลจากชุดข้อมูลดังเดิมบางส่วนคือชุดข้อมูลชุดที่ 4 ด้วยวิธีการต่างๆ ได้แก่ การหมุนภาพ (Rotation), การเฉือนภาพ (Shear), การขยายภาพ (Zoom), และ การพลิกภาพในแนวตั้ง (Horizontal flip) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) 384 รูป ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) 96 รูป และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) 120 รูป ดังตารางที่ 3.7 ตามความเป็นจริง Candidiasis ถูกจัดเป็นรอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง เนื่องจากชุดข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลชุดแรก ๆ ที่ได้รับมาจากคนไข้จริงและเป็นกลุ่มรอยโรคที่พึ่งเริ่มจะศึกษา ทำให้ความชัดเจนในการแบ่งกลุ่มไม่ชัดเจนเท่าที่ควรและยังอยู่ในขั้นตอนการปรึกษากับผู้เชี่ยวชาญทางด้านนี้

ตารางที่ 3.7 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 7

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Precancerous lesion	600	384	96	120
Benign lesion	600	384	96	120

ชุดข้อมูลชุดที่ 8 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลมีทั้งหมดสามคลาสคือ รอยโรคสีขาว (White lesion) ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Linea alba และ Other white, รอยแผล (Ulcer) และ ช่องปากปกติ (Normal) สำหรับข้อมูลชุดนี้ในแต่ละคลาสจะมีจำนวน 200 รูป โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) 144 รูป ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) 36 รูป และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) 20 รูป ดังตารางที่ 3.8

ตารางที่ 3.8 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 8

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
White lesion	200	144	36	20
Ulcer	200	144	36	20
Normal	200	144	36	20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชุดข้อมูลชุดที่ 9 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลมีทั้งหมดสามคลาสคือ รอยโรคสีขาว (White lesion) 746 รูป ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Linea alba และ Other white, รอยแผล (Ulcer) 263 รูป และช่องปากปกติ (Normal) 221 รูป สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลกัน (Imbalance dataset) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.9 นอกจากนี้จะสังเกตได้ว่าข้อมูลชุดทดสอบจะมีจำนวนไม่เท่ากัน เนื่องจากคลาสรอยโรคสีขาวจะมีคลาสย่อยอีกสี่คลาส ผู้เขียนจึงตั้งใจที่จะให้คลาสนี้มีจำนวน 40 รูป ประกอบด้วยคลาสย่อยสี่คลาส คลาสละ 10 รูป

ตารางที่ 3.9 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 9

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
White lesion	746	564	142	40
Ulcer	263	202	51	10
Normal	221	168	43	10

ชุดข้อมูลชุดที่ 10 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลมีทั้งหมดสามคลาสคือ รอยโรคสีขาว (White lesion) 840 รูป ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Linea alba และ Other white, รอยแผล (Ulcer) 810 รูป และช่องปากปกติ (Normal) 810 รูป สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่มีความสมดุลกัน (Balance dataset) ยกเว้นข้อมูลชุดทดสอบ ในแต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.10 นอกจากนี้จะสังเกตได้ว่าข้อมูลชุดทดสอบจะมีจำนวนไม่เท่ากัน เช่นเดียวกับชุดข้อมูลชุดที่ 9 เนื่องจากคลาสรอยโรคสีขาวจะมีคลาสย่อยอีกสี่คลาส ผู้เขียนจึงตั้งใจที่จะให้คลาสนี้มีจำนวน 40 รูป ประกอบด้วยคลาสย่อยสี่คลาส คลาสละ 10 รูป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.10 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 10

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
White lesion	840	640	160	40
Ulcer	810	640	160	10
Normal	810	640	160	10

ชุดข้อมูลชุดที่ 11 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลมีทั้งหมดสี่คลาสคือ Leukoplakia 330 รูป, Lichen planus 158 รูป, Candidiasis 114 รูป, และ Other white 144 รูป สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลกัน (Imbalance dataset) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.11

ตารางที่ 3.11 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 11

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Leukoplakia	330	256	64	10
Lichen planus	158	118	30	10
Candidiasis	114	83	21	10
Other white	144	107	27	10

ชุดข้อมูลชุดที่ 12 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลมีทั้งหมดสี่คลาสคือ Leukoplakia 330 รูป, Lichen planus 330 รูป, Candidiasis 330 รูป, และ Other white 330 รูป สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่มีความสมดุลกัน (Balance dataset) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.12 ชุดข้อมูลดังกล่าวถูกนำมาเพิ่มโดยวิธีการขยายชุดข้อมูลจากชุดข้อมูลดังเดิมบางส่วนคือชุดข้อมูลชุดที่ 11 ด้วยวิธีการต่างๆ เช่น การหมุนภาพ (Rotation), การเฉือนภาพ (Shear),

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การขยายภาพ (Zoom), การพลิกภาพในแนวตั้ง (Horizontal flip) และ การพลิกภาพในแนวนอน (Vertical flip) สำหรับคลาสที่นำมาขยายชุดข้อมูลจะเป็นคลาส Lichen planus, Candidiasis, และ Other white เนื่องจากชุดข้อมูลชุดที่ 11 จำนวนรูปในคลาสดังกล่าวมีน้อยกว่าคลาส Leukoplakia

ตารางที่ 3.12 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 12

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Leukoplakia	330	269	51	10
Lichen planus	330	269	51	10
Candidiasis	330	269	51	10
Other white	330	269	51	10

ชุดข้อมูลชุดที่ 13 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลนี้มีสองคลาสหลักๆ ได้แก่ รอยโรคก่อนมะเร็ง (Precancerous lesion) 488 รูป และรอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง (Non-precancerous lesion) 258 รูป ซึ่งรอยโรคก่อนมะเร็ง (Precancerous lesion) จะประกอบไปด้วยรูปภาพที่มาจากคลาสย่อยสองคลาส นั่นคือ Leukoplakia และ Lichen planus ส่วนรอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง (Non-precancerous lesion) จะประกอบไปด้วยรูปภาพที่มาจากคลาสย่อยอีกสองสองคลาส นั่นคือ Candidiasis และ Other white สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลกัน (Imbalance dataset) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.13

ตารางที่ 3.13 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 13

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Precancerous lesion	488	374	94	20
Non-precancerous lesion	258	190	48	20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชุดข้อมูลชุดที่ 14 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลนี้มีสองคลาสหลักๆ ได้แก่ รอยโรคก่อนมะเร็ง (Precancerous lesion) 640 รูป และรอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง (Non-precancerous lesion) 640 รูป ซึ่งรอยโรคก่อนมะเร็ง (Precancerous lesion) จะประกอบไปด้วยรูปภาพที่มาจากคลาสย่อยสองคลาส นั่นคือ Leukoplakia และ Lichen planus ส่วนรอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง (Non-precancerous lesion) จะประกอบไปด้วยรูปภาพที่มาจากคลาสย่อยอีกสองสองคลาส นั่นคือ Candidiasis และ Other white สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่มีความสมดุลกัน (Balance dataset) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.14 แน่นอนว่า ชุดข้อมูลดังกล่าวถูกนำมาเพิ่มโดยวิธีการขยายชุดข้อมูล ด้วยวิธีการต่างๆ เช่น การหมุนภาพ (Rotation), การเฉือนภาพ (Shear), การขยายภาพ (Zoom), การพลิกภาพในแนวตั้ง (Horizontal flip) และ การพลิกภาพในแนวนอน (Vertical flip) เพื่อให้รูปภาพทั้งสองคลาสมีจำนวนเท่ากัน

ตารางที่ 3.14 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 14

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Precancerous lesion	660	512	128	20
Non-precancerous lesion	660	512	128	20

ชุดข้อมูลชุดที่ 15 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง เป็นชุดข้อมูลรูปภาพที่เป็นรอยโรคก่อนมะเร็ง (Precancerous lesion) ชุดข้อมูลนี้มีสองคลาสได้แก่ Leukoplakia 340 รูปและ Lichen planus 168 รูป สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลกัน (Imbalance dataset) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.15

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.15 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 15

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Leukoplakia	340	256	64	20
Lichen planus	168	118	30	20

ชุดข้อมูลชุดที่ 16 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง เป็นชุดข้อมูลรูปภาพที่เป็นรอยโรคก่อนมะเร็ง (Precancerous lesion) ชุดข้อมูลนี้มีสองคลาสได้แก่ Leukoplakia 340 รูปและ Lichen planus 340 รูป สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่มีความสมดุลกัน (Balance dataset) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.16 นอกจากนี้ ชุดข้อมูลดังกล่าวถูกนำมาเพิ่มโดยวิธีการขยายชุดข้อมูล ด้วยวิธีการต่างๆ เช่น การหมุนภาพ (Rotation), การเฉือนภาพ (Shear), การขยายภาพ (Zoom), การพลิกภาพในแนวตั้ง (Horizontal flip) และ การพลิกภาพในแนวนอน (Vertical flip) เพื่อให้รูปภาพทั้งสองคลาสมีจำนวนเท่ากัน

ตารางที่ 3.16 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 16

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Leukoplakia	340	256	64	20
Lichen planus	340	256	64	20

ชุดข้อมูลชุดที่ 17 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง เป็นชุดข้อมูลรูปภาพที่เป็นรอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง (Non-precancerous lesion) ชุดข้อมูลนี้มีสองคลาสได้แก่ Candidiasis 124 รูปและ Other white 154 รูป สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลกัน (Imbalance dataset) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.17

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.17 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 17

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Candidiasis	124	83	21	20
Other white	154	107	27	20

ชุดข้อมูลชุดที่ 18 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง เป็นชุดข้อมูลรูปภาพที่เป็นรอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง (Non-precancerous lesion) ชุดข้อมูลนี้มีสองคลาสได้แก่ Candidiasis 340 รูปและ Other white 340 รูป สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่มีความสมดุลกัน (Balance dataset) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.18 นอกจากนี้ ชุดข้อมูลดังกล่าวถูกนำมาเพิ่มโดยวิธีการขยายชุดข้อมูล ด้วยวิธีการต่างๆ เช่น การหมุนภาพ (Rotation), การเฉือนภาพ (Shear), การขยายภาพ (Zoom), การพลิกภาพในแนวตั้ง (Horizontal flip) และ การพลิกภาพในแนวนอน (Vertical flip) เพื่อให้รูปภาพทั้งสองคลาสมีจำนวนเท่ากัน

ตารางที่ 3.18 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 18

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Candidiasis	340	256	64	20
Other white	340	256	64	20

ชุดข้อมูลชุดที่ 19 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลมีทั้งหมดหกคลาสคือ Leukoplakia 330 รูป, Lichen planus 158 รูป, Candidiasis 114 รูป, Other white 144 รูป, Ulcer 263 รูป และ Normal 221 รูป สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลกัน (Imbalance dataset) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.19

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.19 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 19

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Leukoplakia	330	256	64	10
Lichen planus	158	118	30	10
Candidiasis	114	83	21	10
Other white	144	107	27	10
Ulcer	263	202	51	10
Normal	221	169	42	10

ชุดข้อมูลชุดที่ 20 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง ชุดข้อมูลมีทั้งหมดหกคลาสคือ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, Ulcer และ Normal มีจำนวนรูปภาพคลาสละ 330 รูป สำหรับข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลที่มีความสมดุลกัน (Balance dataset) โดยที่แต่ละคลาสจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) สำหรับจำนวนรูปภาพในแต่ละคลาสเป็นไปตามตารางที่ 3.20 นอกจากนี้ ชุดข้อมูลดังกล่าวถูกนำมาเพิ่มโดยวิธีการขยายชุดข้อมูลด้วยวิธีการต่างๆ เช่น การหมุนภาพ (Rotation), การเฉือนภาพ (Shear), การขยายภาพ (Zoom), การพลิกภาพในแนวตั้ง (Horizontal flip) และ การพลิกภาพในแนวนอน (Vertical flip) เพื่อให้รูปภาพทั้งสองคลาสมีจำนวนเท่ากัน

ตารางที่ 3.20 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 20

Oral lesion categories	All Quantity (images)	Train set	Validation set	Test set
Leukoplakia	330	256	64	10
Lichen planus	330	256	64	10
Candidiasis	330	256	64	10
Other white	330	256	64	10
Ulcer	330	256	64	10
Normal	330	256	64	10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชุดข้อมูลชุดที่ 21 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง เป็นข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) 5 คลาส ในแต่ละคลาสชุดข้อมูลฝึกอบรมและชุดข้อมูลตรวจสอบจะมีจำนวนรูปภาพไม่เท่ากัน โดยที่ชุดข้อมูลฝึกอบรมมีจำนวนดังนี้ Leukoplakia 328 ภาพ, Lichen planus 187 ภาพ, Candidiasis 159 ภาพ, Other white 195 ภาพ, และ Ulcer 236 ภาพ สำหรับชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนดังนี้ Leukoplakia 82 ภาพ, Lichen planus 46 ภาพ, Candidiasis 39 ภาพ, Other white 48 ภาพ, และ Ulcer 59 ภาพ หรือคิดเป็นชุดข้อมูลฝึกอบรมต่อชุดข้อมูลทดสอบในอัตราส่วน 4:1 ของจำนวนภาพที่นำมาใช้ในแต่ละคลาส โดยที่ไม่รวมชุดข้อมูลทดสอบที่มีภาพในแต่ละคลาสเป็นจำนวน 40 ภาพ ดังตารางที่ 3.21 รูปภาพจำนวนดังกล่าวถูกนำมาปรับขนาดภาพ (Resize) ให้เหลือเพียงขนาด 600X600 พิกเซล เพื่อความรวดเร็วในการฝึกโมเดล

ตารางที่ 3.21 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 21

Oral lesion categories	Imbalance dataset		
	Training set	Validation set	Test set
Leukoplakia	328	82	40
Lichen planus	187	46	40
Candidiasis	159	39	40
Other white	195	48	40
Ulcer	236	59	40

ชุดข้อมูลชุดที่ 22 : ชุดข้อมูลชุดนี้เป็นรูปภาพที่ถ่ายจากคนไข้จริง เป็นข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) 5 คลาส ในแต่ละคลาสชุดข้อมูลฝึกอบรมและชุดข้อมูลตรวจสอบจะมีจำนวนรูปภาพเท่ากัน โดยที่ชุดข้อมูลฝึกอบรมมีจำนวนดังนี้ Leukoplakia 800 ภาพ, Lichen planus 800 ภาพ, Candidiasis 800 ภาพ, Other white 800 ภาพ, และ Ulcer 800 ภาพ สำหรับชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนดังนี้ Leukoplakia 200 ภาพ, Lichen planus 200 ภาพ, Candidiasis 200 ภาพ, Other white 200 ภาพ, และ Ulcer 200 ภาพ หรือคิดเป็นชุดข้อมูลฝึกอบรมต่อชุดข้อมูลทดสอบในอัตราส่วน 4:1 ของจำนวนภาพที่นำมาใช้ในแต่ละคลาส โดยที่ไม่รวมชุดข้อมูลทดสอบที่มีภาพในแต่ละคลาสเป็นจำนวน 40 ภาพ ดังตารางที่ 3.22 รูปภาพจำนวนดังกล่าวถูกนำมาปรับขนาดภาพ (Resize) ให้เหลือเพียงขนาด 600X600 พิกเซล เพื่อความรวดเร็วในการฝึกโมเดล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.22 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการจำแนกภาพของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 22

Oral lesion categories	Balance dataset		
	Training set	Validation set	Test set
Leukoplakia	800	200	40
Lichen planus	800	200	40
Candidiasis	800	200	40
Other white	800	200	40
Ulcer	800	200	40

ภาพถ่ายรอยโรคในช่องปากถูกขยายให้มีจำนวนเพิ่มขึ้นจากข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลเพื่อให้แต่ละคลาสมีจำนวนภาพที่เท่ากันทั้งชุดข้อมูลฝึกอบรมและชุดข้อมูลตรวจสอบ วิธีการเพิ่มจำนวนรูปภาพจะใช้วิธีการขยายชุดข้อมูล (Data Augmentation) รูปแบบในการขยายชุดข้อมูลรูปภาพ ได้แก่ การหมุนภาพ (Rotation), การเฉือนภาพ (Shear), การขยายภาพ (Zoom), การพลิกภาพในแนวตั้ง (Horizontal flip), และ การปรับความสว่างภาพ (Brightness)

3.2.2 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก

ชุดข้อมูลชุดที่ 1: เป็นชุดข้อมูลภาพถ่ายที่ถ่ายจากคนไข้จริง สำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคก็เช่นกัน ชุดข้อมูลถูกแบ่งออกเป็นสามส่วน คือ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) โดยที่ชุดข้อมูลทดสอบจะใช้ชุดเดียวกันกับการจำแนกภาพ ชุดข้อมูลฝึกอบรมมีจำนวนเท่าๆ กัน ดังนี้ Leukoplakia 547 ภาพ, Lichen planus 547 ภาพ, Candidiasis 547 ภาพ, Other white 547 ภาพ, และ Ulcer 547 ภาพ สำหรับชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนเท่าๆ กัน ดังนี้ Leukoplakia 60 ภาพ, Lichen planus 60 ภาพ, Candidiasis 60 ภาพ, Other white 60 ภาพ, และ Ulcer 60 ภาพ หรือคิดเป็นชุดข้อมูลฝึกอบรมต่อชุดข้อมูลทดสอบในอัตราส่วนโดยประมาณ 9:1 ของจำนวนภาพที่นำมาใช้ในแต่ละคลาส โดยที่ไม่รวมชุดข้อมูลทดสอบที่มีภาพในแต่ละคลาสเป็นจำนวน 40 ภาพ ดังตารางที่ 3.23 นอกจากนี้ใช้วิธีการขยายชุดข้อมูลเช่นเดียวกับชุดข้อมูลการจำแนกภาพ แต่ได้คัดภาพถ่ายรอยโรคบางส่วนออกไปเนื่องจากภาพถ่ายดังกล่าวมีความไม่ชัดเจนของรอยโรคและภาพถูกถ่ายใกล้เกินไปทำให้ยากที่จะตีกรอบรอยโรค ชุดข้อมูลชุดนี้ขนาดจะมีขนาดเท่าของเดิม ไม่มีการปรับขนาดใดๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.23 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 1

Oral lesion categories	Object detection (Images augmented/Balanced dataset)		
	Training set	Validation set	Test set
Leukoplakia	547	60	40
Lichen planus	547	60	40
Candidiasis	547	60	40
Other white	547	60	40
Ulcer	547	60	40

ชุดข้อมูลชุดที่ 2: เป็นชุดข้อมูลภาพถ่ายที่ถ่ายจากคนไข้จริงสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรค ชุดข้อมูลถูกแบ่งออกเป็นสามส่วน คือ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) โดยที่ชุดข้อมูลทดสอบจะใช้ชุดเดียวกันกับการจำแนกภาพ ชุดข้อมูลฝึกอบรมมีจำนวนเท่าๆ กัน ดังนี้ Leukoplakia 547 ภาพ, Lichen planus 547 ภาพ, Candidiasis 547 ภาพ, Other white 547 ภาพ, และ Ulcer 547 ภาพ สำหรับชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนเท่าๆ กัน ดังนี้ Leukoplakia 60 ภาพ, Lichen planus 60 ภาพ, Candidiasis 60 ภาพ, Other white 60 ภาพ, และ Ulcer 60 ภาพ หรือคิดเป็นชุดข้อมูลฝึกอบรมต่อชุดข้อมูลทดสอบในอัตราส่วนโดยประมาณ 9:1 ของจำนวนภาพที่นำมาใช้ในแต่ละคลาส โดยที่ไม่รวมชุดข้อมูลทดสอบที่มีภาพในแต่ละคลาสเป็นจำนวน 40 ภาพ ดังตารางที่ 3.24 นอกจากนี้จะใช้วิธีการขยายชุดข้อมูลเช่นเดียวกับชุดข้อมูลการจำแนกภาพ แต่ได้คัดภาพถ่ายรอยโรคบางส่วนออกไปเนื่องจากภาพถ่ายดังกล่าวมีความไม่ชัดเจนของรอยโรคและภาพถูกถ่ายใกล้เกินไปทำให้ยากที่จะตีกรอบรอยโรค ชุดข้อมูลชุดนี้ขนาดและความละเอียดภาพจะถูกปรับขนาดเป็น 1200X1200 พิกเซล เท่ากันทุกภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.24 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 2

Oral lesion categories	Object detection (Images augmented/Balanced dataset)		
	Training set	Validation set	Test set
Leukoplakia	547	60	40
Lichen planus	547	60	40
Candidiasis	547	60	40
Other white	547	60	40
Ulcer	547	60	40

ชุดข้อมูลชุดที่ 3: เป็นชุดข้อมูลภาพถ่ายที่ถ่ายจากคนไข้จริงสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรค ชุดข้อมูลถูกแบ่งออกเป็นสามส่วน คือ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training set) ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation set) และชุดข้อมูลทดสอบหรือชุดข้อมูลที่โมเดลไม่เคยพบมาก่อน (Test set) โดยที่ชุดข้อมูลทดสอบจะใช้ชุดเดียวกันกับการจำแนกภาพ ชุดข้อมูลฝึกอบรมมีจำนวนเท่าๆ กัน ดังนี้ Leukoplakia 547 ภาพ, Lichen planus 547 ภาพ, Candidiasis 547 ภาพ, Other white 547 ภาพ, และ Ulcer 547 ภาพ สำหรับชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวนเท่าๆ กัน ดังนี้ Leukoplakia 60 ภาพ, Lichen planus 60 ภาพ, Candidiasis 60 ภาพ, Other white 60 ภาพ, และ Ulcer 60 ภาพ หรือคิดเป็นชุดข้อมูลฝึกอบรมต่อชุดข้อมูลทดสอบในอัตราส่วนโดยประมาณ 9:1 ของจำนวนภาพที่นำมาใช้ในแต่ละคลาส โดยที่ไม่รวมชุดข้อมูลทดสอบที่มีภาพในแต่ละคลาสเป็นจำนวน 40 ภาพ ดังตารางที่ 3.25 นอกจากนี้ใช้วิธีการขยายชุดข้อมูลเช่นเดียวกับชุดข้อมูลการจำแนกภาพ แต่ได้คัดภาพถ่ายรอยโรคบางส่วนออกไปเนื่องจากภาพถ่ายดังกล่าวมีความไม่ชัดเจนของรอยโรคและภาพถูกถ่ายใกล้เกินไปทำให้ยากที่จะตีกรอบรอยโรค ชุดข้อมูลชุดนี้ขนาดและความละเอียดภาพจะถูกปรับขนาดเป็น 300X300 พิกเซล เท่ากันทุกภาพ จากนั้นนำภาพเหล่านี้มาผ่านกระบวนการขยายภาพโดยที่ไม่สูญเสียความละเอียดภาพ กระบวนการนี้มีชื่อว่า Real ESRGAN (https://github.com/xinntao/Real-ESRGAN) [34] ภาพที่ผ่านกระบวนการนี้จะมีขนาด 1200X1200 พิกเซล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.25 ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปากชุดข้อมูลชุดที่ 3

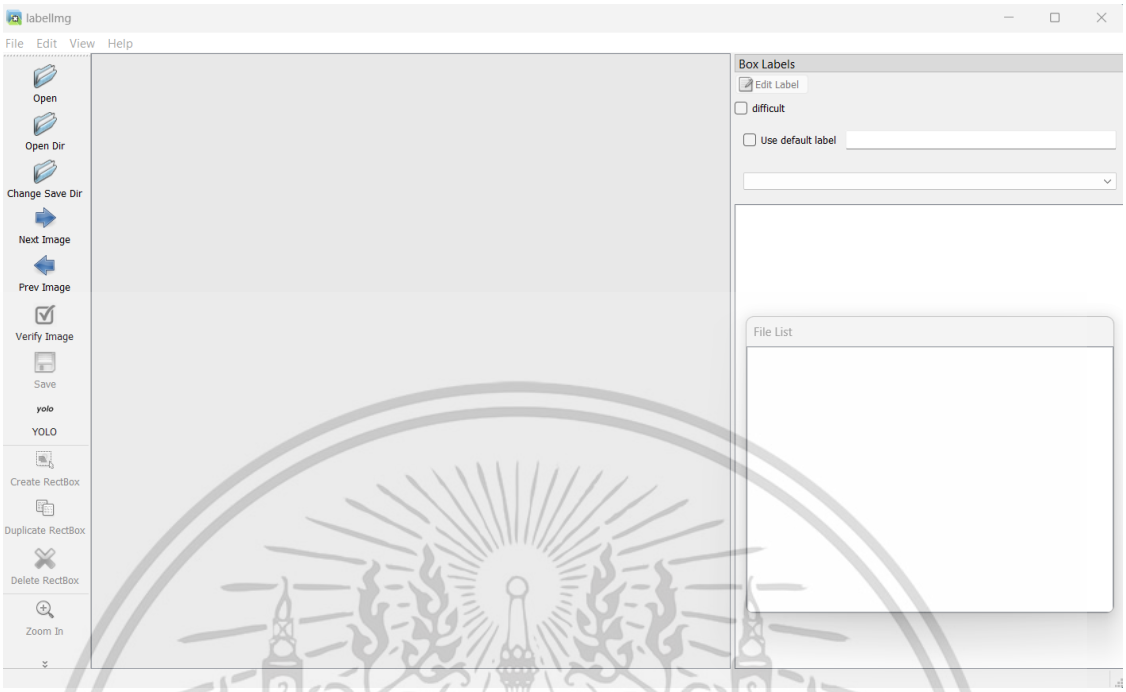
Oral lesion categories	Object detection (Images augmented/Balanced dataset)		
	Training set	Validation set	Test set
Leukoplakia	547	60	40
Lichen planus	547	60	40
Candidiasis	547	60	40
Other white	547	60	40
Ulcer	547	60	40

ในการเตรียมชุดข้อมูลสำหรับการตรวจจับภาพรอยโรค นอกจากชุดข้อมูลที่เป็นรูปภาพแล้วจะต้องมีการติดป้ายกำกับรูปภาพด้วย (Labeling) การติดป้ายกำกับรูปภาพสำหรับการตรวจจับภาพรอยโรค (Object Detection) เป็นขั้นตอนสำคัญในการสร้างและฝึกโมเดลตรวจจับภาพรอยโรคด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) หรือ Deep Learning โดยป้ายกำกับรูปภาพจะช่วยระบุว่าแต่ละวัตถุในภาพนั้นคืออะไรและอยู่ที่ไหนในภาพนั้น ซึ่งเป็นขั้นตอนที่สำคัญในการสร้างโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคที่แม่นยำ เท่ากับว่าในแต่ละชุดข้อมูลจะประกอบไปด้วยรูปภาพรอยโรคในช่องปากและไฟล์ text ที่ระบุตำแหน่งของวัตถุในคลาสนั้น ๆ การดำเนินการติดป้ายกำกับข้อมูลจะทำผ่านโปรแกรม Labelimg (https://github.com/HumanSignal/LabelImg)

วิธีการติดป้ายกำกับข้อมูลมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

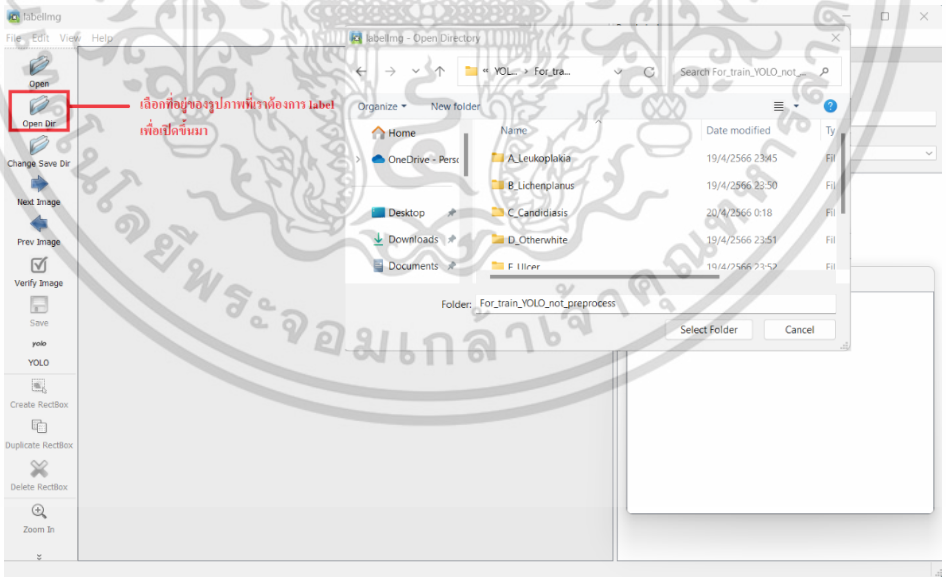
1. หลังจากติดตั้ง Labelimg เรียบร้อยแล้วให้เปิดโปรแกรม Anaconda Prompt จากนั้นทำการเรียกใช้ environment ที่ติดตั้ง Labelimg โดยใช้คำสั่ง conda activate “ชื่อ environment” แล้วใช้คำสั่ง Labelimg เพื่อเปิดโปรแกรมนี้ขึ้นมาดังรูปที่ 3.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.1 หน้าต่างโปรแกรม Labelimg

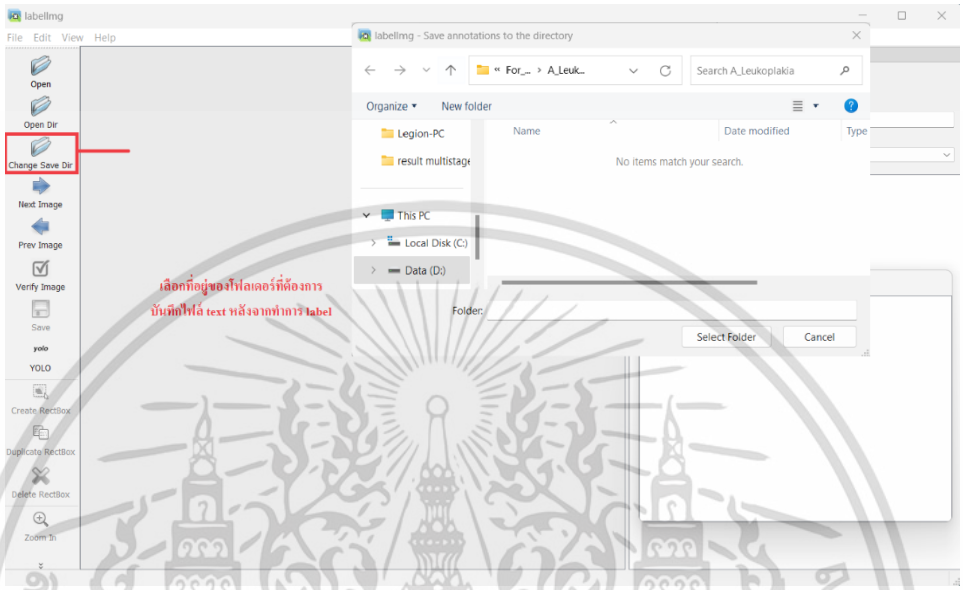
2. คลิกที่ไอคอน Open Dir เพื่อเลือกที่อยู่และเปิดรูปภาพที่ต้องการ Label ขึ้นมา ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 การเลือกที่อยู่ของภาพในหน้าต่างโปรแกรม Labelimg

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

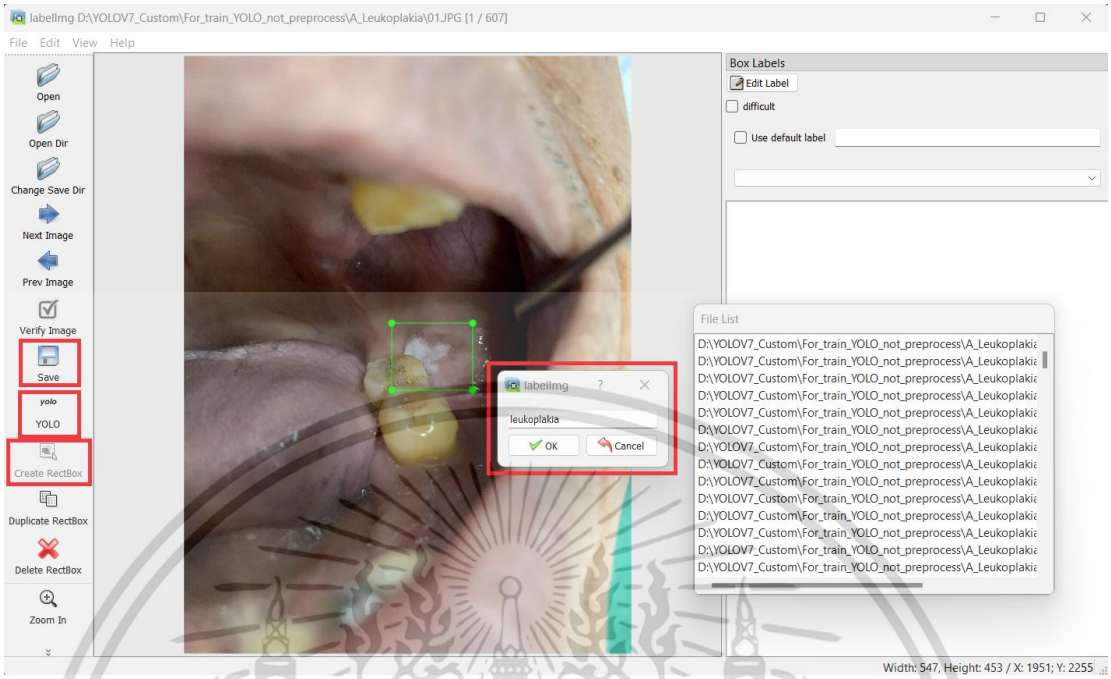
3. คลิกที่ไอคอน Change Save Dir เพื่อเลือกที่อยู่ของโฟลเดอร์ที่ต้องการบันทึกไฟล์ text ที่ได้หลังจาก Label รูปภาพ ดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 การเลือกที่อยู่ของโฟลเดอร์ที่ต้องการบันทึกไฟล์ text ในหน้าต่างโปรแกรม Labelimg

4. เนื่องจากโมเดลที่ใช้ในการทดลองนี้คือ YOLO ให้เปลี่ยนไอคอนซ้ายมือเป็น YOLO จากนั้นทำการสร้าง bounding box โดยคลิกที่ไอคอน Create RectBox แล้วคลิกลากคลุมบริเวณที่เป็นรอยโรคนั้นๆ พร้อมทั้งระบุชื่อคลาสนั้นด้วย เช่นจากตัวอย่างด้านล่างเป็น Leukoplakia หลังจากนั้นให้กดบันทึกที่ไอคอน Save ทางด้านซ้ายมือเพื่อบันทึก แล้วคลิก Next Image เพื่อเปลี่ยนรูปภาพ ดังรูปที่ 3.4

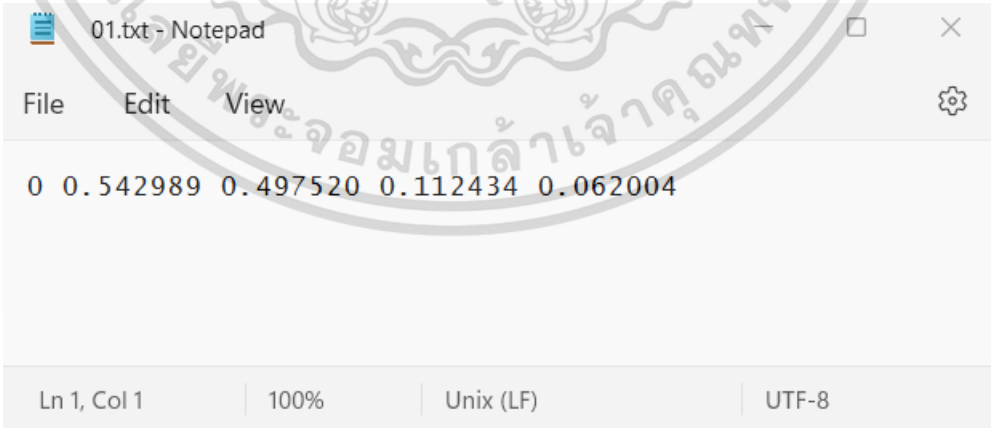
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.4 การสร้าง bounding box ในหน้าต่างโปรแกรม Labelimg

5. ทำขั้นตอนที่ 4 ซ้ำอีกครั้งจนกว่าจะครบทั้งชุดข้อมูลที่ต้องการ Label

6. จะได้ชุดข้อมูลที่สมบูรณ์ซึ่งประกอบไปด้วยรูปภาพและไฟล์ text ที่เป็นไฟล์ที่ระบุ coordinate สำหรับรูปภาพนั้นๆ ตัวอย่างไฟล์ text ที่ระบุ coordinate แสดงดังรูปที่ 3.5 เพียงเท่านี้ก็พร้อมที่จะนำไปเทรนโมเดลในการตรวจจับภาพรอยโรค



รูปที่ 3.5 ตัวอย่างไฟล์ text ที่ระบุ coordinate ของรูปภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3 ความจำเพาะของคอมพิวเตอร์และโปรแกรมที่ใช้ในการดำเนินงาน

ในงานวิจัยนี้ได้ดำเนินงานผ่านโปรแกรม Anaconda และเขียนโปรแกรมผ่าน Jupyter notebook โดยใช้ภาษาไพธอน ในการทดลองด้านการเรียนรู้เชิงลึก หลักๆ จะใช้ไลบรารี่เป็น TensorFlow และ Keras นอกจากนี้ก็มีการเรียกใช้ไลบรารี่อื่นๆ ตามกระบวนการทำงานเช่นเดียวกัน คอมพิวเตอร์ที่ใช้ทำงานด้วยระบบความเร่ง GPU รุ่น Nvidia Geforce Rtx 2060 ทั้งนี้กระบวนการฝึกโมเดลทั้งหมดเป็นระบบออฟไลน์บนเครื่องคอมพิวเตอร์ตัวเอง ไม่เกี่ยวข้องกับการเชื่อมต่อออนไลน์ใด ๆ

3.4 วิธีดำเนินการทดลอง

การทดลองจะถูกแบ่งเป็นออกเป็น 2 หัวข้อใหญ่ๆ ได้แก่ การทดลองสำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก และการทดลองการตรวจจับภาพรอยโรคสำหรับภาพรอยโรคในช่องปาก นอกจากนี้ในแต่ละการทดลองจะมีการทดลองย่อยเนื่องจากการใช้ชุดข้อมูลที่ต่างกัน มีการปรับเปลี่ยนและพัฒนาการเขียนโปรแกรม รวมถึงสรรหาวิธีการต่าง ๆ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดียิ่งขึ้น การทดลองในแต่ละแบบมีดังต่อไปนี้

3.4.1 การทดลองสำหรับการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก

การทดลองที่ 1.1 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ Common oral lesion (รอยโรคในช่องปากทั่วไป), Precancerous oral lesion (รอยโรคที่เสี่ยงต่อมะเร็งช่องปาก), และ Normal anatomy (ช่องปากที่ไม่มีรอยโรคใดๆ) **ชุดข้อมูลชุดที่ 2** ถูกใช้เป็นชุดข้อมูลในการทดลองครั้งนี้ ในการทดลองนี้เป็นการทดลองเพื่อค้นหาโมเดลที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดใน 7 โมเดลนี้ ได้แก่ Densenet121, InceptionResNetV2, InceptionV3, Lenet, ResNet50, VGG16 และ VGG19 และอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ที่เหมาะที่สุดในแต่ละโมเดล ซึ่งมีตั้งแต่ 0.01 จนถึง 0.000001 โดยที่จะถูกลดลงทีละ

การทดลองที่ 1.2 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ คือ Common oral lesion (รอยโรคในช่องปากทั่วไป), Precancerous oral lesion (รอยโรคที่เสี่ยงต่อมะเร็งช่องปาก), และ Normal anatomy (ช่องปากที่ไม่มีรอยโรคใดๆ) **ชุดข้อมูลชุดที่ 3** ถูกใช้เป็นชุดข้อมูลในการทดลองครั้งนี้ ในการทดลองนี้เป็นการทดลองเพื่อค้นหาโมเดลที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดใน 7 โมเดลนี้ ได้แก่ Densenet121, InceptionResNetV2, InceptionV3, Lenet, ResNet50, VGG16 และ VGG19 และอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ที่เหมาะที่สุดในแต่ละโมเดล ซึ่งมีตั้งแต่ 0.01 จนถึง 0.000001 โดยที่จะถูกลดลงทีละ 10 เท่า นอกจากนี้ในขั้นตอนการฝึกโมเดล จะมีการทำ Cross Validation ชนิด Stratified cross Validation 5 fold เพื่อที่จะแบ่งข้อมูล 1 ใน 5 ส่วน นำมาเป็นข้อมูลตรวจสอบแล้วฝึกโมเดล จากนั้นนำข้อมูล 1 ใน 5 ส่วนถัดมาเข้ามาฝึกโมเดลอีกครั้ง ดำเนินการฝึกโมเดลเป็นจำนวน 20 epoch

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทดลองที่ 1.3 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus และ Candidiasis **ชุดข้อมูลชุดที่ 4** ถูกใช้เป็นชุดข้อมูลในการทดลองครั้งนี้ ในการทดลองนี้เป็นการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 7 โมเดลนี้ ได้แก่ Densenet121, InceptionResNetV2, InceptionV3, Lenet, ResNet50, VGG16 และ VGG19 และอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ที่เหมาะที่สุดในแต่ละโมเดล ซึ่งมีตั้งแต่ 0.01 จนถึง 0.000001 โดยที่จะถูกลดลงทีละ 10 เท่า นอกจากนี้ในขั้นตอนการฝึกโมเดล จะมีการทำ Cross Validation ชนิด Stratified cross Validation 5 fold เพื่อที่จะแบ่งข้อมูล 1 ใน 5 ส่วน นำมาเป็นข้อมูลตรวจสอบแล้วฝึกโมเดล จากนั้นนำข้อมูล 1 ใน 5 ส่วนถัดมาเข้ามาฝึกโมเดลอีกครั้ง ดำเนินการฝึกโมเดลเป็นจำนวน 20 epoch

การทดลองที่ 1.4 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus และ Candidiasis **ชุดข้อมูลชุดที่ 5** ถูกใช้เป็นชุดข้อมูลในการทดลองครั้งนี้ ในการทดลองนี้เป็นการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 3 โมเดลนี้ ได้แก่ DenseNet121, DenseNet169 และ DenseNet 201 มีอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ที่ใช้คือ 0.0001 ดำเนินการฝึกโมเดลเป็นจำนวน 100 epoch

การทดลองที่ 1.5 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus และ Candidiasis **ชุดข้อมูลชุดที่ 6** ถูกใช้เป็นชุดข้อมูลในการทดลองครั้งนี้ ในการทดลองนี้เป็นการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 7 โมเดลนี้ ได้แก่ DenseNet121, DenseNet169 และ DenseNet 201 มีอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ที่ใช้คือ 0.0001 ดำเนินการฝึกโมเดลเป็นจำนวน 100 epoch

การทดลองที่ 1.6 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 2 คลาส ได้แก่ Precancerous oral lesion และ Benign oral lesion ซึ่งตามที่เคยกล่าวไปข้างต้น Precancerous oral lesion หรือรอยโรคก่อนมะเร็ง ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus ส่วน Benign oral lesion จะเป็นกลุ่มรอยโรค Other White lesion ลำ Linea alba **ชุดข้อมูลชุดที่ 7** ถูกใช้เป็นชุดข้อมูลในการทดลองครั้งนี้ นอกจากนี้ Candidiasis ตามความเป็นจริงหลังจากทำการปรึกษาอย่างชัดเจนกับผู้เชี่ยวชาญ รอยโรคนี้จะถูกจัดอยู่ในกลุ่มรอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง แต่ชุดข้อมูลชุดนี้ Candidiasis ยังคงถูกจัดอยู่ในกลุ่ม Precancerous oral lesion ตามรายละเอียดของชุดข้อมูลชุดที่ 7 ในการทดลองนี้เป็นการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ

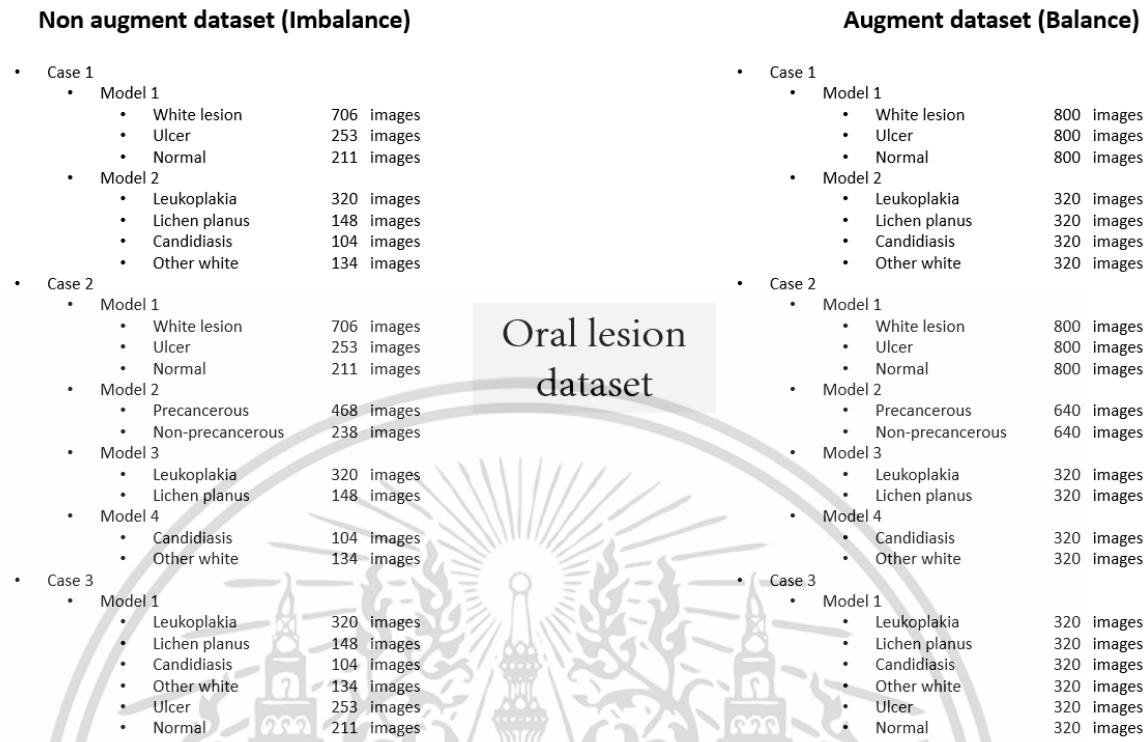
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระหว่าง 8 โมเดลนี้ ได้แก่ DenseNet121, InceptionResNetV2, InceptionV3, Lenet, ResNet50, VGG16, VGG19, และ Xception มีอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ที่ใช้คือ 0.0001 ดำเนินการฝึกโมเดลเป็นจำนวน 20 epoch

การทดลองที่ 1.7 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ รอยโรคสีขาว (White lesion) ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Linea alba และ Other white, รอยแผล (Ulcer) และ ช่องปากปกติ (Normal) **ชุดข้อมูลชุดที่ 8** ถูกใช้เป็นชุดข้อมูลในการทดลองครั้งนี้ ในการทดลองนี้เป็นการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 10 โมเดลนี้ ได้แก่ DenseNet121, DenseNet169, DenseNet201, InceptionResNetV2, InceptionV3, Lenet, ResNet50, VGG16, VGG19, และ Xception มีอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ที่ใช้คือ 0.0001 ดำเนินการฝึกโมเดลเป็นจำนวน 100 epoch

การทดลองที่ 1.8 : สำหรับการทดลองนี้เป็นการทดลองการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากแบบหลายขั้นตอน (Multi-stage Classification) มีทั้งหมด 3 กรณีด้วยกัน และชุดข้อมูลที่ใช้ในแต่ละกรณีจะใช้ทั้งชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) และข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) ซึ่งเป็นข้อมูลที่ถูกขยายชุดข้อมูลเพื่อให้ในแต่ละคลาสมีจำนวนภาพเท่ากันทำการฝึกโมเดลแยกกัน และเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างชุดข้อมูลทั้งสองแบบนี้ในแต่ละกรณีด้วย นอกจากนี้การฝึกโมเดลจะใช้โมเดลเดียวกันทั้งหมด นั่นคือ โมเดล DenseNet121 จะถูกนำมาใช้ในการฝึกทั้ง 3 กรณีและทุกชุดข้อมูลสำหรับการทดลองครั้งนี้ นอกจากนี้ทุกโมเดลจะถูกดำเนินการฝึกเป็นจำนวน 100 epoch เท่ากัน รูปที่ 3.6 แสดงสรุปจำนวนภาพที่ใช้ในแต่ละชุดข้อมูลของแต่ละกรณีที่ทำการทดลองครั้งนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.6 จำนวนรูปภาพที่ใช้ในการฝึกโมเดลในแต่ละกรณีซึ่งมีทั้งชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) และข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset)

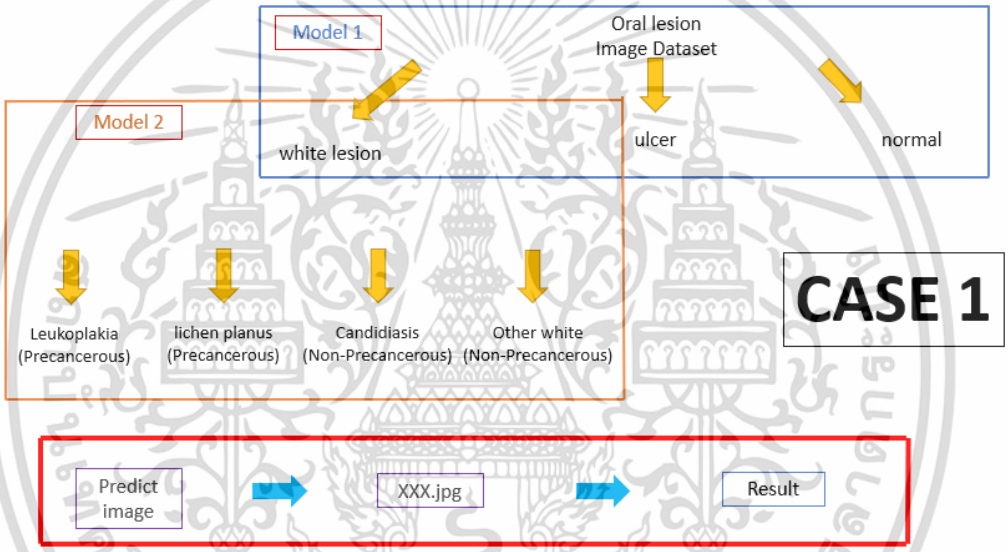
หลังจากที่ฝึกโมเดลในแต่ละกรณีและแต่ละชุดข้อมูลเรียบร้อยแล้ว จะทำการบันทึกโมเดลของกรณีและชุดข้อมูลที่ใช้นั้น ๆ จากนั้นชุดข้อมูลชุดทดสอบ (Test set) จะถูกนำมาประเมินประสิทธิภาพผ่านการโหลดโมเดลจากโมเดลที่เคยฝึกไปตามรูปแบบกรณีต่าง ๆ โดยการป้อนรูปภาพเข้าไปทีละรูป นอกจากนี้ในแต่ละกรณีของแต่ละชุดข้อมูลจะถูกฝึกเป็นจำนวนสองครั้งเพื่อนำผลที่ได้มาหาค่าเฉลี่ย ต่อไปนี้จะแสดงรายละเอียดของทั้งสามกรณี และชุดข้อมูลที่ใช้

การทดลองการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากแบบหลายขั้น (Multi-stage classification) ทั้ง 3 กรณี

กรณีที่ 1 : เป็นการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากผ่านโมเดล 2 โมเดล นั่นคือ โมเดลแรกจะเป็นการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากออกเป็น 3 คลาส ได้แก่ รอยโรคสีขาว (White lesion), รอยแผล (Ulcer) และช่องปากปกติ (Normal) ในการฝึกโมเดล จะใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) นั่นคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 9** และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) นั่นคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 10** ส่วนโมเดลที่ 2 จะเป็นการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากจากคลาสรอยโรคสีขาวออกเป็น 4 คลาสย่อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, และ Other white โดยใช้**ชุดข้อมูลชุดที่ 11** และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) นั่นคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 12** ชุดข้อมูลชุดทดสอบจะถูกทำนายผ่านทั้ง 2 โมเดลนี้ในกรณีที่หากผลการทำนายภาพรอยโรคในช่องปากของโมเดลที่ 1 ออกมาเป็นรอยโรคสีขาว (White lesion) ภาพเหล่านี้จะถูกส่งต่อไปยังโมเดลที่ 2 เพื่อทำนายคลาสย่อยซึ่งเป็นคลาสชนิดรอยโรคที่แท้จริง ในทางกลับกันหากผลการทำนายภาพรอยโรคในช่องปากของโมเดลที่ 1 ออกมาเป็นรอยแผล (Ulcer) หรือช่องปากปกติ (Normal) การทำนายจะถูกยุติลงและตอบเป็นเพียงหนึ่งในสองคลาสนี้ จะไม่ถูกส่งไปยังโมเดลถัดไป รูปที่ 3.7 แสดงแผนการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากของกรณีที่ 1

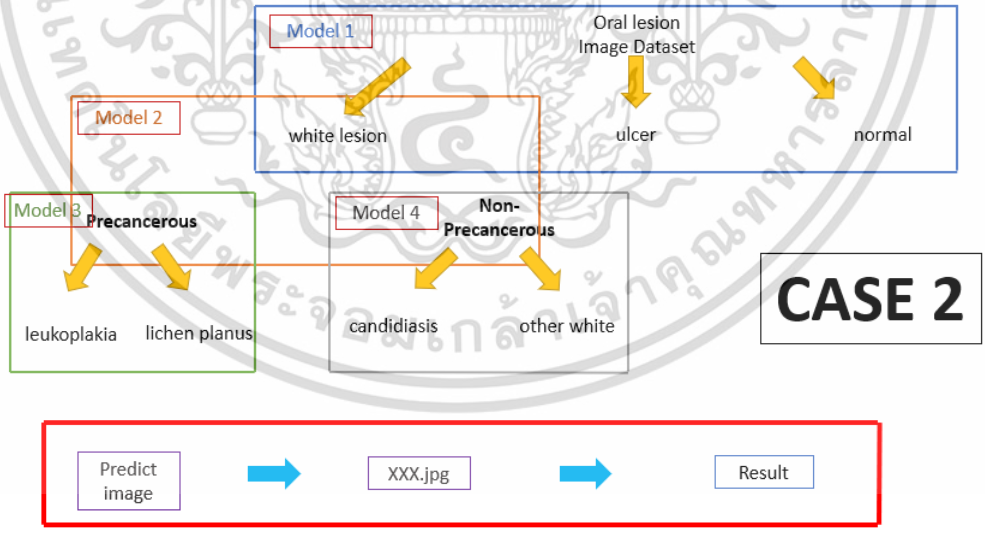


รูปที่ 3.7 แสดงแผนการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากของกรณีที่ 1

กรณีที่ 2 : เป็นการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากผ่านโมเดล 3 ขั้นและมี 4 โมเดล นั่นคือขั้นแรกจะเป็นการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากออกเป็น 3 คลาส ได้แก่ รอยโรคสีขาว (White lesion), รอยแผล (Ulcer) และช่องปากปกติ (Normal) เป็นโมเดลที่ 1 ในการฝึกโมเดลจะใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) นั่นคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 9** และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) นั่นคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 10** ส่วนขั้นที่ 2 จะเป็นการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากจากคลาสรอยโรคสีขาวออกเป็น 2 หมวดหมู่ ได้แก่ รอยโรคก่อนมะเร็ง (Precancerous lesion) และรอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง (Non-precancerous lesion) เป็นโมเดลที่ 2 ในการฝึกโมเดลจะใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) โดยใช้**ชุดข้อมูลชุดที่ 13** และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) นั่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

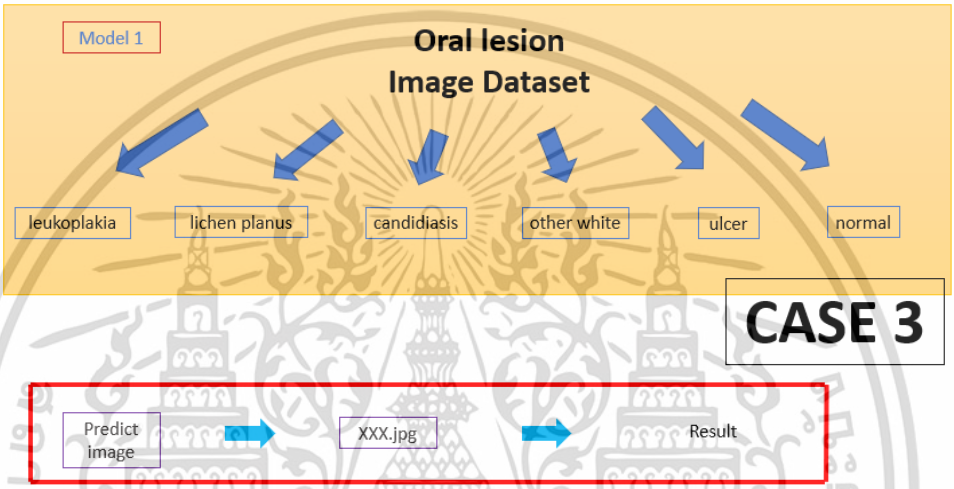
คือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 14** และขั้นสุดท้ายจะเป็นการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากจากคลาสรอยโรคก่อนมะเร็ง (Precancerous lesion) ซึ่งสามารถแยกออกได้เป็น Leukoplakia กับ Lichen planus เป็นโมเดลที่ 3 จะใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) โดยใช้**ชุดข้อมูลชุดที่ 15** และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) นั่นคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 16** และ รอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง (Non-precancerous lesion) ซึ่งสามารถแยกออกได้เป็น Candidiasis กับ Other white เป็นโมเดลที่ 4 จะใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) โดยใช้**ชุดข้อมูลชุดที่ 17** และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) นั่นคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 18** ชุดข้อมูลชุดทดสอบจะถูกทำนายผ่านทั้ง 3 ขั้นนี้ ในกรณีที่หากผลการทำนายภาพรอยโรคในช่องปากของโมเดลที่ 1 ออกมาเป็นรอยโรคสีขาว (White lesion) ภาพเหล่านี้จะถูกส่งต่อไปยังโมเดลที่ 2 เพื่อทำนายภาพและให้โมเดลตัดสินใจว่าจะออกมาเป็นคลาสไหน หากโมเดลทำนายออกมาเป็นคลาสรอยโรคก่อนมะเร็ง (Precancerous lesion) ภาพจะถูกส่งต่อไปยังโมเดลที่ 3 เพื่อทำนายออกมาเป็นชื่อของรอยโรคนั้น แต่ถ้าหากโมเดลทำนายออกมาเป็นคลาสรอยโรคที่ไม่เจริญไปเป็นมะเร็ง (Non-precancerous lesion) ภาพจะถูกส่งต่อไปยังโมเดลที่ 4 เพื่อทำนายออกมาเป็นชื่อของรอยโรคนั้น ๆ เช่นเดียวกัน รูปที่ 3.8 แสดงการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากของกรณีที่ 2



รูปที่ 3.8 แสดงแผนการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากของกรณีที่ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กรณีที่ 3 : เป็นการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากผ่านโมเดลเพียงแค่ 1 โมเดล นั่นคือจะเป็นการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากออกเป็น 6 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, รอยแผล (Ulcer) และช่องปากปกติ (Normal) ในการฝึกโมเดลจะใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) นั่นคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 19** และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) นั่นคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 20** รูปที่ 3.9 แสดงการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากของกรณีที่ 3



รูปที่ 3.9 แสดงแผนการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากของกรณีที่ 3

การทดลองที่ 1.9 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, รอยแผล (Ulcer) และ ช่องปากปกติ (Normal) ซึ่งจะใช้**ชุดข้อมูลชุดที่ 21** ที่เป็นชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลกัน (Imbalance dataset) และ**ชุดข้อมูลชุดที่ 22** เป็นชุดข้อมูลที่มีความสมดุลกัน (Balance dataset) เป็นชุดข้อมูลในการทดลองครั้งนี้ ในการทดลองนี้เป็นการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 8 โมเดล โดยจะมีโมเดลของ Keras 4 โมเดล ได้แก่ DenseNet121, DenseNet201,Xception, และ ResNet50 และโมเดลของ Keras Attention อีก 4 โมเดล ได้แก่ DaViT_T, CotNetSE152D, IFormerBase, และ TinyViT_21M ทั้ง 8 โมเดลถูกกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) อยู่ที่ 0.0001 นอกจากนี้ในการฝึกโมเดลผู้วิจัยทำการตั้งค่าจำนวนการฝึกที่ 300 epoch การฝึกจะสิ้นสุดลงก็ต่อเมื่อโมเดลฝึกจนถึงที่ epoch มีค่า Validation Loss น้อยที่สุดแล้วทำการบันทึกโมเดลที่ epoch นั้น ๆ สามารถดูโค้ดโปรแกรมของการทดลองที่ 1.9 ในการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาสนี้ในภาคผนวก ก.

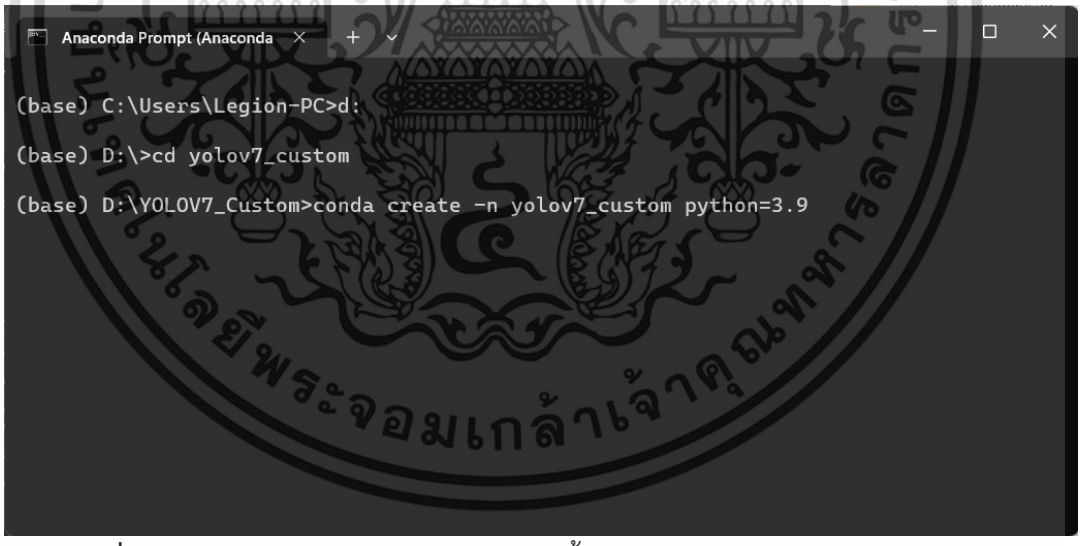
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4.2. การทดลองการตรวจจับภาพรอยโรคสำหรับภาพรอยโรคในช่องปาก

การทดลองที่ 2.1 : การตรวจจับภาพรอยโรคสำหรับภาพรอยโรคในช่องปากโดยภาพที่นำมาใช้จะเป็นภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer การทดลองนี้จะใช้ชุดข้อมูลในการตรวจจับภาพรอยโรคคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 1** มาฝึกโมเดล โมเดลที่ใช้ในการทดลองจะมีอยู่ 2 โมเดลหลัก ๆ ด้วยกันนั่นคือ YOLOv7 และ YOLOv8 ในการทดลองนี้จะทำการฝึกโมเดลอยู่ 4 โมเดลเพื่อนำมาประเมินประสิทธิภาพของการฝึกครั้งนี้ ได้แก่ YOLOv7, YOLOv7x, YOLOv8n, และ YOLOv8x ต่อไปนี้จะแสดงขั้นตอนวิธีการติดตั้ง คำสั่งในการฝึกโมเดลและการตรวจจับภาพรอยโรค มีรายละเอียดดังนี้

การทดลองที่ 2.1.1 : YOLOv7

1. เปิดโปรแกรม Anaconda Prompt ขึ้นมาแล้วไปยัง path ที่สร้าง เช่น D:\YOLOV7_Custom จากนั้นพิมพ์คำสั่ง conda create -n yolov7_custom python=3.9 เพื่อสร้าง environment ที่ชื่อว่า yolov7_custom โดยใช้ภาษา python version 3.9 ดังรูปที่ 3.10 หลังจากนั้นพิมพ์ y แล้วกด Enter เพื่อติดตั้ง packages ต่าง ๆ



รูปที่ 3.10 การสร้าง environment และติดตั้งโปรแกรมภาษา python version 3.9

2. ดาวน์โหลด YOLOv7 จาก https://github.com/WongKinYiu/yolov7 นำมาวางไว้ที่ D:\YOLOV7_Custom แล้วทำการ Extract โฟลเดอร์ จากนั้นเปลี่ยนชื่อจาก yolov7-main เป็น

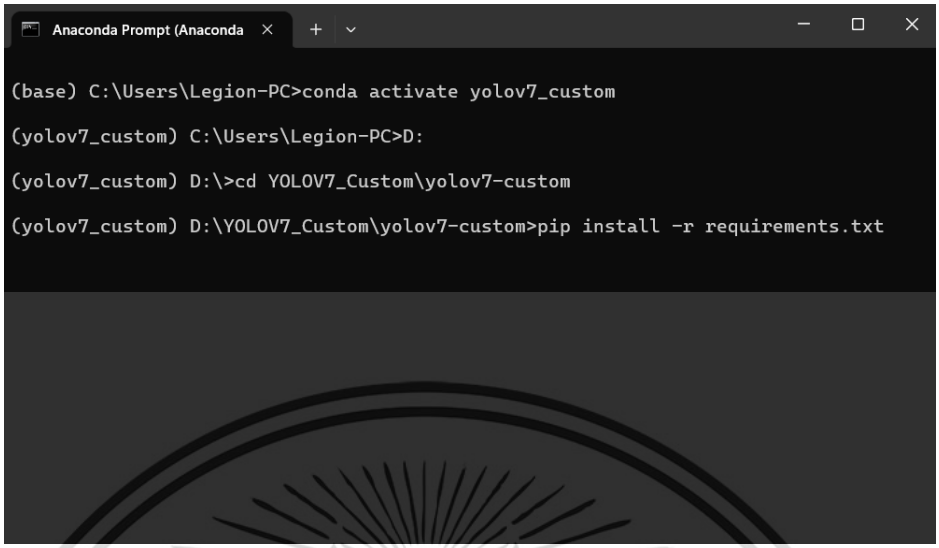
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

yolov7-custom แล้วนำมาวางไว้ที่ D:\YOLOV7_Custom ดังนั้น path ของ yolov7-custom จะเป็น D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom

3. ทำการ Label รูปภาพโดยทำตามขั้นตอนวิธีการติดป้ายกำกับข้อมูลที่เคยกล่าวไปแล้วก่อนหน้านี้ เมื่อทำเสร็จแล้วจะได้ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปากเป็น**ชุดข้อมูลชุดที่ 1** หลังจากนั้นนำชุดข้อมูลที่ได้มาวางไว้ที่ D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom\data\train\images สำหรับรูปภาพข้อมูลชุดฝึกโมเดล และ D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom\data\train\Labels สำหรับไฟล์ระบุตำแหน่งวัตถุของรูปภาพข้อมูลชุดฝึกโมเดล สำหรับข้อมูลชุดตรวจสอบโมเดล รูปภาพจากถูกนำไปวางไว้ที่ D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom\data\val\images และไฟล์ระบุตำแหน่งวัตถุของรูปภาพถูกนำไปวางไว้ที่ D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom\data\val\Labels

4. ทำการเปิดใช้งาน environment ที่สร้าง นั่นคือ yolov7_custom โดยใช้คำสั่ง conda activate yolov7_custom จากนั้นไปยัง path D: และ \YOLOV7_Custom\yolov7-custom โดยใช้คำสั่ง cd YOLOV7_Custom\yolov7-custom หลังจากนั้นให้ทำการติดตั้ง library ต่าง ๆ ที่จำเป็นต้องใช้ใน YOLOv7 โดย library ต่าง ๆ จะแสดงอยู่ในไฟล์ requirements.txt ดังรูปที่ 3.12 และ requirements_gpu.txt ดังรูปที่ 3.13 ใน D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom ให้ใช้คำสั่ง pip install -r requirements.txt และ pip install -r requirements_gpu.txt เพื่อติดตั้ง library ที่จำเป็น ดังรูปที่ 3.11

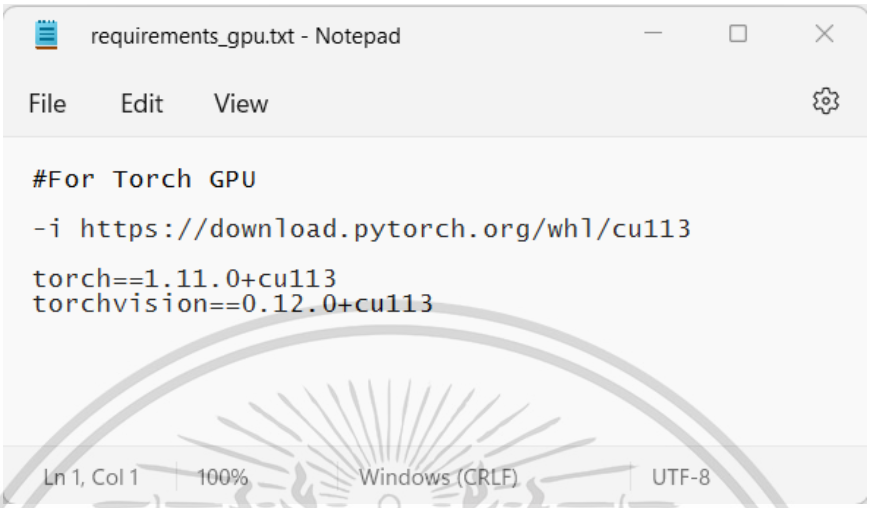
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.11 การติดตั้งไฟล์ requirements.txt

รูปที่ 3.12 ข้อมูลภายในไฟล์ requirements.txt

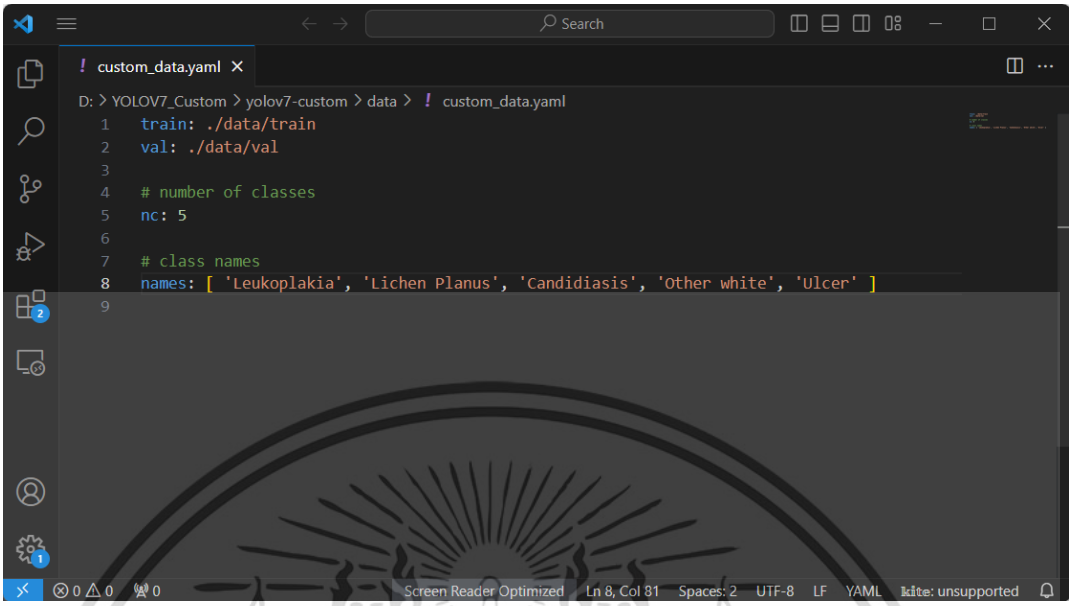
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.13 ข้อมูลภายในไฟล์ requirements_gpu.txt

5. คัดลอกไฟล์ coco.yaml ที่อยู่ใน D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom\data แล้วเปลี่ยนชื่อไฟล์เป็น custom_data.yaml จากนั้นทำการแก้ไขข้อมูลภาพในให้เป็นไปตามรูปที่ 3.14 โดยที่ train: ./data/train และ val: ./data/val จะระบุที่ตำแหน่งชุดข้อมูลที่นำมาใส่ตามข้อที่ 3 ส่วน nc: 5 คือ จำนวนคลาสของชุดข้อมูล นั่นคือ 5 คลาส และ names: ['Leukoplakia', 'Lichen planus', 'Candidiasis', 'Other white', 'Ulcer'] คือชื่อของคลาสแต่ละคลาสในชุดข้อมูล ข้อควรระวัง ชื่อของคลาสในไฟล์ custom_data.yaml ต้องตรงกับชื่อที่ได้ทำการ Label ไปก่อนหน้านี้

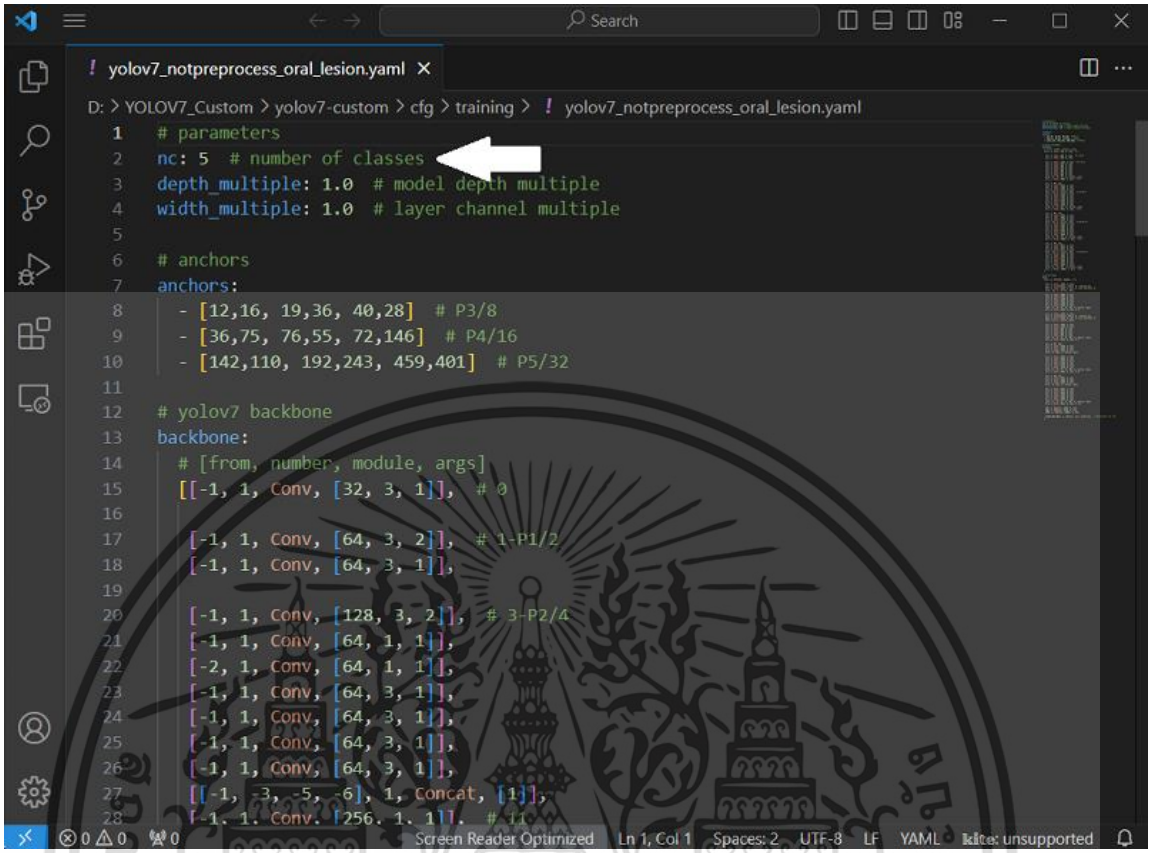
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.14 ข้อมูลภายในไฟล์ custom_data.yaml

6. เนื่องจากในการทดลองนี้ สำหรับ YOLOv7 จะทำการฝึกโมเดลอยู่ 2 โมเดลด้วยกัน นั่นคือ YOLOv7 และ YOLOv7x ในขั้นตอนนี้ให้ทำการคัดลอกไฟล์ yolov7.yaml ใน D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom\cfg\Training แล้วเปลี่ยนชื่อไฟล์เป็น yolov7_notpreprocess_oral_lesion.yaml ในกรณีที่จะทำการฝึกโมเดล YOLOv7 และทำการคัดลอกไฟล์ yolov7x.yaml ใน D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom\cfg\Training แล้วเปลี่ยนชื่อไฟล์เป็น yolov7x_notpreprocess_oral_lesion.yaml ในกรณีที่จะทำการฝึกโมเดล YOLOv7 หลักจากนั้นให้เปลี่ยนข้อมูลภายในไฟล์ yolov7_notpreprocess_oral_lesion.yaml และ yolov7x_notpreprocess_oral_lesion.yaml ตรงบรรทัดที่ 2 nc ให้เปลี่ยนเป็น 5 ซึ่งเป็นจำนวนคลาสของชุดข้อมูล ดังรูปที่ 3.15

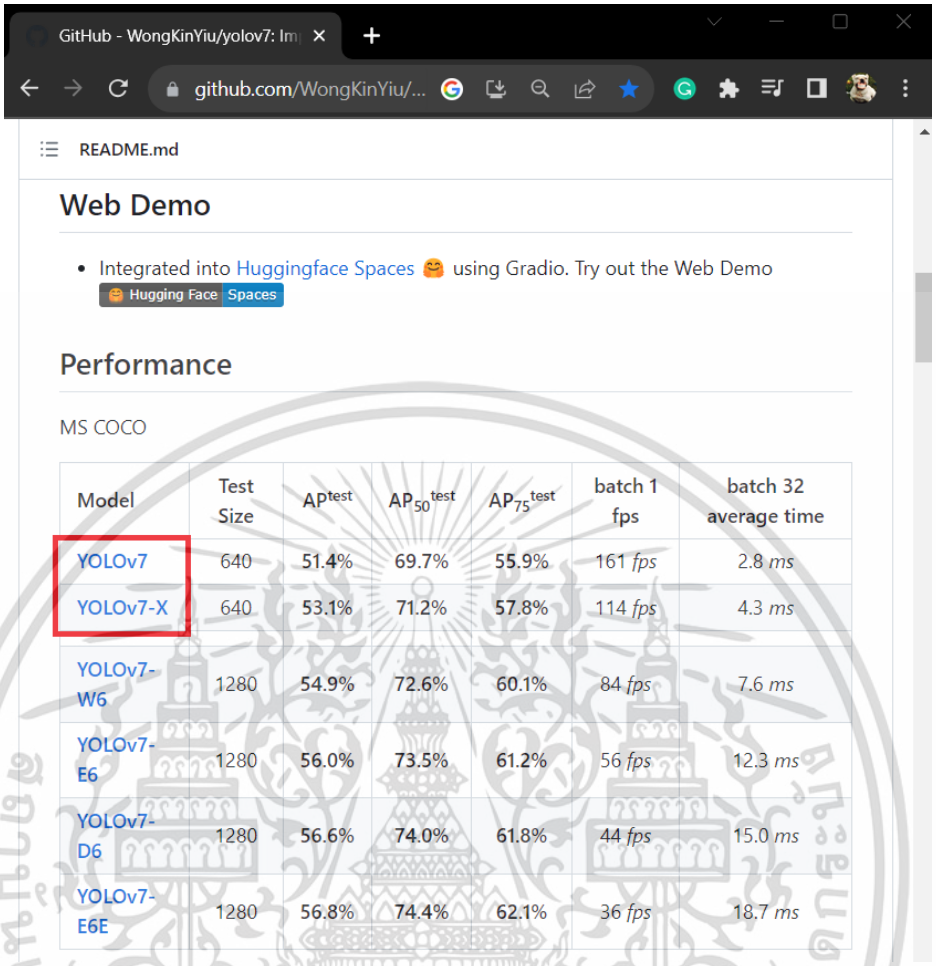
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.15 ข้อมูลภายในไฟล์ yolov7_notpreprocess_oral_lesion.yaml

7. ดาวน์โหลดไฟล์ weight ของ YOLOv7 และ YOLOv7x จาก https://github.com/WongKinYiu/yolov7 ดังรูปที่ 3.16 แล้วนำมาวางไว้ที่ D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom

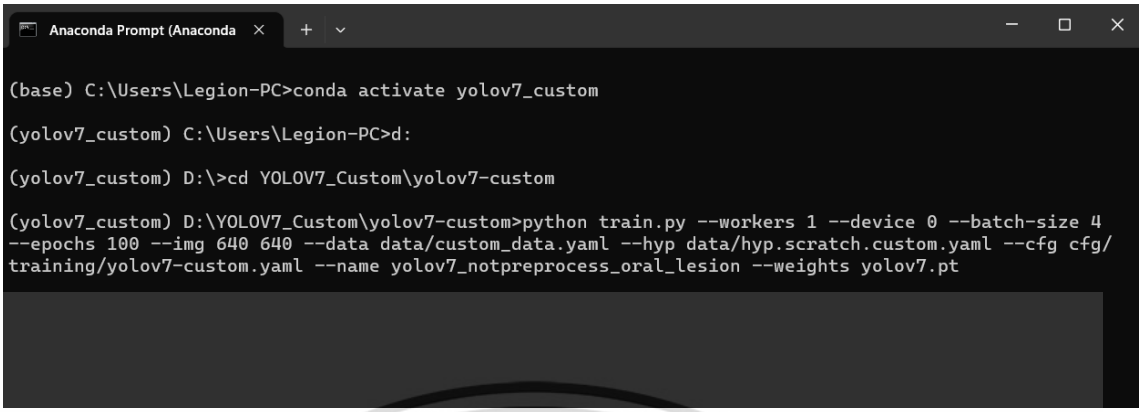
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.16 ข้อมูลภายในไฟล์ https://github.com/WongKinYiu/yolov7

8. เปิดหน้าต่าง Anaconda Prompt ขึ้นมาใหม่ หลังจากทำการเรียกใช้ environment หรือ conda activate yolov7_custom และไปยัง path D: แล้วไปยัง \YOLOV7_Custom\yolov7-custom เรียบร้อยแล้ว ให้ทำการฝึกโมเดลโดยใช้คำสั่ง “python train.py --workers 1 --device 0 --batch-size 4 --epochs 100 --img 640 640 --data data/custom_data.yaml --hyp data/hyp.scratch.custom.yaml --cfg cfg/Training/yolov7-custom.yaml --name yolov7_notpreprocess_oral_lesion --weights yolov7.pt” ดังรูปที่ 3.17 เพื่อที่จะทำการฝึกโมเดล YOLOv7 โดยกำหนดค่า batch size เป็น 4 และฝึกโมเดลเป็นจำนวน 100 epoch

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

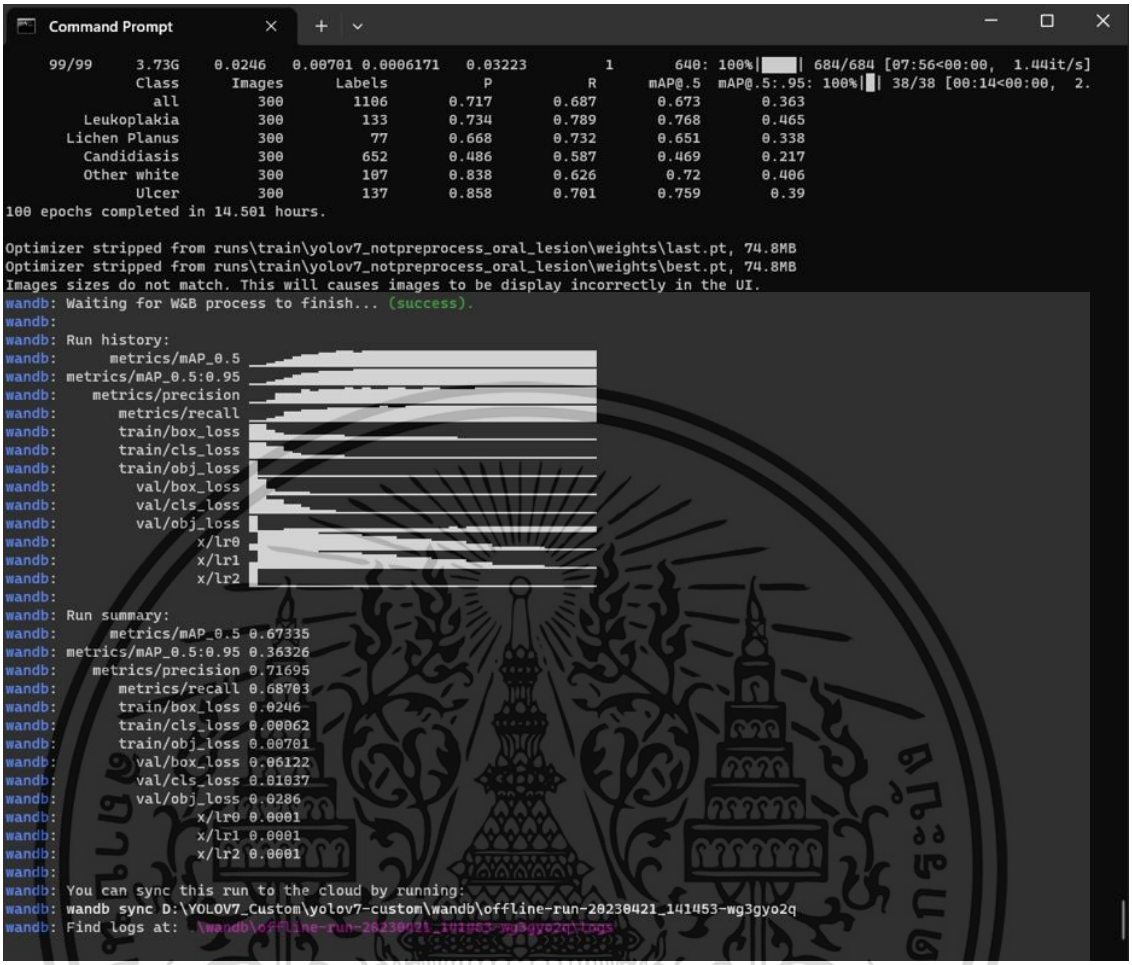


รูปที่ 3.17 การเรียกคำสั่งเพื่อทำการฝึกโมเดลในการตรวจจับภาพรอยโรคของโมเดล YOLOv7

สำหรับการฝึกโมเดล YOLOv7x สำหรับขั้นตอนนี้ก็ทำเช่นเดียวกัน เพียงแค่เปลี่ยนจาก yolov7 เป็น yolov7x โดยใช้คำสั่ง “python train.py --workers 1 --device 0 --batch-size 4 --epochs 100 --img 640 640 --data data/custom_data.yaml --hyp data/hyp.scratch.custom.yaml --cfg cfg/Training/yolov7x-custom.yaml --name yolov7x_notpreprocess_oral_lesion --weights yolov7x.pt”

9. หลังจากฝึกโมเดล YOLOv7 เรียบร้อยดังรูปที่ 3.18 ให้ทำการคัดลอกไฟล์ที่มีชื่อว่า best.pt ที่ D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom\runs\train\yolov7_notpreprocess_oral_lesion\weights แล้วนำไปวางไว้ที่ D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom แล้วเปลี่ยนชื่อไฟล์เป็น yolov7_nopreprocess.pt เพียงเท่านี้ก็จะได้ไฟล์ที่ฝึกโมเดลเรียบร้อยแล้วพร้อมที่จะนำไปตรวจจับภาพรอยโรค สำหรับการฝึกโมเดล YOLOv7x สำหรับขั้นตอนนี้ก็ทำเช่นเดียวกัน เพียงแค่เปลี่ยนจาก yolov7 เป็น yolov7x แล้วเปลี่ยนชื่อไฟล์เป็น yolov7x_nopreprocess.pt

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.18 แสดงการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่เสร็จเรียบร้อย

10. สร้างโฟลเดอร์ที่มีชื่อ img_Test_nopreprocess ที่ D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom แล้วนำรูปภาพจากข้อมูลชุดทดสอบทั้ง 200 รูป (5 คลาส คลาสละ 40 รูป) มาวางในโฟลเดอร์นี้ จากนั้นเปิดหน้าต่าง Anaconda Prompt ขึ้นมาใหม่ หลังจากทำการเรียกใช้ environment หรือ conda activate yolov7_custom และไปยัง path D: แล้วไปยัง \YOLOV7_Custom\yolov7-custom เรียบร้อยแล้วให้ทำการตรวจจับรูปภาพจากโมเดลที่ฝึกเรียบร้อยแล้วโดยใช้คำสั่ง “python detect.py --weights yolov7_nopreprocess.pt --conf 0.5 --img-size 640 --source img_Test_nopreprocess --view-img --no-trace --save-txt --save-conf” เพื่อตรวจจับรูปภาพ ดังรูปที่ 3.19 หลังจากพิมพ์คำสั่งตรวจจับรูปภาพดังกล่าวแล้วรูปภาพทั้งหมดที่อยู่ในโฟลเดอร์ img_Test_nopreprocess เมื่อถูกตรวจจับแล้วจะอยู่ใน path นี้ D:\YOLOV7_Custom\yolov7-custom\runs\detect\exp ซึ่งภายในจะ

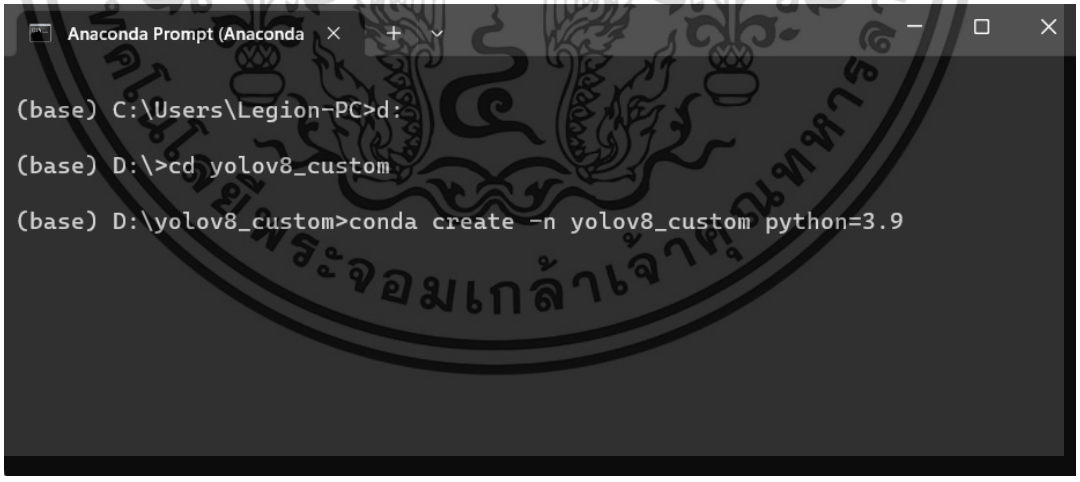
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประกอบไปด้วยรูปภาพหลังถูกตรวจจับและไฟล์ .txt ที่บ่งบอกถึงคลาสและระยะพิกัดที่ถูกตรวจจับของรูปภาพนั้น ๆ

รูปที่ 3.19 คำสั่งในการตรวจจับภาพรอยโรคของโมเดล YOLOv7

การทดลองที่ 2.1.2 : YOLOv8

1. เปิดโปรแกรม Anaconda Prompt ขึ้นมาแล้วไปยัง path ที่สร้าง เช่น D:\YOLOV7_Custom จากนั้นพิมพ์คำสั่ง conda create -n yolov8_custom python=3.9 เพื่อสร้าง environment ที่ชื่อว่า yolov8_custom โดยใช้ภาษา python version 3.9 ดังรูปที่ 3.20 หลังจากนั้นพิมพ์ y แล้วกด Enter เพื่อติดตั้ง packages ต่าง ๆ



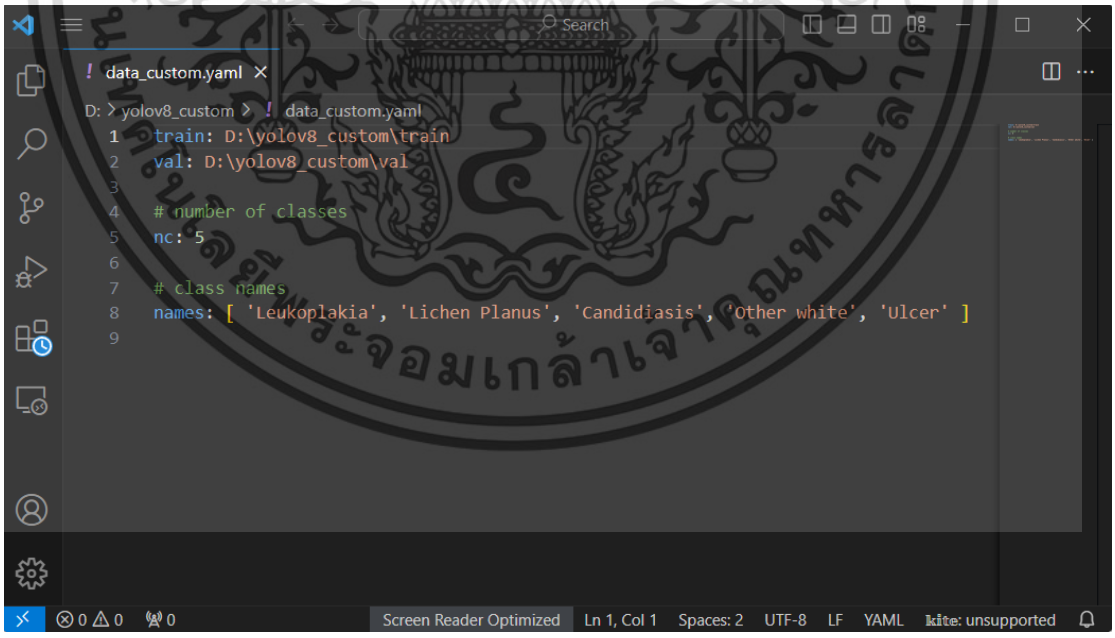
รูปที่ 3.20 การสร้าง environment และติดตั้งโปรแกรมภาษา python version 3.9

2. เนื่องจากเคยได้ทำการ Label รูปภาพโดยทำตามขั้นตอนวิธีการติดป้ายกำกับข้อมูลที่เคยกล่าวไปแล้วก่อนหน้านี้ เมื่อทำเสร็จแล้วจะได้ชุดข้อมูลสำหรับโมเดลการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เป็น**ชุดข้อมูลชุดที่ 1** ซึ่งสามารถนำชุดข้อมูลมาใช้ได้เลย จากนั้นให้สร้างโฟลเดอร์ที่มีชื่อว่า train และ val ที่ D:\yolov8_custom ซึ่งภายในโฟลเดอร์ train และ val นี้ จะมีโฟลเดอร์ย่อยอีก 2 โฟลเดอร์คือ images และ Labels หลังจากนั้นให้นำชุดข้อมูลที่ได้มาวางไว้ที่ D:\yolov8_custom\train\images สำหรับรูปภาพข้อมูลชุดฝึกโมเดล และ D:\yolov8_custom\train\Labels สำหรับไฟล์ระบุตำแหน่งวัตถุของรูปภาพข้อมูลชุดฝึกโมเดล สำหรับข้อมูลชุดตรวจสอบโมเดล รูปภาพจากถูกนำไปวางไว้ที่ D:\yolov8_custom\val\images และไฟล์ระบุตำแหน่งวัตถุของรูปภาพถูกนำไปวางไว้ที่ D:\yolov8_custom\val\Labels

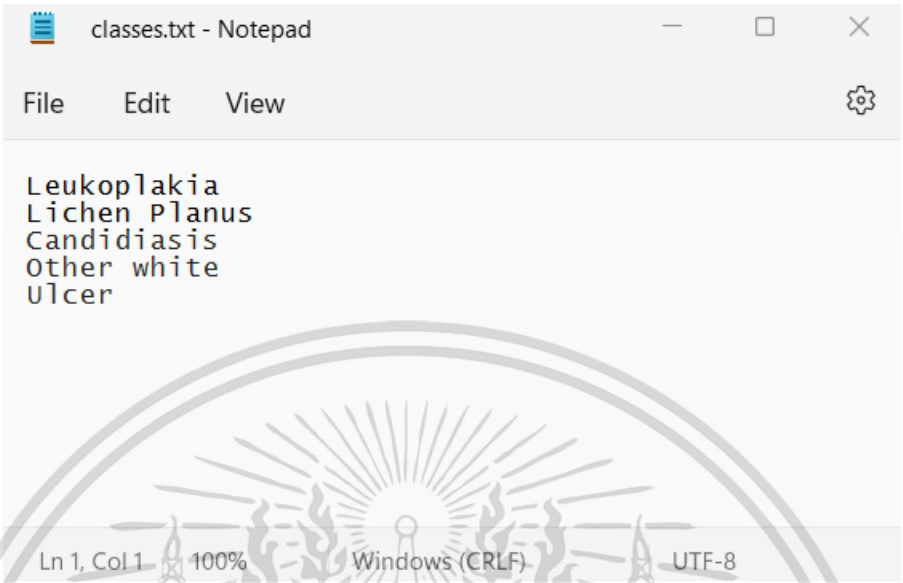
3. สร้างไฟล์ data_custom.yaml ให้อยู่ใน D:\yolov8_custom แล้วทำการระบุข้อมูลภาพในให้เป็นไปดังรูปที่ 3.21 โดยที่ train: D:\yolov8_custom\train และ D:\yolov8_custom\val จะระบุที่ตำแหน่งชุดข้อมูลที่นำมาใส่ตามข้อที่ 2 ส่วน nc: 5 คือจำนวนคลาสของชุดข้อมูล นั่นคือ 5 คลาส และ names: ['Leukoplakia', 'Lichen planus', 'Candidiasis', 'Other white', 'Ulcer'] คือชื่อของคลาสแต่ละคลาสในชุดข้อมูล ข้อควรระวัง ชื่อของคลาสในไฟล์ data_custom.yaml ต้องตรงกับชื่อที่ได้ทำการ Label ไปก่อนหน้านี้



รูปที่ 3.21 ข้อมูลภายในไฟล์ data_custom.yaml

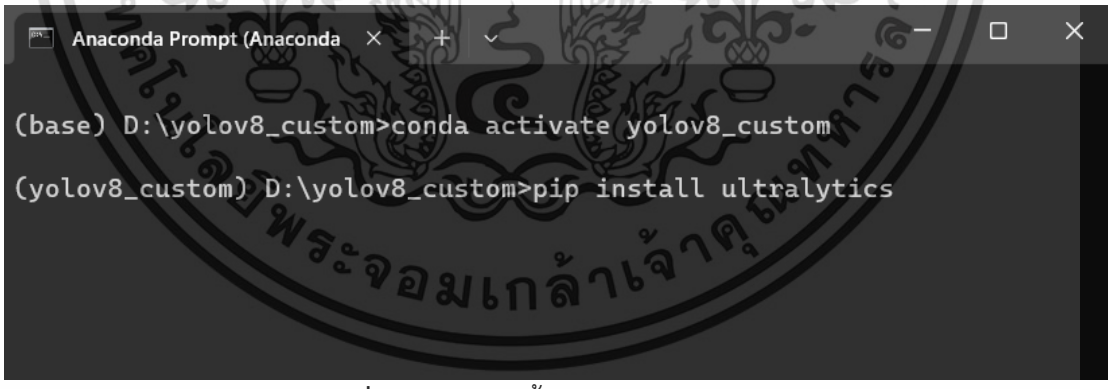
4. สร้างไฟล์ classes.txt โดยที่ภายในไฟล์นี้จะระบุชื่อคลาสที่นำมาฝึกโมเดล ในที่นี้มี 5 คลาส ได้ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer ดังรูปที่ 3.22

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.22 ข้อมูลภายในไฟล์ classes.txt

5. เปิดหน้าต่าง Anaconda Prompt ขึ้นมาใหม่ หลังจากทำการเรียกใช้ environment หรือ conda activate yolov8_custom และไปยัง path D: แล้วไปยัง \yolov8_custom เรียบร้อยแล้ว ให้ทำการติดตั้ง YOLOv8 respiratory โดยใช้คำสั่ง pip install ultralytics ดังรูปที่ 3.23

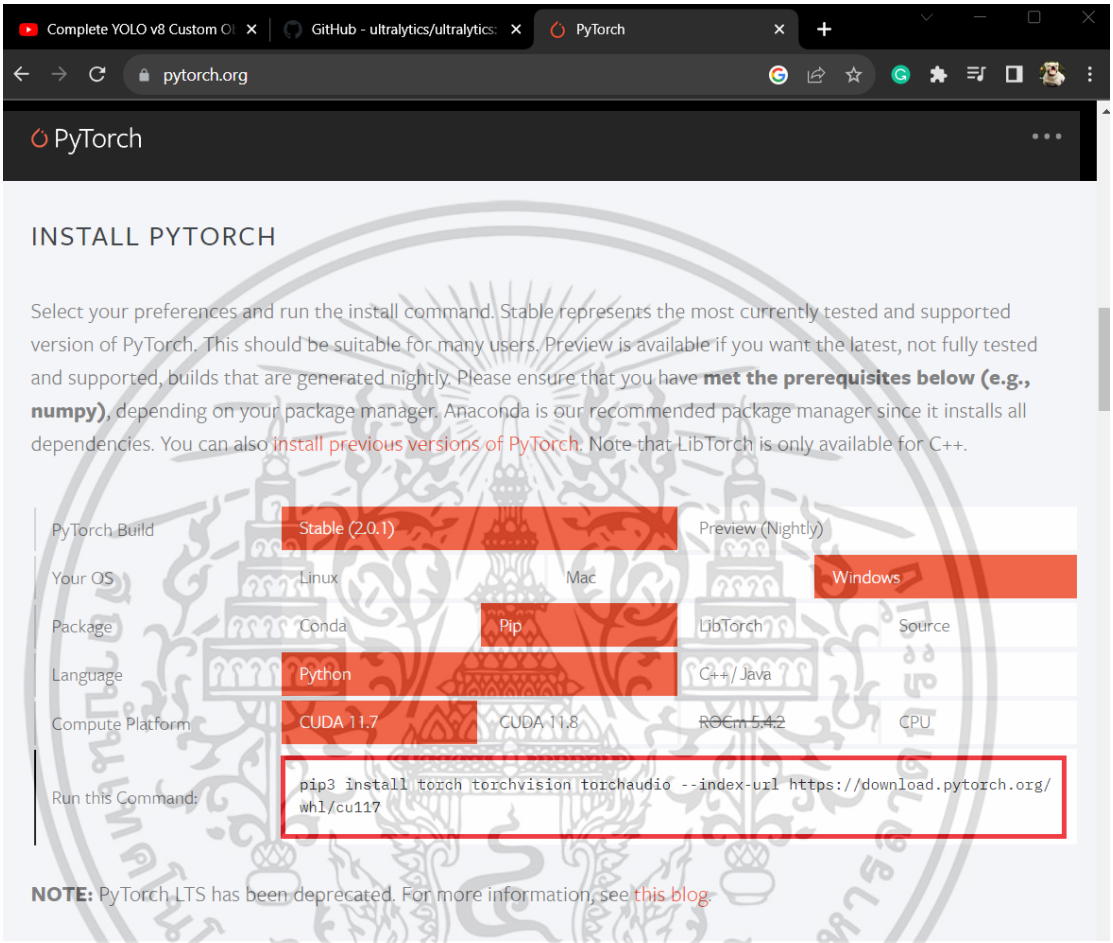


รูปที่ 3.23 การติดตั้งโปรแกรม ultralytics

6. การติดตั้ง GPU ให้เขาไปที่เว็บไซต์ https://pytorch.org/ และเลื่อนลงมาตรง INSTALL PYTORCH จากนั้นตรง PyTorch Build ให้เลือก Stable (2.0.1), Your OS เลือกเป็น Windows, Package เป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

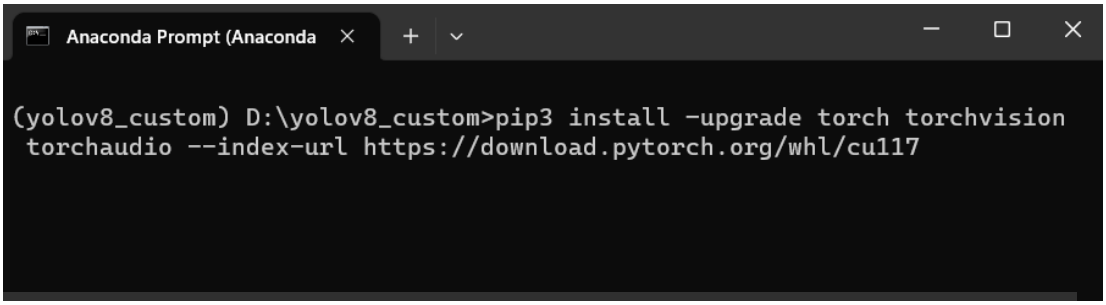
Pip, Language เป็น Python, และ Compute Platform เป็น CUDA 11.7 แล้วคัดลอกคำสั่งตรง Run this Command: ดังรูปที่ 3.24



รูปที่ 3.24 หน้าต่างเว็บไซต์ https://pytorch.org/

7. เปิดหน้าต่าง Anaconda Prompt ขึ้นมาใหม่ หลังจากทำการเรียกใช้ environment หรือ conda activate yolov8_custom และไปยัง path D: แล้วไปยัง \yolov8_custom เรียบร้อยแล้ว ให้ทำการวางคำสั่งที่คัดลอกมาจากข้อที่ 6 นั่นคือ “pip3 install torch torchvision torchaudio --index-url https://download.pytorch.org/whl/cu117” จากนั้นแก้ไขเป็น “pip3 install –upgrade torch torchvision torchaudio --index-url https://download.pytorch.org/whl/cu117” แล้ว Enter ดังรูปที่ 3.25

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

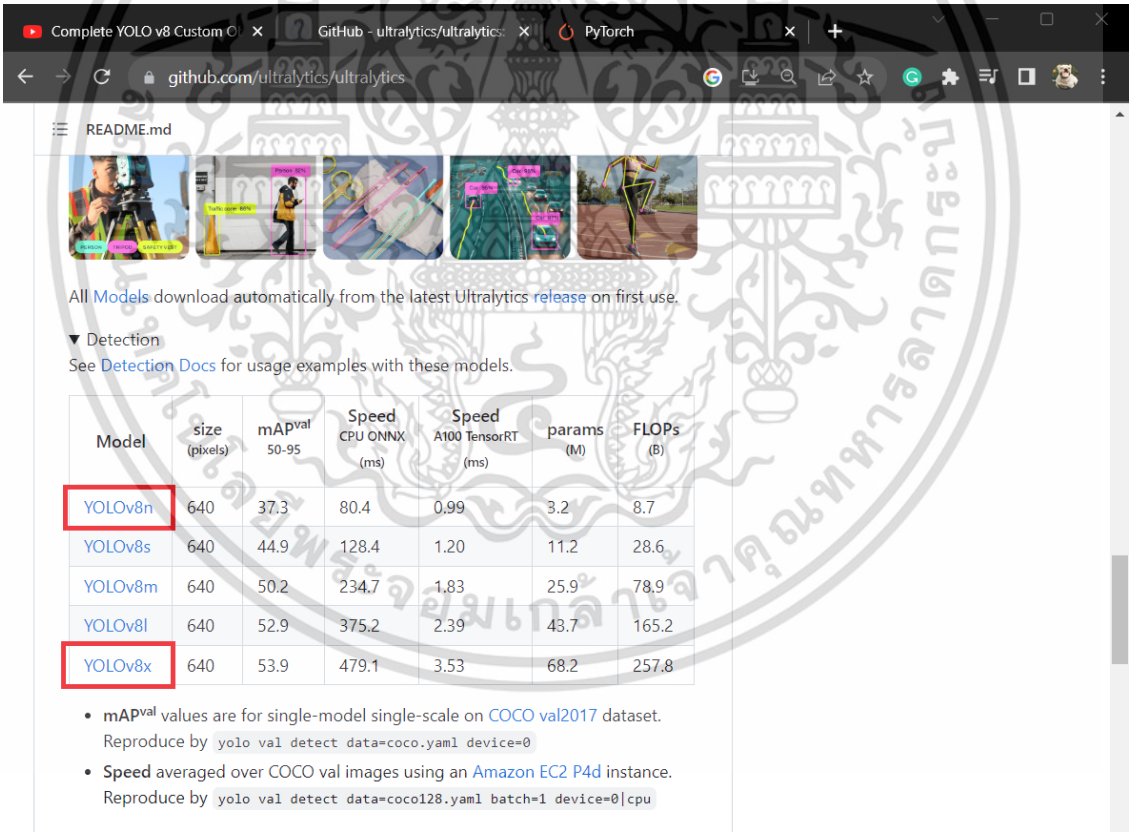


รูปที่ 3.25 คำสั่งในการติดตั้ง GPU

8. ดาวน์โหลดไฟล์ weight ของ YOLOv8n และ YOLOv8x

จาก https://github.com/ultralytics/ultralytics

ดังรูปที่ 3.26 แล้วนำมาวางไว้ที่ D:\yolov8_custom



รูปที่ 3.26 หน้าต่างเว็บไซต์ https://github.com/ultralytics/ultralytics

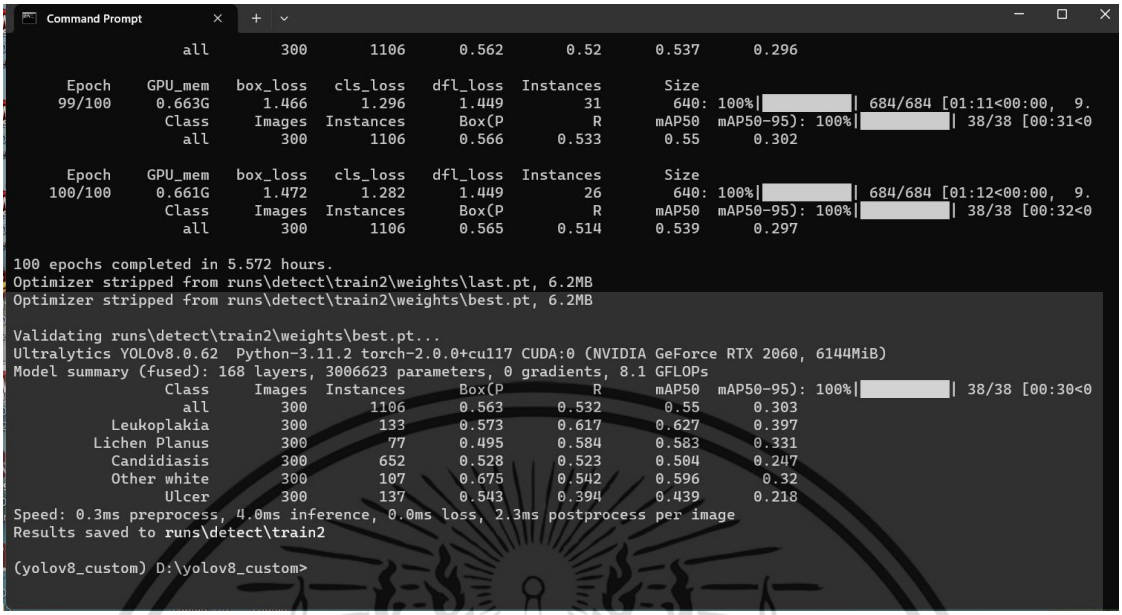
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

9. เปิดหน้าต่าง Anaconda Prompt ขึ้นมาใหม่ หลังจากทำการเรียกใช้ environment หรือ conda activate yolov8_custom และไปยัง path D: แล้วไปยัง \yolov8_custom เรียบร้อยแล้ว ให้ทำการฝึกโมเดลโดยใช้คำสั่ง “yolo task=detect mode=train epochs=100 data=data_custom.yaml model=yolov8n.pt imgsz=640 batch=4 optimizer='Adam'” ดังรูปที่ 3.27 เพื่อที่จะทำการฝึกโมเดล YOLOv8 โดยกำหนดค่า batch size เป็น 4 และฝึกโมเดลเป็นจำนวน 100 epoch

รูปที่ 3.27 การเรียกคำสั่งเพื่อทำการฝึกโมเดลในการตรวจจับภาพรอยโรคของโมเดล YOLOv8

10. หลังจากฝึกโมเดล YOLOv8 เรียบร้อยดังรูปที่ 3.28 ให้ทำการคัดลอกไฟล์ที่มีชื่อว่า best.pt ที่ D:\yolov8_custom\runs\detect\yolov8n_nopreprocess\weights แล้วนำไปวางไว้ที่ D:\yolov8_custom แล้วเปลี่ยนชื่อไฟล์เป็น yolov8_nopreprocess.pt เพียงเท่านี้ก็จะได้ไฟล์ที่ฝึกโมเดลเรียบร้อยแล้วพร้อมที่จะนำไปตรวจจับภาพรอยโรค สำหรับการฝึกโมเดล YOLOv8x สำหรับขั้นตอนนี้ก็ทำเช่นเดียวกัน เพียงแค่เปลี่ยนจาก yolov8n เป็น yolov8x แล้วเปลี่ยนชื่อไฟล์เป็น yolov8x_nopreprocess.pt

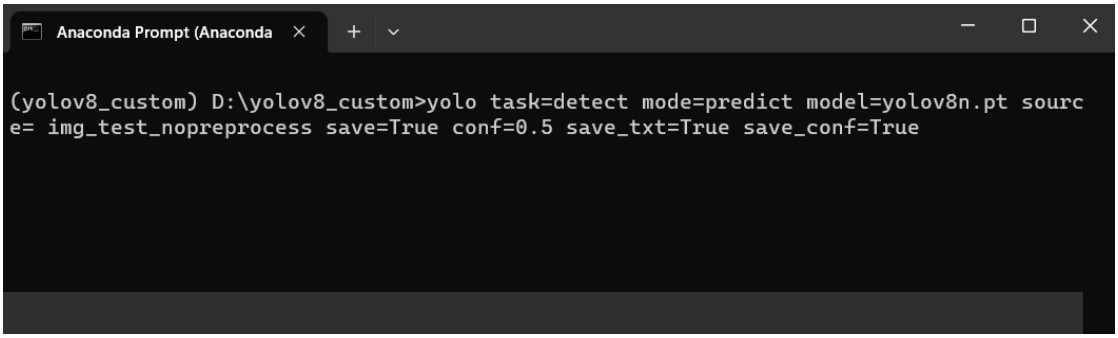
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.28 แสดงการฝึกโมเดล YOLOv8 ที่เสร็จเรียบร้อย

11. สร้างโฟลเดอร์ที่มีชื่อ img_Test_nopreprocess ที่ D:\yolov8_custom แล้วนำรูปภาพจากข้อมูลชุดทดสอบทั้ง 200 รูป (5 คลาส คลาสละ 40 รูป) มาวางในโฟลเดอร์นี้ คล้าย ๆ กับการทดลองที่ 2.1.1 : YOLOv7 ข้อที่ 10 ซึ่งเป็นรูปภาพชุดเดียวกัน จากนั้นเปิดหน้าต่าง Anaconda Prompt ขึ้นมาใหม่ หลังจากทำการเรียกใช้ environment หรือ conda activate yolov8_custom และไปยัง path D: แล้วไปยัง yolov8_custom เรียบร้อยแล้ว ให้ทำการตรวจจับรูปภาพจากโมเดลที่ฝึกเรียบร้อยแล้วโดยใช้คำสั่ง “yolo task=detect mode=predict model=yolov8n.pt source= img_Test_nopreprocess save=True conf=0.5 save_txt=True save_conf=True” เพื่อตรวจจับรูปภาพ ดังรูปที่ 3.29 หลังจากพิมพ์คำสั่งตรวจจับรูปภาพดังกล่าวแล้วรูปภาพทั้งหมดที่อยู่ในโฟลเดอร์ img_Test_nopreprocess เมื่อถูกตรวจจับแล้วจะอยู่ใน path นี้ D:\yolov8_custom\runs\detect\yolov8n_nopreprocess_predict ซึ่งภายในจะประกอบไปด้วยรูปภาพหลังถูกตรวจจับและไฟล์ .txt ที่บ่งบอกถึงคลาสและระยะพิกัดที่ถูกตรวจจับของรูปภาพนั้น ๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.29 การเรียกใช้คำสั่งในการตรวจจับภาพรอยโรคของโมเดล YOLOv8

การทดลองที่ 2.2 : การตรวจจับภาพรอยโรคสำหรับภาพรอยโรคในช่องปากโดยภาพที่นำมาใช้จะเป็นภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer การทดลองนี้จะใช้ชุดข้อมูลในการตรวจจับภาพรอยโรคคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 2** มาฝึกโมเดล โมเดลที่ใช้ในการทดลองและนำมาประเมินประสิทธิภาพของการฝึกครั้งนี้ คือ YOLOv7x ซึ่งคำสั่งในการฝึกโมเดลและการตรวจจับภาพรอยโรค จะคล้ายกับการทดลองที่ 2.1 แต่เพียงแค่เปลี่ยนชุดข้อมูลในการฝึกเท่านั้นเอง

การทดลองที่ 2.3 : การตรวจจับภาพรอยโรคสำหรับภาพรอยโรคในช่องปากโดยภาพที่นำมาใช้จะเป็นภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer การทดลองนี้จะใช้ชุดข้อมูลในการตรวจจับภาพรอยโรคคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 3** มาฝึกโมเดล โมเดลที่ใช้ในการทดลองและนำมาประเมินประสิทธิภาพของการฝึกครั้งนี้ คือ YOLOv7x และ YOLOv8x ซึ่งคำสั่งในการฝึกโมเดลและการตรวจจับภาพรอยโรค จะคล้ายกับการทดลองที่ 2.1 แต่เพียงแค่เปลี่ยนชุดข้อมูลในการฝึกเท่านั้นเอง

3.5 การประเมินผลประสิทธิภาพโมเดลของการตรวจจับภาพรอยโรค [35]

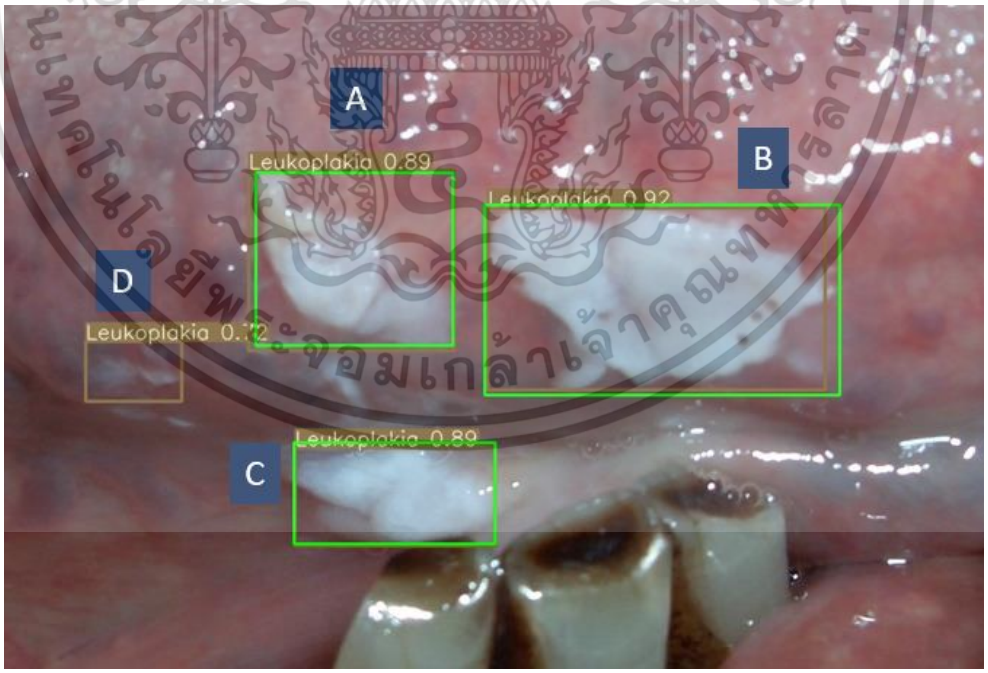
ในการประเมินประสิทธิภาพโมเดลของการตรวจจับภาพรอยโรคจะใช้พารามิเตอร์หลัก ๆ อยู่ 2 ตัว ได้แก้ IoU (Intersection over Union) และ mAP (Mean Average Precision) โดยปกติแล้วเมื่อป้อนชุดข้อมูลชุดฝึกและชุดตรวจสอบ โมเดล YOLOv7 และ YOLOv8 จะคำนวณค่า mAP ให้โดยอัตโนมัติและรายงานผลหลังจากการฝึกโมเดล แต่หากต้องการประเมินประสิทธิภาพโมเดลของการตรวจจับภาพรอยโรคอีกครั้งโดยใช้ชุดข้อมูลชุดทดสอบทั้ง 200 ภาพโดยนำโมเดลที่เคยฝึกไปแล้วมา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประเมินโดยโมเดล เนื่องจากโมเดลได้ทำการฝึกไปเรียบร้อยแล้ว และการคำนวณค่า mAP ให้โดยอัตโนมัติ และรายงานผลหลังจากการฝึกโมเดลจึงไม่สามารถทำได้ ดังนั้นจึงต้องใช้วิธีการคำนวณด้วยมือ ต่อไปนี้จะแสดงตัวอย่างวิธีการคำนวณ mAP ชุดข้อมูลชุดทดสอบทั้ง 200 ภาพ

ตัวอย่างขั้นตอนวิธีการคำนวณค่า mAP มีรายละเอียดดังนี้

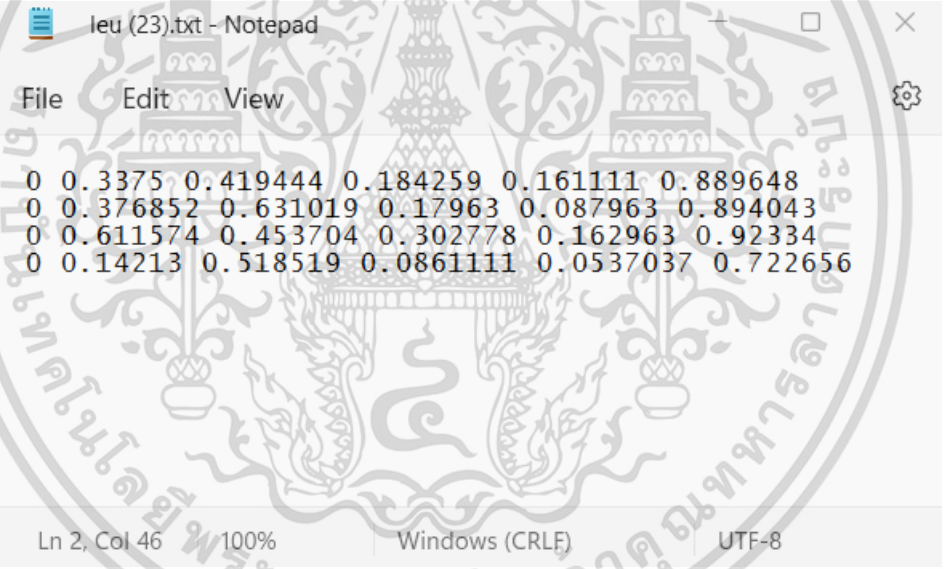
1. หลังจากทำการตรวจจับภาพรอยโรคของข้อมูลชุดทดสอบทั้ง 200 รูปโดยแต่ละโมเดลที่เคยฝึกแล้วก่อนหน้านี้ จะได้ไฟล์รูปภาพที่ถูกตรวจจับภาพรอยโรคและไฟล์ .txt ที่บ่งบอกถึงคลาสและระยะพิกัดที่ถูกตรวจจับของรูปภาพนั้น ๆ จากนั้นให้ทำการ Label รูปภาพข้อมูลชุดทดสอบทั้ง 200 รูป เพื่อเป็น Ground Truth หรือเฉลยตำแหน่งวัตถุของรูปภาพ และตีกรอบวัตถุนั้น ๆ โดยขั้นตอนนี้ทางผู้วิจัยได้ปรึกษาหารือกับทางผู้เชี่ยวชาญเรียบร้อยแล้ว โดยทำการ Label รูปภาพข้อมูลชุดทดสอบทั้ง 200 รูป เพื่อเป็น Ground Truth ก่อนและตีกรอบวัตถุนั้น ๆ แล้วจึงนำรูปภาพที่ถูกตีกรอบแล้วเหล่านี้นำไปตรวจจับภาพรอยโรคกับแต่ละโมเดลที่เคยฝึกไปก็ได้ เพื่อป้องกันข้อมูลที่ได้มาโดยอคติโดยผู้วิจัย รูปที่ 3.30 แสดงตัวอย่างภาพ Leukoplakia ที่ถูก Label เป็น Ground Truth และตีกรอบ (กล่องสีเขียวอ่อน) และถูกโมเดลทำนายการตรวจจับภาพรอยโรค (สีน้ำตาล) พร้อมบอกคลาสและค่าความเชื่อมั่นที่โมเดลทำนายได้



รูปที่ 3.30 ภาพ Leukoplakia ที่ถูก Label เป็น Ground Truth และตีกรอบ (กล่องสีเขียวอ่อน) และถูกโมเดลทำนายการตรวจจับภาพรอยโรค (สีน้ำตาล) พร้อมบอกคลาสและค่าความเชื่อมั่นที่โมเดลทำนายได้

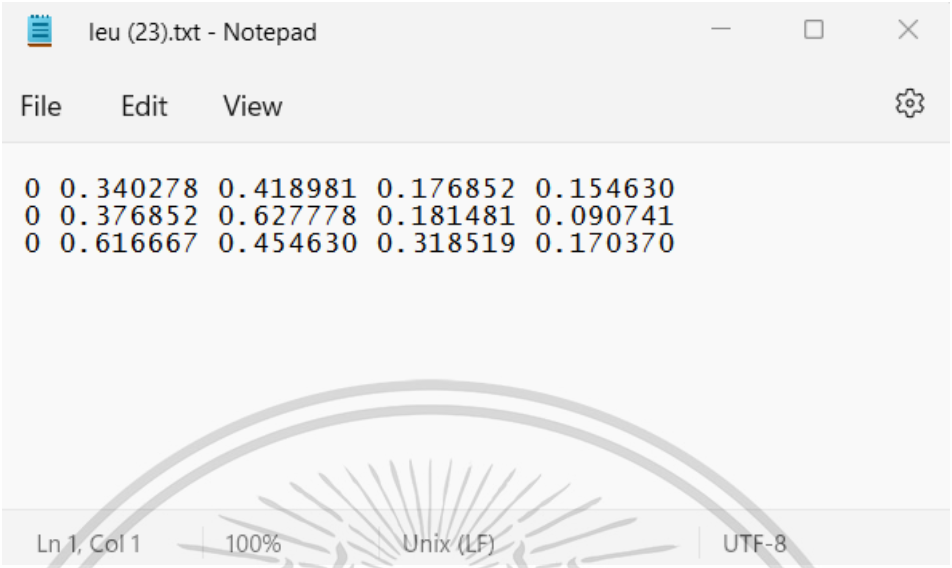
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ในการคำนวณ IoU สามารถคำนวณได้จากอัตราส่วนระหว่างพื้นที่ที่ซ้อนทับ (Intersection) ระหว่างกล่อง (bounding box) Ground Truth และกล่อง (Bounding box) ที่โมเดลทำนายกับพื้นที่ที่ Union ระหว่างกล่อง Ground Truth และกล่องโมเดลทำนาย กล่อง Ground Truth และกล่องที่โมเดลทำนายซ้อนทับกันมากจะมีค่า IoU มาก ในทางตรงกันข้ามหากกล่อง Ground Truth และกล่องที่โมเดลทำนายซ้อนทับกันน้อยหรือกล่องที่โมเดลทำนายไม่ซ้อนทับกล่อง Ground Truth เลย บริเวณนั้นจะมีค่า IoU น้อยจนไปถึง 0 ต่อไปจะเป็นโค้ดโปรแกรม Python แสดงตัวอย่างการคำนวณ IoU ของรูปที่ 3.30 โค้ดโปรแกรม Python นี้เป็นการคำนวณค่า IoU ที่ดึงค่าจากไฟล์ .txt ที่บ่งบอกถึงคลาสและระยะพิกัดที่ถูกตรวจจับของรูปภาพของกล่องที่โมเดลทำนายดังรูปที่ 3.31 และค่าจากไฟล์ .txt ที่บ่งบอกถึงคลาสและระยะพิกัดที่ถูก Label รูปภาพโดยผู้วิจัยและผู้เชี่ยวชาญทางด้านรอยโรคในช่องปากของกล่อง Ground Truth ดังรูปที่ 3.32 นำมาคำนวณร่วมกัน



รูปที่ 3.31 ข้อมูลไฟล์ Coordinate ที่โมเดลทำนายของรูปที่ 3.56

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.32 ข้อมูลไฟล์ coordinate ที่เป็น Ground Truth ของรูปที่ 3.56

รายละเอียดของโค้ดโปรแกรม Python มีดังนี้

1. กำหนดฟังก์ชัน calculate_iou(box_pred, box_gt) โดยรับข้อมูลจากกล่องที่โมเดลทำนาย (box_pred) และกล่อง Ground Truth (box_gt) และคำนวณ IoU รวมถึงค่าความเชื่อมั่น (confidence) ของกล่องที่โมเดลทำนาย ดังรูปที่ 3.33

1.1. รูปแบบข้อมูลของกล่องที่โมเดลทำนาย (box_pred) และกล่อง Ground Truth (box_gt) มีลักษณะเป็นค่าพิกัดและขนาดของกล่องที่โมเดลทำนาย (box_pred) และกล่อง Ground Truth (box_gt) โดยแต่ละข้อมูลจะถูกคั่นด้วยช่องว่าง เช่น กล่องที่โมเดลทำนาย (box_pred) "0 0.5 0.5 0.4 0.4 0.9" ซึ่งตำแหน่งแรกเป็นตัวเลขที่แทนชนิดของคลาส ตำแหน่งที่สองและสามแทนพิกัด ถัดมาตำแหน่งสี่และห้าแทนขนาดของพื้นที่ และตำแหน่งสุดท้ายแทนค่าความเชื่อมั่น (Confidence) ส่วนกล่อง Ground Truth (box_gt) จะคล้ายกับกล่องที่โมเดลทำนาย (box_pred) เพียงแต่ไม่มีตำแหน่งสุดท้ายหรือค่าความเชื่อมั่น (confidence)

1.2. ทำการแยกค่าของกล่องที่โมเดลทำนาย (box_pred) และกล่อง Ground Truth (box_gt)

1.3. คำนวณค่าพิกัด (x, y) ของมุมบนซ้ายและมุมล่างขวาของกล่องที่โมเดลทำนาย (box_pred) และกล่อง Ground Truth (box_gt)

1.4. คำนวณพื้นที่ของส่วนที่ Intersection ระหว่างกล่องที่โมเดลทำนาย (box_pred) และกล่อง Ground Truth (box_gt)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.5. คำนวณพื้นที่ของส่วนที่ Union ระหว่างกล่องที่โมเดลทำนาย (box_pred) และกล่อง Ground Truth (box_gt)

1.6. คำนวณค่า IoU โดยคำนวณจากอัตราส่วนระหว่างพื้นที่ของส่วนที่ซ้อนทับ (Intersection) กับพื้นที่ของส่วนที่ Union

1.7. จากนั้นคืนค่าความเชื่อมั่น (Confidence) และค่า IoU ในรูปแบบของ tuple

```python
def calculate_iou(box_pred, box_gt):
    # Extract box coordinates
    _, x_pred, y_pred, w_pred, h_pred, confidence_pred = map(float, box_pred.split())
    _, x_gt, y_gt, w_gt, h_gt = map(float, box_gt.split())

    # Calculate top-left and bottom-right coordinates for predicted box
    x_pred_tl = x_pred - w_pred / 2
    y_pred_tl = y_pred - h_pred / 2
    x_pred_br = x_pred + w_pred / 2
    y_pred_br = y_pred + h_pred / 2

    # Calculate top-left and bottom-right coordinates for ground truth box
    x_gt_tl = x_gt - w_gt / 2
    y_gt_tl = y_gt - h_gt / 2
    x_gt_br = x_gt + w_gt / 2
    y_gt_br = y_gt + h_gt / 2

    # Calculate intersection coordinates
    x_intersect_tl = max(x_pred_tl, x_gt_tl)
    y_intersect_tl = max(y_pred_tl, y_gt_tl)
    x_intersect_br = min(x_pred_br, x_gt_br)
    y_intersect_br = min(y_pred_br, y_gt_br)

    # Calculate intersection area
    intersect_area = max(0, x_intersect_br - x_intersect_tl) * max(0, y_intersect_br - y_intersect_tl)

    # Calculate union area
    pred_area = w_pred * h_pred
    gt_area = w_gt * h_gt
    union_area = pred_area + gt_area - intersect_area

    # Calculate IoU
    iou = intersect_area / union_area

    return confidence_pred, iou
```

รูปที่ 3.33 กำหนดฟังก์ชัน calculate_iou

2. ใช้ฟังก์ชัน calculate_iou เพื่อคำนวณค่า IoU ระหว่างกล่องที่โมเดลทำนาย (Predicted boxes) และกล่อง Ground Truth (Ground Truth boxes) สำหรับภาพในชุดข้อมูลที่ระบุอยู่ในไฟล์ในเครื่อง ตัวอย่างโค้ดการใช้ฟังก์ชัน calculate_iou ดังรูปที่ 3.34 ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

2.1 โค้ดเปิดไฟล์ข้อมูลกล่องที่โมเดลทำนาย (Predicted boxes) และไฟล์ข้อมูลกล่อง Ground Truth (Ground Truth boxes) และอ่านข้อมูลจากไฟล์เหล่านี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1 จากนั้น โค้ดจะทำการจับคู่กล่องที่โมเดลทำนาย (Predicted boxes) และกล่อง Ground Truth (Ground Truth boxes) ตามลำดับที่อ่านได้จากไฟล์

2.3 แต่ละคู่ของกล่องที่โมเดลทำนาย (Predicted boxes) และกล่อง Ground Truth (Ground Truth boxes) จะใช้ฟังก์ชัน calculate_iou เพื่อคำนวณค่า IoU และ ค่าความเชื่อมั่น (Confidence) ซึ่งจะคืนค่าความเชื่อมั่นของกล่องที่โมเดลทำนาย (Predicted boxes) และค่า IoU

2.4 ถัดมาเป็นการจัดกล่องที่โมเดลทำนาย (Predicted boxes) ที่มีค่าความเชื่อมั่น (Confidence) เดียวกันในกลุ่มเดียวกัน และเก็บค่า IoU ลงในลิสต์ของกล่องที่โมเดลทำนาย (Predicted boxes) ในกลุ่มนั้น

2.5 สุดท้ายทำการรายงานค่า IoU ในแต่ละค่าความเชื่อมั่น (Confidence) ซึ่งจะแสดงค่าออกมาเป็นค่าความเชื่อมั่น (Confidence) ค่า IoU เฉลี่ย และจำนวนกล่องที่ทำนายได้

```
# Example usage
with open('D:/YOLOV7_Custom/yolov7-custom/runs/detect/result_yolov7_nopreprocess/labels/leu (23).txt'
    ,'r') as predict_file,open('D:/YOLOV7_Custom/IMG_TEST_nopreprocess2_GT/Drawbox/Draw box YOLOv7/Leukoplakia/leu (23).txt'
    ,'r') as gt_file:
    predict_boxes = predict_file.readlines()
    gt_boxes = gt_file.readlines()

    # Group bounding boxes based on confidence scores
    grouped_boxes = {}
    for pred_box, gt_box in zip(predict_boxes, gt_boxes):
        confidence, iou = calculate_iou(pred_box, gt_box)
        if confidence not in grouped_boxes:
            grouped_boxes[confidence] = []
        grouped_boxes[confidence].append(iou)

    # Report IoU for each confidence score
    for confidence, iou_list in grouped_boxes.items():
        avg_iou = sum(iou_list) / len(iou_list)
        print("Confidence:", confidence)
        print("Average IoU:", avg_iou)
        print("Number of Bounding Boxes:", len(iou_list))
        print()
```

```
Confidence: 0.889648
Average IoU: 0.9211913012915582
Number of Bounding Boxes: 1

Confidence: 0.894043
Average IoU: 0.9206971318584243
Number of Bounding Boxes: 1

Confidence: 0.92334
Average IoU: 0.9092532456410323
Number of Bounding Boxes: 1
```

รูปที่ 3.34 การเรียกใช้ฟังก์ชัน calculate_iou เพื่อคำนวณค่า IoU

3. ทำรายการข้อมูลของรูปภาพชุดข้อมูลชุดทดสอบทั้ง 200 รูปที่ผ่านการคำนวณ IoU มาแล้วลงในตาราง โดย 1 แถวต่อ 1 กล่องที่โมเดลทำนาย (Predicted box) และคอลัม ซึ่งคอลัมจะประกอบไปด้วย ชื่อรูปภาพ (Images), คลาสที่โมเดลทำนายได้ (Detection), ค่าความเชื่อมั่น (Confidence), ค่า IoU,

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คลาสจริงของตำแหน่งนั้น ๆ ที่ถูก Label โดยผู้วิจัยและผู้เชี่ยวชาญทางด้านรอยโรคในช่องปาก (GT : Ground Truth), ตำแหน่งนั้น ๆ เป็น True Positive หรือ False Positive (TP/FP), จำนวน True Positive (TP), จำนวน False Positive (FP), จำนวน True Positive สะสม (Acc TP : Accumulate True Positive), จำนวน False Positive สะสม (Acc FP : Accumulate False Positive), Precision, และ Recall ดังรูปที่ 3.35

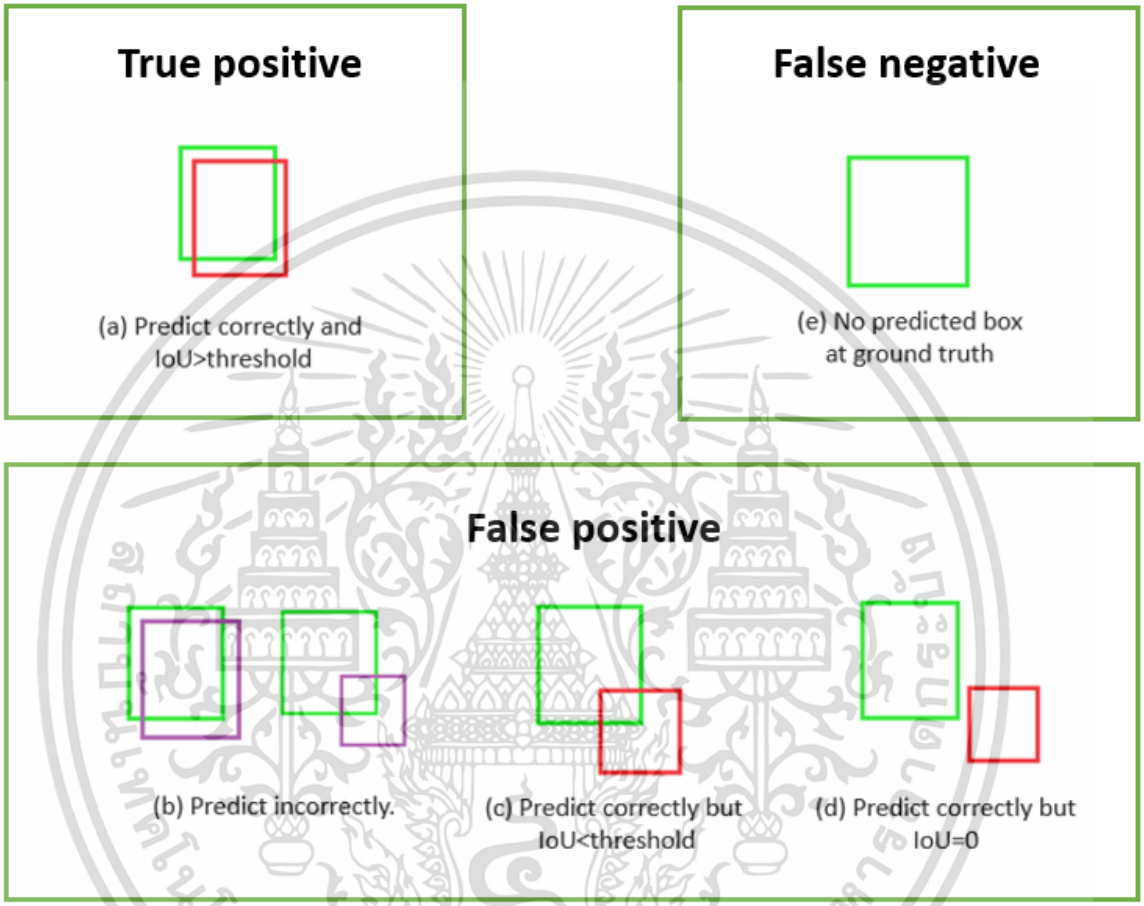
Images	Detection	Confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (1).jpg	candidiasis	0.54	0.3555	candidiasis	TP						
can (1).jpg	candidiasis	0.65	0.1925	candidiasis	FP						
can (4).jpg	candidiasis	0.82	0.6528	candidiasis	TP						
can (4).jpg	candidiasis	0.77	0.6277	candidiasis	TP						
can (5).jpg	candidiasis	0.69	0.2482	candidiasis	FP						
can (5).jpg	candidiasis	0.59	0.268	candidiasis	FP						
can (5).jpg	candidiasis	0.53	0.062	candidiasis	FP						
can (5).jpg	candidiasis	0.85	0.7968	candidiasis	TP						
can (5).jpg	candidiasis	0.69	0.8023	candidiasis	TP						
can (6).jpg	candidiasis	0.63	0.1874	candidiasis	FP						
can (6).jpg	leukoplakia	0.63	0.82	candidiasis	FP						
can (6).jpg	candidiasis	0.68	0.8015	candidiasis	TP						
can (6).jpg	candidiasis	0.58	0.7076	candidiasis	TP						
can (7).jpg	candidiasis	0.63	0.07	candidiasis	FP						
can (7).jpg	candidiasis	0.71	0.5026	candidiasis	TP						
can (8).jpg	candidiasis	0.65	0.0577	candidiasis	FP						
can (8).jpg	candidiasis	0.67	0.5182	candidiasis	TP						
can (9).jpg	candidiasis	0.78	0.7633	candidiasis	TP						
can (9).jpg	candidiasis	0.78	0.382	candidiasis	TP						
can (9).jpg	candidiasis	0.61	0.2221	candidiasis	FP						
can (9).jpg	candidiasis	0.8	0.776	candidiasis	TP						
can (9).jpg	candidiasis	0.71	0.6637	candidiasis	TP						
can (9).jpg	candidiasis	0.77	0.055	candidiasis	FP						
can (9).jpg	candidiasis	0.58	0.066	candidiasis	FP						
can (9).jpg	candidiasis	0.79	0.7356	candidiasis	TP						

รูปที่ 3.35 ตัวอย่างของตารางในการทำรายการข้อมูล

การที่จะระบุว่าคู่ของกล่องที่โมเดลทำนาย (Predicted boxes) และกล่อง Ground Truth (Ground Truth boxes) เป็นผลของการทำนายประเภทใด (True Positive หรือ False Positive) นั้น สามารถใช้ค่า IoU เป็นเกณฑ์ในการจำแนกได้ จากรูปที่ 3.36 แสดงตัวอย่างผลของการทำนาย (a) ถูกจัดอยู่ในกลุ่ม True Positive เนื่องจากกล่องที่โมเดลทำนาย (กล่องสีแดง) และกล่อง Ground Truth (กล่องสีเขียว) นั้นซ้อนทับกันมากและมีค่า IoU มากกว่าเกณฑ์ที่ตั้งไว้ (Threshold), (c), (d) ถูกจัดอยู่ในกลุ่ม False Positive เนื่องจากกล่องที่โมเดลทำนายและกล่อง Ground Truth นั้นซ้อนทับกันน้อยไปจนถึงไม่มีส่วนที่ซ้อนทับกันเลยและมีค่า IoU น้อยกว่าเกณฑ์ที่ตั้งไว้ (Threshold), ส่วน (e) มีเพียงแค่กล่อง Ground Truth และไม่มีกล่องที่โมเดลทำนาย ดังนั้นจึงถูกจัดอยู่ในกลุ่ม False Negative), และสุดท้าย (b) ประกอบไปด้วยกล่องที่โมเดลทำนายแต่ผิดคลาส (กล่องสีม่วง) และกล่อง Ground Truth ไม่ว่ากล่อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ที่โมเดลทำนายแต่ผิดคลาสนั้นซ้อนทับกันกับกล่อง Ground Truth มากเท่าใดก็ตาม จะถือว่าถูกจัดอยู่ในกลุ่ม False Positive



รูปที่ 3.36 การกำหนดประเภทของผลลัพธ์ที่โมเดลในการตรวจจับภาพรอยโรคทำนายได้ โดยที่ รูป (a) คือ True positive, รูป (b), (c), (d) คือ False positive, และรูป (e) คือ False negative

4. ทำการแยกข้อมูลออกเป็นคลาสต่าง ๆ โดยนำผลของข้อมูลมาสร้างรายการลงตารางแบบแยก Sheet เนื่องจากการคำนวณค่า mAP (Mean Average Precision) เป็นการคำนวณค่า AP ของแต่ละคลาส แล้วนำค่า AP ของแต่ละคลาสมาหาค่าเฉลี่ย

5. ขั้นตอนถัดมาให้เรียงค่า Confidence หรือค่าความเชื่อมั่นโดยเรียงจากมากไปหาน้อย แล้วระบุประเภทของผลการทำนายตามข้อที่ 3 ที่แถวนั้น ๆ หากผลการทำนายเป็น True Positive ให้ใส่ค่าที่ช่อง TP เป็น 1 และ FP เป็น 0 ในทางกลับกัน หากผลการทำนายเป็น False Positive ให้ใส่ค่าที่ช่อง TP เป็น 0 และ FP เป็น 1 หลังจากนั้นให้ใส่ค่าจำนวน True Positive สะสม (Acc TP : Accumulate True

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Positive) และจำนวน False Positive สะสม (Acc FP : Accumulate False Positive) โดยที่ค่า Acc TP และ Acc FP จะคิดจากค่า Acc TP หรือ Acc FP แถวก่อนหน้าบวกกับจำนวน TP หรือ FP ที่แถวนั้น ๆ สุดท้ายก็จะเป็นการคำนวณค่า Precision และ Recall โดยที่ค่า Precision จะคำนวณจากสมการที่ 3.1 และ 3.2 ตามลำดับ

$$Precision = \frac{Acc\ TP}{Acc\ TP + Acc\ FP} \tag{3.1}$$

ส่วนค่า Recall สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3.2

$$Recall = \frac{Acc\ TP}{All\ ground\ truth\ boxes\ of\ that\ class} \tag{3.2}$$

รูปที่ 3.37 แสดงตัวอย่างค่าต่าง ๆ ของคลาส Candidaisis สำหรับขั้นตอนนี้

Images	Detection	Confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
cann (3).jpg	candidiasis	0.93	0.9085	candidiasis	TP	1	0	1	0	1	0.00331
can (14).jpg	candidiasis	0.92	0.0336	candidiasis	FP	0	1	1	1	0.5	0.00331
can (31).jpg	candidiasis	0.92	0.8486	candidiasis	TP	1	0	2	1	0.66667	0.00662
can (38).jpg	candidiasis	0.91	0.8397	candidiasis	TP	1	0	3	1	0.75	0.00993
can (14).jpg	candidiasis	0.89	0.3623	candidiasis	FP	0	1	3	2	0.6	0.00993
can (33).jpg	candidiasis	0.89	0.8069	candidiasis	TP	1	0	4	2	0.66667	0.01325
can (39).jpg	candidiasis	0.89	0.703	candidiasis	TP	1	0	5	2	0.71429	0.01656
can (39).jpg	candidiasis	0.89	0.8705	candidiasis	TP	1	0	6	2	0.75	0.01987
can (10).jpg	candidiasis	0.88	0.3512	candidiasis	FP	0	1	6	3	0.66667	0.01987
can (21).jpg	candidiasis	0.88	0.8609	candidiasis	TP	1	0	7	3	0.7	0.02318
can (13).jpg	candidiasis	0.87	0.6776	candidiasis	TP	1	0	8	3	0.72727	0.02649
can (14).jpg	candidiasis	0.87	0.1728	candidiasis	FP	0	1	8	4	0.66667	0.02649
can (21).jpg	candidiasis	0.87	0.8679	candidiasis	TP	1	0	9	4	0.69231	0.0298
can (31).jpg	candidiasis	0.87	0.9067	candidiasis	TP	1	0	10	4	0.71429	0.03311
can (10).jpg	candidiasis	0.86	0.2365	candidiasis	FP	0	1	10	5	0.66667	0.03311
can (13).jpg	candidiasis	0.86	0.2168	candidiasis	FP	0	1	10	6	0.625	0.03311
can (14).jpg	candidiasis	0.86	0.8566	candidiasis	TP	1	0	11	6	0.64706	0.03642
cann (6).jpg	candidiasis	0.86	0.6704	candidiasis	TP	1	0	12	6	0.66667	0.03974
can (5).jpg	candidiasis	0.85	0.7968	candidiasis	TP	1	0	13	6	0.68421	0.04305
can (10).jpg	candidiasis	0.85	0.1352	candidiasis	FP	0	1	13	7	0.65	0.04305
can (14).jpg	candidiasis	0.85	0.5816	candidiasis	TP	1	0	14	7	0.66667	0.04636
can (14).jpg	candidiasis	0.85	0.8858	candidiasis	TP	1	0	15	7	0.68182	0.04967
can (27).jpg	candidiasis	0.85	0.8383	candidiasis	TP	1	0	16	7	0.69565	0.05298
can (33).jpg	candidiasis	0.85	0.5957	candidiasis	TP	1	0	17	7	0.70833	0.05629
cann (2).jpg	candidiasis	0.85	0.894	candidiasis	TP	1	0	18	7	0.72	0.0596

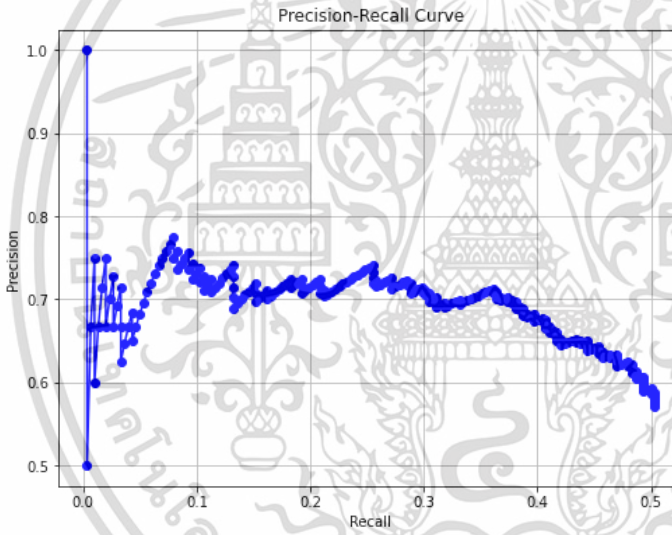
Candidiasis | Leukoplakia | Lichenplanus | Otherwhite | Ulcer

รูปที่ 3.37 ตัวอย่างข้อมูลผลการทำนายที่เรียงตามค่าความเชื่อมั่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. สร้างกราฟ Precision-Recall curve ที่พล็อตระหว่างค่า Precision เป็นแกน Y และ ค่า Recall เป็นแกน X โดยการนำค่า Precision และ Recall จากรูปที่ 3.37 มาพล็อตกราฟ พื้นที่ใต้กราฟ Precision-Recall curve จะเป็นค่า AP (Average Precision) ของคลาสนั้น ๆ โค้ดตัวอย่างการสร้างกราฟ Precision-Recall curve ของคลาส Candidiasis ดังรูปที่ 3.38

```
import matplotlib.pyplot as plt

def plot_pr_curve(precision, recall):
    plt.figure(figsize=(8, 6))
    plt.plot(recall, precision, marker='o', linestyle='-', color='b')
    plt.xlabel('Recall')
    plt.ylabel('Precision')
    plt.title('Precision-Recall Curve')
    plt.grid(True)
    plt.show()


plot_pr_curve(precision_list, recall_list)
```



รูปที่ 3.38 การกำหนดฟังก์ชันในการสร้างกราฟ Precision-Recall และเรียกใช้ฟังก์ชัน

และโค้ดตัวอย่างในการคำนวณค่า Average Precision (AP) ดังรูปที่ 3.39 ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

- นำเข้าไลบรารี NumPy เป็น np เพื่อใช้งานฟังก์ชันและเครื่องมือต่าง ๆ สำหรับการคำนวณต่าง ๆ
- กำหนดฟังก์ชัน calculate_ap ซึ่งรับพารามิเตอร์ Precision และ Recall เป็นรายการของค่า Precision และค่า Recall ตามลำดับ
- สร้างตัวแปร Recall_intervals ซึ่งเป็นอาร์เรย์ของค่า Recall ที่ถูกกำหนดเอาไว้ในช่วงระหว่าง 0.0 ถึง 1.0 ด้วยการใช้ np.arange โดยแบ่งเป็นช่วง 0.1 ต่อครั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- ใช้ np.interp เพื่อคำนวณค่า Precision ที่ถูก Interpolate ในแต่ละค่า Recall โดยใช้ค่า Precision และ Recall ที่รับเข้ามา
- คำนวณค่า AP โดยหาค่าเฉลี่ยของ Precision ที่ถูก Interpolate ในขั้นตอนก่อนหน้า ด้วย np.mean
- จากนั้นส่งค่า AP กลับจากฟังก์ชัน
- สุดท้ายคำนวณค่า AP โดยเรียกใช้ฟังก์ชัน calculate_ap โดยใส่รายการ Precision และ Recall ลงไป และพิมพ์ผลลัพธ์ AP ให้แสดงผลออกมา

```
import numpy as np

def calculate_ap(precision, recall):
    recall_intervals = np.arange(0.0, 1.1, 0.1)
    interpolated_precision = np.interp(recall_intervals, recall, precision)

    ap = np.mean(interpolated_precision)
    return ap

# Calculate AP
ap = calculate_ap(precision_list, recall_list)
print("Average Precision (AP):", ap)
```

```
Average Precision (AP): 0.6615154526235507
```

รูปที่ 3.39 การกำหนดฟังก์ชันในการคำนวณค่า IoU และเรียกใช้ฟังก์ชัน

7. ทำซ้ำในขั้นตอนที่ 5 และ 6 สำหรับอีกสี่คลาสที่เหลือ เพียงเท่านี้ก็เสร็จสิ้นสำหรับขั้นตอนการคำนวณ mAP

3.6 ส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ (GUI : Graphical User Interface)

ในงานวิจัยนี้ทางผู้วิจัยได้สร้าง GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปากและการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก เพื่อความสะดวกในการใช้งานและความรวดเร็วในได้มาซึ่งผลลัพธ์จากการทำนาย สำหรับขั้นตอนในการสร้าง GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปากและการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปากมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.6.1 GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก

การสร้าง GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. เขียนโปรแกรมเพื่อสร้าง GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปากโดยที่สามารถเลือกที่จะนำไฟล์ Weight จากโมเดลที่เคยฝึกมาแล้วมาทำนายและสามารถเลือกรูปภาพที่ต้องการให้โมเดลทำนายได้ โค้ดต่อไปนี้เป็นตัวอย่างการใช้ TKinter เพื่อสร้างแอปพลิเคชันกราฟิกที่ใช้สำหรับการแบ่งประเภทรูปภาพโดยใช้โมเดลเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ที่ถูกโหลดจากไฟล์ .h5 และอินเทอร์เฟซกราฟิกสำหรับการประมวลผลรูปภาพในแอปพลิเคชัน GUI นี้ โดยเริ่มต้นที่

1.1. โหลดไลบรารีและโมดูลที่จำเป็น โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.40

```
import tkinter as tk
import tkinter.ttk as ttk
from tkinter import *
from functools import partial
from tkinter.filedialog import askopenfile, askopenfilename
from keras.models import load_model, Model
import cv2
import numpy as np
from keras import backend as K
import time
from PIL import Image, ImageTk
from tkinter import filedialog
```

รูปที่ 3.40 การนำเข้าไลบรารีและโมดูลที่จำเป็นในการสร้าง GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก

- tkinter: ใช้สร้างอินเทอร์เฟซกราฟิก
- tkinter.ttk: ใช้สร้างวิดเจ็ตอินเทอร์เฟซกราฟิกเสริม
- tkinter.filedialog: ใช้สร้างกล่องโต้ตอบสำหรับการเลือกไฟล์
- keras.models: ใช้โหลดและใช้งานโมเดลเรียนรู้เชิงลึก
- cv2: OpenCV library เพื่อประมวลผลรูปภาพ
- numpy: ใช้สำหรับการจัดการข้อมูลแบบ array
- keras.backend: ใช้สำหรับการจัดการเชิงหลังของ Keras
- time: ใช้สำหรับการจับเวลา
- PIL (Pillow): ใช้สำหรับการจัดการรูปภาพ

1.2. สร้างหน้าต่างหลักของแอปพลิเคชัน โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.41

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```python
# creating main application window
root = tk.Tk()
root.geometry("720x720") # size of the top_frame
root.title("Image Classifier")

root.configure(bg="black")
```

รูปที่ 3.41 การสร้างหน้าต่างหลักของแอปพลิเคชัน

- กำหนดขนาดหน้าต่าง 720x720 พิกเซล
- กำหนดชื่อแอปพลิเคชันเป็น "Image Classifier"
- กำหนดพื้นหลังของหน้าต่างให้เป็นสีดำ

1.3. สร้างและกำหนดคุณสมบัติของกรอบ (Frame) สำหรับการจัดวางอินเทอร์เฟสกราฟิก โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.42

```python
#  Frame ###########
top_frame = Frame(root, bd = 10)
top_frame.pack()
top_frame.configure(bg="pink")

middle_frame = Frame(root, bd =10)
middle_frame.pack()
middle_frame.configure(bg="pink")

bottom_frame = Frame(root, bd = 10)
bottom_frame.pack()
bottom_frame.configure(bg="pink")

notification_frame = Frame(root, bd = 10)
notification_frame.pack()
notification_frame.configure(bg="pink")
```

รูปที่ 3.42 การสร้างและกำหนดคุณสมบัติของกรอบ (Frame) สำหรับการจัดวางอินเทอร์เฟสกราฟิก

- สร้าง top_frame, middle_frame, bottom_frame, และ notification_frame สำหรับการจัดวางอินเทอร์เฟซกราฟิกในตำแหน่งที่แตกต่างกัน
- กำหนดพื้นหลังของกรอบให้เป็นสีชมพู

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.4. สร้างฟังก์ชันที่ผู้ใช้งานสามารถใช้ได้ ได้แก่

open_file: เปิดกล่องโต้ตอบสำหรับการเลือกไฟล์ .h5 และกำหนดเส้นทางไปยังไฟล์ให้กับตัวแปร h5_var โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.43

```
# open a h5 file from hard-disk
def open_file(initialdir='/'):

    file_path  = askopenfilename(initialdir=initialdir, filetypes = [ ('Model Weights', '*.h5' ) ]  )
    dialog_var.set("Browse Weights but not Yet Load the Weight")
    h5_var.set(file_path)

    return file_path
```

รูปที่ 3.43 การกำหนดฟังก์ชัน open_file

load_weights: โหลดน้ำหนักของโมเดลจากไฟล์ .h5 ที่ระบุและแสดงสรุปข้อมูลของโมเดล โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.44

```
def load_weights():
    dialog_var.set("Loading weight.......")
    weight_path = h5_entry.get()
    global model, height, width, channel
    model = load_model(weight_path)
    model.summary()

    load_input = model.input
    input_shape= list(load_input.shape)

    height = int(input_shape[1])
    width = int(input_shape[2])
    channel = int(input_shape[3])
    print(height, width, channel)
    dialog_var.set("Weight loaded!")

    return
```

รูปที่ 3.44 การกำหนดฟังก์ชัน load_weights

open_image: เปิดกล่องโต้ตอบสำหรับการเลือกรูปภาพและกำหนดเส้นทางไปยังรูปภาพให้กับตัวแปร img_var และแสดงรูปภาพบนอินเทอร์เฟซกราฟิก โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.45

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```python
# open a image file from hard-disk
def open_image(initialdir='/'):
    file_path  = askopenfilename(initialdir=initialdir, filetypes = [ ('Image File', '*.*' ) ]  )
    dialog_var.set("Browse Image but not Yet Load the Image")
    img_var.set(file_path)

    image = Image.open(file_path)
    image = image.resize((100,100)) # resize image to 32x32 320x180
    photo = ImageTk.PhotoImage(image)

    img_label = Label(middle_frame, image=photo, padx=10, pady=10)
    img_label.image = photo # keep a reference!
    img_label.grid(row=3, column=1)

    return file_path
```

รูปที่ 3.45 การกำหนดฟังก์ชัน open_image

load_image: โหลดรูปภาพที่ระบุและปรับขนาดรูปภาพให้เป็นขนาดที่ต้องการและเก็บข้อมูลรูปภาพในตัวแปร imgs โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.46

```python
def load_image():
    dialog_var.set("Image loading.............")
    path = img_entry.get()
    global imgs

    if channel == 1:
        imgs = cv2.imread(path,cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
    else:
        imgs = cv2.imread(path)
    imgs = cv2.resize(imgs,(height,width)) # resize image to 32x32
    imgs = imgs.reshape(1, height, width,channel).astype('float32')
    imgs = np.array(imgs) / 255
    print(imgs.shape)
    dialog_var.set("Image loaded!, Now Test it")

    return
```

รูปที่ 3.46 การกำหนดฟังก์ชัน load_image

Test_image: ทำการทดสอบรูปภาพโดยใช้โมเดลที่โหลดและแสดงผลลัพธ์การแบ่งประเภทรูปภาพ โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.47

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```python
# ####################  Test Image

label_lesion = ['Leukoplakia', 'Lichenplanus', 'Candidiasis', 'Otherwhite', 'Ulcer']

def test_image():
    dialog_var.set("Testing image...")

    # Perform image classification
    predictions = model.predict(imgs)

    # Get class probabilities for each class
    class_probabilities = predictions[0]

    # Get the index and name of the predicted class with the highest probability
    predicted_class_index = np.argmax(class_probabilities)
    predicted_class_name = label_lesion[predicted_class_index]

    # Create a dictionary to store class probabilities for all classes
    all_class_probabilities = {}
    for i, class_name in enumerate(label_lesion):
        all_class_probabilities[class_name] = class_probabilities[i]

    # Update the test result label with the predicted class and probabilities for all classes
    result_text = "Predicted Class: " + predicted_class_name + "\n\n"
    result_text += "Probabilities:\n"
    for class_name, probability in all_class_probabilities.items():
        #result_text += class_name + ": " + str(probability*100) + "%" + "\n"
        result_text += class_name + ": {:.2f}%".format(probability*100) + "\n"

    test_result_var.set(result_text)
    dialog_var.set("Image classification complete!")
```

รูปที่ 3.47 การกำหนดฟังก์ชัน Test_image

1.5. สร้างอินเทอร์เฟซกราฟิกและวิดเจ็ตในแต่ละกรอบ (Frame) ของแอปพลิเคชัน

- ใน top_frame โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.48

```python
""" Top Frame """
# tl = Label(top_frame, text="Top Frame").pack()
# ##### H5 ################
btn_h5_fopen = Button(top_frame, text='Browse Weights',  command =  lambda: open_file(h5_entry.get()), bg="blue", fg="white" )
btn_h5_fopen.grid(row=2, column=1)

h5_var = StringVar()
h5_var.set("/")
h5_entry = Entry(top_frame, textvariable=h5_var, width=40)
h5_entry.grid(row=2, column=2)

btn_h5_confirm = Button(top_frame, text='Load Weights',  command = load_weights , bg="blue", fg="white" )
btn_h5_confirm.grid(row=2, column=4)


#######   IMAGE input
btn_img_fopen = Button(top_frame, text='Browse Image',  command =  lambda: open_image(img_entry.get()), bg="red", fg="white" )
btn_img_fopen.grid(row=7, column=1)

img_var = StringVar()
img_var.set("/")
img_entry = Entry(top_frame, textvariable=img_var, width=40)
img_entry.grid(row=7, column=2)

btn_img_confirm = Button(top_frame, text='Load Image',  command = load_image , bg="red", fg="white" )
btn_img_confirm.grid(row=7, column=4)
```

รูปที่ 3.48 การสร้างส่วนบนของแอพพลิเคชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- สร้างปุ่ม "Browse Weights" สำหรับเลือกไฟล์ .h5 และปุ่ม "Load Weights" สำหรับโหลดน้ำหนักโมเดล
- สร้างช่องข้อความแสดงเส้นทางไฟล์ .h5 และระบุตัวแปร h5_var
- สร้างปุ่ม "Browse Image" สำหรับเลือกรูปภาพและปุ่ม "Load Image" สำหรับโหลดรูปภาพ
- สร้างช่องข้อความแสดงเส้นทางไฟล์รูปภาพและระบุตัวแปร img_var

- ใน middle_frame โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.49

```
""" middle Frame  """
ml = Label(middle_frame, font=("Courier", 10),bg="lightyellow", fg="black",
           text="Browse Image Show Below").grid(row=1, column=1)
```

รูปที่ 3.49 การสร้างส่วนกลางของแอพพลิเคชัน

- แสดงข้อความ "Browse Image Show Below"
- สร้างอินเทอร์เฟซกราฟิกสำหรับแสดงรูปภาพที่เลือก

- ใน bottom_frame โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.50

```
""" bottom Frame  """

# Test Image butttom
btn_test = Button(bottom_frame, text='Test Image',  command = test_image , bg="darkgreen", fg="lightgreen" )
btn_test.pack()


test_result_var = StringVar()
test_result_var.set("Your result shown here")
test_result_label = Label(bottom_frame,font=("Courier", 15), height=15, textvariable=test_result_var,
                          bg="white", fg="purple").pack()
```

รูปที่ 3.50 การสร้างส่วนล่างของแอพพลิเคชัน

- สร้างปุ่ม "Test Image" สำหรับทำการทดสอบรูปภาพ
- แสดงผลลัพธ์การทดสอบรูปภาพในรูปแบบข้อความ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.6. สร้างช่องข้อความแสดงข้อความแจ้งเตือนใน notification_frame โค้ดการทำงานดังรูปที่ 3.51

```
""" Notification frame """
# Define Text
dialog_var = StringVar()
dialog_var.set("Welcome to oral lesion classification")


# Label frame
labelframe1 = LabelFrame(notification_frame, text="Notification Box", bg="white")
labelframe1.pack()


toplabel = Label(labelframe1,font=("Courier", 15), height=2, textvariable=dialog_var, fg="red", bg="lightcyan")
toplabel.pack()
```

รูปที่ 3.51 การสร้างช่องข้อความแสดงข้อความแจ้งเตือนใน notification_frame

1.7. เริ่มการทำงานของหน้าต่างและอินเทอร์เฟซกราฟิกด้วยการเรียก root.mainloop() จากนั้นสุดท้ายแสดงข้อความ "finished" ดังรูปที่ 3.52

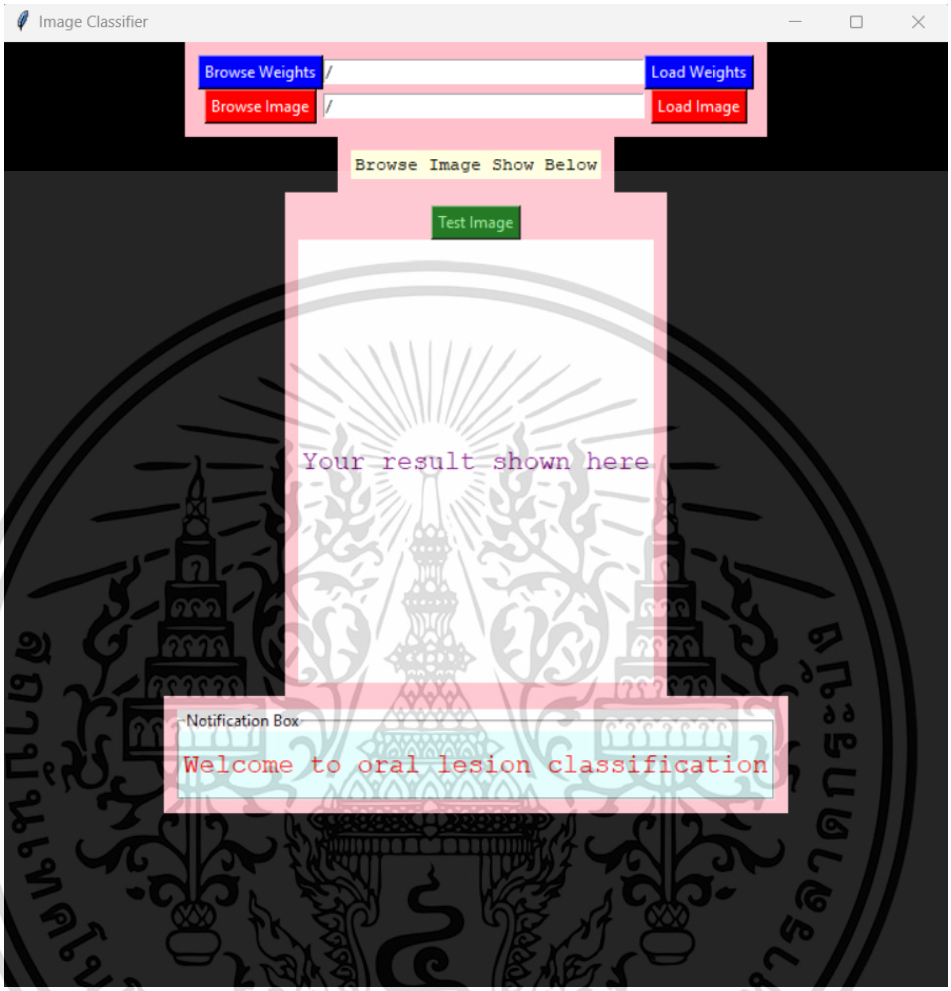
```
# Entering the event mainloop
top_frame.mainloop()

print("finished")
```

```
finished
```

รูปที่ 3.52 การสร้างช่องข้อความแสดงข้อความแจ้งเตือนใน notification_frame

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

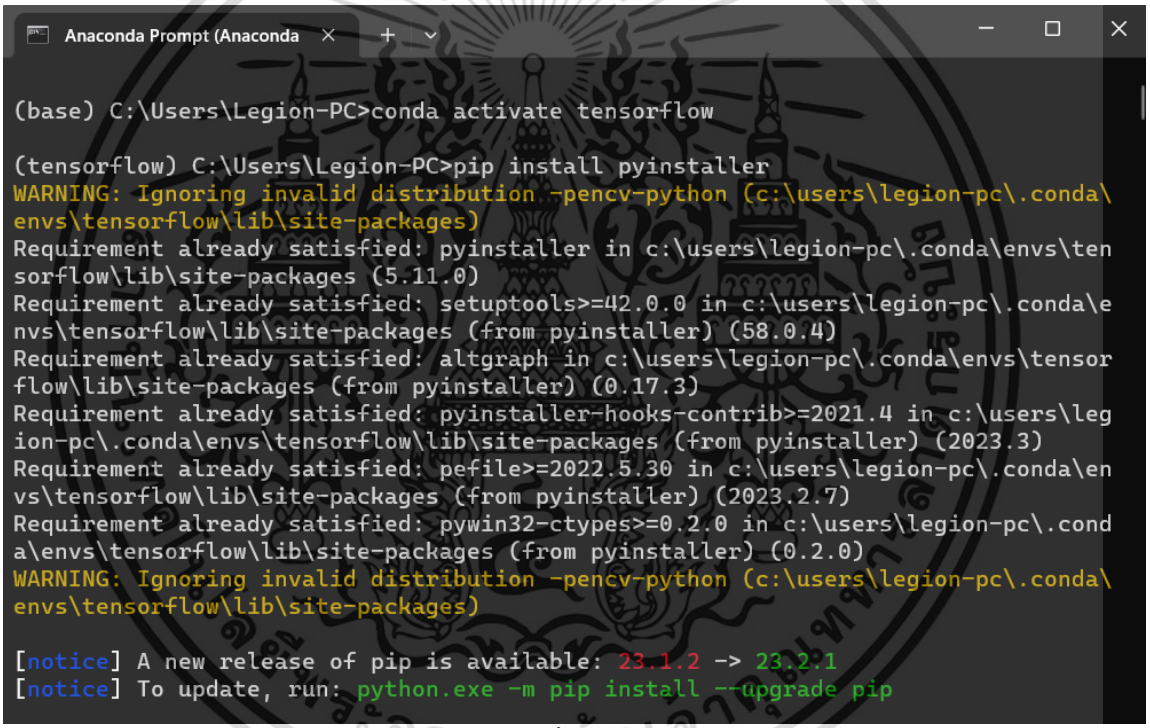
1.8. หลังจากสั่ง run โค้ดนี้ก็จะแสดงหน้าต่าง GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก ดังรูปที่ 3.53



รูปที่ 3.53 หน้าต่าง GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

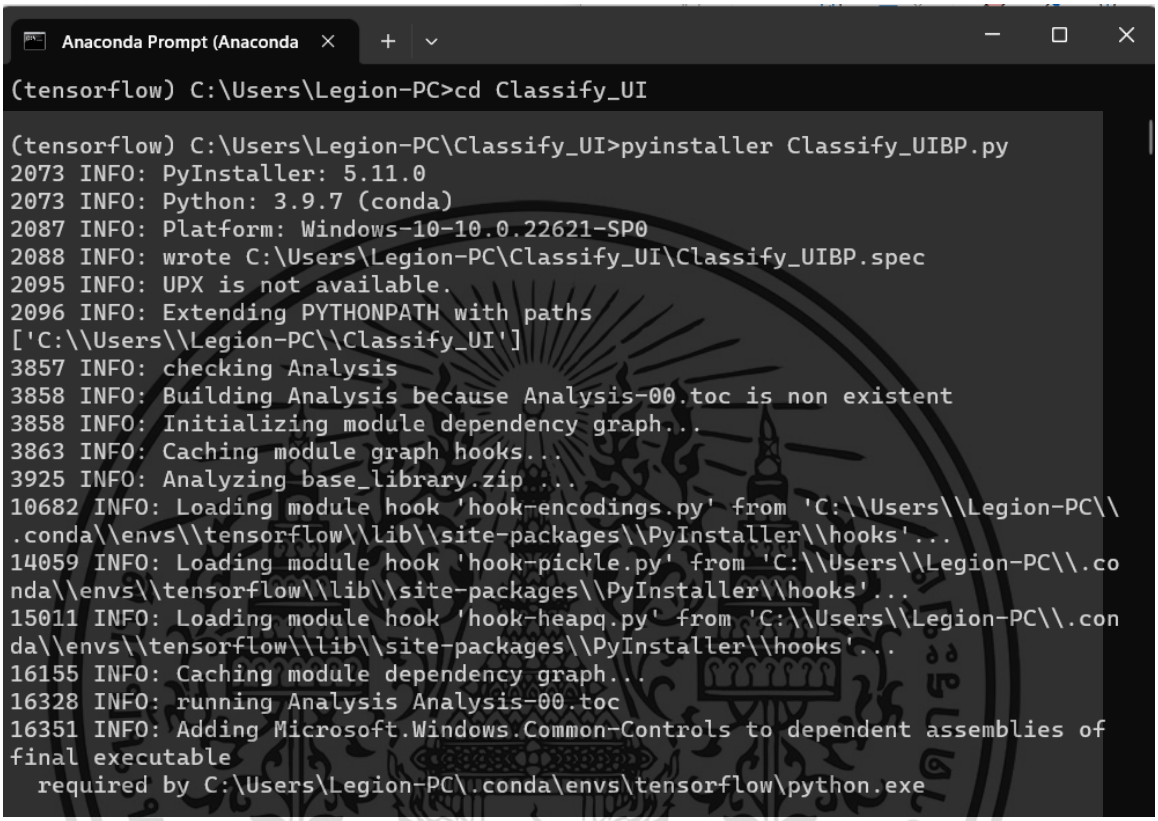
2. จากโค้ดโปรแกรมข้อที่ 1 ให้ทำการดาวน์โหลดโค้ดนี้ออกมาในรูปแบบนามสกุลไฟล์เป็น .py ถัดมาให้สร้างโฟลเดอร์เปล่าเพื่อที่จะเก็บไฟล์ .py นี้ ตัวอย่างไฟล์จะถูกเก็บใน path “C:\Users\Legion-PC\Classify_UI” ในชื่อ Classify_UIBP.py จากนั้นเปิดหน้าต่าง Anaconda Prompt ขึ้นมาใหม่แล้วเรียกใช้ environment โดยใช้คำสั่ง “conda activate ตามด้วยชื่อของ environment” แล้วไปยัง C:\Users\Legion-PC\Classify_UI หลังจากนั้นให้ทำการติดตั้ง Library Pyinstaller โดยใช้คำสั่ง “pip install pyinstaller” ดังรูปที่ 3.54 ซึ่ง Pyinstaller คือเครื่องมือที่ช่วยการแปลงโปรแกรมที่เขียนด้วยไพทอนเป็น execute binary file ที่สามารถนำไป Run ได้โดยที่เครื่องคอมพิวเตอร์ปลายทางไม่ต้องติดตั้งไพทอน



รูปที่ 3.54 การติดตั้ง Library Pyinstaller

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. ไปที่โฟลเดอร์ที่เก็บไฟล์ Classify_UIBP.py จากนั้นให้ทำการแปลงไฟล์ .py เป็น .exe โดยใช้คำสั่ง “pyinstaller Classify_UIBP.py” ดังรูปที่ 3.55



รูปที่ 3.55 การแปลงไฟล์ .py เป็น .exe

4. เมื่อเสร็จแล้ว จากตัวอย่างไฟล์ที่ได้หลังจากการแปลงแล้วจะอยู่ที่ path C:\Users\Legion-PC\Classify_UI\dist\Classify_UIBP ไฟล์ที่ได้จะมีนามสกุลเป็น .exe นั่นคือ Classify_UIBP.exe เมื่อคลิกที่ไฟล์นี้ก็จะแสดงหน้าต่างโปรแกรมที่สร้าง ดังในรูปของข้อที่ 1.8 เลยโดยที่ไม่ต้องทำการ run code ใด ๆ ซึ่งสามารถนำโปรแกมนี้ไปเปิดที่เครื่องอื่นได้โดยที่ไม่ต้องติดตั้งโปรแกรมภาษาไพทอนโดยการคัดลอกไปทั้งโฟลเดอร์ Classify_UIBP

3.6.2 GUI สำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก

การสร้าง GUI สำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก มีรายละเอียดดังต่อไปนี้ https://github.com/CodingMantras/yolov8-streamlit-detection-tracking

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

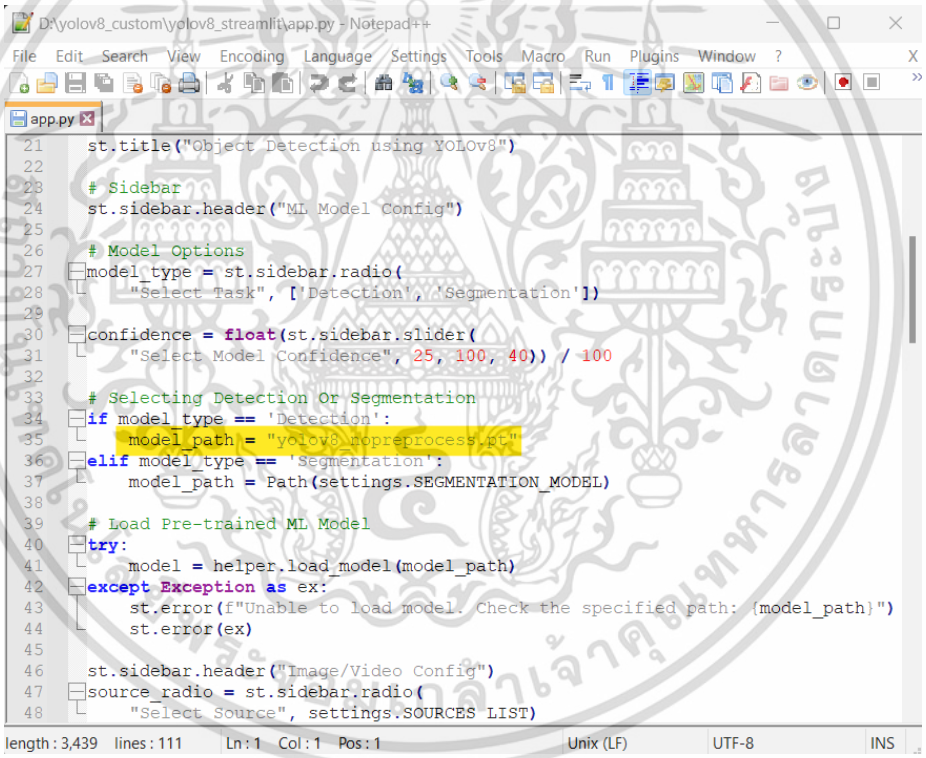
1. สร้างโฟลเดอร์เปล่าโดยตั้งชื่อว่า “yolov8_streamlit” ไว้ภายใน D:\yolov8_custom

2. ทำการ clone github “https://github.com/CodingMantras/yolov8-streamlit-detection-tracking” ไว้ภายในโฟลเดอร์ yolov8_streamlit

3. ติดตั้ง ultralytics, streamlit และ pytube โดยใช้คำสั่ง pip install ultralytics streamlit pytube

4. คัดลอกไฟล์โมเดล YOLOv8 ที่ได้ฝึกมาแล้ว วางไว้ภายในโฟลเดอร์ yolov8_streamlit ตัวอย่างไฟล์โมเดลมีชื่อว่า yolov8_nopreprocess.pt

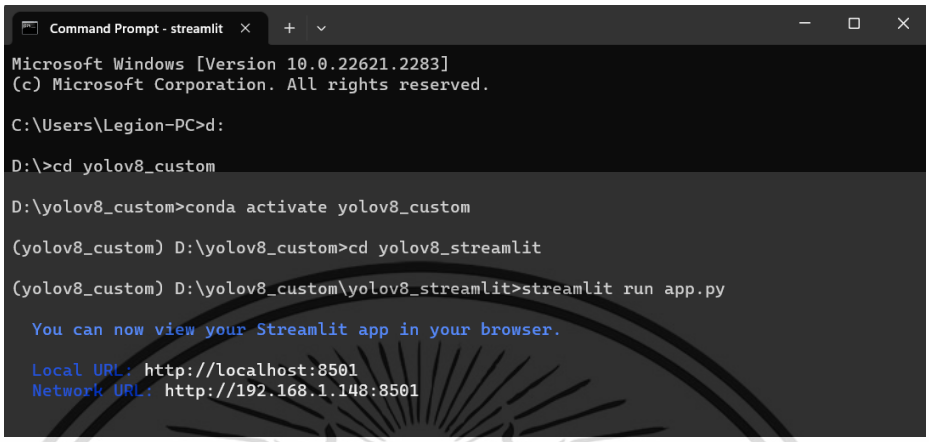
5. แก้ไขข้อมูลภายในไฟล์ app.py โดยเปลี่ยน model_path ที่บรรทัดที่ 35 เปลี่ยนเป็น yolov8_nopreprocess.pt ซึ่งเป็นโมเดลที่ได้รับการฝึกมาแล้วที่ได้คัดลอกมา ดังรูปที่ 3.56



รูปที่ 3.56 ข้องมูลภายในไฟล์ app.py หลังทำการเปลี่ยน model_path

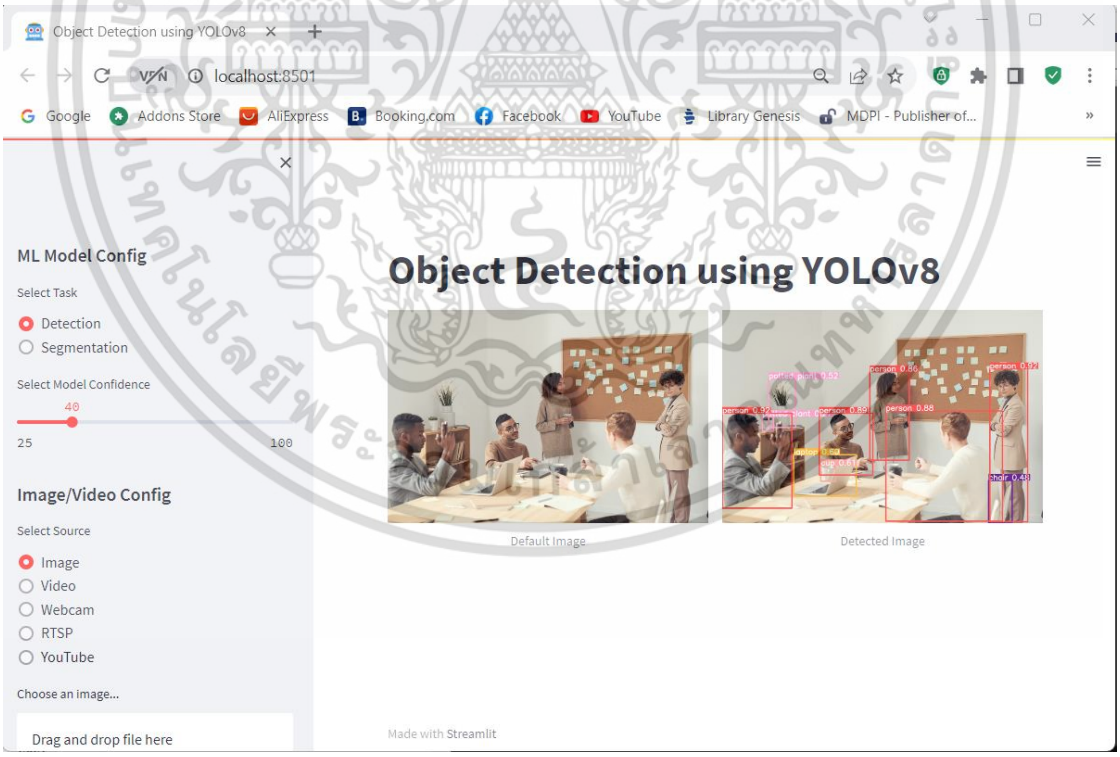
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. เรียกใช้คำสั่ง streamlit run app.py เพื่อเปิดแอพพลิเคชั่นขึ้นมา ดังรูปที่ 3.57



รูปที่ 3.57 การเรียกใช้คำสั่ง streamlit run app.py เพื่อเปิดแอพพลิเคชั่น

7. หน้าต่างโปรแกรมหลังจากเรียกคำสั่งแล้วจะแสดงดังรูปที่ 3.58



รูปที่ 3.58 หน้าต่างโปรแกรม GUI สำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
ผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้ทำการฝึกโมเดลโดยใช้โมเดลของการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อนำมาจำแนกภาพและตรวจจับภาพรอยโรคที่สนใจภายในภาพโดยใช้ชุดข้อมูลรอยโรคในช่องปากจากคนไข้จริง โมเดลที่ใช้ในการนำมาฝึกนั้นจะมีหลายชนิดขึ้นอยู่กับประเภทของงานด้านประมวลผลภาพและการแบ่งชุดข้อมูลที่ได้มาได้ถูกแบ่งเป็นหลายแบบเพื่อที่จะค้นหาวิธีการทดลองที่ดีที่สุดในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่นำมาฝึกภายใต้ชุดข้อมูลเดียวกันรวมถึงการพัฒนาการเขียนโปรแกรมและเทคนิคในการปรับปรุงข้อมูลเพื่อที่จะได้มาซึ่งประสิทธิภาพของแต่ละโมเดลสูงที่สุดเท่าที่จะทำได้โดยเฉพาะงานด้านการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก

ในงานวิจัยทางด้านการเรียนรู้เชิงลึกนี้ได้ทำการทดลองโดยใช้ไลบรารี TensorFlow และ Keras เป็นหลัก และก็มีการเรียกใช้ไลบรารี่อื่น ๆ ตามกระบวนการทำงานต่าง ๆ ดำเนินการผ่านโปรแกรม Anaconda และเขียนโปรแกรมผ่าน Jupyter Notebook คอมพิวเตอร์ที่ใช้ทำงานด้วยระบบความเร่ง GPU รุ่น Nvidia Geforce Rtx 2060 เพื่อที่จะย่นลดระยะเวลาในการฝึกโมเดลให้ระยะเวลาในการฝึกนั้นไวยิ่งขึ้น

ต่อไปนี้จะแสดงผลการทดลองในแบบต่าง ๆ โดยอ้างอิงจากวิธีการดำเนินการทดลองในบทที่ 3 ตามที่ได้กล่าวไปแล้วว่าการทดลองจะถูกแบ่งเป็นออกเป็น 2 หัวข้อใหญ่ๆ ได้แก่ การทดลองสำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก และการทดลองการตรวจจับภาพรอยโรคสำหรับภาพรอยโรคในช่องปาก โดยจะขอเริ่มต้นที่การทดลองสำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปากซึ่งมีการทดลองหลายประเภทเนื่องจากการแบ่งข้อมูลและชุดข้อมูลที่ใช้ต่างกัน รวมถึงชนิดของโมเดลที่ต่างกันอีกด้วย ตามด้วยการทดลองการตรวจจับภาพรอยโรคสำหรับภาพรอยโรคในช่องปาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1 ผลการทดลองสำหรับการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก

ผลการทดลองที่ 1.1 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ Common oral lesion, Precancerous oral lesion, และ Normal anatomy **โดยใช้ชุดข้อมูลชุดที่ 2** ฝึกโมเดลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 7 โมเดล ภายใต้ Pooling=GlobalAveragePooling2D เหมือนกัน, จำนวน 50 epoch เท่ากัน, Optimizer=adam เหมือนกันและทำการฝึกโมเดลโดยมีค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ซึ่งมีตั้งแต่ 0.01 จนถึง 0.000001 โดยที่จะถูกลดลงทีละ 10 เท่า ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 4.1 ซึ่งจะแสดงผลค่า Loss, Accuracy, Validation Loss, และ Validation Accuracy ของการทดลองนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 7 แบบโดยฝึกมีอัตราการเรียนรู้ตั้งแต่ 0.01-0.000001

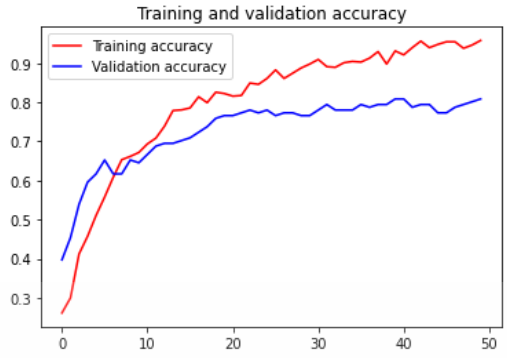
Architecture	Pooling	epoches	Optimizer	Learning rate	Result			
					Loss	Acc	val_Loss	val_Acc
DenseNet121	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.01	0.8239	0.5997	1.3955	0.383
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.001	0.1176	0.9531	3.9478	0.539
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.0001	0.0216	0.9933	1.2148	0.7305
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.00001	0.1849	0.9581	0.5125	0.8085
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.000001	0.8849	0.5779	1.0081	0.539
InceptionResNetV2	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.01	0.8886	0.4958	12.4757	0.3972
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.001	0.1842	0.9296	0.7213	0.7305
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.0001	0.1272	0.9698	0.8807	0.7376
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.00001	1.1529	0.5193	1.0947	0.5674
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.000001	1.5951	0.3551	1.2245	0.4043
InceptionV3	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.01	1.0006	0.4573	1.0085	0.4397
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.001	0.586	0.7655	0.734	0.6028
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.0001	0.2549	0.9028	0.7006	0.7589
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.00001	1.04084	0.4807	1.2146	0.4326
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.000001	1.849	0.3183	1.3576	0.3191
Lenet	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.01	0.998	0.474	1.0053	0.4397
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.001	0.7874	0.6114	1.0027	0.6099
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.0001	0.8295	0.5595	0.8417	0.5816
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.00001	0.982	0.5042	0.983	0.5532
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.000001	0.9852	0.5109	0.9885	0.5461
ResNet50	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.01	0.8997	0.5477	1.1932	0.4823
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.001	0.8918	0.5461	1.3659	0.4397
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.0001	0.1593	0.9481	0.949	0.695
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.00001	1.0585	0.5628	1.339	0.4752
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.000001	1.7016	0.3384	1.3918	0.2695
VGG16	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.01	-	-	-	-
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.001	0.9381	0.4941	2.2845	0.4397
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.0001	1.1629	0.469	0.9594	0.4965
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.00001	1.265	0.4724	1.1571	0.5603
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.000001	1.4934	0.464	0.9667	0.5674
VGG19	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.01	-	-	-	-
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.001	0.932	0.5059	1.1859	0.3191
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.0001	1.2484	0.4305	1.1496	0.3901
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.00001	1.0234	0.5963	2.9281	0.5177
	GlobalAveragePooling2D	50	adam	0.000001	1.5078	0.4171	1.0424	0.5461

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

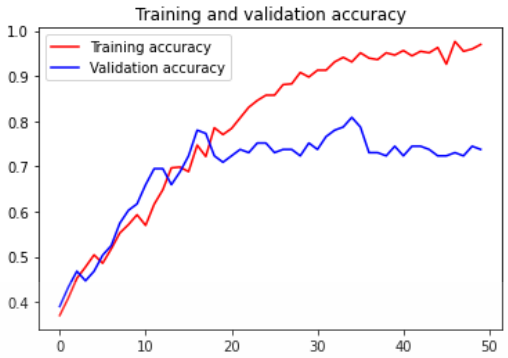
ตารางที่ 4.2 แสดงสรุปผลการทดลองของโมเดลทั้ง 7 แบบที่แสดงโมเดลที่ค่าอัตราการเรียนรู้ที่มีค่า Validation Accuracy มากที่สุด

Architecture	Learning rate	Result									
		Loss	Acc	Precision	Recall	F1-score	val_Loss	val_Acc	val_Precision	val_Recall	val_F1-score
DenseNet121	0.00001	0.1849	0.9581	0.9658	0.9447	0.9551	0.5125	**0.8085**	0.8102	0.7872	0.7985
InceptionResNetV2	0.0001	0.1272	0.9698	0.9697	0.9665	0.9681	0.8807	**0.7376**	0.7704	0.7376	0.7536
InceptionV3	0.0001	0.2549	0.9028	0.9028	0.8928	0.8978	0.7006	**0.7589**	0.7556	0.7234	0.7391
Lenet	0.001	0.7874	0.6114	0.6717	0.5176	0.5847	1.0027	**0.6099**	0.6529	0.5603	0.6031
ResNet50	0.0001	0.1593	0.9481	0.9513	0.9481	0.9497	0.949	**0.695**	0.7164	0.6809	0.6982
VGG16	0.000001	1.4934	0.464	0.4692	0.4087	0.4369	0.9667	**0.5674**	0.6168	0.4681	0.5323
VGG19	0.000001	1.5078	0.4171	0.4264	0.3685	0.3953	1.0424	**0.5461**	0.6121	0.5035	0.5525

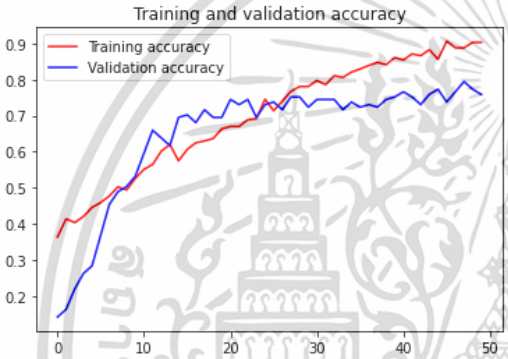
จากตารางที่ 4.2 เป็นตารางสรุปโมเดลจากตารางที่ 4.1 โดยให้ความสนใจไปที่ค่า Validation Accuracy ของแต่ละอัตราการเรียนรู้ที่มากที่สุดของแต่ละโมเดล เมื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลจากชุดตรวจสอบ จากตารางจะเห็นได้ว่าโมเดล DenseNet121 ที่ฝึกด้วยอัตราการเรียนรู้ 0.00001 มีค่าสูงที่สุดไม่ว่าจะเป็นค่า Validation Accuracy, Validation Precision, Validation Recall, และ Validation F1-score นอกจากนี้ยังมีค่า Validation Loss ที่ต่ำที่สุด ในทางตรงกันข้าม โมเดล VGG19 นั้นมีประสิทธิภาพต่ำที่สุด เนื่องจากมีค่า Validation Accuracy, Validation Precision, Validation Recall, และ Validation F1-score น้อย นอกจากนี้ยังมีค่า Validation Loss ที่สูงที่สุดอีกด้วย รูปที่ 4.1 แสดงกราฟระหว่างค่า Accuracy และ Epoch ของโมเดลที่ฝึก และ รูปที่ 4.2 Confusion matrix ของแต่ละโมเดลที่มีค่า Validation Accuracy สูงสุด



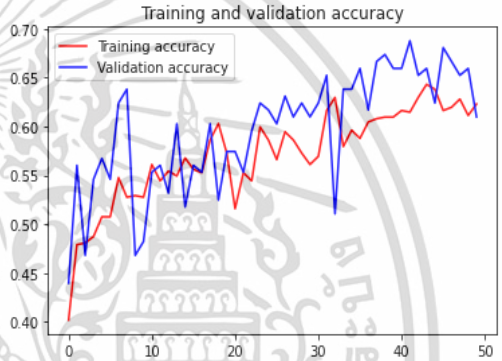
(ก)



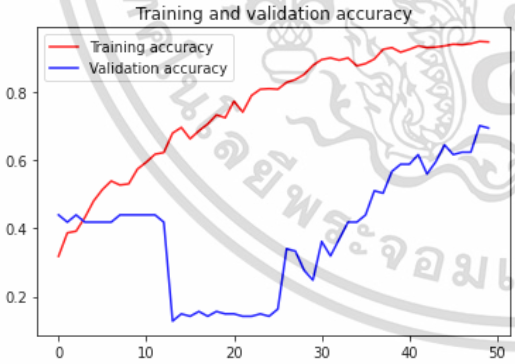
(ข)



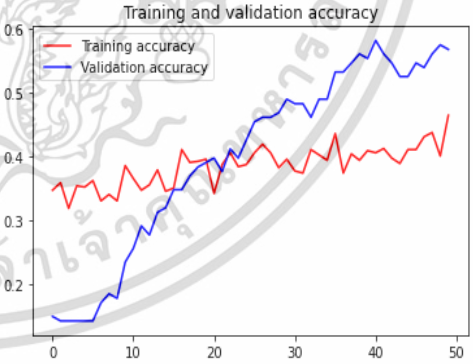
(ค)



(ง)

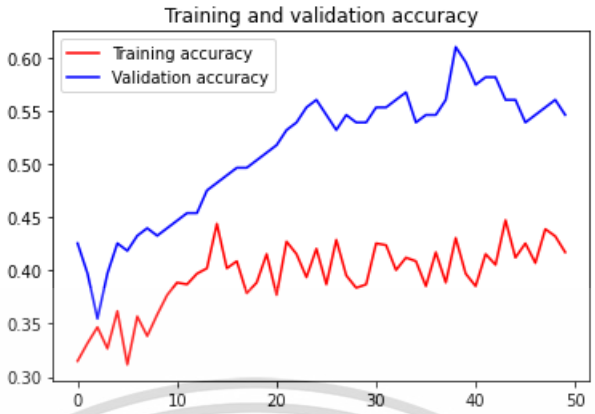


(จ)



(ฉ)

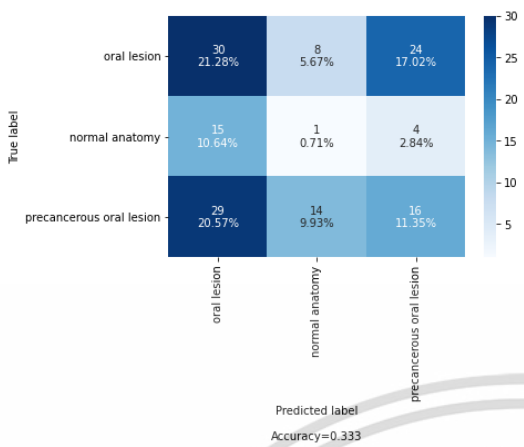
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



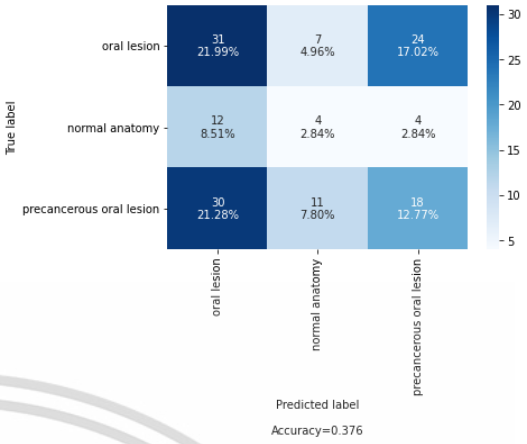
(ช)

รูปที่ 4.1 กราฟแสดงผลการฝึกโมเดลของผลการทดลองที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ก) DenseNet121, (ข) InceptionResNetV2, (ค) InceptionV3, (ง) Lenet, (จ) ResNet50, (ฉ) VGG16, และ (ช) VGG19

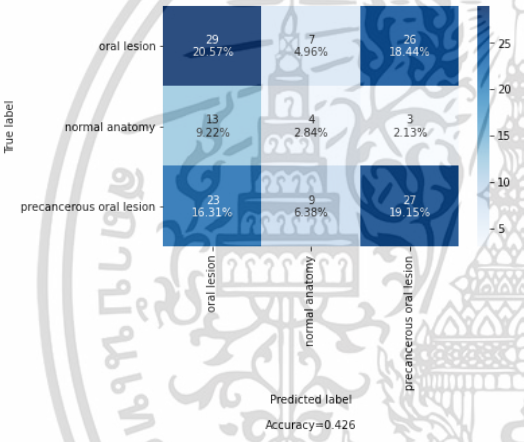
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



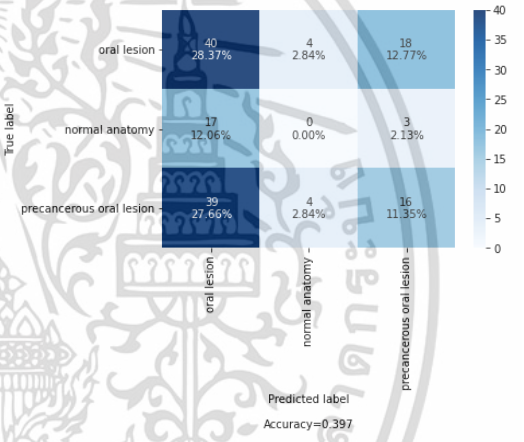
(ก)



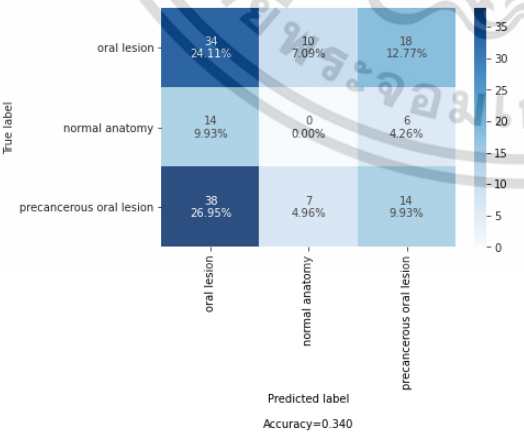
(ข)



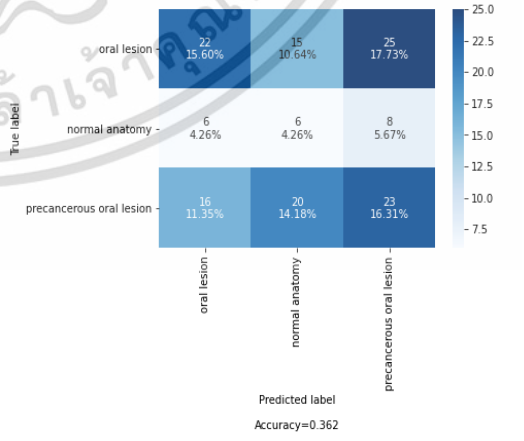
(ค)



(ง)

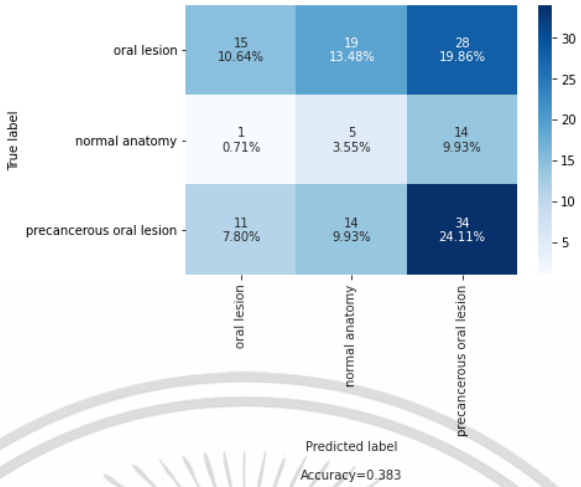


(จ)



(ฉ)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ช)

รูปที่ 4.2 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบของโมเดล (ก) DenseNet121, (ข) InceptionResNetV2, (ค) InceptionV3, (ง) Lenet, (จ) ResNet50, (ฉ) VGG16, และ (ช) VGG19

เนื่องจากผลการทดลองนี้เป็นผลการทดลองของชุดข้อมูลที่ไม่ได้มาจากคนไข้จริง อีกทั้งแต่ละโมเดลที่ได้ถูกฝึกมามีค่า Validation Accuracy, Validation Precision, Validation Recall, และ Validation F1-score ยังไม่สูงพอจนเป็นที่น่าพอใจ ดังนั้นจึงต้องทำการทดลองถัดไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 1.2 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ Common oral lesion, Precancerous oral lesion, และ Normal anatomy **โดยใช้ชุดข้อมูลชุดที่ 3** ฝึกโมเดลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 7 โมเดล ภายใต้ Pooling=GlobalAveragePooling2D เหมือนกัน, จำนวน 50 epoch เท่ากัน, optimizer=adam เหมือนกันและทำการฝึกโมเดลโดยมีค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ซึ่งมีตั้งแต่ 0.01 จนถึง 0.000001 โดยที่จะถูกลดลงทีละ 10 เท่า และที่สำคัญมีการทำ Stratified cross Validation เพื่อที่จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ส่วน แล้วนำแต่ส่วนมาเป็นชุดตรวจสอบผลัดกันในการฝึกโมเดลแต่ละครั้ง ผลการทดลองของโมเดลต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 4.3-4.9 ซึ่งจะแสดงผลค่า Loss, Accuracy, Precision, Recall, Validation Accuracy, Validation Precision และ Validation F1-score ของการทดลองนี้ และรูปที่ 4.3-4.9 แสดงผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของ 7 โมเดลที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของการทดลองนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

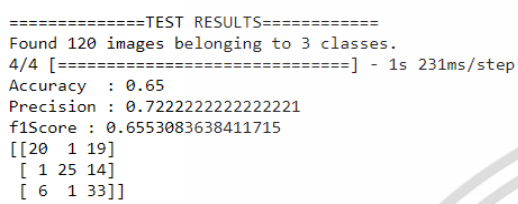
ตารางที่ 4.3 แสดงผลการทดลองของโมเดล DenseNet121 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
DenseNet121	0.01	1	1.0685	0.4844	0.5403	0.2969	0.3333	0.2113	0.2544
		2	0.8388	0.6224	0.6856	0.5339	0.4583	0.4536	0.4515
		3	0.528	0.7734	0.7778	0.7656	0.4166	0.4191	0.3915
		4	0.3631	0.8516	0.8602	0.849	0.5729	0.6413	0.5731
		5	0.1707	0.9297	0.9297	0.9297	0.6041	0.6407	0.6017
	0.001	1	0.0756	0.9661	0.9687	0.9661	0.6562	0.6973	0.6387
		2	0.0775	0.9766	0.9766	0.9766	0.9062	0.9186	0.9061
		3	0.1804	0.9427	0.9452	0.9427	0.625	0.7014	0.566
		4	0.0241	0.9896	0.9922	0.9896	0.9375	0.9421	0.9373
		5	0.0032	1	1	1	0.9895	0.9898	0.9895
	0.0001	1	0.0137	1	1	1	0.7291	0.7325	0.7178
		2	0.01	0.9922	0.9922	0.9922	1	1	1
		3	0.0089	0.9974	0.9974	0.9974	0.9895	0.9898	0.9895
		4	0.0015	1	1	1	0.9791	0.9794	0.9791
		5	0.0019	1	1	1	0.9895	0.9898	0.9895
	0.00001	1	0.2643	0.9427	0.956	0.9062	0.625	0.6238	0.6075
		2	0.1246	0.9766	0.9816	0.974	0.9791	0.9803	0.9791
		3	0.0695	0.9948	0.9948	0.9948	1	1	1
		4	0.0475	0.9922	0.9922	0.9922	1	1	1
		5	0.0356	1	1	1	0.9895	0.9898	0.9895
	0.000001	1	1.4143	0.3802	0.3851	0.3099	0.3645	0.3282	0.3111
		2	1.0971	0.5547	0.5656	0.4714	0.4895	0.5348	0.4753
		3	0.9122	0.6068	0.6399	0.5182	0.5625	0.5917	0.5646
		4	0.7265	0.6484	0.6988	0.5859	0.6666	0.7089	0.6474
		5	0.6107	0.7422	0.7824	0.6927	0.7291	0.7587	0.7271

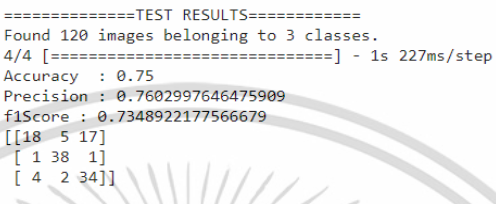
รูปที่ 4.3 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล DenseNet121 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.4 แสดงผลการทดลองของโมเดล InceptionResNetV2 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

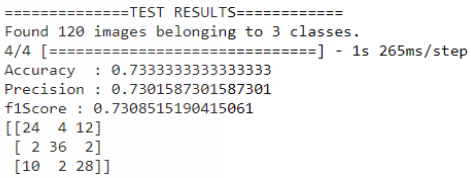
Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
Inceptionrestnetv2	0.01	1	0.9264	0.5547	0.6754	0.3359	0.3541	0.2059	0.2126
		2	0.4712	0.7995	0.8174	0.7812	0.3333	0.1134	0.1693
		3	0.7284	0.7292	0.7392	0.7161	0.3229	0.3295	0.3177
		4	0.4767	0.8177	0.8275	0.7995	0.4375	0.6136	0.3939
		5	0.3758	0.8672	0.873	0.8594	0.7083	0.7762	0.7138
	0.001	1	0.1932	0.9349	0.9413	0.9193	0.4687	0.475	0.4702
		2	0.1609	0.9479	0.9503	0.9453	0.9166	0.9203	0.9168
		3	0.0525	0.9792	0.9868	0.974	0.9791	0.9794	0.9791
		4	0.0769	0.974	0.9789	0.9661	0.9583	0.9606	0.9584
		5	0.0754	0.9792	0.9817	0.9766	0.9375	0.9448	0.9362
	0.0001	1	1.0173	0.5885	0.6338	0.5365	0.6562	0.6774	0.6464
		2	0.4674	0.8125	0.8297	0.7865	0.7604	0.7632	0.7565
		3	0.2947	0.9062	0.914	0.8854	0.927	0.9305	0.9277
		4	0.1696	0.9531	0.9555	0.9505	0.9687	0.9696	0.9687
		5	0.1504	0.9505	0.9605	0.9505	1	1	1
	0.00001	1	1.4308	0.3906	0.3906	0.3255	0.3125	0.329	0.2085
		2	1.5234	0.3958	0.4121	0.3542	0.5416	0.5814	0.5424
		3	1.4484	0.4401	0.4303	0.362	0.5312	0.5856	0.525
		4	1.2686	0.4609	0.4954	0.4193	0.7187	0.7326	0.7175
		5	1.288	0.4844	0.506	0.4401	0.7187	0.7754	0.6973
	0.000001	1	1.7105	0.3516	0.3537	0.3021	0.3333	0.1111	0.1666
		2	1.8827	0.3099	0.3112	0.2682	0.3437	0.4456	0.1881
		3	1.7192	0.3724	0.3723	0.3151	0.3229	0.192	0.1798
		4	1.8421	0.3307	0.3423	0.2995	0.3125	0.1075	0.16
		5	1.7966	0.388	0.3926	0.3333	0.2812	0.4329	0.1658



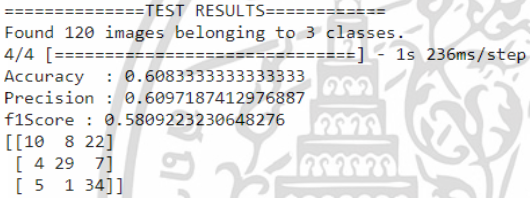
(ก)



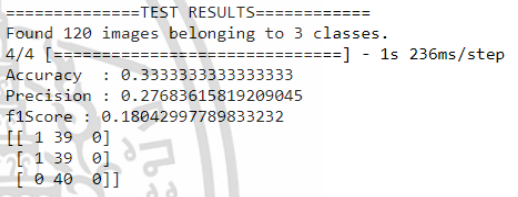
(ข)



(ค)



(ง)



(จ)

รูปที่ 4.4 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล InceptionResNetV2 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.5 แสดงผลการทดลองของโมเดล InceptionV3 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
Inceptionv3	0.01	1	1.095	0.3151	0.7778	0.0365	0.2604	0.161	0.1807
		2	1.1303	0.3542	0.5	0.0208	0.2604	0.167	0.1805
		3	1.0631	0.3854	0.7059	0.0625	0.3437	0.2406	0.2363
		4	1.071	0.3984	0.56	0.0365	0.3541	0.3623	0.2222
		5	1.0041	0.4948	0.61	0.1589	0.3333	0.1111	0.1666
	0.001	1	0.6159	0.7292	0.7361	0.6901	0.3541	0.2204	0.2698
		2	0.7881	0.6693	0.7078	0.5677	0.3541	0.3152	0.2517
		3	0.6912	0.7031	0.7159	0.6693	0.4375	0.6537	0.3945
		4	0.5391	0.8177	0.8211	0.8125	0.6666	0.7093	0.6673
		5	0.3516	0.8724	0.8721	0.8698	0.6562	0.7705	0.6505
	0.0001	1	1.1883	0.4661	0.4985	0.4219	0.5416	0.3814	0.4407
		2	0.7308	0.6745	0.6944	0.651	0.6354	0.7324	0.6143
		3	0.4433	0.8047	0.8248	0.7969	0.8645	0.8837	0.8618
		4	0.264	0.9036	0.9129	0.901	0.9791	0.9794	0.9791
		5	0.1253	0.9557	0.9607	0.9557	0.9895	0.9898	0.9895
	0.00001	1	1.6815	0.3203	0.3333	0.276	0.3333	0.2348	0.2673
		2	1.6095	0.3177	0.3187	0.2656	0.3437	0.4386	0.2892
		3	1.5472	0.3646	0.3696	0.3099	0.4687	0.5401	0.4323
		4	1.5461	0.3906	0.4049	0.3438	0.427	0.5212	0.3978
		5	1.4401	0.4401	0.4149	0.349	0.5625	0.6123	0.5612
	0.000001	1	1.668	0.388	0.3849	0.3177	0.3229	0.2407	0.1945
		2	1.7032	0.3984	0.4116	0.3698	0.3541	0.3541	0.2569
		3	1.7871	0.3594	0.3533	0.3073	0.3541	0.3743	0.2507
		4	1.7154	0.3464	0.352	0.2943	0.3125	0.3107	0.22
		5	1.7163	0.3438	0.3519	0.3125	0.375	0.5955	0.2782

รูปที่ 4.5 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล InceptionV3 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.6 แสดงผลการทดลองของโมเดล Lenet ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
LeNet	0.0100	1.0000	1.0988	0.3047	0.0000	0.0000	0.3333	0.1111	0.1666
		2.0000	1.0997	0.3333	0.0000	0.0000	0.3333	0.1111	0.1666
		3.0000	1.0994	0.3125	0.0000	0.0000	0.3333	0.1111	0.1666
		4.0000	1.1002	0.3151	0.0000	0.0000	0.3333	0.1111	0.1666
		5.0000	1.0989	0.3281	0.0000	0.0000	0.3333	0.1111	0.1666
	0.0010	1.0000	0.3615	0.8724	0.8917	0.8359	0.6875	0.6829	0.6809
		2.0000	0.0737	0.9766	0.9817	0.9766	0.8125	0.8136	0.8064
		3.0000	0.0249	0.9922	0.9922	0.9922	0.9687	0.9699	0.9687
		4.0000	0.0113	0.9974	0.9974	0.9974	0.9895	0.9898	0.9895
		5.0000	0.0159	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.0001	1.0000	0.7700	0.6536	0.7773	0.5000	0.4583	0.4748	0.4476
		2.0000	0.6719	0.7214	0.8041	0.6198	0.7395	0.7437	0.7375
		3.0000	0.5130	0.8151	0.8675	0.7500	0.7604	0.8030	0.7543
		4.0000	0.4831	0.8151	0.8400	0.7656	0.7812	0.7940	0.7735
		5.0000	0.3883	0.8854	0.8955	0.8255	0.8125	0.8187	0.8088
	0.0000	1.0000	1.0771	0.4505	0.0000	0.0000	0.4166	0.4447	0.3936
		2.0000	1.0407	0.5365	1.0000	0.0026	0.5000	0.5122	0.4950
		3.0000	1.0008	0.5911	1.0000	0.0391	0.5000	0.4885	0.4886
		4.0000	0.9913	0.5339	0.8000	0.0938	0.5937	0.5935	0.5739
		5.0000	0.9331	0.5807	0.8636	0.1979	0.5729	0.5756	0.5707
	0.0000	1.0000	1.0863	0.4115	0.0000	0.0000	0.4166	0.4259	0.3906
		2.0000	1.0771	0.4609	0.0000	0.0000	0.4687	0.4807	0.4516
		3.0000	1.0724	0.4661	0.0000	0.0000	0.5520	0.5590	0.5428
		4.0000	1.0633	0.4870	0.0000	0.0000	0.5312	0.5362	0.4955
		5.0000	1.0564	0.4948	0.0000	0.0000	0.5208	0.5902	0.4942

```
==============TEST RESULTS============
Found 120 images belonging to 3 classes.
4/4 [==============================] - 1s 148ms/step
Accuracy  : 0.3333333333333333
Precision : 0.1111111111111111
f1Score : 0.16666666666666666
[[ 0  0 40]
 [ 0  0 40]
 [ 0  0 40]]
```

(ก)

```
==============TEST RESULTS============
Found 120 images belonging to 3 classes.
4/4 [==============================] - 0s 63ms/step
Accuracy  : 0.5916666666666667
Precision : 0.5873856209150328
f1Score : 0.5850113271165903
[[19 10 11]
 [ 5 31  4]
 [10  9 21]]
```

(ข)

```
==============TEST RESULTS============
Found 120 images belonging to 3 classes.
4/4 [==============================] - 0s 120ms/step
Accuracy  : 0.525
Precision : 0.5399610136452241
f1Score : 0.5187680695815551
[[16 18  6]
 [ 8 29  3]
 [12 10 18]]
```

(ค)

```
==============TEST RESULTS============
Found 120 images belonging to 3 classes.
4/4 [==============================] - 0s 64ms/step
Accuracy  : 0.6583333333333333
Precision : 0.6551282051282051
f1Score : 0.6552664236913953
[[23  6 11]
 [ 4 32  4]
 [ 9  7 24]]
```

(ง)

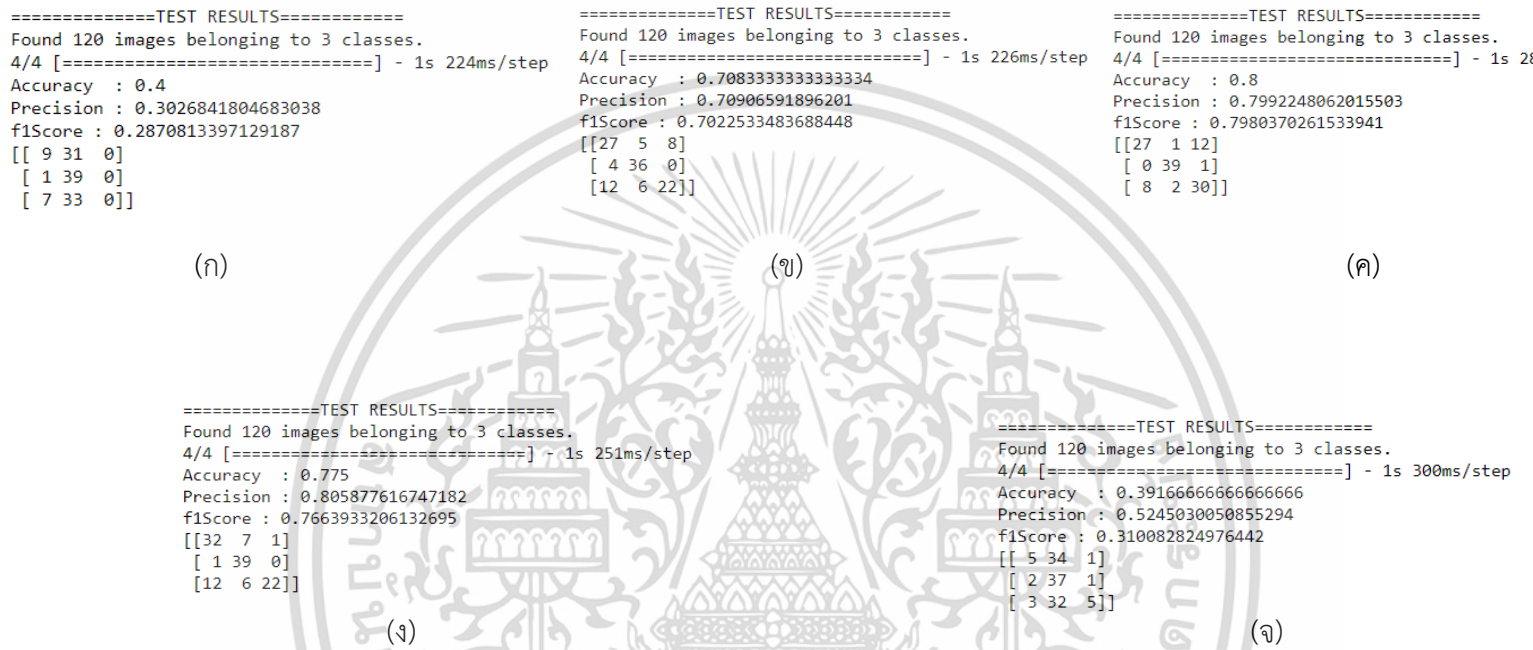
```
==============TEST RESULTS============
Found 120 images belonging to 3 classes.
4/4 [==============================] - 0s 87ms/step
Accuracy  : 0.48333333333333334
Precision : 0.5061688746152817
f1Score : 0.47346434309726854
[[25 11  4]
 [15 21  4]
 [13 15 12]]
```

(จ)

รูปที่ 4.6 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล Lenet ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.7 แสดงผลการทดลองของโมเดล ResNet50 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

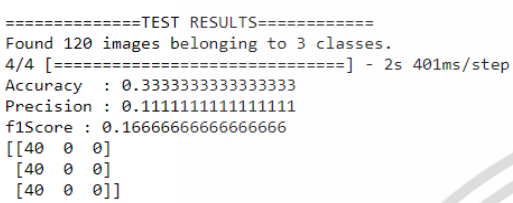
Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
ResNet	0.01	1	1.0414	0.4349	0.6346	0.1719	0.3333	0.1111	0.1666
		2	0.9626	0.5234	0.7236	0.2318	0.3854	0.2787	0.294
		3	0.8705	0.6094	0.6975	0.4323	0.375	0.4492	0.2461
		4	0.7385	0.6901	0.7333	0.6302	0.3333	0.2271	0.2677
		5	0.9375	0.5312	0.554	0.401	0.3854	0.3134	0.2784
	0.001	1	0.3028	0.8906	0.9013	0.8802	0.3333	0.1111	0.1666
		2	0.1245	0.9609	0.9609	0.9609	0.3958	0.2926	0.2827
		3	0.1502	0.9531	0.9531	0.9531	0.4062	0.3452	0.2993
		4	0.0431	0.9896	0.9896	0.9896	0.8229	0.8333	0.8262
		5	0.0342	0.9922	0.9922	0.9922	0.9375	0.9399	0.9373
	0.0001	1	0.3324	0.8802	0.9022	0.8646	0.3333	0.1111	0.1666
		2	0.0975	0.9818	0.9842	0.974	0.375	0.3039	0.2549
		3	0.0752	0.9714	0.9713	0.9688	0.3437	0.2801	0.1889
		4	0.057	0.9818	0.9818	0.9818	0.7812	0.846	0.7824
		5	0.0272	0.9948	0.9948	0.9922	0.9895	0.9898	0.9895
	0.00001	1	1.3553	0.4297	0.4545	0.3646	0.3333	0.1111	0.1666
		2	0.9969	0.5651	0.5976	0.5104	0.3333	0.1111	0.1666
		3	0.884	0.6042	0.6453	0.5495	0.4166	0.4188	0.4108
		4	0.694	0.7135	0.7254	0.6536	0.5625	0.6541	0.5079
		5	0.552	0.7786	0.8208	0.7396	0.9166	0.9205	0.9142
	0.000001	1	1.765	0.3516	0.3706	0.3281	0.3333	0.1111	0.1666
		2	1.9112	0.3333	0.3274	0.2865	0.3333	0.1111	0.1666
		3	1.772	0.3568	0.3503	0.3047	0.3437	0.2334	0.2659
		4	1.6279	0.3568	0.3628	0.3203	0.3229	0.1851	0.1949
		5	1.4841	0.4583	0.4754	0.4271	0.427	0.5213	0.3489



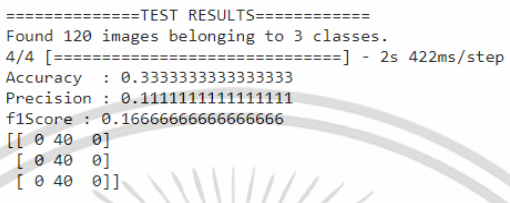
รูปที่ 4.7 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล ResNet50 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.8 แสดงผลการทดลองของโมเดล VGG16 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

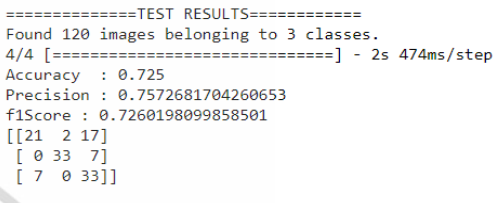
Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
VGG16	0.01	1	1.1426	0.3438	0.25	0.0156	0.3333	0.1111	0.1666
		2	1.1134	0.3281	0.5714	0.0104	0.3333	0.1111	0.1666
		3	1.1041	0.3594	0.00E+00	0.00E+00	0.3333	0.1111	0.1666
		4	1.0984	0.3646	0.00E+00	0.00E+00	0.3333	0.1111	0.1666
		5	1.0989	0.3281	0.00E+00	0.00E+00	0.3333	0.1111	0.1666
	0.001	1	1.19	0.3984	0.4241	0.2474	0.4166	0.4219	0.3648
		2	1.0598	0.4557	0.5243	0.2526	0.4166	0.4068	0.4104
		3	1.0427	0.4635	0.575	0.2396	0.3333	0.1111	0.1666
		4	0.9517	0.5026	0.6257	0.2917	0.4687	0.3821	0.3869
		5	0.8944	0.5625	0.6098	0.3255	0.3333	0.1111	0.1666
	0.0001	1	1.4326	0.3958	0.3993	0.3151	0.3333	0.1122	0.1679
		2	1.0147	0.5339	0.577	0.4583	0.3437	0.1736	0.2102
		3	0.564	0.7448	0.7742	0.6875	0.3541	0.5267	0.2809
		4	0.2744	0.9062	0.9173	0.8958	0.3333	0.1122	0.1679
		5	0.1162	0.974	0.979	0.9714	0.9479	0.9549	0.9483
	0.00001	1	1.1493	0.5234	0.5449	0.4896	0.3437	0.2826	0.1916
		2	0.8355	0.6641	0.6923	0.6328	0.677	0.7106	0.6623
		3	0.6185	0.7448	0.7682	0.7161	0.7916	0.8076	0.7905
		4	0.4358	0.8151	0.8588	0.7917	0.8125	0.8371	0.8096
		5	0.2611	0.9062	0.9351	0.901	0.927	0.9324	0.9266
	0.000001	1	1.5601	0.4062	0.4062	0.3438	0.4062	0.2936	0.3232
		2	1.3794	0.4089	0.4247	0.3672	0.4583	0.3076	0.3675
		3	1.4839	0.4167	0.4303	0.3698	0.5625	0.375	0.45
		4	1.3041	0.4479	0.4743	0.4089	0.5104	0.344	0.4082
		5	1.2766	0.4557	0.4765	0.3958	0.6041	0.4217	0.4903



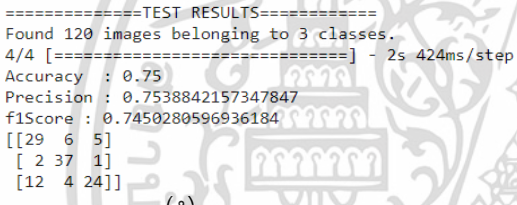
(ก)



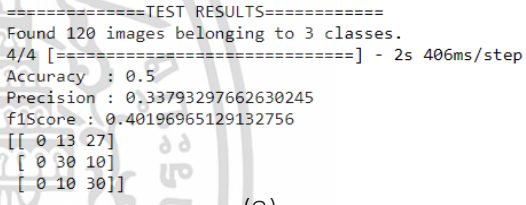
(ข)



(ค)



(ง)

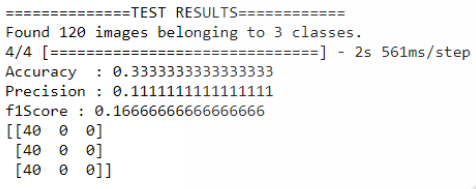


(จ)

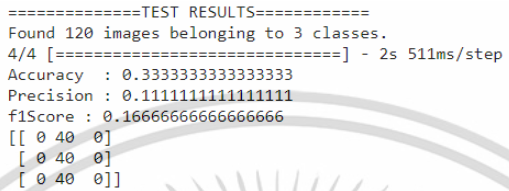
รูปที่ 4.8 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล VGG16 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.9 แสดงผลการทดลองของโมเดล VGG19 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

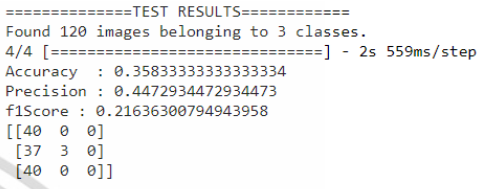
Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
VGG19	0.01	1	1.1269	0.3542	0.4138	0.0312	0.3333	0.1111	0.1666
		2	1.1025	0.3984	0.25	0.0026	0.3333	0.1111	0.1666
		3	1.1049	0.3359	0.00E+00	0.00E+00	0.3333	0.1111	0.1666
		4	1.1052	0.3099	0.00E+00	0.00E+00	0.3333	0.1111	0.1666
		5	1.0995	0.3359	0.00E+00	0.00E+00	0.3333	0.1111	0.1666
	0.001	1	1.1088	0.4349	0.4839	0.2734	0.3333	0.1111	0.1666
		2	1.029	0.4583	0.54	0.2812	0.3437	0.2801	0.1889
		3	0.9865	0.4948	0.5669	0.2318	0.3333	0.1111	0.1666
		4	0.9459	0.5286	0.6125	0.2552	0.3333	0.1111	0.1666
		5	0.9632	0.4792	0.6049	0.2552	0.3333	0.1111	0.1666
	0.0001	1	1.5368	0.3438	0.331	0.25	0.3333	0.1111	0.1666
		2	1.3067	0.4297	0.4434	0.3568	0.4479	0.3929	0.4045
		3	1.0661	0.4766	0.5377	0.4271	0.3333	0.1111	0.1666
		4	1.4208	0.401	0.3913	0.3047	0.3333	0.1111	0.1666
		5	1.1821	0.4531	0.4834	0.3411	0.3958	0.4518	0.2801
	0.00001	1	1.1517	0.5182	0.5316	0.4818	0.3541	0.1966	0.2117
		2	0.9139	0.6172	0.6462	0.5755	0.6458	0.6508	0.6168
		3	0.6512	0.7214	0.7363	0.6979	0.6458	0.8282	0.5906
		4	0.4287	0.8255	0.8392	0.8021	0.8958	0.9024	0.8965
		5	0.2551	0.9167	0.9324	0.8984	0.8854	0.9	0.8854
	0.000001	1	1.7327	0.3594	0.3653	0.3073	0.3229	0.5414	0.2713
		2	1.5453	0.3672	0.3735	0.3151	0.5625	0.6208	0.5329
		3	1.3835	0.4531	0.4573	0.3906	0.552	0.5701	0.5428
		4	1.3759	0.4375	0.4657	0.4062	0.6562	0.6543	0.6512
		5	1.3777	0.4271	0.4507	0.3932	0.7812	0.7906	0.7816



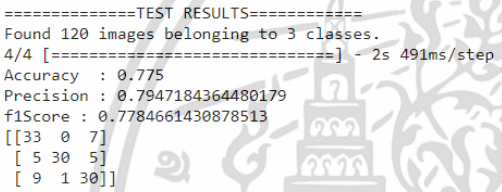
(ก)



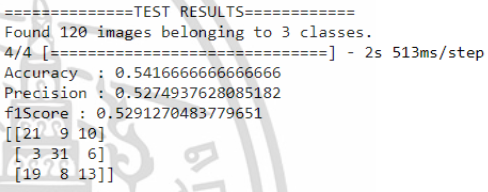
(ข)



(ค)



(ง)



(จ)

รูปที่ 4.9 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล VGG19 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.10 แสดงผลสรุปการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลของข้อมูลชุดทดสอบที่อัตราการเรียนรู้ที่มีค่า Test Accuracy มากที่สุดของแต่ละโมเดล

Architecture	epoches	Optimizer	Batch Size	Learning rate	Test set result		
					Accuracy	Precision	F1-score
DenseNet121	20	adam	32	0.0001	0.8166	0.8159	0.8162
InceptionResNetV2	20	adam	32	0.001	0.75	0.76	0.7348
InceptionV3	20	adam	32	0.0001	0.775	0.7937	0.7768
Lenet	20	adam	32	0.0001	0.6583	0.6551	0.6552
ResNet50	20	adam	32	0.0001	0.8	0.7992	0.7980
VGG16	20	adam	32	0.00001	0.75	0.7538	0.7450
VGG19	20	adam	32	0.00001	0.775	0.7947	0.7784

จากตารางที่ 4.10 เป็นตารางสรุปผลจากตารางก่อนหน้าโดยให้ความสนใจไปที่ค่า Test Accuracy ของแต่ละอัตราการเรียนรู้ที่มากที่สุดของแต่ละโมเดล เมื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลจากชุดตรวจสอบ จากตารางจะเห็นได้ว่าโมเดล DenseNet121 ที่ฝึกด้วยอัตราการเรียนรู้ 0.00001 มีค่าสูงที่สุดไม่ว่าจะเป็นค่า Test Accuracy, Test Precision, และ Test F1-score ในทางตรงกันข้าม โมเดล LeNet นั้นมีประสิทธิภาพต่ำที่สุด เนื่องจากมีค่า Test Accuracy, Test Precision, และ Test F1-score น้อยที่สุด

อย่างไรก็ตาม ผลการทดลองนี้เป็นผลการทดลองของชุดข้อมูลที่ไม่ได้มาจากคนไข้จริง อีกทั้งแต่ละโมเดลที่ได้ถูกฝึกมามีค่า ค่า Test Accuracy, Test Precision, และ Test F1-score ยังไม่สูงพอจนเป็นที่น่าพอใจ ดังนั้นจึงต้องทำการทดลองถัดไป

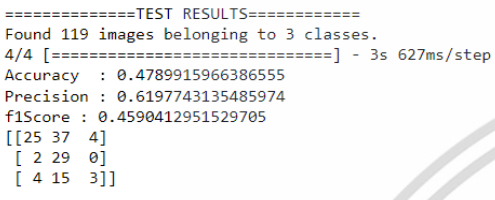
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 1.3 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus และ Candidiasis โดยใช้**ชุดข้อมูลชุดที่ 4** ฝึกโมเดลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 7 โมเดล ภายใต้ Pooling=GlobalAveragePooling2D เหมือนกัน, จำนวน 50 epoch เท่ากัน, optimizer=adam เหมือนกันและทำการฝึกโมเดลโดยมีค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ซึ่งมีตั้งแต่ 0.01 จนถึง 0.000001 โดยที่จะถูกลดลงทีละ 10 เท่า และที่สำคัญมีการทำ Stratified cross Validation เพื่อที่จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ส่วน แล้วนำแต่ส่วนมาเป็นชุดตรวจสอบผลัดกันในการฝึกโมเดลแต่ละครั้ง ผลการทดลองของโมเดลต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 4.11-4.17 ซึ่งจะแสดงผลค่า Loss, Accuracy, Precision, Recall, Validation Accuracy, Validation Precision และ Validation F1-score ของการทดลองนี้ และรูปที่ 4.10-4.16 แสดงผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของ 7 โมเดล ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของการทดลองนี้

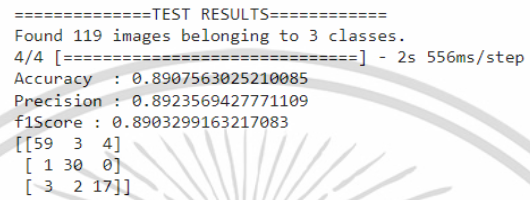
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.11 แสดงผลการทดลองของโมเดล DenseNet121 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

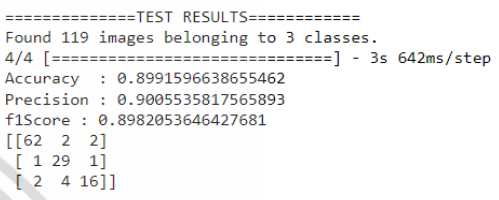
Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
DenseNet121	0.01	1	0.775	0.6762	0.7159	0.6399	0.3917	0.3354	0.3503
		2	0.8163	0.6762	0.7176	0.5596	0.2268	0.3248	0.1828
		3	0.679	0.7513	0.7827	0.6813	0.3092	0.7028	0.21
		4	0.4236	0.8243	0.8451	0.8036	0.5312	0.4283	0.4741
		5	0.2381	0.9096	0.9237	0.907	0.5416	0.6751	0.5413
	0.001	1	0.3272	0.9067	0.9125	0.8912	0.4639	0.642	0.4525
		2	0.1441	0.9637	0.9686	0.9585	0.6494	0.789	0.6604
		3	0.0705	0.9767	0.9767	0.9767	0.8041	0.8365	0.8072
		4	0.1847	0.9302	0.9446	0.9251	0.552	0.7786	0.548
		5	0.0172	1	1	1	0.9479	0.954	0.9482
	0.0001	1	0.0291	0.9948	0.9948	0.9948	0.8556	0.8488	0.8499
		2	0.0266	0.9974	0.9974	0.9974	0.8659	0.8979	0.8712
		3	0.0195	0.9974	0.9974	0.9974	0.9896	0.9902	0.9897
		4	0.0243	0.9871	0.9871	0.9871	0.927	0.9334	0.9225
		5	0.006	1	1	1	0.9895	0.9899	0.9895
	0.00001	1	0.432	0.8679	0.9083	0.7953	0.701	0.7024	0.7016
		2	0.2179	0.9482	0.9755	0.9301	0.9072	0.9066	0.9068
		3	0.1471	0.9689	0.979	0.9663	0.9793	0.9801	0.9793
		4	0.0784	0.9897	0.9896	0.9871	1	1	1
		5	0.0528	1	1	1	1	1	1
	0.000001	1	1.0965	0.5803	0.6054	0.5207	0.5154	0.4726	0.4523
		2	0.8758	0.6166	0.6506	0.5596	0.6185	0.6065	0.5686
		3	0.787	0.6865	0.7134	0.6192	0.701	0.6846	0.6761
		4	0.6973	0.708	0.7647	0.6718	0.7916	0.816	0.7794
		5	0.5783	0.7519	0.8062	0.677	0.8125	0.8088	0.804



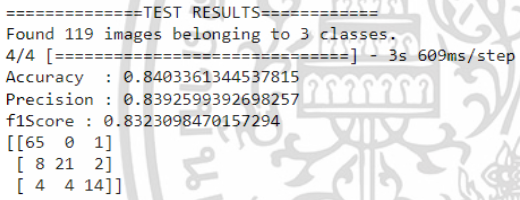
(ก)



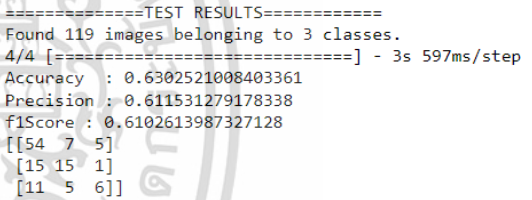
(ข)



(ค)



(ง)

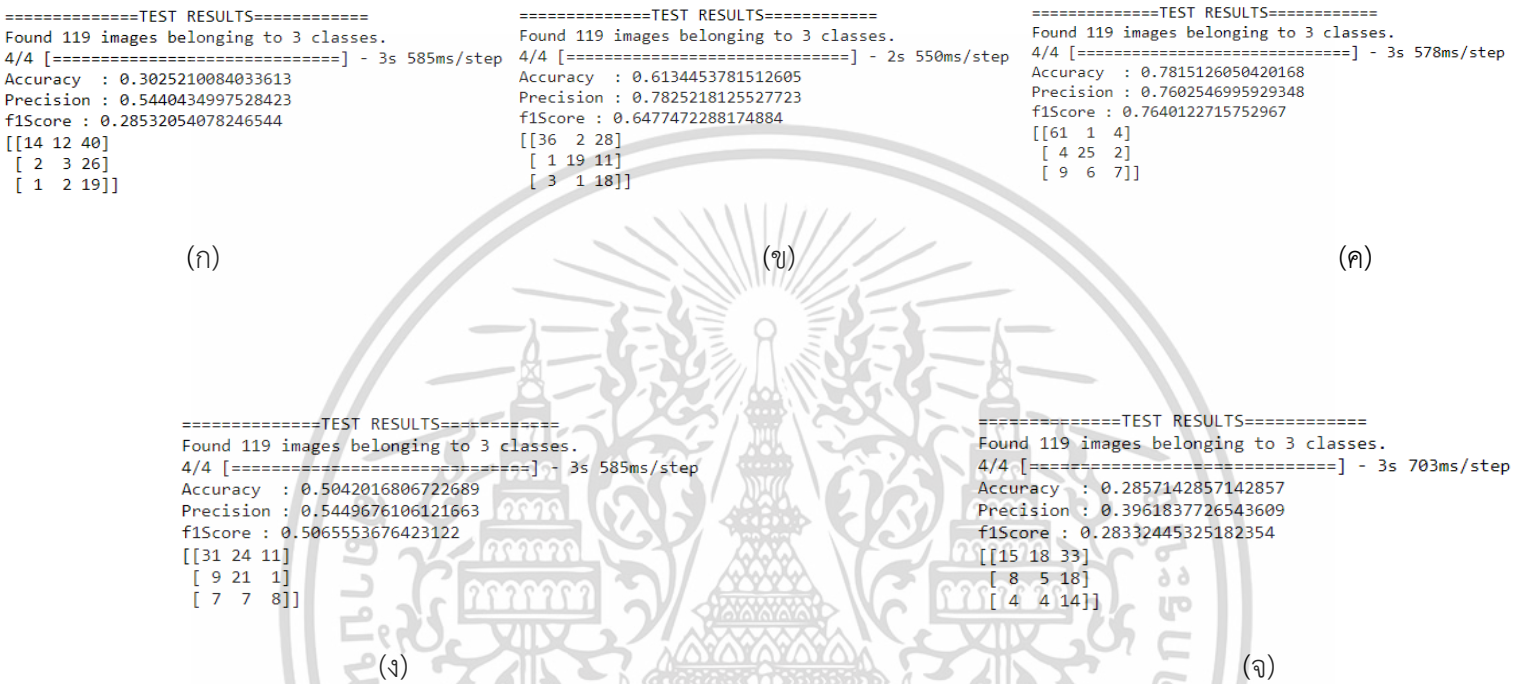


(จ)

รูปที่ 4.10 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล DenseNet121 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.12 แสดงผลการทดลองของโมเดล InceptionResNetV2 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

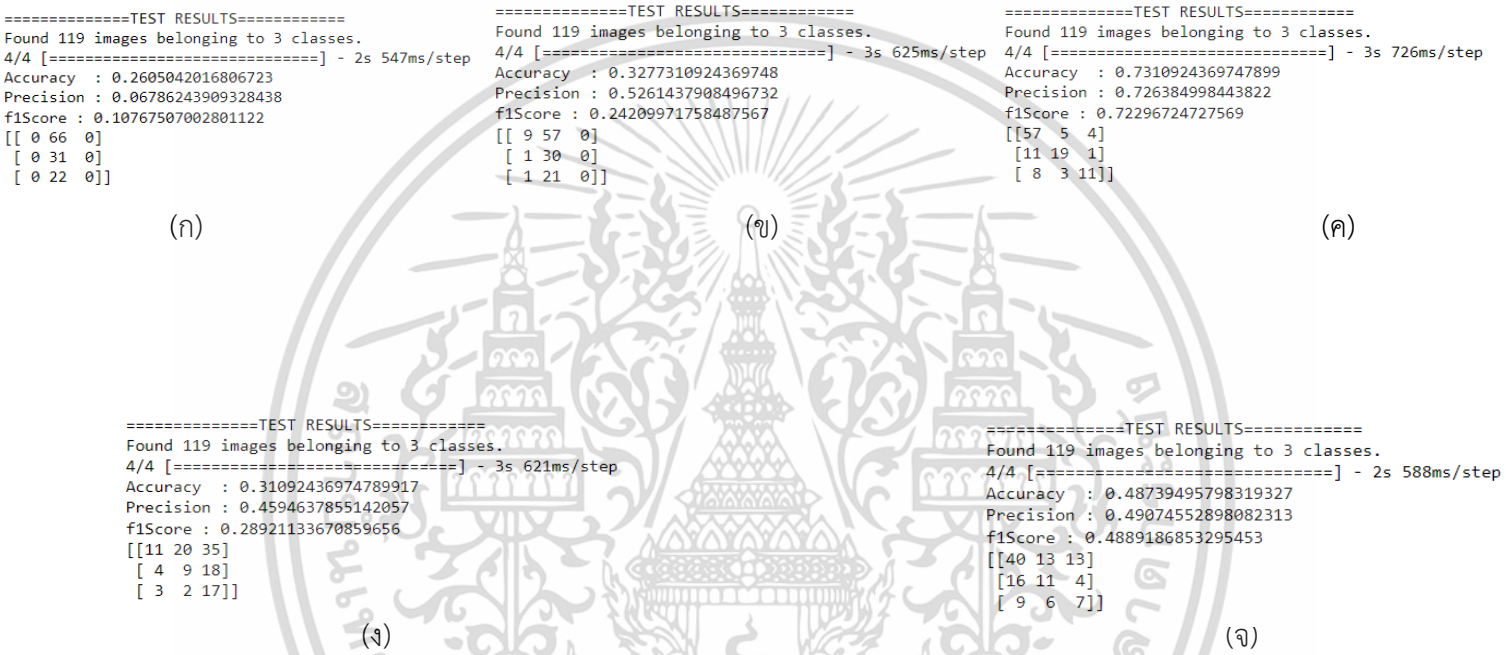
Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
InceptionResNetV2	0.01	1	0.6696	0.7073	0.7419	0.6554	0.2268	0.5945	0.228
		2	0.4252	0.8368	0.8704	0.8005	0.2783	0.4825	0.1699
		3	0.4445	0.8031	0.8191	0.7979	0.6288	0.7544	0.6642
		4	0.5379	0.7649	0.8558	0.6899	0.3854	0.6193	0.354
		5	0.7615	0.677	0.7338	0.584	0.2812	0.4503	0.2474
	0.001	1	0.62	0.7383	0.7726	0.6865	0.6701	0.6796	0.6722
		2	0.2041	0.9482	0.9505	0.9456	0.8247	0.822	0.8232
		3	0.2521	0.9197	0.9243	0.9171	0.9484	0.9517	0.9488
		4	0.1562	0.9509	0.9608	0.9509	0.302	0.4645	0.2016
		5	0.1593	0.9535	0.953	0.9432	0.8437	0.8629	0.8458
	0.0001	1	1.3904	0.4093	0.4101	0.3368	0.2577	0.534	0.2124
		2	1.2765	0.4326	0.4469	0.3601	0.4432	0.5281	0.4305
		3	1.0694	0.5389	0.5652	0.4715	0.5154	0.6389	0.5372
		4	0.9145	0.5633	0.6199	0.5142	0.7291	0.762	0.7338
		5	0.7929	0.6486	0.7075	0.6124	0.8958	0.8976	0.8965
	0.00001	1	1.6094	0.3938	0.3924	0.3497	0.2886	0.3452	0.2401
		2	1.7965	0.3109	0.3185	0.2772	0.3298	0.5414	0.328
		3	1.7418	0.3497	0.3631	0.3161	0.402	0.4981	0.4006
		4	1.6549	0.4109	0.4006	0.3385	0.3645	0.457	0.3843
		5	1.629	0.4057	0.4046	0.3618	0.4791	0.53	0.4804
	0.000001	1	1.7422	0.3238	0.3313	0.2772	0.2474	0.3572	0.2659
		2	1.7501	0.342	0.3354	0.2824	0.3402	0.4798	0.3627
		3	1.6065	0.3472	0.3333	0.2746	0.268	0.353	0.2581
		4	1.7096	0.3618	0.3617	0.3075	0.3437	0.4336	0.3534
		5	1.7749	0.3256	0.3262	0.2765	0.2187	0.3614	0.2376



รูปที่ 4.11 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล InceptionResNetV2 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.13 แสดงผลการทดลองของโมเดล InceptionV3 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

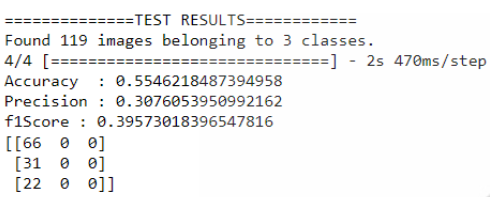
Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
InceptionV3	0.01	1	1.0603	0.5466	0.5709	0.4378	0.5463	0.2985	0.3861
		2	1.0009	0.5466	0.587	0.3756	0.5463	0.2985	0.3861
		3	1.0071	0.5466	0.5416	0.5233	0.5463	0.2985	0.3861
		4	0.6686	0.7209	0.7771	0.6848	0.2604	0.0678	0.1076
		5	0.6312	0.7416	0.7859	0.6641	0.2708	0.0733	0.1154
	0.001	1	1.1213	0.487	0.5465	0.3808	0.2783	0.4192	0.2736
		2	1.1454	0.4845	0.5394	0.3368	0.5463	0.5045	0.4351
		3	1.0101	0.5181	0.6052	0.3653	0.5463	0.4616	0.4372
		4	0.9423	0.5659	0.6607	0.3824	0.4895	0.4015	0.4411
		5	0.8755	0.6098	0.7523	0.4315	0.3541	0.4949	0.2859
	0.0001	1	1.226	0.4793	0.5331	0.4378	0.6185	0.6022	0.5886
		2	1.1181	0.5389	0.5586	0.4689	0.7216	0.72	0.697
		3	0.8447	0.671	0.7216	0.6244	0.7422	0.75	0.7061
		4	0.7095	0.7132	0.7478	0.6667	0.8541	0.8658	0.8498
		5	0.6268	0.7778	0.8123	0.7494	0.802	0.8105	0.7939
	0.00001	1	1.5664	0.3549	0.3488	0.2927	0.268	0.4641	0.2352
		2	1.5953	0.3057	0.2964	0.2358	0.268	0.471	0.2837
		3	1.58	0.3705	0.3856	0.3187	0.268	0.4043	0.2524
		4	1.533	0.3798	0.3746	0.3049	0.3229	0.4376	0.3249
		5	1.4439	0.3876	0.3975	0.3256	0.375	0.6604	0.3478
	0.000001	1	1.6899	0.3731	0.3667	0.3135	0.4536	0.4476	0.4497
		2	1.7174	0.3549	0.3591	0.3005	0.3298	0.3672	0.3437
		3	1.6099	0.3679	0.3645	0.3031	0.4432	0.4232	0.4322
		4	1.6234	0.3798	0.383	0.3256	0.3854	0.3963	0.3894
		5	1.762	0.3307	0.3302	0.2765	0.4375	0.4506	0.4435



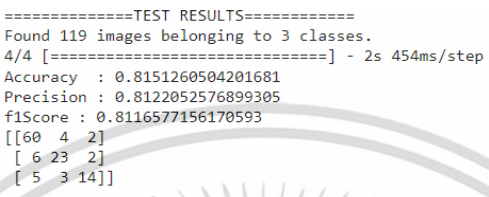
รูปที่ 4.12 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล InceptionV3 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.14 แสดงผลการทดลองของโมเดล LeNet ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

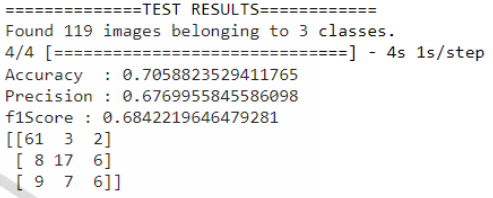
Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
LeNet	0.01	1	0.9983	0.5466	0.5466	0.5466	0.5463	0.2985	0.3861
		2	0.9992	0.5466	0.5466	0.5466	0.5463	0.2985	0.3861
		3	0.9966	0.5466	0.5466	0.5466	0.5463	0.2985	0.3861
		4	0.9999	0.5452	0.5452	0.5452	0.552	0.3047	0.3927
		5	0.9982	0.5478	0.5478	0.5478	0.5416	0.2934	0.3806
	0.001	1	0.4182	0.8446	0.8814	0.8083	0.701	0.7164	0.658
		2	0.1156	0.9663	0.9662	0.9637	0.8969	0.9076	0.8856
		3	0.0396	0.9896	0.9896	0.9896	0.9381	0.9431	0.9336
		4	0.1437	0.9587	0.9609	0.9535	0.9687	0.9696	0.9686
		5	0.0028	1	1	1	1	1	1
	0.0001	1	0.8879	0.5725	0.6803	0.4301	0.5463	0.495	0.462
		2	0.7812	0.6399	0.7256	0.5	0.6185	0.6417	0.6249
		3	0.7063	0.7124	0.8106	0.5544	0.7731	0.8431	0.7616
		4	0.6353	0.7494	0.8507	0.6331	0.802	0.7917	0.7758
		5	0.5385	0.814	0.8827	0.7003	0.75	0.7461	0.7272
	0.00001	1	0.9754	0.5466	0.6007	0.4171	0.5463	0.2985	0.3861
		2	0.9175	0.5466	0.6692	0.4508	0.5463	0.2985	0.3861
		3	0.8558	0.6088	0.7729	0.4145	0.5463	0.4187	0.4404
		4	0.7832	0.6641	0.7867	0.4289	0.6666	0.74	0.617
		5	0.746	0.677	0.777	0.5401	0.6562	0.5294	0.5854
	0.000001	1	1.0353	0.5466	0.00E+00	0.00E+00	0.5463	0.2985	0.3861
		2	1.0062	0.5466	0.8571	0.0311	0.5463	0.2985	0.3861
		3	0.9966	0.5466	0.6098	0.1943	0.5463	0.2985	0.3861
		4	0.9832	0.5452	0.6085	0.3333	0.552	0.3047	0.3927
		5	0.9848	0.5478	0.581	0.3798	0.5416	0.2934	0.3806



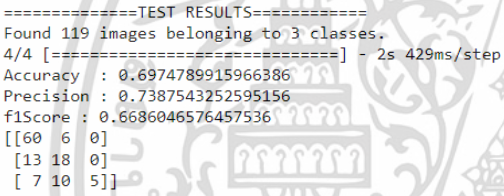
(ก)



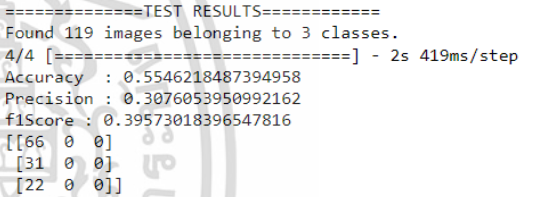
(ข)



(ค)



(ง)

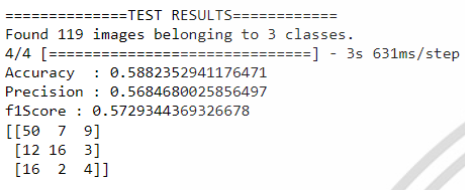


(จ)

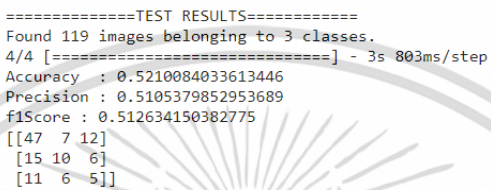
รูปที่ 4.13 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล LeNet ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.15 แสดงผลการทดลองของโมเดล ResNet50 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

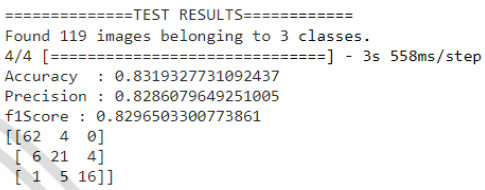
Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
ResNet50	0.01	1	1.6355	0.342	0.3433	0.2979	0.1855	0.0344	0.058
		2	1.4712	0.4093	0.4202	0.3549	0.1958	0.0383	0.0641
		3	1.4624	0.4093	0.4199	0.3601	0.268	0.3321	0.2233
		4	1.4579	0.3876	0.3921	0.3333	0.5625	0.5265	0.5148
		5	1.3881	0.4315	0.4465	0.3773	0.6145	0.6197	0.6107
	0.001	1	1.6827	0.3886	0.3894	0.3238	0.268	0.0718	0.1133
		2	1.5806	0.3834	0.3881	0.3368	0.2577	0.0664	0.1056
		3	1.5719	0.3575	0.354	0.3109	0.3298	0.4124	0.3429
		4	1.5228	0.3643	0.3963	0.3307	0.6354	0.636	0.619
		5	1.3338	0.4677	0.4985	0.4264	0.6041	0.5775	0.5896
	0.0001	1	1.1613	0.513	0.5337	0.4715	0.1855	0.0344	0.058
		2	1.0289	0.601	0.6284	0.5389	0.3608	0.4234	0.3453
		3	0.9632	0.6399	0.6588	0.5803	0.402	0.4756	0.3961
		4	0.7202	0.6977	0.7316	0.6408	0.7083	0.7562	0.6927
		5	0.6054	0.7468	0.779	0.7106	0.8958	0.9247	0.8987
	0.00001	1	1.5186	0.3938	0.4006	0.3446	0.5463	0.4087	0.4431
		2	1.5419	0.3756	0.3912	0.3446	0.6288	0.5	0.5526
		3	1.3784	0.4508	0.4631	0.4067	0.4226	0.4522	0.4356
		4	1.4138	0.4315	0.4484	0.3928	0.4375	0.5332	0.4284
		5	1.3106	0.4703	0.4814	0.4341	0.552	0.7203	0.5735
	0.000001	1	1.8777	0.3238	0.3125	0.272	0.268	0.0718	0.1133
		2	1.7523	0.3342	0.3283	0.2824	0.2577	0.0664	0.1056
		3	1.7836	0.3109	0.3103	0.2565	0.2474	0.2997	0.211
		4	1.9381	0.2894	0.2824	0.2481	0.2187	0.359	0.207
		5	1.8893	0.3669	0.3833	0.3437	0.4166	0.5776	0.4309



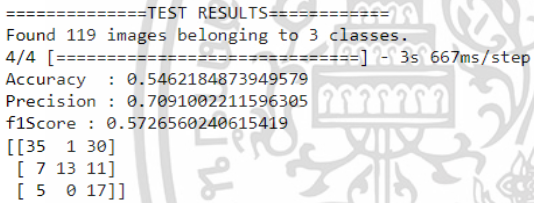
(ก)



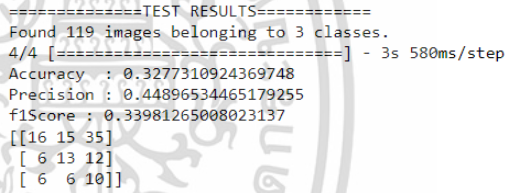
(ข)



(ค)



(ง)

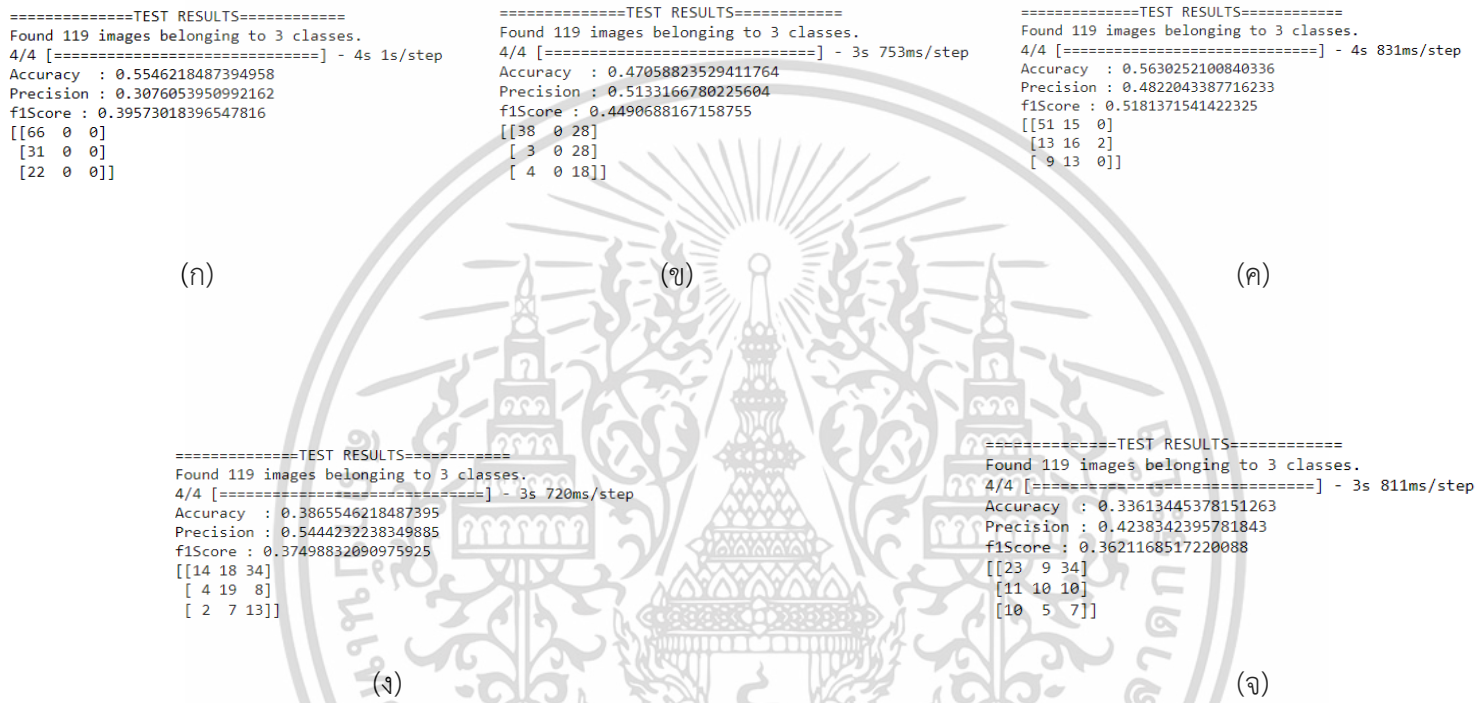


(จ)

รูปที่ 4.14 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล ResNet50 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.16 แสดงผลการทดลองของโมเดล VGG16 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

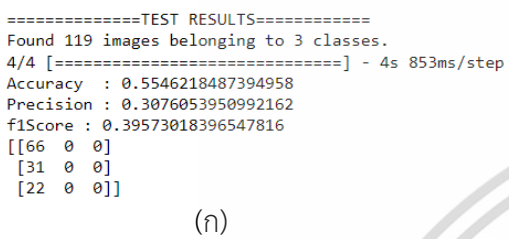
Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
VGG16	0.01	1	0.8588	0.6166	0.6797	0.4948	0.5463	0.2985	0.3861
		2	0.7581	0.6658	0.736	0.5777	0.5463	0.2985	0.3861
		3	0.7179	0.6995	0.7508	0.6321	0.5463	0.2985	0.3861
		4	1.0333	0.5452	0.5367	0.491	0.552	0.3047	0.3927
		5	1.0062	0.5478	0.5758	0.4419	0.5416	0.2934	0.3806
	0.001	1	0.8529	0.6373	0.6667	0.5492	0.5567	0.4388	0.4104
		2	0.7828	0.6813	0.7281	0.6036	0.5463	0.2985	0.3861
		3	0.8081	0.6528	0.7336	0.5492	0.5463	0.2985	0.3861
		4	0.7797	0.6589	0.723	0.553	0.1875	0.0366	0.0613
		5	0.7957	0.677	0.7184	0.5866	0.5416	0.5538	0.5051
	0.0001	1	1.4827	0.3782	0.3712	0.2876	0.5463	0.2985	0.3861
		2	1.3762	0.4171	0.4429	0.3316	0.5463	0.2985	0.3861
		3	1.3325	0.399	0.4173	0.2876	0.5154	0.5141	0.4562
		4	1.3223	0.3902	0.4424	0.3178	0.5729	0.4882	0.438
		5	1.1304	0.4522	0.4945	0.3463	0.5625	0.4667	0.5098
	0.00001	1	1.5233	0.3808	0.4118	0.3446	0.2886	0.6184	0.1711
		2	1.5615	0.3601	0.3789	0.3161	0.3711	0.5986	0.3722
		3	1.5696	0.3368	0.3323	0.2824	0.5463	0.2985	0.3861
		4	1.4555	0.3979	0.3958	0.3385	0.5625	0.5287	0.5058
		5	1.4471	0.3876	0.3776	0.323	0.4583	0.6765	0.4894
	0.000001	1	1.5848	0.3446	0.3567	0.2902	0.2371	0.5613	0.1669
		2	1.7037	0.3705	0.3796	0.3187	0.4329	0.4626	0.4406
		3	1.5727	0.3523	0.3636	0.2798	0.3608	0.4969	0.3609
		4	1.577	0.3411	0.3522	0.2894	0.4687	0.589	0.481
		5	1.4756	0.3928	0.3839	0.3204	0.4791	0.5862	0.494



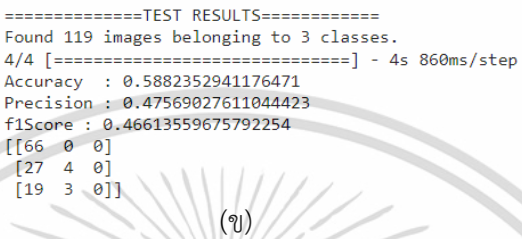
รูปที่ 4.15 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล VGG16 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.17 แสดงผลการทดลองของโมเดล VGG19 ที่มีการทำ Stratified cross Validation ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่าง ๆ ของข้อมูลชุดตรวจสอบ

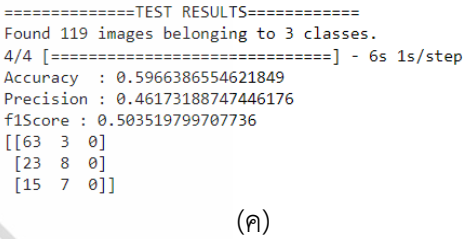
Architecture	Learning Rate	Fold	Result						
			Loss	Acc	Precision	Recall	val_Acc	val_Precision	val_F1-score
VGG19	0.01	1	1.0495	0.4974	0.524	0.2824	0.5463	0.2985	0.3861
		2	1.0214	0.5337	0.5574	0.4404	0.5463	0.2985	0.3861
		3	1.0003	0.544	0.5559	0.4637	0.5463	0.2985	0.3861
		4	1.0008	0.5452	0.5546	0.4858	0.552	0.3047	0.3927
		5	0.9983	0.5478	0.5512	0.5426	0.5416	0.2934	0.3806
	0.001	1	0.9222	0.6088	0.6603	0.5389	0.1855	0.0344	0.058
		2	0.7943	0.6632	0.7134	0.5803	0.5567	0.3663	0.4166
		3	0.761	0.6762	0.7456	0.5544	0.5463	0.2985	0.3861
		4	0.7854	0.6589	0.7388	0.5556	0.1875	0.0351	0.0592
		5	0.7639	0.6641	0.7315	0.5633	0.5833	0.4566	0.4755
	0.0001	1	1.386	0.4275	0.4381	0.3394	0.5463	0.5806	0.5114
		2	1.2735	0.4689	0.4984	0.4067	0.2577	0.0664	0.1056
		3	1.2199	0.5233	0.5484	0.4404	0.3402	0.5111	0.2538
		4	1.1991	0.4961	0.5244	0.416	0.25	0.0694	0.1086
		5	1.1157	0.5349	0.5728	0.4574	0.5937	0.5045	0.4978
	0.00001	1	1.612	0.3653	0.3636	0.3109	0.2783	0.4757	0.193
		2	1.443	0.4197	0.4367	0.3756	0.5463	0.2985	0.3861
		3	1.5132	0.4016	0.4157	0.3575	0.4123	0.6031	0.4278
		4	1.399	0.478	0.4914	0.4419	0.40625	0.5577	0.4252
		5	1.3501	0.4574	0.4679	0.3953	0.40625	0.5973	0.3603
	0.000001	1	1.688	0.3342	0.3201	0.272	0.268	0.0718	0.1133
		2	1.678	0.3549	0.3714	0.3031	0.3298	0.4812	0.261
		3	1.7201	0.3472	0.3598	0.3057	0.2886	0.3701	0.2404
		4	1.5617	0.3359	0.3427	0.2842	0.375	0.4883	0.3262
		5	1.754	0.3411	0.3375	0.2791	0.3333	0.4422	0.2787



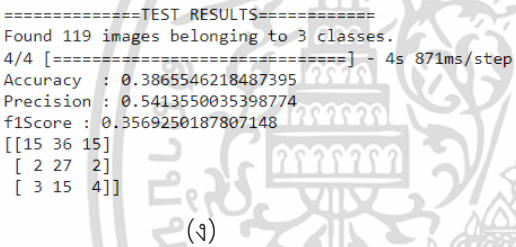
(ก)



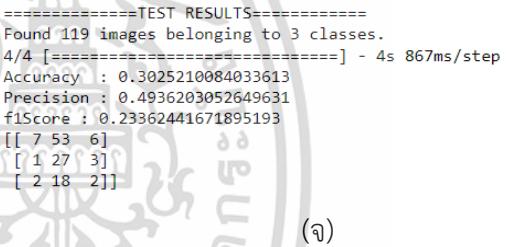
(ข)



(ค)



(ง)



(จ)

รูปที่ 4.16 ผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่แสดงค่า Accuracy, Precision, และ F1-score พร้อมทั้งแสดง Confusion matrix ของโมเดล VGG19 ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้ (ก) 0.01, (ข) 0.001, (ค) 0.0001, (ง) 0.00001, และ (จ) 0.000001

ตารางที่ 4.18 แสดงผลสรุปการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลของข้อมูลชุดทดสอบที่อัตราการเรียนรู้ที่มีค่า Test Accuracy มากที่สุดของแต่ละโมเดล

Architecture	epoches	Optimizer	Batch Size	Learning rate	Test set result		
					Accuracy	Precision	F1-score
DenseNet121	20	adam	32	0.0001	0.8991	0.9005	0.8982
InceptionResNetV2	20	adam	32	0.0001	0.7851	0.7602	0.7640
InceptionV3	20	adam	32	0.0001	0.731	0.7263	0.7229
Lenet	20	adam	32	0.001	0.8151	0.8122	0.8116
ResNet50	20	adam	32	0.0001	0.8319	0.8286	0.8296
VGG16	20	adam	32	0.0001	0.563	0.4822	0.5181
VGG19	20	adam	32	0.0001	0.5966	0.4617	0.5035

จากตารางที่ 4.18 เป็นตารางสรุปผลจากตารางก่อนหน้าโดยให้ความสนใจไปที่ค่า Test Accuracy ของแต่ละอัตราการเรียนรู้ที่มากที่สุดของแต่ละโมเดล เมื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลจากชุดตรวจสอบ จากตารางจะเห็นได้ว่าโมเดล DenseNet121 ที่ฝึกด้วยอัตราการเรียนรู้ 0.0001 มีค่าสูงที่สุดไม่ว่าจะเป็นค่า Test Accuracy, Test Precision, และ Test F1-score ในทางตรงกันข้าม โมเดล VGG16 และ VGG19 นั้นมีประสิทธิภาพต่ำที่สุด เนื่องจากมีค่า Test Accuracy, Test Precision, และ Test F1-score น้อยที่สุด

ผลการทดลองที่ 1.4 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus และ Candidiasis โดยใช้**ชุดข้อมูลชุดที่ 5** ฝึกโมเดลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 3 โมเดล ได้แก่ DenseNet121, DenseNet169 และ DenseNet 201 ภายใต้ Pooling=GlobalAveragePooling2D เหมือนกัน, จำนวน 100 epoch เท่ากัน, optimizer=adam เหมือนกันและทำการฝึกโมเดลโดยมีค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เท่ากับ 0.0001 การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของโมเดล DenseNet ที่ต่างกันแค่จำนวนชั้นภายใน ผลการทดลองของโมเดลต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 4.19-4.20 ซึ่งจะแสดงผลค่า Loss, Accuracy, Precision, และ Recall ของชุดข้อมูลชุดฝึกและชุดตรวจสอบ และ Accuracy, Precision, และ F1-score ของข้อมูลชุดทดสอบของการทดลอง นอกจากนี้ยังมีกราฟแสดงการฝึกโมเดล ดังรูปที่ 4.17 และ Confusion matrix ที่แสดงผลของข้อมูลชุดทดสอบ ดังรูป 4.18

ตารางที่ 4.19 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 3 แบบของข้อมูลชุดตรวจสอบ

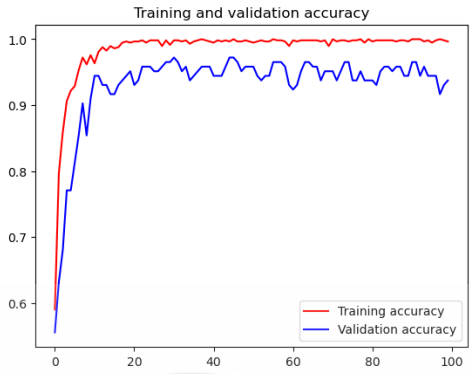
Architecture	Training Result				Validation Result			
	Loss	Acc	Precision	Recall	val_Loss	val_Acc	val_Precision	val_Recall
DenseNet121	0.0097	0.9965	0.9965	0.9965	0.3241	0.9375	0.9375	0.9375
DenseNet169	0.007	0.9983	0.9983	0.9983	0.3032	0.9375	0.9375	0.9375
DenseNet201	0.0107	0.9948	0.9948	0.9948	0.4084	0.9236	0.9236	0.9236

ตารางที่ 4.20 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 3 แบบของข้อมูลชุดทดสอบ

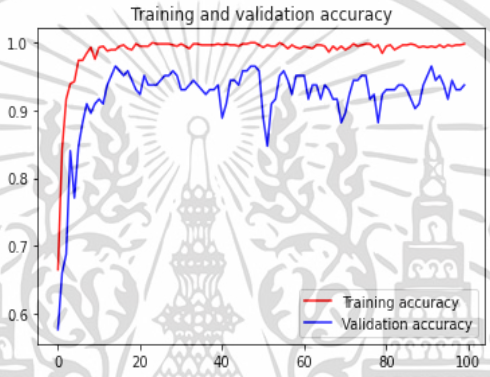
Architecture	Test Result		
	Test_Acc	Test_Precision	Test_F1score
DenseNet121	0.9166	0.9171	0.9165
DenseNet169	0.9388	0.9412	0.9391
DenseNet201	0.9444	0.9446	0.9444

จากตารางหากดูที่ค่า Accuracy ของชุดข้อมูลชุดทดสอบจะเห็นได้ว่า DenseNet121 มีค่า Accuracy เท่ากับ 0.9166, DenseNet169 มีค่า Accuracy เท่ากับ 0.9388, และ DenseNet201 มีค่า Accuracy เท่ากับ 0.9388 นั่นเท่ากับว่าจำนวนชั้นของโครงสร้าง DenseNet มีผลต่อค่า Accuracy ของโมเดล หากจำนวนชั้นมาก ค่า Accuracy จะมากขึ้นตามไปด้วย ในทางตรงกันข้ามหากจำนวนชั้นน้อย ค่า Accuracy จะน้อย อย่างไรก็ตามการสรุปผลการทดลองข้างต้นสามารถใช้ได้แค่กับชุดข้อมูลชุดนี้เท่านั้น

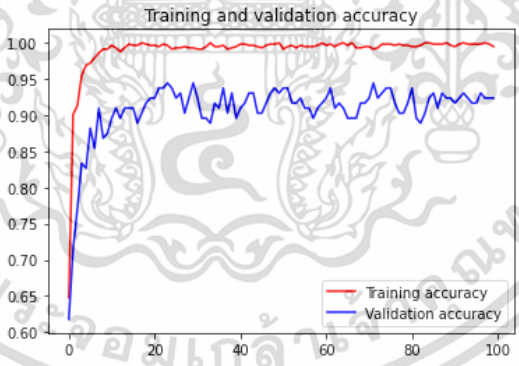
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก)



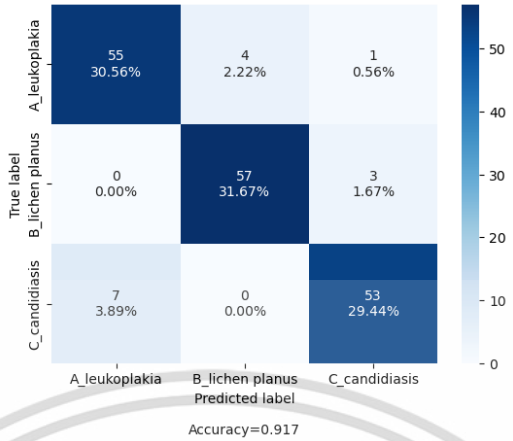
(ข)



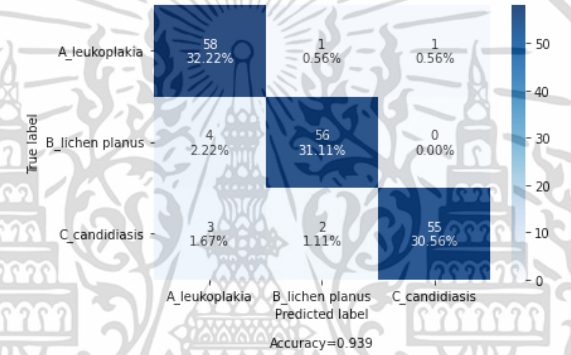
(ค)

รูปที่ 4.17 กราฟแสดงผลการฝึกโมเดลของผลการทดลองที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet169, และ (ค) DenseNet201

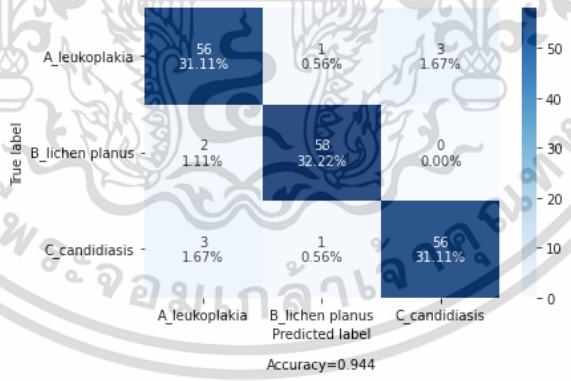
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 4.18 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบของโมเดล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet169, และ (ค) DenseNet201

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 1.5 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus และ Candidiasis โดยใช้**ชุดข้อมูลชุดที่ 6** ฝึกโมเดลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 3 โมเดล ได้แก่ DenseNet121, DenseNet169 และ DenseNet 201 ภายใต้ Pooling=GlobalAveragePooling2D เหมือนกัน, จำนวน 100 epoch เท่ากัน, optimizer=adam เหมือนกันและทำการฝึกโมเดลโดยมีค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เท่ากับ 0.0001 การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของโมเดล DenseNet ที่ต่างกันแค่จำนวนชั้นภายใน ผลการทดลองของโมเดลต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 4.21-4.22 ซึ่งจะแสดงผลค่า Loss, Accuracy, Precision, และ Recall ของชุดข้อมูลชุดฝึกและชุดตรวจสอบ และ Accuracy, Precision, และ F1-score ของข้อมูลชุดทดสอบของการทดลองนี้ นอกจากนี้ยังมีกราฟแสดงการฝึกโมเดล ดังรูปที่ 4.19 และ Confusion matrix ที่แสดงผลของข้อมูลชุดทดสอบ ดังรูป 4.20

ตารางที่ 4.21 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 3 แบบของข้อมูลชุดตรวจสอบ

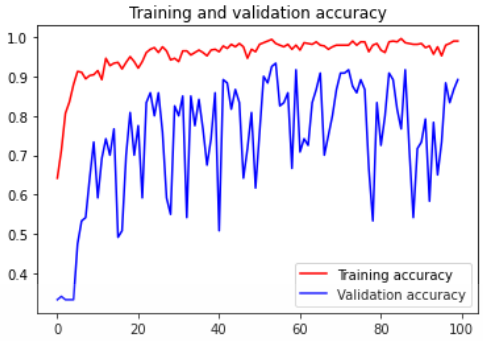
Architecture	Training Result				Validation Result			
	Loss	Acc	Precision	Recall	val_Loss	val_Acc	val_Precision	val_Recall
DenseNet121	0.0346	0.9896	0.9896	0.9896	0.3994	0.8917	0.8992	0.8917
DenseNet169	0.0159	0.9937	0.9937	0.9937	0.1198	0.975	0.975	0.975
DenseNet201	0.0152	0.9958	0.9958	0.9958	0.3464	0.9333	0.9412	0.9333

ตารางที่ 4.22 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 3 แบบของข้อมูลชุดทดสอบ

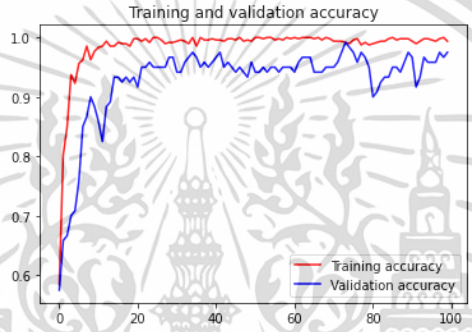
Architecture	Test Result		
	Test_Acc	Test_Precision	Test_F1score
DenseNet121	0.7272	0.7345	0.7255
DenseNet169	0.8939	0.8968	0.8945
DenseNet201	0.9242	0.9248	0.9242

จากตารางหากดูที่ค่า Accuracy ของชุดข้อมูลชุดทดสอบจะเห็นได้ว่า DenseNet121 มีค่า Accuracy เท่ากับ 0.7272, DenseNet169 มีค่า Accuracy เท่ากับ 0.8939, และ DenseNet201 มีค่า Accuracy เท่ากับ 0.9242 นั่นเท่ากับว่าจำนวนชั้นของโครงสร้าง DenseNet มีผลต่อค่า Accuracy ของโมเดล หากจำนวนชั้นมาก ค่า Accuracy จะมากขึ้นตามไปด้วย ในทางตรงกันข้ามหากจำนวนชั้นน้อย ค่า Accuracy จะน้อย อย่างไรก็ตามการสรุปผลการทดลองข้างต้นสามารถใช้ได้แค่กับชุดข้อมูลชุดนี้เท่านั้น

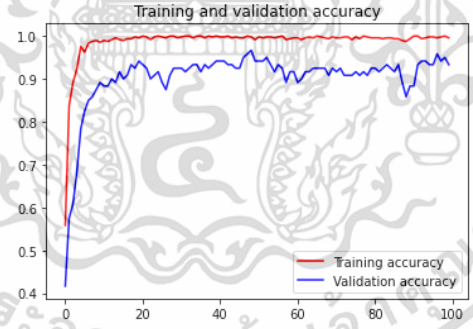
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก)



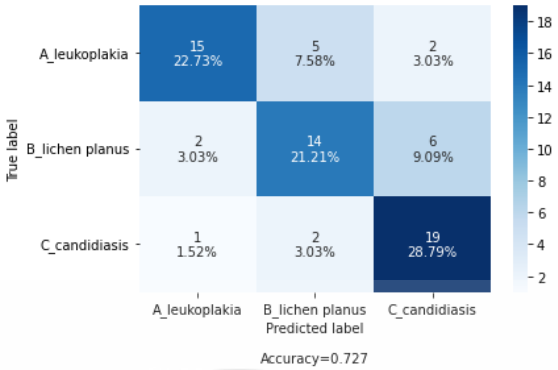
(ข)



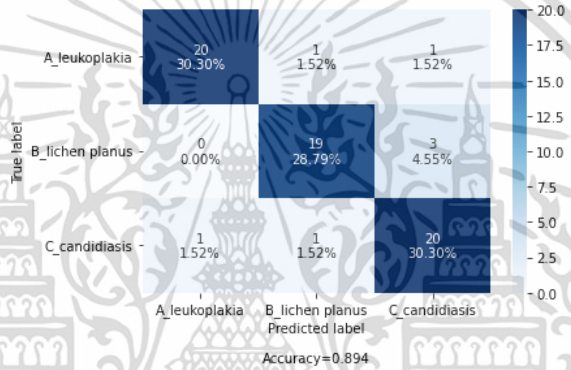
(ค)

รูปที่ 4.19 กราฟแสดงผลการฝึกโมเดลของผลการทดลองที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet169, และ (ค) DenseNet201

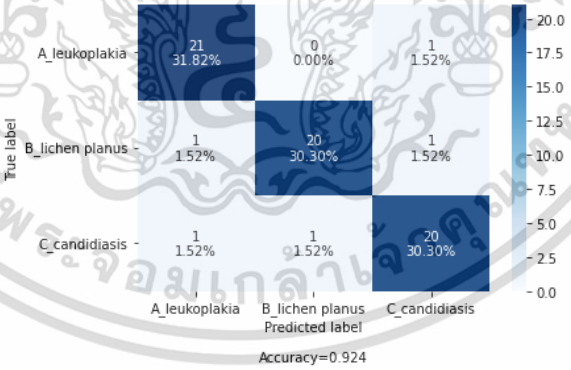
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 4.20 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบของโมเดล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet169, และ (ค) DenseNet201

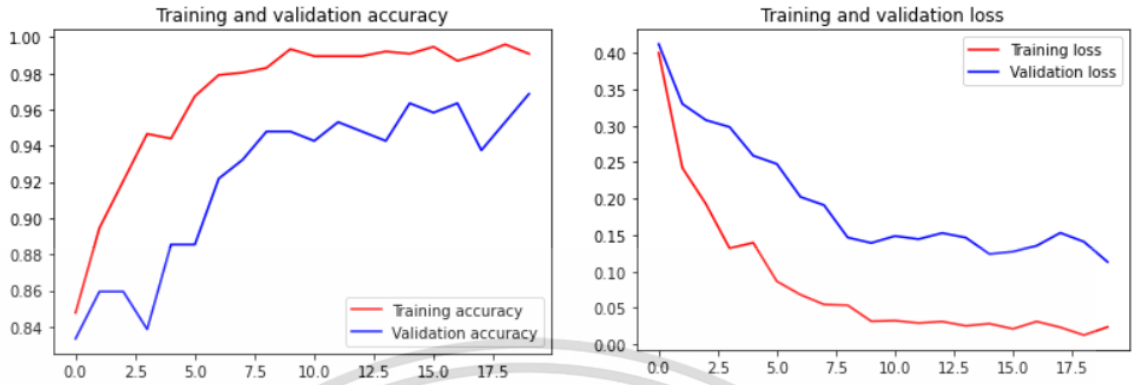
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 1.6 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 2 คลาส ได้แก่ Precancerous oral lesion และ Benign oral lesion โดยใช้**ชุดข้อมูลชุดที่ 7** ฝึกโมเดลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 8 โมเดล ได้แก่ DenseNet121, InceptionResNetV2, InceptionV3, Lenet, ResNet50, VGG16, VGG19, และ Xception ภายใต้ Pooling=GlobalAveragePooling2D เหมือนกัน, จำนวน 20 epoch เท่ากัน, optimizer=adam เหมือนกันและทำการฝึกโมเดลโดยมีค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เท่ากับ 0.0001 ผลการทดลองของโมเดลต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 4.23 ซึ่งจะแสดงผลค่า Loss, Accuracy, Precision, และ Recall ของชุดข้อมูลชุดฝึกและชุดตรวจสอบ และ Accuracy, Precision, และ F1-score ของข้อมูลชุดทดสอบของการทดลองนี้

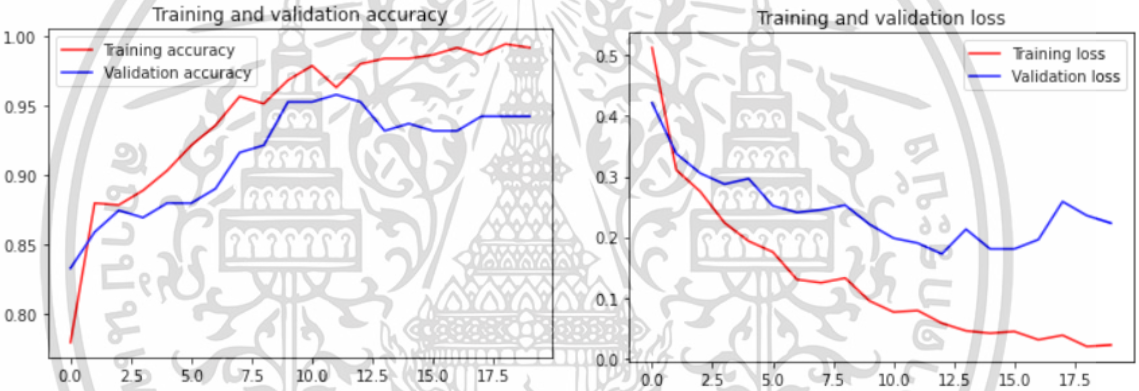
ตารางที่ 4.23 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 8 แบบของข้อมูลชุดตรวจสอบ

Architecture	Training Result				Validation Result			
	Loss	Acc	Precision	Recall	val_Loss	val_Acc	val_Precision	val_Recall
DenseNet121	0.0237	0.9909	0.922	1	0.1131	0.9688	0.8796	0.9896
Xception	0.022	0.9922	0.9896	0.9922	0.2232	0.9427	0.933	0.9427
InceptionResNetV2	0.4093	0.8333	0.7636	0.7487	0.3779	0.7656	0.8707	0.6667
InceptionV3	0.4141	0.8281	0.7832	0.7292	0.2541	0.9062	0.9474	0.8438
Lenet	0.3191	0.8711	0.7943	0.9049	0.2822	0.8906	0.8564	0.901
ResNet50	0.2039	0.9219	0.8647	0.8737	0.6076	0.599	0.6344	0.6146
VGG16	0.3944	0.849	0.7488	0.8073	0.4919	0.6927	0.6511	0.7969
VGG19	0.4402	0.8411	0.7715	0.7956	0.6531	0.8958	0.8958	0.8958

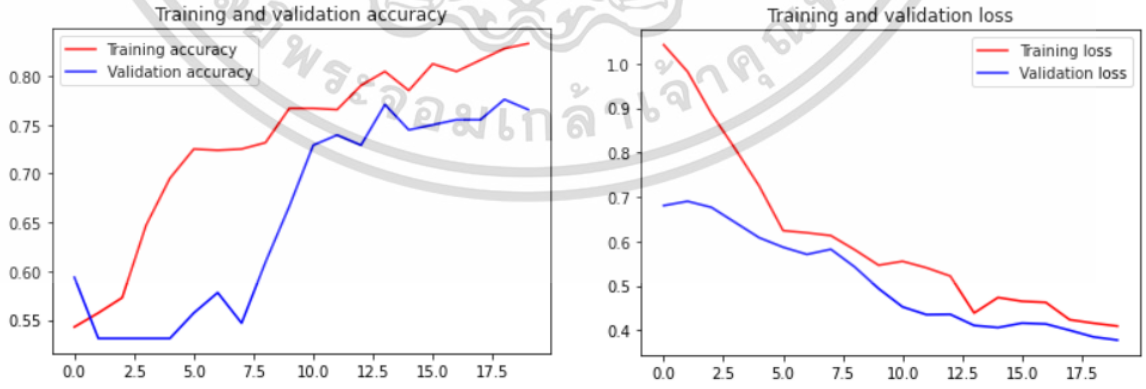
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก)

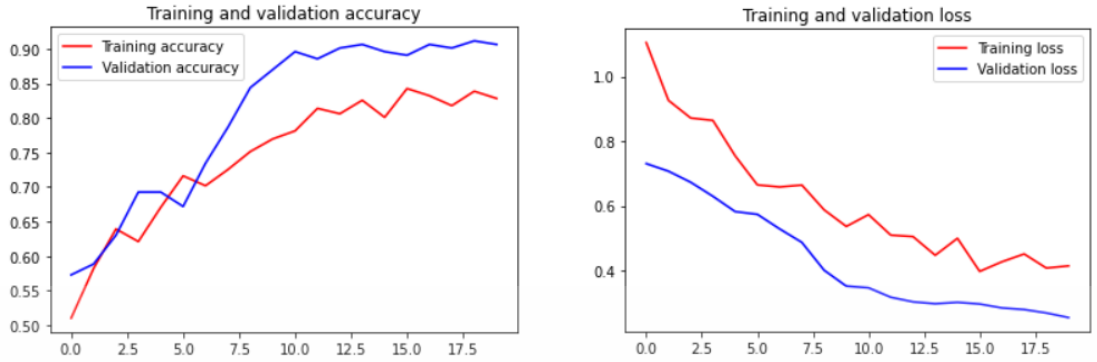


(ข)

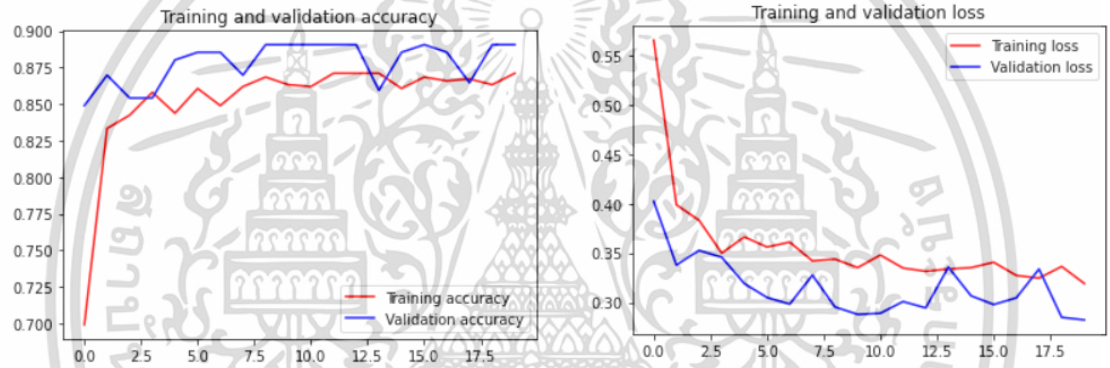


(ค)

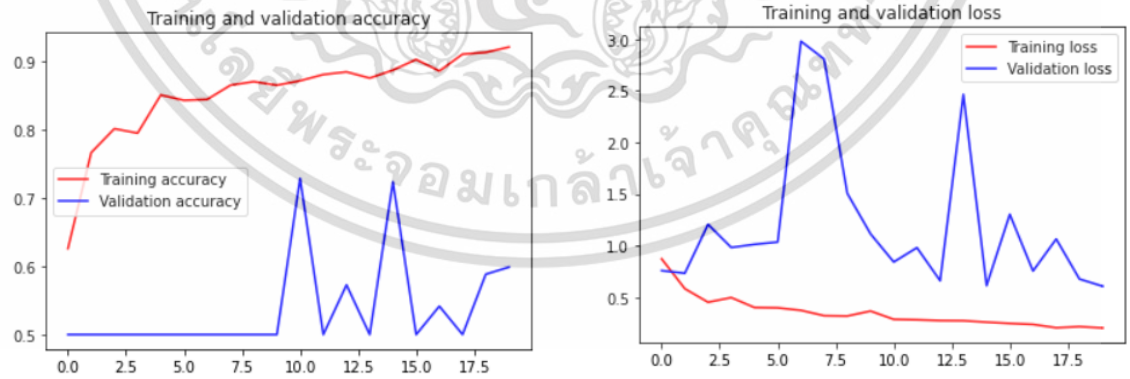
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ง)

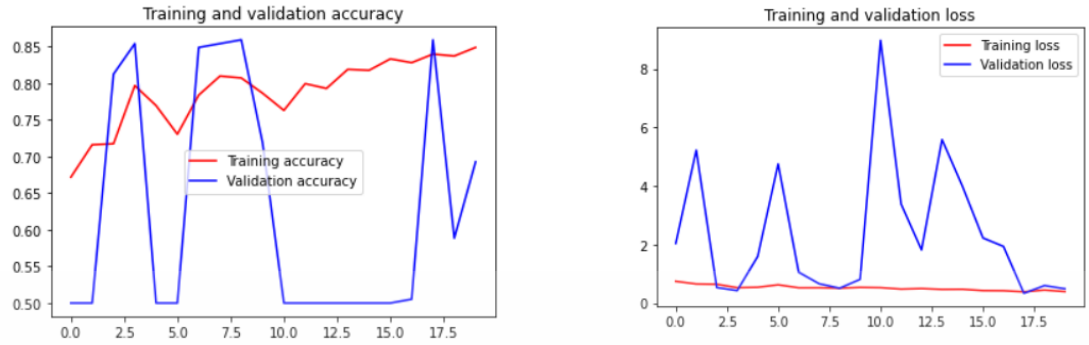


(จ)

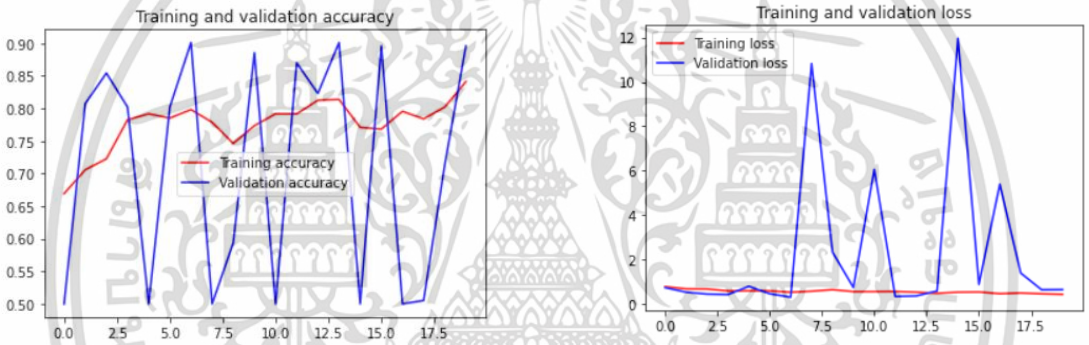


(ฉ)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ช)



(ซ)

รูปที่ 4.21 กราฟแสดงผลของ Training Accuracy และ Validation Accuracy ของแต่ละโมเดล (ก) DenseNet121 (ข) Xception (ค) InceptionResNetV2 (ง) InceptionV3 (จ) Lenet (ฉ) ResNet50 (ช) VGG16 และ (ซ) VGG19

จากรูปภาพที่ 4.21 เป็นกราฟแสดงผลของ Training Accuracy และ Validation Accuracy ทั้ง 8 แบบจำลอง ในการจำแนกรอยโรคในช่องปาก รูปภาพที่ 4.21(ก) แบบจำลอง DenseNet121 มีค่า Validation Accuracy ประมาณ 96.88% และมีค่า Validation Loss เท่ากับ 0.1131 รูปภาพที่ 4.21(ข) โมเดล Xception มีค่า Validation Accuracy ประมาณ 94.27% และมีค่า Validation Loss เท่ากับ 0.2232 รูปภาพที่ 4.21 (ค) แบบจำลอง InceptionResNetV2 มีค่า Validation Accuracy ประมาณ 76.56% และมีค่า Validation Loss เท่ากับ 0.3779 รูปที่ 4.21 (ง) โมเดล InceptionV3 มีค่า Validation Accuracy ประมาณ 90.62% และมีค่า Validation Loss เท่ากับ 0.2541 รูปภาพที่ 4.21(จ)

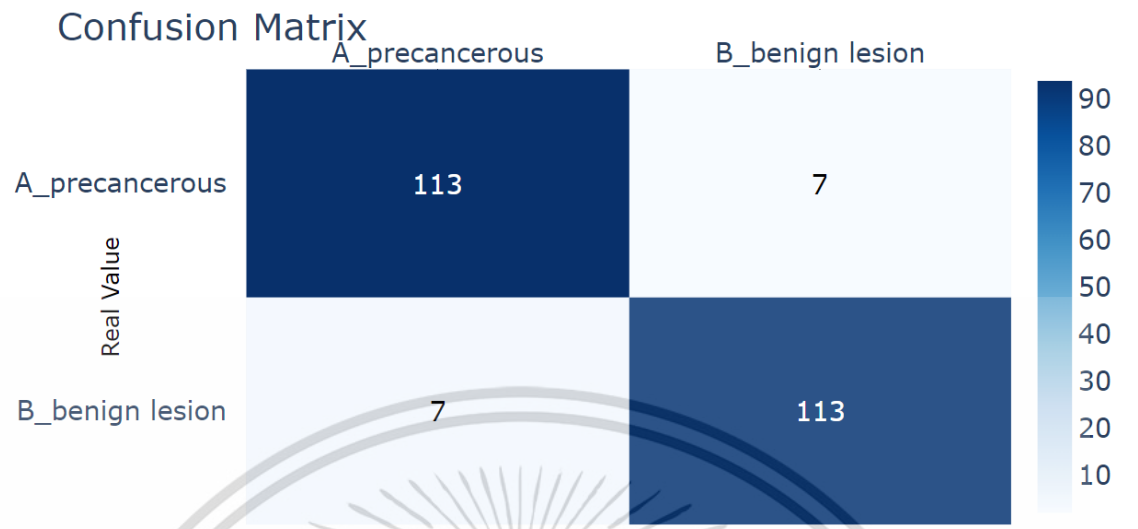
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โมเดล LeNet มีค่า Validation Accuracy ประมาณ 89.06% และมีค่า Validation Loss เท่ากับ 0.2822 รูปภาพที่ 4.21(ฉ) โมเดล ResNet50 มีค่า Validation Accuracy ประมาณ 59.9% และมีค่า Validation Loss เท่ากับ 0.6076 รูปภาพที่ 5(ช) แบบจำลอง VGG16 มีค่า Validation Accuracy ประมาณ 69.27% และมีค่า Validation Loss เท่ากับ 0.4919 รูปภาพที่ 4.21(ซ) แบบจำลอง VGG19 มีค่า Validation Accuracy ประมาณ 89.58% และมีค่า Validation Loss เท่ากับ 0.6531 จากรูปภาพที่ 4.21(ก) – (ซ) สรุปได้ว่า แบบจำลอง DenseNet121 มีค่า Validation Accuracy มากที่สุด รองลงมาคือ Xception ส่วนแบบจำลองที่มีค่า Validation Accuracy ต่ำที่สุดคือ ResNet50

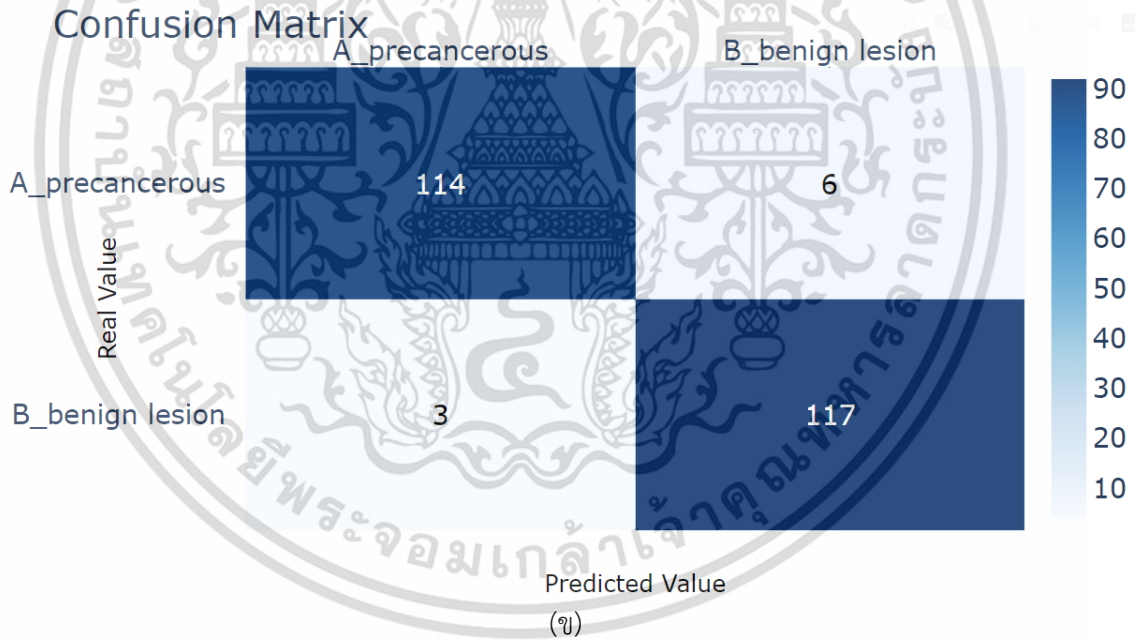
ตารางที่ 4.24 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 8 แบบของข้อมูลชุดทดสอบ

Architecture	Test Result		
	Test_Acc	Test_Precision	Test_F1score
DenseNet121	0.9416	0.9416	0.9416
Xception	0.9625	0.9627	0.9624
InceptionResNetV2	0.7833	0.808	0.7788
InceptionV3	0.8833	0.8993	0.8821
Lenet	0.8708	0.8906	0.8691
ResNet50	0.7	0.7344	0.6885
VGG16	0.7041	0.7636	0.6864
VGG19	0.9083	0.9225	0.9075

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

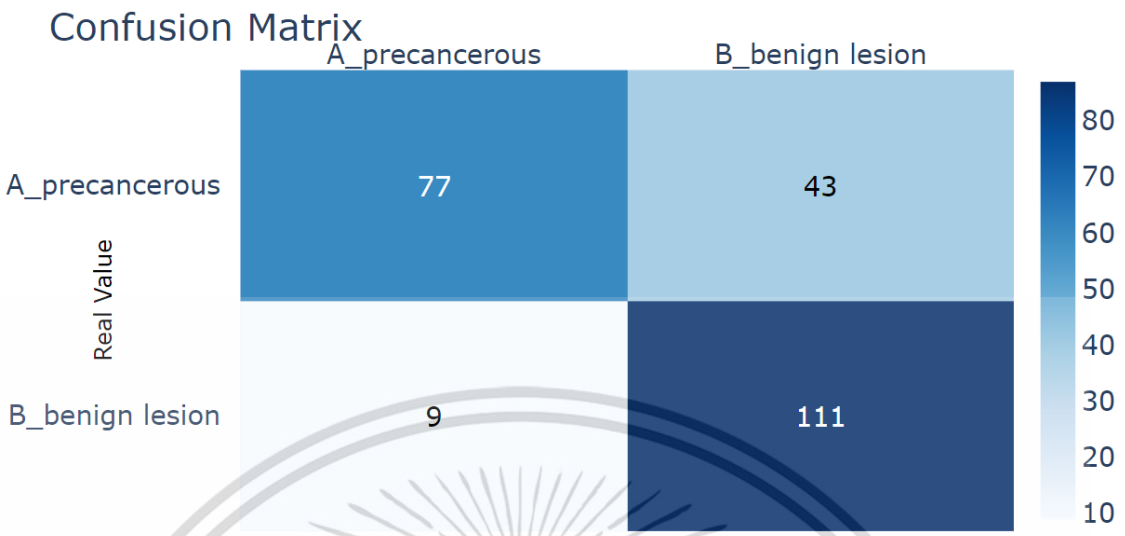


(ก)

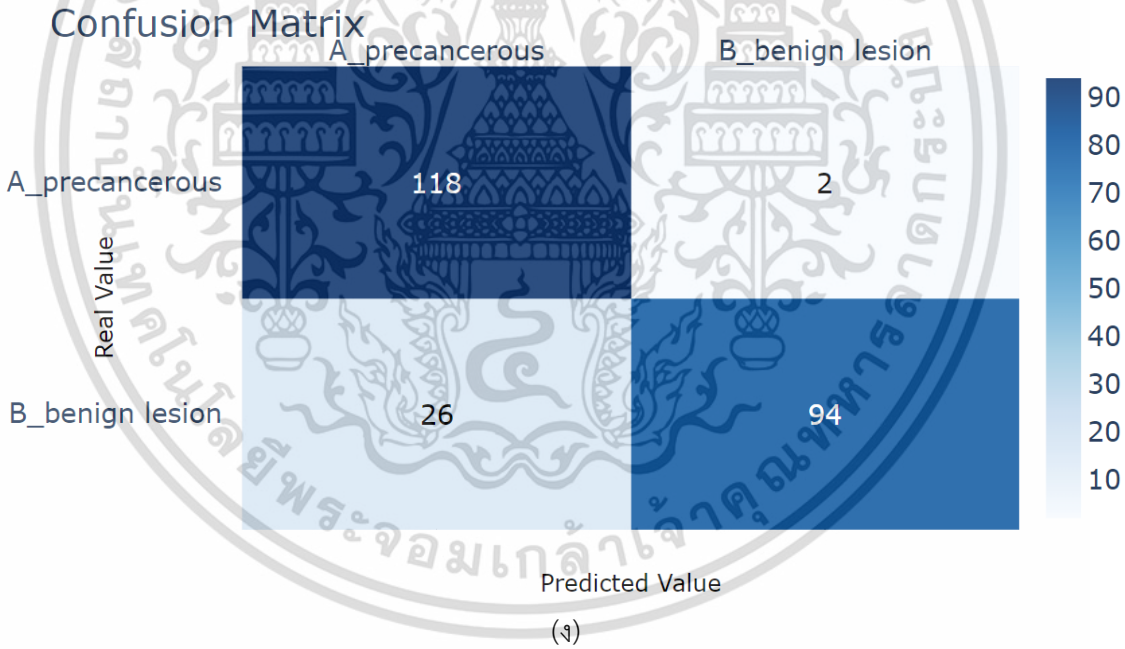


(ข)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

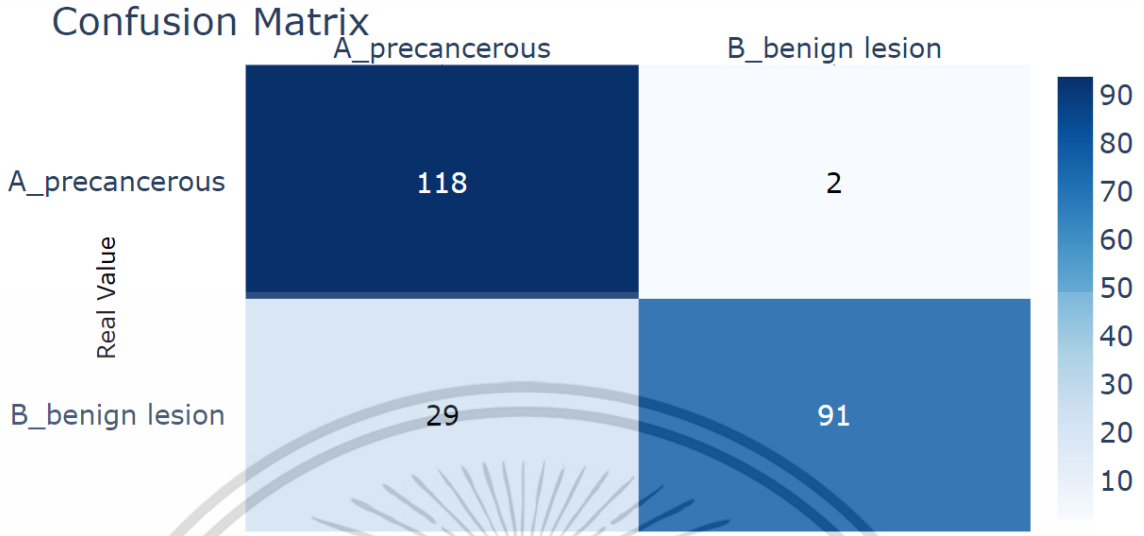


(ค)

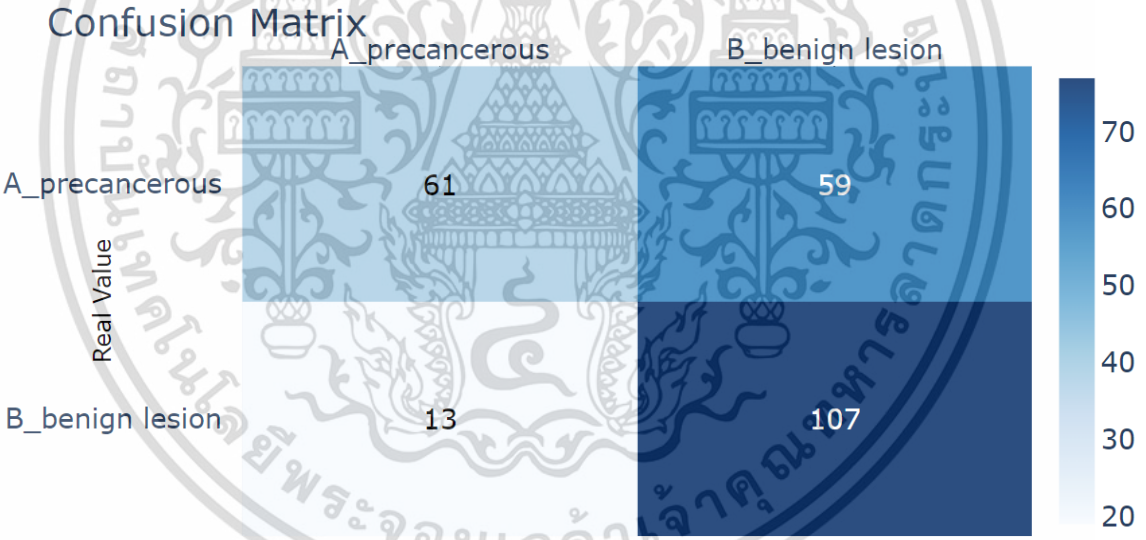


(ง)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

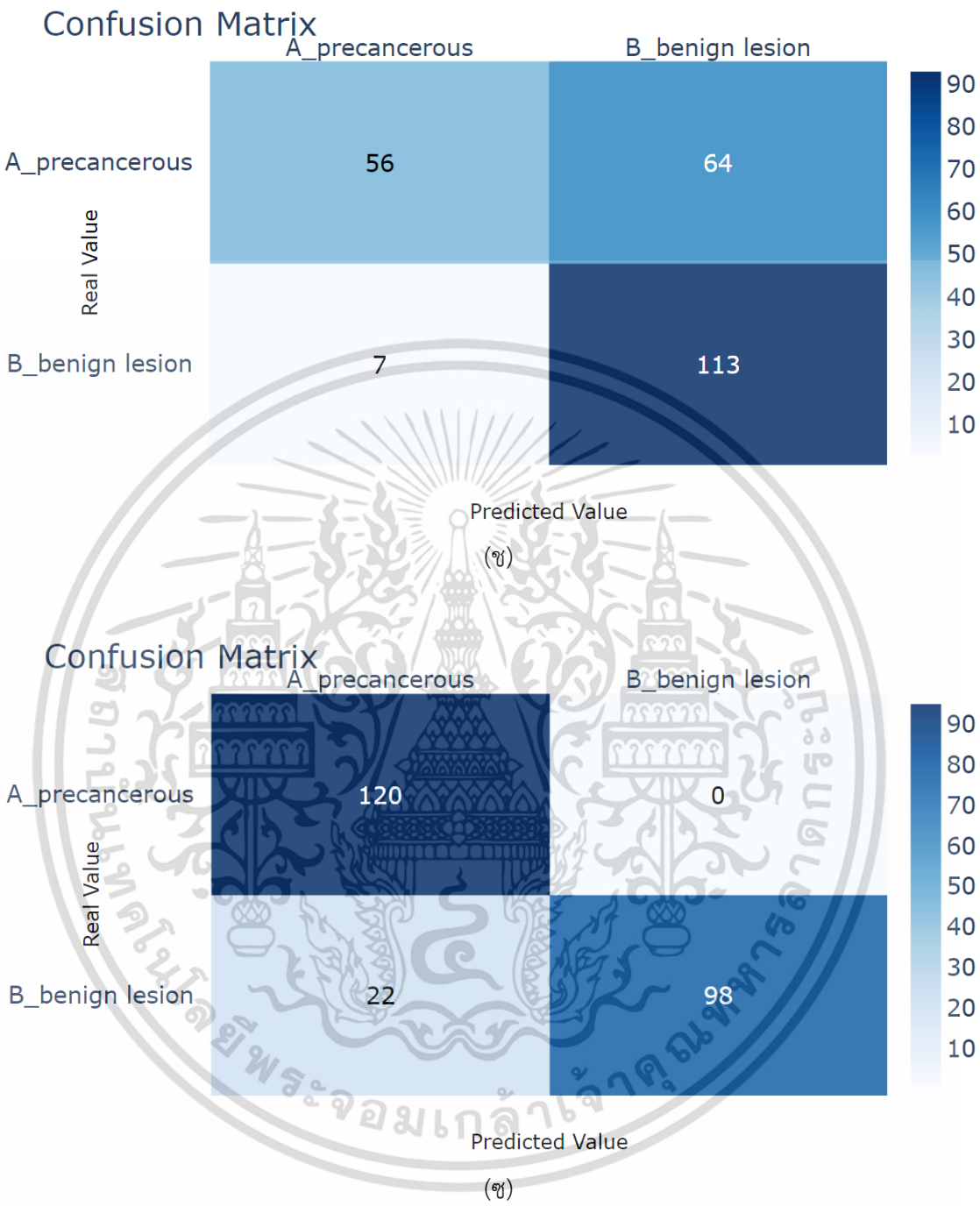


(จ)



(ฉ)

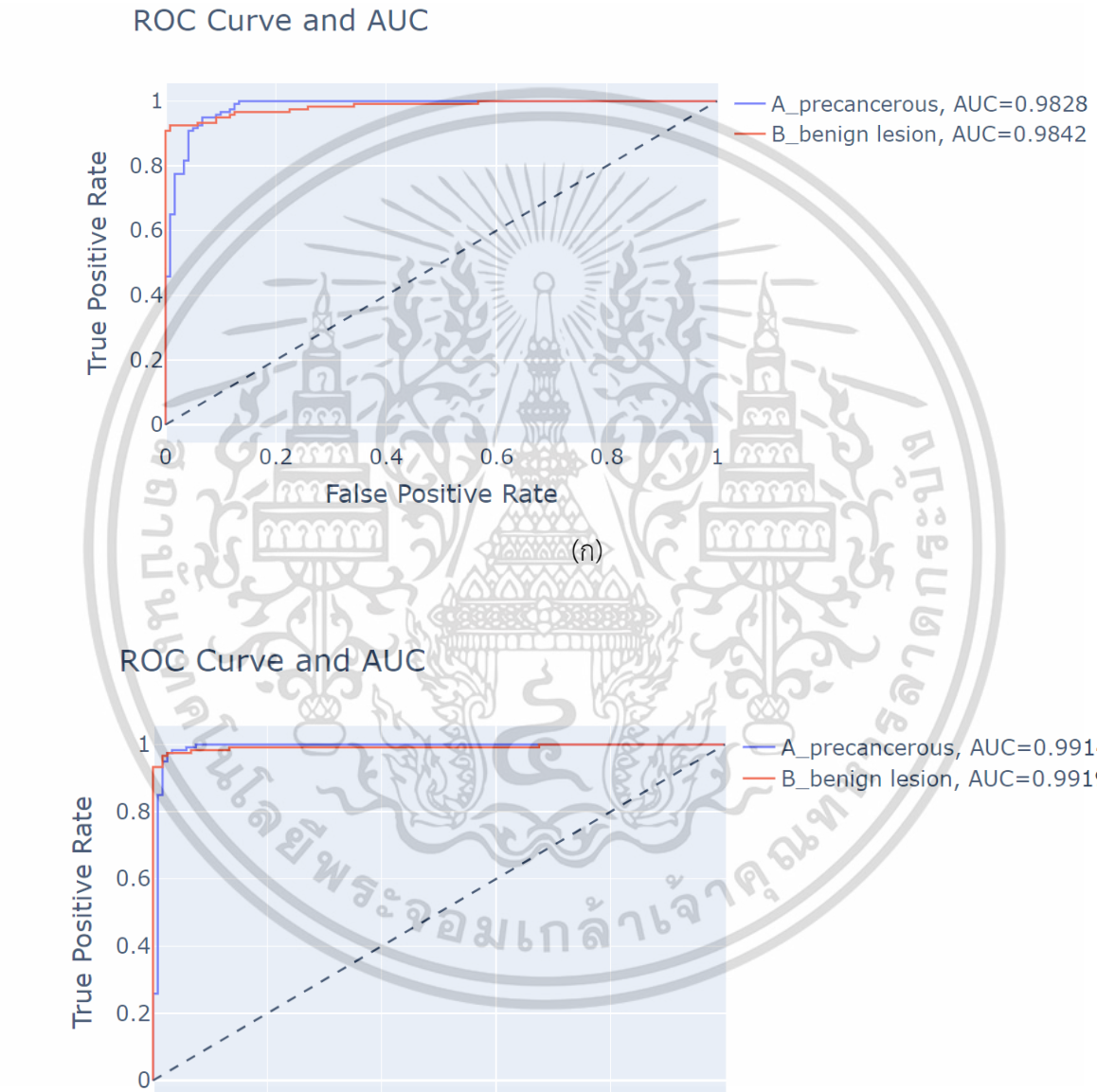
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



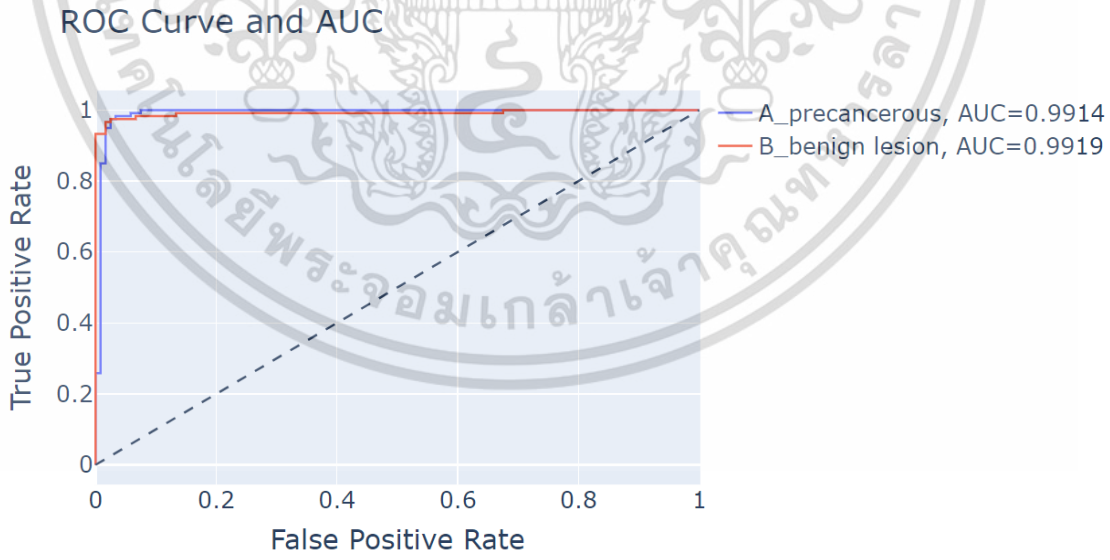
รูปที่ 4.22 แสดงผล Confusion matrix ของชุดข้อมูลชุดทดสอบแต่ละโมเดล (ก) DenseNet121 (ข) Xception (ค) InceptionResNetV2 (ง) InceptionV3 (จ) Lenet (ฉ) ResNet50 (ช) VGG16 และ (ซ) VGG19

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปภาพที่ 4.22 ในส่วนนี้จะเป็นการแสดงผล Confusion matrix ซึ่งเป้นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 8 แบบ Confusion matrix ถูกสร้างขึ้นมาจากแบบจำลองที่ต่างกันซึ่งถูกทดสอบโดยใช้ข้อมูลจาก Testing data ซึ่งถูกสุ่มมาเป็นจำนวน 240 ภาพ

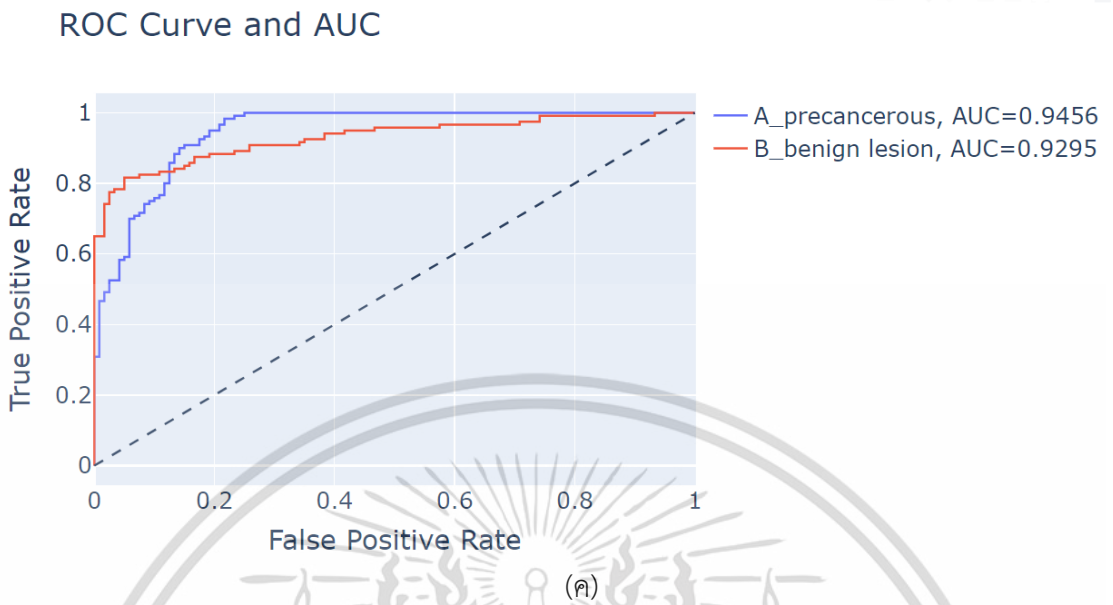


(ก)

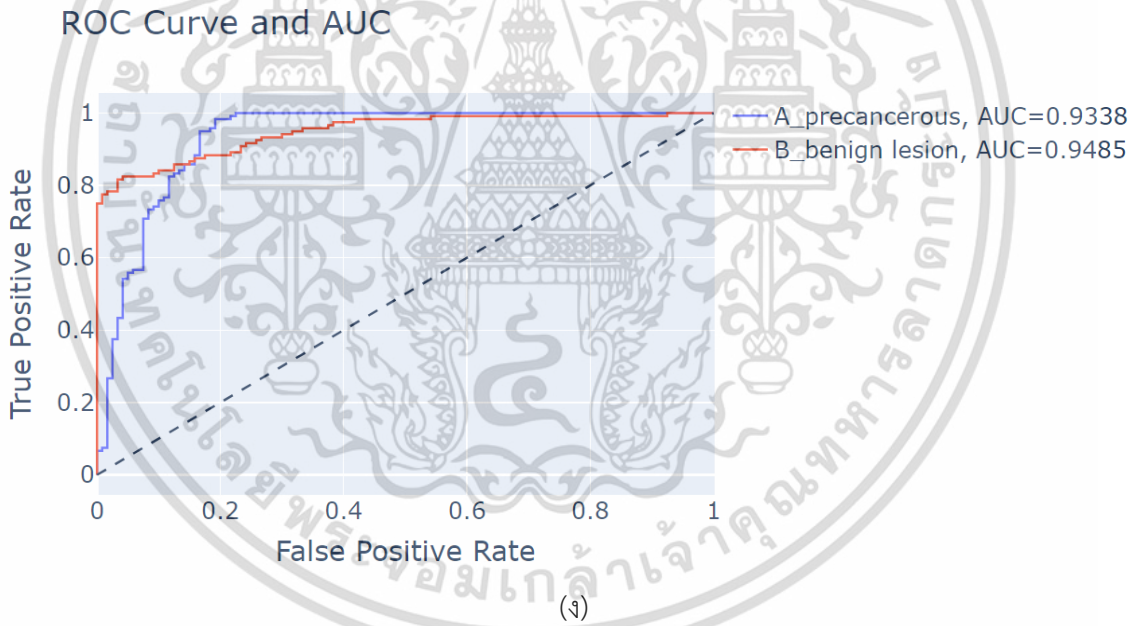


(ข)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

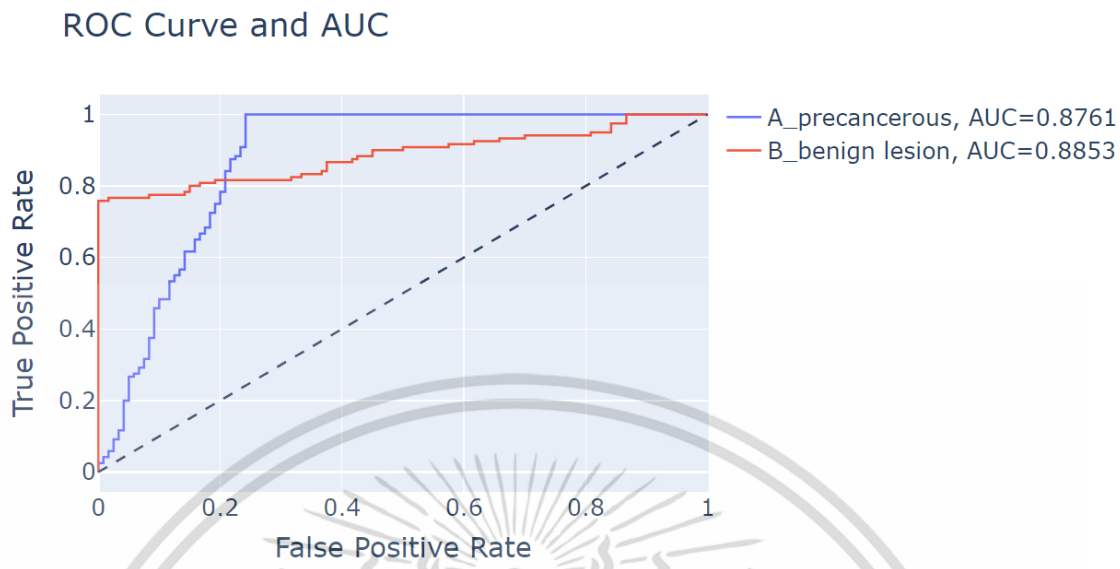


(ค)

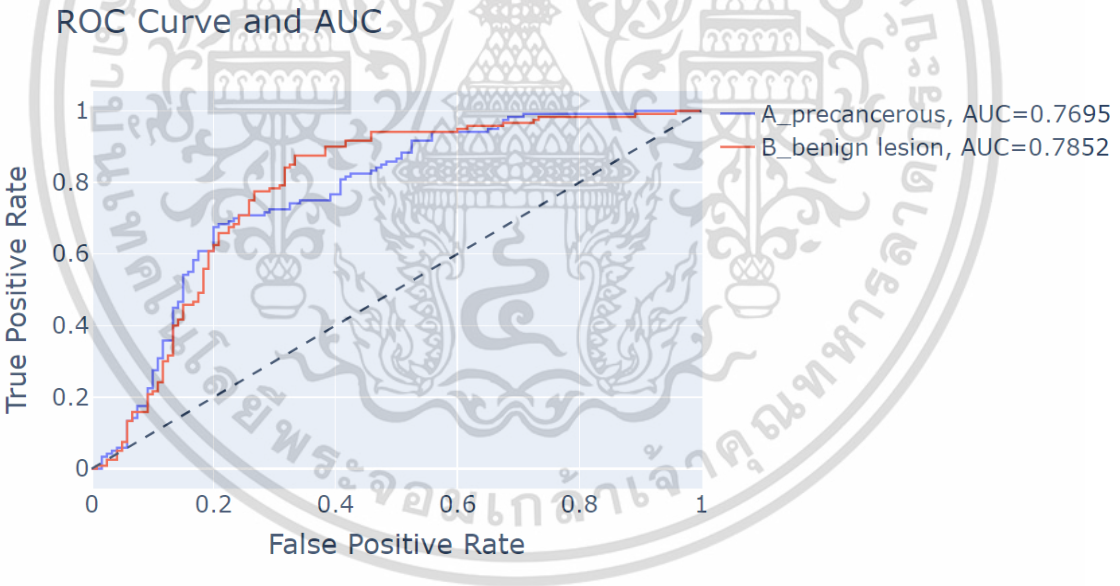


(ง)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

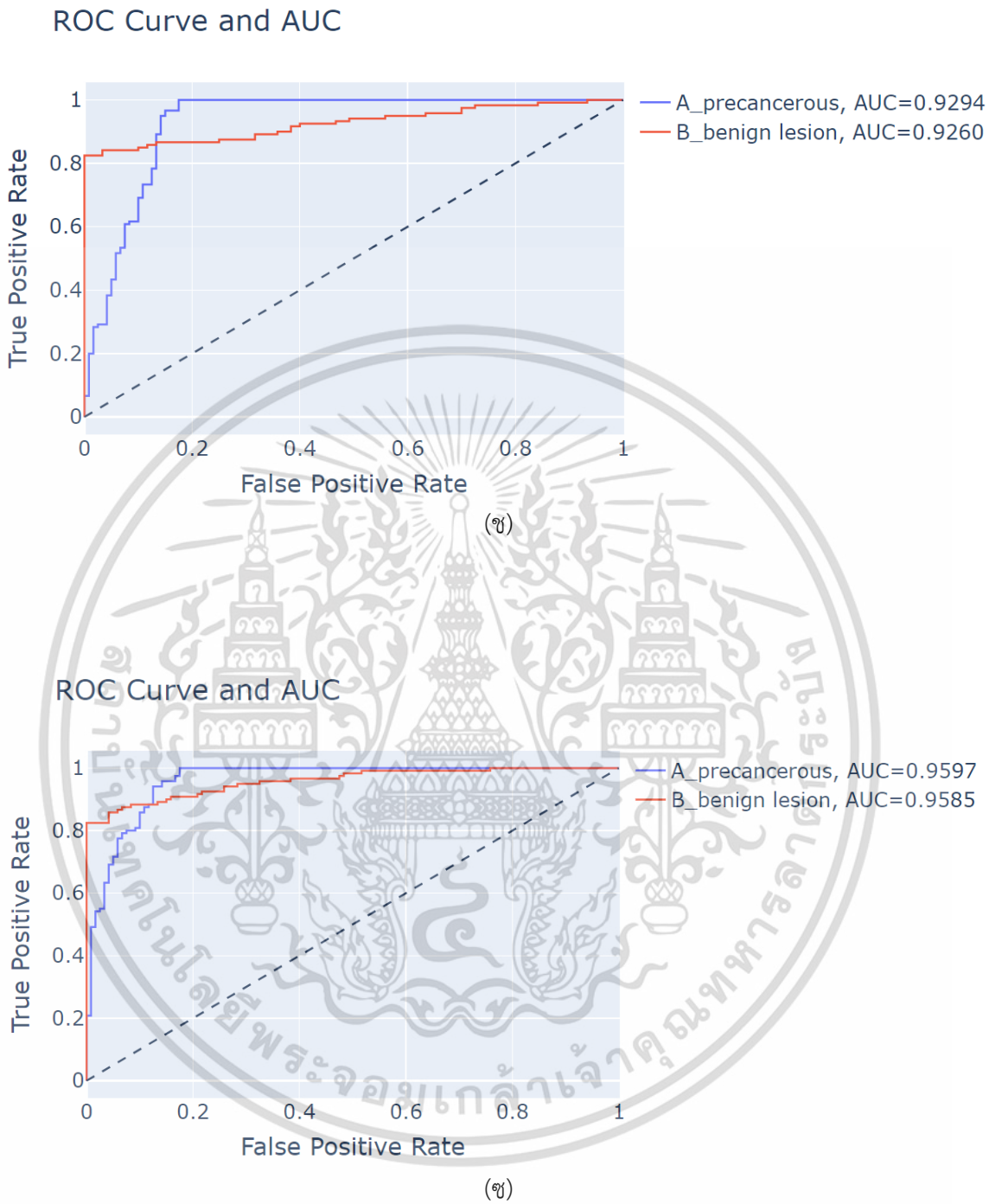


(จ)



(ฉ)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปภาพที่ 4.23 แสดงผล AUC ROC Curve ของข้อมูลชุดทดสอบของแต่ละแบบจำลอง (ก) DenseNet121 (ข) Xception (ค) InceptionResNetV2 (ง) InceptionV3 (จ) Lenet (ฉ) ResNet50 (ช) VGG16 และ (ซ) VGG19

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

AUC ROC Curve ก็เป็นอีกหนึ่งวิธีในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองเช่นกัน หาก AUC มีค่ามาก นั่นหมายความว่าความน่าจะเป็นในการทำนายคลาสจะถูกต้องนั้นสูง

จากรูปที่ 4.23(ก) – (ซ) และตารางที่ 4.24 จะเห็นได้ว่าแบบจำลอง Xception และ DenseNet121 มีค่า AUC สูงที่สุด ส่วนแบบจำลองที่มีค่า AUC ต่ำที่สุดนั่นก็คือ แบบจำลอง ResNet50

ตารางที่ 4.24 ค่า AUC ของข้อมูลชุดทดสอบ (Testing data) ในแต่ละแบบจำลอง

Architecture	Test data result	
	AUC	
	Precancerous	Benign lesion
DenseNet121	0.9828	0.9842
Xception	0.9914	0.9919
InceptionResNetV2	0.9456	0.9295
InceptionV3	0.9338	0.9485
Lenet	0.8908	0.9031
ResNet50	0.7695	0.7852
VGG16	0.9294	0.926
VGG19	0.9597	0.9585

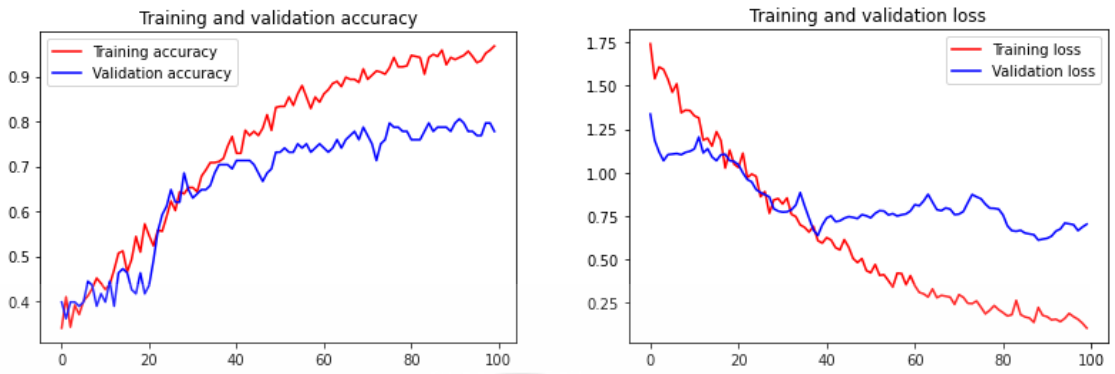
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 1.7 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 3 คลาส ได้แก่ รอยโรคสีขาว (White lesion) ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Linea alba และ Other white, รอยแผล (Ulcer) และ ช่องปากปกติ (Normal) **ชุดข้อมูลชุดที่ 8** ฝึกโมเดลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 10 โมเดล ได้แก่ DenseNet121, DenseNet169, DenseNet201, InceptionResNetV2, InceptionV3, Lenet, ResNet50, VGG16, VGG19, และ Xception ภายใต้ Pooling=GlobalAveragePooling2D เหมือนกัน, จำนวน 100 epoch เท่ากัน, optimizer=adam เหมือนกันและทำการฝึกโมเดลโดยมีค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) เท่ากับ 0.0001 ผลการทดลองของโมเดลต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 4.25 ซึ่งจะแสดงผลค่า Loss, Accuracy, Precision, และ Recall ของชุดข้อมูลชุดฝึกและชุดตรวจสอบ และค่า AUC ของข้อมูลชุดตรวจสอบแสดงดังตารางที่ 4.26 นอกจากนี้กราฟแสดงผลการฝึกโมเดลของผลการทดลองที่ 1.7 ของข้อมูลชุดตรวจสอบแสดงดังรูปที่ 4.24 Confusion matrix ของข้อมูลชุดตรวจสอบแสดงดังรูปที่ 4.25 และ ROC curve – AUC ของข้อมูลชุดตรวจสอบแสดงดังรูปที่ 4.26

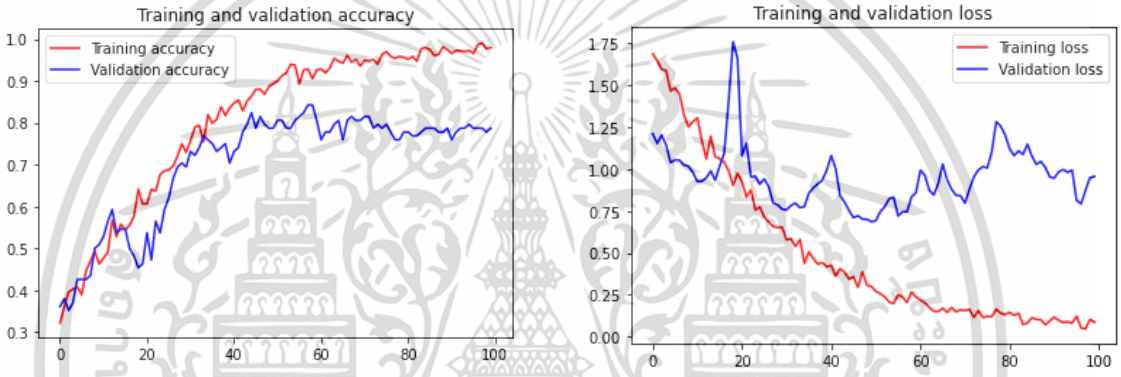
ตารางที่ 4.25 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 10 แบบของข้อมูลชุดตรวจสอบ

Architecture	Training Result					Validation Result				
	Loss	Acc	Precision	Recall	F1-score	val_Loss	val_Acc	val_Precision	val_Recall	val_F1-score
DenseNet121	0.141	0.956	0.9602	0.9491	0.9546	0.6751	0.7778	0.7778	0.7778	0.7778
DenseNet169	0.0883	0.9792	0.979	0.9722	0.9756	0.9557	0.787	0.785	0.7778	0.7814
DenseNet201	0.0741	0.9792	0.9814	0.9792	0.9803	0.6551	0.8056	0.8365	0.8056	0.8208
Xception	0.1832	0.9306	0.9368	0.9259	0.9313	0.9473	0.75	0.7547	0.7407	0.7476
InceptionResNetV2	0.2721	0.8889	0.905	0.8819	0.8933	5.8094	0.8426	0.875	0.8426	0.8585
InceptionV3	0.7271	0.713	0.7362	0.6782	0.7060	0.7748	0.6574	0.7097	0.6111	0.6567
EfficientnetB7	0.1438	0.9598	0.9677	0.9483	0.9579	0.5802	0.8021	0.8232	0.776	0.7989
ResNet50	0.0737	0.9745	0.9768	0.9745	0.9756	0.5665	0.8241	0.8302	0.8148	0.8224
VGG16	0.5752	0.7801	0.817	0.7546	0.7846	1.0863	0.5556	0.5556	0.5556	0.5556
VGG19	0.7783	0.669	0.6987	0.6065	0.6493	1.6072	0.4352	0.4466	0.4259	0.4360

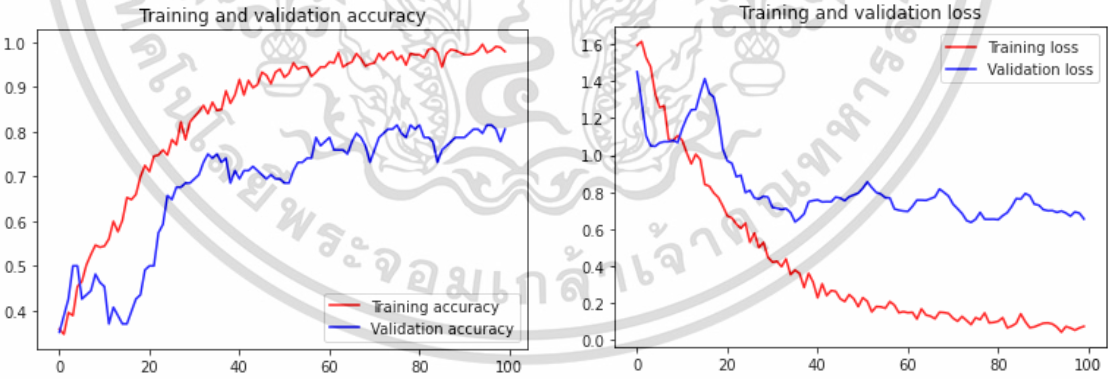
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก)

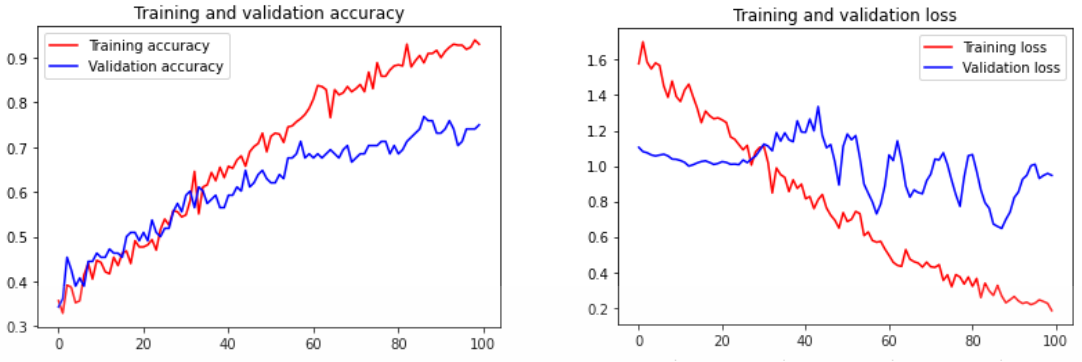


(ข)

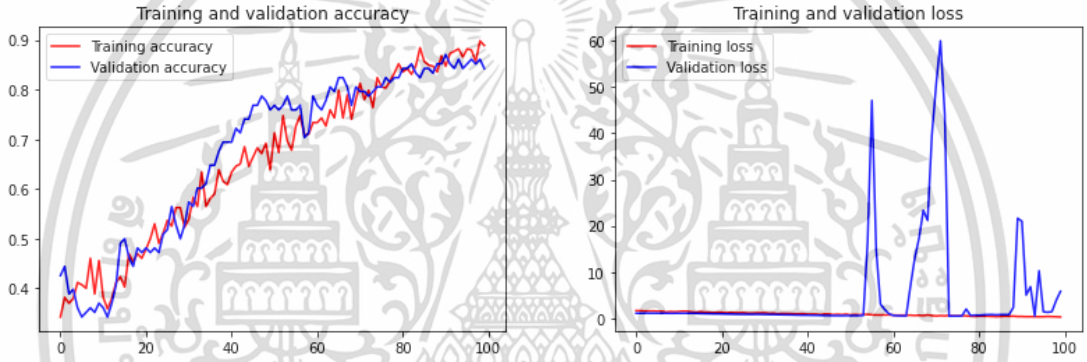


(ค)

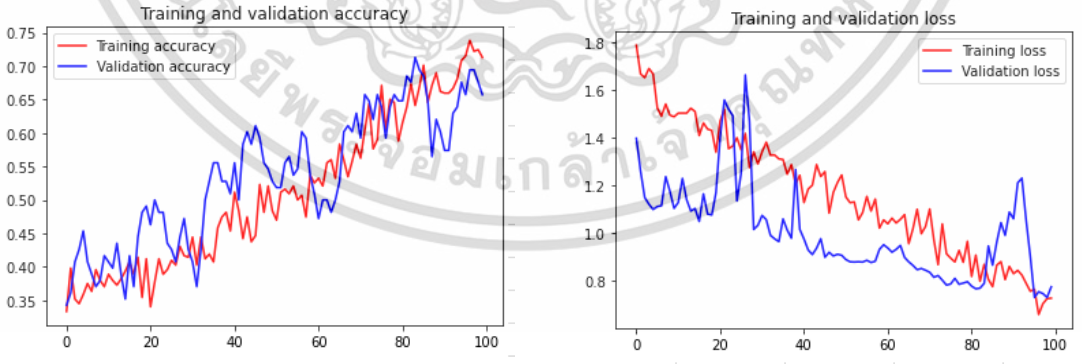
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ง)

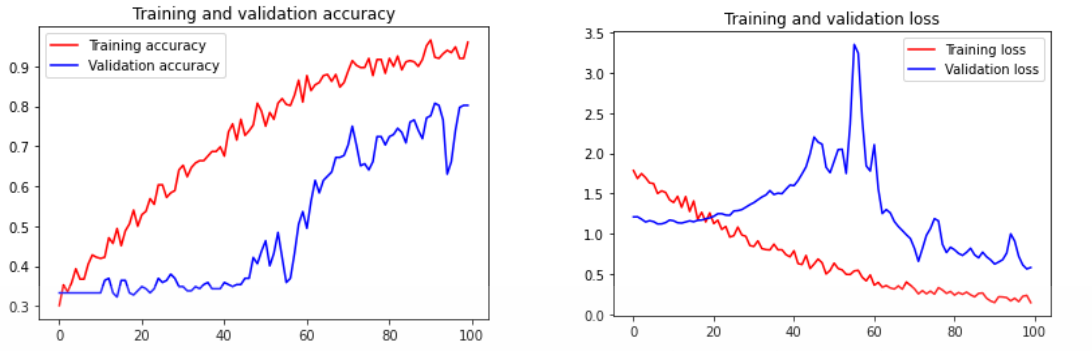


(จ)

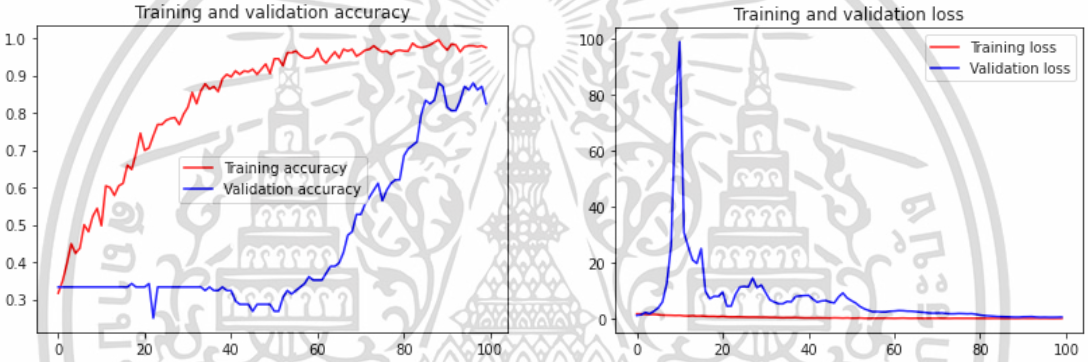


(ฉ)

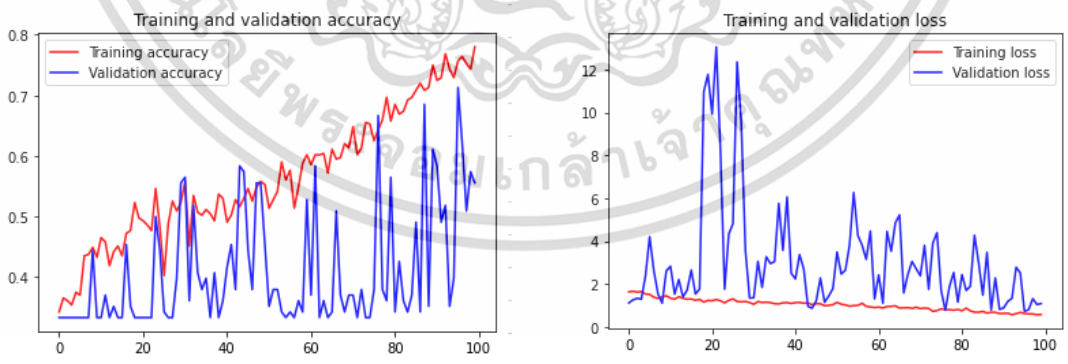
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ช)

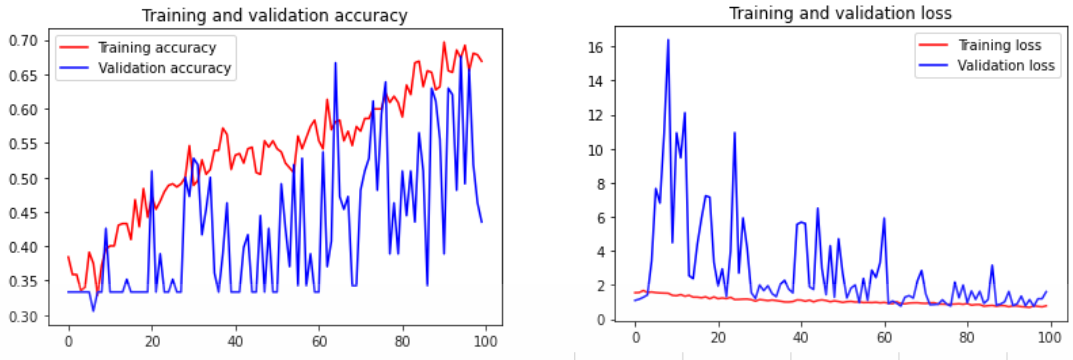


(ซ)



(ฌ)

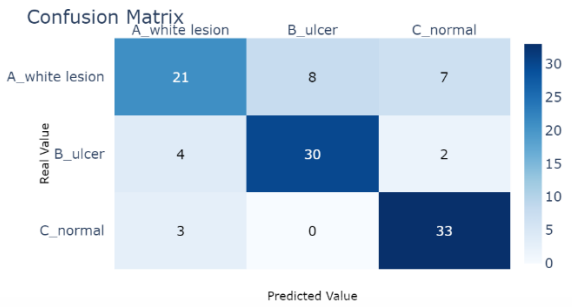
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



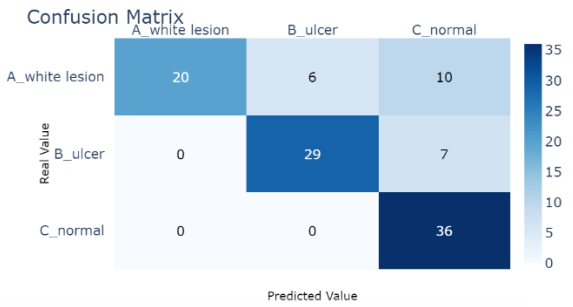
(ญ)

รูปที่ 4.24 กราฟแสดงผลการฝึกโมเดลของผลการทดลองที่ 1.7 ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ซ้ายมือ) และ กราฟแสดงผลการฝึกโมเดลของผลการทดลองที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Loss (สีแดง) และ Validation Loss (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ขวามือ) (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet169, (ค) DenseNet201, (ง) Xception, (จ) InceptionResNetV2, (ฉ) InceptionV3, (ช) EfficientnetB7, (ซ) ResNet50, (ฌ) VGG16, และ (ญ) VGG19

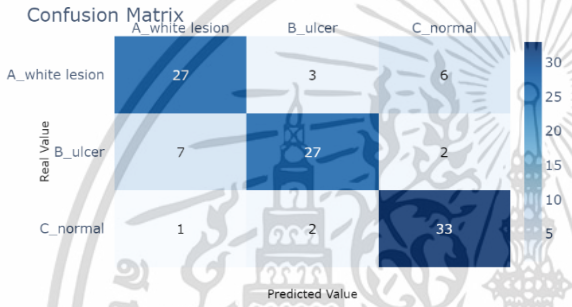
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



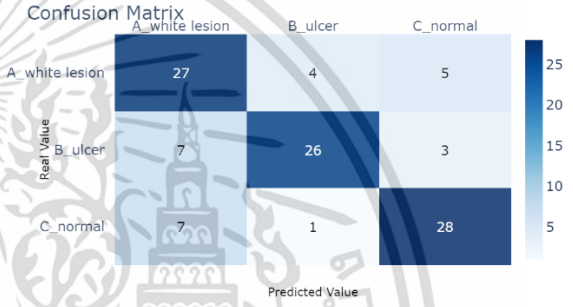
(ก)



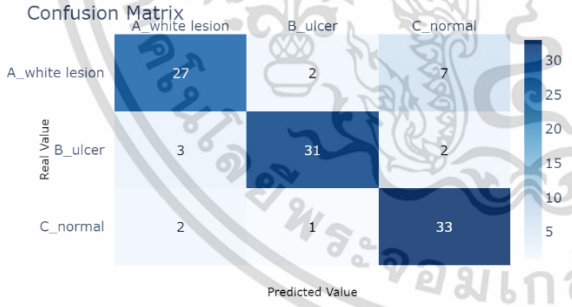
(ข)



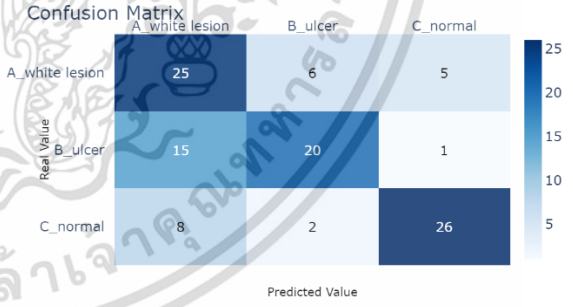
(ค)



(ง)

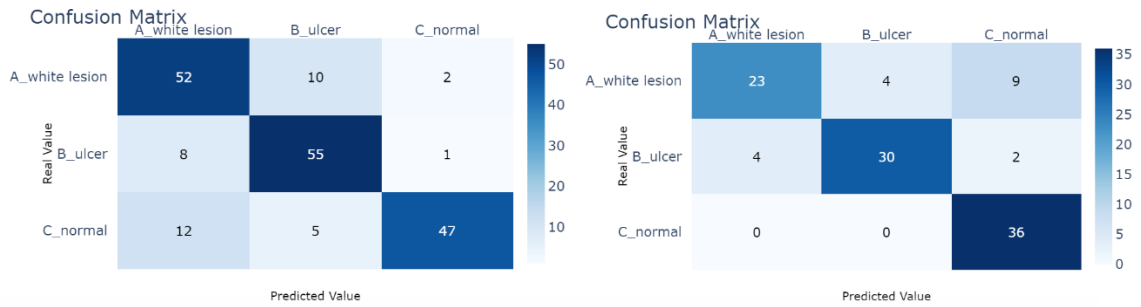


(จ)

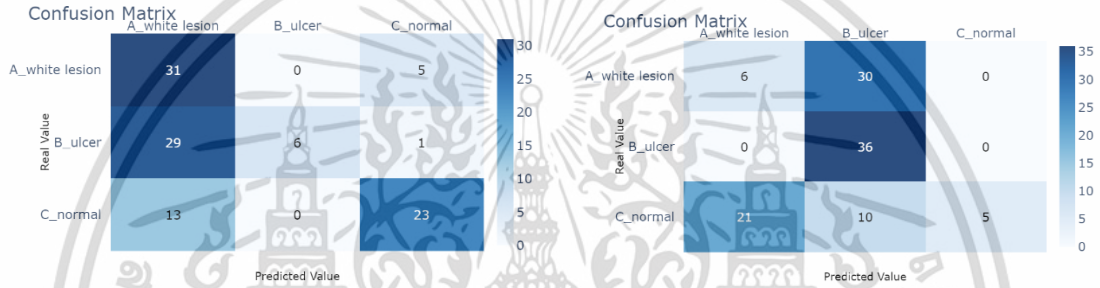


(ฉ)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



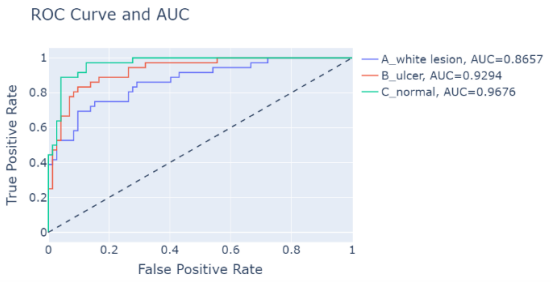
(ช) (ซ)



(ฌ) (ญ)

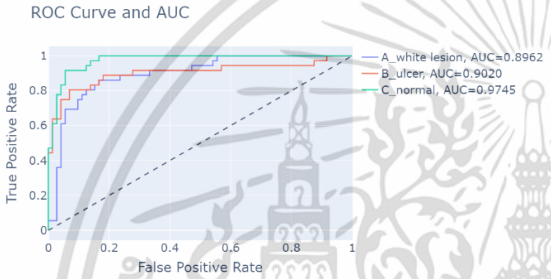
รูปที่ 4.25 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบของโมเดล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet169, (ค) DenseNet201, (ง) Xception, (จ) InceptionResNetV2, (ฉ) InceptionV3, (ช) EfficientnetB7, (ซ) ResNet50, (ฌ) VGG16, และ (ญ) VGG19

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

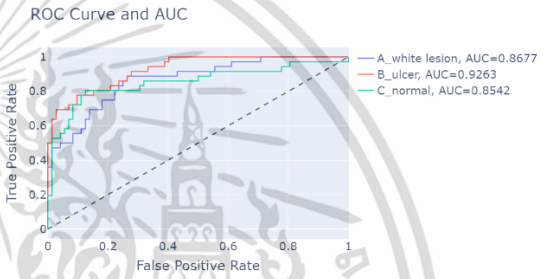


(ก)

(ข)

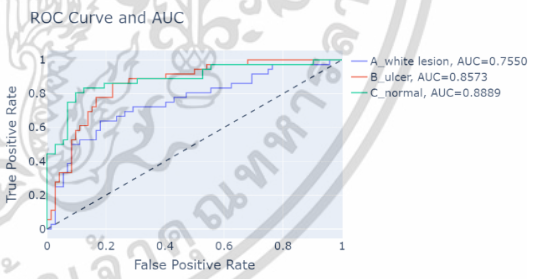


(ค)



(ง)

(จ)

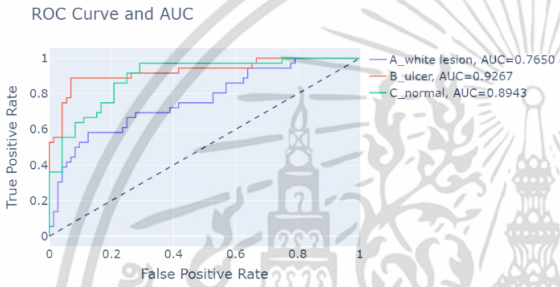


(ฉ)

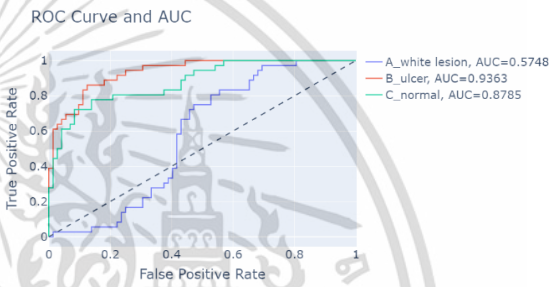
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(ช)

(ซ)



(ฌ)



(ญ)

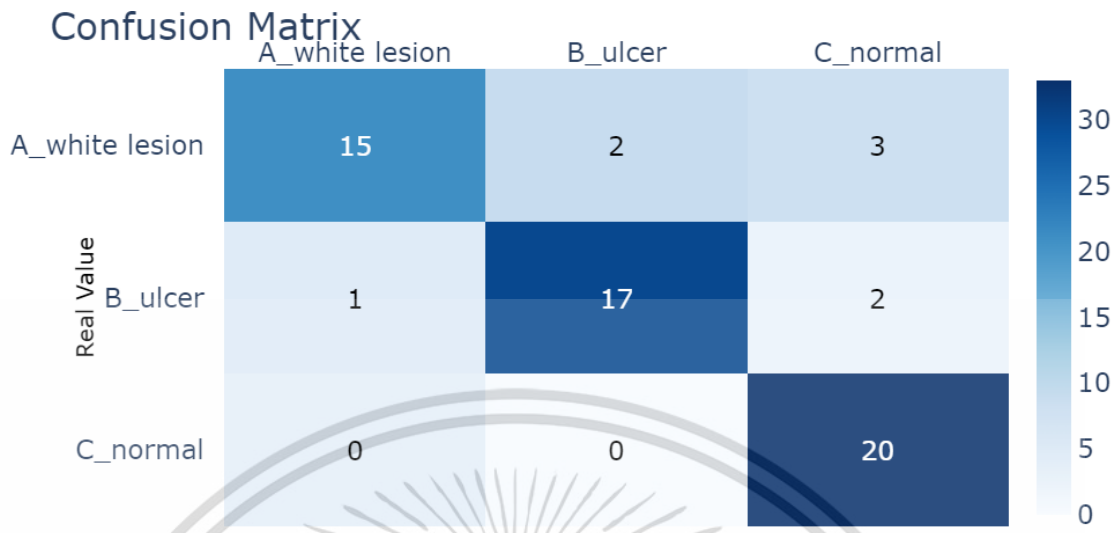
รูปที่ 4.26 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบของโมเดล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet169, (ค) DenseNet201, (ง) Xception, (จ) InceptionResNetV2, (ฉ) InceptionV3, (ช) EfficientnetB7, (ซ) ResNet50, (ฌ) VGG16, และ (ญ) VGG19

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

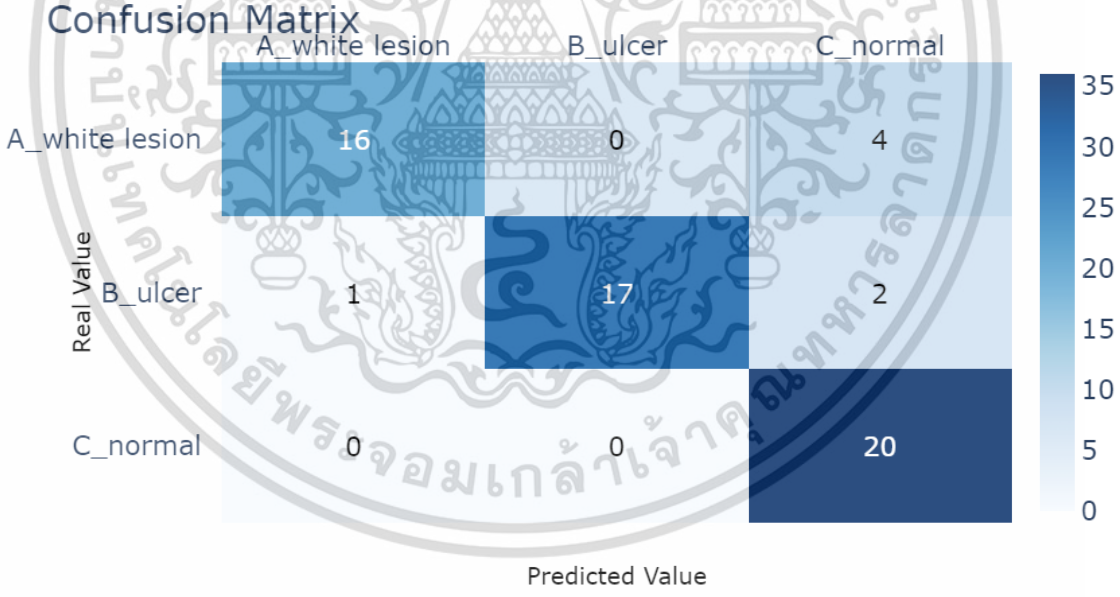
ตารางที่ 4.26 แสดงผลการทดลองที่แสดงค่า AUC ของโมเดลทั้ง 10 แบบของข้อมูลชุดตรวจสอบ

Architecture	Validation Result		
	AUC		
	A_White lesion	B_Ulcer	C_Normal
DenseNet121	0.8657	0.9294	0.9676
DenseNet169	0.9055	0.9313	0.9583
DenseNet201	0.8962	0.902	0.9745
Xception	0.8677	0.9263	0.8542
InceptionResNetV2	0.9352	0.968	0.9398
InceptionV3	0.755	0.8573	0.8889
EfficientnetB7	0.9131	0.937	0.9482
ResNet50	0.912	0.9734	0.9846
VGG16	0.765	0.9267	0.8943
VGG19	0.5748	0.9363	0.8785

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

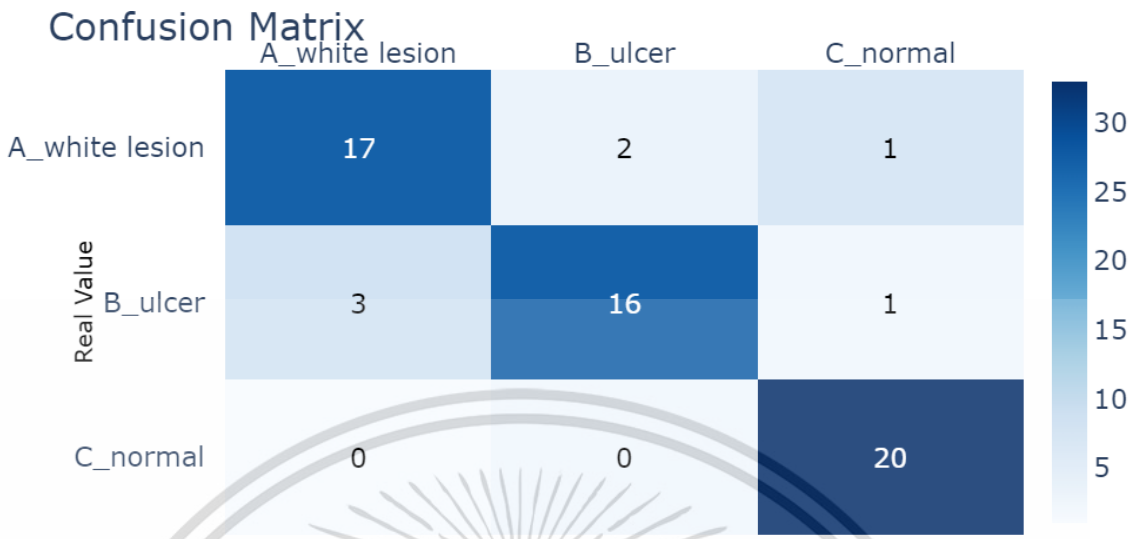


(ก)

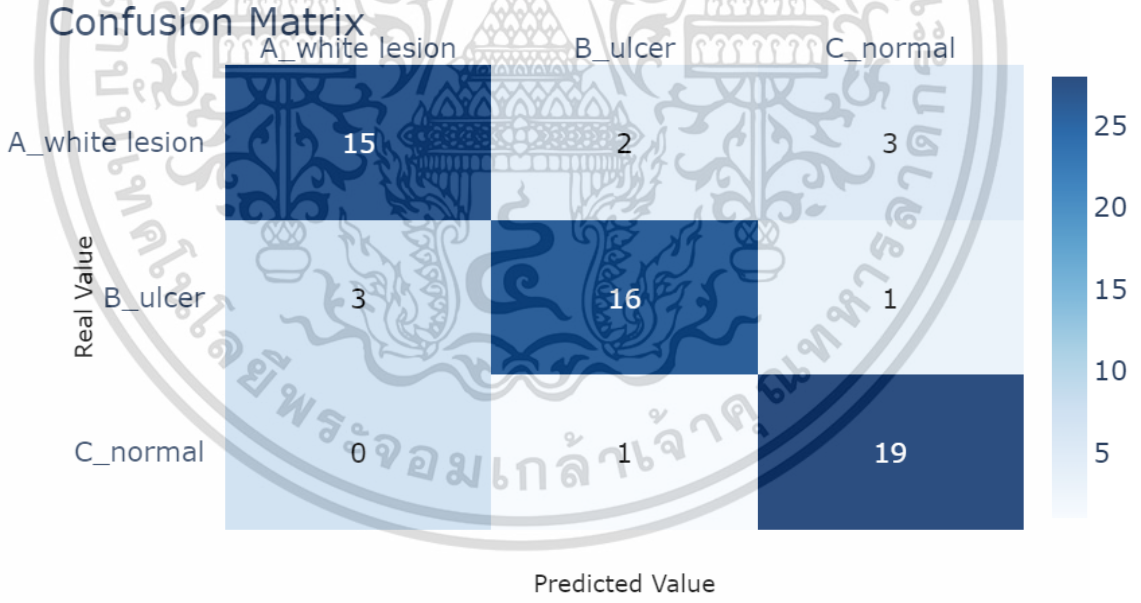


(ข)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

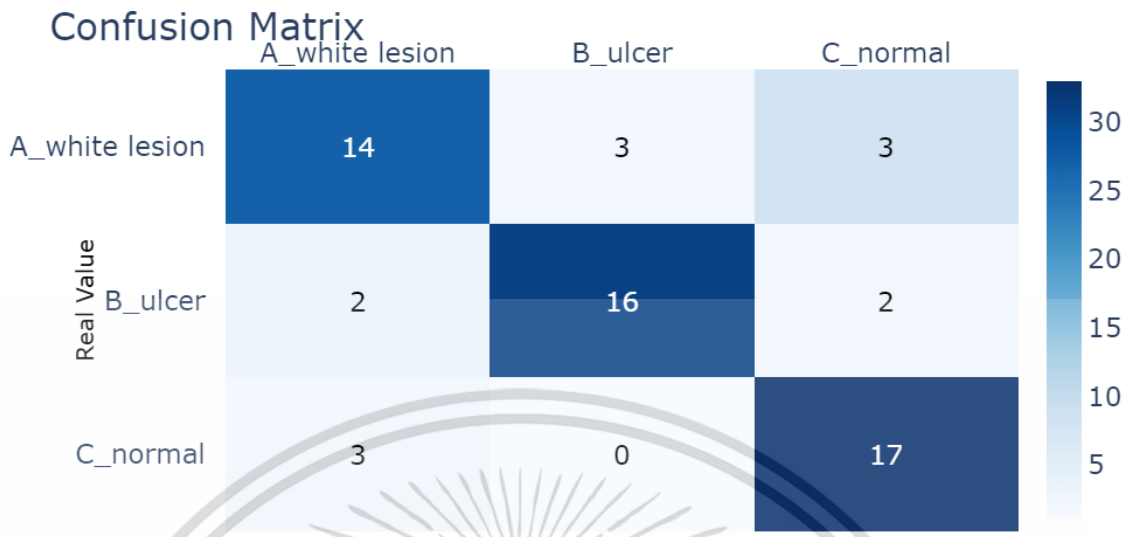


(ค)

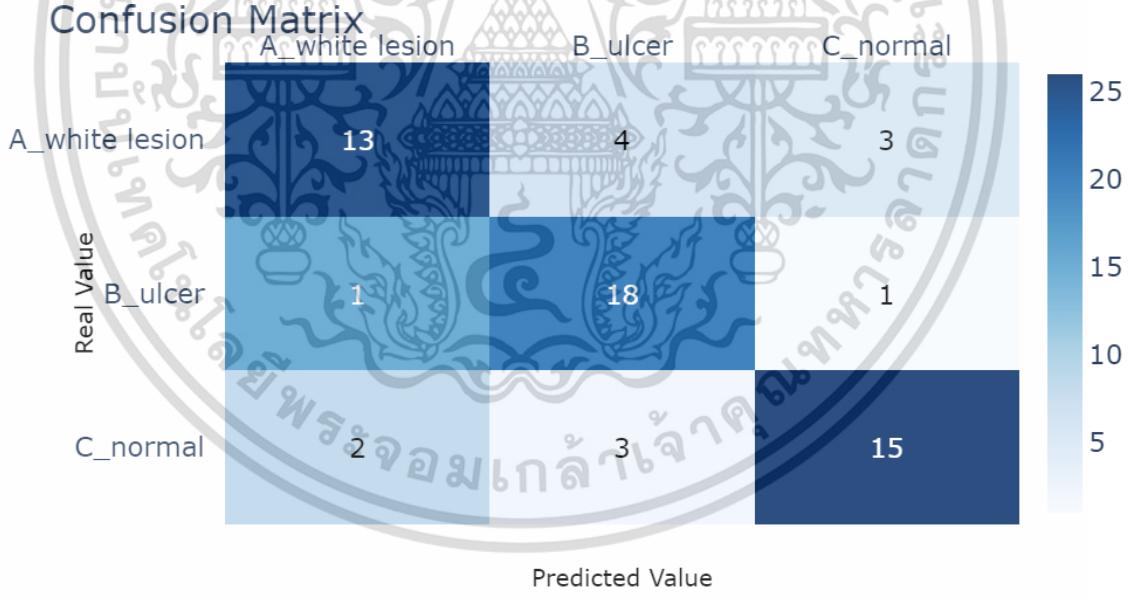


(ง)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

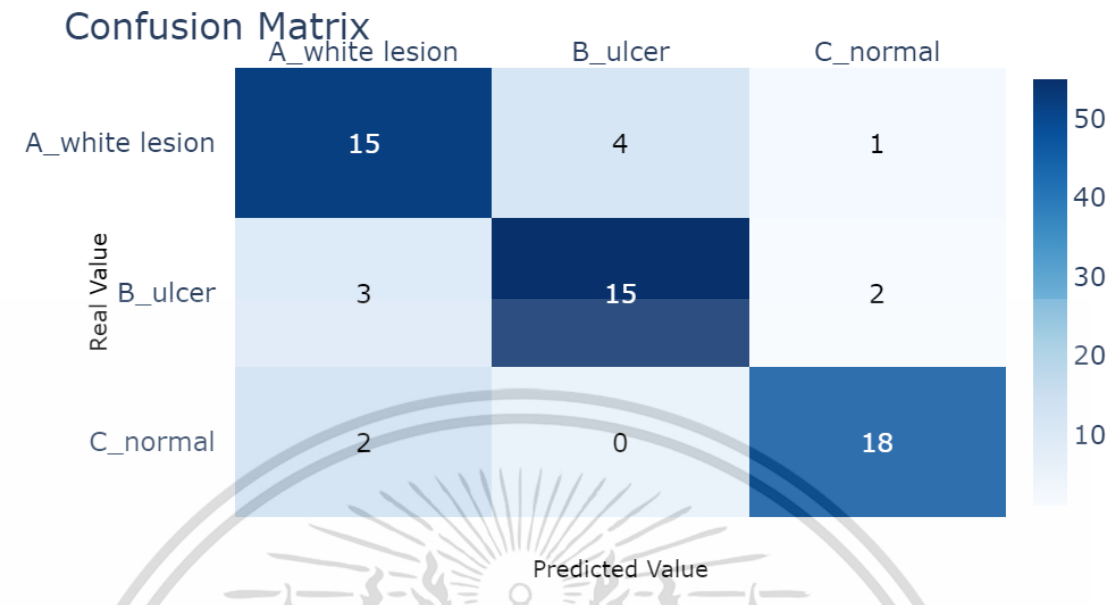


(จ)

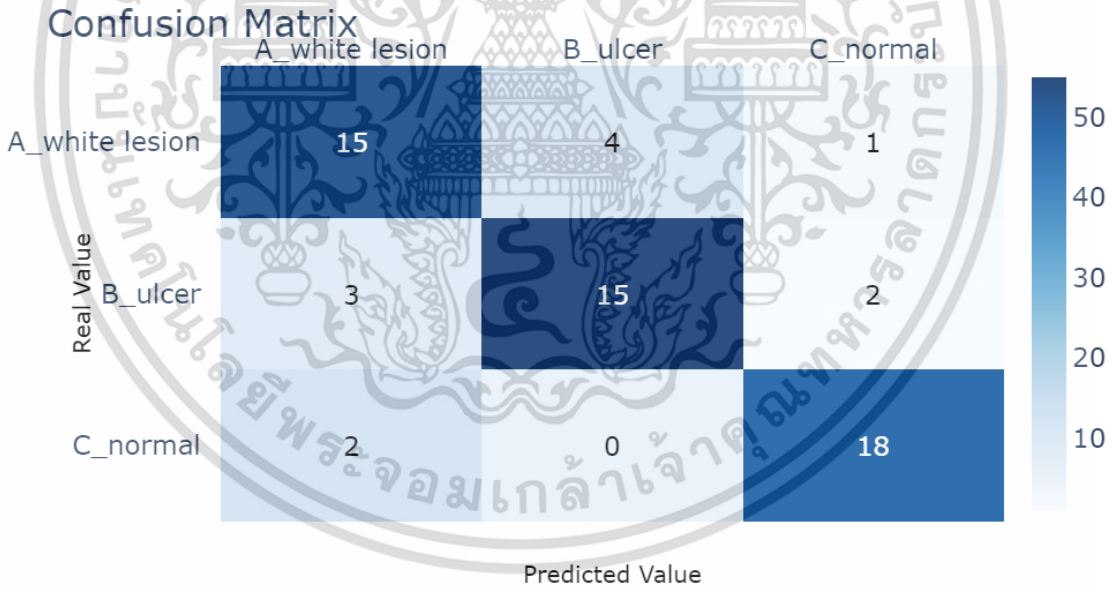


(ฉ)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

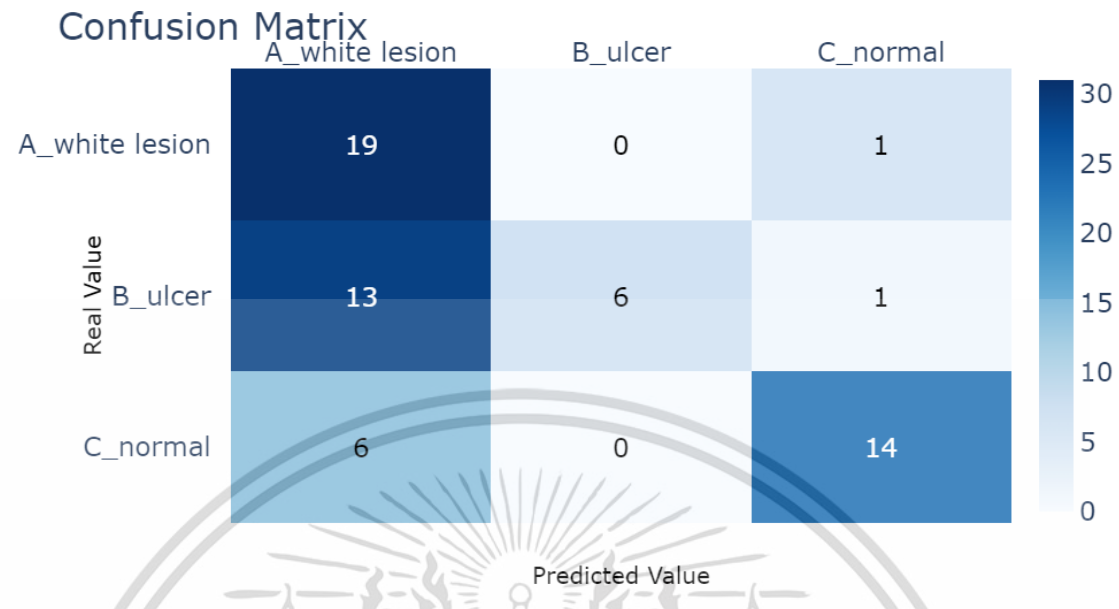


(ช)

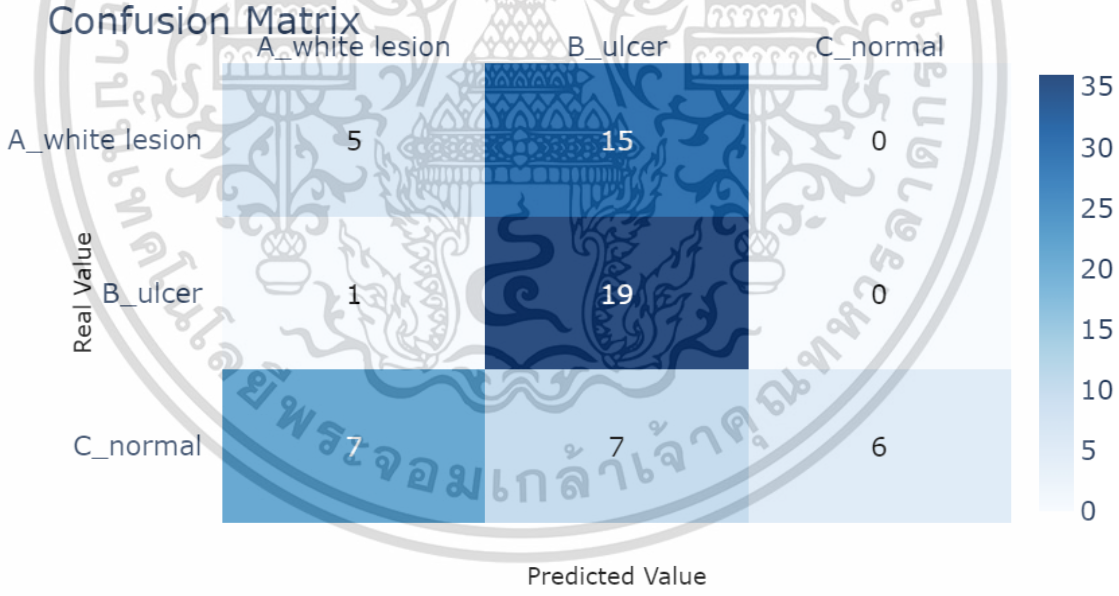


(ช)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ฌ)



(ญ)

รูปที่ 4.27 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบของโมเดล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet169, (ค) DenseNet201, (ง) Xception, (จ) InceptionResNetV2, (ฉ) InceptionV3, (ช) EfficientnetB7, (ซ) ResNet50, (ฌ) VGG16, และ (ญ) VGG19

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

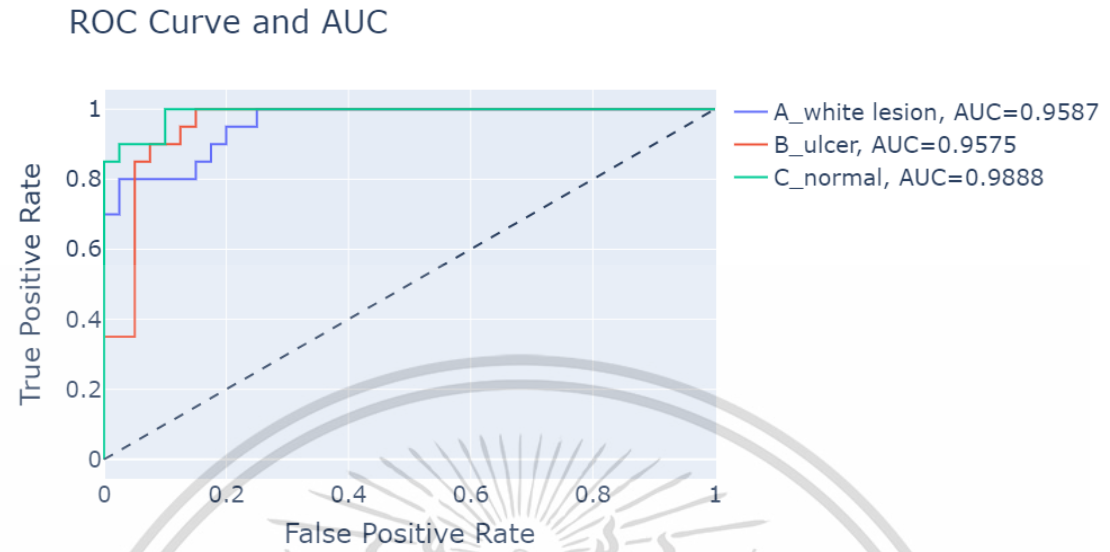
ตารางที่ 4.27 แสดงผลการทดลองของโมเดลทั้ง 10 แบบของข้อมูลชุดทดสอบ

Architecture	Test Result				
	Test_Acc	Test_Precision	Test_Recall	Test_Specificity	Test_F1score
DenseNet121	0.8667	0.8774	0.8667	0.9333	0.8646
DenseNet169	0.8833	0.9034	0.8833	0.9417	0.8844
DenseNet201	0.8833	0.8826	0.8833	0.9417	0.8814
Xception	0.8333	0.8338	0.8333	0.9167	0.8312
InceptionResNetV2	0.7833	0.7838	0.7833	0.8917	0.7826
InceptionV3	0.7667	0.7739	0.7667	0.8833	0.7638
EfficientnetB7	0.8	0.7988	0.8000	0.9000	0.799
ResNet50	0.85	0.8751	0.8500	0.9250	0.8516
VGG16	0.65	0.7916	0.6500	0.8250	0.6314
VGG19	0.5	0.616	0.5000	0.7500	0.4625

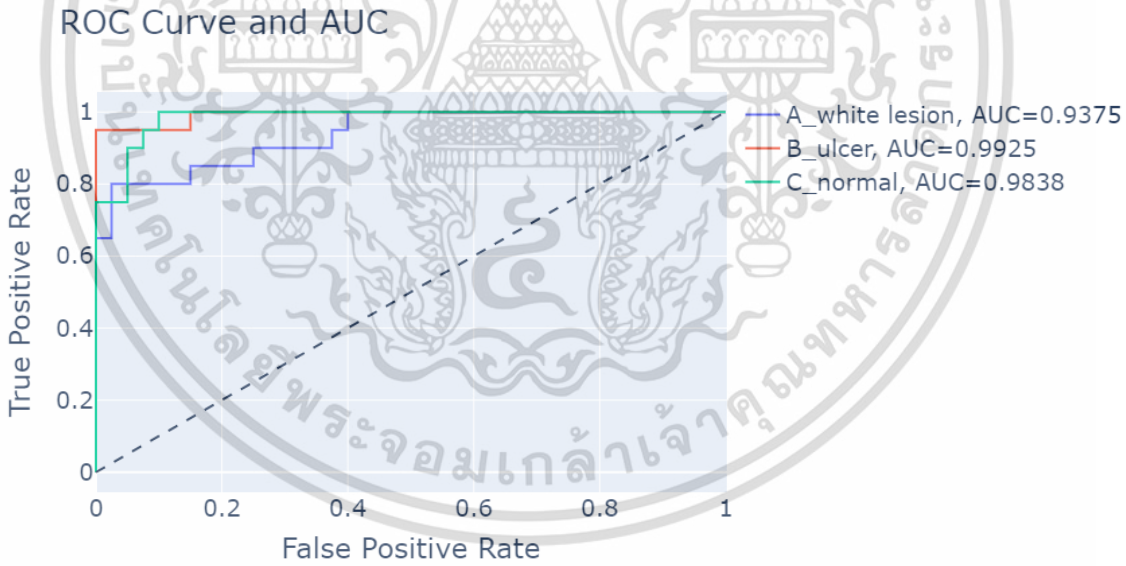
จากตารางที่ 4.27 ผลการทดลองของโมเดลทั้ง 10 แบบของข้อมูลชุดทดสอบ เมื่อดูที่ค่า Test Accuracy จะพบว่า โมเดล 8 โมเดล ยกเว้น VGG16 และ VGG19 มีค่าใกล้เคียงกันโดยมีค่าอยู่ระหว่าง 0.76-0.89 โดยที่ โมเดล DenseNet169, DenseNet201, และ Xception มีค่าเท่ากันและมีค่ามากที่สุดเท่ากับ 0.8833 หมายความว่าโมเดลมีประสิทธิภาพในการทำนายคลาสออกมาได้อย่างถูกต้อง 88.33% แต่โมเดล VGG16 และ VGG19 มีค่า Test Accuracy น้อยที่สุดโดยมีค่าเพียง 0.65 และ 0.5 ตามลำดับ หมายความว่าโมเดลมีประสิทธิภาพในการทำนายคลาสออกมาได้อย่างถูกต้องเพียง 65% และ 50% ตามลำดับ

รูปที่ 4.27 แสดง Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบของโมเดลทั้ง 10 โมเดล และรูปที่ 4.28 แสดง ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบของโมเดลทั้ง 10 โมเดลเช่นกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

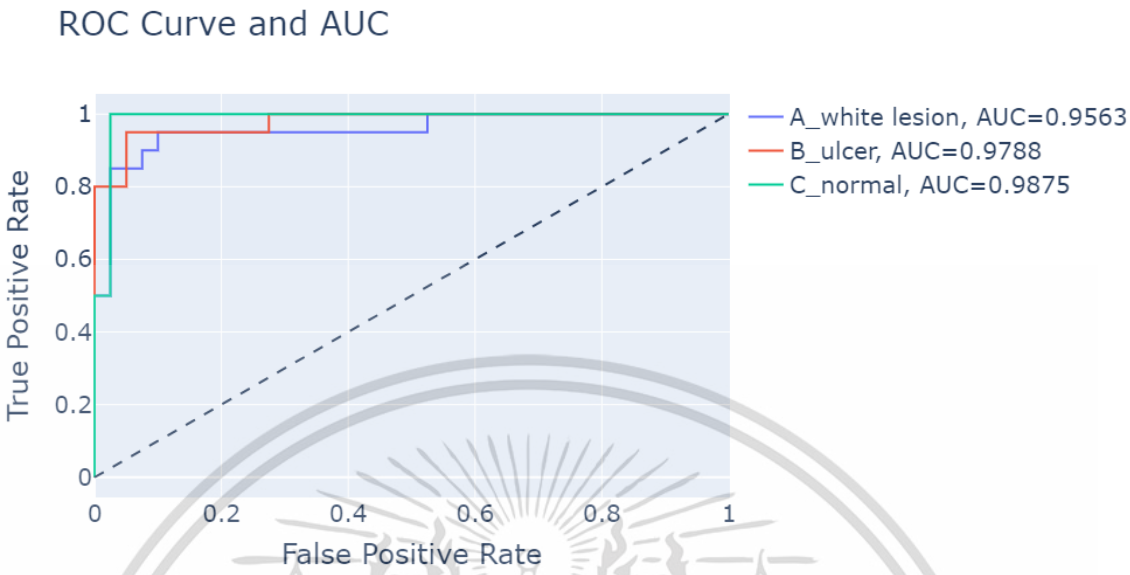


(ก)

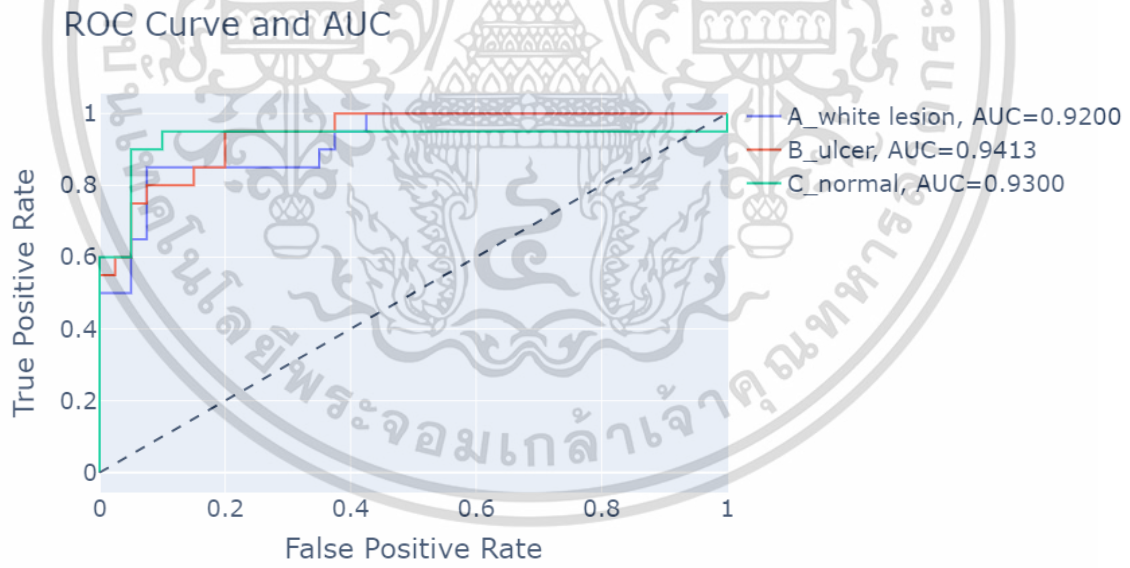


(ข)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

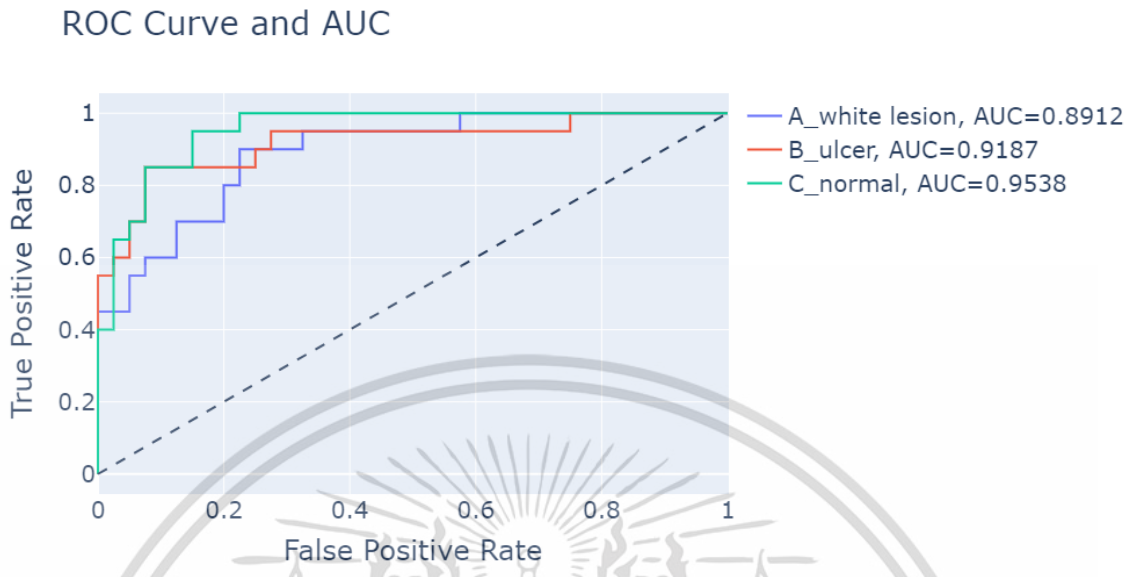


(ค)

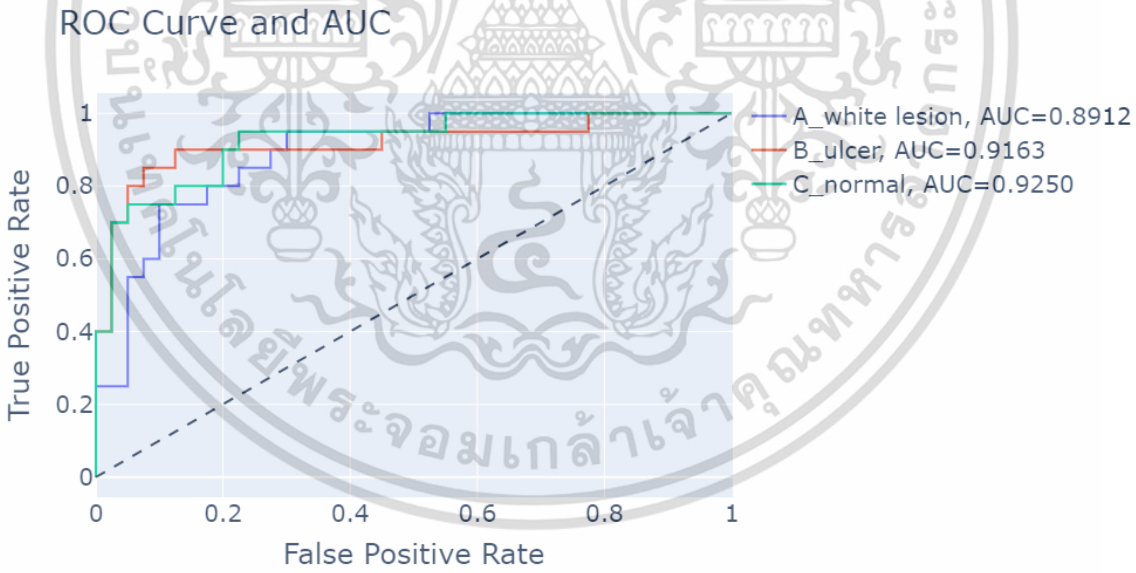


(ง)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

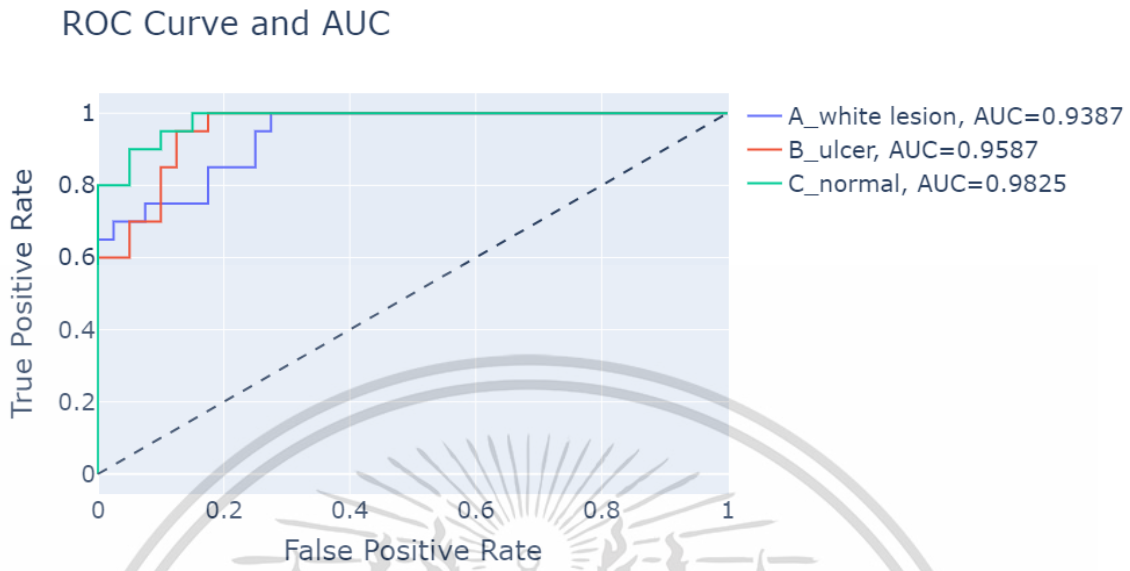


(จ)

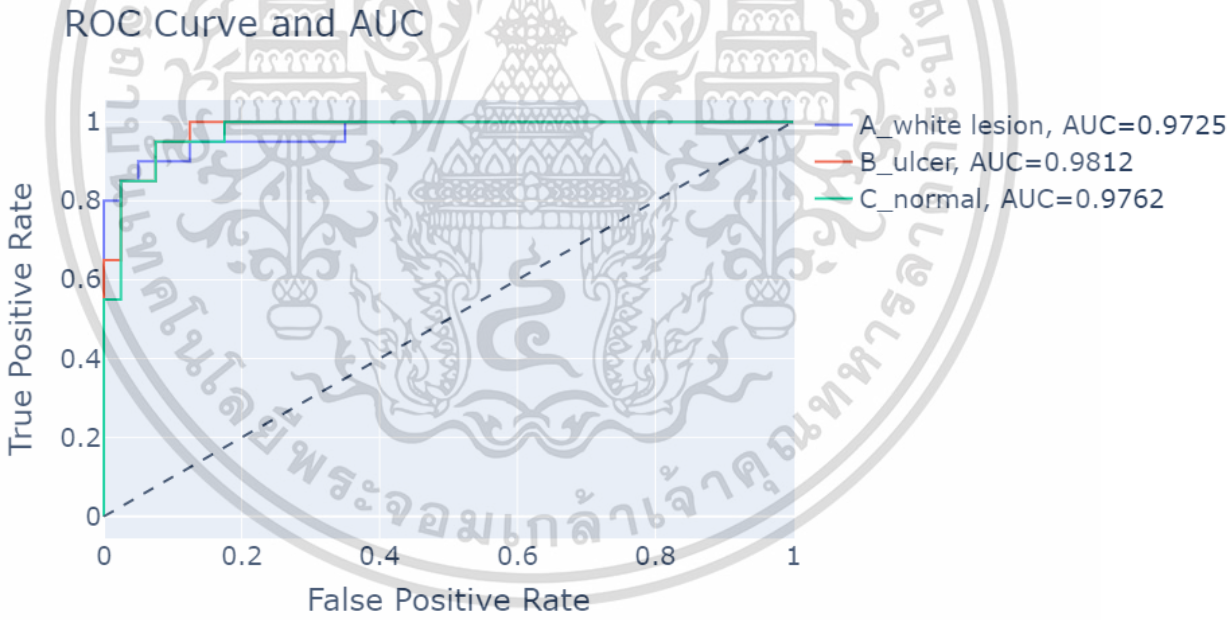


(ฉ)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

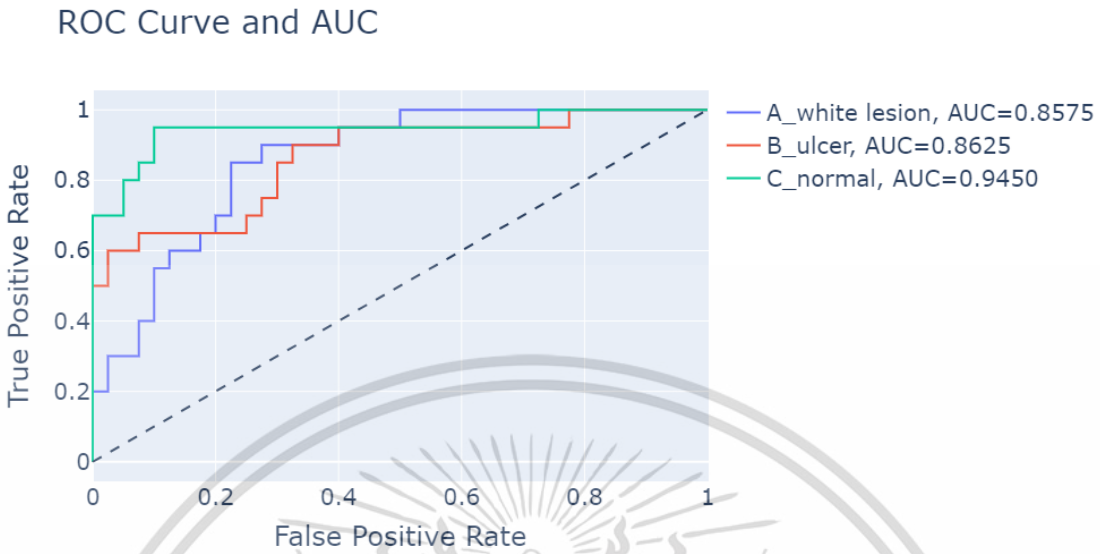


(ข)

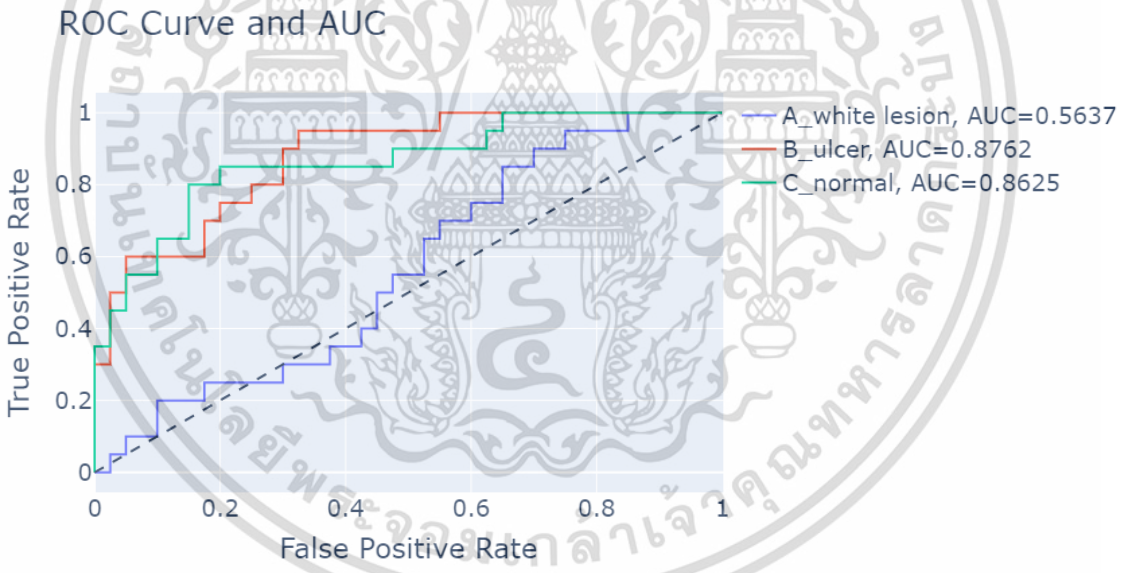


(ข)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ฌ)



(ญ)

รูปที่ 4.28 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบของโมเดล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet169, (ค) DenseNet201, (ง) Xception, (จ) InceptionResNetV2, (ฉ) InceptionV3, (ช) EfficientnetB7, (ซ) ResNet50, (ฌ) VGG16, และ (ญ) VGG19

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.28 แสดงผลการทดลองที่แสดงค่า AUC ของแต่ละคลาสของโมเดลทั้ง 10 แบบของข้อมูลชุดทดสอบ

Architecture	Test Result		
	AUC		
	A_White lesion	B_Ulcer	C_Normal
DenseNet121	0.9587	0.9575	0.9888
DenseNet169	0.9375	0.9925	0.9838
DenseNet201	0.9563	0.9788	0.9875
Xception	0.92	0.9413	0.93
InceptionResNetV2	0.8912	0.9187	0.9538
InceptionV3	0.8912	0.9163	0.925
EfficientnetB7	0.9387	0.9587	0.9825
ResNet50	0.9725	0.9812	0.9762
VGG16	0.8575	0.8625	0.945
VGG19	0.5637	0.8762	0.8625

จากตารางที่ 4.28 ผลการทดลองของโมเดลทั้ง 10 แบบของข้อมูลชุดทดสอบ เมื่อดูที่ค่า AUC ของแต่ละคลาสจะพบว่า โมเดล 9 โมเดล ยกเว้น VGG16 และ VGG19 มีค่าใกล้เคียงกันโดยมีค่าอยู่ระหว่าง 0.85-0.9925 หมายความว่าโมเดลมีประสิทธิภาพในการทำนายคลาสนั้น ๆ ออกมาได้อย่างถูกต้อง แต่โมเดล VGG19 คลาส White lesion มีค่า AUC น้อยที่สุดโดยมีค่าเพียง 0.5637 หมายความว่าในการทำนายภาพส่วนใหญ่โมเดลจะทำนายภาพออกมาเป็นคลาส White lesion ได้น้อยและไม่ถูกต้องเท่าที่ควร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 1.8 : การทดลองการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปากแบบหลายขั้นตอน (Multi-stage classification) มีทั้งหมด 3 กรณี โดยใช้โมเดล DenseNet121 ในการฝึกภายใต้พารามิเตอร์เดียวกันนั่นคือPooling=GlobalAveragePooling2D เหมือนกัน, จำนวน 100 epoch เท่ากัน, optimizer=adam เหมือนกันและทำการฝึกโมเดลโดยมีค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) เท่ากับ 0.0001 ผลการทดลองของโมเดลต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 4.29-4.30 ซึ่งจะแสดงผลค่า Loss, Accuracy, Precision, และ Recall ของชุดข้อมูลชุดฝึกและชุดตรวจสอบ และ Accuracy, Precision, และ F1-score ของข้อมูลชุดทดสอบของการทดลองนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.29 แสดงผลการทดลองของข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลแบบ multi-stage และชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล

Test data result multistage: Non-Augment (Imbalance data)											
Case	**Round**	**Stage**	**Model**	**Class**	**Recall**	**Precision**	**Specificity**	**F1**	**Accuracy**	**Accuracy system**	**Avg Accuracy system**
1	1	1	1	White lesion	0.8198	0.8349	0.6842	0.8273	0.7619	0.4792	0.4859
				Ulcer	0.6842	0.6610	0.9283	0.6724			
				Normal	0.6140	0.5932	0.9140	0.6034			
				Avg	0.7060	0.6964	0.8422	0.7010			
		2	2	Leukoplakia	0.4259	0.5227	0.8359	0.4694	0.4780		
				Lichen planus	0.7907	0.4000	0.6331	0.5313			
				Candidiasis	0.3864	0.6071	0.9203	0.4722			
				Other white	0.3171	0.5200	0.9149	0.3939			
				Avg	0.4800	0.5125	0.8261	0.4667			
1	2	1	1	White lesion	0.8416	0.8087	0.6140	0.8248	0.7582	0.4925	
				Ulcer	0.6316	0.7347	0.9532	0.6792			
				Normal	0.5614	0.5714	0.9137	0.5664			
				Avg	0.6782	0.7049	0.8270	0.6902			
		2	2	Leukoplakia	0.4444	0.5714	0.8636	0.5000	0.5215		
				Lichen planus	0.6875	0.4853	0.7464	0.5690			
				Candidiasis	0.4884	0.5526	0.8811	0.5185			
				Other white	0.4634	0.5000	0.8690	0.4810			
				Avg	0.5209	0.5273	0.8400	0.5171			

ตารางที่ 4.29 แสดงผลการทดลองของข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลแบบ multi-stage และชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (ต่อ)

Test data result multistage: Non-Augment (Imbalance data)											
Case	Round	Stage	Model	Class	Recall	Precision	Specificity	F1	Accuracy	Accuracy system	Avg Accuracy system
2	1	1	1	White lesion	0.8235	0.8349	0.6842	0.8292	0.7642	0.5433	0.5284
				Ulcer	0.6842	0.6610	0.9281	0.6724			
				Normal	0.6140	0.6034	0.9173	0.6087			
				Avg	0.7073	0.6998	0.8432	0.7034			
		2	2	Precancerous	0.9175	0.7008	0.5529	0.7946	0.7473		
				Non-Precancerous	0.5529	0.8545	0.9175	0.6714			
				Avg	0.7352	0.7777	0.7352	0.7330			
		3	3	Leukoplakia	0.6923	0.8000	0.7568	0.7423	0.7191		
				Lichen planus	0.7568	0.6364	0.6923	0.6914			
				Avg	0.7245	0.7182	0.7245	0.7168			
			4	Candidiasis	0.9200	0.9583	0.9545	0.9388	0.9362		
				Other white	0.9545	0.9130	0.9200	0.9333			
				Avg	0.9373	0.9357	0.9373	0.9361			
2	2	1	1	White lesion	0.8416	0.8087	0.6140	0.8248	0.7582	0.5134	
				Ulcer	0.6316	0.7347	0.9532	0.6792			
				Normal	0.5614	0.5714	0.9137	0.5664			
				Avg	0.6782	0.7049	0.8270	0.6902			
		2	2	Precancerous	0.7059	0.7500	0.7143	0.7273	0.7097		
				Non-Precancerous	0.7143	0.6667	0.7059	0.6897			
				Avg	0.7101	0.7083	0.7101	0.7085			
		3	3	Leukoplakia	0.8571	0.7317	0.7027	0.7895	0.7778		
				Lichen planus	0.7027	0.8387	0.8571	0.7647			
				Avg	0.7799	0.7852	0.7799	0.7771			
			4	Candidiasis	0.8125	0.8125	0.7857	0.8125	0.8000		
				Other white	0.7857	0.7857	0.8125	0.7857			
				Avg	0.7991	0.7991	0.7991	0.7991			

ตารางที่ 4.29 แสดงผลการทดลองของข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลแบบ multi-stage และชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (ต่อ)

Test data result multistage: Non-Augment (Imbalance data)											
Case	Round	Stage	Model	Class	Recall	Precision	Specificity	F1	Accuracy	Accuracy system	Avg Accuracy system
3	1	1	1	Leukoplakia	0.6140	0.5147	0.8813	0.5600	0.5224	0.5224	0.5104
				Lichen planus	0.4909	0.5625	0.9139	0.5243			
				Candidiasis	0.3077	0.6154	0.9647	0.4103			
				Other white	0.3509	0.3922	0.8885	0.3704			
				Ulcer	0.7193	0.6029	0.9029	0.6560			
				Normal	0.6316	0.4865	0.8633	0.5496			
				Avg	0.5191	0.5290	0.9024	0.5118			
3	2	1	1	Leukoplakia	0.4912	0.4912	0.8957	0.4912	0.4985	0.4985	
				Lichen planus	0.5818	0.3721	0.7805	0.4539			
				Candidiasis	0.3846	0.6061	0.9541	0.4706			
				Other white	0.2807	0.4103	0.9173	0.3333			
				Ulcer	0.6491	0.6271	0.9209	0.6379			
				Normal	0.5965	0.5574	0.9029	0.5763			
				Avg	0.4973	0.5107	0.8952	0.4939			

ตารางที่ 4.30 แสดงผลการทดลองของข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลแบบ multi-stage และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล

Test data result multistage: Augment (Balance data)											
Case	Round	Stage	Model	Class	Recall	Precision	Specificity	F1	Accuracy	Accuracy system	Avg Accuracy system
1	1	1	1	White lesion	0.8552	0.8147	0.6228	0.8344	0.7642	0.5104	0.5224
				Ulcer	0.5263	0.8108	0.9748	0.6383			
				Normal	0.6491	0.5606	0.8957	0.6016			
				Avg	0.6769	0.7287	0.8311	0.6915			
		2	2	Leukoplakia	0.4906	0.5909	0.8676	0.5361	0.5503		
				Lichen planus	0.4898	0.5333	0.8500	0.5106			
				Candidiasis	0.7826	0.5000	0.7483	0.6102			
				Other white	0.4390	0.6429	0.9324	0.5217			
				Avg	0.5505	0.5668	0.8496	0.5447			
1	2	1	1	White lesion	0.7692	0.8500	0.7368	0.8076	0.7403	0.5343	
				Ulcer	0.7193	0.5775	0.8921	0.6406			
				Normal	0.6491	0.5781	0.9029	0.6116			
				Avg	0.7126	0.6685	0.8439	0.6866			
		2	2	Leukoplakia	0.6078	0.5849	0.8151	0.5962	0.5941		
				Lichen planus	0.5455	0.5714	0.8571	0.5581			
				Candidiasis	0.6500	0.6341	0.8846	0.6420			
				Other white	0.5714	0.5882	0.8963	0.5797			
				Avg	0.5937	0.5947	0.8633	0.5940			

ตารางที่ 4.30 แสดงผลการทดลองของข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลแบบ multi-stage และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (ต่อ)

Test data result multistage: Augment (Balance data)											
Case	Round	Stage	Model	Class	Recall	Precision	Specificity	F1	Accuracy	Accuracy system	Avg Accuracy system
2	1	1	1	White lesion	0.8643	0.8162	0.6228	0.8396	0.7701	0.5284	0.5254
				Ulcer	0.5263	0.8108	0.9748	0.6383			
				Normal	0.6491	0.5781	0.9029	0.6116			
				Avg	0.6799	0.7351	0.8335	0.6965			
		2	2	Precancerous	0.9118	0.7154	0.5843	0.8017	0.7592		
				Non-Precancerous	0.5843	0.8525	0.9118	0.6933			
				Avg	0.7480	0.7839	0.7480	0.7475			
		3	3	Leukoplakia	0.5714	0.8235	0.8636	0.6747	0.7097		
				Lichen planus	0.8636	0.6441	0.5714	0.7379			
				Avg	0.7175	0.7338	0.7175	0.7063			
			4	Candidiasis	0.8966	0.8387	0.7826	0.8667	0.8462		
				Other white	0.7826	0.8571	0.8966	0.8182			
				Avg	0.8396	0.8479	0.8396	0.8424			
2	2	1	1	White lesion	0.7692	0.8500	0.7368	0.8076	0.7403	0.5224	
				Ulcer	0.7193	0.5775	0.8921	0.6406			
				Normal	0.6491	0.5781	0.9029	0.6116			
				Avg	0.7126	0.6685	0.8439	0.6866			
		2	2	Precancerous	0.8211	0.7647	0.6800	0.7919	0.7588		
				Non-Precancerous	0.6800	0.7500	0.8211	0.7133			
				Avg	0.7505	0.7574	0.7505	0.7526			
		3	3	Leukoplakia	0.7317	0.7143	0.6757	0.7229	0.7051		
				Lichen planus	0.6757	0.6944	0.7317	0.6849			
				Avg	0.7037	0.7044	0.7037	0.7039			
			4	Candidiasis	0.8710	0.8438	0.7500	0.8571	0.8235		
				Other white	0.7500	0.7895	0.8710	0.7692			
				Avg	0.8105	0.8166	0.8105	0.8132			

ตารางที่ 4.30 แสดงผลการทดลองของข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลแบบ multi-stage และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (ต่อ)

Test data result multistage: Augment (Balance data)											
Case	**Round**	**Stage**	**Model**	**Class**	**Recall**	**Precision**	**Specificity**	**F1**	**Accuracy**	**Accuracy system**	**Avg Accuracy system**
3	1	1	1	Leukoplakia	0.3860	0.4889	0.9173	0.4314	0.5463	0.5463	0.5463
				Lichen planus	0.3455	0.7308	0.9701	0.4691			
				Candidiasis	0.5577	0.6304	0.9399	0.5918			
				Other white	0.3509	0.5714	0.9460	0.4348			
				Ulcer	0.8246	0.5222	0.8453	0.6395			
				Normal	0.8070	0.4946	0.8309	0.6133			
				Avg	0.5453	0.5731	0.9083	0.5300			
3	2	1	1	Leukoplakia	0.5965	0.4416	0.8453	0.5075	0.5463	0.5463	
				Lichen planus	0.4909	0.4500	0.8642	0.4696			
				Candidiasis	0.5577	0.7838	0.9717	0.6517			
				Other white	0.3509	0.4255	0.9029	0.3846			
				Ulcer	0.6316	0.6792	0.9388	0.6545			
				Normal	0.6491	0.6066	0.9137	0.6271			
				Avg	0.5461	0.5644	0.9061	0.5492			

เนื่องจากการทดลองมีหลายกรณีและแต่ละกรณีมีขั้นตอนในการฝึกโมเดลที่แตกต่างกันทำให้ไม่สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพจากการพิจารณาค่า Accuracy, Precision, specificity, หรือ F1 ได้ การทดลองนี้จึงพิจารณาจากค่า Accuracy system และเนื่องจากการทดลองนี้ทำ 2 ครั้ง ค่า avg Accuracy system หรือค่าเฉลี่ยความแม่นยำของระบบจึงถูกนำมาพิจารณาในการทดลองนี้ จากตารางที่ 4.29 ที่แสดงผลการทดลองของข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลแบบ multi-stage และชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล ในกรณีที่ 1 มีค่า avg Accuracy system เท่ากับ 0.4859 ส่วนกรณีที่ 2 มีค่า avg Accuracy system เท่ากับ 0.5284 และ กรณีที่ 3 มีค่า avg Accuracy system เท่ากับ 0.5104 และจากตารางที่ 4.30 ที่แสดงผลการทดลองของข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลแบบ multi-stage และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล ในกรณีที่ 1 มีค่า avg Accuracy system เท่ากับ 0.5224 ส่วนกรณีที่ 2 มีค่า avg Accuracy system เท่ากับ 0.5224 และ กรณีที่ 3 มีค่า avg Accuracy system เท่ากับ 0.5463 เมื่อเปรียบเทียบในแต่ละกรณีจากการชุดข้อมูลทั้งสองแบบจึงสรุปได้ว่าผลการทดลองที่ได้มีค่า avg Accuracy system ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ

ผลการทดลองที่ 1.9 : การจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, รอยแผล (Ulcer) และ ช่องปากปกติ (Normal) ซึ่งจะใช้**ชุดข้อมูลชุดที่ 21** ที่เป็นชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลกัน (Imbalance dataset) และ**ชุดข้อมูลชุดที่ 22** เป็นชุดข้อมูลที่มีความสมดุลกัน (Balance dataset) เป็นชุดข้อมูลในการทดลองครั้งนี้ ทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง 8 โมเดล ได้แก่ DenseNet121, DenseNet201,Xception, ResNet50, DaViT_T, CotNetSE152D, IFormerBase, และ TinyViT_21M โมเดลถูกกำหนดอัตราการเรียนรู้ (learning rate) อยู่ที่ 0.0001 เท่ากัน และบันทึกโมเดลที่มีค่า Validation Loss ต่ำที่สุด ผลการทดลองที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ โดยใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลและชุดข้อมูลที่มีความสมดุลแสดงดังตารางที่ 4.31 และ 4.32 ตามลำดับ ผลการทดลองของข้อมูลชุดตรวจสอบมีดังนี้ รูปที่ 4.29 เป็นกราฟแสดงผลการทดลองที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ โดยใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล ส่วนรูปที่ 4.30 กราฟแสดงผลการทดลองที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ โดยใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล และรูปที่ 4.31 แสดง Confusion matrix ของชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล ส่วนรูปที่ 4.32 แสดง Confusion matrix ของชุดข้อมูลที่มีความสมดุล นอกจากนี้ รูปที่ 4.33 แสดง ROC curve-AUC ของชุดข้อมูลที่มีความสมดุล และรูปที่ 4.34 แสดง ROC curve-AUC ของชุดข้อมูลที่มีสมดุล ส่วนผลการทดลองของข้อมูลชุดทดสอบมีดังนี้ รูปที่ 4.35 แสดง Confusion matrix ของชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล ส่วนรูปที่ 4.36 แสดง Confusion matrix ของชุดข้อมูลที่มีความสมดุล นอกจากนี้ รูปที่ 4.37 แสดง ROC curve-AUC ของชุดข้อมูลที่มีความสมดุล และรูปที่ 4.38 แสดง ROC curve-AUC ของชุดข้อมูลที่มีสมดุล สำหรับโค้ดโปรแกรมของการทดลองที่ 1.9 ในการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส สามารถดูได้ที่ภาคผนวก ก.

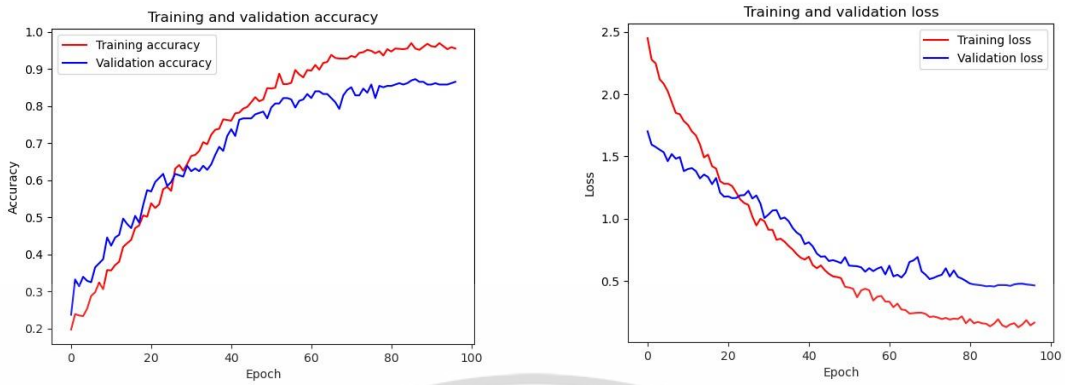
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.31 แสดงผลการทดลองที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล

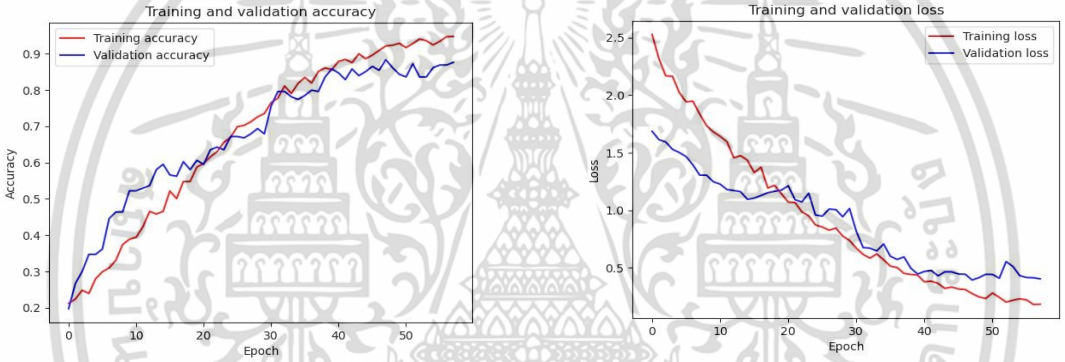
Architecture	Train				Validation				Test		
	Loss	Accuracy	Precision	Recall	Loss	Accuracy	Precision	Recall	Accuracy	Precision	F1Score
DenseNet121	0.1571	0.9548	0.9693	0.9421	0.4549	0.8723	0.8864	0.854	0.755	0.7755	0.7484
DenseNet201	0.2758	0.9213	0.9442	0.9041	0.3938	0.8832	0.9077	0.8613	0.79	0.7954	0.7857
Xception	0.1483	0.962	0.973	0.9448	0.4378	0.8686	0.8881	0.8686	0.74	0.75	0.7406
Resnet50	0.0896	0.9774	0.9808	0.9729	0.4042	0.8942	0.9064	0.8832	0.735	0.7583	0.736
DaViT_T	0.0138	0.9964	0.9964	0.9964	0.2937	0.9161	0.9262	0.9161	0.825	0.8431	0.8247
CotNetSE152D	0.0284	0.9946	0.9955	0.9937	0.5713	0.8759	0.8852	0.8723	0.76	0.7718	0.7579
IFormerBase	0.007	0.9964	0.9973	0.9964	0.377	0.9051	0.9118	0.9051	0.835	0.8417	0.8349
TinyViT_21M	0.017	0.9964	0.9982	0.9964	0.4109	0.8796	0.8985	0.8723	0.8	0.8227	0.802

ตารางที่ 4.32 แสดงผลการทดลองที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล

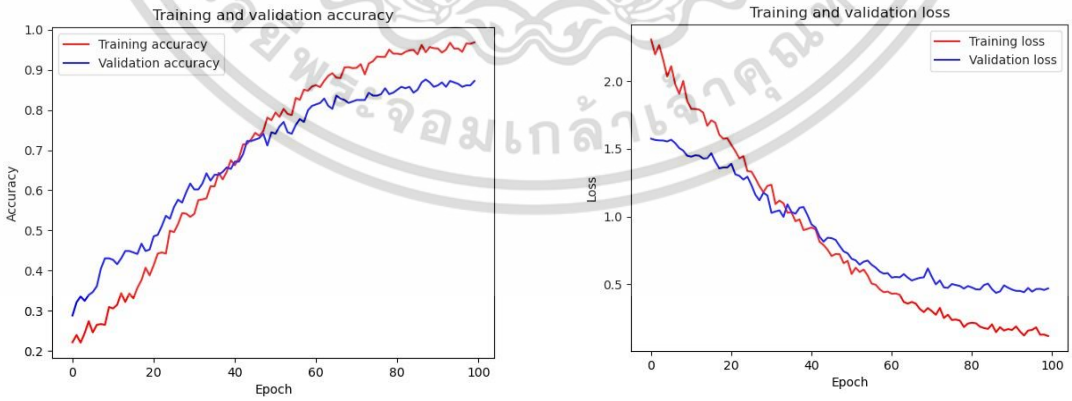
Model	Train				Validation				Test		
	Loss	Accuracy	Precision	Recall	Loss	Accuracy	Precision	Recall	Accuracy	Precision	F1Score
DenseNet121	0.0428	0.9898	0.9917	0.9883	0.0223	0.994	0.994	0.993	0.78	0.7986	0.7803
DenseNet201	0.0348	0.992	0.9932	0.9902	0.0202	0.995	0.995	0.994	0.785	0.8097	0.788
Xception	0.0367	0.991	0.9927	0.9905	0.029	0.99	0.992	0.989	0.77	0.7918	0.7696
Resnet50	0.0547	0.9887	0.99	0.987	0.034	0.99	0.992	0.988	0.79	0.7954	0.7847
DaViT_T	0.0009771	1	1	1	0.0108	0.996	0.996	0.996	0.84	0.8468	0.8406
CotNetSE152D	0.0024	0.999	0.999	0.999	0.0166	0.993	0.993	0.993	0.835	0.8529	0.8331
IFormerBase	0.001	0.9998	0.9998	0.9998	0.0096	0.996	0.997	0.996	0.86	0.874	0.8612
TinyViT_21M	0.0038	0.9992	0.9992	0.999	0.0331	0.994	0.995	0.992	0.83	0.8487	0.8334



(ก)

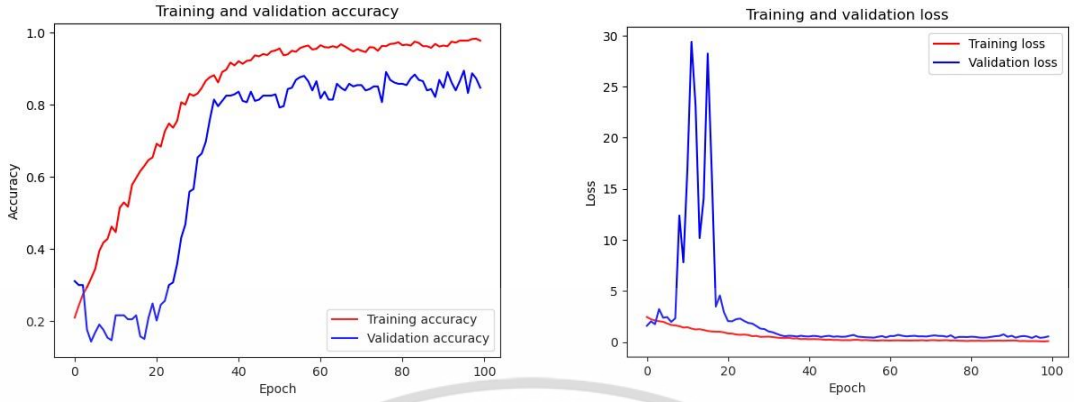


(ข)

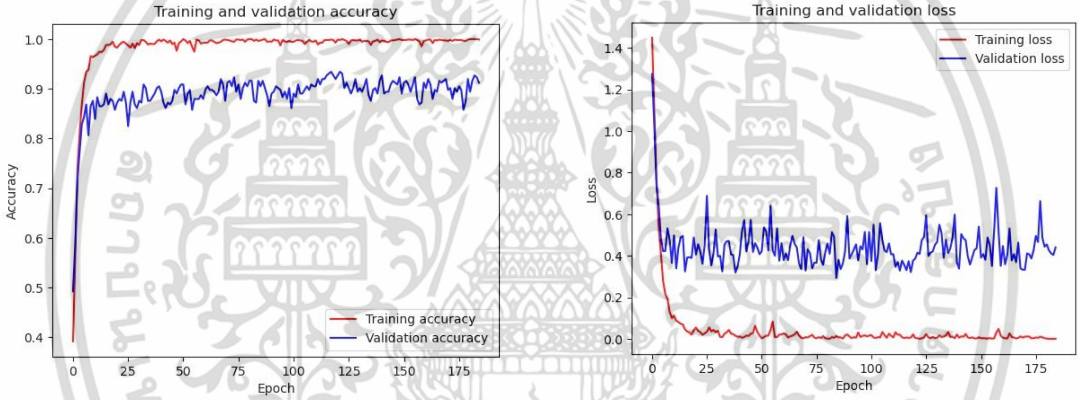


(ค)

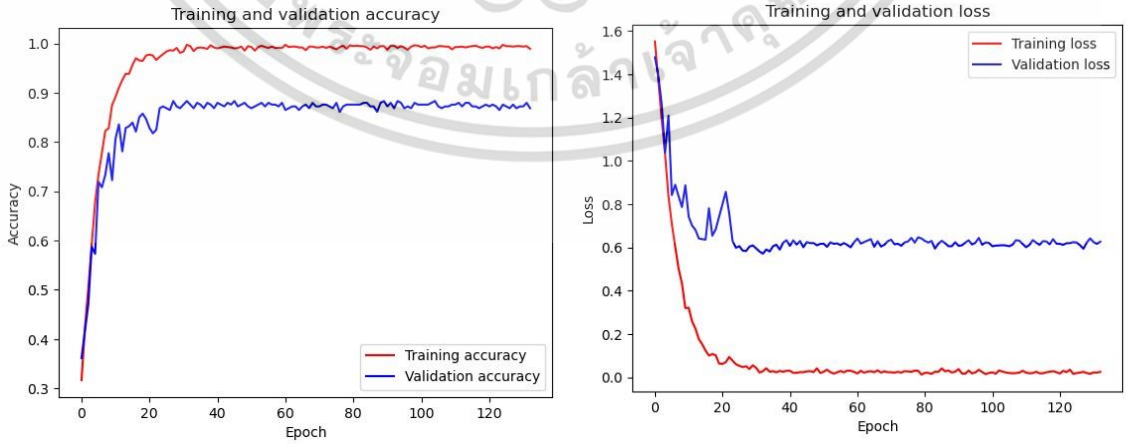
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ง)

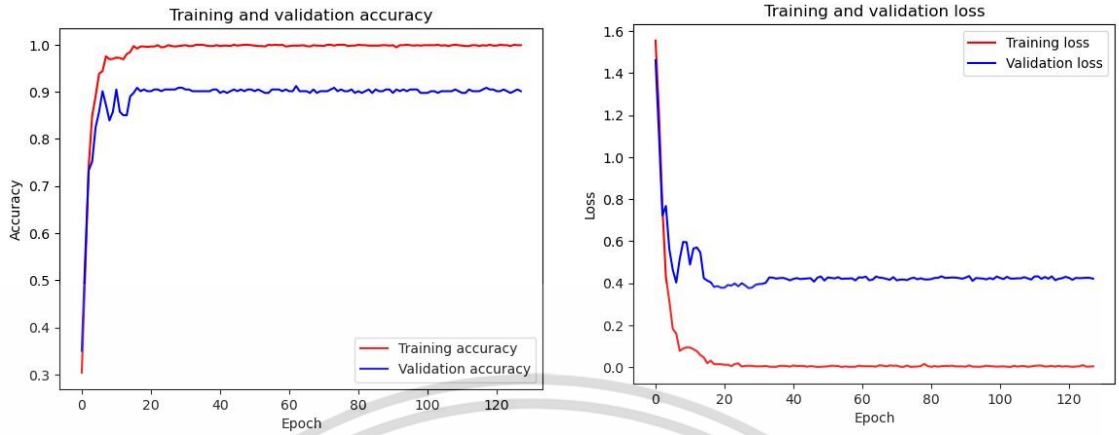


(จ)

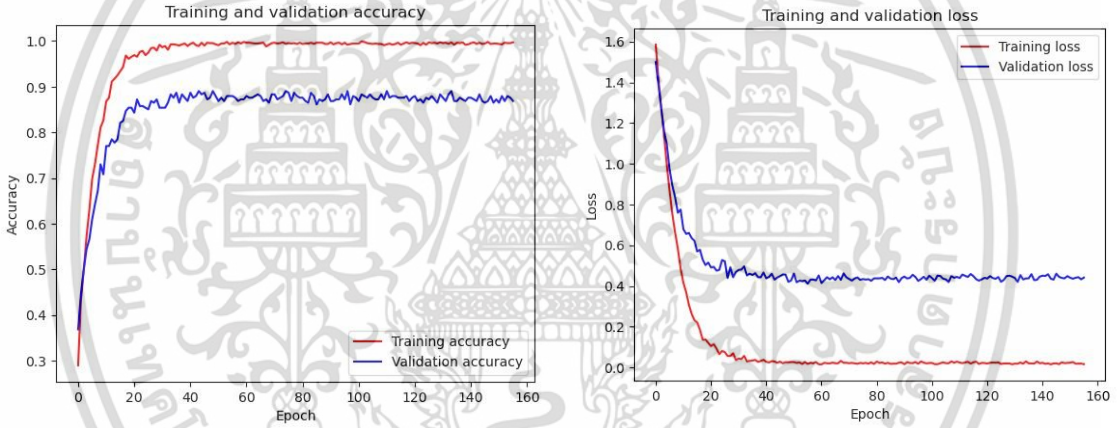


(ฉ)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



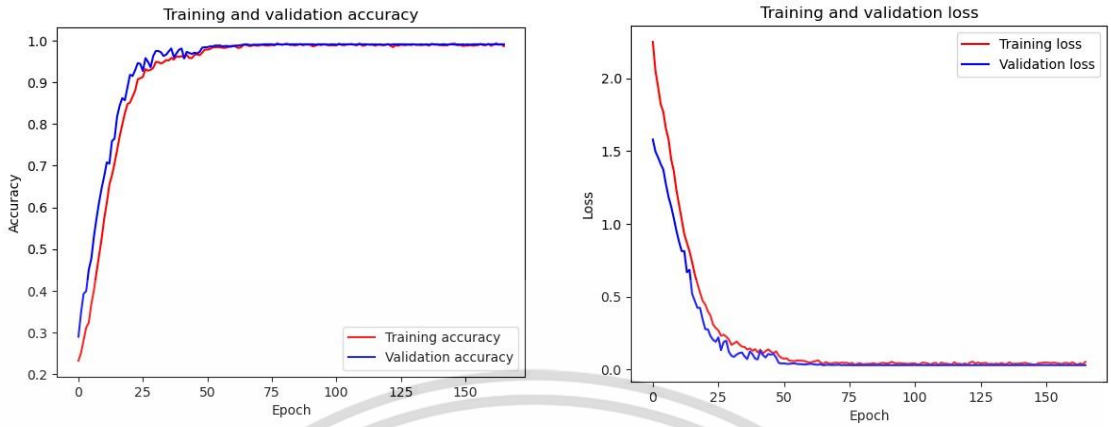
(ช)



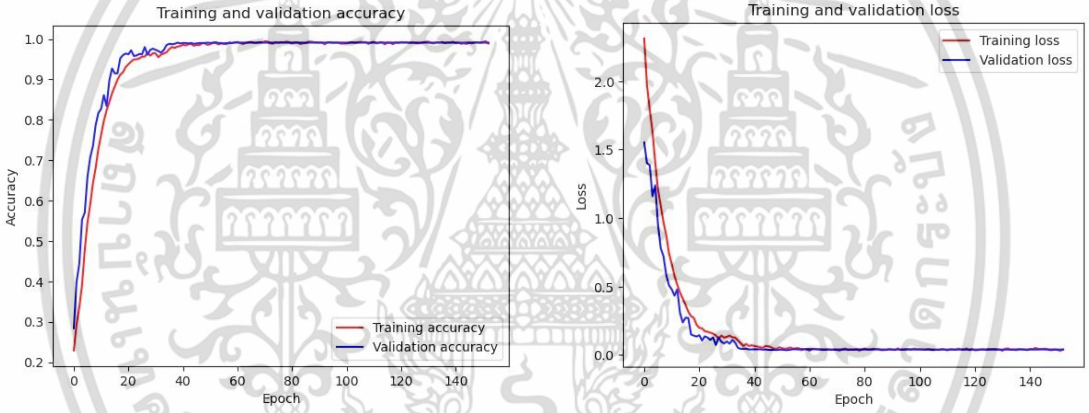
(ซ)

รูปที่ 4.29 กราฟแสดงผลการทดลองที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ซ้ายมือ) และ กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Loss (สีแดง) และ Validation Loss (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ขวามือ) (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet201, (ค) Xception, (ง) Resnet50, (จ) DaViT_T, (ฉ) CotNetSE152D, (ช) IFormerBase, และ (ซ) TinyViT_21M

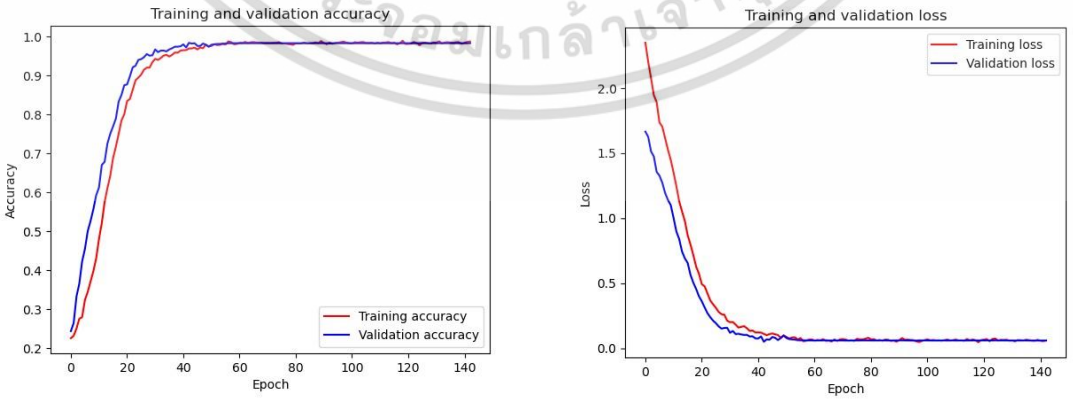
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก)

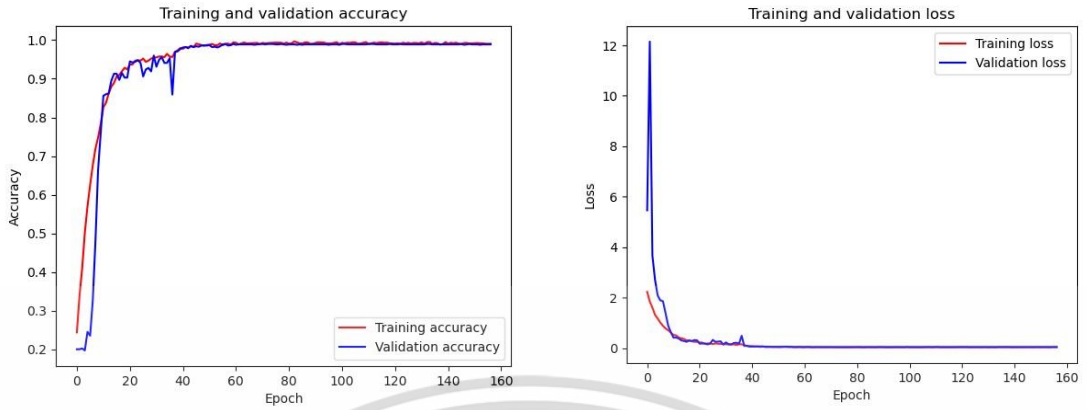


(ข)

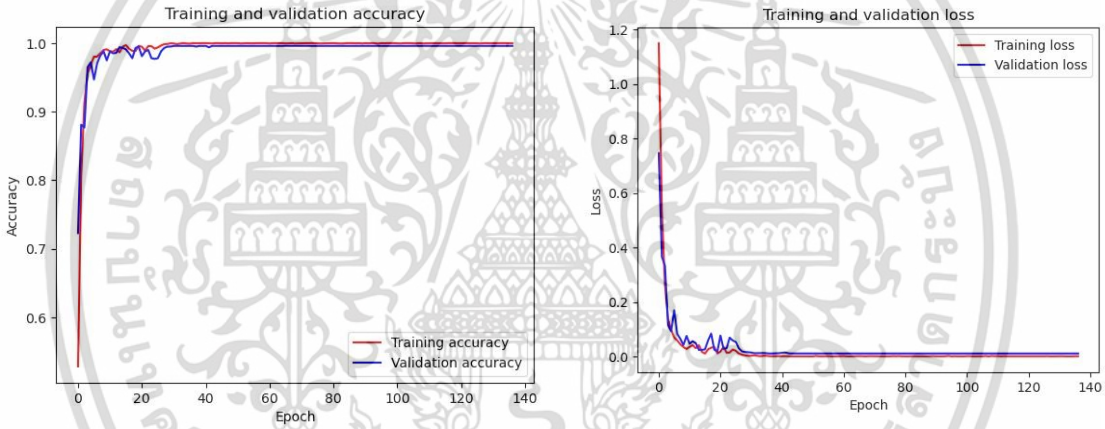


(ค)

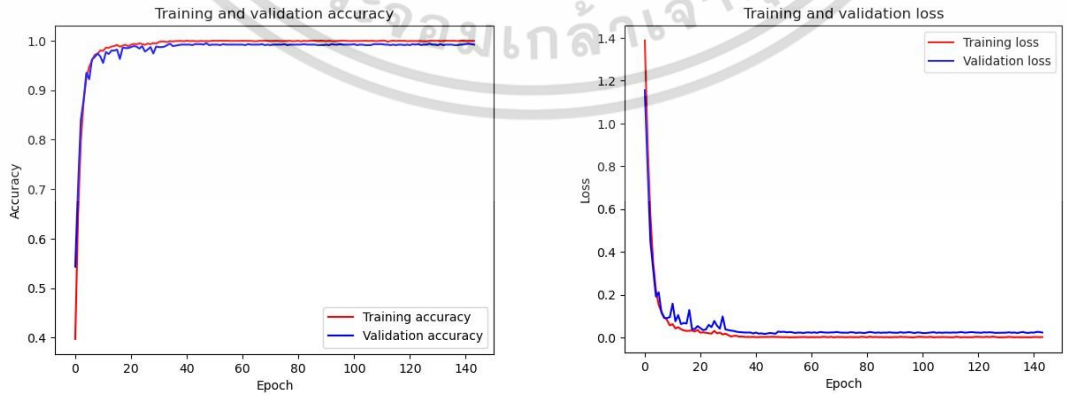
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ง)

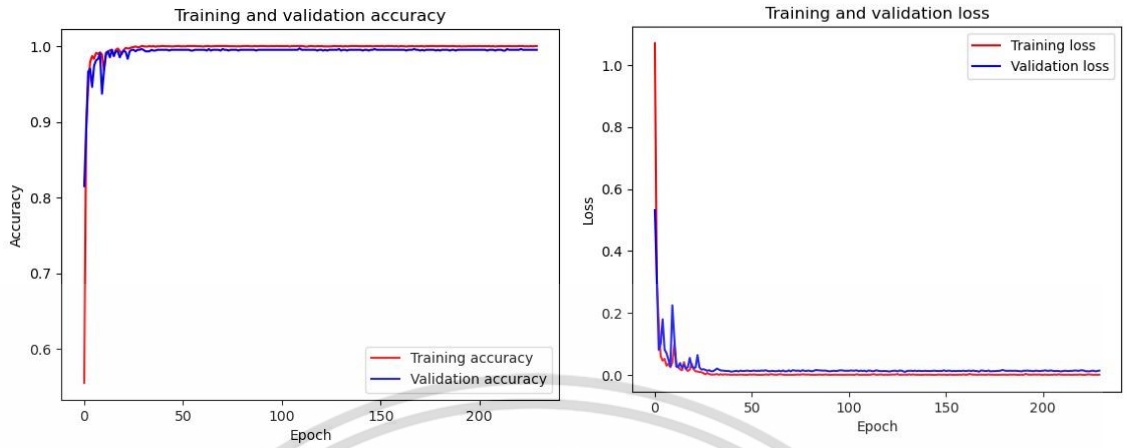


(จ)

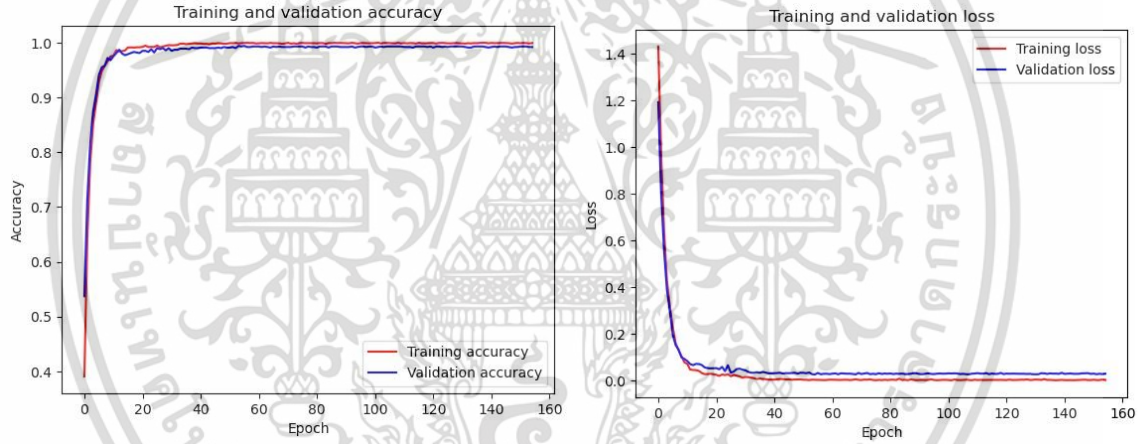


(ฉ)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



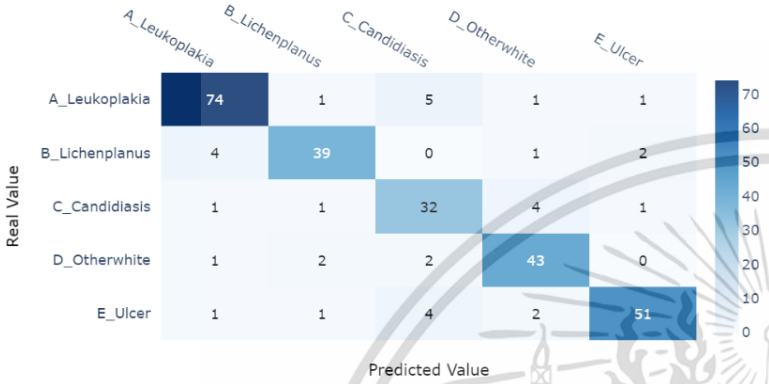
(ช)



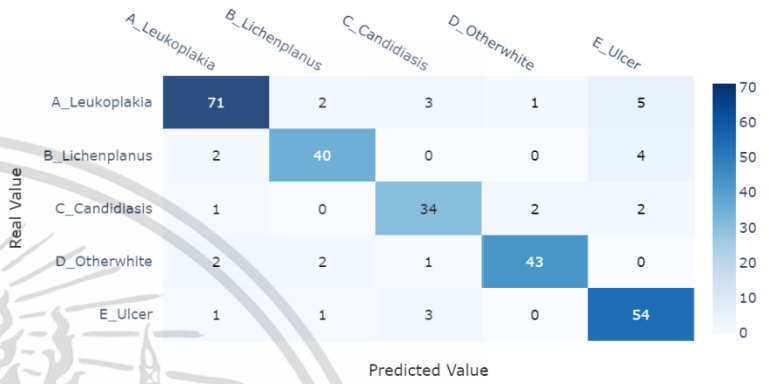
(ซ)

รูปที่ 4.30 กราฟแสดงผลการทดลองที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุลที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Accuracy (สีแดง) และ Validation Accuracy (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ซ้ายมือ) และ กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Training Loss (สีแดง) และ Validation Loss (สีน้ำเงิน) และจำนวน epoch (ขวามือ) (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet201, (ค) Xception, (ง) Resnet50, (จ) DaViT_T, (ฉ) CotNetSE152D, (ช) IFormerBase, และ (ซ) TinyViT_21M

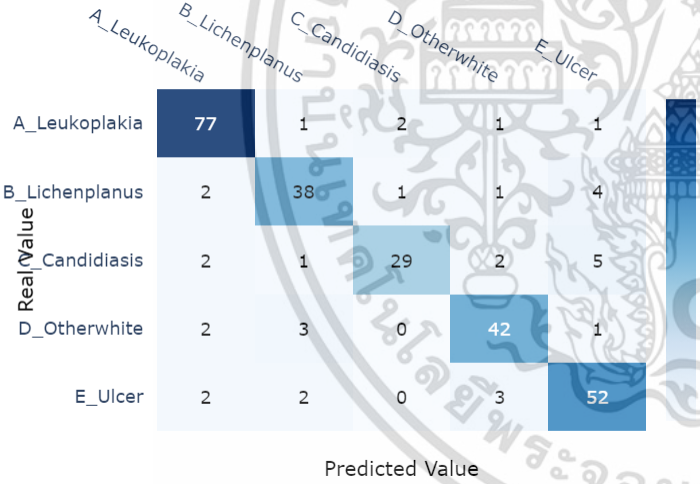
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
74 1 5 1 1
4 39 0 1 2
1 1 32 4 1
1 2 2 43 0
1 1 4 2 51
70 60 50 40 30 20 10 0

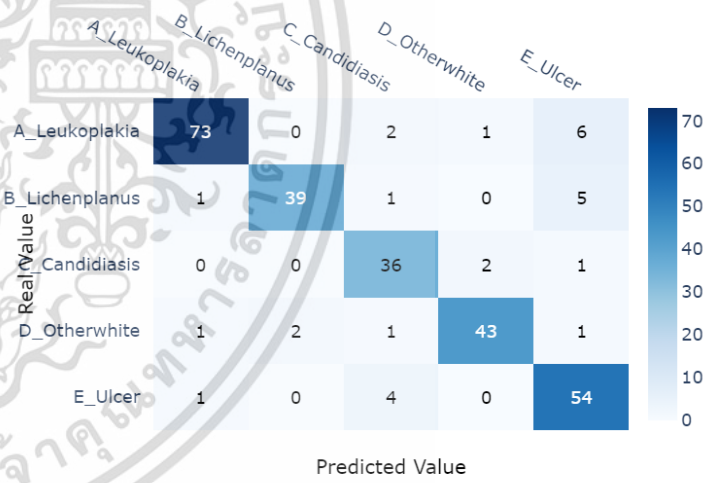
(ก)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
71 2 3 1 5
2 40 0 0 4
1 0 34 2 2
2 2 1 43 0
1 1 3 0 54
70 60 50 40 30 20 10 0

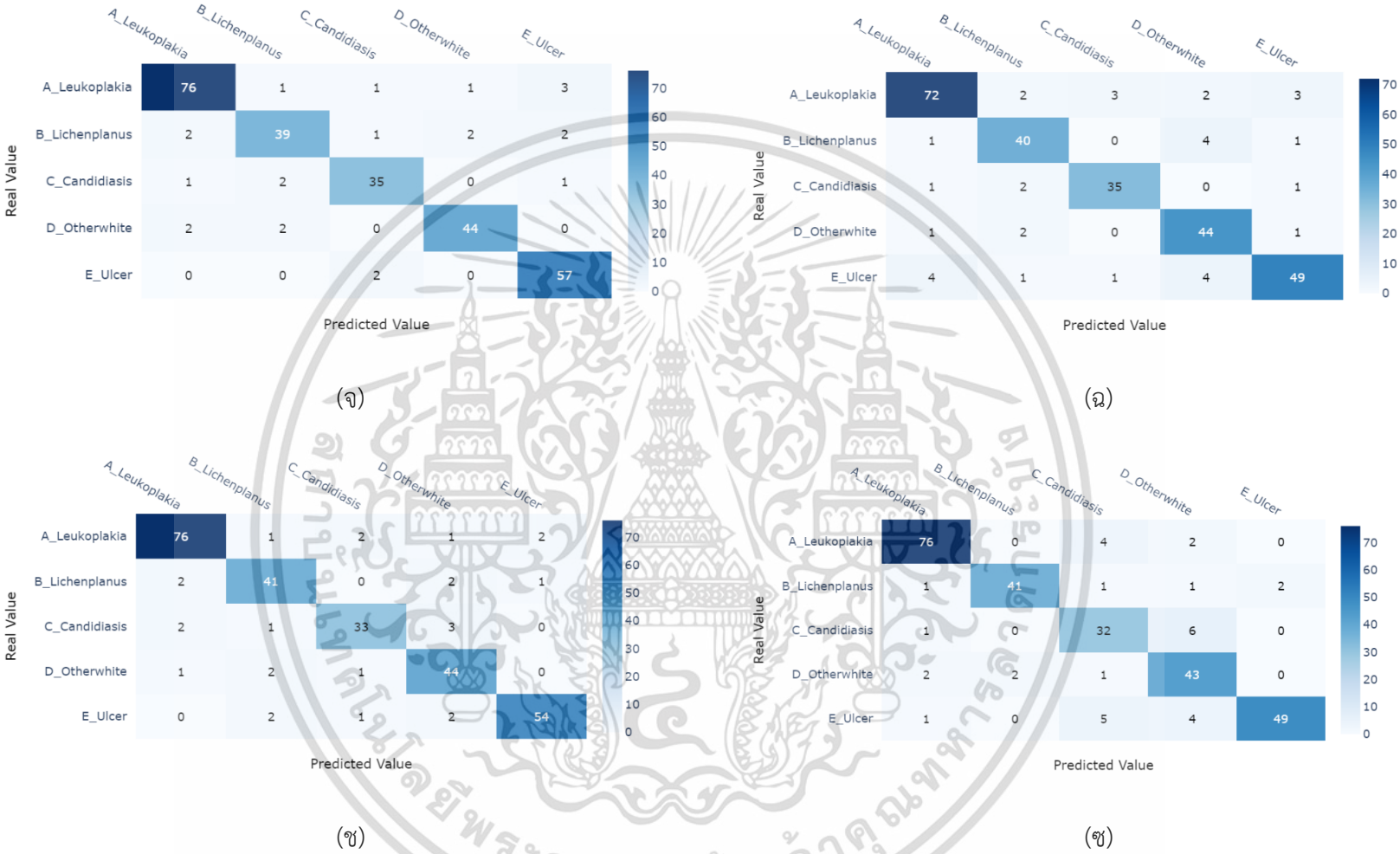
(ข)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
77 1 2 1 1
2 38 1 1 4
2 1 29 2 5
2 3 0 42 1
2 2 0 3 52
70 60 50 40 30 20 10 0

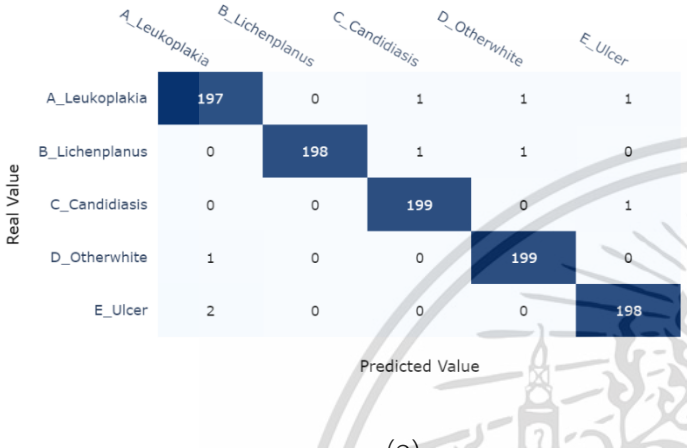
(ค)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
73 0 2 1 6
1 39 1 0 5
0 0 36 2 1
1 2 1 43 1
1 0 4 0 54
70 60 50 40 30 20 10 0

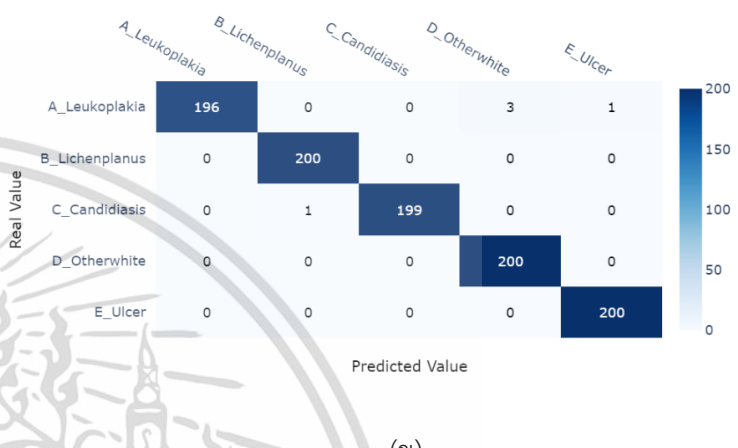
(ง)



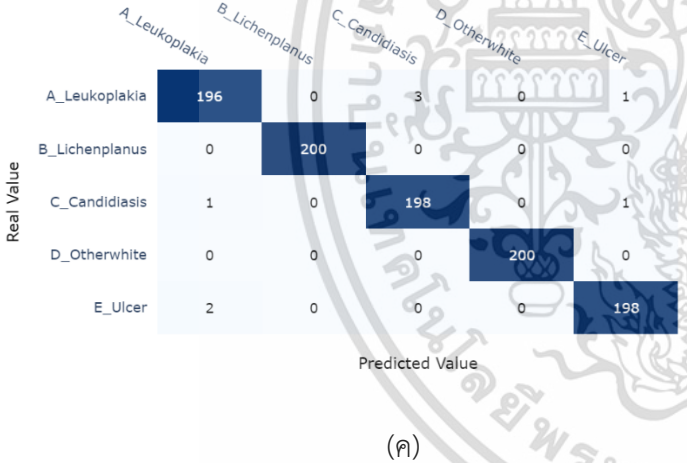
รูปที่ 4.31 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet201, (ค) Xception, (ง) Resnet50, (จ) DaViT_T, (ฉ) CotNetSE152D, (ช) IFormerBase, และ (ซ) TinyViT_21M


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
197 0 1 1 1
0 198 1 1 0
0 0 199 0 1
1 0 0 199 0
2 0 0 0 198
150
100
50
0

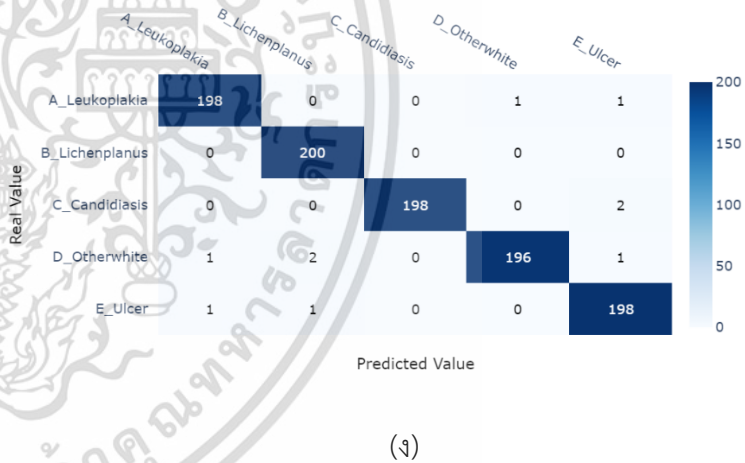
(ก)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
196 0 0 3 1
0 200 0 0 0
0 1 199 0 0
0 0 0 200 0
0 0 0 0 200
200
150
100
50
0

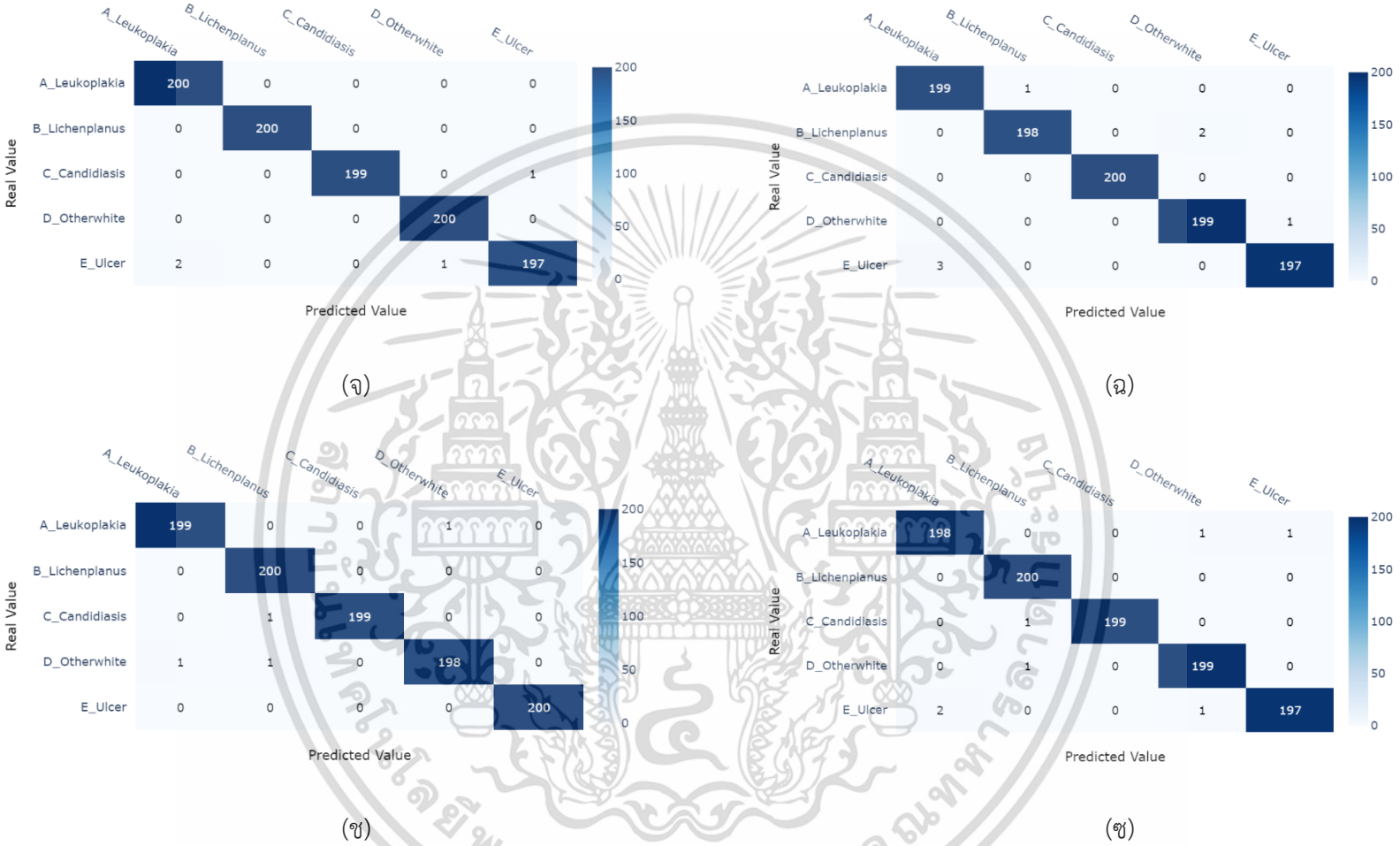
(ข)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
196 0 3 0 1
0 200 0 0 0
1 0 198 0 1
0 0 0 200 0
2 0 0 0 198
200
150
100
50
0

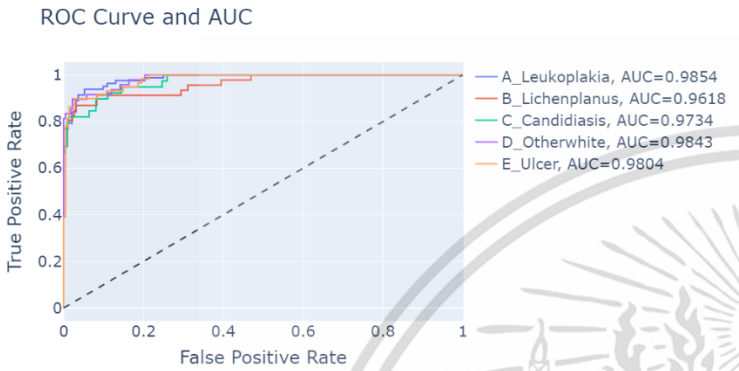
(ค)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
198 0 0 1 1
0 200 0 0 0
0 0 198 0 2
1 2 0 196 1
1 1 0 0 198
200
150
100
50
0

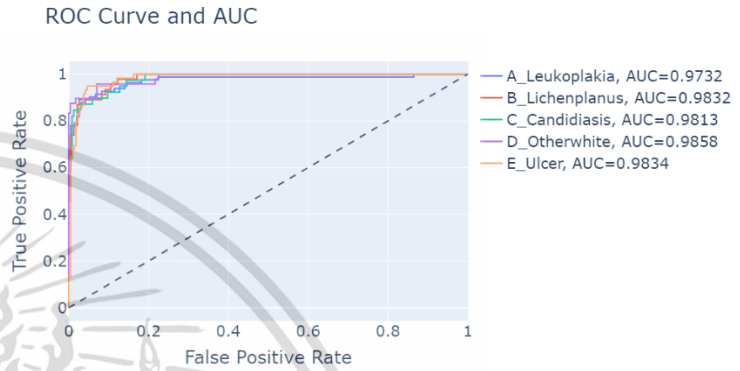
(ง)



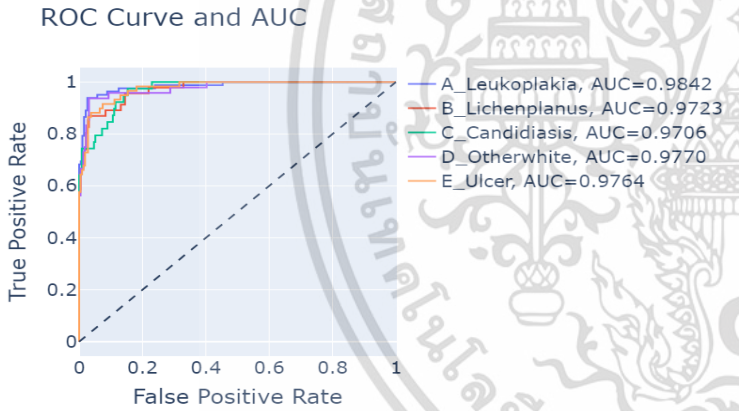
รูปที่ 4.32 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet201, (ค) Xception, (ง) Resnet50, (จ) DaViT_T, (ฉ) CotNetSE152D, (ช) IFormerBase, และ (ซ) TinyViT_21M


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9854
B_Lichenplanus, AUC=0.9618
C_Candidiasis, AUC=0.9734
D_Otherwhite, AUC=0.9843
E_Ulcer, AUC=0.9804

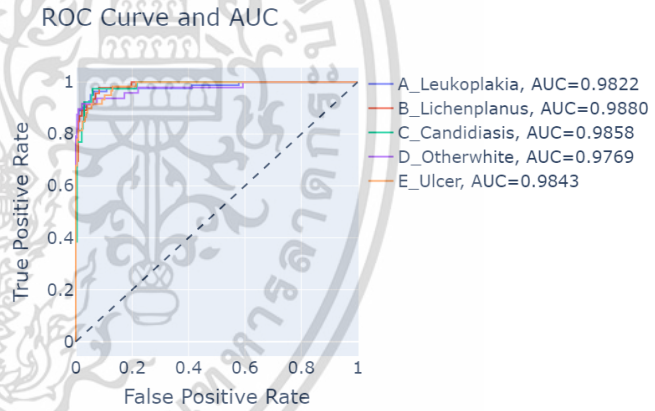
(ก)


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9732
B_Lichenplanus, AUC=0.9832
C_Candidiasis, AUC=0.9813
D_Otherwhite, AUC=0.9858
E_Ulcer, AUC=0.9834

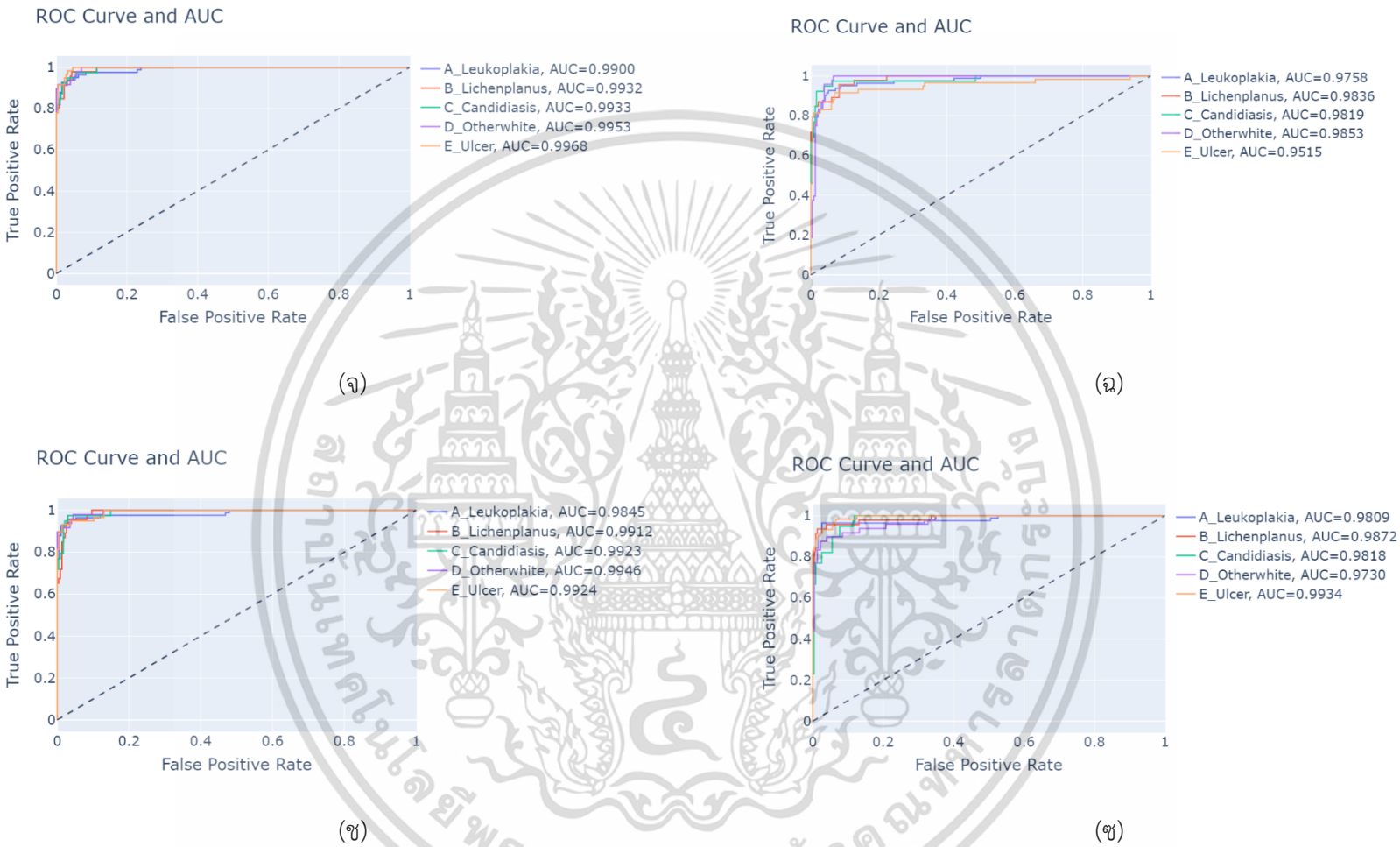
(ข)


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9842
B_Lichenplanus, AUC=0.9723
C_Candidiasis, AUC=0.9706
D_Otherwhite, AUC=0.9770
E_Ulcer, AUC=0.9764

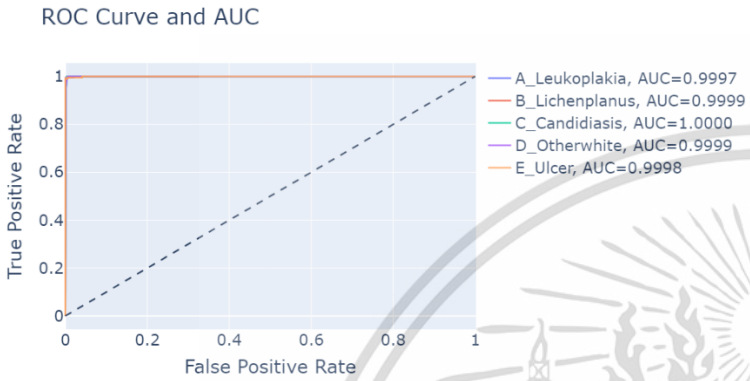
(ค)


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9822
B_Lichenplanus, AUC=0.9880
C_Candidiasis, AUC=0.9858
D_Otherwhite, AUC=0.9769
E_Ulcer, AUC=0.9843

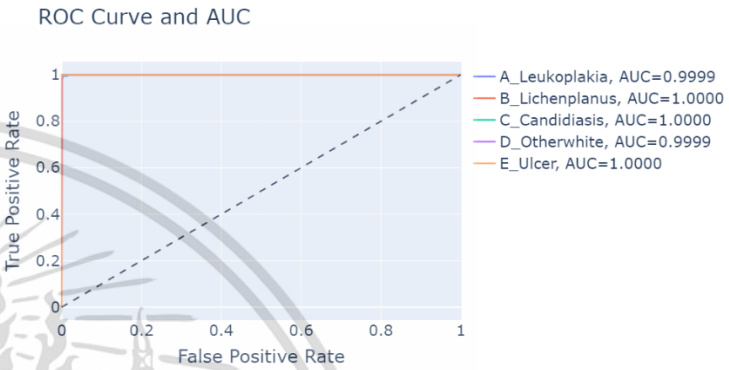
(ง)



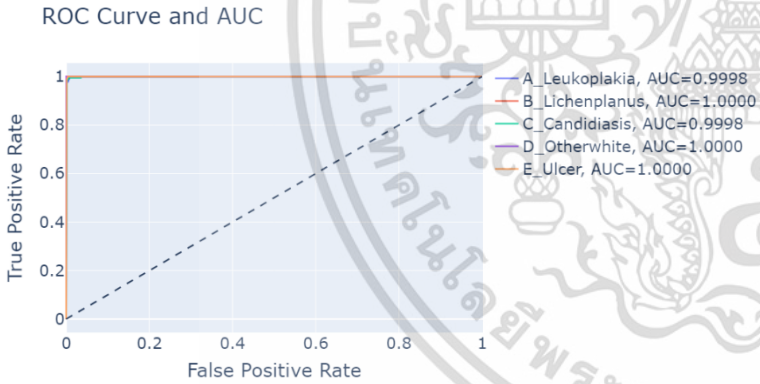
รูปที่ 4.33 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet201, (ค) Xception, (ง) Resnet50, (จ) DaViT_T, (ฉ) CotNetSE152D, (ช) IFormerBase, และ (ซ) TinyViT_21M


ROC Curve and AUC
A_Leukoplakia, AUC=0.9997
B_Lichenplanus, AUC=0.9999
C_Candidiasis, AUC=1.0000
D_Otherwhite, AUC=0.9999
E_Ulcer, AUC=0.9998
True Positive Rate
False Positive Rate
0
0.2
0.4
0.6
0.8
1

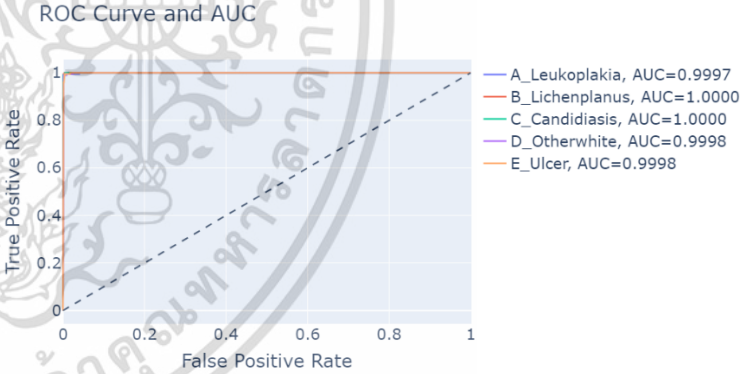
(ก)


ROC Curve and AUC
A_Leukoplakia, AUC=0.9999
B_Lichenplanus, AUC=1.0000
C_Candidiasis, AUC=1.0000
D_Otherwhite, AUC=0.9999
E_Ulcer, AUC=1.0000
True Positive Rate
False Positive Rate
0
0.2
0.4
0.6
0.8
1

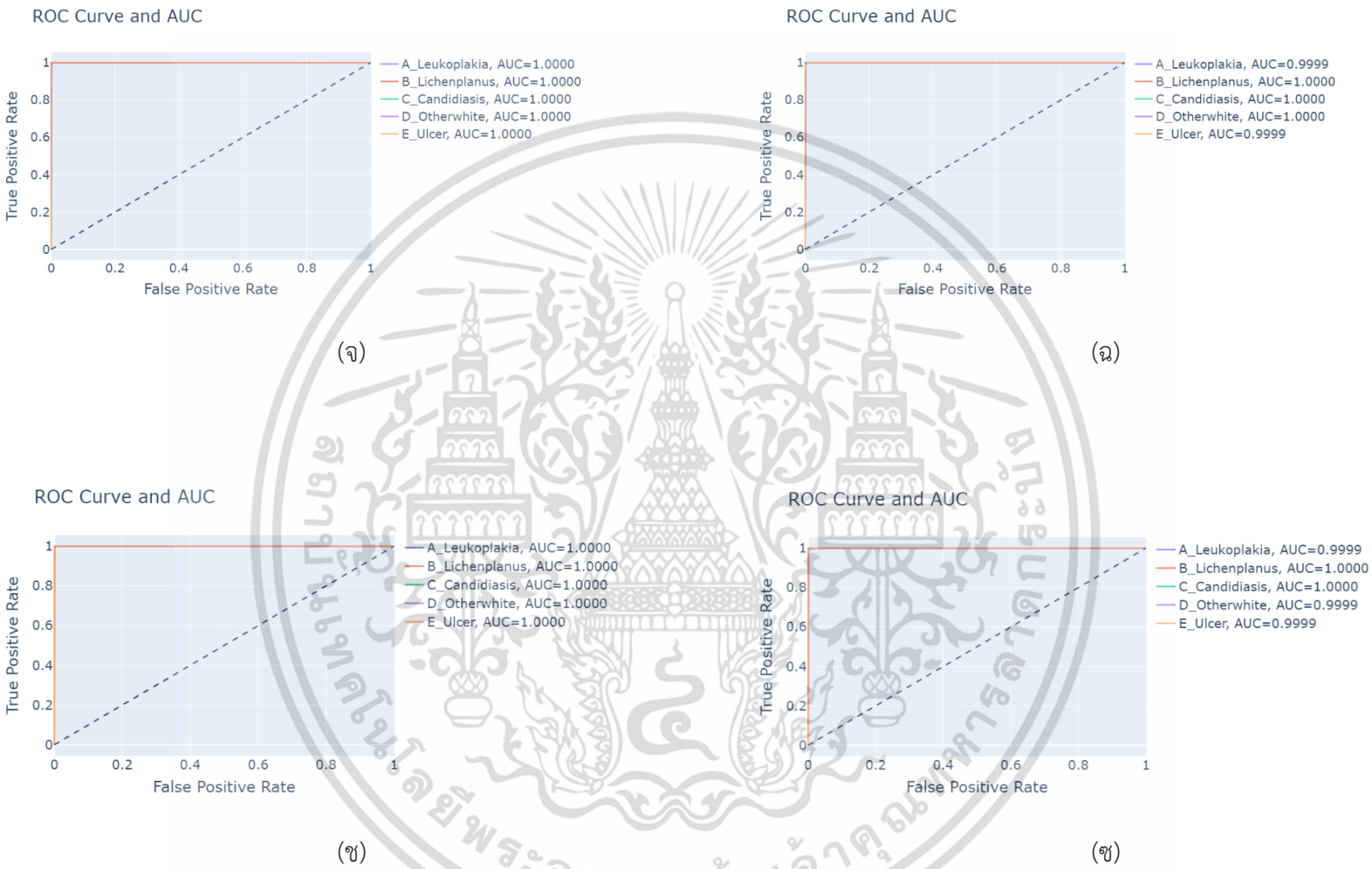
(ข)


ROC Curve and AUC
A_Leukoplakia, AUC=0.9998
B_Lichenplanus, AUC=1.0000
C_Candidiasis, AUC=0.9998
D_Otherwhite, AUC=1.0000
E_Ulcer, AUC=1.0000
True Positive Rate
False Positive Rate
0
0.2
0.4
0.6
0.8
1

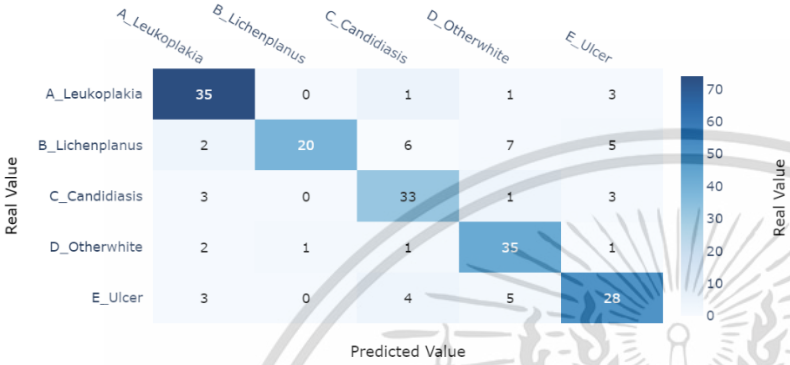
(ค)


ROC Curve and AUC
A_Leukoplakia, AUC=0.9997
B_Lichenplanus, AUC=1.0000
C_Candidiasis, AUC=1.0000
D_Otherwhite, AUC=0.9998
E_Ulcer, AUC=0.9998
True Positive Rate
False Positive Rate
0
0.2
0.4
0.6
0.8
1

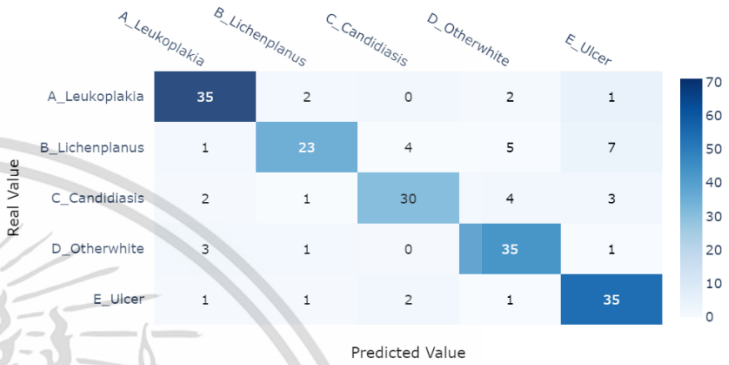
(ง)



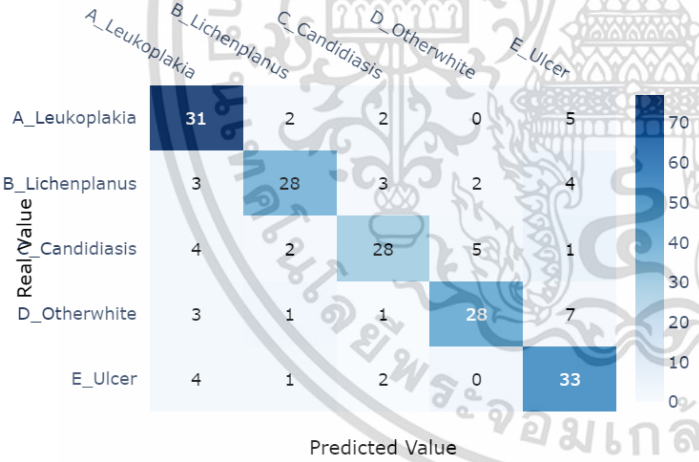
รูปที่ 4.34 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet201, (ค) Xception, (ง) Resnet50, (จ) DaViT_T, (ฉ) CotNetSE152D, (ช) IFormerBase, และ (ซ) TinyViT_21M


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
35 0 1 1 3
2 20 6 7 5
3 0 33 1 3
2 1 1 35 1
3 0 4 5 28
70 60 50 40 30 20 10 0

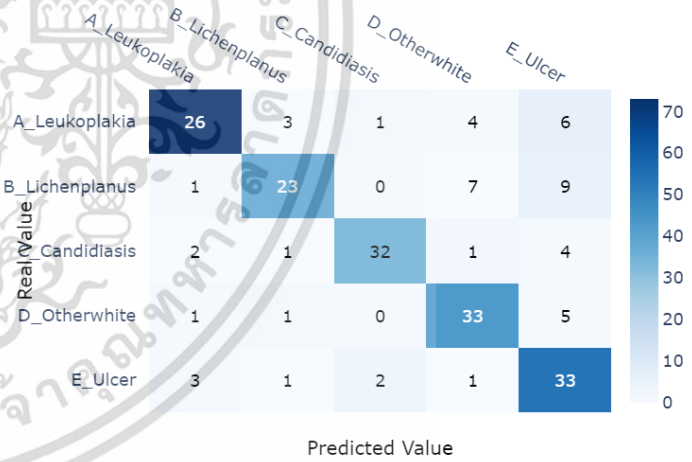
(ก)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
35 2 0 2 1
1 23 4 5 7
2 1 30 4 3
3 1 0 35 1
1 1 2 1 35
70 60 50 40 30 20 10 0

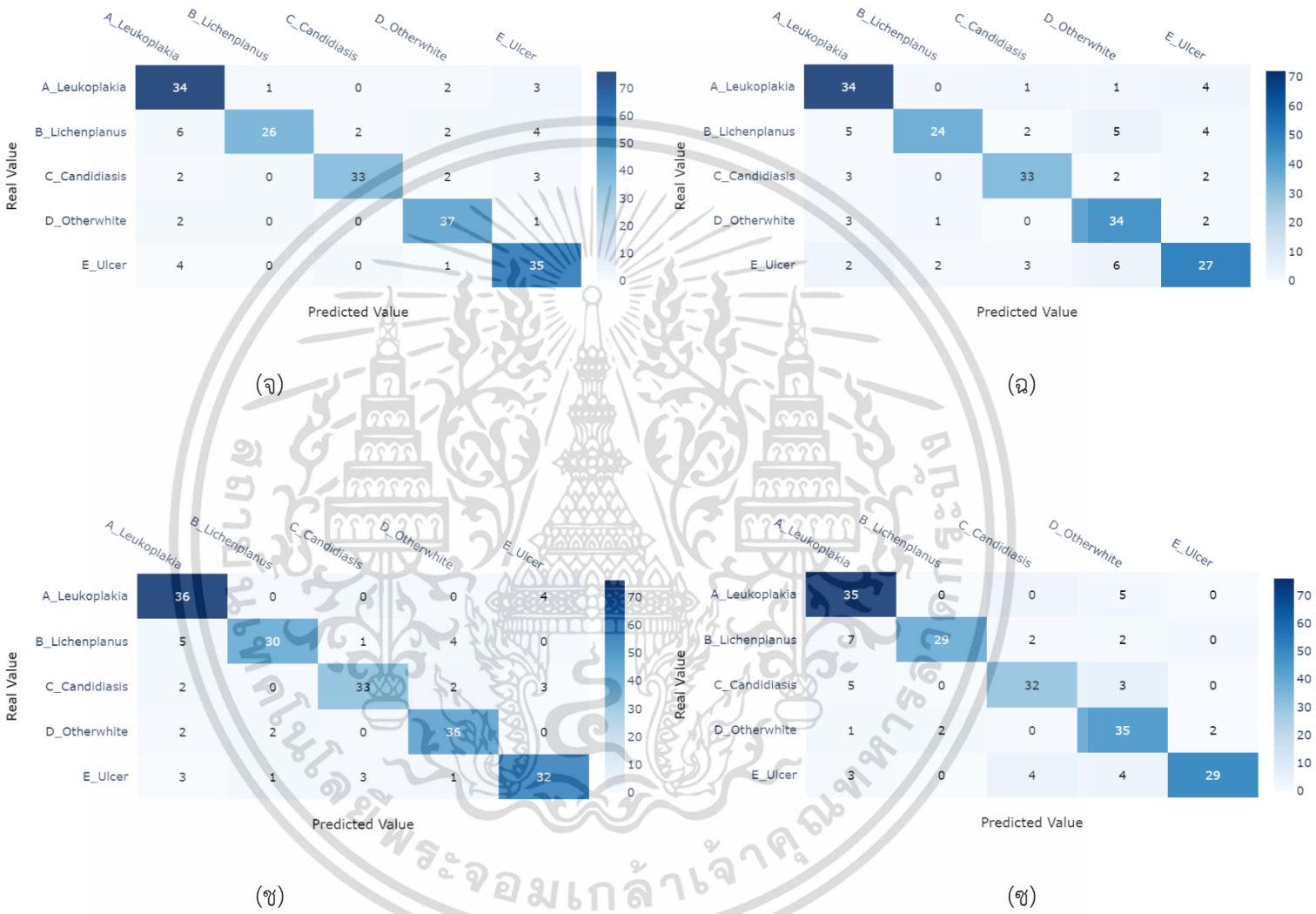
(ข)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
31 2 2 0 5
3 28 3 2 4
4 2 28 5 1
3 1 1 28 7
4 1 2 0 33
70 60 50 40 30 20 10 0

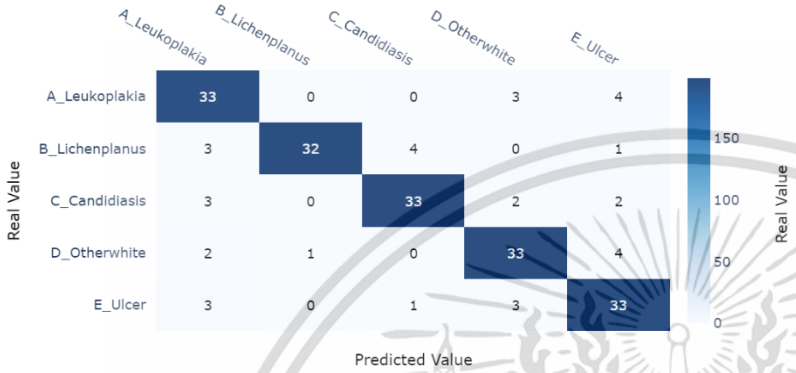
(ค)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
26 3 1 4 6
1 23 0 7 9
2 1 32 1 4
1 1 0 33 5
3 1 2 1 33
70 60 50 40 30 20 10 0

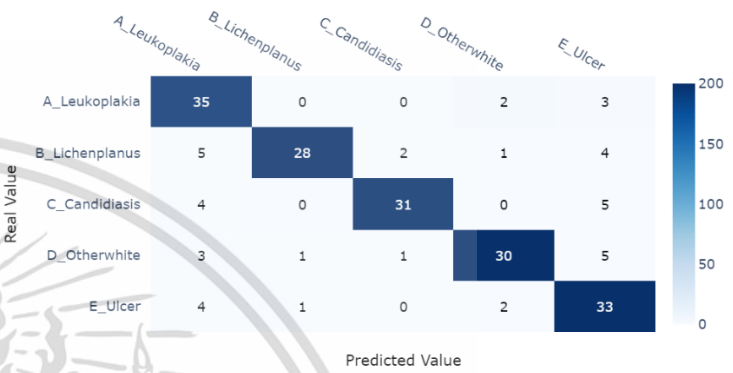
(ง)



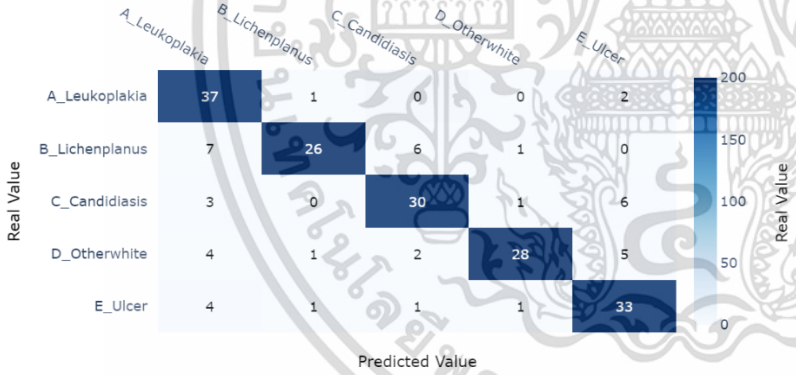
รูปที่ 4.35 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet201, (ค) Xception, (ง) Resnet50, (จ) DaViT_T, (ฉ) CotNetSE152D, (ช) IFormerBase, และ (ซ) TinyViT_21M


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
A_Leukoplakia 33 0 0 3 4
B_Lichenplanus 3 32 4 0 1
C_Candidiasis 3 0 33 2 2
D_Otherwhite 2 1 0 33 4
E_Ulcer 3 0 1 3 33
150
100
50
0

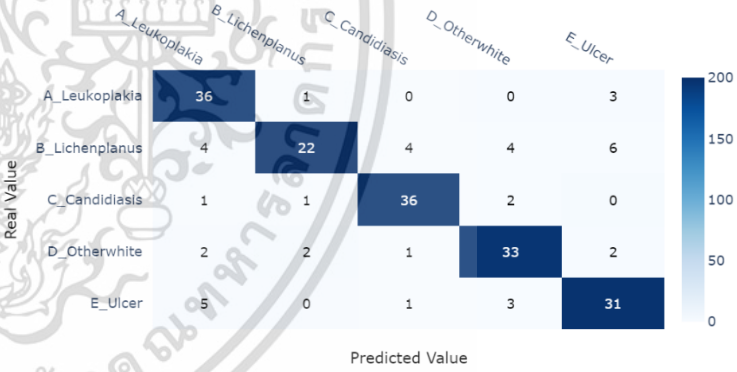
(ก)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
A_Leukoplakia 35 0 0 2 3
B_Lichenplanus 5 28 2 1 4
C_Candidiasis 4 0 31 0 5
D_Otherwhite 3 1 1 30 5
E_Ulcer 4 1 0 2 33
200
150
100
50
0

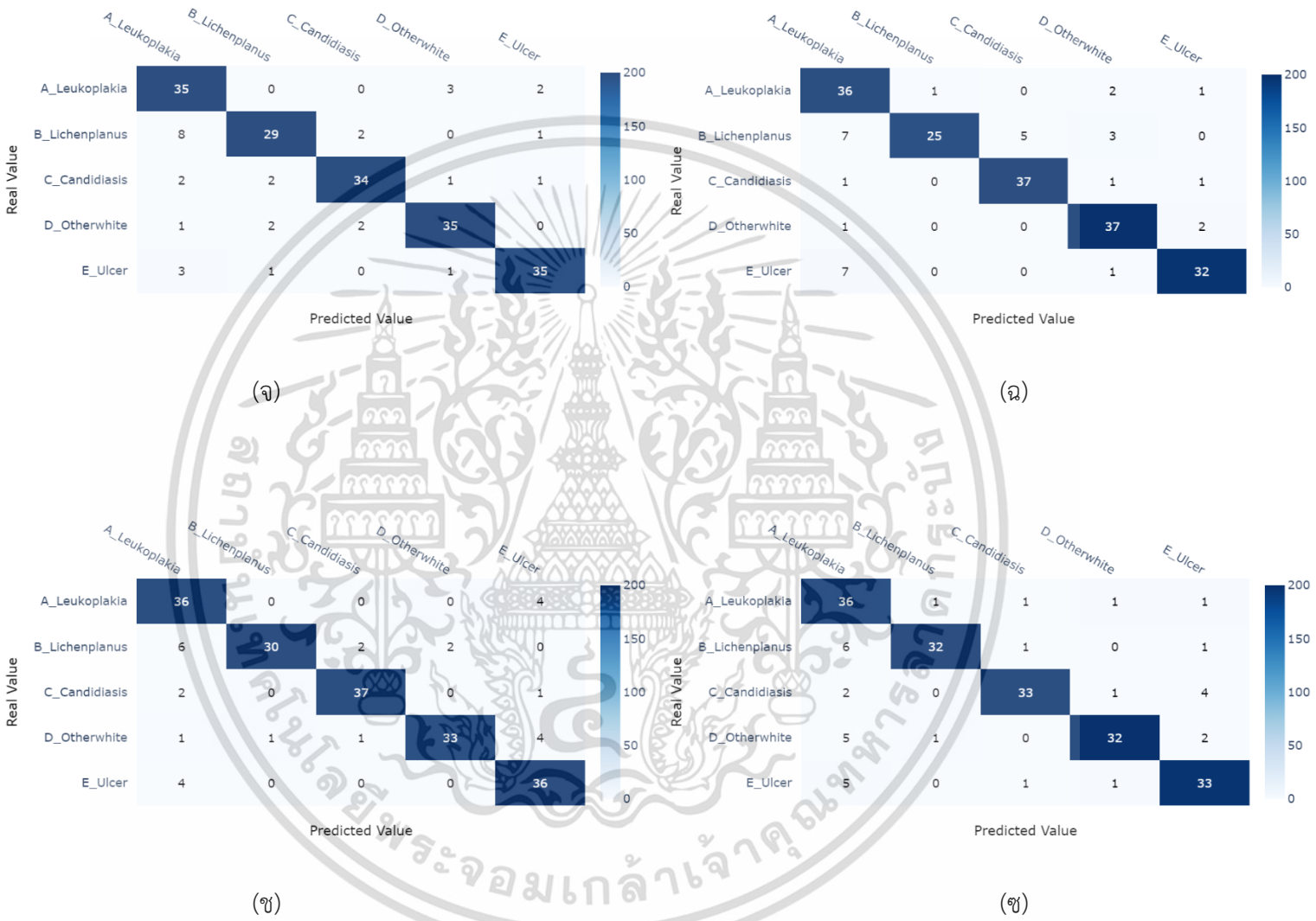
(ข)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
A_Leukoplakia 37 1 0 0 2
B_Lichenplanus 7 26 6 1 0
C_Candidiasis 3 0 30 1 6
D_Otherwhite 4 1 2 28 5
E_Ulcer 4 1 1 1 33
200
150
100
50
0

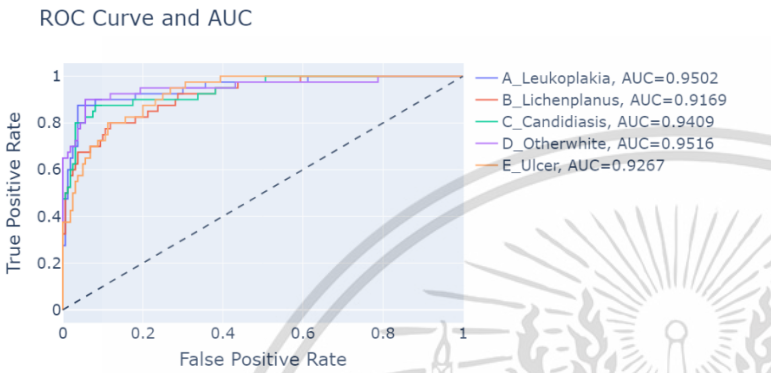
(ค)


A_Leukoplakia
B_Lichenplanus
C_Candidiasis
D_Otherwhite
E_Ulcer
Real Value
Predicted Value
A_Leukoplakia 36 1 0 0 3
B_Lichenplanus 4 22 4 4 6
C_Candidiasis 1 1 36 2 0
D_Otherwhite 2 2 1 33 2
E_Ulcer 5 0 1 3 31
200
150
100
50
0

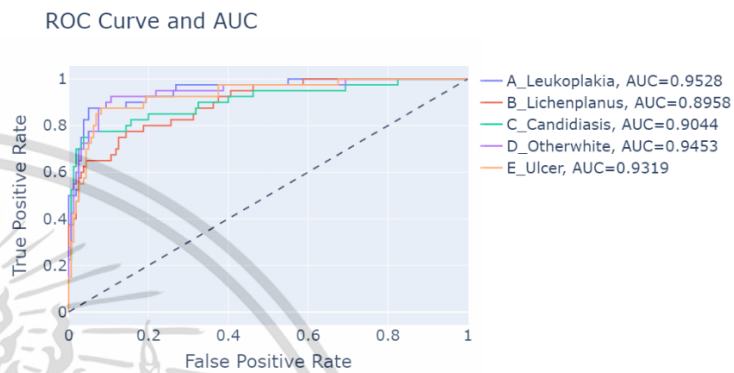
(ง)



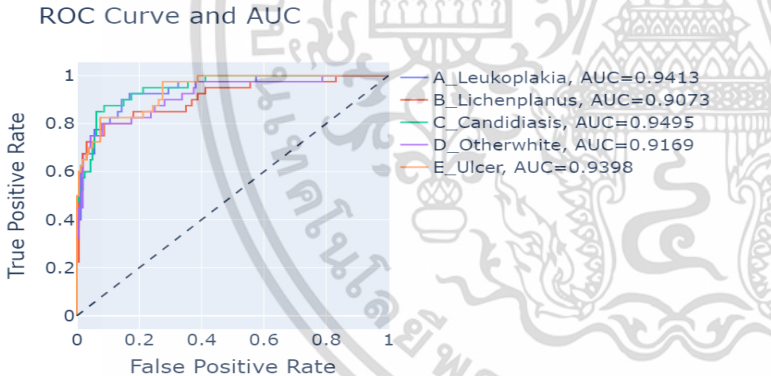
รูปที่ 4.36 Confusion matrix ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet201, (ค) Xception, (ง) Resnet50, (จ) DaViT_T, (ฉ) CotNetSE152D, (ช) IFormerBase, และ (ซ) TinyViT_21M


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9502
B_Lichenplanus, AUC=0.9169
C_Candidiasis, AUC=0.9409
D_Otherwhite, AUC=0.9516
E_Ulcer, AUC=0.9267

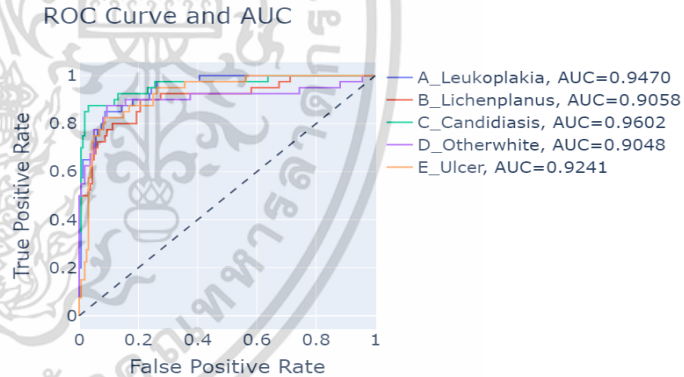
(ก)


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9528
B_Lichenplanus, AUC=0.8958
C_Candidiasis, AUC=0.9044
D_Otherwhite, AUC=0.9453
E_Ulcer, AUC=0.9319

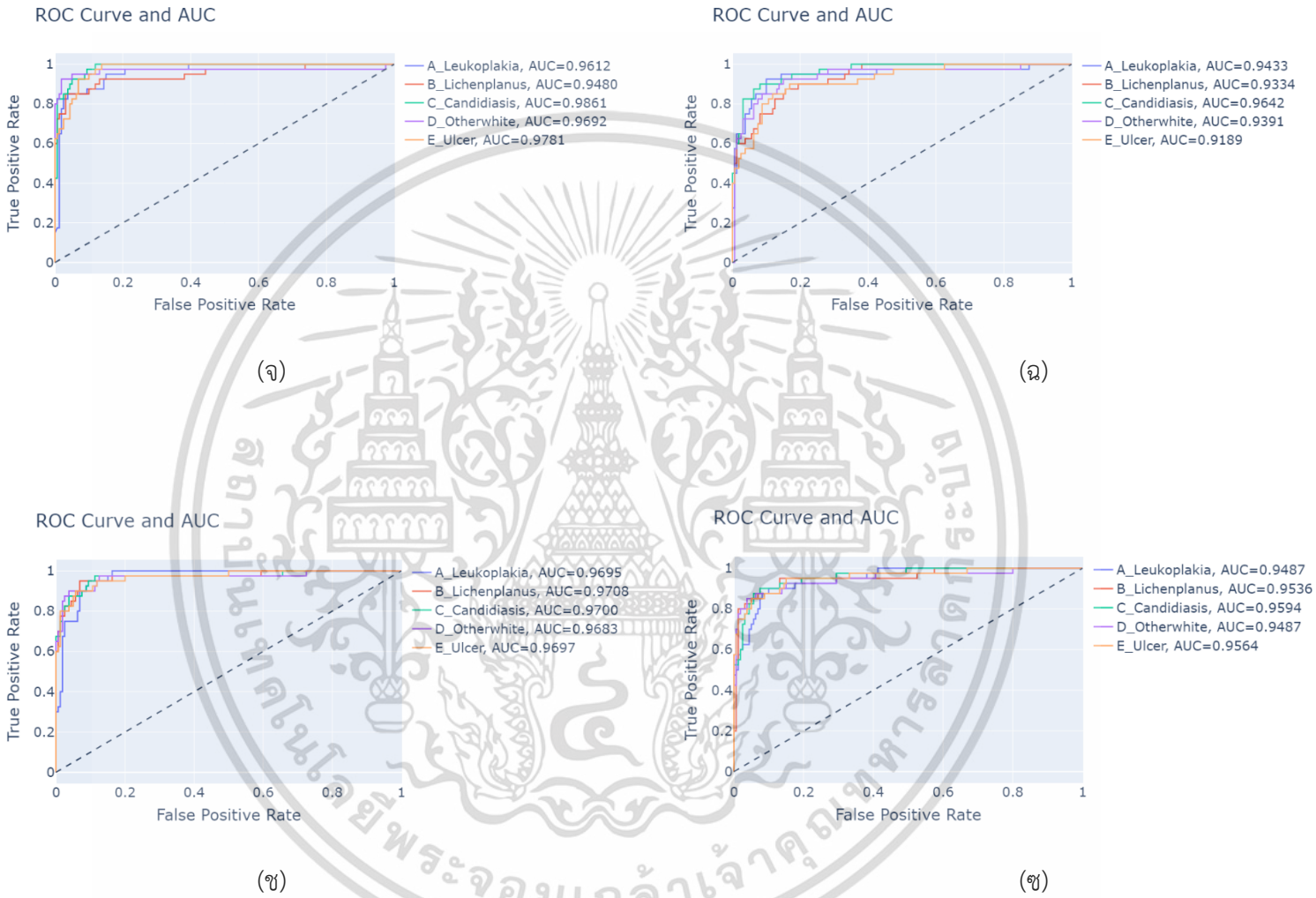
(ข)


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9413
B_Lichenplanus, AUC=0.9073
C_Candidiasis, AUC=0.9495
D_Otherwhite, AUC=0.9169
E_Ulcer, AUC=0.9398

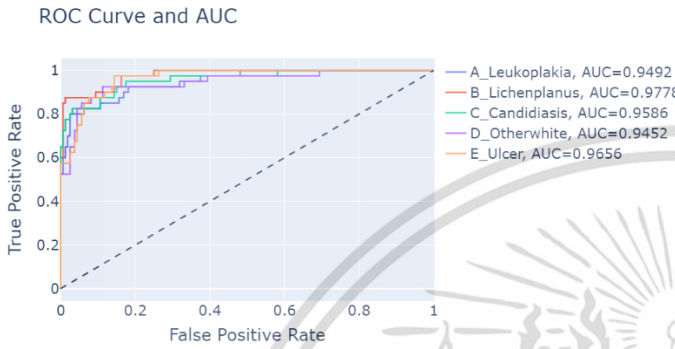
(ค)


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9470
B_Lichenplanus, AUC=0.9058
C_Candidiasis, AUC=0.9602
D_Otherwhite, AUC=0.9048
E_Ulcer, AUC=0.9241

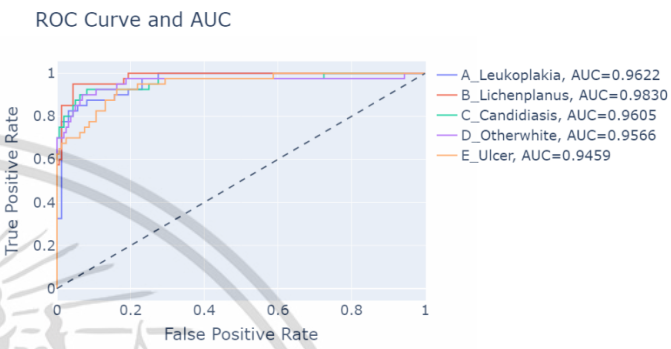
(ง)



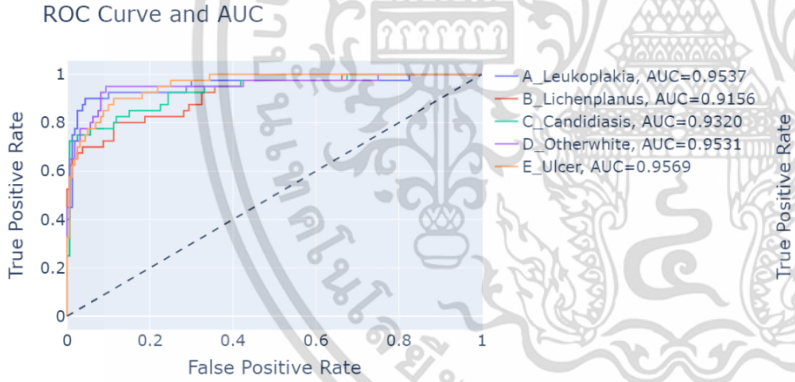
รูปที่ 4.37 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet201, (ค) Xception, (ง) Resnet50, (จ) DaViT_T, (ฉ) CotNetSE152D, (ช) IFormerBase, และ (ซ) TinyViT_21M


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9492
B_Lichenplanus, AUC=0.9778
C_Candidiasis, AUC=0.9586
D_Otherwhite, AUC=0.9452
E_Ulcer, AUC=0.9656

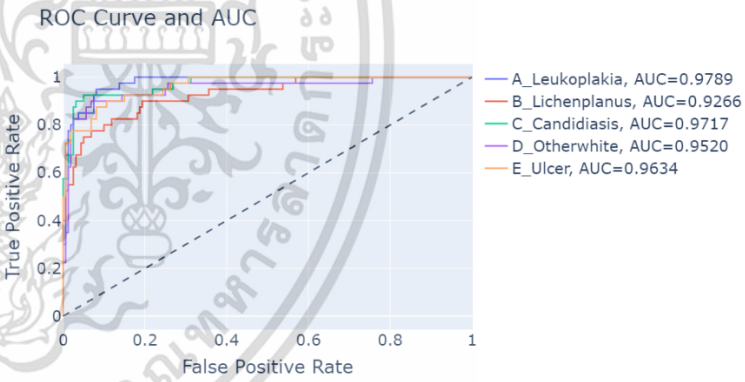
(ก)


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9622
B_Lichenplanus, AUC=0.9830
C_Candidiasis, AUC=0.9605
D_Otherwhite, AUC=0.9566
E_Ulcer, AUC=0.9459

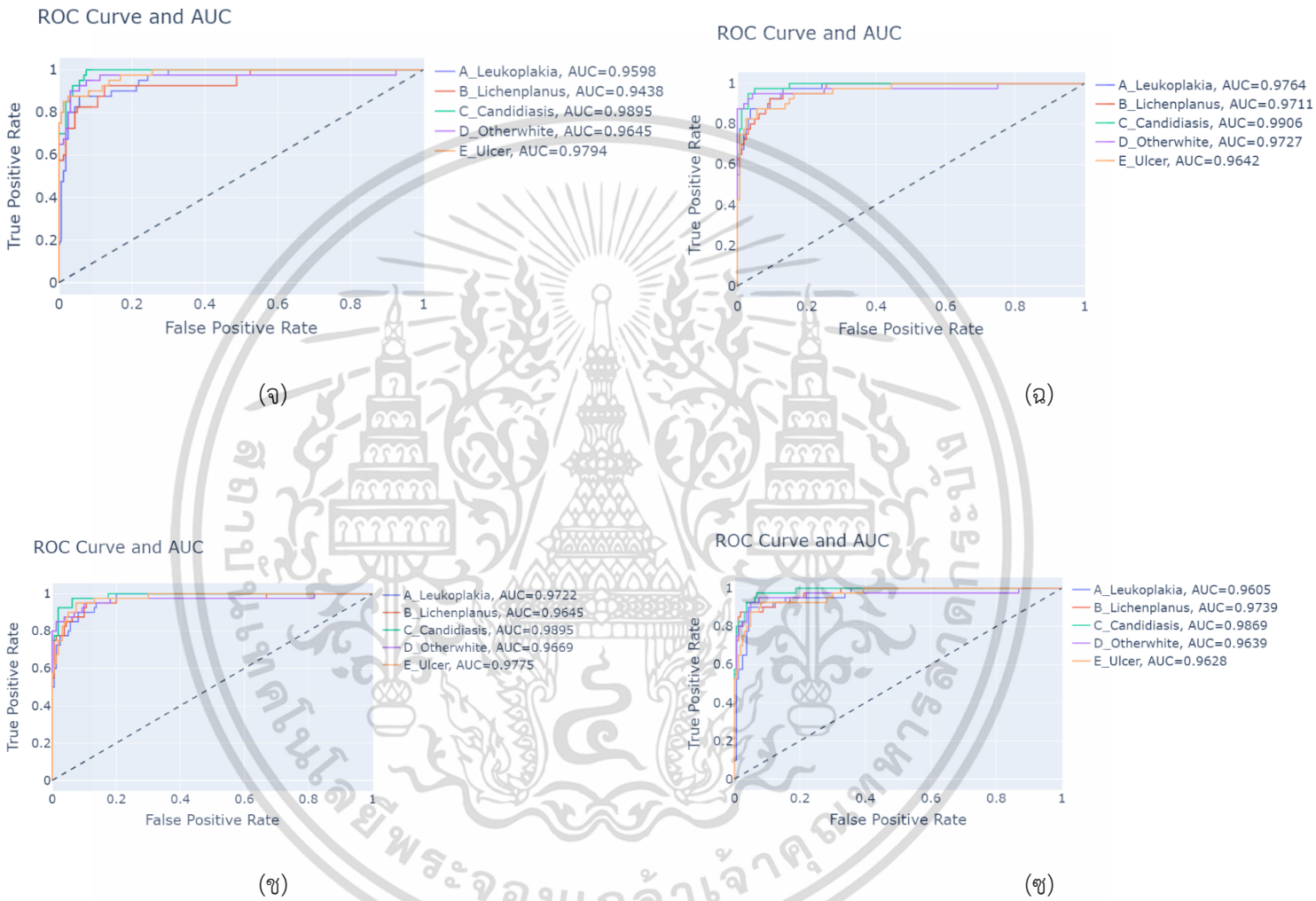
(ข)


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9537
B_Lichenplanus, AUC=0.9156
C_Candidiasis, AUC=0.9320
D_Otherwhite, AUC=0.9531
E_Ulcer, AUC=0.9569

(ค)


ROC Curve and AUC
True Positive Rate
False Positive Rate
A_Leukoplakia, AUC=0.9789
B_Lichenplanus, AUC=0.9266
C_Candidiasis, AUC=0.9717
D_Otherwhite, AUC=0.9520
E_Ulcer, AUC=0.9634

(ง)



รูปที่ 4.38 ROC curve และ AUC ของผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ถูกฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (ก) DenseNet121, (ข) DenseNet201, (ค) Xception, (ง) Resnet50, (จ) DaViT_T, (ฉ) CotNetSE152D, (ช) IFormerBase, และ (ซ) TinyViT_21M

ตารางที่ 4.33 แสดงผลการทดลองของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ฝึกโดยโมเดลทั้ง 8 แบบ และใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล

Architecture	Imbalance Test set			Balance Test set		
	Accuracy	Precision	F1Score	Accuracy	Precision	F1Score
DenseNet121	0.755	0.7755	0.7484	0.78	0.7986	0.7803
DenseNet201	0.79	0.7954	0.7857	0.785	0.8097	0.788
Xception	0.74	0.75	0.7406	0.77	0.7918	0.7696
Resnet50	0.735	0.7583	0.736	0.79	0.7954	0.7847
DaViT_T	0.825	0.8431	0.8247	0.84	0.8468	0.8406
CotNetSE152D	0.76	0.7718	0.7579	0.835	0.8529	0.8331
IFormerBase	0.835	0.8417	0.8349	0.86	0.874	0.8612
TinyViT_21M	0.8	0.8227	0.802	0.83	0.8487	0.8334

จากตารางที่ 4.33 เมื่อพิจารณาค่า Accuracy ของชุดข้อมูลชุดทดสอบทั้งชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) พบว่าค่า Accuracy ของชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) ในทุกโมเดลมีค่ามากกว่าชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) นั่นหมายความว่าสำหรับการทดลองนี้การใช้ชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) นั้นทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพมากกว่าการใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) หากพิจารณาไปที่รายโมเดลทั้งชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) พบว่าโมเดล IFormerBase มีค่า Accuracy ของชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) และชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Balance dataset) มากที่สุด เท่ากับ 0.835 และ 0.86 ตามลำดับ และ Resnet50 มีค่า Accuracy ของชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล (Imbalance dataset) น้อยที่สุด คือ 0.735 และ Xception มีค่า Accuracy ของชุดข้อมูลที่มีความสมดุล (Imbalance dataset) น้อยที่สุด คือ 0.77

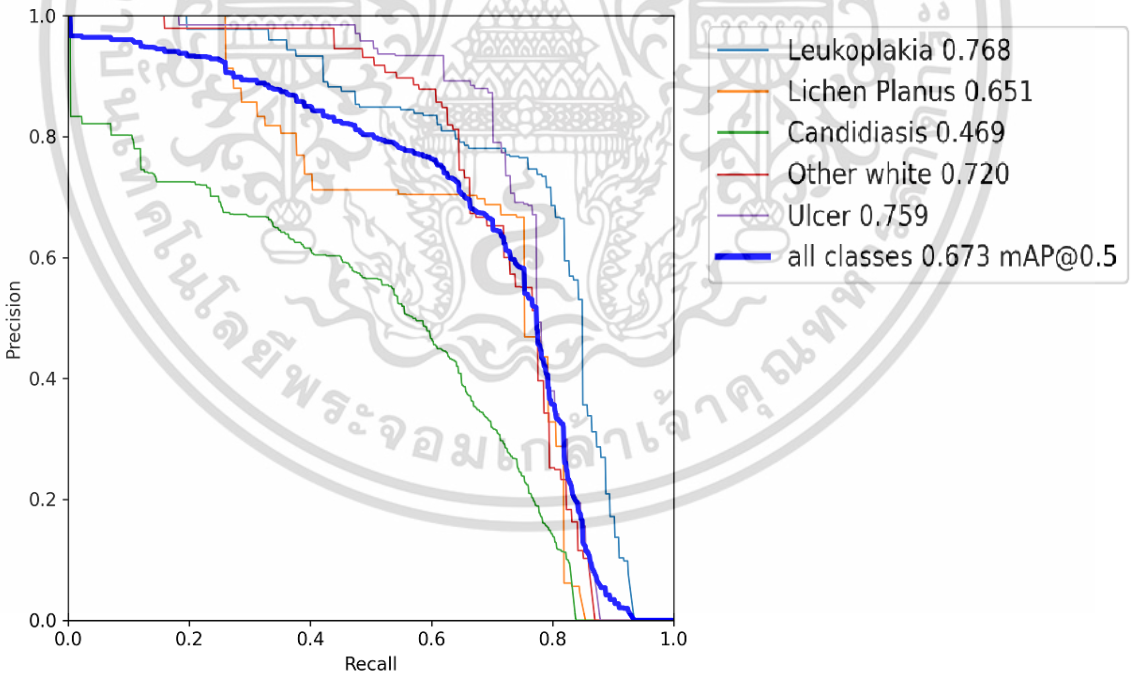
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2 ผลการทดลองสำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคในช่องปาก

ผลการทดลองที่ 2.1 : การตรวจจับภาพรอยโรคสำหรับภาพรอยโรคในช่องปากโดยภาพที่นำมาใช้จะเป็นภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer การทดลองนี้จะใช้ชุดข้อมูลในการตรวจจับภาพรอยโรคคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 1** มาฝึกโมเดล ทำการฝึกโมเดลทั้ง 4 แบบ ได้แก่ YOLOv7, YOLOv7x, YOLOv8n, และ YOLOv8x หลังจากทำการตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้ภาพจากชุดข้อมูลชุดทดสอบของ**ชุดข้อมูลชุดที่ 1** แล้วทำการประเมินประสิทธิภาพโมเดลโดยคำนวณค่า IoU และค่า mAP ซึ่งในการคำนวณค่า mAP นั้น จะกำหนดเกณฑ์ (threshold) ของค่า IoU อยู่ 2 ค่า นั่นคือ 0.3 และ 0.5

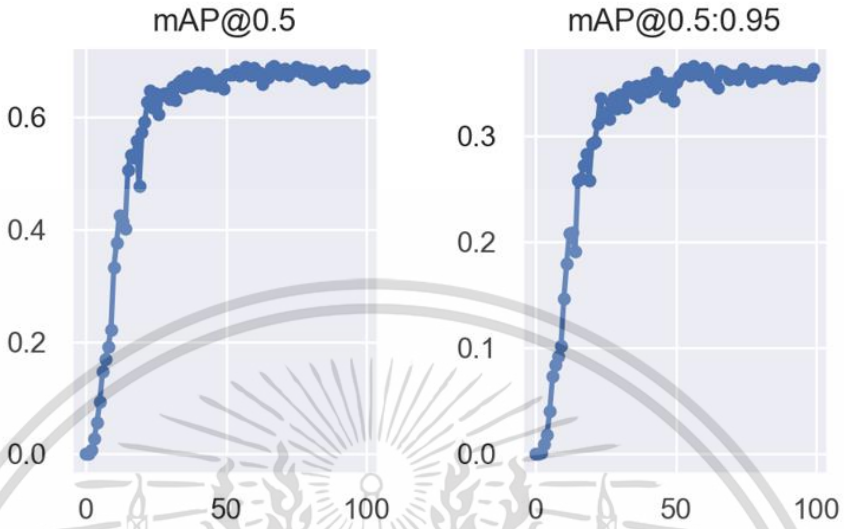
ผลการทดลองที่ 2.1.1 : YOLOv7

ผลการทดลองที่ 2.1.1.1 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv7 ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบ



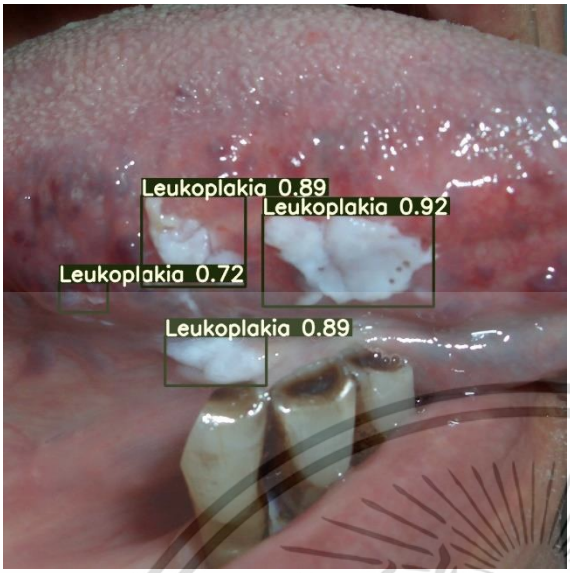
รูปที่ 4.39 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

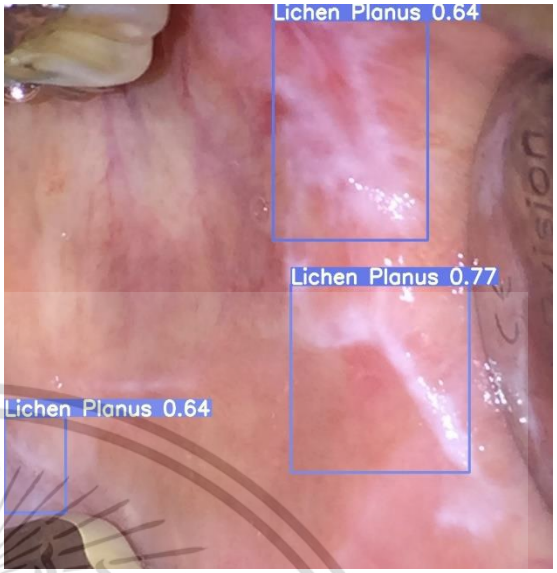


รูปที่ 4.40 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า mAP@0.5 และ epoch (ซ้าย) และ mAP@0.5:0.95 (ขวา) ของของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv7

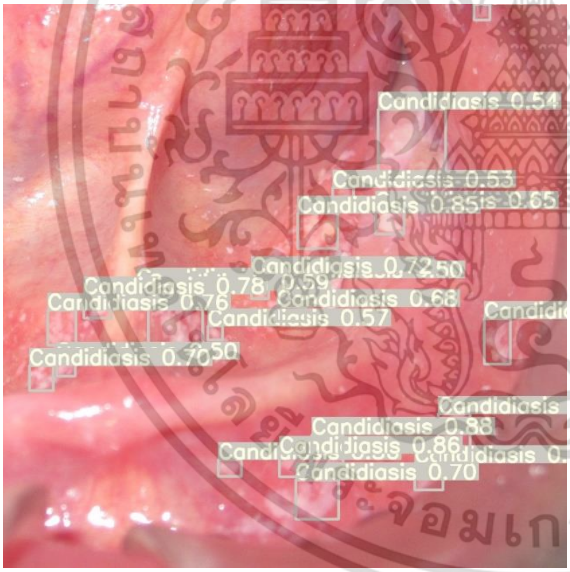
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก)



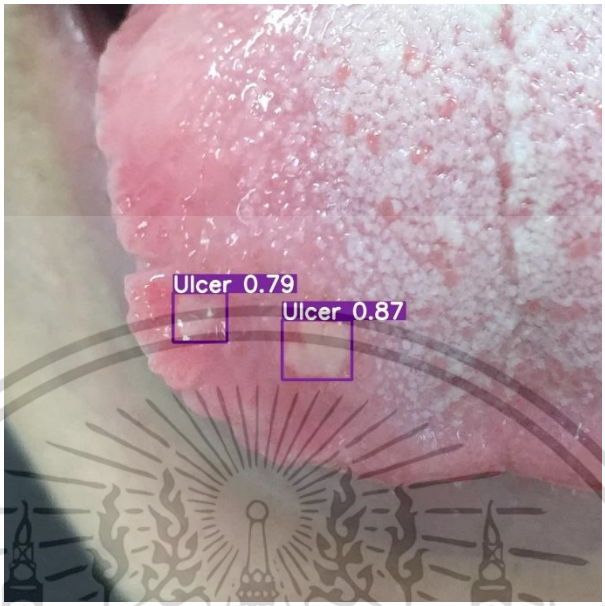
(ข)



(ค)

(ง)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



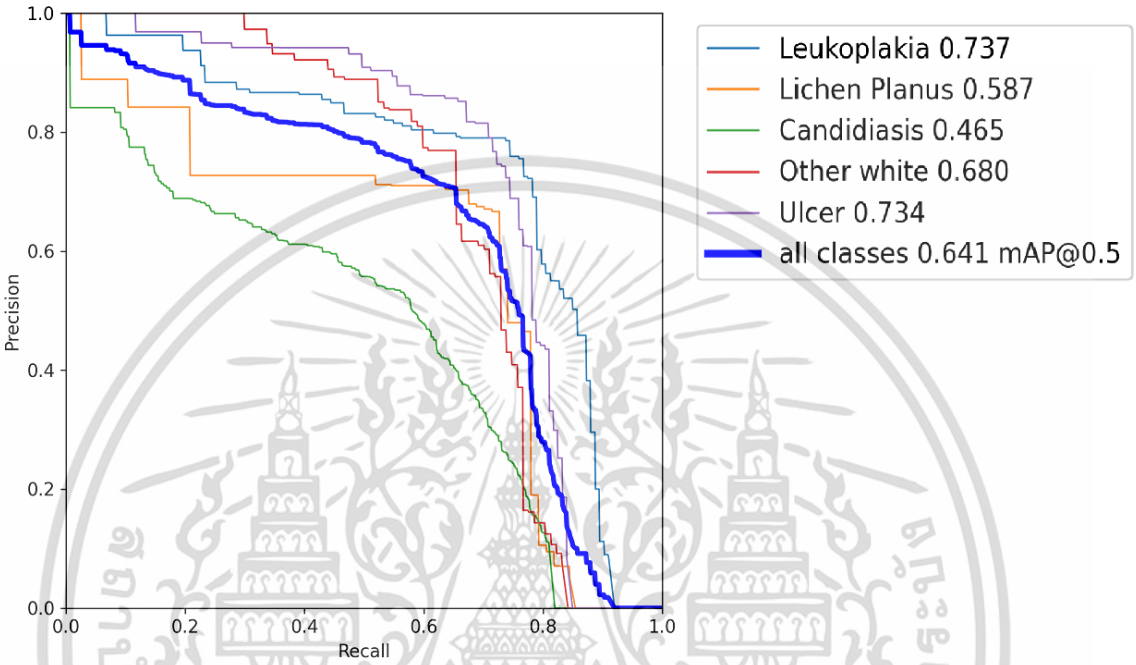
(จ)

รูปที่ 4.41 ตัวอย่างรูปภาพที่ผ่านการตรวจจับภาพรอยโรคโดยโมเดล YOLOv7 ของข้อมูลชุดทดสอบ (ก) Leukoplakia (ข) Lichen planus (ค) Candidiasis (ง) Other white (จ) Ulcer

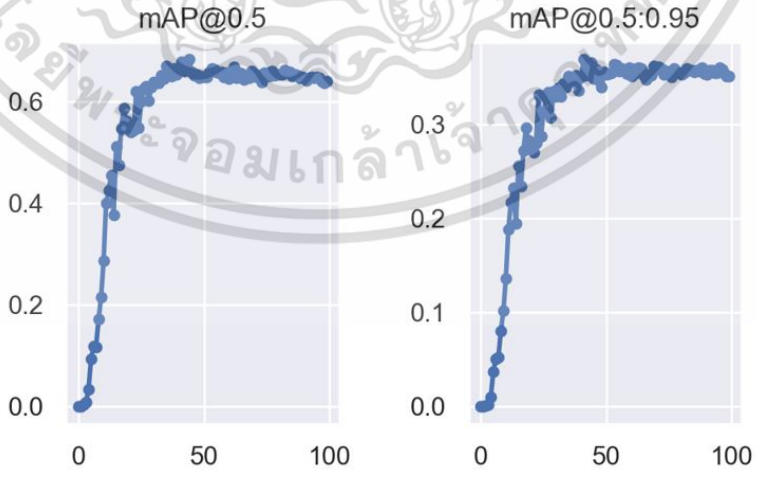
จากรูป กราฟด้านบน เป็นกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของการฝึกโมเดล YOLOv7 จากกราฟ ค่า mAP ที่เกณฑ์เป็น 0.5 ของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบหลังการฝึกโมเดลมีค่าเท่ากับ 0.673 และค่า AP ของแต่ละคลาสเป็นดังนี้ Leukoplakia เท่ากับ 0.678, Lichen planus เท่ากับ 0.651, Candidiasis เท่ากับ 0.469, Other white เท่ากับ 0.720, และ Ulcer เท่ากับ 0.759 เมื่อสังเกตดูค่า AP ในแต่ละคลาสจะพบว่า Candidiasis มีค่า AP น้อยที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับอีกสี่คลาสที่เหลือ ที่เป็นเช่นนี้เป็นเพราะว่าลักษณะของรอยโรคนี้ส่วนใหญ่มีการกระจายตัวไปทั่วบริเวณช่องปาก มีหลายตำแหน่ง ไม่ได้มีลักษณะรอยโรคเป็นจุดเดียวอย่างชัดเจนทำให้การตรวจจับภาพรอยโรคตรวจพบในหลายบริเวณ นอกจากนี้กล่อง Ground Truth และกล่องที่โมเดลทำนายได้ไม่ตรงกันอีกด้วย ตัวอย่างรูปภาพที่ผ่านการตรวจจับภาพรอยโรคโดยโมเดล YOLOv7 แสดงดังภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.1.1.2 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv7x ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบ

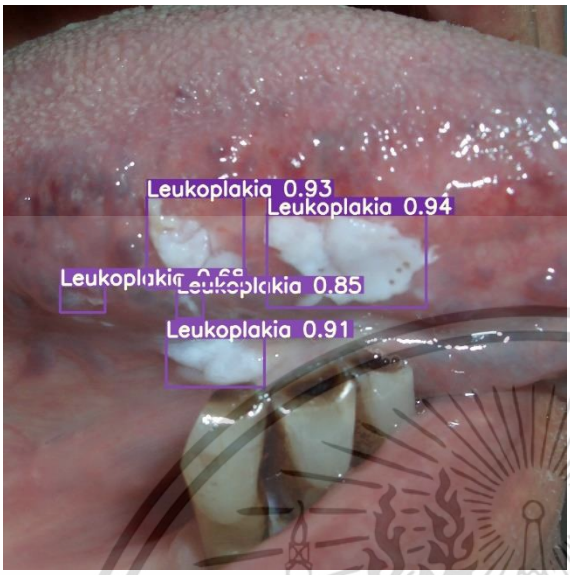


รูปที่ 4.42 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv7x

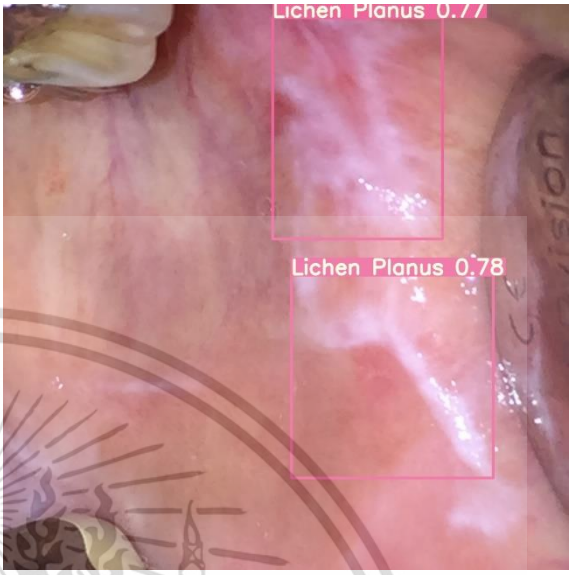


รูปที่ 4.43 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า mAP@0.5 และ epoch (ซ้าย) และ mAP@0.5:0.95 (ขวา) ของของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv7x

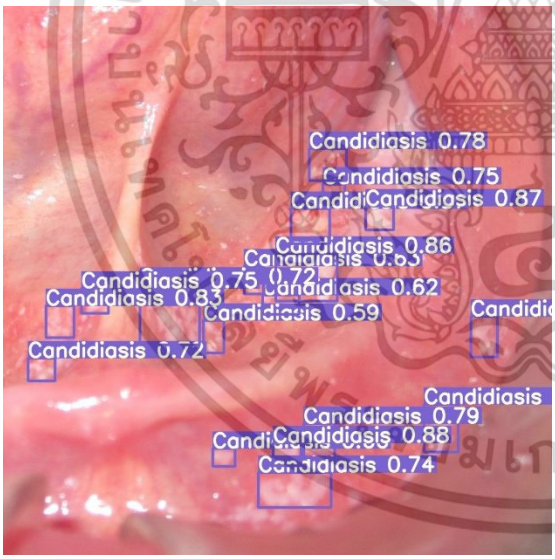
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



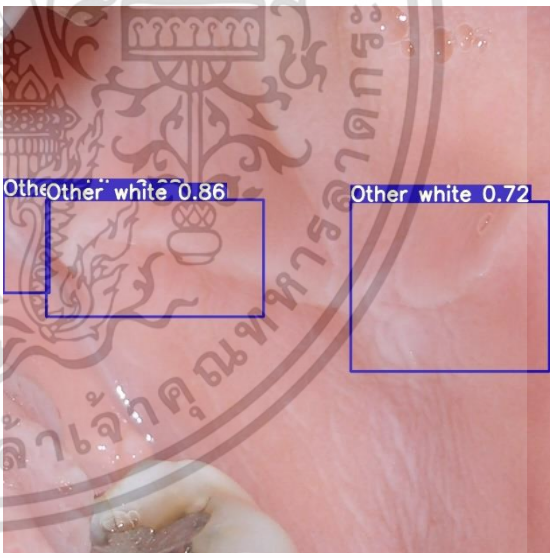
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

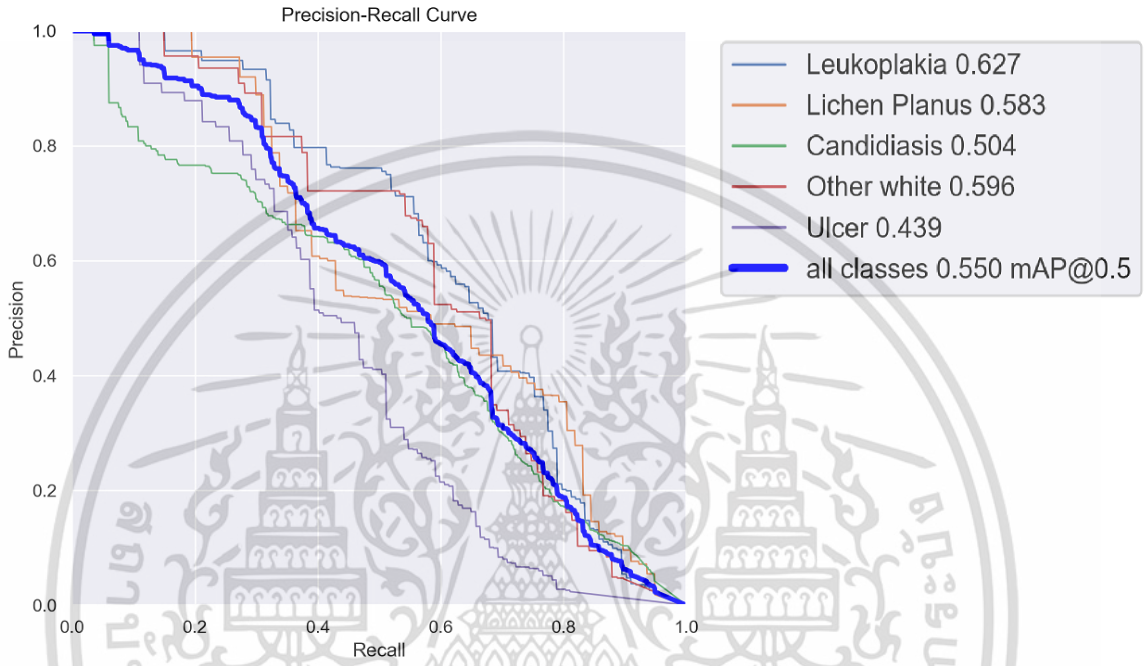
(จ)

รูปที่ 4.44 ตัวอย่างรูปภาพที่ผ่านการตรวจจับภาพรอยโรคโดยโมเดล YOLOv7x ของข้อมูลชุดทดสอบ (ก) Leukoplakia (ข) Lichen planus (ค) Candidiasis (ง) Other white (จ) Ulcer

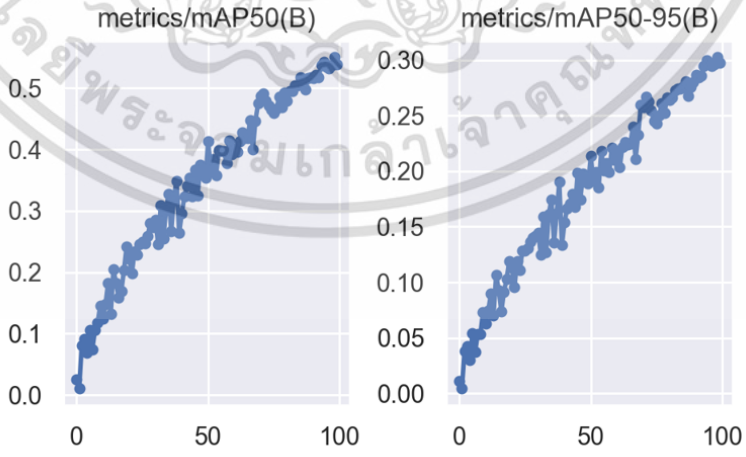
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.1.2 : YOLOv8

ผลการทดลองที่ 2.1.2.1 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv8n ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบ

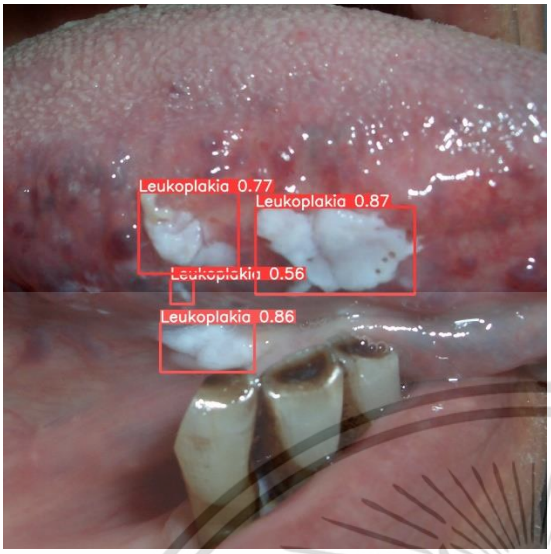


รูปที่ 4.45 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv8n

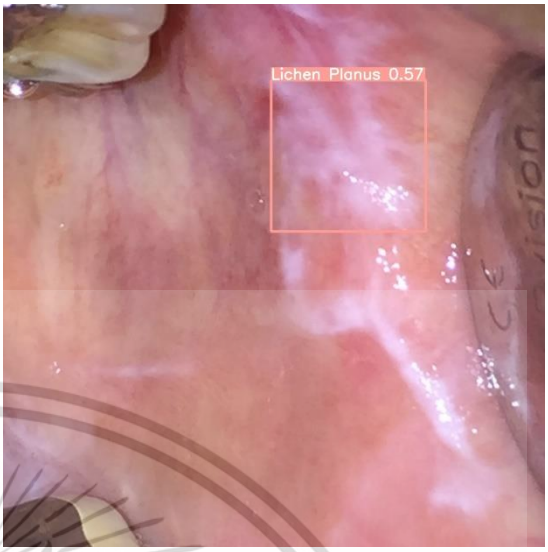


รูปที่ 4.46 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า mAP@0.5 และ epoch (ซ้าย) และ mAP@0.5:0.95 (ขวา) ของของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv8n

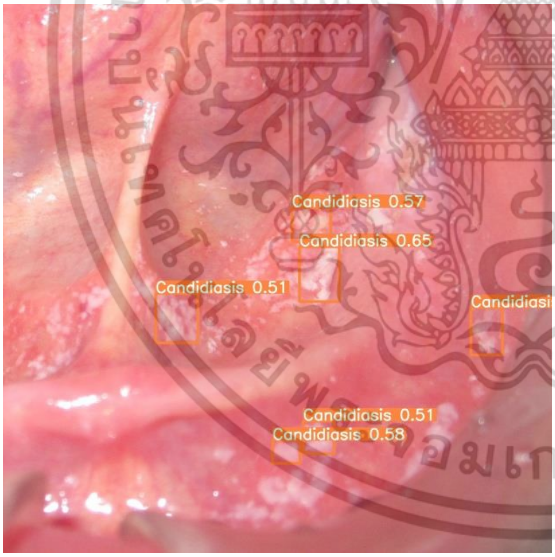
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



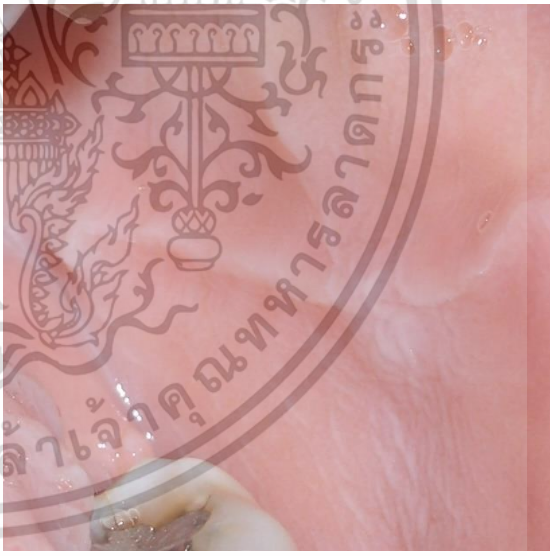
(ก)



(ข)

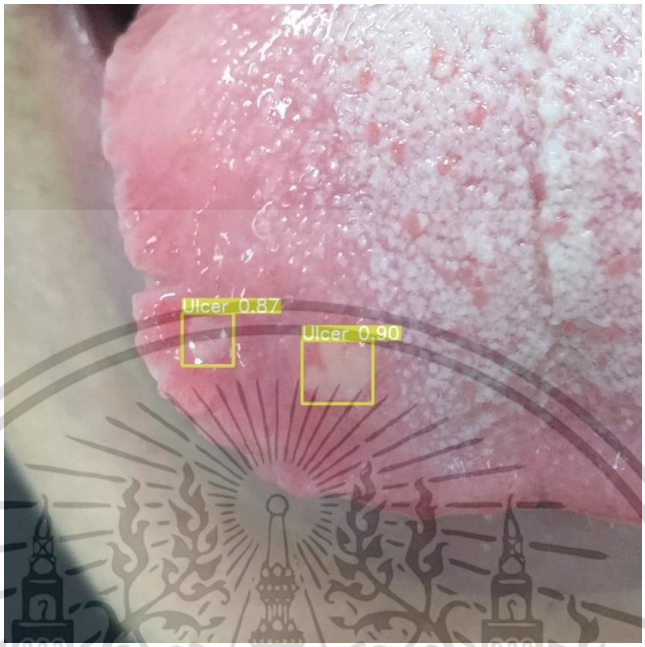


(ค)



(ง)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

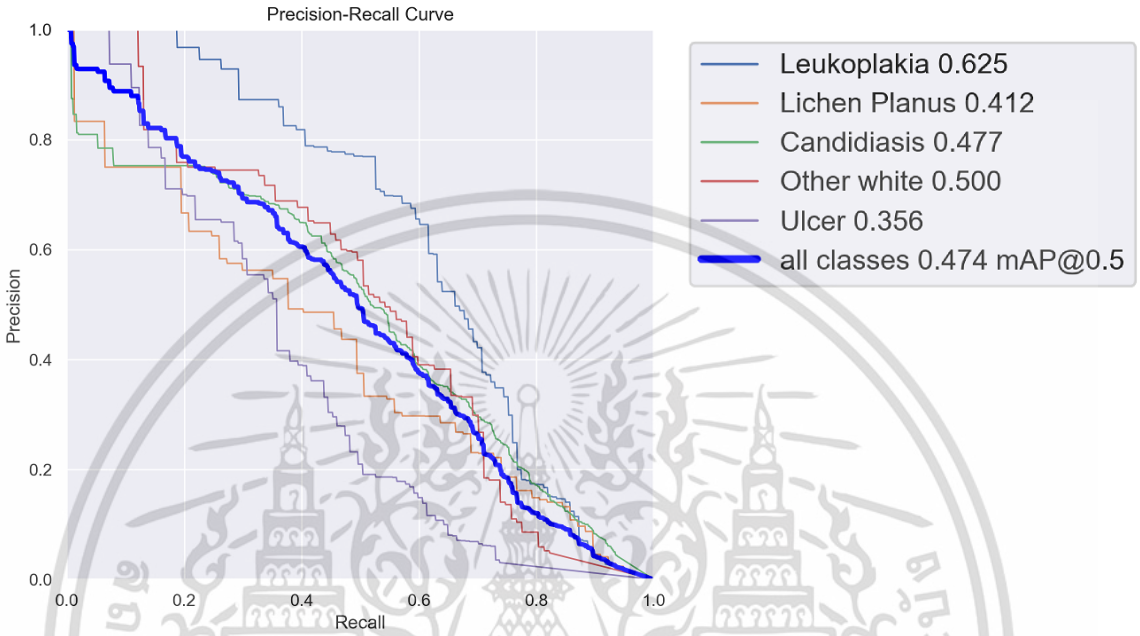


(จ)

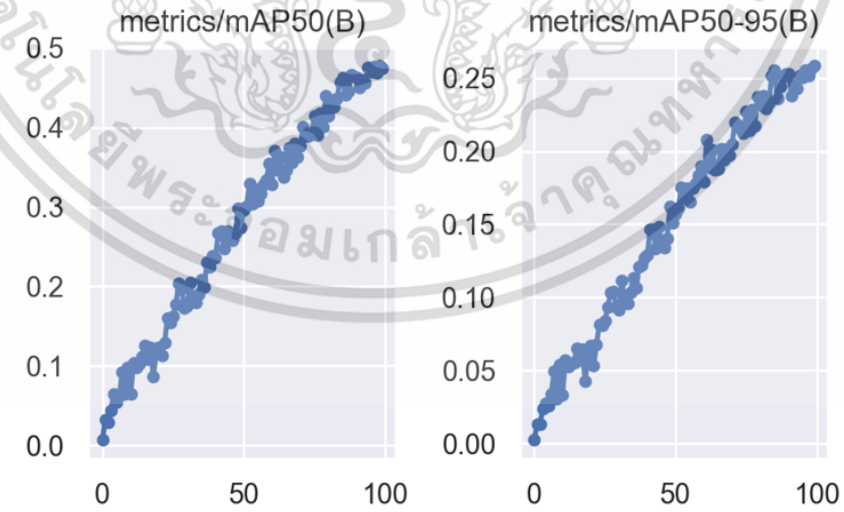
รูปที่ 4.47 ตัวอย่างรูปภาพที่ผ่านการตรวจจับภาพรอยโรคโดยโมเดล YOLOv8n ของข้อมูลชุดทดสอบ (ก) Leukoplakia (ข) Lichen planus (ค) Candidiasis (ง) Other white (จ) Ulcer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.1.2.2 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv8x ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบ

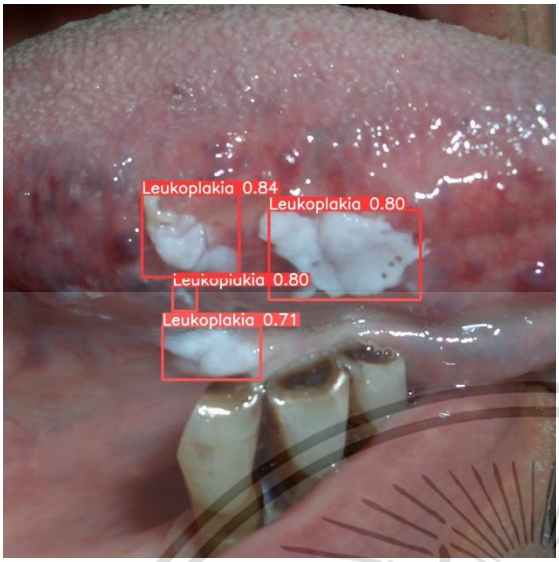


รูปที่ 4.48 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv8x

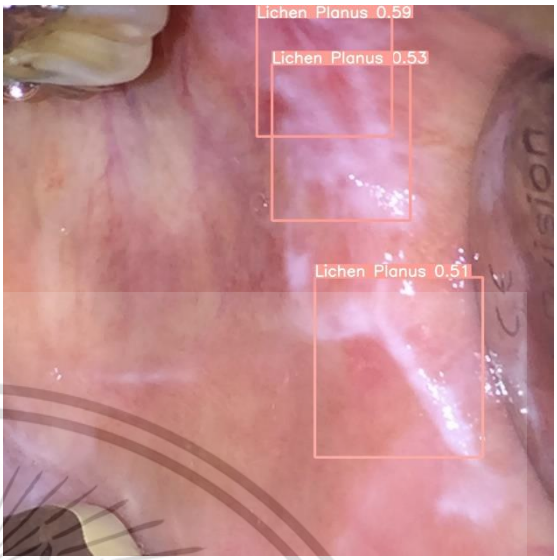


รูปที่ 4.49 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า mAP@0.5 และ epoch (ซ้าย) และ mAP@0.5:0.95 (ขวา) ของของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv8x

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก)

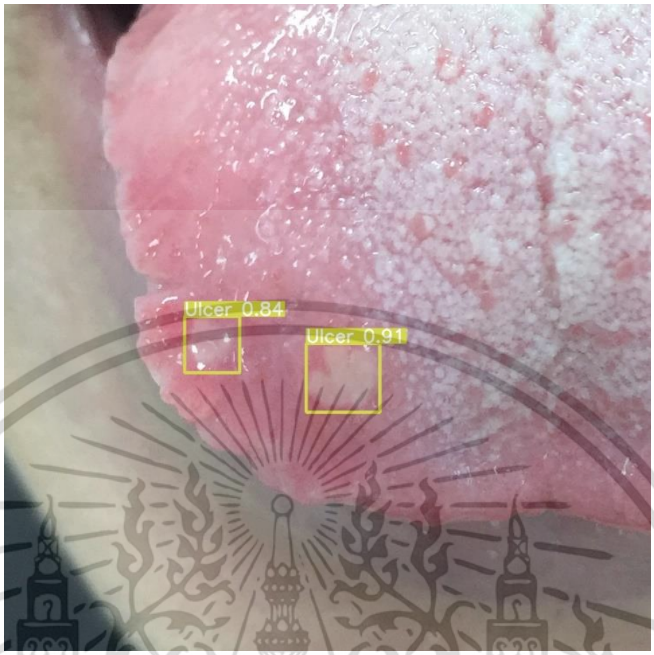


(ข)

(ค)

(ง)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(จ)

รูปที่ 4.50 ตัวอย่างรูปภาพที่ผ่านการตรวจจับภาพรอยโรคโดยโมเดล YOLOv8x ของข้อมูลชุดทดสอบ (ก) Leukoplakia (ข) Lichen planus (ค) Candidiasis (ง) Other white (จ) Ulcer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.34 สรุปผลการประเมินประสิทธิภาพของการฝึกโมเดลทั้ง 4 แบบของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบ

Detection model	Class	Precision	Recall	mAP@.5	mAP@.5:.95
YOLOv7	All	0.717	0.687	0.673	0.363
	Leukoplakia	0.734	0.789	0.768	0.465
	Lichen planus	0.668	0.732	0.651	0.338
	Candidiasis	0.486	0.587	0.469	0.217
	Other white	0.838	0.626	0.72	0.406
	Ulcer	0.858	0.701	0.759	0.39
YOLOv7X	All	0.694	0.676	0.641	0.351
	Leukoplakia	0.687	0.789	0.737	0.45
	Lichen planus	0.675	0.701	0.587	0.303
	Candidiasis	0.496	0.586	0.465	0.215
	Other white	0.758	0.654	0.68	0.388
	Ulcer	0.855	0.647	0.734	0.4
YOLOv8n	All	0.563	0.532	0.55	0.303
	Leukoplakia	0.573	0.617	0.627	0.397
	Lichen planus	0.495	0.584	0.583	0.331
	Candidiasis	0.528	0.523	0.504	0.247
	Other white	0.675	0.542	0.596	0.32
	Ulcer	0.543	0.394	0.439	0.218
YOLOv8X	All	0.569	0.454	0.474	0.258
	Leukoplakia	0.609	0.617	0.625	0.416
	Lichen planus	0.486	0.403	0.412	0.186
	Candidiasis	0.541	0.494	0.477	0.226
	Other white	0.601	0.467	0.5	0.297
	Ulcer	0.611	0.292	0.356	0.166

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.35 ระยะเวลาในการฝึกโมเดลทั้ง 4 แบบของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบ

Model	Time (hrs) (100 epochs completed)
YOLOv7	14.501
YOLOv7X	20.885
YOLOv8n	5.572
YOLOv8X	9.497

ตารางที่ 4.34 เป็นการสรุปผลการประเมินประสิทธิภาพของการฝึกโมเดลทั้ง 4 แบบของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบ พบว่าโมเดลที่มีค่า mAP@0.5 มากที่สุดคือ YOLOv7 เท่ากับ 0.673 ส่วนโมเดลที่มีค่า mAP@0.5 น้อยที่สุดคือ YOLOv8x เท่ากับ 0.474 หากเปรียบเทียบระยะเวลาในการฝึกโมเดลดังตารางที่ 4.35 จะพบว่าโมเดลที่มีระยะเวลาในการฝึกโมเดลนานที่สุดคือ YOLOv7x ใช้เวลาประมาณ 21 ชั่วโมง และโมเดลที่มีระยะเวลาในการฝึกโมเดลน้อยที่สุดคือ YOLOv8n ใช้เวลาประมาณ 6 ชั่วโมง แต่ถ้าหากเปรียบเทียบระหว่างโมเดล YOLOv7 ด้วยกัน จะพบว่าโมเดล YOLOv7x จะใช้ระยะเวลาในการฝึกโมเดลนานกว่า YOLOv7 และโมเดล YOLOv8x จะใช้ระยะเวลาในการฝึกโมเดลนานกว่า YOLOv8n ที่เป็นเช่นนี้เนื่องจาก โมเดล YOLOv7x และ YOLOv8x มีโครงสร้างที่ใหญ่และซับซ้อนกว่า YOLOv7 และ YOLOv8n ตามลำดับดับ ทำให้ใช้ระยะเวลาในการฝึกโมเดลนั้นนาน

สำหรับผลการทดลองของโมเดล YOLOv7 และ YOLOv8 ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ค่า IoU=0.3 และ 0.5 ฉบับเต็ม สามารถดูได้ที่ภาคผนวก ข.

ตารางที่ 4.36 สรุปผลการประเมินประสิทธิภาพของการฝึกโมเดลทั้ง 4 แบบของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ค่า IoU=0.3

Model	IoU=0.3					
	AP					mAP
	Leukoplakia	Lichen planus	Candidiasis	Other white	Ulcer	
YOLOv7	0.895	0.697	0.771	0.961	0.899	0.845
YOLOv7X	0.920	0.675	0.726	0.968	0.778	0.813
YOLOv8	0.780	0.612	0.844	0.824	0.861	0.784
YOLOv8X	0.803	0.535	0.824	0.838	0.868	0.774

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

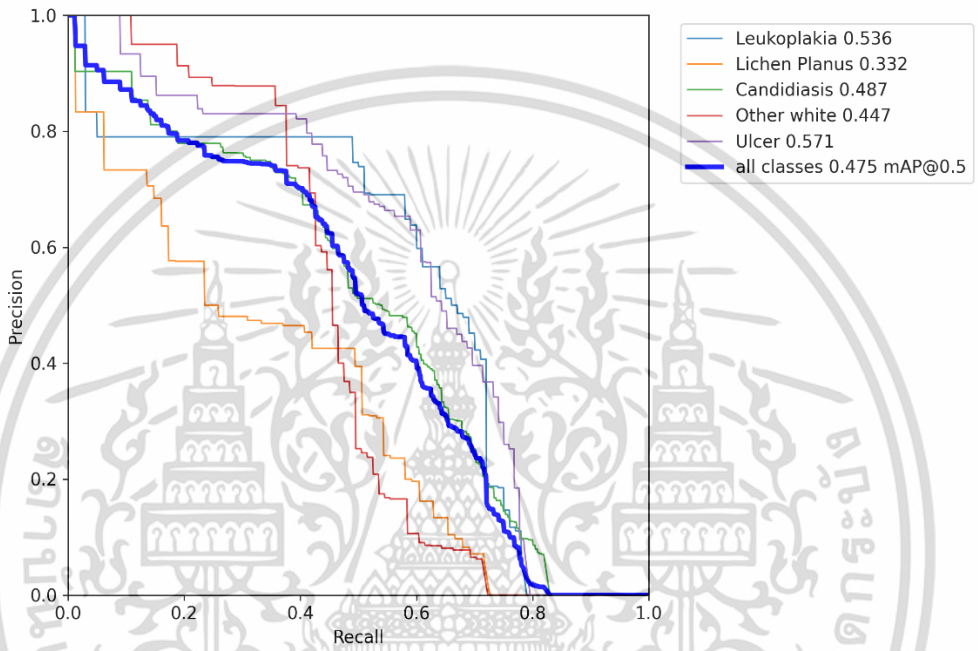
ตารางที่ 4.37 สรุปผลการประเมินประสิทธิภาพของการฝึกโมเดลทั้ง 4 แบบของชุดข้อมูลชุดทดสอบที่ค่า IoU=0.5

Model	IoU=0.5					
	AP					mAP
	Leukoplakia	Lichen planus	Candidiasis	Other white	Ulcer	
YOLOv7	0.798	0.504	0.662	0.941	0.818	0.745
YOLOv7X	0.820	0.566	0.627	0.936	0.633	0.717
YOLOv8	0.684	0.454	0.732	0.824	0.829	0.705
YOLOv8X	0.711	0.275	0.715	0.795	0.841	0.668

หลังจากทำการคำนวณค่า Precision และ Recall ของทั้ง 4 โมเดลที่ค่า Iou=0.3 และ IoU=0.5 แล้ว นำมาสร้างกราฟ Precision-Recall เพื่อหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ หรือ AP ทั้ง 5 คลาส ค่า AP และค่า mAP แสดงดังตารางที่ 4.36-4.37 จากตารางที่ 4.36 ค่า IoU=0.3 จะเห็นได้ว่าค่า mAP ของโมเดล YOLOv7 มีค่ามากที่สุดมีค่า 0.845 และค่า mAP ของโมเดล YOLOv8x มีค่าน้อยที่สุดมีค่า 0.774 และจากตาราที่ 4.37 ค่า IoU=0.5 จะเห็นได้ว่าค่า mAP ของโมเดล YOLOv7 มีค่ามากที่สุดมีค่า 0.745 และค่า mAP ของโมเดล YOLOv8x มีค่าน้อยที่สุดมีค่า 0.668

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.2 : การตรวจจับภาพรอยโรคสำหรับภาพรอยโรคในช่องปากโดยภาพที่นำมาใช้จะเป็นภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer การทดลองนี้จะใช้ชุดข้อมูลในการตรวจจับภาพรอยโรคคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 2** มาฝึกโมเดล YOLOv7x

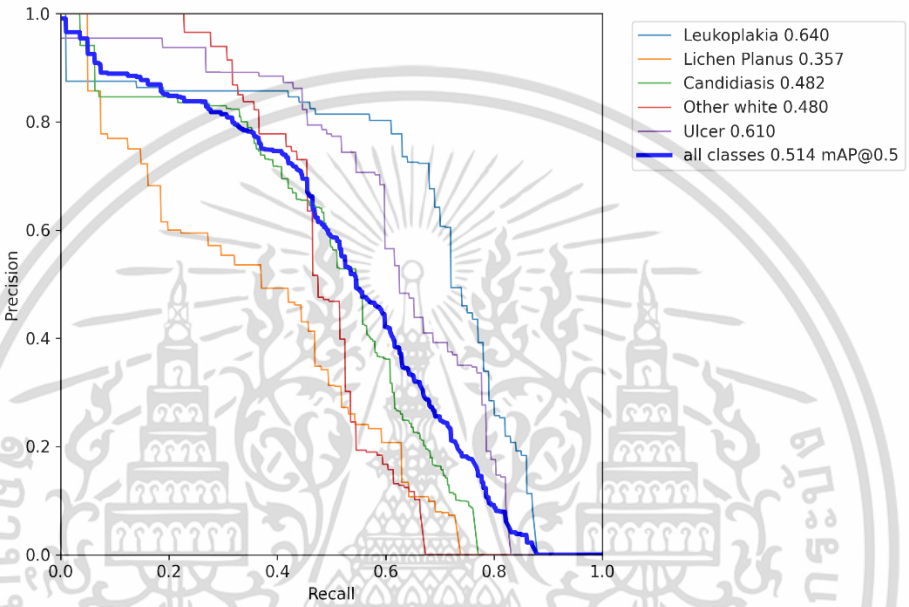


รูปที่ 4.51 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv7x

จากรูปที่ 4.51 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ค่า mAP ของโมเดล YOLOv7x สำหรับการทดลองนี้มีค่า 0.475 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าค่า mAP ของผลการทดลองที่ 2.1 ซึ่งมีค่า 0.641 เนื่องจากค่า mAP ของการทดลองมีค่าน้อยกว่าผลการทดลองที่ 2.1 ทางผู้วิจัยจึงไม่ได้นำโมเดลของการทดลองครั้งนี้มาทำการตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้ชุดข้อมูลชุดทดสอบและประเมินผลต่อ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

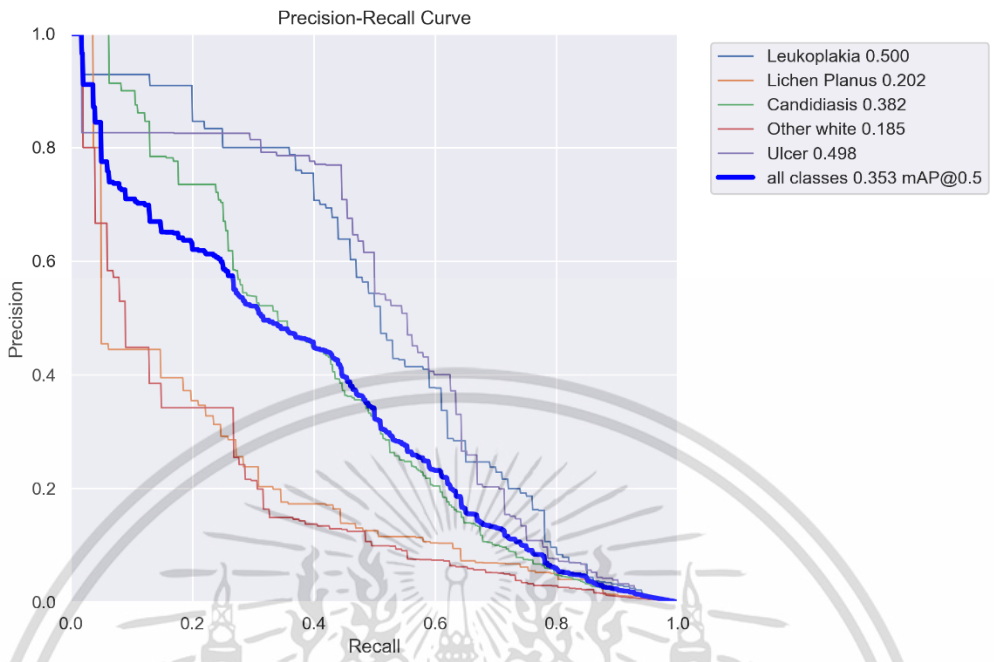
ผลการทดลองที่ 2.3 : การตรวจจับภาพรอยโรคสำหรับภาพรอยโรคในช่องปากโดยภาพที่นำมาใช้จะเป็นภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer การทดลองนี้จะใช้ชุดข้อมูลในการตรวจจับภาพรอยโรคคือ **ชุดข้อมูลชุดที่ 3** มาฝึกโมเดล YOLOv7x และ YOLOv8x



รูปที่ 4.52 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv7x

จากรูปที่ 4.52 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ค่า mAP ของโมเดล YOLOv7x สำหรับการทดลองนี้มีค่า 0.514 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าค่า mAP ของผลการทดลองที่ 2.1 ซึ่งมีค่า 0.641 เนื่องจากค่า mAP ของการทดลองมีค่าน้อยกว่าผลการทดลองที่ 2.1 ทางผู้วิจัยจึงไม่ได้นำโมเดลของการทดลองครั้งนี้มาทำการตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้ชุดข้อมูลชุดทดสอบและประเมินผลต่อ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.53 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบในการฝึกโมเดล YOLOv8x

จากรูปที่ 4.53 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ค่า mAP ของโมเดล YOLOv8x สำหรับการทดลองนี้มีค่า 0.353 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าค่า mAP ของผลการทดลองที่ 2.1 ซึ่งมีค่า 0.474 เนื่องจากค่า mAP ของการทดลองมีค่าน้อยกว่าผลการทดลองที่ 2.1 ทางผู้วิจัยจึงไม่ได้นำโมเดลของการทดลองครั้งนี้มาทำการตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้ชุดข้อมูลชุดทดสอบและประเมินผลต่อ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 การแสดงผลของส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ (GUI : Graphical User Interface)

4.3.1 GUI สำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปาก

หลังจากทำการฝึกโมเดลสำหรับการจำแนกรอยโรคในช่องปากแล้วทำการบันทึกโมเดล ไฟล์ที่ได้จากการบันทึกโมเดลในแต่ละโมเดลจะอยู่ในรูปแบบนามสกุลไฟล์ .h5 ซึ่งเป็นไฟล์ weight สามารถใช้ไฟล์เหล่านี้มาเลือกเพื่อทำการโหลด weight หรือโหลดโมเดลเพื่อทำการจำแนกรูปภาพผ่านทางแอพพลิเคชัน Image Classifier นี้ได้ ตัวอย่างหน้าต่างแอพพลิเคชั่น Image Classifier แสดงดังรูปที่ 4.54

รูปที่ 4.54 แสดงผลของการจำแนกรูปภาพรอยโรคในช่องปากผ่านแอพพลิเคชัน Image Classifier

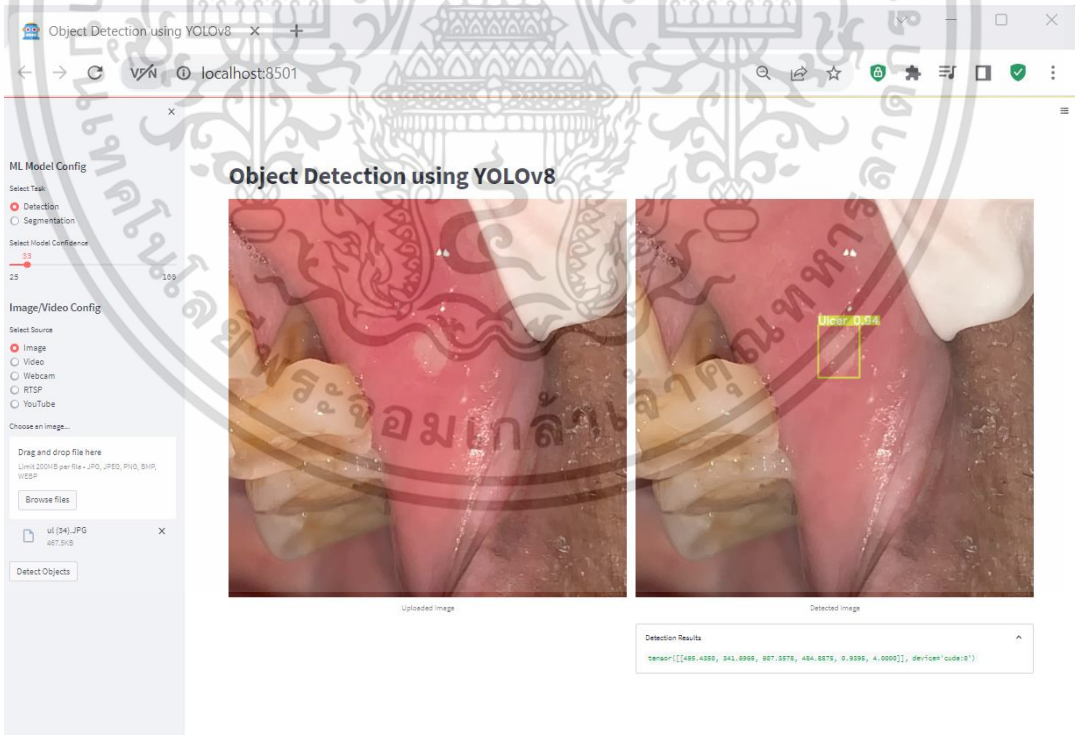
การจำแนกรูปภาพรอยโรคในช่องปากผ่านแอพพลิเคชัน Image Classifier สามารถทำได้โดยเลือกโมเดลหรือ weight ที่ต้องการโดยคลิกที่ Browse Weights แล้วคลิกที่ Load Weights เพื่อทำการโหลด weight จากนั้นเลือกรูปภาพที่ต้องการให้โมเดลทำนายโดยคลิกที่ Browse Image แล้วคลิกที่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Load Image เพื่อทำการโหลดรูปภาพ หลังจากนั้นให้คลิกที่ปุ่ม Test Image เพื่อทำนาย ผลลัพธ์หลังจากการทำนายจะแสดงผลออกมาเป็นค่าความน่าจะเป็นดังภาพ ผลรวมของความน่าจะเป็นของทั้ง 5 คลาสจะมีค่าเท่ากับ 100% จากภาพตัวอย่างเลือกใช้โมเดล DenseNet201 และรูปที่เลือกอยู่ในคลาส Leukoplakia โมเดลแสดงผลออกมาเป็นคลาส Leukoplakia และมีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 93.6% ซึ่งถือว่าโมเดลทำนายได้อย่างถูกต้อง

4.3.2 GUI สำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก

ตัวอย่างวิธีใช้งานแอพพลิเคชั่น Object Detection using YOLOv8 มีขั้นตอนดังนี้ หลังจากทำการฝึกโมเดลสำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก เมื่อทำการเปิดแอพพลิเคชัน Object Detection using YOLOv8 นี้ขึ้นมาแล้วทำการเลือกรูปภาพที่ต้องการให้โมเดลทำนาย ผลลัพธ์จะแสดงดังรูปที่ 4.55 จากนั้นเลือกรูปภาพที่อยู่ในคลาส Ulcer โมเดลสามารถทำนายออกมาเป็นคลาส Ulcer และตีกรอบ bounding box ที่ตำแหน่งรอยโรคนั้นพร้อมทั้งแสดงค่าความเชื่อมั่น (Confidence) อยู่ที่ 0.94 ซึ่งถือว่าโมเดลสามารถทำนายได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ



รูปที่ 4.55 แสดงผลของการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปากผ่านแอพพลิเคชัน Object Detection using YOLOv8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษากระบวนการทำงานของการเรียนรู้เชิงลึกและคอมพิวเตอร์วิทัศน์แล้วนำมาประยุกต์ใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อการจำแนกภาพและการตรวจจับภาพรอยโรค พร้อมทั้งประเมินและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองต่าง ๆ ทั้งแบบจำลองเพื่อการจำแนกภาพและแบบจำลองเพื่อการตรวจจับภาพรอยโรค รวมถึงการสร้างแอพพลิเคชันที่สามารถนำมาใช้จริงเพื่อที่จะแก้ปัญหาในการระบุชนิดรูปภาพและตำแหน่งของรอยโรคในช่องปาก การทดลองมีการจัดการชุดข้อมูลออกเป็นหลายรูปแบบ ไม่ว่าจะเป็นจำนวนรูปภาพในชุดข้อมูลของแต่ละคลาสที่ไม่เท่ากันและจำนวนรูปภาพในชุดข้อมูลของแต่ละคลาสที่เท่ากันเนื่องจากผ่านกระบวนการเสริมข้อมูลในแบบต่าง ๆ รวมถึงการกำหนดขนาดของรูปภาพก่อนที่จะเริ่มทำการฝึกโมเดล แต่หลัก ๆ แล้วการแบ่งข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่ ข้อมูลชุดฝึก ข้อมูลชุดตรวจสอบ และข้อมูลชุดทดสอบ และประเภทของรอยโรคในช่องปากที่นำมาฝึกโมเดล ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, และ Ulcer

สำหรับการทดลองเพื่อการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก ในการทดลองที่ 1.9 เป็นทดลองที่เด่นชัดที่สุดเนื่องจากชุดข้อมูลประเภทของรอยโรคในช่องปากที่นำมาฝึกโมเดลถูกแยกออกอย่างชัดเจนออกเป็น 5 คลาสโดยใช้ทั้งชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลและชุดข้อมูลที่มีความสมดุลในการฝึกแต่ข้อมูลชุดทดสอบเป็นชุดเดียวกัน และโค้ดในการเขียนโปรแกรมได้ถูกพัฒนาจนถึงปัจจุบัน ตลอดจนปรับพารามิเตอร์หรือไฮเปอร์พารามิเตอร์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลให้ดียิ่งขึ้น รวมถึงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างโมเดล จากผลการทดลองที่ 1.9 โดยรวมแล้วโมเดลที่ถูกฝึกโมเดลชุดข้อมูลที่มีความสมดุลจะมีค่าความแม่นยำสูงกว่าโมเดลที่ถูกฝึกโดยชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุล หากพิจารณาไปที่รายโมเดลแล้ว โมเดล IFormerBase มีค่า Accuracy ของชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลและชุดข้อมูลที่มีความสมดุลมากที่สุด เท่ากับ 0.835 และ 0.86 ตามลำดับ และ โมเดล Resnet50 มีค่า Accuracy ของชุดข้อมูลที่ไม่มีความสมดุลน้อยที่สุด คือ 0.735 และ โมเดล Xception มีค่า Accuracy ของชุดข้อมูลที่มีความสมดุลน้อยที่สุด คือ 0.77

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับการทดลองเพื่อการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก ในผลการทดลองที่ 2.1 จากตารางที่ 4.72 ค่า IoU=0.3 จะเห็นได้ว่า ค่า mAP ของโมเดล YOLOv7 มีค่ามากที่สุดมีค่าเท่ากับ 0.845 และค่า mAP ของโมเดล YOLOv8x มีค่าน้อยที่สุดมีค่าเท่ากับ 0.774 และจากตาราที่ 4.73 ค่า IoU=0.5 จะเห็นได้ว่าค่า mAP ของโมเดล YOLOv7 มีค่ามากที่สุดมีค่าเท่ากับ 0.745 และค่า mAP ของโมเดล YOLOv8x มีค่าน้อยที่สุดมีค่าเท่ากับ 0.668 ซึ่งโมเดล YOLOv7 สามารถทำได้ดีที่ค่า IoU เท่ากับ 0.3 และ 0.5 แต่ก็ต้องแลกมาด้วยระยะเวลาในการฝึกที่สูงถึง 14.5 ชั่วโมงเช่นกัน ดังตารางที่ 4.71

5.2 ข้อจำกัดในการศึกษาทดลอง

ด้วยสาเหตุที่รูปภาพรอยโรคในช่องปากเป็นรูปภาพที่ได้มาจากคนไข้จริงจึงไม่สามารถเปิดเผยข้อมูลได้ ทำให้การฝึกโมเดลต้องทำการฝึกโมเดลแบบ Stand alone หรือการฝึกโมเดลที่ไม่ได้ผ่านช่องทางออนไลน์เพื่อรักษาความลับของข้อมูลและป้องกันการเผยแพร่ของข้อมูลได้ ข้อเสียของการฝึกโมเดลแบบ Stand alone นั่นก็คือจะไม่สามารถใช้ทรัพยากรภายนอกมาช่วยในการฝึกโมเดลได้ ต้องใช้เพียงแค่ทรัพยากรของผู้วิจัยเท่านั้น และเนื่องด้วยทรัพยากรคอมพิวเตอร์ของผู้วิจัยไม่สูงมาก ทำให้ระยะเวลาในการฝึกโมเดลค่อนข้างนานโดยเฉพาะโมเดลในการตรวจจับภาพรอยโรค YOLO ซึ่งบางโมเดลของ YOLO ใช้ระยะเวลาในการฝึกเกือบ 1 วันซึ่งใช้เวลานานมาก นอกจากนี้การ Label รูปภาพแบบ Stand alone สามารถทำการ Label รูปภาพได้เพียงทีละ 1 รูป ในชุดข้อมูลสำหรับการตรวจจับภาพรอยโรคของรอยโรคในช่องปาก ผู้วิจัยได้ทำการขยายหรือเสริมชุดข้อมูลด้วยวิธีการต่าง ๆ ทำให้รูปภาพมีจำนวนเพิ่มขึ้นถึง 3,000 รูป นอกจากยังมีการปรับขนาดภาพและการปรับปรุงรูปภาพด้วยวิธี RealESRGAN ซึ่งทำให้รูปภาพมีขนาดใหญ่ขึ้น 4 ถึงเท่ากับชุดข้อมูลชุดเดียวกันเป็น 3 ชุดข้อมูล เท่ากับว่าผู้วิจัยต้องทำการ Label รูปภาพถึงเกือบ 10,000 ครั้ง แต่หากใช้โปรแกรมบนเว็บไซต์จากภายนอกช่วยจะทำการ Label รูปภาพต้นฉบับเพียงครั้งเดียวก่อน แล้วจึงนำรูปภาพและข้อมูลพิกัดมาเข้ากระบวนการเสริมข้อมูลของทางเว็บไซต์ ผลลัพธ์ที่ได้คือรูปภาพจะถูกเสริมข้อมูลด้วยวิธีต่าง ๆ พร้อมสร้างข้อมูลในการระบุพิกัดของรูปนั้น ๆ โดยอัตโนมัติ ทำให้ประหยัดเวลาในการ Label รูปภาพลงพอสมควร นอกจากนี้การรับชุดข้อมูลที่ถ่ายจากคนไข้จริงโดยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ ไม่ได้รับรูปภาพในครั้งเดียวเนื่องจากการติดตามอาการของคนไข้ ทำให้การทดลองทำการฝึกโมเดลนั้นมีหลายครั้ง เมื่อชุดข้อมูลพร้อมแล้ว การทดลองจะสมบูรณ์ที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.3 บทสรุปและข้อเสนอแนะ

รอยโรคในช่องปากมีหลายชนิด ในบางชนิดสามารถพัฒนาไปเป็นมะเร็งในช่องปากได้หากไม่ได้รับการรักษาอย่างทันท่วงที เช่น Leukoplakia และ Lichen planus ในการระบุชนิดและตำแหน่งของรอยโรคจึงเป็นสิ่งสำคัญ คาดว่างานวิจัยนี้จะเป็นเครื่องมือที่สำคัญที่จะช่วยให้แพทย์ทั่วไปที่ไม่มีความรูปทางด้านรอยโรคในช่องปากสามารถจำแนกรอยโรคได้แม่นยำและรวดเร็วยิ่งขึ้น ก่อนที่จะส่งภาพไปยังแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ อีกทั้งเป็นการลดข้อผิดพลาดในการแยกภาพเนื่องจากความผิดพลาดที่เกิดจากการเหนื่อยล้าของมนุษย์ให้ลดลงอีกด้วย ในการทดลองทั้งการจำแนกภาพและการตรวจจับภาพรอยโรค ผู้วิจัยได้รับรูปภาพจากเพียงแหล่งเดียวทำให้จำนวนรูปภาพที่มาทำการฝึกโมเดลมีจำนวนจำกัดและไม่หลากหลาย ถ้าหากได้รับรูปภาพจากหลายแหล่ง รูปภาพที่ได้จะมีจำนวนมากและหลากหลายมากยิ่งขึ้น ผู้วิจัยมีความเห็นว่าโมเดลน่าจะมีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้น โดยเฉพาะเมื่อนำไปทดสอบกับรูปภาพที่โมเดลไม่เคยเห็นมาก่อน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

1. โรงพยาบาลบางปะกอก. ตรวจเช็ค 6 สัญญาณเตือนโรคมะเร็งในช่องปาก. 2565; Available from: https://www.bpksamutprakan.com/care_blog/view/184.
2. รองศาสตราจารย์ทันตแพทย์หญิง ดร.สิริบังอร พิบูลนิยม โขวฑูรกิจ, เวชศาสตร์ช่องปาก สำหรับทันตแพทย์ทั่วไป. 2565, กรุงเทพฯ: บริษัท เท็กซ์ แอนด์ เจอร์นัล พับลิเคชั่น จำกัด.
3. Ampro Health. ร้อนในเกิดจากอะไร มีวิธีการรักษาอย่างไรบ้าง. 2020; Available from: https://amprohealth.com/magazine/aphthous-Ulcers/.
4. ดร.ณัฐโชติ พรหมฤทธิ์ และดร.สัจจาภรณ์ ไวจรรยา, *Fundamental of DEEP LEARNING in Practice*. 2564, นนทบุรี: บริษัท ไอดีซี พรีเมียร์ จำกัด.
5. GeeksforGeeks. *Deep Learning Tutorial*. 2023; Available from: https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning-tutorial/.
6. Sarker, I.H., *Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions.* SN Comput Sci, 2021. 2(6): p. 420.
7. Alzubaidi, L., et al., *Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions.* J Big Data, 2021. 8(1): p. 53.
8. Huang, G., et al. *Densely connected convolutional networks*. in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017.
9. He, K., et al. *Deep residual learning for image recognition*. in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016.
10. Géron, A., *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*. 2022: " O'Reilly Media, Inc.".
11. Chollet, F. *Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions*. in 2017 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017.
12. Dosovitskiy, A., et al., *An image is worth* 16*x*16 *words: Transformers for image recognition at scale.* arXiv preprint arXiv:2010.11929, 2020.
13. Superannotate. *What is image classification? Basics you need to know*. 2023; Available from: https://www.superannotate.com/blog/image-classification-basics.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

14. Sarang Narkhede. *Understanding Confusion matrix*. 2018; Available from: https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62.
15. James Gallagher. *What is Object Detection? The Ultimate Guide.* 2023; Available from: https://blog.roboflow.com/object-detection/.
16. Redmon, J., et al. *You only look once: Unified, real-time object detection*. in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016.
17. Kukil. *Intersection over Union (IoU) in Object Detection & Segmentation*. 2022; Available from: https://learnopencv.com/intersection-over-union-iou-in-object-detection-and-segmentation/.
18. Shah, D. *Mean Average Precision (mAP) Explained: Everything You Need to Know*. 2022; Available from: https://www.v7labs.com/blog/mean-average-Precision.
19. Das, M., R. Dash, and S.K. Mishra, *Automatic Detection of Oral Squamous Cell Carcinoma from Histopathological Images of Oral Mucosa Using Deep Convolutional Neural Network.* Int J Environ Res Public Health, 2023. 20(3).
20. Salahin, S.S., et al., *One-Stage Methods of Computer Vision Object Detection to Classify Carious Lesions from Smartphone Imaging.* Oral, 2023. 3(2): p. 176-190.
21. Warin, K., et al., *AI-based analysis of oral lesions using novel deep convolutional neural networks for early detection of oral cancer.* PLoS One, 2022. 17(8): p. e0273508.
22. Ding, L., et al., *Automatically detecting apnea-hypopnea snoring signal based on VGG19+ LSTM.* Biomedical Signal Processing and Control, 2023. 80: p. 104351.
23. Gao, J., et al., *White-Light Endoscopic Colorectal Lesion Detection Based on Improved YOLOv5*. Comput Math Methods Med, 2022. 2022: p. 9508004.
24. Ibrokhimov, B. and J.-Y. Kang, *Two-stage deep learning method for breast cancer detection using high-resolution mammogram images.* Applied Sciences, 2022. 12(9): p. 4616.
25. Mohiyuddin, A., et al., *Breast Tumor Detection and Classification in Mammogram Images Using Modified YOLOv5 Network.* Comput Math Methods Med, 2022. 2022: p. 1359019.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

26. Ayana, G., et al., *A Novel Multistage Transfer Learning for Ultrasound Breast Cancer Image Classification.* Diagnostics (Basel), 2022. 12(1).
27. Zhu, Y., et al., *Faster-RCNN based intelligent detection and localization of dental caries.* Displays, 2022. 74: p. 102201.
28. Lin, H., et al., *Automatic detection of oral cancer in smartphone-based images using deep learning for early diagnosis.* J Biomed Opt, 2021. 26(8).
29. Tanriver, G., M. Soluk Tekkesin, and O. Ergen, *Automated Detection and Classification of Oral Lesions Using Deep Learning to Detect Oral Potentially Malignant Disorders.* Cancers (Basel), 2021. 13(11).
30. Warin, K., et al., *Automatic classification and detection of oral cancer in photographic images using deep learning algorithms.* J Oral Pathol Med, 2021. 50(9): p. 911-918.
31. Jain, S., et al., *Deep Learning-Based Transfer Learning for Classification of Skin Cancer.* Sensors (Basel), 2021. 21(23).
32. Welikala, R.A., et al., *Automated detection and classification of oral lesions using deep learning for early detection of oral cancer.* IEEE Access, 2020. 8: p. 132677-132693.
33. Shankar, K., et al., *Automated detection and classification of fundus diabetic retinopathy images using synergic deep learning model.* Pattern Recognition Letters, 2020. 133: p. 210-216.
34. Wang, X., et al. *Real-esrgan: Training real-world blind super-resolution with pure synthetic data*. in *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*. 2021.
35. Padilla, R., S.L. Netto, and E.A. Da Silva. *A survey on performance metrics for object-detection algorithms*. in 2020 *international conference on systems, signals and image processing (IWSSIP)*. 2020. IEEE.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก.

โค้ดโปรแกรมของการทดลองที่ 1.9 ในการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โค้ดโปรแกรมของการทดลองที่ 1.9 ในการจำแนกภาพรอยโรคในช่องปาก 5 คลาส

ซึ่งได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, รอยแผล (Ulcer) และช่องปากปกติ (Normal)

ตัวอย่างโค้ดที่ใช้ในการทดลอง มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. import library ต่างๆ ที่จำเป็นต้องใช้ ดังรูปที่ ก1

```
import numpy as np
from sklearn.metrics import accuracy_score, f1_score, precision_score, confusion_matrix
from sklearn.model_selection import StratifiedKFold
from PIL import Image
import random
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
from tensorflow.keras import layers
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.layers import Dropout
from tensorflow.keras.layers import Flatten
from tensorflow.keras.layers import Conv2D
from tensorflow.keras.layers import MaxPooling2D
from tensorflow.compat.v1 import ConfigProto
from tensorflow.compat.v1 import InteractiveSession

import warnings
import os
import shutil
from PIL import ImageFile
warnings.simplefilter('error', Image.DecompressionBombWarning)
ImageFile.LOAD_TRUNCATED_IMAGES = True
from PIL import Image
Image.MAX_IMAGE_PIXELS = 1000000000
config = ConfigProto()
config.gpu_options.allow_growth = True
session = InteractiveSession(config=config)
```

รูปที่ ก1 library ที่จำเป็นต้องใช้ในการฝึกโมเดล

2. กำหนด path ของข้อมูลชุดนี้ รวมถึงชื่อของคลาส ขนาดรูปภาพ และ path ของข้อมูลชุดฝึก ตรวจสอบ และทดสอบ ซึ่งคลาสจะมีทั้งหมด 5 คลาส ได้แก่ Leukoplakia, Lichen planus, Candidiasis, Other white, Ulcer และ Normal ดังรูปที่ ก2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
datasetFolderName='D:/Oral lesion 5 classes final train model resize imbalance/'
#MODEL_FILENAME="model_realdataset_6_classes_dens121_0.0001_100ep_equal_320 2nd.h5"
sourceFiles=[]
classLabels=['A_Leukoplakia', 'B_Lichenplanus', 'C_Candidiasis', 'D_Otherwhite', 'E_Ulcer']
X=[]
Y=[]

img_rows, img_cols =  100, 100 # input image dimensions
train_path=datasetFolderName+'/train/'
validation_path=datasetFolderName+'/validation/'
test_path=datasetFolderName+'/test/'
```

รูปที่ ก2 การกำหนด path ของชุดข้อมูลรวมถึงชื่อของคลาส ขนาดรูปภาพ และ path ของข้อมูลชุดฝึก ชุดตรวจสอบและชุดทดสอบ

3. กำหนดฟังก์ชัน transferBetweenFolders(source, dest, splitRate) เพื่อใช้ย้ายไฟล์จากโฟลเดอร์ source ไปยังโฟลเดอร์ dest โดยเลือกย้ายไฟล์ตามอัตราการแบ่ง (splitRate) โดยตัวแปร source เป็นโฟลเดอร์ต้นทางที่มีไฟล์ที่ต้องการย้าย และ dest เป็นโฟลเดอร์ปลายทางที่ต้องการย้ายไป ส่วน splitRate เป็นอัตราการแบ่งที่ระบุว่าเปอร์เซ็นต์ของไฟล์ที่จะถูกย้ายไปที่โฟลเดอร์ปลายทางเท่าใด (เป็นเลขทศนิยมตั้งแต่ 0 ถึง 1) และฟังก์ชัน transferAllClassBetweenFolders(source, dest, splitRate) เพื่อใช้ในการย้ายไฟล์ในทุกๆ คลาส จากโฟลเดอร์ source ไปยังโฟลเดอร์ dest โดยเรียกใช้ฟังก์ชัน transferBetweenFolders สำหรับแต่ละคลาส ฟังก์ชันนี้ต้องรับค่า classLabels ที่ไม่ได้ระบุในโค้ด แต่น่าจะเป็นรายการของคลาสที่ต้องการย้าย เนื่องจากชุดข้อมูลชุดทดสอบถูกกักไว้ล่วงหน้าแล้ว จึงใช้แค่ฟังก์ชัน transferAllClassBetweenFolders('train', 'Validation', 0.20) เพื่อย้ายข้อมูลที่เหลือจากโฟลเดอร์ train มายัง โฟลเดอร์ Validation 20% ของรูปภาพทั้งหมดในโฟลเดอร์ train ดังรูปที่ ก3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
def transferBetweenFolders(source, dest, splitRate):
    global sourceFiles
    sourceFiles=os.listdir(source)
    if(len(sourceFiles)!=0):
        transferFileNumbers=int(len(sourceFiles)*splitRate)
        transferIndex=random.sample(range(0, len(sourceFiles)), transferFileNumbers)
        for eachIndex in transferIndex:
            shutil.move(source+str(sourceFiles[eachIndex]), dest+str(sourceFiles[eachIndex]))
    else:
        print("No file moved. Source empty!")

def transferAllClassBetweenFolders(source, dest, splitRate):
    for label in classLabels:
        transferBetweenFolders(datasetFolderName+'/'+source+'/'+label+'/',
                               datasetFolderName+'/'+dest+'/'+label+'/',
                               splitRate)
```

```
'\ndef my_metrics(y_true, y_pred):\n    accuracy=accuracy_score(y_true, y_pred)\n    precision=precis
ion_score(y_true, y_pred,average=\'weighted\')\n    f1Score=f1_score(y_true, y_pred, average=\'weight
ed\') \n    print("Accuracy  : {}".format(accuracy))\n    print("Precision : {}".format(precision))\n
print("f1Score : {}".format(f1Score))\n    cm=confusion_matrix(y_true, y_pred)\n    print(cm)\n    re
turn accuracy, precision, f1Score\n'
```

```
#transferAllClassBetweenFolders('test', 'train', 1.0)
```

```
#transferAllClassBetweenFolders('train', 'test', 0.10)
```

```
transferAllClassBetweenFolders('train', 'validation', 0.20)
```

รูปที่ ก3 การกำหนดฟังก์ชันในการย้ายไฟล์

4. เตรียมข้อมูลชื่อไฟล์และป้ายกำกับคลาส (class Labels) ให้พร้อมใช้ในการฝึกสอนแบบจำแนกประเภท (classification) ซึ่งฟังก์ชัน prepareNameWithLabels(folderName) จะรับพารามิเตอร์ folderName ซึ่งคือชื่อของโฟลเดอร์ที่เก็บไฟล์ในแต่ละคลาส (class) ฟังก์ชันนี้ทำการอ่านรายชื่อไฟล์ที่อยู่ในโฟลเดอร์ที่ระบุใน datasetFolderName+'/train/'+folderName' และนำรายชื่อไฟล์เหล่านี้มาเพิ่มในรายชื่อ X และป้ายกำกับคลาสเทียบเท่ากับดัชนีของคลาสใน classLabels แล้วนำค่านี้เพิ่มในรายชื่อ Y ฟังก์ชันนี้ใช้ในการเตรียมข้อมูลจากแต่ละคลาสเพื่อนำไปใช้ในการสร้างชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนแบบจำแนกประเภท ถัดมาเป็นส่วน การวนลูปผ่านคลาสทั้งหมดที่อยู่ใน classLabels และใช้ฟังก์ชัน prepareNameWithLabels เพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับแต่ละคลาส รายชื่อไฟล์จะถูกเพิ่มใน X และป้ายกำกับคลาสจะถูกเพิ่มใน Y หลังจากการวนลูปเสร็จสิ้น รายชื่อไฟล์ใน X จะถูกแปลงเป็น NumPy array ด้วยคำสั่ง np.asarray(X) และป้ายกำกับคลาสใน Y จะถูกแปลงเป็น NumPy array ด้วยคำสั่ง np.asarray(Y) เพื่อให้ข้อมูลพร้อมสำหรับการนำเข้าในโมเดลการเรียนรู้ของคอมพิวเตอร์ เช่น โมเดลการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) หรืออัลกอริทึมการจำแนกประเภทอื่น ๆ ที่ต้องการข้อมูลแบบนั้น ดังรูปที่ ก4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
def prepareNameWithLabels(folderName):
    sourceFiles=os.listdir(datasetFolderName+'/train/'+folderName)
    for val in sourceFiles:
        X.append(val)
        for i in range(len(classLabels)):
          if(folderName==classLabels[i]):
              Y.append(i)
```

```
# Organize file names and class labels in X and Y variables
for i in range(len(classLabels)):
      prepareNameWithLabels(classLabels[i])
```

```
X=np.asarray(X)
Y=np.asarray(Y)
```

รูปที่ ก4 การเตรียมข้อมูลชื่อไฟล์และป้ายกำกับคลาส

5. ในขั้นตอนนี้จะแบ่งการฝึกโมเดลออกเป็น 2 แบบ ได้แก่ การฝึกโมเดลสำหรับโมเดล Keras และ การฝึกโมเดลสำหรับโมเดล Keras Attention การฝึกโมเดลทั้ง 2 แบบมีรายละเอียดดังนี้

5.1 สำหรับโมเดล Keras หลังจากกำหนด batch size เป็น 32 ก็จะเป็นการเรียกใช้โมเดล Xception ซึ่งเป็นโมเดลเครื่องมือเรียนรู้เชิงลึกที่มีการสร้างและฝึกสอนกับชุดข้อมูลรูปภาพขนาดใหญ่เรียบร้อยแล้ว (Pre-trained) จากชุดข้อมูล Imagenet ซึ่งมีหลายหมวดหมู่ของวัตถุและสิ่งของต่างๆ ในภาพ ข้อมูลการสร้างโมเดลนี้สามารถนำมาใช้ในงานการจำแนกภาพต่างๆ หรืองานประมวลผลภาพอื่นๆ ได้โดยไม่ต้องสร้างโมเดลใหม่ตั้งแต่ต้น ในขั้นตอนนี้จะถูกปรับเปลี่ยนไปตามแต่ละโมเดลที่เรียกใช้ซึ่งอยู่ใน 4 โมเดล Keras ข้างต้น มีการ import library เพื่อเรียกใช้โมเดล Xception ถัดมา input_shape=(img_rows, img_cols,3) เป็นการกำหนดรูปร่างของข้อมูลนำเข้าที่โมเดลจะรับ ในที่นี้เป็นรูปภาพขนาด 100x100 พิกเซล และมี 3 ช่องสี (RGB) ในที่นี้จะกำหนดขนาดให้ตรงกับขนาดภาพที่ต้องการใช้ในโมเดล, include_top=False ระบุว่าไม่ต้องการใช้ส่วน Fully connected layer (Top layer) ของโมเดล Xception ซึ่งมักถูกใช้สำหรับการจำแนกภาพตามหมวดหมู่ใน imagenet ในที่นี้จะสร้างแบบ Fully connected layer ขึ้นมาใหม่หลังจากโมเดลนี้ และ weights='imagenet' ระบุว่าต้องการโหลดน้ำหนักที่ถูกฝึกสอนแล้วของโมเดล Xception จากชุดข้อมูล Imagenet เพื่อให้โมเดลมีความสามารถในการจำแนกภาพและทำงานดีกับรูปภาพทั่วไป หลังจากนี้ “model” จะเป็นโมเดล Xception ที่ถูกโหลดพร้อมกับน้ำหนักที่ถูกฝึกสอนจาก Imagenet แล้วเรียบร้อยสำหรับใช้ในการสร้างโมเดลจำแนกภาพเพิ่มเติม ในการทดลองนี้จะทำการฝึกโมเดลทั้ง 4 โมเดลนั่นคือ DenseNet121, DenseNet201,Xception, และ ResNet50 สำหรับขั้นตอนนี้สามารถเปลี่ยนจาก Xception เป็น DenseNet121, DenseNet201, และ ResNet50 ได้เลยตั้งแต่การ Import library นอกจากนี้ทำการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แสดงผลสรุปของโครงสร้างของโมเดล โดยใช้คำสั่ง model.summary() ซึ่งจะแสดงข้อมูลต่างๆ ได้แก่ จำนวนทั้งหมดของชั้นในโมเดล (Total params), จำนวนพารามิเตอร์ที่เรียนรู้ได้ (Trainable params), จำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่ได้เรียนรู้ (Non-trainable params) และโครงสร้างของแต่ละชั้นที่รวมถึงชื่อของชั้น, ประเภทของชั้น, ขนาดของเอ็นทรี (Output shape), และจำนวนพารามิเตอร์ในแต่ละชั้น โค้ดในการเขียนโปรแกรมและการแสดงผลเป็นไปตามรูปที่ ก5

```
batch_size = 32
```

```
from keras.models import Sequential
from keras.layers import GlobalAveragePooling2D
from keras.applications.xception import Xception


xception_base_model = Xception(input_shape=(img_rows, img_cols, 3),include_top=False,weights='imagenet')

xception_base_model.summary()
```

```
 alization)

 block14_sepconv1_act (Activati  (None, 3, 3, 1536)  0           ['block14_sepconv1_bn[0][0]']
 on)

 block14_sepconv2 (SeparableCon  (None, 3, 3, 2048)  3159552     ['block14_sepconv1_act[0][0]']
 v2D)

 block14_sepconv2_bn (BatchNorm  (None, 3, 3, 2048)  8192        ['block14_sepconv2[0][0]']
 alization)

 block14_sepconv2_act (Activati  (None, 3, 3, 2048)  0           ['block14_sepconv2_bn[0][0]']
 on)

==================================================================================================
Total params: 20,861,480
Trainable params: 20,806,952
Non-trainable params: 54,528
__________________________________________________________________________________________________
```

รูปที่ ก5 การนำเข้าโมเดล keras

ถัดมาเป็นการสร้างและคอมไพล์โมเดลการจำแนกภาพโดยใช้โมเดล Xception ที่ถูกโหลดมาพร้อมน้ำหนักจากชุดข้อมูล Imagenet เพื่อใช้ในการจำแนกภาพอย่างละเอียด ขั้นตอนนี้คล้ายกับเป็นการนำโมเดลที่สร้างไว้ก่อนหน้านี้มาเพื่อชั้นต่างๆ ซึ่งชั้นที่ถูกเพิ่มเข้ามาได้แก่ GlobalAveragePooling2D() เป็นการเพิ่มชั้น Global Average Pooling สำหรับการลดขนาดของภาพและสกัดคุณลักษณะ, Dense(512, activation="relu") เพิ่มชั้น fully connected (Dense) ที่มี 512 โหนดและ Activation function เป็น ReLU, BatchNormalization() เพิ่มชั้น Batch Normalization เพื่อปรับสเกลข้อมูลและช่วยให้การฝึกสอนมีประสิทธิภาพมากขึ้น, Dropout(0.6) เพิ่มชั้น Dropout เพื่อลดการเรียนรู้ที่เกิดการเรียนรู้เกินไปและลดโอกาสเกิดการเรียนรู้ที่เกิดเนื่องจากข้อมูลเข้าที่มีความเชื่อมโยงกันมาก, Dense(128,

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

activation="relu") เพิ่มชั้น Fully connected (Dense) ที่มี 128 โหนดและ Activation function เป็น ReLU, BatchNormalization() เพิ่มชั้น Batch Normalization เพื่อปรับสเกลข้อมูล, Dropout(0.4) เพิ่มชั้น Dropout อีกครั้งเพื่อลดการเรียนรู้ที่เกิดการเรียนรู้เกินไป, Dense(64, activation="relu") เพิ่มชั้น Fully connected (Dense) ที่มี 64 โหนดและ Activation function เป็น ReLU, BatchNormalization() เพิ่มชั้น Batch Normalization เพื่อปรับสเกลข้อมูล, Dropout(0.3) เพิ่มชั้น Dropout อีกครั้งเพื่อลดการเรียนรู้ที่เกิดการเรียนรู้เกินไป และ Dense(3,activation="softmax") เพิ่มชั้น Fully connected ที่มี 5 โหนด (เนื่องจากเป็นการจำแนกเป็น 5 คลาส) และ activation function เป็น Softmax เพื่อให้ได้ผลลัพธ์เป็นความน่าจะเป็นของแต่ละคลาส ถัดมาเป็นการกำหนดตัวแปร opt (Optimizer) หรืออัลกอริทึมการค้นหาค่าเริ่มต้นสำหรับการฝึกสอนโมเดลเป็น Adam โดยกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เป็น 0.0001 แล้วกำหนดตัวแปร METRICS เป็นชุดของเมตริกซ์ที่จะใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล รวมถึงความแม่นยำ (Accuracy), ความแม่นยำของคลาส (Precision), ความแม่นยำของการคืนค่า (Recall) สุดท้ายจบขั้นตอนนี้ด้วย ใช้ model.compile เพื่อคอมไพล์โมเดลโดยกำหนด Optimizer, Metrics และ Loss ซึ่ง Loss='categorical_crossentropy' เป็นการใช้ฟังก์ชันสูญเสียประเภท Categorical cross-entropy สำหรับการจำแนกหมวดหมู่หลายคลาส ดังรูป ก6

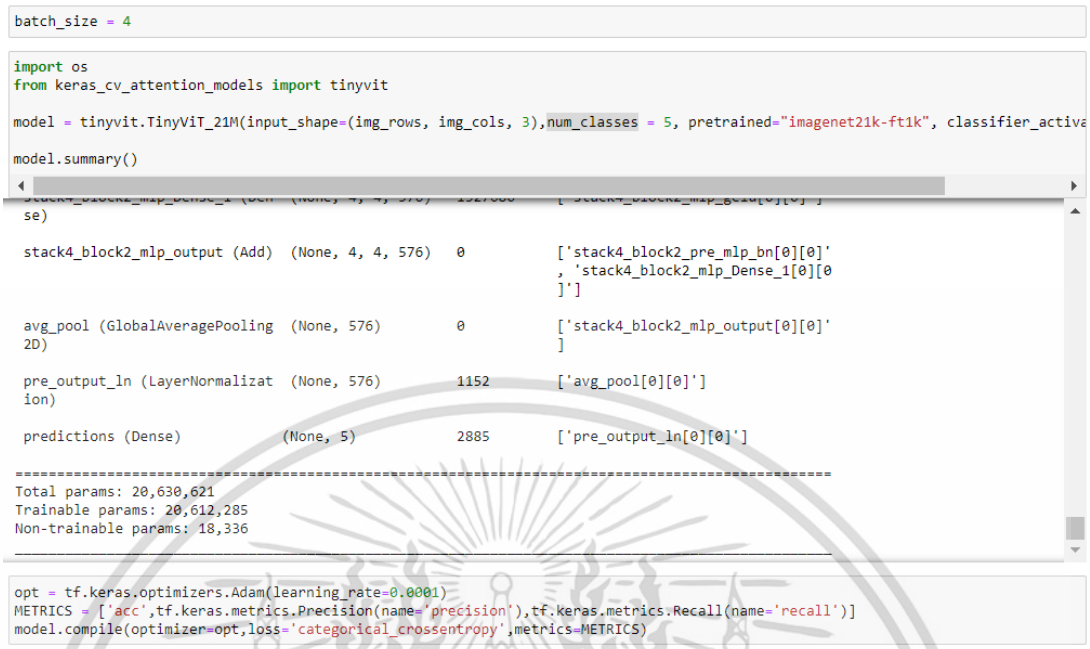
```
import keras
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Dropout, Flatten, Dense, Activation, BatchNormalization
from keras.layers import Dense, GlobalAveragePooling2D

model = tf.keras.Sequential([
        inceptionresnetv2_base_model,
        GlobalAveragePooling2D(),
        Dense(512, activation="relu"),
        BatchNormalization(),
        Dropout(0.6),
        Dense(128, activation="relu"),
        BatchNormalization(),
        Dropout(0.4),
        Dense(64,activation="relu"),
        BatchNormalization(),
        Dropout(0.3),
        Dense(3,activation="softmax")
    ])

opt = tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.0001)
METRICS = ['acc',tf.keras.metrics.Precision(name='precision'),tf.keras.metrics.Recall(name='recall')]
model.compile(optimizer=opt,loss='categorical_crossentropy',metrics=METRICS)
```

รูปที่ ก6 การเพิ่มโครงสร้างโมเดล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2 สำหรับโมเดล Keras หลังจากกำหนด Batch size เป็น 4 ก็จะเป็นการเรียกใช้โมเดล TinyViT_21M ซึ่งเป็นโมเดลเครื่องมือเรียนรู้เชิงลึกที่มีการสร้างและฝึกสอนกับชุดข้อมูลรูปภาพขนาดใหญ่เรียบร้อยแล้ว (Pre-trained) จากชุดข้อมูล imagenet21k-ft1k ซึ่งมีหลายหมวดหมู่ของวัตถุและสิ่งของต่างๆ ในภาพ ข้อมูลการสร้างโมเดลนี้สามารถนำมาใช้ในงานการจำแนกภาพต่างๆ หรืองานประมวลผลภาพอื่นๆ ได้โดยไม่ต้องสร้างโมเดลใหม่ตั้งแต่ต้น ในขั้นตอนนี้จะถูกปรับเปลี่ยนไปตามแต่ละโมเดลที่เรียกใช้ซึ่งอยู่ใน 4 โมเดล Keras Attention ข้างต้น มีการ Import library เพื่อเรียกใช้โมเดล Tinyvit ถัดมา input_shape=(img_rows, img_cols,3) เป็นการกำหนดรูปร่างของข้อมูลนำเข้าที่โมเดลจะรับ ในที่นี้เป็นรูปภาพขนาด 100x100 พิกเซล และมี 3 ช่องสี (RGB) ในที่นี้จะกำหนดขนาดให้ตรงกับขนาดภาพที่ต้องการใช้ในโมเดล, num_classes คือจำนวนคลาสทั้งหมดที่นำมาเข้าโมเดลในที่นี้คือ 5 คลาส, Pretrained เป็น Imagenet21k-ft1k, และ classifier_activation เป็น "softmax" ในการทดลองนี้จะทำการฝึกโมเดลทั้ง 4 โมเดลนั่นคือ DaViT_T, CotNetSE152D, IFormerBase, และ TinyViT_21M สำหรับขั้นตอนนี้สามารถเปลี่ยนจาก TinyViT_21M เป็น DaViT_T, CotNetSE152D, และ IFormerBase ได้เลยตั้งแต่การ Import library นอกจากนี้ทำการแสดงผลสรุปของโครงสร้างของโมเดลโดยใช้คำสั่ง model.summary() ซึ่งจะแสดงข้อมูลต่างๆ ได้แก่ จำนวนทั้งหมดของชั้นในโมเดล (Total params), จำนวนพารามิเตอร์ที่เรียนรู้ได้ (Trainable params), จำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่ได้เรียนรู้ (Non-trainable params) และโครงสร้างของแต่ละชั้นที่รวมถึงชื่อของชั้น, ประเภทของชั้น, ขนาดของเอ็นทรี (Output shape), และจำนวนพารามิเตอร์ในแต่ละชั้น ถัดมาเป็นการกำหนดตัวแปร opt (Optimizer) หรืออัลกอริทึมการค้นหาค่าเริ่มต้นสำหรับการฝึกสอนโมเดลเป็น Adam โดยกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เป็น 0.0001 แล้วกำหนดตัวแปร METRICS เป็นชุดของเมตริกซ์ที่จะใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล รวมถึงความแม่นยำ (Accuracy), ความแม่นยำของคลาส (Precision), ความแม่นยำของการคืนค่า (Recall) สุดท้ายจบขั้นตอนนี้ด้วย ใช้ model.compile เพื่อคอมไพล์โมเดลโดยกำหนด Optimizer, Metrics และ Loss ซึ่ง Loss='categorical_crossentropy' เป็นการใช้ฟังก์ชันสูญเสียประเภท Categorical cross-entropy โค้ดในการเขียนโปรแกรมและการแสดงผลรวมถึงรายละเอียดต่าง ๆ ดังรูป ก7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



```
batch_size = 4
```

```
import os
from keras_cv_attention_models import tinyvit

model = tinyvit.TinyViT_21M(input_shape=(img_rows, img_cols, 3),num_classes = 5, pretrained="imagenet21k-ft1k", classifier_activa

model.summary()
```

```
se)

stack4_block2_mlp_output (Add)  (None, 4, 4, 576)   0           ['stack4_block2_pre_mlp_bn[0][0]'
                                                                , 'stack4_block2_mlp_Dense_1[0][0
                                                                ]']

avg_pool (GlobalAveragePooling  (None, 576)         0           ['stack4_block2_mlp_output[0][0]'
2D)                                                             ]

pre_output_ln (LayerNormalizat  (None, 576)         1152        ['avg_pool[0][0]']
ion)

predictions (Dense)             (None, 5)           2885        ['pre_output_ln[0][0]']

==================================================================================================
Total params: 20,630,621
Trainable params: 20,612,285
Non-trainable params: 18,336
__________________________________________________________________________________________________
```

```
opt = tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.0001)
METRICS = ['acc',tf.keras.metrics.Precision(name='precision'),tf.keras.metrics.Recall(name='recall')]
model.compile(optimizer=opt,loss='categorical_crossentropy',metrics=METRICS)
```

รูปที่ ก7 การนำเข้าโมเดล keras attention

6. เตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอนโมเดลเครื่องมือเรียนรู้เชิงลึกโดยใช้ข้อมูลรูปภาพ ซึ่งสำหรับข้อมูลการฝึก ImageDataGenerator เป็นคลาสใน Keras ที่ใช้สำหรับการเพิ่มข้อมูลและการประมวลผลข้อมูลรูปภาพในเวลาจริง, rescale = 1./255 เป็นการปรับค่าพิกเซลของรูปภาพให้อยู่ในช่วง [0, 1] โดยการหารค่าพิกเซลทุกค่าด้วย 255, rotation_range=40 คือการหมุนรูปภาพโดยสุ่มองศาในช่วงระหว่าง -40 ถึง +40 องศา, width_shift_range = 0.2 และ height_shift_range = 0.2 จะเป็นการเลื่อนความกว้างและความสูงของรูปภาพโดยสุ่มในระยะไม่เกิน 20% ของขนาดรูปภาพ, shear_range = 0.2 คือการทำการเอียงรูปภาพ, zoom_range = 0.2 คือ การซูมภาพเข้าหรือออกสุ่มในระยะไม่เกิน 20%, horizontal_flip = True คือการพลิกภาพในแนวนอนโดยสุ่ม และ fill_mode= 'nearest' คือการระบุวิธีการเติมพิกเซลใหม่หลังจากการแปลง ในที่นี้ใช้ 'nearest' หมายถึงใช้ค่าพิกเซลที่ใกล้ที่สุด สำหรับข้อมูลการตรวจสอบ ImageDataGenerator จะถูกนำมาใช้เพียงแค่ rescale เท่านั้น จากนั้นนำข้อมูลจาก ImageDataGenerator ทั้งในส่วนของข้อมูลการฝึกและข้อมูลการตรวจสอบมากำหนดขนาดและระบุป้ายกำกับของรูปภาพ การระบุป้ายกำกับของรูปภาพหรือ class_mode='categorical' เป็นการระบุว่าป้ายกำกับของรูปภาพเป็นแบบหมวดหมู่ ซึ่งหมายถึงว่าแต่ละรูปภาพอยู่ในหมวดหมู่หนึ่งในหลายๆ หมวดหมู่ เป็นสิ่งที่พบบ่อยในงานการจำแนกภาพรูปภาพผ่านฟังก์ชัน flow_from_directory ดังรูป ก8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
TRAINING_DIR = 'D:/Oral lesion 5 classes final train model resize imbalance/train/'
training_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale = 1./255,
    rotation_range=40,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest')

VALIDATION_DIR = 'D:/Oral lesion 5 classes final train model resize imbalance/validation/'

validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale = 1./255)


train_generator = training_datagen.flow_from_directory(
    TRAINING_DIR,
    target_size=(img_rows, img_cols),
    class_mode='categorical')

validation_generator = validation_datagen.flow_from_directory(
    VALIDATION_DIR,
    target_size=(img_rows, img_cols),
    class_mode='categorical')

test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
test_generator = test_datagen.flow_from_directory(
        test_path,
        target_size=(img_rows, img_cols),
        class_mode='categorical',
        shuffle=False)
```

```
Found 1105 images belonging to 5 classes.
Found 274 images belonging to 5 classes.
Found 200 images belonging to 5 classes.
```

รูปที่ ก8 การเตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอนโมเดล

7. โหลดข้อมูลจากตัวฝึกสอน (Train generator) ที่ใช้สำหรับฝึกโมเดลลงในตัวแปร x_train และ y_train โดยการทำการรันรอบต่าง ๆ ของข้อมูลที่ถูกแบ่งออกเป็น batch (ชุดย่อย) เพื่อให้ง่ายต่อการจัดการข้อมูลและการฝึกสอนโมเดล ดังรูป ก9 มีรายละเอียดของดังต่อไปนี้

- train_generator.reset(): คำสั่งนี้ใช้ในการรีเซ็ตตัวฝึกสอน (Train_generator) เพื่อเริ่มต้นการโหลดข้อมูลใหม่จากต้นของชุดข้อมูล นี้มักใช้ในกรณีที่ต้องการเริ่มการฝึกสอนใหม่หรือเริ่มการโหลดข้อมูลใหม่
- x_train, y_train = next(train_generator): โค้ดนี้ใช้ในการโหลดชุดข้อมูลแรกจากตัวฝึกสอนและเก็บข้อมูลรูปภาพในตัวแปร x_train และข้อมูลป้ายกำกับในตัวแปร y_train

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- for i in range(int(len(train_generator))-1):: นี่คือลูป for ที่ใช้ในการโหลดชุดข้อมูลเพิ่มเติมจากตัวฝึกสอน โดยจะรันจำนวนครั้งเท่ากับจำนวน batch ทั้งหมดลบ 1 ซึ่งหมายถึงการโหลด batch ที่เหลือหลังจากการโหลด batch แรกแล้ว
- img, Label = next(train_generator): ในแต่ละรอบของลูป for นี้จะโหลดชุดข้อมูลใหม่จากตัวฝึกสอนและเก็บรูปภาพในตัวแปร img และป้ายกำกับในตัวแปร Label
- x_train = np.append(x_train, img, axis=0): โค้ดนี้ใช้ในการรวมรูปภาพที่โหลดเข้ามาในตัวแปร x_train โดยการใช้ฟังก์ชัน np.append เพื่อเพิ่มรูปภาพในแนวดิ่ง (axis=0) ใน x_train
- y_train = np.append(y_train, Label, axis=0): โค้ดนี้ใช้ในการรวมป้ายกำกับที่โหลดเข้ามาในตัวแปร y_train โดยใช้ np.append เพื่อเพิ่มป้ายกำกับในแนวดิ่ง (axis=0) ใน y_train
- print(i): คำสั่งนี้ใช้ในการแสดงค่าของตัวแปร i ซึ่งแทนรอบของการโหลด batch ในลูป for เพื่อติดตามกระบวนการโหลด
- print(x_train.shape, y_train.shape): คำสั่งนี้ใช้ในการแสดงรูปร่าง (shape) ของ x_train และ y_train ซึ่งจะแสดงขนาดของชุดข้อมูลรูปภาพและป้ายกำกับหลังจากที่โหลดข้อมูลทั้งหมดเสร็จสิ้น

โดยทั้งหมดนี้เป็นกระบวนการการโหลดและรวมข้อมูลเข้าในชุดข้อมูลฝึกสอนเพื่อใช้ในการฝึกสอนโมเดลใน batch ต่าง ๆ ของข้อมูลรูปภาพและป้ายกำกับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
# Store the data in x_train, y_train variables by iterating over the batches
train_generator.reset()
x_train, y_train = next(train_generator)
for i in range(int(len(train_generator))-1): #1st batch is already fetched before the for loop.
  img, label = next(train_generator)
  x_train = np.append(x_train, img, axis=0 )
  y_train = np.append(y_train, label, axis=0)
  print(i)
print(x_train.shape, y_train.shape)
```

```
0
1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26
27
28
29
30
31
32
33
(1105, 100, 100, 3) (1105, 5)
```

รูปที่ ก9 การโหลดข้อมูลจากตัวฝึกสอน (Train generator) ที่ใช้สำหรับฝึกโมเดลลงในตัวแปร x_train และ y_train

8. เก็บข้อมูลจากชุดข้อมูลการตรวจสอบ (Validation_generator) ลงในตัวแปร x_val และ y_val โดยการทำการรันรอบต่าง ๆ ของข้อมูลที่ถูกแบ่งออกเป็น batch (ชุดย่อย) เพื่อให้ง่ายต่อการจัดการข้อมูลและการตรวจสอบโมเดล ดังรูป ก10 มีรายละเอียดของโค้ดดังต่อไปนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- Validation_generator.reset(): คำสั่งนี้ใช้ในการรีเซ็ตตัวฝึกสอนการตรวจสอบ (Validation_generator) เพื่อเริ่มต้นการโหลดข้อมูลใหม่จากต้นของชุดข้อมูลการตรวจสอบนี้มักใช้ในกรณีที่ต้องการเริ่มการตรวจสอบใหม่หรือเริ่มการโหลดข้อมูลการตรวจสอบใหม่
- x_val, y_val = next(Validation_generator): โค้ดนี้ใช้ในการโหลดชุดข้อมูลแรกจากตัวฝึกสอนการตรวจสอบและเก็บข้อมูลรูปภาพในตัวแปร x_val และข้อมูลป้ายกำกับในตัวแปร y_val
- for i in range(int(len(Validation_generator))-1): : นี่คือลูป for ที่ใช้ในการโหลดชุดข้อมูลเพิ่มเติมจากตัวฝึกสอนการตรวจสอบโดยจะรันจำนวนครั้งเท่ากับจำนวน batch ทั้งหมดลบ 1 ซึ่งหมายถึงการโหลด batch ที่เหลือหลังจากการโหลด batch แรกแล้ว
- img, Label = next(Validation_generator): ในแต่ละรอบของลูป for นี้จะโหลดชุดข้อมูลใหม่จากตัวฝึกสอนการตรวจสอบและเก็บรูปภาพในตัวแปร img และป้ายกำกับในตัวแปร Label
- x_val = np.append(x_val, img, axis=0): โค้ดนี้ใช้ในการรวมรูปภาพที่โหลดเข้ามาในตัวแปร x_val โดยการใช้ฟังก์ชัน np.append เพื่อเพิ่มรูปภาพในแนวดิ่ง (axis=0) ใน x_val
- y_val = np.append(y_val, Label, axis=0): โค้ดนี้ใช้ในการรวมป้ายกำกับที่โหลดเข้ามาในตัวแปร y_val โดยใช้ np.append เพื่อเพิ่มป้ายกำกับในแนวดิ่ง (axis=0) ใน y_val
- print(i): คำสั่งนี้ใช้ในการแสดงค่าของตัวแปร i ซึ่งแทนรอบของการโหลด batch ในลูป for เพื่อติดตามกระบวนการโหลด
- print(x_val.shape, y_val.shape): คำสั่งนี้ใช้ในการแสดงรูปร่าง (shape) ของ x_val และ y_val ซึ่งจะแสดงขนาดของชุดข้อมูลรูปภาพและป้ายกำกับหลังจากที่โหลดข้อมูลทั้งหมดเสร็จสิ้น

โดยทั้งหมดนี้เป็นกระบวนการการโหลดและรวมข้อมูลเข้าในชุดข้อมูลตรวจสอบเพื่อใช้ในการตรวจสอบโมเดลใน batch ต่าง ๆ ของข้อมูลรูปภาพและป้ายกำกับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
# Store the data in x_val, y_val variables by iterating over the batches
validation_generator.reset()
x_val, y_val = next(validation_generator)
for i in range(int(len(validation_generator))-1): #1st batch is already fetched before the for loop.
  img, label = next(validation_generator)
  x_val = np.append(x_val, img, axis=0 )
  y_val = np.append(y_val, label, axis=0)
  print(i)
print(x_val.shape, y_val.shape)
```

```
0
1
2
3
4
5
6
7
(274, 100, 100, 3) (274, 5)
```

รูปที่ ก10 การเก็บข้อมูลจากชุดข้อมูลการตรวจสอบ (Validation_generator) ลงในตัวแปร x_val และ y_val

9. เก็บข้อมูลจากชุดข้อมูลการทดสอบ (Test_generator) ลงในตัวแปร x_Test และ y_Test โดยการทำการรันรอบต่าง ๆ ของข้อมูลที่ถูกแบ่งออกเป็น batch (ชุดย่อย) เพื่อให้ง่ายต่อการจัดการข้อมูลและการทดสอบโมเดล ดังรูป ก11 มีรายละเอียดของโค้ดดังต่อไปนี้

- Test_generator.reset(): คำสั่งนี้ใช้ในการรีเซ็ตตัวฝึกสอนการทดสอบ (Test_generator) เพื่อเริ่มต้นการโหลดข้อมูลใหม่จากต้นของชุดข้อมูลการทดสอบ นี้มักใช้ในกรณีที่ต้องการเริ่มการทดสอบใหม่หรือเริ่มการโหลดข้อมูลการทดสอบใหม่
- x_Test, y_Test = next(Test_generator): โค้ดนี้ใช้ในการโหลดชุดข้อมูลแรกจากตัวฝึกสอนการทดสอบและเก็บข้อมูลรูปภาพในตัวแปร x_Test และข้อมูลป้ายกำกับในตัวแปร y_Test
- for i in range(int(len(Test_generator))-1):: นี่คือลูป for ที่ใช้ในการโหลดชุดข้อมูลเพิ่มเติมจากตัวฝึกสอนการทดสอบ โดยจะรันจำนวนครั้งเท่ากับจำนวน batch ทั้งหมดลบ 1 ซึ่งหมายถึงการโหลด batch ที่เหลือหลังจากการโหลด batch แรกแล้ว
- img, Label = next(Test_generator): ในแต่ละรอบของลูป for นี้จะโหลดชุดข้อมูลใหม่จากตัวฝึกสอนการทดสอบและเก็บรูปภาพในตัวแปร img และป้ายกำกับในตัวแปร Label
- x_Test = np.append(x_Test, img, axis=0): โค้ดนี้ใช้ในการรวมรูปภาพที่โหลดเข้ามาในตัวแปร x_Test โดยการใช้ฟังก์ชัน np.append เพื่อเพิ่มรูปภาพในแนวดิ่ง (axis=0) ใน x_Test

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- y_Test = np.append(y_Test, Label, axis=0): โค้ดนี้ใช้ในการรวมป้ายกำกับที่โหลดเข้ามาในตัวแปร y_Test โดยใช้ np.append เพื่อเพิ่มป้ายกำกับในแนวดิ่ง (axis=0) ใน y_Test
- print(i): คำสั่งนี้ใช้ในการแสดงค่าของตัวแปร i ซึ่งแทนรอบของการโหลด batch ในลูป for เพื่อติดตามกระบวนการโหลด
- print(x_Test.shape, y_Test.shape): คำสั่งนี้ใช้ในการแสดงรูปร่าง (Shape) ของ x_Test และ y_Test ซึ่งจะแสดงขนาดของชุดข้อมูลรูปภาพและป้ายกำกับหลังจากที่โหลดข้อมูลทั้งหมดเสร็จสิ้น

โดยทั้งหมดนี้เป็นกระบวนการการโหลดและรวมข้อมูลเข้าในชุดข้อมูลทดสอบเพื่อใช้ในการตรวจสอบโมเดลใน batch ต่าง ๆ ของข้อมูลรูปภาพและป้ายกำกับ

```
# Store the data in x_test, y_test variables by iterating over the batches
test_generator.reset()
x_test, y_test = next(test_generator)

for i in range(int(len(test_generator))-1): #1st batch is already fetched before the for loop.
  img, label = next(test_generator)
  x_test = np.append(x_test, img, axis=0 )
  y_test = np.append(y_test, label, axis=0)
  print(i)
print(x_test.shape, y_test.shape)
```

```
0
1
2
3
4
5
(200, 100, 100, 3) (200, 5)
```

รูปที่ ก11 การเก็บข้อมูลจากชุดข้อมูลการทดสอบ (Test_generator) ลงในตัวแปร x_Test และ y_Test

10. เรียกใช้ฟังก์ชัน Callback เพื่อตรวจสอบและควบคุมการฝึกโมเดลให้มีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้น โดยจะมีการเรียกใช้ 3 ฟังก์ชันย่อย ได้แก่ EarlyStopping, ModelCheckpoint, และ ReduceLROnPlateau ดังรูปที่ ก12 มีรายละเอียดดังนี้

- EarlyStopping: ส่วนนี้ใช้ในการหยุดการฝึกโมเดล เมื่อค่าสูญเสีย (Loss) บนชุดข้อมูลการตรวจสอบ (Validation set) ไม่ดีขึ้นในจำนวน epochs ที่กำหนดให้ ณ ค่า patience คือ 30 รอบ โดย monitor คือตัวแปรที่ต้องการตรวจสอบ (ในกรณีนี้คือ 'val_Loss' หรือ Validation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Loss) และ mode คือโหมดการตรวจสอบ (ในกรณีนี้คือ 'min' หมายถึงค่า 'val_Loss' น้อยลงเป็นเงื่อนไขในการหยุดการฝึก)

- ModelCheckpoint: ส่วนนี้ใช้ในการบันทึกโมเดลที่ดีที่สุด (Best model) ลงในไฟล์ที่กำหนด เมื่อค่าสูญเสียบนชุดข้อมูลการตรวจสอบ (Validation set) ดีขึ้นเมื่อเทียบกับค่าของโมเดลที่ก่อนหน้า โดยไฟล์นี้จะถูกบันทึกในชื่อ 'model_realdataset_5_classes_xception_imbalance_Test_40_savebest.h5' ซึ่งแล้วแต่การตั้งชื่อของโมเดลนั้น ๆ และ save_best_only=True หมายถึงจะบันทึกเฉพาะตัวแบบที่ดีที่สุด
- ReduceLROnPlateau: ส่วนนี้ใช้ในการลดอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) ของโมเดลเมื่อค่าสูญเสียบนชุดข้อมูลการตรวจสอบ (Validation set) ไม่ดีขึ้นเป็นจำนวน epochs ที่กำหนด ณ ค่า patience คือ 7 รอบ โดย monitor คือตัวแปรที่ต้องการตรวจสอบ (ในกรณีนี้คือ 'val_Loss' หรือ Validation Loss) และ mode คือโหมดการตรวจสอบ (ในกรณีนี้คือ 'min' หมายถึงค่า 'val_Loss' น้อยขึ้นเป็นเงื่อนไขในการลดอัตราการเรียนรู้) อัตราการเรียนรู้จะถูกลดลงให้เท่ากับ factor คูณกับอัตราการเรียนรู้ปัจจุบัน

```
from keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint, ReduceLROnPlateau
earlyStopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=30, verbose=0, mode='min')
mcp_save = ModelCheckpoint('model_realdataset_5_classes_xception_imbalance_test_40_savebest.h5',
                           save_best_only=True, monitor='val_loss', mode='min')
reduce_lr_loss = ReduceLROnPlateau(monitor='val_loss', factor=0.1, patience=7, verbose=1, min_delta=1e-4, mode='min')
```

รูปที่ ก12 การเรียกใช้ฟังก์ชัน Callback

11. ทำการฝึกสอนโมเดลโดยกำหนดรอบการฝึก (Epoch) เป็นจำนวน 100 รอบ นอกจากนี้ก็มี train_generator เป็นตัวสร้างข้อมูลสำหรับการฝึกและเป็นข้อมูลฝึกสอนของโมเดล โมเดลจะถูกฝึกโดยใช้ข้อมูลจากตัวสร้างข้อมูลนี้ ส่วน Validation_data = Validation_generator จะใช้ข้อมูลจากตัวสร้างข้อมูลสำหรับการตรวจสอบเพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลในแต่ละรอบการฝึก ส่วน verbose = 1 จะหมายถึงระบุระดับของการแสดงผลการฝึกสอน ในที่นี้คือ 1 หมายถึงแสดงรายละเอียดการฝึกสอนทุกรอบ และใช้ batch size ตามที่เคยได้กำหนด จากนั้นใช้ฟังก์ชัน callback ซึ่งภายในจะประกอบด้วยตัวแปร earlyStopping และ mcp_save ที่เคยกำหนดไปก่อนหน้านี้ ดังรูปที่ ก13

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
history = model.fit(train_generator, validation_data = validation_generator, epochs=100,
                    batch_size = batch_size, verbose = 1,callbacks=[earlyStopping, mcp_save])
```

```
l_loss: 0.4428 - val_acc: 0.8723 - val_precision: 0.8939 - val_recall: 0.8613
Epoch 95/100
35/35 [==============================] - 8s 226ms/step - loss: 0.1603 - acc: 0.9529 - precision: 0.9594 - recall: 0.9412 - va
l_loss: 0.4741 - val_acc: 0.8686 - val_precision: 0.8741 - val_recall: 0.8613
Epoch 96/100
35/35 [==============================] - 8s 233ms/step - loss: 0.1651 - acc: 0.9529 - precision: 0.9597 - recall: 0.9475 - va
l_loss: 0.4468 - val_acc: 0.8650 - val_precision: 0.8839 - val_recall: 0.8613
Epoch 97/100
35/35 [==============================] - 8s 226ms/step - loss: 0.1838 - acc: 0.9448 - precision: 0.9504 - recall: 0.9367 - va
l_loss: 0.4659 - val_acc: 0.8577 - val_precision: 0.8717 - val_recall: 0.8431
Epoch 98/100
35/35 [==============================] - 8s 233ms/step - loss: 0.1300 - acc: 0.9656 - precision: 0.9752 - recall: 0.9611 - va
l_loss: 0.4675 - val_acc: 0.8613 - val_precision: 0.8783 - val_recall: 0.8431
Epoch 99/100
35/35 [==============================] - 8s 226ms/step - loss: 0.1303 - acc: 0.9647 - precision: 0.9664 - recall: 0.9620 - va
l_loss: 0.4595 - val_acc: 0.8613 - val_precision: 0.8801 - val_recall: 0.8577
Epoch 100/100
35/35 [==============================] - 8s 224ms/step - loss: 0.1198 - acc: 0.9683 - precision: 0.9734 - recall: 0.9611 - va
l_loss: 0.4709 - val_acc: 0.8723 - val_precision: 0.8872 - val_recall: 0.8613
```

รูปที่ ก13 การดำเนินการการฝึกสอนโมเดล

12. ทำการโหลดโมเดลที่เคยบันทึกไปในขั้นตอนก่อนหน้านี้ ดังรูป ก14

```
loaded_model_1 = tf.keras.models.load_model('model_realdataset_5_classes_xception_imbalance_test_40_savebest.h5')
loaded_model_1.summary()
```

```
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
 Layer (type)                Output Shape              Param #
=================================================================
 xception (Functional)       (None, 3, 3, 2048)        20861480

 global_average_pooling2d (G  (None, 2048)             0
 lobalAveragePooling2D)

 dense (Dense)               (None, 512)               1049088

 batch_normalization_4 (Batc  (None, 512)              2048
 hNormalization)

 dropout (Dropout)           (None, 512)               0

 dense_1 (Dense)             (None, 128)               65664

 batch_normalization_5 (Batc  (None, 128)              512
 hNormalization)

 dropout_1 (Dropout)         (None, 128)               0

 dense_2 (Dense)             (None, 64)                8256

 batch_normalization_6 (Batc  (None, 64)               256
 hNormalization)

 dropout_2 (Dropout)         (None, 64)                0

 dense_3 (Dense)             (None, 5)                 325

=================================================================
Total params: 21,987,629
Trainable params: 21,931,693
Non-trainable params: 55,936
_________________________________________________________________
```

รูปที่ ก14 การโหลดโมเดล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

13. หลังจากปรับปรุงข้อมูลภาพในส่วนข้อมูลชุดทดสอบแล้ว จะกำหนดฟังก์ชัน my_metrics(y_true, y_pred) จะใช้ในการคำนวณและแสดงผลการวัดประสิทธิภาพของระบบการจำแนกประเภท (Classification) โดยรับพารามิเตอร์ y_true และ y_pred ซึ่งเป็นข้อมูลจริงและผลการทำนายตามลำดับ เมื่อผลลัพธ์ถูกแสดง จะแสดงค่าความแม่นยำ (Accuracy), ค่าความแม่นยำเฉลี่ยต่อคลาส (weighted Precision), และค่า F1 Score ซึ่งเป็นการวัดประสิทธิภาพของการจำแนกประเภท เพื่อทำนายค่าความถูกต้องและประสิทธิภาพรวมของระบบ โดยใช้ค่าที่คำนวณดังกล่าวในการแสดงผล ต่อมาเป็นการทดสอบโมเดลที่ถูกฝึกสอนด้วยข้อมูลการฝึกสอนและการทดสอบโดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบ (Test data) ดังรูป ก15 มีขั้นตอนดังนี้:

- Test_generator = Test_datagen.flow_from_directory(...): สร้าง Generator สำหรับชุดข้อมูลการทดสอบ (Test data) โดยใช้ ImageDataGenerator และระบุโฟลเดอร์ที่เก็บข้อมูลการทดสอบ (Test_path) และตั้งค่าต่าง ๆ สำหรับการประมวลผลรูปภาพ เช่น ขนาดเป้าหมาย (target_size) และขนาดกลุ่มรุ่น (batch_size) และระบุว่าไม่มีการให้ป้ายกำกับคลาส (class_mode=None) และไม่ต้องการสลับข้อมูล (shuffle=False) ในชุดข้อมูลการทดสอบ
- predictions = inception_model.predict(Test_generator, verbose=1): ทำการทำนายผลการจำแนกประเภทบนชุดข้อมูลการทดสอบโดยใช้โมเดล inception_model และ Generator ข้อมูลการทดสอบ Test_generator โดยใช้คำสั่ง predict เพื่อให้โมเดลทำนายผลและเก็บผลลัพธ์ไว้ในตัวแปร predictions
- yPredictions = np.argmax(predictions, axis=1): คำนวณค่าที่ทำนายได้ด้วยการเลือกคลาสที่มีค่าความน่าจะเป็นสูงที่สุดในผลลัพธ์ predictions โดยใช้ np.argmax() และเก็บผลลัพธ์ไว้ใน yPredictions
- true_classes = Test_generator.classes: เก็บค่าป้ายกำกับคลาสจริงของชุดข้อมูลการทดสอบใน true_classes
- TestAcc, TestPrec, TestFScore = my_metrics(true_classes, yPredictions): คำนวณและแสดงผลประสิทธิภาพของโมเดลการจำแนกประเภทบนชุดข้อมูลการทดสอบโดยใช้ฟังก์ชัน my_metrics โดยนำค่าป้ายกำกับคลาสจริง (true_classes) และค่าที่ทำนายได้ (yPredictions) เข้าไปคำนวณค่าความแม่นยำ (Accuracy), ค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความแม่นยำเฉลี่ยต่อคลาส (Weighted Precision), และค่า F1 Score และแสดงผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพบนชุดข้อมูลการทดสอบ

```
def my_metrics(y_trued, y_pred):
    accuracy=accuracy_score(y_trued, y_pred)
    precision=precision_score(y_trued, y_pred,average='weighted')
    f1Score=f1_score(y_trued, y_pred, average='weighted')
    print("Accuracy  : {}".format(accuracy))
    print("Precision : {}".format(precision))
    print("f1Score : {}".format(f1Score))
    cm=confusion_matrix(y_trued, y_pred)
    print(cm)
    return accuracy, precision, f1Score


print("==============TEST RESULTS============")

predictions = loaded_model_1.predict(test_generator, verbose=1)
yPredictions = np.argmax(predictions, axis=1)
true_classes = test_generator.classes

testAcc,testPrec, testFScore = my_metrics(true_classes, yPredictions)
```

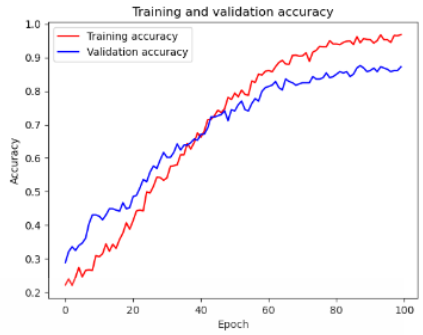
```
==============TEST RESULTS============
7/7 [==============================] - 2s 179ms/step
Accuracy  : 0.74
Precision : 0.7500392156862745
f1Score : 0.7406021253451592
[[31  2  2  0  5]
 [ 3 28  3  2  4]
 [ 4  2 28  5  1]
 [ 3  1  1 28  7]
 [ 4  1  2  0 33]]
```

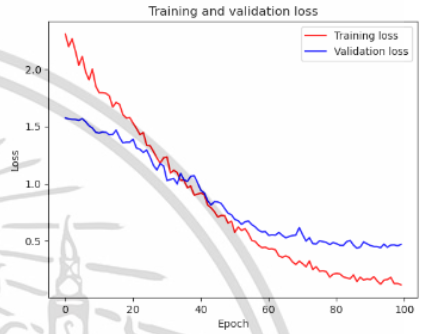
รูปที่ ก15 การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโดยชุดข้อมูลชุดทดสอบ

14. สร้างกราฟที่พล็อตระหว่างค่า Accuracy (แกน y) และ epoch (แกน x) ให้แสดงผลค่า Accuracy ของทั้งข้อมูลสำหรับการฝึกและข้อมูลสำหรับการตรวจสอบ และพล็อตระหว่างค่า Loss (แกน y) และ epoch (แกน x) ให้แสดงผลค่า Loss ของทั้งข้อมูลสำหรับการฝึกและข้อมูลสำหรับการตรวจสอบ ดังรูปที่ ก16

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```python
import matplotlib.pyplot as plt
acc = history.history['acc']
val_acc = history.history['val_acc']
loss = history.history['loss']
val_loss = history.history['val_loss']

epochs = range(len(acc))

plt.plot(epochs, acc, 'r', label='Training accuracy')
plt.plot(epochs, val_acc, 'b', label='Validation accuracy')
plt.title('Training and validation accuracy')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(loc=0)
plt.figure()

epochs_loss = range(len(loss))

plt.plot(epochs_loss, loss, 'r', label='Training loss')
plt.plot(epochs_loss, val_loss, 'b', label='Validation loss')
plt.title('Training and validation loss')
plt.ylabel('Loss')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(loc=0)
plt.figure()

plt.show()
```





<Figure size 640x480 with 0 Axes>

รูปที่ ก16 การสร้างกราฟเพื่อแสดงแนวโน้มในการฝึกโมเดลของค่า Accuracy และ Loss

15. ทำการ Import library อีกครั้งเท่าที่ต้องใช้ในการแสดงผลลัพธ์ต่าง ๆ เช่น Classification_report, Confusion_matrix, ROC curve และ AUC ดังรูปที่ ก17

```python
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
```

```python
import tensorflow as tf
fashion_mnist = tf.keras.datasets.fashion_mnist
to_categorical = tf.keras.utils.to_categorical

import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.datasets import make_circles
from sklearn.metrics import roc_curve, auc
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.metrics import classification_report

import pandas as pd
import numpy as np

import plotly.express as px
import plotly
import plotly.graph_objs as go
import plotly.figure_factory as ff
import seaborn as sn
from collections import Counter
```

รูปที่ ก17 การเรียกใช้ library เพื่อแสดงผลลัพธ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

16. กำหนดตัวแปรต่าง ๆ เพื่อที่จะเตรียมไว้ใช้ในการสร้าง Classification_report, Confusion_matrix, ROC curve และ AUC ดังรูปที่ ก18 ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

- predicted_classes = model.predict(x_val): ในบรรทัดนี้โมเดลจะถูกใช้ในการทำนายคลาสของข้อมูลในชุดการตรวจสอบ (x_val) โดยผลลัพธ์จะถูกเก็บไว้ในตัวแปร predicted_classes ซึ่งจะเป็นค่าความน่าจะเป็น (Probability) ของแต่ละคลาสที่โมเดลคาดการณ์ว่าข้อมูลจะอยู่ในนั้น
- predicted_classes = np.argmax(predicted_classes, axis=1): หลังจากที่ได้รับค่าความน่าจะเป็นสำหรับแต่ละคลาส บรรทัดนี้ใช้ np.argmax เพื่อหาคลาสที่มีความน่าจะเป็นสูงสุดสำหรับแต่ละข้อมูลในชุดการตรวจสอบ นั่นคือคลาสที่โมเดลคาดการณ์ว่าเป็นคลาสที่มีความน่าจะเป็นสูงสุด และผลลัพธ์นี้จะถูกเก็บไว้ในตัวแปร predicted_classes ซึ่งจะเป็นเลขหมายเลขของคลาสที่โมเดลคาดการณ์ว่าถูกต้องสุดสำหรับแต่ละข้อมูลในชุดการตรวจสอบ
- predicted_classes_Test = model.predict(x_Test): ในบรรทัดนี้โมเดลจะถูกใช้ในการทำนายคลาสของข้อมูลในชุดการทดสอบ x_Test โดยผลลัพธ์จะถูกเก็บไว้ในตัวแปร predicted_classes_Test ซึ่งจะเป็นค่าความน่าจะเป็น (probability) ของแต่ละคลาสที่โมเดลคาดการณ์ว่าข้อมูลจะอยู่ในนั้น
- predicted_classes_Test = np.argmax(predicted_classes_Test, axis=1): หลังจากที่ได้รับค่าความน่าจะเป็นสำหรับแต่ละคลาส บรรทัดนี้ใช้ np.argmax เพื่อหาคลาสที่มีความน่าจะเป็นสูงสุดสำหรับแต่ละข้อมูลในชุดการทดสอบ x_Test นั่นคือคลาสที่โมเดลคาดการณ์ว่าเป็นคลาสที่มีความน่าจะเป็นสูงสุด และผลลัพธ์นี้จะถูกเก็บไว้ในตัวแปร predicted_classes_Test ซึ่งจะเป็นเลขหมายเลขของคลาสที่โมเดลคาดการณ์ว่าถูกต้องสุดสำหรับแต่ละข้อมูลในชุดการทดสอบ x_Test
- y_true เป็นอาร์เรย์ของเลขหมายเลขคลาสที่ถูกต้องจริงสำหรับแต่ละข้อมูลในชุดการตรวจสอบ x_val ซึ่งสามารถใช้ในการเปรียบเทียบกับผลลัพธ์การทำนายที่ได้จากโมเดลเพื่อวัดประสิทธิภาพของโมเดลในการจำแนกคลาสข้อมูลโดยที่ y_val เป็นอาร์เรย์ของข้อมูลป้ายกำกับจริง โดยแต่ละแถวของอาร์เรย์นี้จะเป็นค่าป้ายกำกับสำหรับแต่ละข้อมูลในชุดการตรวจสอบ x_val และ np.argmax(y_val, axis=1): โค้ดนี้ใช้ np.argmax เพื่อหาคลาสที่ถูกต้องจริงสำหรับแต่ละข้อมูลในชุดการตรวจสอบ x_val โดยการใช้ axis=1 จะทำให้ฟังก์ชันนี้คำนวณค่าสูงสุดในแนวนอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(แต่ละแถว) ของอาร์เรย์ y_val ซึ่งจะคืนค่าดัชนี (Index) ของคลาสที่มีความน่าจะเป็นสูงสุดสำหรับแต่ละข้อมูล

- y_true_Test เป็นอาร์เรย์ของเลขหมายเลขคลาสที่ถูกต้องจริงสำหรับแต่ละข้อมูลในชุดการทดสอบ x_val ซึ่งสามารถใช้ในการเปรียบเทียบกับผลลัพธ์การทำนายที่ได้จากโมเดลเพื่อวัดประสิทธิภาพของโมเดลในการจำแนกคลาสข้อมูลโดยที่ y_Test เป็นอาร์เรย์ของข้อมูลป้ายกำกับจริง โดยแต่ละแถวของอาร์เรย์นี้จะเป็นค่าป้ายกำกับสำหรับแต่ละข้อมูลในชุดการ ตรวจสอบ x_Test และ np.argmax(y_Test, axis=1): โค้ดนี้ใช้ np.argmax เพื่อหาคลาสที่ถูกต้องจริงสำหรับแต่ละข้อมูลในชุดการทดสอบ x_val โดยการใช้ axis=1 จะทำให้ฟังก์ชันนี้คำนวณค่าสูงสุดในแนวนอน (แต่ละแถว) ของอาร์เรย์ y_val ซึ่งจะคืนค่าดัชนี (Index) ของคลาสที่มีความน่าจะเป็นสูงสุดสำหรับแต่ละข้อมูล
- c = Counter(y_true) คือนับปริมาณข้อมูลที่มีค่าในอาร์เรย์ y_true (อาร์เรย์ของเลขหมายเลขคลาสที่ถูกต้องจริงสำหรับข้อมูลในชุดการตรวจสอบ x_val) โดยการนับจำนวนข้อมูลแต่ละค่าและเก็บไว้ในตัวแปร c ในรูปแบบของ Counter object
- c_Test = Counter(y_true_Test) คือนับปริมาณข้อมูลที่มีค่าในอาร์เรย์ y_true_Test (อาร์เรย์ของเลขหมายเลขคลาสที่ถูกต้องจริงสำหรับข้อมูลในชุดการทดสอบ x_Test) โดยการนับจำนวนข้อมูลแต่ละค่าและเก็บไว้ในตัวแปร c_Test ในรูปแบบของ Counter object
- cm = confusion_matrix(y_true, predicted_classes) สร้าง Confusion matrix (เมทริกซ์ความสับสน) ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพของโมเดลในการจำแนกหรือทำนายข้อมูล โดยการเปรียบเทียบค่าที่โมเดลทำนาย (predicted_classes) กับค่าที่ถูกต้องจริง (y_true) สำหรับแต่ละตัวอย่างในชุดการตรวจสอบ x_val มาเก็บไว้ในตัวแปร cm
- cm_Test = confusion_matrix(y_true_Test, predicted_classes_Test) สร้าง Confusion matrix (เมทริกซ์ความสับสน) ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพของโมเดลในการจำแนกหรือทำนายข้อมูล โดยการเปรียบเทียบค่าที่โมเดลทำนาย (predicted_classes_Test) กับค่าที่ถูกต้องจริง (y_true_Test) สำหรับแต่ละตัวอย่างในชุดการตรวจสอบ x_Test มาเก็บไว้ในตัวแปร cm_Test

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
predicted_classes = loaded_model_1.predict(x_val)
predicted_classes = np.argmax(predicted_classes, axis=1)
```

```
predicted_classes_test = loaded_model_1.predict(x_test)
predicted_classes_test = np.argmax(predicted_classes_test, axis=1)
```

```
y_true = np.argmax(y_val, axis=1)
```

```
y_true_test = np.argmax(y_test, axis=1)
```

```
c = Counter(y_true)
c
```

```
Counter({0: 82, 1: 46, 4: 59, 3: 48, 2: 39})
```

```
c_test = Counter(y_true_test)
c_test
```

```
Counter({0: 40, 1: 40, 2: 40, 3: 40, 4: 40})
```

```
cm = confusion_matrix(y_true, predicted_classes)
cm
```

```
array([[77,  1,  2,  1,  1],
       [ 2, 38,  1,  1,  4],
       [ 2,  1, 29,  2,  5],
       [ 2,  3,  0, 42,  1],
       [ 2,  2,  0,  3, 52]], dtype=int64)
```

```
cm_test = confusion_matrix(y_true_test, predicted_classes_test)
cm_test
```

```
array([[31,  2,  2,  0,  5],
       [ 3, 28,  3,  2,  4],
       [ 4,  2, 28,  5,  1],
       [ 3,  1,  1, 28,  7],
       [ 4,  1,  2,  0, 33]], dtype=int64)
```

รูปที่ ก18 การกำหนดตัวแปรต่าง ๆ เพื่อที่จะเตรียมไว้ใช้ในการสร้าง Classification_report, Confusion_matrix, ROC curve และ AUC

17. สร้างฟังก์ชันที่ใช้ในการพล็อต Confusion matrix ในรูปแบบ heatmap สำหรับข้อมูลชุดตรวจสอบ โดยใช้ไลบรารี Plotly ดังรูปที่ ก19 มีรายละเอียดของโค้ดดังนี้

- def cm_plot(cm, Labels):: เริ่มต้นโดยประกาศฟังก์ชัน cm_plot ที่รับอาร์กิวเมนต์ 2 ตัวคือ cm และ Labels โดย cm คือ Confusion matrix และ Labels คือรายการป้ายกำกับ (Labels) ที่ใช้ในกราฟ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- x = Labels: สร้างตัวแปร x เพื่อเก็บรายการป้ายกำกับที่จะนำมาแสดงบนแกน x ของ heatmap
- y = Labels: สร้างตัวแปร y เพื่อเก็บรายการป้ายกำกับที่จะนำมาแสดงบนแกน y ของ heatmap
- z_text = [[str(y) for y in x] for x in cm]: สร้างตัวแปร z_text เพื่อเก็บข้อความที่จะแสดงในแต่ละเซลล์ของ heatmap ซึ่งเป็นการแปลงค่าใน Confusion matrix ให้เป็นสตริง (string)
- fig = ff.create_annotated_heatmap(cm, x=x, y=y, annotation_text=z_text, colorscale='blues'): ใช้ฟังก์ชัน ff.create_annotated_heatmap จากไลบรารี Plotly เพื่อสร้าง heatmap โดยใช้ Confusion matrix (cm) และกำหนดรายการป้ายกำกับในแกน x (x) และแกน y (y) และกำหนดข้อความที่จะแสดงในแต่ละเซลล์ด้วย annotation_text และกำหนดสีให้กับ heatmap ด้วย colorscale
- fig.update_layout(title_text='Confusion matrix'): อัปเดตเลเอาท์ของกราฟโดยเพิ่มชื่อกราฟเป็น "Confusion matrix"
- fig.add_annotation(): เพิ่มข้อความแสดงความหมายของแกน x และแกน y โดยใช้ fig.add_annotation โดยระบุตำแหน่ง (x, y) และข้อความที่จะแสดง
- fig.update_layout(font_size=23): อัปเดตเลเอาท์โดยกำหนดขนาดตัวอักษรในกราฟ
- fig.update_layout(margin=dict(t=50, l=200)): อัปเดตเลเอาท์โดยกำหนดขอบด้านบนและด้านซ้ายของกราฟ
- fig['layout']['yaxis']['autorange'] = "reversed": กำหนดให้แกน y เรียงจากบนลงล่าง (reversed)
- fig['data'][0]['showscale'] = True: เปิดการแสดงสเกลสีบน heatmap
- fig.show(): แสดงกราฟ heatmap บนหน้าต่างแสดงผล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
def cm_plot(cm, labels):
    x = labels
    y = labels

    z_text = [[str(y) for y in x] for x in cm]
    fig = ff.create_annotated_heatmap(cm, x=x, y=y, annotation_text=z_text, colorscale='blues')

    fig.update_layout(title_text='Confusion Matrix')
    fig.add_annotation(dict(font=dict(color="black", size=20),
                            x=0.5,
                            y=-0.15,
                            showarrow=False,
                            text="Predicted Value",
                            xref="paper",
                            yref="paper"
                            ))
    fig.add_annotation(dict(font=dict(color="black", size=20),
                            x=-0.20,
                            y=0.5,
                            showarrow=False,
                            text="Real Value",
                            textangle=-90,
                            xref="paper",
                            yref="paper"
                            ))
    fig.update_layout(font_size=23)
    fig.update_layout(margin=dict(t=50, l=200))
    fig['layout']['yaxis']['autorange'] = "reversed"
    fig['data'][0]['showscale'] = True
    fig.show()
```

รูปที่ ก19 การสร้างฟังก์ชันที่ใช้ในการพล็อต Confusion matrix ในรูปแบบ heatmap สำหรับข้อมูลชุดตรวจสอบ

18. สร้างฟังก์ชันที่ใช้ในการพล็อต Confusion matrix ในรูปแบบ Heatmap สำหรับข้อมูลชุดตรวจสอบ โดยใช้ไลบรารี Plotly ดังรูปที่ ก20 มีรายละเอียดของโค้ดดังนี้

- def cm_plot_Test(cm_Test, Labels):: เริ่มต้นโดยประกาศฟังก์ชัน cm_plot_Test ที่รับอาร์กิวเมนต์ 2 ตัวคือ cm_Test และ Labels โดย cm คือ Confusion matrix และ Labels คือรายการป้ายกำกับ (Labels) ที่ใช้ในกราฟ
- x = Labels: สร้างตัวแปร x เพื่อเก็บรายการป้ายกำกับที่จะนำมาแสดงบนแกน x ของ heatmap
- y = Labels: สร้างตัวแปร y เพื่อเก็บรายการป้ายกำกับที่จะนำมาแสดงบนแกน y ของ heatmap
- z_text = [[str(y) for y in x] for x in cm]: สร้างตัวแปร z_text เพื่อเก็บข้อความที่จะแสดงในแต่ละเซลล์ของ heatmap ซึ่งเป็นการแปลงค่าใน Confusion matrix ให้เป็นสตริง (string)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- fig = ff.create_annotated_heatmap(cm, x=x, y=y, annotation_text=z_text, colorscale='blues'): ใช้ฟังก์ชัน ff.create_annotated_heatmap จากไลบรารี Plotly เพื่อสร้าง heatmap โดยใช้ Confusion matrix (cm) และกำหนดรายการป้ายกำกับในแกน x (x) และแกน y (y) และกำหนดข้อความที่จะแสดงในแต่ละเซลล์ด้วย annotation_text และกำหนดสีให้กับ heatmap ด้วย colorscale
- fig.update_layout(title_text='Confusion matrix'): อัปเดตเลเอาท์ของกราฟโดยเพิ่มชื่อกราฟเป็น "Confusion matrix"
- fig.add_annotation(): เพิ่มข้อความแสดงความหมายของแกน x และแกน y โดยใช้ fig.add_annotation โดยระบุตำแหน่ง (x, y) และข้อความที่จะแสดง
- fig.update_layout(font_size=23): อัปเดตเลเอาท์โดยกำหนดขนาดตัวอักษรในกราฟ
- fig.update_layout(margin=dict(t=50, l=200)): อัปเดตเลเอาท์โดยกำหนดขอบด้านบนและด้านซ้ายของกราฟ
- fig['layout']['yaxis']['autorange'] = "reversed": กำหนดให้แกน y เรียงจากบนลงล่าง (reversed)
- fig['data'][0]['showscale'] = True: เปิดการแสดงสเกลสีบน heatmap
- fig.show(): แสดงกราฟ heatmap บนหน้าต่างแสดงผล

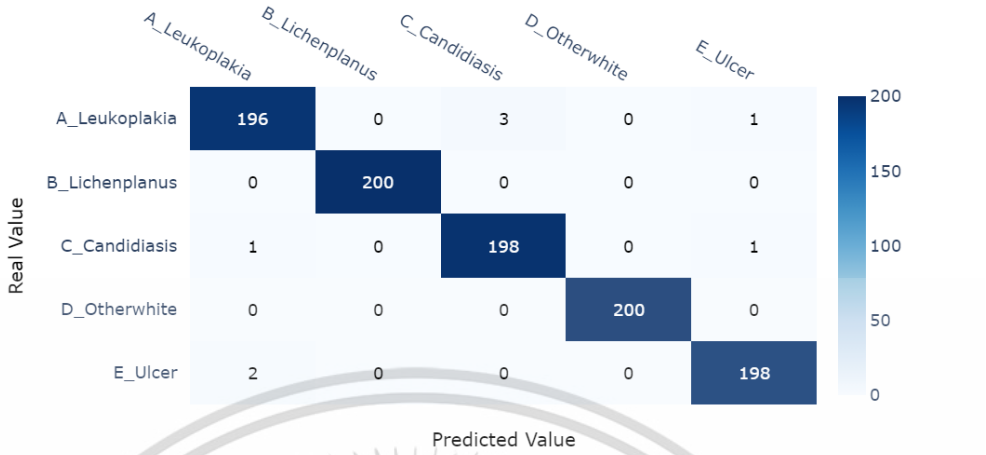
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```python
def cm_plot_test(cm_test, labels):
    x = labels
    y = labels

    z_text = [[str(y) for y in x] for x in cm_test]

    # set up figure
    fig = ff.create_annotated_heatmap(cm, x=x, y=y, annotation_text=z_text, colorscale='blues')

    # add title
    fig.update_layout(title_text='Confusion Matrix')

    # add custom xaxis title
    fig.add_annotation(dict(font=dict(color="black", size=20),
                            x=0.5,
                            y=-0.15,
                            showarrow=False,
                            text="Predicted Value",
                            xref="paper",
                            yref="paper"
                            ))

    # add custom yaxis title
    fig.add_annotation(dict(font=dict(color="black", size=20),
                            x=-0.20,
                            y=0.5,
                            showarrow=False,
                            text="Real Value",
                            textangle=-90,
                            xref="paper",
                            yref="paper"
                            ))
    fig.update_layout(font_size=23)
    # adjust margins to make room for yaxis title
    fig.update_layout(margin=dict(t=50, l=200))
    fig['layout']['yaxis']['autorange'] = "reversed"
    # add colorbar
    fig['data'][0]['showscale'] = True

    fig.show()
```

รูปที่ ก20 การสร้างฟังก์ชันที่ใช้ในการพล็อต Confusion matrix ในรูปแบบ Heatmap สำหรับข้อมูลชุดทดสอบ

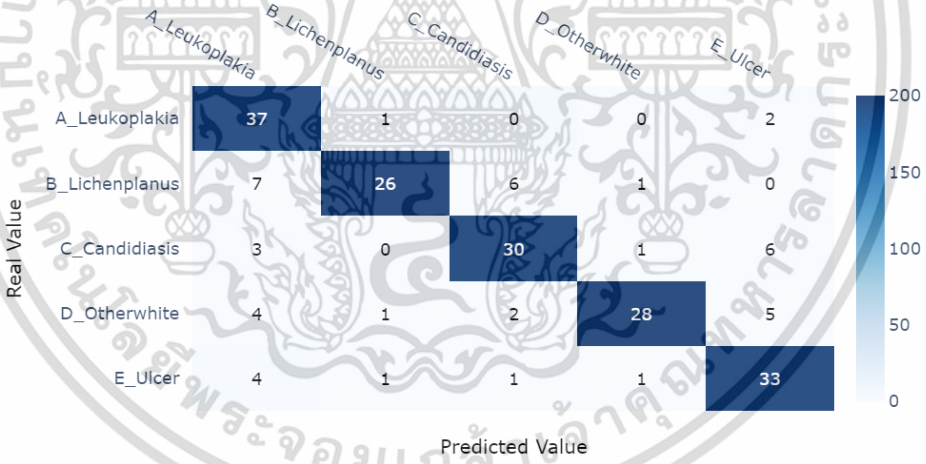
19. เรียกใช้คำสั่ง cm_plot(cm, classLabels) เพื่อทดลองแสดงผลของ Confusion matrix ของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบ ดังรูปที่ ก21

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ก21 การแสดงผลของ Confusion matrix ของชุดข้อมูลชุดตรวจสอบ

20. เรียกใช้คำสั่ง cm_plot(cm, classLabels) เพื่อทดลองแสดงผลของ Confusion matrix ของชุดข้อมูลชุดทดสอบ ดังรูปที่ ก22



รูปที่ ก22 การแสดงผลของ Confusion matrix ของชุดข้อมูลชุดทดสอบ

21. การพิมพ์ Classification Report โดยใช้ฟังก์ชัน classification_report จากไลบรารี Scikit-Learn ซึ่งรายงานการประเมินผลการทำนายโมเดล มีรายละเอียดเพิ่มเติมคือ target_names: เป็นของชื่อคลาส (หรือป้ายกำกับ) ที่ใช้ในการแสดงผลในรายงาน โดยที่แต่ละชื่อคลาสจะถูกแสดงในบรรทัดแยกต่าง ๆ ในรายงาน และ digits: จำนวนหลักทศนิยมที่ใช้ในการแสดงค่าในรายงาน (ในที่นี้คือ 4 หลักทศนิยม) ดังรูปที่ ก23

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
print('Classification Report')
print(classification_report(y_true, predicted_classes, target_names=classLabels, digits=4))
```

```
Classification Report
                precision    recall  f1-score   support

 A_Leukoplakia     0.9849    0.9800    0.9825       200
B_Lichenplanus     1.0000    1.0000    1.0000       200
 C_Candidiasis     0.9851    0.9900    0.9875       200
  D_Otherwhite     1.0000    1.0000    1.0000       200
       E_Ulcer     0.9900    0.9900    0.9900       200

      accuracy                         0.9920      1000
     macro avg     0.9920    0.9920    0.9920      1000
  weighted avg     0.9920    0.9920    0.9920      1000
```

```
print('Classification Report')
print(classification_report(y_true_test, predicted_classes_test, target_names=classLabels, digits=4))
```

```
Classification Report
                precision    recall  f1-score   support

 A_Leukoplakia     0.6727    0.9250    0.7789        40
B_Lichenplanus     0.8966    0.6500    0.7536        40
 C_Candidiasis     0.7692    0.7500    0.7595        40
  D_Otherwhite     0.9032    0.7000    0.7887        40
       E_Ulcer     0.7174    0.8250    0.7674        40

      accuracy                         0.7700       200
     macro avg     0.7918    0.7700    0.7696       200
  weighted avg     0.7918    0.7700    0.7696       200
```

รูปที่ ก23 การพิมพ์ Classification Report โดยใช้ฟังก์ชัน classification_report

22. แสดงเป้าหมายในการทำนายคะแนน (score) โดยใช้โมเดลที่ถูกฝึก ทั้งข้อมูลที่อยู่ในชุดการตรวจสอบ (x_val) และข้อมูลที่อยู่ในชุดการทดสอบ (x_Test) ดังรูปที่ ก24 ซึ่งดำเนินการดังนี้

- predicted_score = model.predict(x_val): โมเดลถูกใช้ในการทำนายคะแนนของข้อมูลในชุดการตรวจสอบ (x_val) โดยใช้ฟังก์ชัน predict ของโมเดล ผลลัพธ์ที่ทำนายจะถูกเก็บไว้ในตัวแปร predicted_score
- predicted_score.shape, y_val.shape: โค้ดนี้ใช้ในการแสดงขนาดของข้อมูลที่ทำนาย (predicted_score) และข้อมูลป้ายกำกับจริง (y_val) โดยผ่านคุณสมบัติ .shape ของ NumPy array เพื่อดูขนาดของข้อมูลทั้งสอง ในกรณีนี้คุณสมบัติ .shape จะแสดงจำนวนแถวและคอลัมน์ของข้อมูล ซึ่งสามารถใช้ในการตรวจสอบว่าข้อมูลที่ทำนายและข้อมูลจริงมีขนาดเท่ากันหรือไม่ ซึ่งสำคัญในการตรวจสอบความถูกต้องของการทำนายโมเดล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- predicted_score_Test = model.predict(x_Test): โมเดลถูกใช้ในการทำนายคะแนนของข้อมูลในชุดการทดสอบ (x_Test) โดยใช้ฟังก์ชัน predict ของโมเดล ผลลัพธ์ที่ทำนายจะถูกเก็บไว้ในตัวแปร predicted_score_Test
- predicted_score_Test.shape, y_Test.shape: โค้ดนี้ใช้ในการแสดงขนาดของข้อมูลที่ทำนาย (predicted_score_Test) และข้อมูลป้ายกำกับจริง (y_Test) โดยผ่านคุณสมบัติ .shape ของ NumPy array เพื่อดูขนาดของข้อมูลทั้งสอง ในกรณีนี้คุณสมบัติ .shape จะแสดงจำนวนแถวและคอลัมน์ของข้อมูล ซึ่งสามารถใช้ในการตรวจสอบว่าข้อมูลที่ทำนายและข้อมูลจริงมีขนาดเท่ากันหรือไม่ ซึ่งสำคัญในการตรวจสอบความถูกต้องของการทำนายโมเดลบนชุดทดสอบ (Test set) โดยทั่วไปในการทดสอบโมเดลเพื่อดูประสิทธิภาพ

```
predicted_score = loaded_model_1.predict(x_val)
predicted_score.shape, y_val.shape
```

```
((274, 5), (274, 5))
```

```
predicted_score_test = loaded_model_1.predict(x_test)
predicted_score_test.shape, y_test.shape
```

```
((200, 5), (200, 5))
```

รูปที่ ก24 การแสดงเป้าหมายในการทำนายคะแนน (Score) โดยใช้โมเดลที่ถูกฝึก

23. สร้างกราฟ ROC Curve (Receiver Operating Characteristic Curve) และคำนวณ AUC (Area Under the Curve) สำหรับแต่ละคลาสในการทำนายโมเดล โดยใช้ไลบรารี Plotly ของชุดตรวจสอบ (Validation set) ดังรูปที่ ก25

- hovertemplate: ตัวแปร hovertemplate ใช้ในการกำหนดรูปแบบของข้อความที่จะแสดงเมื่อโฮเวอร์ (hover) บนจุดบนกราฟ ROC Curve โดยมีการแสดงค่า False Positive Rate (%{x:4f}), True Positive Rate (%{y:.4f}), และ Threshold (%{text:.4f}) ในรูปแบบที่กำหนด
- fig = go.Figure(): สร้างวัตถุ Figure ใน Plotly เพื่อเริ่มสร้างกราฟ
- fig.add_shape(): เพิ่มเส้นแบบ dash เพื่อแสดงกราฟ ROC Curve โดยกำหนดจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดของเส้น
- ในลูป for i in range(predicted_score.shape[1])::

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- y_real = y_val[:, i]: สร้างตัวแปร y_real เพื่อเก็บป้ายกำกับจริงของคลาสที่ i จากชุดการทดสอบ (y_val)
- y_score = predicted_score[:, i]: สร้างตัวแปร y_score เพื่อเก็บคะแนนที่ทำนายได้สำหรับคลาสที่ i จากผลลัพธ์ที่ทำนาย (predicted_score)
- fpr, tpr, threshold = roc_curve(y_real, y_score): คำนวณค่า False Positive Rate (fpr), True Positive Rate (tpr), และ Threshold โดยใช้ฟังก์ชัน roc_curve จาก scikit-learn
- auc_score = auc(fpr, tpr): คำนวณ AUC (Area Under the Curve) ของ ROC Curve โดยใช้ฟังก์ชัน auc จาก scikit-learn
- name = f"{classLabels[i]}, AUC={auc_score:.4f}": สร้างชื่อสำหรับแต่ละกราฟ ROC Curve โดยรวมชื่อคลาสและค่า AUC

- fig.add_trace(): เพิ่มกราฟ ROC Curve ของคลาสนั้นๆ ลงในวัตถุ Figure โดยใช้ go.Scatter และกำหนดค่า x และ y เป็น False Positive Rate และ True Positive Rate ตามลำดับ และกำหนดชื่อและข้อความที่แสดงเมื่อโฮเวอร์ (hover) บนกราฟ
- fig.update_layout(): อัปเดตเลเอาท์ของกราฟเพื่อกำหนดชื่อกราฟ (title), ชื่อแกน x (xaxis_title), และชื่อแกน y (yaxis_title) และกำหนดขนาดตัวอักษรในกราฟ
- fig.show(): แสดงกราฟ ROC Curve บนหน้าต่างแสดงผล

```
hovertemplate = 'False Positive Rate = %{x:4f}<br>True Positive Rate=%{y:.4f}<br>Threshold=%{text:.4f}'
fig = go.Figure()
fig.add_shape(type='line', line = dict(dash='dash'), x0=0, x1=1, y0=0, y1=1)
for i in range(predicted_score.shape[1]):
    y_real = y_val[:, i]
    y_score = predicted_score[:, i]

    fpr, tpr, threshold = roc_curve(y_real, y_score)
    auc_score = auc(fpr, tpr)

    name = f"{classLabels[i]}, AUC={auc_score:.4f}"
    fig.add_trace(go.Scatter(x=fpr, y=tpr, name=name, mode='lines', text=threshold, hovertemplate=hovertemplate))

fig.update_layout(
    title = 'ROC Curve and AUC',
    xaxis_title = 'False Positive Rate',
    yaxis_title = 'True Positive Rate',
)

fig.update_layout(font_size=20)

fig.show()
```

รูปที่ ก25 การสร้างกราฟ ROC โดยใช้ไลบรารี Plotly ของชุดตรวจสอบ (Validation set)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

24. สร้างกราฟ ROC Curve (Receiver Operating Characteristic Curve) และคำนวณ AUC (Area Under the Curve) สำหรับแต่ละคลาสในการทำนายโมเดล โดยใช้ไลบรารี Plotly ของชุดทดสอบ (Test set) ดังรูปที่ ก26

- hovertemplate: ตัวแปร hovertemplate ใช้ในการกำหนดรูปแบบของข้อความที่จะแสดงเมื่อโฮเวอร์ (hover) บนจุดบนกราฟ ROC Curve โดยมีการแสดงค่า False Positive Rate (%{x:4f}), True Positive Rate (%{y:.4f}), และ Threshold (%{text:.4f}) ในรูปแบบที่กำหนด
- fig = go.Figure(): สร้างวัตถุ Figure ใน Plotly เพื่อเริ่มสร้างกราฟ
- fig.add_shape(): เพิ่มเส้นแบบ dash เพื่อแสดงกราฟ ROC Curve โดยกำหนดจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดของเส้น
- ในลูป for i in range(predicted_score_Test.shape[1])::
    - y_real = y_val[:, i]: สร้างตัวแปร y_real เพื่อเก็บป้ายกำกับจริงของคลาสที่ i จากชุดการทดสอบ (y_val)
    - y_score = predicted_score_Test[:, i]: สร้างตัวแปร y_score เพื่อเก็บคะแนนที่ทำนายได้สำหรับคลาสที่ i จากผลลัพธ์ที่ทำนาย (predicted_score_Test)
    - fpr, tpr, threshold = roc_curve(y_real, y_score): คำนวณค่า False Positive Rate (fpr), True Positive Rate (tpr), และ Threshold โดยใช้ฟังก์ชัน roc_curve จาก scikit-learn
    - auc_score = auc(fpr, tpr): คำนวณ AUC (Area Under the Curve) ของ ROC Curve โดยใช้ฟังก์ชัน auc จาก scikit-learn
    - name = f"{classLabels[i]}, AUC={auc_score:.4f}": สร้างชื่อสำหรับแต่ละกราฟ ROC Curve โดยรวมชื่อคลาสและค่า AUC
- fig.add_trace(): เพิ่มกราฟ ROC Curve ของคลาสนั้นๆ ลงในวัตถุ Figure โดยใช้ go.Scatter และกำหนดค่า x และ y เป็น False Positive Rate และ True Positive Rate ตามลำดับ และกำหนดชื่อและข้อความที่แสดงเมื่อโฮเวอร์ (hover) บนกราฟ
- fig.update_layout(): อัปเดตเลเอาท์ของกราฟเพื่อกำหนดชื่อกราฟ (title), ชื่อแกน x (xaxis_title), และชื่อแกน y (yaxis_title) และกำหนดขนาดตัวอักษรในกราฟ
- fig.show(): แสดงกราฟ ROC Curve บนหน้าต่างแสดงผล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
hovertemplate = 'False Positive Rate = %{x:4f}<br>True Positive Rate=%{y:.4f}<br>Threshold=%{text:.4f}'
fig = go.Figure()
fig.add_shape(type='line', line = dict(dash='dash'), x0=0, x1=1, y0=0, y1=1)
for i in range(predicted_score_test.shape[1]):
    y_real = y_test[:, i]
    y_score = predicted_score_test[:, i]

    fpr, tpr, threshold = roc_curve(y_real, y_score)
    auc_score = auc(fpr, tpr)

    name = f"{classLabels[i]}, AUC={auc_score:.4f}"
    fig.add_trace(go.Scatter(x=fpr, y=tpr, name=name, mode='lines', text=threshold, hovertemplate=hovertemplate))

fig.update_layout(
    title = 'ROC Curve and AUC',
    xaxis_title = 'False Positive Rate',
    yaxis_title = 'True Positive Rate',
)

fig.update_layout(font_size=20)

fig.show()
```

รูปที่ ก26 การสร้างกราฟ ROC โดยใช้ไลบรารี Plotly ของชุดทดสอบ (Test set)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข.

ผลการทดลองของโมเดล YOLOv7 และ YOLOv8 ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ค่า IoU=0.3 และ 0.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.1.1.1.1 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv7 ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ค่า IoU=0.3

ตารางที่ ข1 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
cann (3).jpg	Candidiasis	0.93	0.9085	Candidiasis	TP	1	0	1	0	1	0.003
can (14).jpg	Candidiasis	0.92	0.0336	Candidiasis	FP	0	1	1	1	0.5	0.003
can (31).jpg	Candidiasis	0.92	0.8486	Candidiasis	TP	1	0	2	1	0.66667	0.007
can (38).jpg	Candidiasis	0.91	0.8397	Candidiasis	TP	1	0	3	1	0.75	0.01
can (14).jpg	Candidiasis	0.89	0.3623	Candidiasis	TP	1	0	4	1	0.8	0.013
can (33).jpg	Candidiasis	0.89	0.8069	Candidiasis	TP	1	0	5	1	0.83333	0.017
can (39).jpg	Candidiasis	0.89	0.703	Candidiasis	TP	1	0	6	1	0.85714	0.02
can (39).jpg	Candidiasis	0.89	0.8705	Candidiasis	TP	1	0	7	1	0.875	0.023
can (10).jpg	Candidiasis	0.88	0.3512	Candidiasis	TP	1	0	8	1	0.88889	0.026
can (21).jpg	Candidiasis	0.88	0.8609	Candidiasis	TP	1	0	9	1	0.9	0.03
can (13).jpg	Candidiasis	0.87	0.6776	Candidiasis	TP	1	0	10	1	0.90909	0.033
can (14).jpg	Candidiasis	0.87	0.1728	Candidiasis	FP	0	1	10	2	0.83333	0.033
can (21).jpg	Candidiasis	0.87	0.8679	Candidiasis	TP	1	0	11	2	0.84615	0.036
can (31).jpg	Candidiasis	0.87	0.9067	Candidiasis	TP	1	0	12	2	0.85714	0.04
can (10).jpg	Candidiasis	0.86	0.2365	Candidiasis	FP	0	1	12	3	0.8	0.04
can (13).jpg	Candidiasis	0.86	0.2168	Candidiasis	FP	0	1	12	4	0.75	0.04
can (14).jpg	Candidiasis	0.86	0.8566	Candidiasis	TP	1	0	13	4	0.76471	0.043
cann (6).jpg	Candidiasis	0.86	0.6704	Candidiasis	TP	1	0	14	4	0.77778	0.046
can (5).jpg	Candidiasis	0.85	0.7968	Candidiasis	TP	1	0	15	4	0.78947	0.05
can (10).jpg	Candidiasis	0.85	0.1352	Candidiasis	FP	0	1	15	5	0.75	0.05
can (14).jpg	Candidiasis	0.85	0.5816	Candidiasis	TP	1	0	16	5	0.7619	0.053
can (14).jpg	Candidiasis	0.85	0.8858	Candidiasis	TP	1	0	17	5	0.77273	0.056
can (27).jpg	Candidiasis	0.85	0.8383	Candidiasis	TP	1	0	18	5	0.78261	0.06
can (33).jpg	Candidiasis	0.85	0.5957	Candidiasis	TP	1	0	19	5	0.79167	0.063
cann (2).jpg	Candidiasis	0.85	0.894	Candidiasis	TP	1	0	20	5	0.8	0.066
can (39).jpg	Candidiasis	0.84	0.9072	Candidiasis	TP	1	0	21	5	0.80769	0.07
cann (6).jpg	Candidiasis	0.84	0.7139	Candidiasis	TP	1	0	22	5	0.81481	0.073
can (12).jpg	Candidiasis	0.83	0.8647	Candidiasis	TP	1	0	23	5	0.82143	0.076
can (13).jpg	Candidiasis	0.83	0.9068	Candidiasis	TP	1	0	24	5	0.82759	0.079

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข1 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (13).jpg	Candidiasis	0.83	0.5141	Candidiasis	TP	1	0	25	5	0.83333	0.083
can (22).jpg	Candidiasis	0.83	0.8373	Candidiasis	TP	1	0	26	5	0.83871	0.086
can (26).jpg	Candidiasis	0.83	0.4911	Candidiasis	TP	1	0	27	5	0.84375	0.089
can (29).jpg	Candidiasis	0.83	0.8338	Candidiasis	TP	1	0	28	5	0.84848	0.093
can (30).jpg	Candidiasis	0.83	0.3986	Candidiasis	TP	1	0	29	5	0.85294	0.096
can (31).jpg	Candidiasis	0.83	0.9201	Candidiasis	TP	1	0	30	5	0.85714	0.099
can (38).jpg	Candidiasis	0.83	0.6182	Candidiasis	TP	1	0	31	5	0.86111	0.103
cann (2).jpg	Candidiasis	0.83	0.9604	Candidiasis	TP	1	0	32	5	0.86486	0.106
cann (6).jpg	Candidiasis	0.83	0.4391	Candidiasis	TP	1	0	33	5	0.86842	0.109
can (4).jpg	Candidiasis	0.82	0.6528	Candidiasis	TP	1	0	34	5	0.87179	0.113
can (13).jpg	Candidiasis	0.82	0.4753	Candidiasis	TP	1	0	35	5	0.875	0.116
can (14).jpg	Candidiasis	0.82	0.8741	Candidiasis	TP	1	0	36	5	0.87805	0.119
can (29).jpg	Candidiasis	0.82	0.902	Candidiasis	TP	1	0	37	5	0.88095	0.123
can (40).jpg	Candidiasis	0.82	0.495	Candidiasis	TP	1	0	38	5	0.88372	0.126
can (40).jpg	Candidiasis	0.82	0.8472	Candidiasis	TP	1	0	39	5	0.88636	0.129
can (13).jpg	Candidiasis	0.81	0.3022	Candidiasis	TP	1	0	40	5	0.88889	0.132
can (21).jpg	Candidiasis	0.81	0.7953	Candidiasis	TP	1	0	41	5	0.8913	0.136
can (31).jpg	Candidiasis	0.81	0.8466	Candidiasis	TP	1	0	42	5	0.89362	0.139
can (34).jpg	Candidiasis	0.81	0.4081	Candidiasis	TP	1	0	43	5	0.89583	0.142
can (34).jpg	Candidiasis	0.81	0.9574	Candidiasis	TP	1	0	44	5	0.89796	0.146
cann (6).jpg	Candidiasis	0.81	0.5995	Candidiasis	TP	1	0	45	5	0.9	0.149
can (9).jpg	Candidiasis	0.8	0.776	Candidiasis	TP	1	0	46	5	0.90196	0.152
can (14).jpg	Candidiasis	0.8	0.814	Candidiasis	TP	1	0	47	5	0.90385	0.156
can (21).jpg	Candidiasis	0.8	0.6812	Candidiasis	TP	1	0	48	5	0.90566	0.159
can (9).jpg	Candidiasis	0.79	0.7356	Candidiasis	TP	1	0	49	5	0.90741	0.162
can (10).jpg	Candidiasis	0.79	0.347	Candidiasis	TP	1	0	50	5	0.90909	0.166
can (12).jpg	Candidiasis	0.79	0.1285	Candidiasis	FP	0	1	50	6	0.89286	0.166
can (13).jpg	Candidiasis	0.79	0.1651	Candidiasis	FP	0	1	50	7	0.87719	0.166
can (13).jpg	Candidiasis	0.79	0.0864	Candidiasis	FP	0	1	50	8	0.86207	0.166
can (27).jpg	Candidiasis	0.79	0.8761	Candidiasis	TP	1	0	51	8	0.86441	0.169
can (32).jpg	Candidiasis	0.79	0.7717	Candidiasis	TP	1	0	52	8	0.86667	0.172
can (36).jpg	Candidiasis	0.79	0.8108	Candidiasis	TP	1	0	53	8	0.86885	0.175
can (39).jpg	Candidiasis	0.79	0.8055	Candidiasis	TP	1	0	54	8	0.87097	0.179
cann (3).jpg	Candidiasis	0.79	0.8215	Candidiasis	TP	1	0	55	8	0.87302	0.182
can (9).jpg	Candidiasis	0.78	0.7633	Candidiasis	TP	1	0	56	8	0.875	0.185
can (9).jpg	Candidiasis	0.78	0.382	Candidiasis	TP	1	0	57	8	0.87692	0.189
can (10).jpg	Candidiasis	0.78	0.0825	Candidiasis	FP	0	1	57	9	0.86364	0.189
can (10).jpg	Candidiasis	0.78	0.7575	Candidiasis	TP	1	0	58	9	0.86567	0.192
can (16).jpg	Candidiasis	0.78	0.8942	Candidiasis	TP	1	0	59	9	0.86765	0.195

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข1 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (4).jpg	Candidiasis	0.77	0.6277	Candidiasis	TP	1	0	60	9	0.86957	0.199
can (9).jpg	Candidiasis	0.77	0.055	Candidiasis	FP	0	1	60	10	0.85714	0.199
can (11).jpg	Candidiasis	0.77	0.6677	Candidiasis	TP	1	0	61	10	0.85915	0.202
can (13).jpg	Candidiasis	0.77	0.8746	Candidiasis	TP	1	0	62	10	0.86111	0.205
can (16).jpg	Candidiasis	0.77	0.7897	Candidiasis	TP	1	0	63	10	0.86301	0.209
can (21).jpg	Candidiasis	0.77	0.7877	Candidiasis	TP	1	0	64	10	0.86486	0.212
can (23).jpg	Candidiasis	0.77	0.9091	Candidiasis	TP	1	0	65	10	0.86667	0.215
can (28).jpg	Candidiasis	0.77	0.6659	Candidiasis	TP	1	0	66	10	0.86842	0.219
can (29).jpg	Candidiasis	0.77	0.0445	Candidiasis	FP	0	1	66	11	0.85714	0.219
can (36).jpg	Candidiasis	0.77	0.8269	Candidiasis	TP	1	0	67	11	0.85897	0.222
can (36).jpg	Candidiasis	0.77	0.7342	Candidiasis	TP	1	0	68	11	0.86076	0.225
can (40).jpg	Candidiasis	0.77	0.8965	Candidiasis	TP	1	0	69	11	0.8625	0.228
cann (2).jpg	Candidiasis	0.77	0.3527	Candidiasis	TP	1	0	70	11	0.8642	0.232
can (10).jpg	Candidiasis	0.76	0.1224	Candidiasis	FP	0	1	70	12	0.85366	0.232
can (21).jpg	Candidiasis	0.76	0.849	Candidiasis	TP	1	0	71	12	0.85542	0.235
can (27).jpg	Candidiasis	0.76	0.8963	Candidiasis	TP	1	0	72	12	0.85714	0.238
can (30).jpg	Candidiasis	0.76	0.9324	Candidiasis	TP	1	0	73	12	0.85882	0.242
can (13).jpg	Candidiasis	0.75	0.5688	Candidiasis	TP	1	0	74	12	0.86047	0.245
can (23).jpg	Candidiasis	0.75	0.9188	Candidiasis	TP	1	0	75	12	0.86207	0.248
can (28).jpg	Candidiasis	0.75	0.053	Candidiasis	FP	0	1	75	13	0.85227	0.248
can (28).jpg	Candidiasis	0.75	0.3826	Candidiasis	TP	1	0	76	13	0.85393	0.252
can (30).jpg	Candidiasis	0.75	0.8257	Candidiasis	TP	1	0	77	13	0.85556	0.255
can (30).jpg	Candidiasis	0.75	0.3372	Candidiasis	TP	1	0	78	13	0.85714	0.258
can (33).jpg	Candidiasis	0.75	0.6836	Candidiasis	TP	1	0	79	13	0.8587	0.262
can (38).jpg	Candidiasis	0.75	0.7008	Candidiasis	TP	1	0	80	13	0.86022	0.265
can (13).jpg	Candidiasis	0.74	0.8809	Candidiasis	TP	1	0	81	13	0.8617	0.268
can (15).jpg	Candidiasis	0.74	0.5666	Candidiasis	TP	1	0	82	13	0.86316	0.272
can (27).jpg	Candidiasis	0.74	0.6562	Candidiasis	TP	1	0	83	13	0.86458	0.275
can (40).jpg	Candidiasis	0.74	0.5978	Candidiasis	TP	1	0	84	13	0.86598	0.278
cann (2).jpg	Candidiasis	0.74	0.9224	Candidiasis	TP	1	0	85	13	0.86735	0.281
cann (3).jpg	Candidiasis	0.74	0.8836	Candidiasis	TP	1	0	86	13	0.86869	0.285
can (14).jpg	Candidiasis	0.73	0.6818	Candidiasis	TP	1	0	87	13	0.87	0.288
can (15).jpg	Candidiasis	0.73	0.6881	Candidiasis	TP	1	0	88	13	0.87129	0.291
can (21).jpg	Candidiasis	0.73	0.8109	Candidiasis	TP	1	0	89	13	0.87255	0.295
can (35).jpg	Candidiasis	0.73	0.6624	Candidiasis	TP	1	0	90	13	0.87379	0.298
can (36).jpg	Candidiasis	0.73	0.8803	Candidiasis	TP	1	0	91	13	0.875	0.301
can (10).jpg	Candidiasis	0.72	0.0401	Candidiasis	FP	0	1	91	14	0.86667	0.301
can (14).jpg	Candidiasis	0.72	0.2511	Candidiasis	FP	0	1	91	15	0.85849	0.301
can (16).jpg	Candidiasis	0.72	0.0333	Candidiasis	FP	0	1	91	16	0.85047	0.301

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข1 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (21).jpg	Candidiasis	0.72	0.825	Candidiasis	TP	1	0	92	16	0.85185	0.305
can (28).jpg	Candidiasis	0.72	0.4508	Candidiasis	TP	1	0	93	16	0.85321	0.308
can (30).jpg	Candidiasis	0.72	0.651	Candidiasis	TP	1	0	94	16	0.85455	0.311
cann (6).jpg	Candidiasis	0.72	0.7157	Candidiasis	TP	1	0	95	16	0.85586	0.315
can (7).jpg	Candidiasis	0.71	0.5026	Candidiasis	TP	1	0	96	16	0.85714	0.318
can (9).jpg	Candidiasis	0.71	0.6637	Candidiasis	TP	1	0	97	16	0.85841	0.321
can (13).jpg	Candidiasis	0.71	0	Candidiasis	FP	0	1	97	17	0.85088	0.321
can (13).jpg	Candidiasis	0.71	0	Candidiasis	FP	0	1	97	18	0.84348	0.321
can (15).jpg	Candidiasis	0.71	0.5435	Candidiasis	TP	1	0	98	18	0.84483	0.325
can (15).jpg	Candidiasis	0.71	0.6064	Candidiasis	TP	1	0	99	18	0.84615	0.328
can (33).jpg	Candidiasis	0.71	0.8959	Candidiasis	TP	1	0	100	18	0.84746	0.331
can (38).jpg	Candidiasis	0.71	0.6936	Candidiasis	TP	1	0	101	18	0.84874	0.334
can (10).jpg	Candidiasis	0.7	0.0615	Candidiasis	FP	0	1	101	19	0.84167	0.334
can (10).jpg	Candidiasis	0.7	0.55	Candidiasis	TP	1	0	102	19	0.84298	0.338
can (14).jpg	Candidiasis	0.7	0	Candidiasis	FP	0	1	102	20	0.83607	0.338
can (15).jpg	Candidiasis	0.7	0.2055	Candidiasis	FP	0	1	102	21	0.82927	0.338
can (33).jpg	Candidiasis	0.7	0.6989	Candidiasis	TP	1	0	103	21	0.83065	0.341
cann (3).jpg	Candidiasis	0.7	0.5828	Candidiasis	TP	1	0	104	21	0.832	0.344
cann (3).jpg	Candidiasis	0.7	0.8594	Candidiasis	TP	1	0	105	21	0.83333	0.348
can (5).jpg	Candidiasis	0.69	0.2482	Candidiasis	FP	0	1	105	22	0.82677	0.348
can (5).jpg	Candidiasis	0.69	0.8023	Candidiasis	TP	1	0	106	22	0.82813	0.351
can (12).jpg	Candidiasis	0.69	0.1632	Candidiasis	FP	0	1	106	23	0.82171	0.351
can (13).jpg	Candidiasis	0.69	0.7111	Candidiasis	TP	1	0	107	23	0.82308	0.354
can (13).jpg	Candidiasis	0.69	0.1189	Candidiasis	FP	0	1	107	24	0.81679	0.354
can (14).jpg	Candidiasis	0.69	0.2	Candidiasis	FP	0	1	107	25	0.81061	0.354
can (16).jpg	Candidiasis	0.69	0.7919	Candidiasis	TP	1	0	108	25	0.81203	0.358
can (26).jpg	Candidiasis	0.69	0.8654	Candidiasis	TP	1	0	109	25	0.81343	0.361
can (28).jpg	Candidiasis	0.69	0.0369	Candidiasis	FP	0	1	109	26	0.80741	0.361
can (29).jpg	Candidiasis	0.69	0.3335	Candidiasis	TP	1	0	110	26	0.80882	0.364
can (31).jpg	Candidiasis	0.69	0.823	Candidiasis	TP	1	0	111	26	0.81022	0.368
can (6).jpg	Candidiasis	0.68	0.8015	Candidiasis	TP	1	0	112	26	0.81159	0.371
can (10).jpg	Candidiasis	0.68	0.0226	Candidiasis	FP	0	1	112	27	0.80576	0.371
can (14).jpg	Candidiasis	0.68	0.7105	Candidiasis	TP	1	0	113	27	0.80714	0.374
can (21).jpg	Candidiasis	0.68	0.913	Candidiasis	TP	1	0	114	27	0.80851	0.377
can (24).jpg	Candidiasis	0.68	0.8051	Candidiasis	TP	1	0	115	27	0.80986	0.381
can (38).jpg	Candidiasis	0.68	0.8785	Candidiasis	TP	1	0	116	27	0.81119	0.384
can (39).jpg	Candidiasis	0.68	0.3383	Candidiasis	TP	1	0	117	27	0.8125	0.387
can (39).jpg	Candidiasis	0.68	0.8637	Candidiasis	TP	1	0	118	27	0.81379	0.391
cann (6).jpg	Candidiasis	0.68	0.8292	Candidiasis	TP	1	0	119	27	0.81507	0.394

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข1 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (8).jpg	Candidiasis	0.67	0.5182	Candidiasis	TP	1	0	120	27	0.81633	0.397
can (14).jpg	Candidiasis	0.67	0.5774	Candidiasis	TP	1	0	121	27	0.81757	0.401
can (23).jpg	Candidiasis	0.67	0.7531	Candidiasis	TP	1	0	122	27	0.81879	0.404
can (28).jpg	Candidiasis	0.67	0.5356	Candidiasis	TP	1	0	123	27	0.82	0.407
can (39).jpg	Candidiasis	0.67	0.7196	Candidiasis	TP	1	0	124	27	0.82119	0.411
can (22).jpg	Candidiasis	0.66	0.9673	Candidiasis	TP	1	0	125	27	0.82237	0.414
can (32).jpg	Candidiasis	0.66	0.8351	Candidiasis	TP	1	0	126	27	0.82353	0.417
can (33).jpg	Candidiasis	0.66	0	non	FP	0	1	126	28	0.81818	0.417
cann (3).jpg	Candidiasis	0.66	0.8597	Candidiasis	TP	1	0	127	28	0.81935	0.421
can (1).jpg	Candidiasis	0.65	0.1925	Candidiasis	FP	0	1	127	29	0.8141	0.421
can (8).jpg	Candidiasis	0.65	0.0577	Candidiasis	FP	0	1	127	30	0.80892	0.421
can (10).jpg	Candidiasis	0.65	0.8535	Candidiasis	TP	1	0	128	30	0.81013	0.424
can (12).jpg	Candidiasis	0.65	0.1475	Candidiasis	FP	0	1	128	31	0.80503	0.424
can (14).jpg	Candidiasis	0.65	0.8192	Candidiasis	TP	1	0	129	31	0.80625	0.427
can (21).jpg	Candidiasis	0.65	0.8532	Candidiasis	TP	1	0	130	31	0.80745	0.43
can (12).jpg	Candidiasis	0.64	0.35	Candidiasis	TP	1	0	131	31	0.80864	0.434
can (16).jpg	Candidiasis	0.64	0.7813	Candidiasis	TP	1	0	132	31	0.80982	0.437
can (28).jpg	Candidiasis	0.64	0.0437	Candidiasis	FP	0	1	132	32	0.80488	0.437
can (30).jpg	Candidiasis	0.64	0.8352	Candidiasis	TP	1	0	133	32	0.80606	0.44
can (30).jpg	Candidiasis	0.64	0	non	FP	0	1	133	33	0.8012	0.44
can (39).jpg	Candidiasis	0.64	0	Candidiasis	FP	0	1	133	34	0.79641	0.44
cann (3).jpg	Candidiasis	0.64	0.856	Candidiasis	TP	1	0	134	34	0.79762	0.444
can (6).jpg	Candidiasis	0.63	0.1874	Candidiasis	FP	0	1	134	35	0.7929	0.444
can (6).jpg	Leukoplakia	0.63	0.82	Candidiasis	FP	0	1	134	36	0.78824	0.444
can (7).jpg	Candidiasis	0.63	0.07	Candidiasis	FP	0	1	134	37	0.78363	0.444
can (30).jpg	Candidiasis	0.63	0.4555	Candidiasis	TP	1	0	135	37	0.78488	0.447
can (35).jpg	Candidiasis	0.63	0.8345	Candidiasis	TP	1	0	136	37	0.78613	0.45
can (38).jpg	Candidiasis	0.63	0.2815	Candidiasis	FP	0	1	136	38	0.78161	0.45
can (40).jpg	Candidiasis	0.63	0.852	Candidiasis	TP	1	0	137	38	0.78286	0.454
cann (3).jpg	Candidiasis	0.63	0.9118	Candidiasis	TP	1	0	138	38	0.78409	0.457
can (10).jpg	Candidiasis	0.62	0	Candidiasis	FP	0	1	138	39	0.77966	0.457
can (13).jpg	Candidiasis	0.62	0.1562	Candidiasis	FP	0	1	138	40	0.77528	0.457
can (23).jpg	Candidiasis	0.62	0.8146	Candidiasis	TP	1	0	139	40	0.77654	0.46
can (23).jpg	Candidiasis	0.62	0.7659	Candidiasis	TP	1	0	140	40	0.77778	0.464
can (28).jpg	Candidiasis	0.62	0.0441	Candidiasis	FP	0	1	140	41	0.77348	0.464
can (39).jpg	Candidiasis	0.62	0.808	Candidiasis	TP	1	0	141	41	0.77473	0.467
can (9).jpg	Candidiasis	0.61	0.2221	Candidiasis	FP	0	1	141	42	0.77049	0.467
can (14).jpg	Candidiasis	0.61	0.0748	Candidiasis	FP	0	1	141	43	0.7663	0.467
can (14).jpg	Candidiasis	0.61	0.2208	Candidiasis	FP	0	1	141	44	0.76216	0.467

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข1 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (26).jpg	Candidiasis	0.61	0.512	Candidiasis	TP	1	0	142	44	0.76344	0.47
can (31).jpg	Candidiasis	0.61	0.0411	Candidiasis	FP	0	1	142	45	0.75936	0.47
can (33).jpg	Candidiasis	0.61	0	non	FP	0	1	142	46	0.75532	0.47
can (33).jpg	Candidiasis	0.61	0.6905	Candidiasis	TP	1	0	143	46	0.75661	0.474
can (34).jpg	Candidiasis	0.61	0.0735	Candidiasis	FP	0	1	143	47	0.75263	0.474
cann (6).jpg	Candidiasis	0.61	0.819	Candidiasis	TP	1	0	144	47	0.75393	0.477
can (11).jpg	Candidiasis	0.6	0	Candidiasis	FP	0	1	144	48	0.75	0.477
can (13).jpg	Candidiasis	0.6	0	Candidiasis	FP	0	1	144	49	0.74611	0.477
can (20).jpg	Candidiasis	0.6	0.3674	Candidiasis	TP	1	0	145	49	0.74742	0.48
can (26).jpg	Candidiasis	0.6	0.8723	Candidiasis	TP	1	0	146	49	0.74872	0.483
can (32).jpg	Candidiasis	0.6	0.0614	Candidiasis	FP	0	1	146	50	0.7449	0.483
can (5).jpg	Candidiasis	0.59	0.268	Candidiasis	FP	0	1	146	51	0.74112	0.483
can (10).jpg	Candidiasis	0.59	0.513	Candidiasis	TP	1	0	147	51	0.74242	0.487
can (15).jpg	Candidiasis	0.59	0.8072	Candidiasis	TP	1	0	148	51	0.74372	0.49
can (36).jpg	Candidiasis	0.59	0.8424	Candidiasis	TP	1	0	149	51	0.745	0.493
can (6).jpg	Candidiasis	0.58	0.7076	Candidiasis	TP	1	0	150	51	0.74627	0.497
can (9).jpg	Candidiasis	0.58	0.066	Candidiasis	FP	0	1	150	52	0.74257	0.497
can (13).jpg	Candidiasis	0.58	0.8261	Candidiasis	TP	1	0	151	52	0.74384	0.5
can (15).jpg	Ulcer	0.58	0	Candidiasis	FP	0	1	151	53	0.7402	0.5
can (30).jpg	Candidiasis	0.58	0.6806	Candidiasis	TP	1	0	152	53	0.74146	0.503
can (31).jpg	Candidiasis	0.58	0.5364	Candidiasis	TP	1	0	153	53	0.74272	0.507
can (39).jpg	Candidiasis	0.58	0	Candidiasis	FP	0	1	153	54	0.73913	0.507
cann (1).jpg	Candidiasis	0.58	0.0921	Candidiasis	FP	0	1	153	55	0.73558	0.507
can (10).jpg	Candidiasis	0.57	0.0313	Candidiasis	FP	0	1	153	56	0.73206	0.507
can (12).jpg	Candidiasis	0.57	0.3073	Candidiasis	TP	1	0	154	56	0.73333	0.51
can (14).jpg	Candidiasis	0.57	0.7816	Candidiasis	TP	1	0	155	56	0.7346	0.513
can (16).jpg	Candidiasis	0.57	0.6453	Candidiasis	TP	1	0	156	56	0.73585	0.517
can (22).jpg	Candidiasis	0.57	0.7224	Candidiasis	TP	1	0	157	56	0.73709	0.52
can (27).jpg	Ulcer	0.57	0	non	FP	0	1	157	57	0.73364	0.52
can (31).jpg	Candidiasis	0.57	0.1723	Candidiasis	FP	0	1	157	58	0.73023	0.52
can (32).jpg	Candidiasis	0.57	0.2404	Candidiasis	FP	0	1	157	59	0.72685	0.52
can (10).jpg	Candidiasis	0.56	0.8424	Candidiasis	TP	1	0	158	59	0.72811	0.523
can (13).jpg	Candidiasis	0.56	0.068	Candidiasis	FP	0	1	158	60	0.72477	0.523
can (13).jpg	Candidiasis	0.56	0.0038	Candidiasis	FP	0	1	158	61	0.72146	0.523
can (20).jpg	Candidiasis	0.56	0.9105	Candidiasis	TP	1	0	159	61	0.72273	0.526
can (22).jpg	Candidiasis	0.56	0.9068	Candidiasis	TP	1	0	160	61	0.72398	0.53
can (28).jpg	Candidiasis	0.56	0.184	Candidiasis	FP	0	1	160	62	0.72072	0.53
can (30).jpg	Candidiasis	0.56	0.8571	Candidiasis	TP	1	0	161	62	0.72197	0.533
can (38).jpg	Candidiasis	0.56	0.5427	Candidiasis	TP	1	0	162	62	0.72321	0.536

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

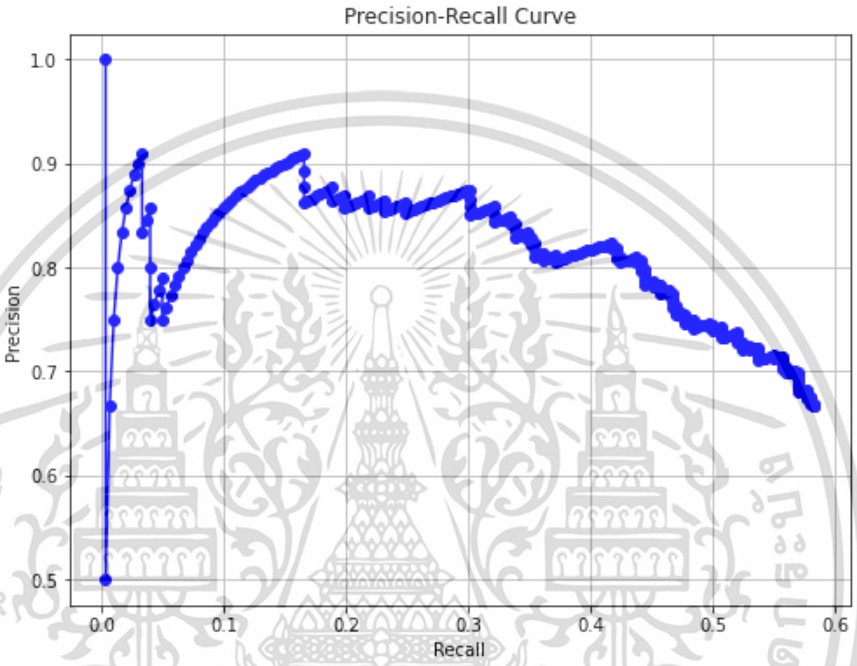
ตารางที่ ข1 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (10).jpg	Candidiasis	0.55	0.01626	Candidiasis	FP	0	1	162	63	0.72	0.536
can (12).jpg	Candidiasis	0.55	0.1442	Candidiasis	FP	0	1	162	64	0.71681	0.536
can (15).jpg	Candidiasis	0.55	0	Candidiasis	FP	0	1	162	65	0.71366	0.536
can (15).jpg	Candidiasis	0.55	0.1869	Candidiasis	FP	0	1	162	66	0.71053	0.536
can (24).jpg	Candidiasis	0.55	0.4693	Candidiasis	TP	1	0	163	66	0.71179	0.54
can (24).jpg	Candidiasis	0.55	0.8599	Candidiasis	TP	1	0	164	66	0.71304	0.543
can (27).jpg	Candidiasis	0.55	0.8155	Candidiasis	TP	1	0	165	66	0.71429	0.546
can (30).jpg	Candidiasis	0.55	0.82	Candidiasis	TP	1	0	166	66	0.71552	0.55
can (34).jpg	Candidiasis	0.55	0	non	FP	0	1	166	67	0.71245	0.55
can (1).jpg	Candidiasis	0.54	0.3555	Candidiasis	TP	1	0	167	67	0.71368	0.553
can (10).jpg	Candidiasis	0.54	0.833	Candidiasis	TP	1	0	168	67	0.71489	0.556
can (11).jpg	Candidiasis	0.54	0	Candidiasis	FP	0	1	168	68	0.71186	0.556
can (12).jpg	Candidiasis	0.54	0.0559	Candidiasis	FP	0	1	168	69	0.70886	0.556
can (12).jpg	Candidiasis	0.54	0.0083	Candidiasis	FP	0	1	168	70	0.70588	0.556
can (16).jpg	Candidiasis	0.54	0.0909	Candidiasis	FP	0	1	168	71	0.70293	0.556
can (19).jpg	Candidiasis	0.54	0.8808	Candidiasis	TP	1	0	169	71	0.70417	0.56
can (24).jpg	Candidiasis	0.54	0.1946	Candidiasis	FP	0	1	169	72	0.70124	0.56
can (24).jpg	Candidiasis	0.54	0.2739	Candidiasis	FP	0	1	169	73	0.69835	0.56
can (29).jpg	Candidiasis	0.54	0.3871	Candidiasis	TP	1	0	170	73	0.69959	0.563
can (34).jpg	Candidiasis	0.54	0.7546	Candidiasis	TP	1	0	171	73	0.70082	0.566
can (5).jpg	Candidiasis	0.53	0.062	Candidiasis	FP	0	1	171	74	0.69796	0.566
can (10).jpg	Candidiasis	0.53	0.6708	Candidiasis	TP	1	0	172	74	0.69919	0.57
can (36).jpg	Candidiasis	0.53	0	Candidiasis	FP	0	1	172	75	0.69636	0.57
can (38).jpg	Candidiasis	0.53	0.1006	Candidiasis	FP	0	1	172	76	0.69355	0.57
can (13).jpg	Candidiasis	0.52	0	Candidiasis	FP	0	1	172	77	0.69076	0.57
can (14).jpg	Candidiasis	0.52	0	Candidiasis	FP	0	1	172	78	0.688	0.57
can (15).jpg	Candidiasis	0.52	0	Candidiasis	FP	0	1	172	79	0.68526	0.57
can (21).jpg	Candidiasis	0.52	0	Candidiasis	FP	0	1	172	80	0.68254	0.57
can (28).jpg	Candidiasis	0.52	0.0278	Candidiasis	FP	0	1	172	81	0.67984	0.57
can (32).jpg	Candidiasis	0.52	0.8633	Candidiasis	TP	1	0	173	81	0.6811	0.573
can (34).jpg	Candidiasis	0.52	0.8771	Candidiasis	TP	1	0	174	81	0.68235	0.576
can (10).jpg	Candidiasis	0.51	0.0558	Candidiasis	FP	0	1	174	82	0.67969	0.576
can (12).jpg	Candidiasis	0.51	0.0415	Candidiasis	FP	0	1	174	83	0.67704	0.576
can (15).jpg	Candidiasis	0.51	0	Candidiasis	FP	0	1	174	84	0.67442	0.576
can (29).jpg	Candidiasis	0.51	0.7262	Candidiasis	TP	1	0	175	84	0.67568	0.579
can (30).jpg	Candidiasis	0.51	0	non	FP	0	1	175	85	0.67308	0.579
can (10).jpg	Candidiasis	0.5	0.039	Candidiasis	FP	0	1	175	86	0.6705	0.579
can (10).jpg	Candidiasis	0.5	0.0476	Candidiasis	FP	0	1	175	87	0.66794	0.579
can (15).jpg	Candidiasis	0.5	0.4623	Candidiasis	TP	1	0	176	87	0.6692	0.583

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข1 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (39).jpg	Candidiasis	0.5	0.121	Candidiasis	FP	0	1	176	88	0.66667	0.583



รูปที่ ข1 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข1 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Candidiasis มีค่าเท่ากับ 0.771

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข2 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.96	0.9266	Leukoplakia	TP	1	0	1	0	1	0.01
leu (19).jpg	Leukoplakia	0.95	0.904	Leukoplakia	TP	1	0	2	0	1	0.02
leu (21).jpg	Leukoplakia	0.93	0.8387	Leukoplakia	TP	1	0	3	0	1	0.03
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.92	0.892	Leukoplakia	TP	1	0	4	0	1	0.04
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.92	0.9092	Leukoplakia	TP	1	0	5	0	1	0.05
leu (35).jpg	Leukoplakia	0.92	0.431	Leukoplakia	TP	1	0	6	0	1	0.059
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.92	0.894	Leukoplakia	TP	1	0	7	0	1	0.069
leu (7).jpg	Leukoplakia	0.91	0.5578	Leukoplakia	TP	1	0	8	0	1	0.079
leu (20).jpg	Leukoplakia	0.91	0.9103	Leukoplakia	TP	1	0	9	0	1	0.089
leu (40).jpg	Leukoplakia	0.91	0.5751	Leukoplakia	TP	1	0	10	0	1	0.099
leuu (1).jpg	Leukoplakia	0.91	0.9212	Leukoplakia	TP	1	0	11	0	1	0.109
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.9	0.5594	Leukoplakia	TP	1	0	12	0	1	0.119
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.9	0.7324	Leukoplakia	TP	1	0	13	0	1	0.129
leuu (3).jpg	Leukoplakia	0.9	0.8579	Leukoplakia	TP	1	0	14	0	1	0.139
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.89	0.8925	Leukoplakia	TP	1	0	15	0	1	0.149
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.89	0.9212	Leukoplakia	TP	1	0	16	0	1	0.158
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.89	0.9207	Leukoplakia	TP	1	0	17	0	1	0.168
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.89	0.8514	Leukoplakia	TP	1	0	18	0	1	0.178
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.88	0.8561	Leukoplakia	TP	1	0	19	0	1	0.188
leu (12).jpg	Leukoplakia	0.88	0.7576	Leukoplakia	TP	1	0	20	0	1	0.198
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.88	0.8541	Leukoplakia	TP	1	0	21	0	1	0.208
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.88	0.8061	Leukoplakia	TP	1	0	22	0	1	0.218
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.88	0.914	Leukoplakia	TP	1	0	23	0	1	0.228
leu (38).jpg	Leukoplakia	0.88	0.9309	Leukoplakia	TP	1	0	24	0	1	0.238
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.87	0.8279	Leukoplakia	TP	1	0	25	0	1	0.248
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.87	0.8517	Leukoplakia	TP	1	0	26	0	1	0.257
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.86	0.9712	Leukoplakia	TP	1	0	27	0	1	0.267
leu (18).jpg	Other white	0.86	0	Leukoplakia	FP	0	1	27	1	0.96429	0.267
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.86	0.8169	Leukoplakia	TP	1	0	28	1	0.96552	0.277
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.85	0.3774	Leukoplakia	TP	1	0	29	1	0.96667	0.287
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.85	0.6203	Leukoplakia	TP	1	0	30	1	0.96774	0.297
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.85	0.2197	Leukoplakia	FP	0	1	30	2	0.9375	0.297
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.85	0.8096	Leukoplakia	TP	1	0	31	2	0.93939	0.307
leu (1).jpg	Leukoplakia	0.84	0.7584	Leukoplakia	TP	1	0	32	2	0.94118	0.317
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.84	0.6336	Leukoplakia	TP	1	0	33	2	0.94286	0.327
leu (27).jpg	Leukoplakia	0.84	0.8526	Leukoplakia	TP	1	0	34	2	0.94444	0.337
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.84	0.1226	Leukoplakia	FP	0	1	34	3	0.91892	0.337

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข2 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

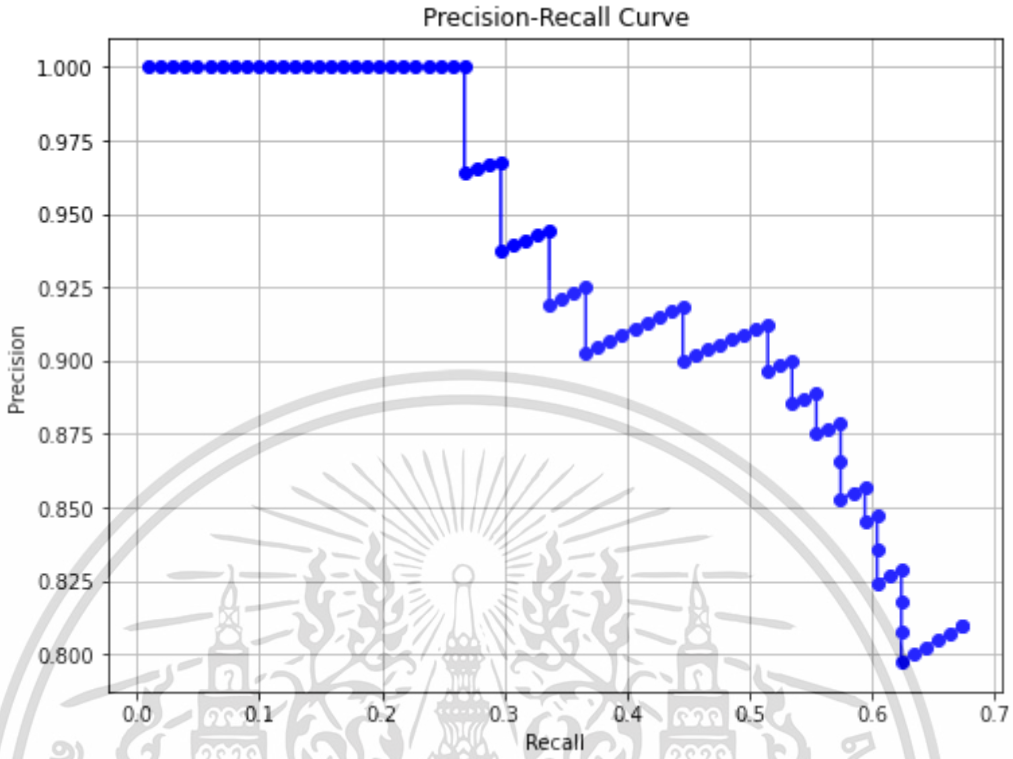
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.83	0.8842	Leukoplakia	TP	1	0	35	3	0.92105	0.347
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.83	0.6995	Leukoplakia	TP	1	0	36	3	0.92308	0.356
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.83	0.4644	Leukoplakia	TP	1	0	37	3	0.925	0.366
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.83	0	Leukoplakia	FP	0	1	37	4	0.90244	0.366
leu (1).jpg	Leukoplakia	0.82	0.674	Leukoplakia	TP	1	0	38	4	0.90476	0.376
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.82	0.5806	Leukoplakia	TP	1	0	39	4	0.90698	0.386
leu (39).jpg	Leukoplakia	0.82	0.6157	Leukoplakia	TP	1	0	40	4	0.90909	0.396
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.81	0.6355	Leukoplakia	TP	1	0	41	4	0.91111	0.406
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.8	0.622	Leukoplakia	TP	1	0	42	4	0.91304	0.416
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.8	0.8631	Leukoplakia	TP	1	0	43	4	0.91489	0.426
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.8	0.317	Leukoplakia	TP	1	0	44	4	0.91667	0.436
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.79	0.7637	Leukoplakia	TP	1	0	45	4	0.91837	0.446
leu (6).jpg	Other white	0.78	0	non	FP	0	1	45	5	0.9	0.446
leu (28).jpg	Leukoplakia	0.78	0.8002	Leukoplakia	TP	1	0	46	5	0.90196	0.455
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.77	0.8468	Leukoplakia	TP	1	0	47	5	0.90385	0.465
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.77	0.8195	Leukoplakia	TP	1	0	48	5	0.90566	0.475
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.77	0.7943	Leukoplakia	TP	1	0	49	5	0.90741	0.485
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.77	0.3786	Leukoplakia	TP	1	0	50	5	0.90909	0.495
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.76	0.7794	Leukoplakia	TP	1	0	51	5	0.91071	0.505
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.76	0.5597	Leukoplakia	TP	1	0	52	5	0.91228	0.515
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.73	0	non	FP	0	1	52	6	0.89655	0.515
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.72	0.797	Leukoplakia	TP	1	0	53	6	0.89831	0.525
leu (10).jpg	Leukoplakia	0.72	0.7514	Leukoplakia	TP	1	0	54	6	0.9	0.535
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.72	0	non	FP	0	1	54	7	0.88525	0.535
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.72	0.8452	Leukoplakia	TP	1	0	55	7	0.8871	0.545
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.67	0.3455	Leukoplakia	TP	1	0	56	7	0.88889	0.554
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.67	0.062	Leukoplakia	FP	0	1	56	8	0.875	0.554
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.67	0.624	Leukoplakia	TP	1	0	57	8	0.87692	0.564
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.66	0.553	Leukoplakia	TP	1	0	58	8	0.87879	0.574
leu (25).jpg	Other white	0.66	0	Leukoplakia	FP	0	1	58	9	0.86567	0.574
leu (26).jpg	Leukoplakia	0.66	0.23	Leukoplakia	FP	0	1	58	10	0.85294	0.574
leu (31).jpg	Leukoplakia	0.66	0.4307	Leukoplakia	TP	1	0	59	10	0.85507	0.584
leu (13).jpg	Leukoplakia	0.65	0.8436	Leukoplakia	TP	1	0	60	10	0.85714	0.594
leu (26).jpg	Candidiasis	0.64	0	Leukoplakia	FP	0	1	60	11	0.84507	0.594
leu (29).jpg	Leukoplakia	0.64	0.728	Leukoplakia	TP	1	0	61	11	0.84722	0.604
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.63	0.2641	Leukoplakia	FP	0	1	61	12	0.83562	0.604
leu (20).jpg	Lichen planus	0.62	0	non	FP	0	1	61	13	0.82432	0.604
leu (36).jpg	Leukoplakia	0.61	0.3432	Leukoplakia	TP	1	0	62	13	0.82667	0.614
leu (7).jpg	Leukoplakia	0.6	0.6089	Leukoplakia	TP	1	0	63	13	0.82895	0.624

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข2 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (30).jpg	Leukoplakia	0.6	0.0754	Leukoplakia	FP	0	1	63	14	0.81818	0.624
leu (35).jpg	Lichen planus	0.6	0	Leukoplakia	FP	0	1	63	15	0.80769	0.624
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.59	0	non	FP	0	1	63	16	0.79747	0.624
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.59	0.7325	Leukoplakia	TP	1	0	64	16	0.8	0.634
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.58	0.3019	Leukoplakia	TP	1	0	65	16	0.80247	0.644
leu (18).jpg	Leukoplakia	0.53	0.4374	Leukoplakia	TP	1	0	66	16	0.80488	0.653
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.52	0.8327	Leukoplakia	TP	1	0	67	16	0.80723	0.663
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.52	0.7129	Leukoplakia	TP	1	0	68	16	0.80952	0.673

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข2 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข2 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Candidiasis มีค่าเท่ากับ 0.895

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข3 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (6).jpg	Lichen planus	0.92	0.1895	Lichen planus	FP	0	1	0	1	0	0
li (6).jpg	Lichen planus	0.92	0.7336	Lichen planus	TP	1	0	1	1	0.5	0.01
li (14).jpg	Lichen planus	0.91	0.2417	Lichen planus	FP	0	1	1	2	0.33333	0.01
li (22).jpg	Lichen planus	0.91	0.711	Lichen planus	TP	1	0	2	2	0.5	0.019
li (36).jpg	Lichen planus	0.87	0.94	Lichen planus	TP	1	0	3	2	0.6	0.029
li (14).jpg	Lichen planus	0.86	0.3294	Lichen planus	TP	1	0	4	2	0.66667	0.038
li (2).jpg	Lichen planus	0.85	0.7779	Lichen planus	TP	1	0	5	2	0.71429	0.048
li (5).jpg	Lichen planus	0.85	0.264	Lichen planus	FP	0	1	5	3	0.625	0.048
li (6).jpg	Lichen planus	0.85	0.3324	Lichen planus	TP	1	0	6	3	0.66667	0.057
li (7).jpg	Lichen planus	0.85	0.3973	Lichen planus	TP	1	0	7	3	0.7	0.067
li (16).jpg	Lichen planus	0.85	0.3453	Lichen planus	TP	1	0	8	3	0.72727	0.076
li (17).jpg	Lichen planus	0.85	0.8097	Lichen planus	TP	1	0	9	3	0.75	0.086
li (30).jpg	Lichen planus	0.85	0.87	Lichen planus	TP	1	0	10	3	0.76923	0.095
lii (7).jpg	Lichen planus	0.85	0.7566	Lichen planus	TP	1	0	11	3	0.78571	0.105
li (11).jpg	Lichen planus	0.84	0.475	Lichen planus	TP	1	0	12	3	0.8	0.114
li (15).jpg	Lichen planus	0.84	0.9039	Lichen planus	TP	1	0	13	3	0.8125	0.124
li (16).jpg	Lichen planus	0.84	0.6337	Lichen planus	TP	1	0	14	3	0.82353	0.133
li (30).jpg	Lichen planus	0.84	0.944	Lichen planus	TP	1	0	15	3	0.83333	0.143
li (35).jpg	Lichen planus	0.84	0.522	Lichen planus	TP	1	0	16	3	0.84211	0.152
li (40).jpg	Lichen planus	0.84	0.857	Lichen planus	TP	1	0	17	3	0.85	0.162
lii (8).jpg	Lichen planus	0.83	0.676	Lichen planus	TP	1	0	18	3	0.85714	0.171
lii (9).jpg	Lichen planus	0.83	0.696	Lichen planus	TP	1	0	19	3	0.86364	0.181
lii (10).jpg	Lichen planus	0.83	0.805	Lichen planus	TP	1	0	20	3	0.86957	0.19
li (5).jpg	Lichen planus	0.82	0.3845	Lichen planus	TP	1	0	21	3	0.875	0.2
li (6).jpg	Lichen planus	0.82	0.2085	Lichen planus	FP	0	1	21	4	0.84	0.2
li (7).jpg	Lichen planus	0.82	0.5966	Lichen planus	TP	1	0	22	4	0.84615	0.21
li (17).jpg	Lichen planus	0.82	0.676	Lichen planus	TP	1	0	23	4	0.85185	0.219
li (35).jpg	Lichen planus	0.82	0.6991	Lichen planus	TP	1	0	24	4	0.85714	0.229
li (40).jpg	Lichen planus	0.82	0.8775	Lichen planus	TP	1	0	25	4	0.86207	0.238
li (1).jpg	Lichen planus	0.81	0.266	Lichen planus	FP	0	1	25	5	0.83333	0.238
li (7).jpg	Lichen planus	0.81	0.577	Lichen planus	TP	1	0	26	5	0.83871	0.248
li (8).jpg	Lichen planus	0.81	0.88	Lichen planus	TP	1	0	27	5	0.84375	0.257
li (28).jpg	Lichen planus	0.81	0.1823	Lichen planus	FP	0	1	27	6	0.81818	0.257
li (5).jpg	Lichen planus	0.8	0.31	Lichen planus	TP	1	0	28	6	0.82353	0.267
li (7).jpg	Lichen planus	0.8	0.7943	Lichen planus	TP	1	0	29	6	0.82857	0.276
li (2).jpg	Lichen planus	0.79	0.8051	Lichen planus	TP	1	0	30	6	0.83333	0.286
li (2).jpg	Lichen planus	0.78	0	non	FP	0	1	30	7	0.81081	0.286

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข3 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

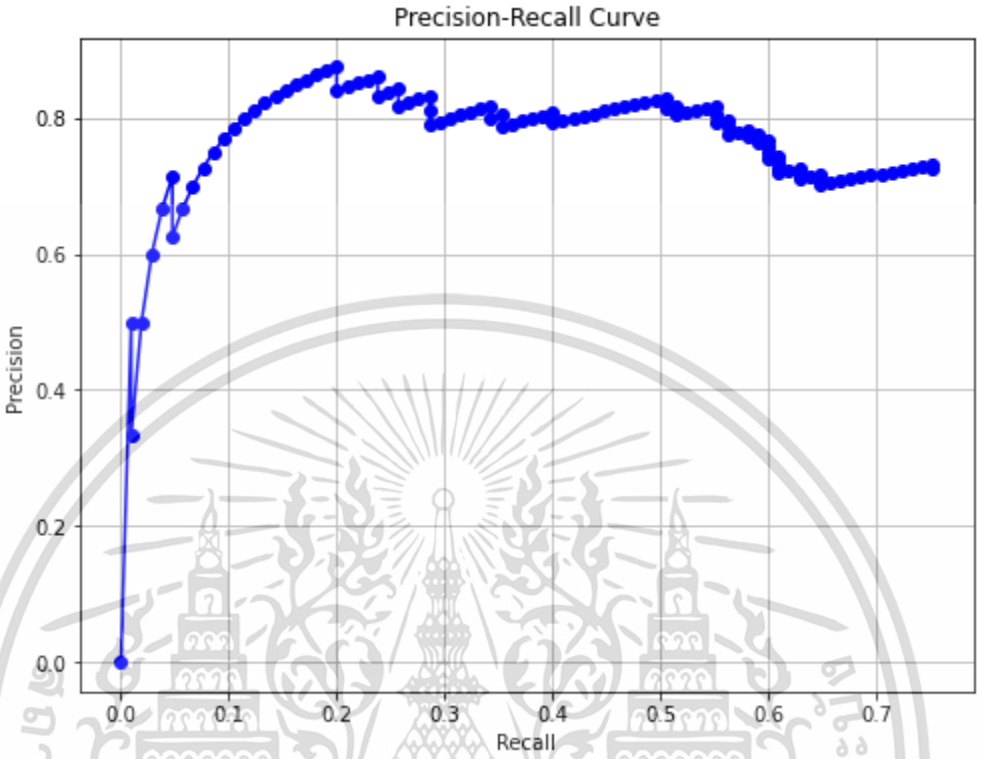
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (8).jpg	Lichen planus	0.78	0.2333	Lichen planus	FP	0	1	30	8	0.78947	0.286
li (9).jpg	Lichen planus	0.77	0.7358	Lichen planus	TP	1	0	31	8	0.79487	0.295
li (34).jpg	Lichen planus	0.77	0.6165	Lichen planus	TP	1	0	32	8	0.8	0.305
li (14).jpg	Lichen planus	0.76	0.8325	Lichen planus	TP	1	0	33	8	0.80488	0.314
li (20).jpg	Lichen planus	0.75	0.424	Lichen planus	TP	1	0	34	8	0.80952	0.324
li (32).jpg	Lichen planus	0.75	0.4666	Lichen planus	TP	1	0	35	8	0.81395	0.333
li (40).jpg	Lichen planus	0.75	0.67	Lichen planus	TP	1	0	36	8	0.81818	0.343
lii (10).jpg	Lichen planus	0.75	0.24	Lichen planus	FP	0	1	36	9	0.8	0.343
li (1).jpg	Lichen planus	0.74	0.4752	Lichen planus	TP	1	0	37	9	0.80435	0.352
li (28).jpg	Ulcer	0.74	0	non	FP	0	1	37	10	0.78723	0.352
lii (7).jpg	Lichen planus	0.74	0.885	Lichen planus	TP	1	0	38	10	0.79167	0.362
li (11).jpg	Lichen planus	0.72	0.73	Lichen planus	TP	1	0	39	10	0.79592	0.371
li (16).jpg	Lichen planus	0.72	0.7579	Lichen planus	TP	1	0	40	10	0.8	0.381
li (19).jpg	Lichen planus	0.72	0.5691	Lichen planus	TP	1	0	41	10	0.80392	0.39
li (19).jpg	Lichen planus	0.71	0.68	Lichen planus	TP	1	0	42	10	0.80769	0.4
lii (5).jpg	Lichen planus	0.71	0.2215	Lichen planus	FP	0	1	42	11	0.79245	0.4
li (14).jpg	Lichen planus	0.69	0.548	Lichen planus	TP	1	0	43	11	0.7963	0.41
li (19).jpg	Lichen planus	0.69	0.64	Lichen planus	TP	1	0	44	11	0.8	0.419
li (35).jpg	Lichen planus	0.69	0.604	Lichen planus	TP	1	0	45	11	0.80357	0.429
li (1).jpg	Lichen planus	0.68	0.368	Lichen planus	TP	1	0	46	11	0.80702	0.438
li (2).jpg	Lichen planus	0.67	0.6095	Lichen planus	TP	1	0	47	11	0.81034	0.448
li (4).jpg	Lichen planus	0.67	0.7824	Lichen planus	TP	1	0	48	11	0.81356	0.457
li (28).jpg	Lichen planus	0.67	0.8986	Lichen planus	TP	1	0	49	11	0.81667	0.467
li (8).jpg	Lichen planus	0.66	0.402	Lichen planus	TP	1	0	50	11	0.81967	0.476
li (17).jpg	Lichen planus	0.66	0.5338	Lichen planus	TP	1	0	51	11	0.82258	0.486
li (17).jpg	Lichen planus	0.66	0.3523	Lichen planus	TP	1	0	52	11	0.8254	0.495
li (39).jpg	Lichen planus	0.66	0.7734	Lichen planus	TP	1	0	53	11	0.82813	0.505
li (14).jpg	Lichen planus	0.65	0	non	FP	0	1	53	12	0.81538	0.505
li (20).jpg	Lichen planus	0.65	0.422	Lichen planus	TP	1	0	54	12	0.81818	0.514
li (9).jpg	Lichen planus	0.64	0.8133	Lichen planus	TP	1	0	55	13	0.80882	0.524
lii (4).jpg	Lichen planus	0.64	0.6515	Lichen planus	TP	1	0	56	13	0.81159	0.533
lii (10).jpg	Lichen planus	0.64	0.527	Lichen planus	TP	1	0	57	13	0.81429	0.543
li (18).jpg	Lichen planus	0.63	0.484	Lichen planus	TP	1	0	58	13	0.8169	0.552
li (28).jpg	Lichen planus	0.62	0.207	Lichen planus	FP	0	1	58	14	0.80556	0.552
li (33).jpg	Lichen planus	0.62	0.284	Lichen planus	FP	0	1	58	15	0.79452	0.552
lii (5).jpg	Lichen planus	0.62	0.484	Lichen planus	TP	1	0	59	15	0.7973	0.562
li (8).jpg	Lichen planus	0.61	0.2119	Lichen planus	FP	0	1	59	16	0.78667	0.562
li (18).jpg	Lichen planus	0.61	0.0647	Lichen planus	FP	0	1	59	17	0.77632	0.562

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข3 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (21).jpg	Lichen planus	0.61	0.832	Lichen planus	TP	1	0	60	17	0.77922	0.571
li (35).jpg	Lichen planus	0.61	0.916	Lichen planus	TP	1	0	61	17	0.78205	0.581
li (1).jpg	Lichen planus	0.6	0.125	Lichen planus	FP	0	1	61	18	0.77215	0.581
li (14).jpg	Lichen planus	0.6	0.6665	Lichen planus	TP	1	0	62	18	0.775	0.59
li (23).jpg	Lichen planus	0.6	0.1516	Lichen planus	FP	0	1	62	19	0.76543	0.59
lii (2).jpg	Lichen planus	0.6	0.8911	Lichen planus	TP	1	0	63	19	0.76829	0.6
li (28).jpg	Lichen planus	0.59	0.2565	Lichen planus	FP	0	1	63	20	0.75904	0.6
li (34).jpg	Lichen planus	0.59	0.2933	Lichen planus	FP	0	1	63	21	0.75	0.6
li (8).jpg	Candidiasis	0.58	0	non	FP	0	1	63	22	0.74118	0.6
li (11).jpg	Lichen planus	0.58	0.762	Lichen planus	TP	1	0	64	22	0.74419	0.61
li (32).jpg	Lichen planus	0.58	0.1656	Lichen planus	FP	0	1	64	23	0.73563	0.61
li (40).jpg	Lichen planus	0.58	0	non	FP	0	1	64	24	0.72727	0.61
li (33).jpg	Lichen planus	0.57	0.175	Lichen planus	FP	0	1	64	25	0.7191	0.61
li (8).jpg	Lichen planus	0.56	0.7623	Lichen planus	TP	1	0	65	25	0.72222	0.619
li (38).jpg	Lichen planus	0.56	0.561	Lichen planus	TP	1	0	66	25	0.72527	0.629
li (7).jpg	Lichen planus	0.55	0.01	Lichen planus	FP	0	1	66	26	0.71739	0.629
li (32).jpg	Lichen planus	0.55	0	non	FP	0	1	66	27	0.70968	0.629
lii (1).jpg	Lichen planus	0.54	0.734	Lichen planus	TP	1	0	67	27	0.71277	0.638
lii (4).jpg	Lichen planus	0.54	0.764	Lichen planus	TP	1	0	68	27	0.71579	0.648
li (1).jpg	Lichen planus	0.53	0	non	FP	0	1	68	28	0.70833	0.648
lii (2).jpg	Lichen planus	0.53	0	non	FP	0	1	68	29	0.70103	0.648
lii (5).jpg	Candidiasis	0.53	0.448	Lichen planus	TP	1	0	69	29	0.70408	0.657
lii (6).jpg	Lichen planus	0.53	0.3969	Lichen planus	TP	1	0	70	29	0.70707	0.667
lii (10).jpg	Lichen planus	0.53	0.84	Lichen planus	TP	1	0	71	29	0.71	0.676
li (29).jpg	Lichen planus	0.52	0.705	Lichen planus	TP	1	0	72	29	0.71287	0.686
lii (2).jpg	Lichen planus	0.52	0.588	Lichen planus	TP	1	0	73	29	0.71569	0.695
lii (3).jpg	Lichen planus	0.52	0.632	Lichen planus	TP	1	0	74	29	0.71845	0.705
li (18).jpg	Lichen planus	0.51	0.378	Lichen planus	TP	1	0	75	29	0.72115	0.714
li (30).jpg	Lichen planus	0.51	0.72	Lichen planus	TP	1	0	76	29	0.72381	0.724
li (32).jpg	Lichen planus	0.51	0.3777	Lichen planus	TP	1	0	77	29	0.72642	0.733
li (33).jpg	Lichen planus	0.51	0.463	Lichen planus	TP	1	0	78	29	0.72897	0.743
li (34).jpg	Lichen planus	0.51	0.35	Lichen planus	TP	1	0	79	29	0.73148	0.752
lii (5).jpg	Other white	0.51	0	Lichen planus	FP	0	1	79	30	0.72477	0.752

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข3 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข3 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Lichen planus มีค่าเท่ากับ 0.697

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข4 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3

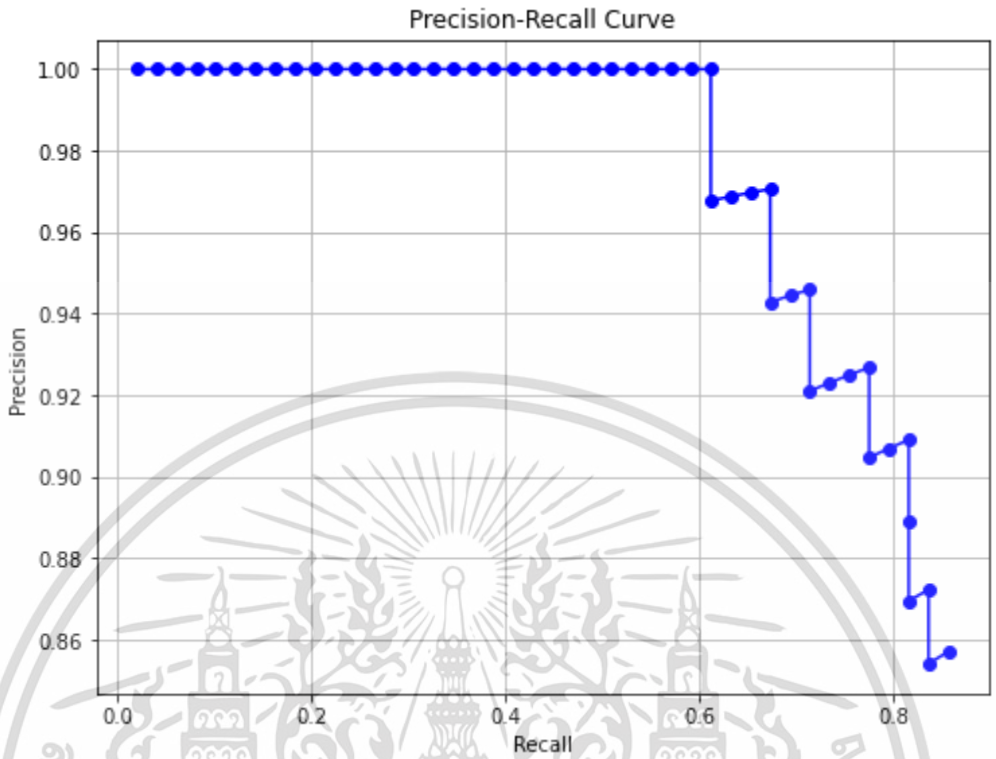
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ot (3).jpg	Other white	0.96	0.867	Other white	TP	1	0	1	0	1	0.02
ot (26).jpg	Other white	0.95	0.8766	Other white	TP	1	0	2	0	1	0.041
ot (9).jpg	Other white	0.94	0.98	Other white	TP	1	0	3	0	1	0.061
ot (10).jpg	Other white	0.94	0.96	Other white	TP	1	0	4	0	1	0.082
ot (30).jpg	Other white	0.94	0.75	Other white	TP	1	0	5	0	1	0.102
ott (5).jpg	Other white	0.94	0.8789	Other white	TP	1	0	6	0	1	0.122
ot (35).jpg	Other white	0.937	0.91	Other white	TP	1	0	7	0	1	0.143
ott (4).jpg	Other white	0.933	0.5978	Other white	TP	1	0	8	0	1	0.163
ot (4).jpg	Other white	0.93	0.905	Other white	TP	1	0	9	0	1	0.184
ott (2).jpg	Other white	0.924	0.851	Other white	TP	1	0	10	0	1	0.204
ot (29).jpg	Other white	0.92	0.8	Other white	TP	1	0	11	0	1	0.224
ot (25).jpg	Other white	0.91	0.918	Other white	TP	1	0	12	0	1	0.245
ot (27).jpg	Other white	0.91	0.917	Other white	TP	1	0	13	0	1	0.265
ot (28).jpg	Other white	0.91	0.9544	Other white	TP	1	0	14	0	1	0.286
ot (33).jpg	Other white	0.91	0.904	Other white	TP	1	0	15	0	1	0.306
ot (39).jpg	Other white	0.91	0.855	Other white	TP	1	0	16	0	1	0.327
ot (40).jpg	Other white	0.91	0.833	Other white	TP	1	0	17	0	1	0.347
ott (3).jpg	Other white	0.91	0.907	Other white	TP	1	0	18	0	1	0.367
ot (2).jpg	Other white	0.9	0.774	Other white	TP	1	0	19	0	1	0.388
ot (36).jpg	Other white	0.9	0.8627	Other white	TP	1	0	20	0	1	0.408
ot (31).jpg	Other white	0.89	0.909	Other white	TP	1	0	21	0	1	0.429
ot (32).jpg	Other white	0.89	0.94	Other white	TP	1	0	22	0	1	0.449
ot (34).jpg	Other white	0.89	0.915	Other white	TP	1	0	23	0	1	0.469
ot (12).jpg	Other white	0.87	0.66	Other white	TP	1	0	24	0	1	0.49
ot (11).jpg	Other white	0.86	0.866	Other white	TP	1	0	25	0	1	0.51
ot (16).jpg	Other white	0.83	0.43	Other white	TP	1	0	26	0	1	0.531
ot (5).jpg	Other white	0.81	0.7981	Other white	TP	1	0	27	0	1	0.551
ot (13).jpg	Other white	0.778	0.915	Other white	TP	1	0	28	0	1	0.571
ott (6).jpg	Other white	0.77	0.837	Other white	TP	1	0	29	0	1	0.592
ott (7).jpg	Other white	0.77	0.614	Other white	TP	1	0	30	0	1	0.612
ott (1).jpg	Ulcer	0.75	0	Other white	FP	0	1	30	1	0.96774	0.612
ot (21).jpg	Other white	0.74	0.6679	Other white	TP	1	0	31	1	0.96875	0.633
ot (38).jpg	Other white	0.74	0.7435	Other white	TP	1	0	32	1	0.9697	0.653
ot (5).jpg	Other white	0.73	0.54	Other white	TP	1	0	33	1	0.97059	0.673
ot (12).jpg	Other white	0.73	0.05	Other white	FP	0	1	33	2	0.94286	0.673
ot (1).jpg	Leukoplakia	0.72	0.92	Other white	TP	1	0	34	2	0.94444	0.694
ot (15).jpg	Other white	0.7	0.82	Other white	TP	1	0	35	2	0.94595	0.714

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข4 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ott (3).jpg	Other white	0.7	0	non	FP	0	1	35	3	0.92105	0.714
ot (1).jpg	Other white	0.68	0.912	Other white	TP	1	0	36	3	0.92308	0.735
ott (1).jpg	Leukoplakia	0.67	0.8	Other white	TP	1	0	37	3	0.925	0.755
ott (8).jpg	Other white	0.665	0.655	Other white	TP	1	0	38	3	0.92683	0.776
ot (30).jpg	Lichen planus	0.66	0	Other white	FP	0	1	38	4	0.90476	0.776
ot (8).jpg	Leukoplakia	0.65	0.768	Other white	TP	1	0	39	4	0.90698	0.796
ot (37).jpg	Other white	0.6	0.8917	Other white	TP	1	0	40	4	0.90909	0.816
ot (22).jpg	Other white	0.56	0.2425	Other white	FP	0	1	40	5	0.88889	0.816
ot (23).jpg	Other white	0.55	0.05	Other white	FP	0	1	40	6	0.86957	0.816
ot (22).jpg	Other white	0.53	0.627	Other white	TP	1	0	41	6	0.87234	0.837
ott (1).jpg	Ulcer	0.53	0	Other white	FP	0	1	41	7	0.85417	0.837
ot (13).jpg	Other white	0.51	0.6036	Other white	TP	1	0	42	7	0.85714	0.857

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข4 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข4 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Other white มีค่าเท่ากับ 0.961

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข5 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3

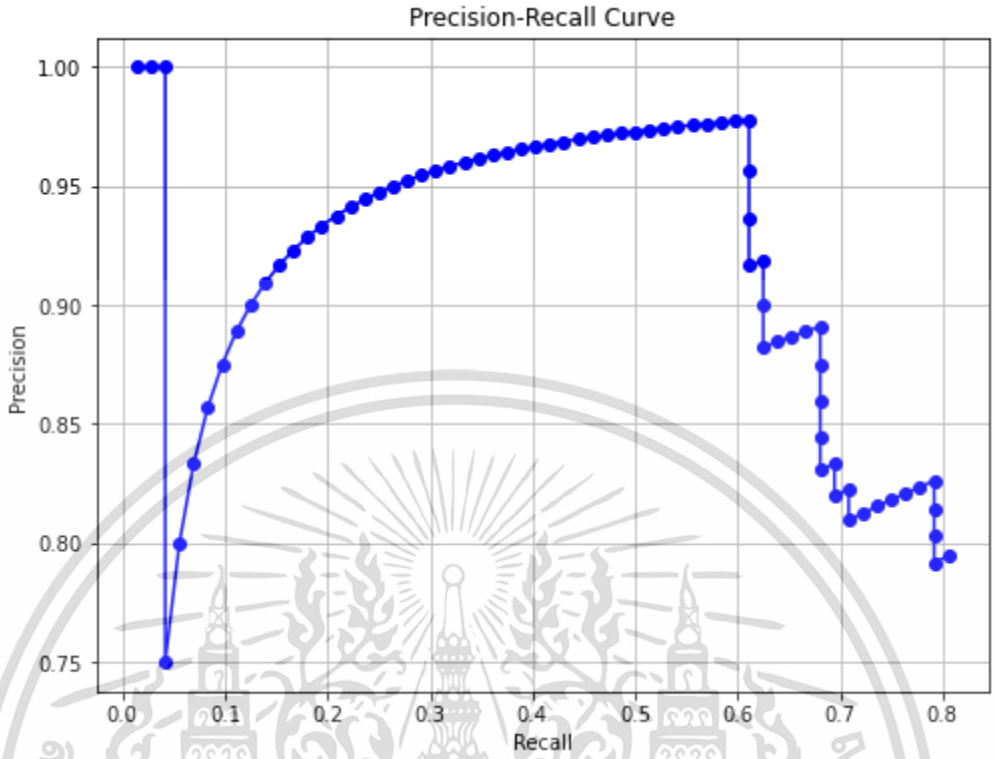
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ull (1).jpg	Ulcer	0.99	0.753	Ulcer	TP	1	0	1	0	1	0.014
ull (1).jpg	Ulcer	0.96	0.81	Ulcer	TP	1	0	2	0	1	0.028
ul (27).jpg	Ulcer	0.94	0.87	Ulcer	TP	1	0	3	0	1	0.042
ul (33).jpg	Ulcer	0.94	0	non	FP	0	1	3	1	0.75	0.042
ul (39).jpg	Ulcer	0.94	0.917	Ulcer	TP	1	0	4	1	0.8	0.056
ul (20).jpg	Ulcer	0.93	0.86	Ulcer	TP	1	0	5	1	0.83333	0.069
ul (26).jpg	Ulcer	0.93	0.92	Ulcer	TP	1	0	6	1	0.85714	0.083
ul (34).jpg	Ulcer	0.93	0.93	Ulcer	TP	1	0	7	1	0.875	0.097
ul (38).jpg	Ulcer	0.93	0.915	Ulcer	TP	1	0	8	1	0.88889	0.111
ull (2).jpg	Ulcer	0.93	0.794	Ulcer	TP	1	0	9	1	0.9	0.125
ul (1).jpg	Ulcer	0.92	0.8586	Ulcer	TP	1	0	10	1	0.90909	0.139
ul (2).jpg	Ulcer	0.92	0.914	Ulcer	TP	1	0	11	1	0.91667	0.153
ul (8).jpg	Ulcer	0.91	0.753	Ulcer	TP	1	0	12	1	0.92308	0.167
ul (18).jpg	Ulcer	0.91	0.345	Ulcer	TP	1	0	13	1	0.92857	0.181
ul (20).jpg	Ulcer	0.91	0.78	Ulcer	TP	1	0	14	1	0.93333	0.194
ul (29).jpg	Ulcer	0.91	0.91	Ulcer	TP	1	0	15	1	0.9375	0.208
ull (3).jpg	Ulcer	0.91	0.9165	Ulcer	TP	1	0	16	1	0.94118	0.222
ull (5).jpg	Ulcer	0.91	0.8278	Ulcer	TP	1	0	17	1	0.94444	0.236
ul (7).jpg	Ulcer	0.9	0.76	Ulcer	TP	1	0	18	1	0.94737	0.25
ul (17).jpg	Ulcer	0.9	0.3529	Ulcer	TP	1	0	19	1	0.95	0.264
ul (35).jpg	Ulcer	0.9	0.89	Ulcer	TP	1	0	20	1	0.95238	0.278
ul (39).jpg	Ulcer	0.9	0.794	Ulcer	TP	1	0	21	1	0.95455	0.292
ul (20).jpg	Ulcer	0.89	0.85	Ulcer	TP	1	0	22	1	0.95652	0.306
ul (22).jpg	Ulcer	0.89	0.65	Ulcer	TP	1	0	23	1	0.95833	0.319
ul (38).jpg	Ulcer	0.89	0.827	Ulcer	TP	1	0	24	1	0.96	0.333
ul (6).jpg	Ulcer	0.87	0.903	Ulcer	TP	1	0	25	1	0.96154	0.347
ul (10).jpg	Ulcer	0.87	0.94	Ulcer	TP	1	0	26	1	0.96296	0.361
ul (9).jpg	Ulcer	0.86	0.9	Ulcer	TP	1	0	27	1	0.96429	0.375
ul (14).jpg	Ulcer	0.86	0.89	Ulcer	TP	1	0	28	1	0.96552	0.389
ul (28).jpg	Ulcer	0.86	0.83	Ulcer	TP	1	0	29	1	0.96667	0.403
ul (30).jpg	Ulcer	0.86	0.77	Ulcer	TP	1	0	30	1	0.96774	0.417
ull (1).jpg	Ulcer	0.86	0.76	Ulcer	TP	1	0	31	1	0.96875	0.431
ul (12).jpg	Ulcer	0.85	0.88	Ulcer	TP	1	0	32	1	0.9697	0.444
ull (4).jpg	Ulcer	0.85	0.8023	Ulcer	TP	1	0	33	1	0.97059	0.458
ull (2).jpg	Ulcer	0.83	0.81	Ulcer	TP	1	0	34	1	0.97143	0.472
ul (22).jpg	Ulcer	0.82	0.58	Ulcer	TP	1	0	35	1	0.97222	0.486
ul (13).jpg	Ulcer	0.81	0.825	Ulcer	TP	1	0	36	1	0.97297	0.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข5 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (18).jpg	Ulcer	0.8	0.79	Ulcer	TP	1	0	37	1	0.97368	0.514
ul (19).jpg	Ulcer	0.8	0.671	Ulcer	TP	1	0	38	1	0.97436	0.528
ul (6).jpg	Ulcer	0.79	0.818	Ulcer	TP	1	0	39	1	0.975	0.542
ul (20).jpg	Ulcer	0.79	0.426	Ulcer	TP	1	0	40	1	0.97561	0.556
ul (21).jpg	Ulcer	0.79	0.84	Ulcer	TP	1	0	41	1	0.97619	0.569
ul (36).jpg	Ulcer	0.79	0.3616	Ulcer	TP	1	0	42	1	0.97674	0.583
ul (5).jpg	Ulcer	0.77	0.7412	Ulcer	TP	1	0	43	1	0.97727	0.597
ul (20).jpg	Ulcer	0.75	0.87	Ulcer	TP	1	0	44	1	0.97778	0.611
ul (33).jpg	Ulcer	0.75	0.059	Ulcer	FP	0	1	44	2	0.95652	0.611
ul (19).jpg	Ulcer	0.72	0.23	Ulcer	FP	0	1	44	3	0.93617	0.611
ul (22).jpg	Ulcer	0.72	0.106	Ulcer	FP	0	1	44	4	0.91667	0.611
ul (28).jpg	Ulcer	0.72	0.75	Ulcer	TP	1	0	45	4	0.91837	0.625
ul (18).jpg	Ulcer	0.71	0	non	FP	0	1	45	5	0.9	0.625
ul (33).jpg	Ulcer	0.71	0.0507	Ulcer	FP	0	1	45	6	0.88235	0.625
ul (33).jpg	Ulcer	0.71	0.51	Ulcer	TP	1	0	46	6	0.88462	0.639
ul (22).jpg	Ulcer	0.7	0.4078	Ulcer	TP	1	0	47	6	0.88679	0.653
ul (15).jpg	Ulcer	0.69	0.71	Ulcer	TP	1	0	48	6	0.88889	0.667
ul (21).jpg	Ulcer	0.68	0.88	Ulcer	TP	1	0	49	6	0.89091	0.681
ul (4).jpg	Ulcer	0.67	0.111	Ulcer	FP	0	1	49	7	0.875	0.681
ul (20).jpg	Ulcer	0.67	0.1129	Ulcer	FP	0	1	49	8	0.85965	0.681
ul (22).jpg	Ulcer	0.66	0.19	Ulcer	FP	0	1	49	9	0.84483	0.681
ul (24).jpg	Ulcer	0.66	0.2124	Ulcer	FP	0	1	49	10	0.83051	0.681
ul (28).jpg	Ulcer	0.64	0.66	Ulcer	TP	1	0	50	10	0.83333	0.694
ul (5).jpg	Ulcer	0.62	0.125	Ulcer	FP	0	1	50	11	0.81967	0.694
ul (22).jpg	Ulcer	0.62	0.3023	Ulcer	TP	1	0	51	11	0.82258	0.708
ul (16).jpg	Ulcer	0.61	0	non	FP	0	1	51	12	0.80952	0.708
ul (20).jpg	Ulcer	0.61	0.86	Ulcer	TP	1	0	52	12	0.8125	0.722
ul (37).jpg	Ulcer	0.61	0.5336	Ulcer	TP	1	0	53	12	0.81538	0.736
ul (11).jpg	Ulcer	0.57	0.61	Ulcer	TP	1	0	54	12	0.81818	0.75
ul (19).jpg	Ulcer	0.56	0.43	Ulcer	TP	1	0	55	12	0.8209	0.764
ul (3).jpg	Ulcer	0.55	0.8563	Ulcer	TP	1	0	56	12	0.82353	0.778
ul (4).jpg	Ulcer	0.55	0.341	Ulcer	TP	1	0	57	12	0.82609	0.792
ul (21).jpg	Ulcer	0.55	0	non	FP	0	1	57	13	0.81429	0.792
ul (27).jpg	Other white	0.55	0	non	FP	0	1	57	14	0.80282	0.792
ul (24).jpg	Ulcer	0.54	0.229	Ulcer	FP	0	1	57	15	0.79167	0.792
ul (20).jpg	Ulcer	0.53	0.79	Ulcer	TP	1	0	58	15	0.79452	0.806

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข5 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข5 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Ulcer มีค่าเท่ากับ 0.899

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.1.1.1.2 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv7 ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ค่า IoU=0.5

ตารางที่ ข6 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	Confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
cann (3).jpg	Candidiasis	0.93	0.9085	Candidiasis	TP	1	0	1	0	1	0.00331
can (14).jpg	Candidiasis	0.92	0.0336	Candidiasis	FP	0	1	1	1	0.5	0.00331
can (31).jpg	Candidiasis	0.92	0.8486	Candidiasis	TP	1	0	2	1	0.66667	0.00662
can (38).jpg	Candidiasis	0.91	0.8397	Candidiasis	TP	1	0	3	1	0.75	0.00993
can (14).jpg	Candidiasis	0.89	0.3623	Candidiasis	FP	0	1	3	2	0.6	0.00993
can (33).jpg	Candidiasis	0.89	0.8069	Candidiasis	TP	1	0	4	2	0.66667	0.01325
can (39).jpg	Candidiasis	0.89	0.703	Candidiasis	TP	1	0	5	2	0.71429	0.01656
can (39).jpg	Candidiasis	0.89	0.8705	Candidiasis	TP	1	0	6	2	0.75	0.01987
can (10).jpg	Candidiasis	0.88	0.3512	Candidiasis	FP	0	1	6	3	0.66667	0.01987
can (21).jpg	Candidiasis	0.88	0.8609	Candidiasis	TP	1	0	7	3	0.7	0.02318
can (13).jpg	Candidiasis	0.87	0.6776	Candidiasis	TP	1	0	8	3	0.72727	0.02649
can (14).jpg	Candidiasis	0.87	0.1728	Candidiasis	FP	0	1	8	4	0.66667	0.02649
can (21).jpg	Candidiasis	0.87	0.8679	Candidiasis	TP	1	0	9	4	0.69231	0.0298
can (31).jpg	Candidiasis	0.87	0.9067	Candidiasis	TP	1	0	10	4	0.71429	0.03311
can (10).jpg	Candidiasis	0.86	0.2365	Candidiasis	FP	0	1	10	5	0.66667	0.03311
can (13).jpg	Candidiasis	0.86	0.2168	Candidiasis	FP	0	1	10	6	0.625	0.03311
can (14).jpg	Candidiasis	0.86	0.8566	Candidiasis	TP	1	0	11	6	0.64706	0.03642
cann (6).jpg	Candidiasis	0.86	0.6704	Candidiasis	TP	1	0	12	6	0.66667	0.03974
can (5).jpg	Candidiasis	0.85	0.7968	Candidiasis	TP	1	0	13	6	0.68421	0.04305
can (10).jpg	Candidiasis	0.85	0.1352	Candidiasis	FP	0	1	13	7	0.65	0.04305
can (14).jpg	Candidiasis	0.85	0.5816	Candidiasis	TP	1	0	14	7	0.66667	0.04636
can (14).jpg	Candidiasis	0.85	0.8858	Candidiasis	TP	1	0	15	7	0.68182	0.04967
can (27).jpg	Candidiasis	0.85	0.8383	Candidiasis	TP	1	0	16	7	0.69565	0.05298
can (33).jpg	Candidiasis	0.85	0.5957	Candidiasis	TP	1	0	17	7	0.70833	0.05629
cann (2).jpg	Candidiasis	0.85	0.894	Candidiasis	TP	1	0	18	7	0.72	0.0596
can (39).jpg	Candidiasis	0.84	0.9072	Candidiasis	TP	1	0	19	7	0.73077	0.06291
cann (6).jpg	Candidiasis	0.84	0.7139	Candidiasis	TP	1	0	20	7	0.74074	0.06623
can (12).jpg	Candidiasis	0.83	0.8647	Candidiasis	TP	1	0	21	7	0.75	0.06954
can (13).jpg	Candidiasis	0.83	0.9068	Candidiasis	TP	1	0	22	7	0.75862	0.07285
can (13).jpg	Candidiasis	0.83	0.5141	Candidiasis	TP	1	0	23	7	0.76667	0.07616

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข6 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	Confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (22).jpg	Candidiasis	0.83	0.8373	Candidiasis	TP	1	0	24	7	0.77419	0.07947
can (26).jpg	Candidiasis	0.83	0.4911	Candidiasis	FP	0	1	24	8	0.75	0.07947
can (29).jpg	Candidiasis	0.83	0.8338	Candidiasis	TP	1	0	25	8	0.75758	0.08278
can (30).jpg	Candidiasis	0.83	0.3986	Candidiasis	FP	0	1	25	9	0.73529	0.08278
can (31).jpg	Candidiasis	0.83	0.9201	Candidiasis	TP	1	0	26	9	0.74286	0.08609
can (38).jpg	Candidiasis	0.83	0.6182	Candidiasis	TP	1	0	27	9	0.75	0.0894
cann (2).jpg	Candidiasis	0.83	0.9604	Candidiasis	TP	1	0	28	9	0.75676	0.09272
cann (6).jpg	Candidiasis	0.83	0.4391	Candidiasis	FP	0	1	28	10	0.73684	0.09272
can (4).jpg	Candidiasis	0.82	0.6528	Candidiasis	TP	1	0	29	10	0.74359	0.09603
can (13).jpg	Candidiasis	0.82	0.4753	Candidiasis	FP	0	1	29	11	0.725	0.09603
can (14).jpg	Candidiasis	0.82	0.8741	Candidiasis	TP	1	0	30	11	0.73171	0.09934
can (29).jpg	Candidiasis	0.82	0.902	Candidiasis	TP	1	0	31	11	0.7381	0.10265
can (40).jpg	Candidiasis	0.82	0.495	Candidiasis	FP	0	1	31	12	0.72093	0.10265
can (40).jpg	Candidiasis	0.82	0.8472	Candidiasis	TP	1	0	32	12	0.72727	0.10596
can (13).jpg	Candidiasis	0.81	0.3022	Candidiasis	FP	0	1	32	13	0.71111	0.10596
can (21).jpg	Candidiasis	0.81	0.7953	Candidiasis	TP	1	0	33	13	0.71739	0.10927
can (31).jpg	Candidiasis	0.81	0.8466	Candidiasis	TP	1	0	34	13	0.7234	0.11258
can (34).jpg	Candidiasis	0.81	0.4081	Candidiasis	FP	0	1	34	14	0.70833	0.11258
can (34).jpg	Candidiasis	0.81	0.9574	Candidiasis	TP	1	0	35	14	0.71429	0.11589
cann (6).jpg	Candidiasis	0.81	0.5995	Candidiasis	TP	1	0	36	14	0.72	0.11921
can (9).jpg	Candidiasis	0.8	0.776	Candidiasis	TP	1	0	37	14	0.72549	0.12252
can (14).jpg	Candidiasis	0.8	0.814	Candidiasis	TP	1	0	38	14	0.73077	0.12583
can (21).jpg	Candidiasis	0.8	0.6812	Candidiasis	TP	1	0	39	14	0.73585	0.12914
can (9).jpg	Candidiasis	0.79	0.7356	Candidiasis	TP	1	0	40	14	0.74074	0.13245
can (10).jpg	Candidiasis	0.79	0.347	Candidiasis	FP	0	1	40	15	0.72727	0.13245
can (12).jpg	Candidiasis	0.79	0.1285	Candidiasis	FP	0	1	40	16	0.71429	0.13245
can (13).jpg	Candidiasis	0.79	0.1651	Candidiasis	FP	0	1	40	17	0.70175	0.13245
can (13).jpg	Candidiasis	0.79	0.0864	Candidiasis	FP	0	1	40	18	0.68966	0.13245
can (27).jpg	Candidiasis	0.79	0.8761	Candidiasis	TP	1	0	41	18	0.69492	0.13576
can (32).jpg	Candidiasis	0.79	0.7717	Candidiasis	TP	1	0	42	18	0.7	0.13907
can (36).jpg	Candidiasis	0.79	0.8108	Candidiasis	TP	1	0	43	18	0.70492	0.14238
can (39).jpg	Candidiasis	0.79	0.8055	Candidiasis	TP	1	0	44	18	0.70968	0.1457
cann (3).jpg	Candidiasis	0.79	0.8215	Candidiasis	TP	1	0	45	18	0.71429	0.14901
can (9).jpg	Candidiasis	0.78	0.7633	Candidiasis	TP	1	0	46	18	0.71875	0.15232
can (9).jpg	Candidiasis	0.78	0.382	Candidiasis	FP	0	1	46	19	0.70769	0.15232
can (10).jpg	Candidiasis	0.78	0.0825	Candidiasis	FP	0	1	46	20	0.69697	0.15232
can (10).jpg	Candidiasis	0.78	0.7575	Candidiasis	TP	1	0	47	20	0.70149	0.15563
can (16).jpg	Candidiasis	0.78	0.8942	Candidiasis	TP	1	0	48	20	0.70588	0.15894
can (4).jpg	Candidiasis	0.77	0.6277	Candidiasis	TP	1	0	49	20	0.71014	0.16225

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข6 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	Confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (9).jpg	Candidiasis	0.77	0.055	Candidiasis	FP	0	1	49	21	0.7	0.16225
can (11).jpg	Candidiasis	0.77	0.6677	Candidiasis	TP	1	0	50	21	0.70423	0.16556
can (13).jpg	Candidiasis	0.77	0.8746	Candidiasis	TP	1	0	51	21	0.70833	0.16887
can (16).jpg	Candidiasis	0.77	0.7897	Candidiasis	TP	1	0	52	21	0.71233	0.17219
can (21).jpg	Candidiasis	0.77	0.7877	Candidiasis	TP	1	0	53	21	0.71622	0.1755
can (23).jpg	Candidiasis	0.77	0.9091	Candidiasis	TP	1	0	54	21	0.72	0.17881
can (28).jpg	Candidiasis	0.77	0.6659	Candidiasis	TP	1	0	55	21	0.72368	0.18212
can (29).jpg	Candidiasis	0.77	0.0445	Candidiasis	FP	0	1	55	22	0.71429	0.18212
can (36).jpg	Candidiasis	0.77	0.8269	Candidiasis	TP	1	0	56	22	0.71795	0.18543
can (36).jpg	Candidiasis	0.77	0.7342	Candidiasis	TP	1	0	57	22	0.72152	0.18874
can (40).jpg	Candidiasis	0.77	0.8965	Candidiasis	TP	1	0	58	22	0.725	0.19205
cann (2).jpg	Candidiasis	0.77	0.3527	Candidiasis	FP	0	1	58	23	0.71605	0.19205
can (10).jpg	Candidiasis	0.76	0.1224	Candidiasis	FP	0	1	58	24	0.70732	0.19205
can (21).jpg	Candidiasis	0.76	0.849	Candidiasis	TP	1	0	59	24	0.71084	0.19536
can (27).jpg	Candidiasis	0.76	0.8963	Candidiasis	TP	1	0	60	24	0.71429	0.19868
can (30).jpg	Candidiasis	0.76	0.9324	Candidiasis	TP	1	0	61	24	0.71765	0.20199
can (13).jpg	Candidiasis	0.75	0.5688	Candidiasis	TP	1	0	62	24	0.72093	0.2053
can (23).jpg	Candidiasis	0.75	0.9188	Candidiasis	TP	1	0	63	24	0.72414	0.20861
can (28).jpg	Candidiasis	0.75	0.053	Candidiasis	FP	0	1	63	25	0.71591	0.20861
can (28).jpg	Candidiasis	0.75	0.3826	Candidiasis	FP	0	1	63	26	0.70787	0.20861
can (30).jpg	Candidiasis	0.75	0.8257	Candidiasis	TP	1	0	64	26	0.71111	0.21192
can (30).jpg	Candidiasis	0.75	0.3372	Candidiasis	FP	0	1	64	27	0.7033	0.21192
can (33).jpg	Candidiasis	0.75	0.6836	Candidiasis	TP	1	0	65	27	0.70652	0.21523
can (38).jpg	Candidiasis	0.75	0.7008	Candidiasis	TP	1	0	66	27	0.70968	0.21854
can (13).jpg	Candidiasis	0.74	0.8809	Candidiasis	TP	1	0	67	27	0.71277	0.22185
can (15).jpg	Candidiasis	0.74	0.5666	Candidiasis	TP	1	0	68	27	0.71579	0.22517
can (27).jpg	Candidiasis	0.74	0.6562	Candidiasis	TP	1	0	69	27	0.71875	0.22848
can (40).jpg	Candidiasis	0.74	0.5978	Candidiasis	TP	1	0	70	27	0.72165	0.23179
cann (2).jpg	Candidiasis	0.74	0.9224	Candidiasis	TP	1	0	71	27	0.72449	0.2351
cann (3).jpg	Candidiasis	0.74	0.8836	Candidiasis	TP	1	0	72	27	0.72727	0.23841
can (14).jpg	Candidiasis	0.73	0.6818	Candidiasis	TP	1	0	73	27	0.73	0.24172
can (15).jpg	Candidiasis	0.73	0.6881	Candidiasis	TP	1	0	74	27	0.73267	0.24503
can (21).jpg	Candidiasis	0.73	0.8109	Candidiasis	TP	1	0	75	27	0.73529	0.24834
can (35).jpg	Candidiasis	0.73	0.6624	Candidiasis	TP	1	0	76	27	0.73786	0.25166
can (36).jpg	Candidiasis	0.73	0.8803	Candidiasis	TP	1	0	77	27	0.74038	0.25497
can (10).jpg	Candidiasis	0.72	0.0401	Candidiasis	FP	0	1	77	28	0.73333	0.25497
can (14).jpg	Candidiasis	0.72	0.2511	Candidiasis	FP	0	1	77	29	0.72642	0.25497
can (16).jpg	Candidiasis	0.72	0.0333	Candidiasis	FP	0	1	77	30	0.71963	0.25497
can (21).jpg	Candidiasis	0.72	0.825	Candidiasis	TP	1	0	78	30	0.72222	0.25828

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข6 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	Confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (28).jpg	Candidiasis	0.72	0.4508	Candidiasis	FP	0	1	78	31	0.7156	0.25828
can (30).jpg	Candidiasis	0.72	0.651	Candidiasis	TP	1	0	79	31	0.71818	0.26159
cann (6).jpg	Candidiasis	0.72	0.7157	Candidiasis	TP	1	0	80	31	0.72072	0.2649
can (7).jpg	Candidiasis	0.71	0.5026	Candidiasis	TP	1	0	81	31	0.72321	0.26821
can (9).jpg	Candidiasis	0.71	0.6637	Candidiasis	TP	1	0	82	31	0.72566	0.27152
can (13).jpg	Candidiasis	0.71	0	Candidiasis	FP	0	1	82	32	0.7193	0.27152
can (13).jpg	Candidiasis	0.71	0	Candidiasis	FP	0	1	82	33	0.71304	0.27152
can (15).jpg	Candidiasis	0.71	0.5435	Candidiasis	TP	1	0	83	33	0.71552	0.27483
can (15).jpg	Candidiasis	0.71	0.6064	Candidiasis	TP	1	0	84	33	0.71795	0.27815
can (33).jpg	Candidiasis	0.71	0.8959	Candidiasis	TP	1	0	85	33	0.72034	0.28146
can (38).jpg	Candidiasis	0.71	0.6936	Candidiasis	TP	1	0	86	33	0.72269	0.28477
can (10).jpg	Candidiasis	0.7	0.0615	Candidiasis	FP	0	1	86	34	0.71667	0.28477
can (10).jpg	Candidiasis	0.7	0.55	Candidiasis	TP	1	0	87	34	0.71901	0.28808
can (14).jpg	Candidiasis	0.7	0	Candidiasis	FP	0	1	87	35	0.71311	0.28808
can (15).jpg	Candidiasis	0.7	0.2055	Candidiasis	FP	0	1	87	36	0.70732	0.28808
can (33).jpg	Candidiasis	0.7	0.6989	Candidiasis	TP	1	0	88	36	0.70968	0.29139
cann (3).jpg	Candidiasis	0.7	0.5828	Candidiasis	TP	1	0	89	36	0.712	0.2947
cann (3).jpg	Candidiasis	0.7	0.8594	Candidiasis	TP	1	0	90	36	0.71429	0.29801
can (5).jpg	Candidiasis	0.69	0.2482	Candidiasis	FP	0	1	90	37	0.70866	0.29801
can (5).jpg	Candidiasis	0.69	0.8023	Candidiasis	TP	1	0	91	37	0.71094	0.30132
can (12).jpg	Candidiasis	0.69	0.1632	Candidiasis	FP	0	1	91	38	0.70543	0.30132
can (13).jpg	Candidiasis	0.69	0.7111	Candidiasis	TP	1	0	92	38	0.70769	0.30464
can (13).jpg	Candidiasis	0.69	0.1189	Candidiasis	FP	0	1	92	39	0.70229	0.30464
can (14).jpg	Candidiasis	0.69	0.2	Candidiasis	FP	0	1	92	40	0.69697	0.30464
can (16).jpg	Candidiasis	0.69	0.7919	Candidiasis	TP	1	0	93	40	0.69925	0.30795
can (26).jpg	Candidiasis	0.69	0.8654	Candidiasis	TP	1	0	94	40	0.70149	0.31126
can (28).jpg	Candidiasis	0.69	0.0369	Candidiasis	FP	0	1	94	41	0.6963	0.31126
can (29).jpg	Candidiasis	0.69	0.3335	Candidiasis	FP	0	1	94	42	0.69118	0.31126
can (31).jpg	Candidiasis	0.69	0.823	Candidiasis	TP	1	0	95	42	0.69343	0.31457
can (6).jpg	Candidiasis	0.68	0.8015	Candidiasis	TP	1	0	96	42	0.69565	0.31788
can (10).jpg	Candidiasis	0.68	0.0226	Candidiasis	FP	0	1	96	43	0.69065	0.31788
can (14).jpg	Candidiasis	0.68	0.7105	Candidiasis	TP	1	0	97	43	0.69286	0.32119
can (21).jpg	Candidiasis	0.68	0.913	Candidiasis	TP	1	0	98	43	0.69504	0.3245
can (24).jpg	Candidiasis	0.68	0.8051	Candidiasis	TP	1	0	99	43	0.69718	0.32781
can (38).jpg	Candidiasis	0.68	0.8785	Candidiasis	TP	1	0	100	43	0.6993	0.33113
can (39).jpg	Candidiasis	0.68	0.3383	Candidiasis	FP	0	1	100	44	0.69444	0.33113
can (39).jpg	Candidiasis	0.68	0.8637	Candidiasis	TP	1	0	101	44	0.69655	0.33444
cann (6).jpg	Candidiasis	0.68	0.8292	Candidiasis	TP	1	0	102	44	0.69863	0.33775
can (8).jpg	Candidiasis	0.67	0.5182	Candidiasis	TP	1	0	103	44	0.70068	0.34106

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข6 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	Confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (14).jpg	Candidiasis	0.67	0.5774	Candidiasis	TP	1	0	104	44	0.7027	0.34437
can (23).jpg	Candidiasis	0.67	0.7531	Candidiasis	TP	1	0	105	44	0.7047	0.34768
can (28).jpg	Candidiasis	0.67	0.5356	Candidiasis	TP	1	0	106	44	0.70667	0.35099
can (39).jpg	Candidiasis	0.67	0.7196	Candidiasis	TP	1	0	107	44	0.70861	0.3543
can (22).jpg	Candidiasis	0.66	0.9673	Candidiasis	TP	1	0	108	44	0.71053	0.35762
can (32).jpg	Candidiasis	0.66	0.8351	Candidiasis	TP	1	0	109	44	0.71242	0.36093
can (33).jpg	Candidiasis	0.66	0	non	FP	0	1	109	45	0.70779	0.36093
cann (3).jpg	Candidiasis	0.66	0.8597	Candidiasis	TP	1	0	110	45	0.70968	0.36424
can (1).jpg	Candidiasis	0.65	0.1925	Candidiasis	FP	0	1	110	46	0.70513	0.36424
can (8).jpg	Candidiasis	0.65	0.0577	Candidiasis	FP	0	1	110	47	0.70064	0.36424
can (10).jpg	Candidiasis	0.65	0.8535	Candidiasis	TP	1	0	111	47	0.70253	0.36755
can (12).jpg	Candidiasis	0.65	0.1475	Candidiasis	FP	0	1	111	48	0.69811	0.36755
can (14).jpg	Candidiasis	0.65	0.8192	Candidiasis	TP	1	0	112	48	0.7	0.37086
can (21).jpg	Candidiasis	0.65	0.8532	Candidiasis	TP	1	0	113	48	0.70186	0.37417
can (12).jpg	Candidiasis	0.64	0.35	Candidiasis	FP	0	1	113	49	0.69753	0.37417
can (16).jpg	Candidiasis	0.64	0.7813	Candidiasis	TP	1	0	114	49	0.69939	0.37748
can (28).jpg	Candidiasis	0.64	0.0437	Candidiasis	FP	0	1	114	50	0.69512	0.37748
can (30).jpg	Candidiasis	0.64	0.8352	Candidiasis	TP	1	0	115	50	0.69697	0.38079
can (30).jpg	Candidiasis	0.64	0	non	FP	0	1	115	51	0.69277	0.38079
can (39).jpg	Candidiasis	0.64	0	Candidiasis	FP	0	1	115	52	0.68862	0.38079
cann (3).jpg	Candidiasis	0.64	0.856	Candidiasis	TP	1	0	116	52	0.69048	0.38411
can (6).jpg	Candidiasis	0.63	0.1874	Candidiasis	FP	0	1	116	53	0.68639	0.38411
can (6).jpg	Leukoplakia	0.63	0.82	Candidiasis	TP	1	0	117	53	0.68824	0.38742
can (7).jpg	Candidiasis	0.63	0.07	Candidiasis	FP	0	1	117	54	0.68421	0.38742
can (30).jpg	Candidiasis	0.63	0.4555	Candidiasis	FP	0	1	117	55	0.68023	0.38742
can (35).jpg	Candidiasis	0.63	0.8345	Candidiasis	TP	1	0	118	55	0.68208	0.39073
can (38).jpg	Candidiasis	0.63	0.2815	Candidiasis	FP	0	1	118	56	0.67816	0.39073
can (40).jpg	Candidiasis	0.63	0.852	Candidiasis	TP	1	0	119	56	0.68	0.39404
cann (3).jpg	Candidiasis	0.63	0.9118	Candidiasis	TP	1	0	120	56	0.68182	0.39735
can (10).jpg	Candidiasis	0.62	0	Candidiasis	FP	0	1	120	57	0.67797	0.39735
can (13).jpg	Candidiasis	0.62	0.1562	Candidiasis	FP	0	1	120	58	0.67416	0.39735
can (23).jpg	Candidiasis	0.62	0.8146	Candidiasis	TP	1	0	121	58	0.67598	0.40066
can (23).jpg	Candidiasis	0.62	0.7659	Candidiasis	TP	1	0	122	58	0.67778	0.40397
can (28).jpg	Candidiasis	0.62	0.0441	Candidiasis	FP	0	1	122	59	0.67403	0.40397
can (39).jpg	Candidiasis	0.62	0.808	Candidiasis	TP	1	0	123	59	0.67582	0.40728
can (9).jpg	Candidiasis	0.61	0.2221	Candidiasis	FP	0	1	123	60	0.67213	0.40728
can (14).jpg	Candidiasis	0.61	0.0748	Candidiasis	FP	0	1	123	61	0.66848	0.40728
can (14).jpg	Candidiasis	0.61	0.2208	Candidiasis	FP	0	1	123	62	0.66486	0.40728
can (26).jpg	Candidiasis	0.61	0.512	Candidiasis	TP	1	0	124	62	0.66667	0.4106

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข6 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

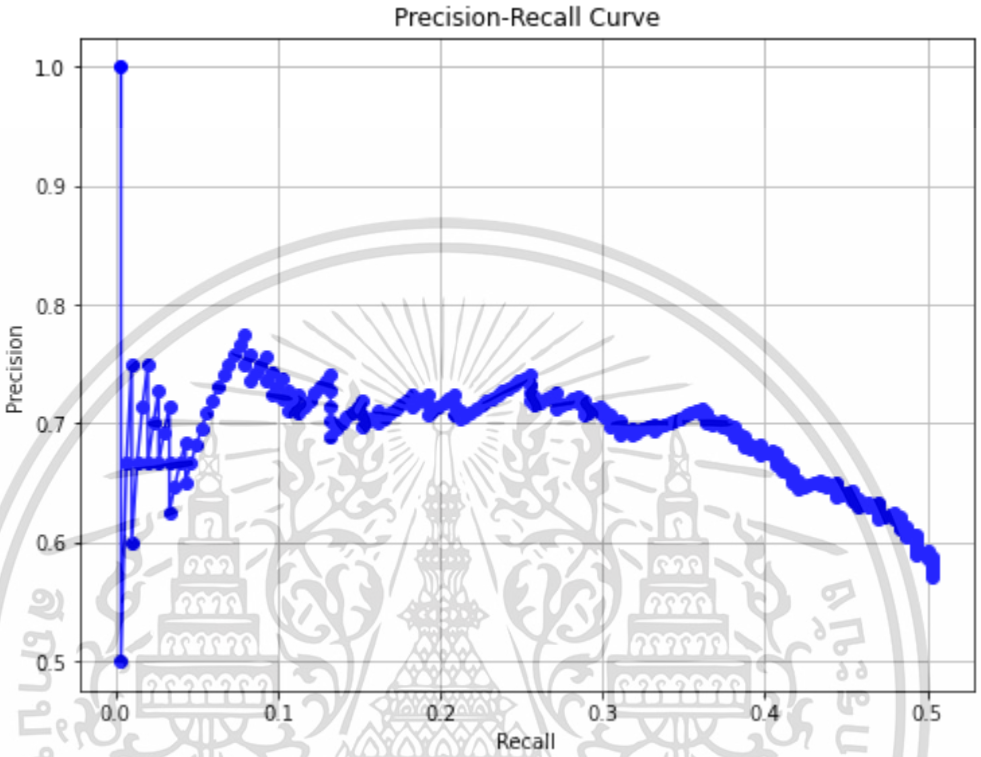
Images	Detection	Confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (31).jpg	Candidiasis	0.61	0.0411	Candidiasis	FP	0	1	124	63	0.6631	0.4106
can (33).jpg	Candidiasis	0.61	0	non	FP	0	1	124	64	0.65957	0.4106
can (33).jpg	Candidiasis	0.61	0.6905	Candidiasis	TP	1	0	125	64	0.66138	0.41391
can (34).jpg	Candidiasis	0.61	0.0735	Candidiasis	FP	0	1	125	65	0.65789	0.41391
cann (6).jpg	Candidiasis	0.61	0.819	Candidiasis	TP	1	0	126	65	0.65969	0.41722
can (11).jpg	Candidiasis	0.6	0	Candidiasis	FP	0	1	126	66	0.65625	0.41722
can (13).jpg	Candidiasis	0.6	0	Candidiasis	FP	0	1	126	67	0.65285	0.41722
can (20).jpg	Candidiasis	0.6	0.3674	Candidiasis	FP	0	1	126	68	0.64948	0.41722
can (26).jpg	Candidiasis	0.6	0.8723	Candidiasis	TP	1	0	127	68	0.65128	0.42053
can (32).jpg	Candidiasis	0.6	0.0614	Candidiasis	FP	0	1	127	69	0.64796	0.42053
can (5).jpg	Candidiasis	0.59	0.268	Candidiasis	FP	0	1	127	70	0.64467	0.42053
can (10).jpg	Candidiasis	0.59	0.513	Candidiasis	TP	1	0	128	70	0.64646	0.42384
can (15).jpg	Candidiasis	0.59	0.8072	Candidiasis	TP	1	0	129	70	0.64824	0.42715
can (36).jpg	Candidiasis	0.59	0.8424	Candidiasis	TP	1	0	130	70	0.65	0.43046
can (6).jpg	Candidiasis	0.58	0.7076	Candidiasis	TP	1	0	131	70	0.65174	0.43377
can (9).jpg	Candidiasis	0.58	0.066	Candidiasis	FP	0	1	131	71	0.64851	0.43377
can (13).jpg	Candidiasis	0.58	0.8261	Candidiasis	TP	1	0	132	71	0.65025	0.43709
can (15).jpg	Ulcer	0.58	0	Candidiasis	FP	0	1	132	72	0.64706	0.43709
can (30).jpg	Candidiasis	0.58	0.6806	Candidiasis	TP	1	0	133	72	0.64878	0.4404
can (31).jpg	Candidiasis	0.58	0.5364	Candidiasis	TP	1	0	134	72	0.65049	0.44371
can (39).jpg	Candidiasis	0.58	0	Candidiasis	FP	0	1	134	73	0.64734	0.44371
cann (1).jpg	Candidiasis	0.58	0.0921	Candidiasis	FP	0	1	134	74	0.64423	0.44371
can (10).jpg	Candidiasis	0.57	0.0313	Candidiasis	FP	0	1	134	75	0.64115	0.44371
can (12).jpg	Candidiasis	0.57	0.3073	Candidiasis	FP	0	1	134	76	0.6381	0.44371
can (14).jpg	Candidiasis	0.57	0.7816	Candidiasis	TP	1	0	135	76	0.63981	0.44702
can (16).jpg	Candidiasis	0.57	0.6453	Candidiasis	TP	1	0	136	76	0.64151	0.45033
can (22).jpg	Candidiasis	0.57	0.7224	Candidiasis	TP	1	0	137	76	0.64319	0.45364
can (27).jpg	Ulcer	0.57	0	non	FP	0	1	137	77	0.64019	0.45364
can (31).jpg	Candidiasis	0.57	0.1723	Candidiasis	FP	0	1	137	78	0.63721	0.45364
can (32).jpg	Candidiasis	0.57	0.2404	Candidiasis	FP	0	1	137	79	0.63426	0.45364
can (10).jpg	Candidiasis	0.56	0.8424	Candidiasis	TP	1	0	138	79	0.63594	0.45695
can (13).jpg	Candidiasis	0.56	0.068	Candidiasis	FP	0	1	138	80	0.63303	0.45695
can (13).jpg	Candidiasis	0.56	0.0038	Candidiasis	FP	0	1	138	81	0.63014	0.45695
can (20).jpg	Candidiasis	0.56	0.9105	Candidiasis	TP	1	0	139	81	0.63182	0.46026
can (22).jpg	Candidiasis	0.56	0.9068	Candidiasis	TP	1	0	140	81	0.63348	0.46358
can (28).jpg	Candidiasis	0.56	0.184	Candidiasis	FP	0	1	140	82	0.63063	0.46358
can (30).jpg	Candidiasis	0.56	0.8571	Candidiasis	TP	1	0	141	82	0.63229	0.46689
can (38).jpg	Candidiasis	0.56	0.5427	Candidiasis	TP	1	0	142	82	0.63393	0.4702
can (10).jpg	Candidiasis	0.55	0.01626	Candidiasis	FP	0	1	142	83	0.63111	0.4702

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข6 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	Confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (12).jpg	Candidiasis	0.55	0.1442	Candidiasis	FP	0	1	142	84	0.62832	0.4702
can (15).jpg	Candidiasis	0.55	0	Candidiasis	FP	0	1	142	85	0.62555	0.4702
can (15).jpg	Candidiasis	0.55	0.1869	Candidiasis	FP	0	1	142	86	0.62281	0.4702
can (24).jpg	Candidiasis	0.55	0.4693	Candidiasis	FP	0	1	142	87	0.62009	0.4702
can (24).jpg	Candidiasis	0.55	0.8599	Candidiasis	TP	1	0	143	87	0.62174	0.47351
can (27).jpg	Candidiasis	0.55	0.8155	Candidiasis	TP	1	0	144	87	0.62338	0.47682
can (30).jpg	Candidiasis	0.55	0.82	Candidiasis	TP	1	0	145	87	0.625	0.48013
can (34).jpg	Candidiasis	0.55	0	non	FP	0	1	145	88	0.62232	0.48013
can (1).jpg	Candidiasis	0.54	0.3555	Candidiasis	FP	0	1	145	89	0.61966	0.48013
can (10).jpg	Candidiasis	0.54	0.833	Candidiasis	TP	1	0	146	89	0.62128	0.48344
can (11).jpg	Candidiasis	0.54	0	Candidiasis	FP	0	1	146	90	0.61864	0.48344
can (12).jpg	Candidiasis	0.54	0.0559	Candidiasis	FP	0	1	146	91	0.61603	0.48344
can (12).jpg	Candidiasis	0.54	0.0083	Candidiasis	FP	0	1	146	92	0.61345	0.48344
can (16).jpg	Candidiasis	0.54	0.0909	Candidiasis	FP	0	1	146	93	0.61088	0.48344
can (19).jpg	Candidiasis	0.54	0.8808	Candidiasis	TP	1	0	147	93	0.6125	0.48675
can (24).jpg	Candidiasis	0.54	0.1946	Candidiasis	FP	0	1	147	94	0.60996	0.48675
can (24).jpg	Candidiasis	0.54	0.2739	Candidiasis	FP	0	1	147	95	0.60744	0.48675
can (29).jpg	Candidiasis	0.54	0.3871	Candidiasis	FP	0	1	147	96	0.60494	0.48675
can (34).jpg	Candidiasis	0.54	0.7546	Candidiasis	TP	1	0	148	96	0.60656	0.49007
can (5).jpg	Candidiasis	0.53	0.062	Candidiasis	FP	0	1	148	97	0.60408	0.49007
can (10).jpg	Candidiasis	0.53	0.6708	Candidiasis	TP	1	0	149	97	0.60569	0.49338
can (36).jpg	Candidiasis	0.53	0	Candidiasis	FP	0	1	149	98	0.60324	0.49338
can (38).jpg	Candidiasis	0.53	0.1006	Candidiasis	FP	0	1	149	99	0.60081	0.49338
can (13).jpg	Candidiasis	0.52	0	Candidiasis	FP	0	1	149	100	0.59839	0.49338
can (14).jpg	Candidiasis	0.52	0	Candidiasis	FP	0	1	149	101	0.596	0.49338
can (15).jpg	Candidiasis	0.52	0	Candidiasis	FP	0	1	149	102	0.59363	0.49338
can (21).jpg	Candidiasis	0.52	0	Candidiasis	FP	0	1	149	103	0.59127	0.49338
can (28).jpg	Candidiasis	0.52	0.0278	Candidiasis	FP	0	1	149	104	0.58893	0.49338
can (32).jpg	Candidiasis	0.52	0.8633	Candidiasis	TP	1	0	150	104	0.59055	0.49669
can (34).jpg	Candidiasis	0.52	0.8771	Candidiasis	TP	1	0	151	104	0.59216	0.5
can (10).jpg	Candidiasis	0.51	0.0558	Candidiasis	FP	0	1	151	105	0.58984	0.5
can (12).jpg	Candidiasis	0.51	0.0415	Candidiasis	FP	0	1	151	106	0.58755	0.5
can (15).jpg	Candidiasis	0.51	0	Candidiasis	FP	0	1	151	107	0.58527	0.5
can (29).jpg	Candidiasis	0.51	0.7262	Candidiasis	TP	1	0	152	107	0.58687	0.50331
can (30).jpg	Candidiasis	0.51	0	non	FP	0	1	152	108	0.58462	0.50331
can (10).jpg	Candidiasis	0.5	0.039	Candidiasis	FP	0	1	152	109	0.58238	0.50331
can (10).jpg	Candidiasis	0.5	0.0476	Candidiasis	FP	0	1	152	110	0.58015	0.50331
can (15).jpg	Candidiasis	0.5	0.4623	Candidiasis	FP	0	1	152	111	0.57795	0.50331
can (39).jpg	Candidiasis	0.5	0.121	Candidiasis	FP	0	1	152	112	0.57576	0.50331

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข6 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข6 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Candidiasis มีค่าเท่ากับ 0.662

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข7 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.96	0.9266	Leukoplakia	TP	1	0	1	0	1	0.01
leu (19).jpg	Leukoplakia	0.95	0.904	Leukoplakia	TP	1	0	2	0	1	0.02
leu (21).jpg	Leukoplakia	0.93	0.8387	Leukoplakia	TP	1	0	3	0	1	0.03
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.92	0.892	Leukoplakia	TP	1	0	4	0	1	0.04
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.92	0.9092	Leukoplakia	TP	1	0	5	0	1	0.05
leu (35).jpg	Leukoplakia	0.92	0.431	Leukoplakia	FP	0	1	5	1	0.83333	0.05
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.92	0.894	Leukoplakia	TP	1	0	6	1	0.85714	0.059
leu (7).jpg	Leukoplakia	0.91	0.5578	Leukoplakia	TP	1	0	7	1	0.875	0.069
leu (20).jpg	Leukoplakia	0.91	0.9103	Leukoplakia	TP	1	0	8	1	0.88889	0.079
leu (40).jpg	Leukoplakia	0.91	0.5751	Leukoplakia	TP	1	0	9	1	0.9	0.089
leuu (1).jpg	Leukoplakia	0.91	0.9212	Leukoplakia	TP	1	0	10	1	0.90909	0.099
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.9	0.5594	Leukoplakia	TP	1	0	11	1	0.91667	0.109
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.9	0.7324	Leukoplakia	TP	1	0	12	1	0.92308	0.119
leuu (3).jpg	Leukoplakia	0.9	0.8579	Leukoplakia	TP	1	0	13	1	0.92857	0.129
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.89	0.8925	Leukoplakia	TP	1	0	14	1	0.93333	0.139
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.89	0.9212	Leukoplakia	TP	1	0	15	1	0.9375	0.149
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.89	0.9207	Leukoplakia	TP	1	0	16	1	0.94118	0.158
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.89	0.8514	Leukoplakia	TP	1	0	17	1	0.94444	0.168
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.88	0.8561	Leukoplakia	TP	1	0	18	1	0.94737	0.178
leu (12).jpg	Leukoplakia	0.88	0.7576	Leukoplakia	TP	1	0	19	1	0.95	0.188
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.88	0.8541	Leukoplakia	TP	1	0	20	1	0.95238	0.198
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.88	0.8061	Leukoplakia	TP	1	0	21	1	0.95455	0.208
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.88	0.914	Leukoplakia	TP	1	0	22	1	0.95652	0.218
leu (38).jpg	Leukoplakia	0.88	0.9309	Leukoplakia	TP	1	0	23	1	0.95833	0.228
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.87	0.8279	Leukoplakia	TP	1	0	24	1	0.96	0.238
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.87	0.8517	Leukoplakia	TP	1	0	25	1	0.96154	0.248
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.86	0.9712	Leukoplakia	TP	1	0	26	1	0.96296	0.257
leu (18).jpg	Other white	0.86	0	Leukoplakia	FP	0	1	26	2	0.92857	0.257
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.86	0.8169	Leukoplakia	TP	1	0	27	2	0.93103	0.267
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.85	0.3774	Leukoplakia	FP	0	1	27	3	0.9	0.267
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.85	0.6203	Leukoplakia	TP	1	0	28	3	0.90323	0.277
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.85	0.2197	Leukoplakia	FP	0	1	28	4	0.875	0.277
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.85	0.8096	Leukoplakia	TP	1	0	29	4	0.87879	0.287
leu (1).jpg	Leukoplakia	0.84	0.7584	Leukoplakia	TP	1	0	30	4	0.88235	0.297
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.84	0.6336	Leukoplakia	TP	1	0	31	4	0.88571	0.307
leu (27).jpg	Leukoplakia	0.84	0.8526	Leukoplakia	TP	1	0	32	4	0.88889	0.317
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.84	0.1226	Leukoplakia	FP	0	1	32	5	0.86486	0.317

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

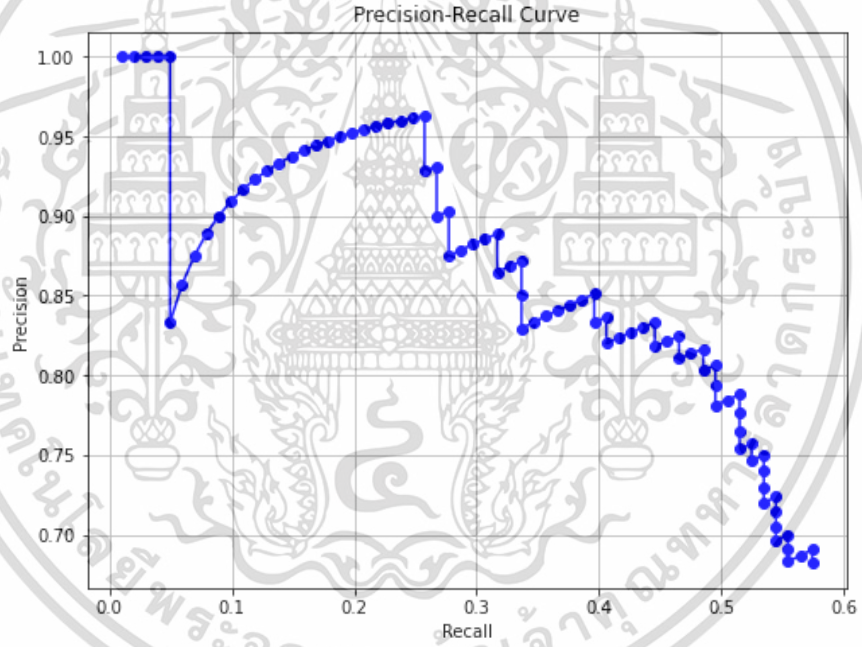
ตารางที่ ข7 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.83	0.8842	Leukoplakia	TP	1	0	33	5	0.86842	0.327
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.83	0.6995	Leukoplakia	TP	1	0	34	5	0.87179	0.337
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.83	0.4644	Leukoplakia	FP	0	1	34	6	0.85	0.337
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.83	0	Leukoplakia	FP	0	1	34	7	0.82927	0.337
leu (1).jpg	Leukoplakia	0.82	0.674	Leukoplakia	TP	1	0	35	7	0.83333	0.347
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.82	0.5806	Leukoplakia	TP	1	0	36	7	0.83721	0.356
leu (39).jpg	Leukoplakia	0.82	0.6157	Leukoplakia	TP	1	0	37	7	0.84091	0.366
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.81	0.6355	Leukoplakia	TP	1	0	38	7	0.84444	0.376
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.8	0.622	Leukoplakia	TP	1	0	39	7	0.84783	0.386
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.8	0.8631	Leukoplakia	TP	1	0	40	7	0.85106	0.396
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.8	0.317	Leukoplakia	FP	0	1	40	8	0.83333	0.396
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.79	0.7637	Leukoplakia	TP	1	0	41	8	0.83673	0.406
leu (6).jpg	Other white	0.78	0	non	FP	0	1	41	9	0.82	0.406
leu (28).jpg	Leukoplakia	0.78	0.8002	Leukoplakia	TP	1	0	42	9	0.82353	0.416
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.77	0.8468	Leukoplakia	TP	1	0	43	9	0.82692	0.426
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.77	0.8195	Leukoplakia	TP	1	0	44	9	0.83019	0.436
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.77	0.7943	Leukoplakia	TP	1	0	45	9	0.83333	0.446
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.77	0.3786	Leukoplakia	FP	0	1	45	10	0.81818	0.446
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.76	0.7794	Leukoplakia	TP	1	0	46	10	0.82143	0.455
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.76	0.5597	Leukoplakia	TP	1	0	47	10	0.82456	0.465
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.73	0	non	FP	0	1	47	11	0.81034	0.465
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.72	0.797	Leukoplakia	TP	1	0	48	11	0.81356	0.475
leu (10).jpg	Leukoplakia	0.72	0.7514	Leukoplakia	TP	1	0	49	11	0.81667	0.485
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.72	0	non	FP	0	1	49	12	0.80328	0.485
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.72	0.8452	Leukoplakia	TP	1	0	50	12	0.80645	0.495
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.67	0.3455	Leukoplakia	FP	0	1	50	13	0.79365	0.495
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.67	0.062	Leukoplakia	FP	0	1	50	14	0.78125	0.495
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.67	0.624	Leukoplakia	TP	1	0	51	14	0.78462	0.505
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.66	0.553	Leukoplakia	TP	1	0	52	14	0.78788	0.515
leu (25).jpg	Other white	0.66	0	Leukoplakia	FP	0	1	52	15	0.77612	0.515
leu (26).jpg	Leukoplakia	0.66	0.23	Leukoplakia	FP	0	1	52	16	0.76471	0.515
leu (31).jpg	Leukoplakia	0.66	0.4307	Leukoplakia	FP	0	1	52	17	0.75362	0.515
leu (13).jpg	Leukoplakia	0.65	0.8436	Leukoplakia	TP	1	0	53	17	0.75714	0.525
leu (26).jpg	Candidiasis	0.64	0	Leukoplakia	FP	0	1	53	18	0.74648	0.525
leu (29).jpg	Leukoplakia	0.64	0.728	Leukoplakia	TP	1	0	54	18	0.75	0.535
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.63	0.2641	Leukoplakia	FP	0	1	54	19	0.73973	0.535
leu (20).jpg	Lichen planus	0.62	0	non	FP	0	1	54	20	0.72973	0.535
leu (36).jpg	Leukoplakia	0.61	0.3432	Leukoplakia	FP	0	1	54	21	0.72	0.535

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข7 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (7).jpg	Leukoplakia	0.6	0.6089	Leukoplakia	TP	1	0	55	21	0.72368	0.545
leu (30).jpg	Leukoplakia	0.6	0.0754	Leukoplakia	FP	0	1	55	22	0.71429	0.545
leu (35).jpg	Lichen planus	0.6	0	Leukoplakia	FP	0	1	55	23	0.70513	0.545
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.59	0	non	FP	0	1	55	24	0.6962	0.545
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.59	0.7325	Leukoplakia	TP	1	0	56	24	0.7	0.554
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.58	0.3019	Leukoplakia	FP	0	1	56	25	0.69136	0.554
leu (18).jpg	Leukoplakia	0.53	0.4374	Leukoplakia	FP	0	1	56	26	0.68293	0.554
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.52	0.8327	Leukoplakia	TP	1	0	57	26	0.68675	0.564
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.52	0.7129	Leukoplakia	TP	1	0	58	26	0.69048	0.574



รูปที่ ข7 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข7 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Leukoplakia มีค่าเท่ากับ 0.798

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข8 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (6).jpg	Lichen planus	0.92	0.1895	Lichen planus	FP	0	1	0	1	0	0
li (6).jpg	Lichen planus	0.92	0.7336	Lichen planus	TP	1	0	1	1	0.5	0.01
li (14).jpg	Lichen planus	0.91	0.2417	Lichen planus	FP	0	1	1	2	0.33333	0.01
li (22).jpg	Lichen planus	0.91	0.711	Lichen planus	TP	1	0	2	2	0.5	0.019
li (36).jpg	Lichen planus	0.87	0.94	Lichen planus	TP	1	0	3	2	0.6	0.029
li (14).jpg	Lichen planus	0.86	0.3294	Lichen planus	FP	0	1	3	3	0.5	0.029
li (2).jpg	Lichen planus	0.85	0.7779	Lichen planus	TP	1	0	4	3	0.57143	0.038
li (5).jpg	Lichen planus	0.85	0.264	Lichen planus	FP	0	1	4	4	0.5	0.038
li (6).jpg	Lichen planus	0.85	0.3324	Lichen planus	FP	0	1	4	5	0.44444	0.038
li (7).jpg	Lichen planus	0.85	0.3973	Lichen planus	FP	0	1	4	6	0.4	0.038
li (16).jpg	Lichen planus	0.85	0.3453	Lichen planus	FP	0	1	4	7	0.36364	0.038
li (17).jpg	Lichen planus	0.85	0.8097	Lichen planus	TP	1	0	5	7	0.41667	0.048
li (30).jpg	Lichen planus	0.85	0.87	Lichen planus	TP	1	0	6	7	0.46154	0.057
lii (7).jpg	Lichen planus	0.85	0.7566	Lichen planus	TP	1	0	7	7	0.5	0.067
li (11).jpg	Lichen planus	0.84	0.475	Lichen planus	FP	0	1	7	8	0.46667	0.067
li (15).jpg	Lichen planus	0.84	0.9039	Lichen planus	TP	1	0	8	8	0.5	0.076
li (16).jpg	Lichen planus	0.84	0.6337	Lichen planus	TP	1	0	9	8	0.52941	0.086
li (30).jpg	Lichen planus	0.84	0.944	Lichen planus	TP	1	0	10	8	0.55556	0.095
li (35).jpg	Lichen planus	0.84	0.522	Lichen planus	TP	1	0	11	8	0.57895	0.105
li (40).jpg	Lichen planus	0.84	0.857	Lichen planus	TP	1	0	12	8	0.6	0.114
lii (8).jpg	Lichen planus	0.83	0.676	Lichen planus	TP	1	0	13	8	0.61905	0.124
lii (9).jpg	Lichen planus	0.83	0.696	Lichen planus	TP	1	0	14	8	0.63636	0.133
lii (10).jpg	Lichen planus	0.83	0.805	Lichen planus	TP	1	0	15	8	0.65217	0.143
li (5).jpg	Lichen planus	0.82	0.3845	Lichen planus	FP	0	1	15	9	0.625	0.143
li (6).jpg	Lichen planus	0.82	0.2085	Lichen planus	FP	0	1	15	10	0.6	0.143
li (7).jpg	Lichen planus	0.82	0.5966	Lichen planus	TP	1	0	16	10	0.61538	0.152
li (17).jpg	Lichen planus	0.82	0.676	Lichen planus	TP	1	0	17	10	0.62963	0.162
li (35).jpg	Lichen planus	0.82	0.6991	Lichen planus	TP	1	0	18	10	0.64286	0.171
li (40).jpg	Lichen planus	0.82	0.8775	Lichen planus	TP	1	0	19	10	0.65517	0.181
li (1).jpg	Lichen planus	0.81	0.266	Lichen planus	FP	0	1	19	11	0.63333	0.181
li (7).jpg	Lichen planus	0.81	0.577	Lichen planus	TP	1	0	20	11	0.64516	0.19
li (8).jpg	Lichen planus	0.81	0.88	Lichen planus	TP	1	0	21	11	0.65625	0.2
li (28).jpg	Lichen planus	0.81	0.1823	Lichen planus	FP	0	1	21	12	0.63636	0.2
li (5).jpg	Lichen planus	0.8	0.31	Lichen planus	FP	0	1	21	13	0.61765	0.2
li (7).jpg	Lichen planus	0.8	0.7943	Lichen planus	TP	1	0	22	13	0.62857	0.21
li (2).jpg	Lichen planus	0.79	0.8051	Lichen planus	TP	1	0	23	13	0.63889	0.219
li (2).jpg	Lichen planus	0.78	0	non	FP	0	1	23	14	0.62162	0.219

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข8 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

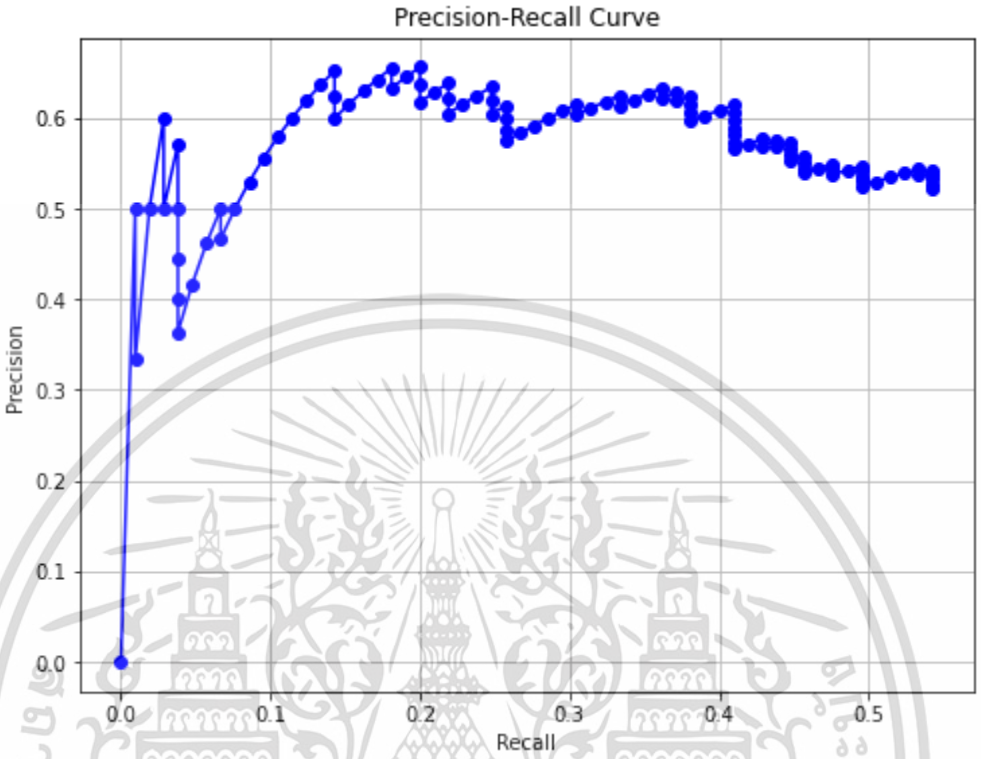
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (8).jpg	Lichen planus	0.78	0.2333	Lichen planus	FP	0	1	23	15	0.60526	0.219
li (9).jpg	Lichen planus	0.77	0.7358	Lichen planus	TP	1	0	24	15	0.61538	0.229
li (34).jpg	Lichen planus	0.77	0.6165	Lichen planus	TP	1	0	25	15	0.625	0.238
li (14).jpg	Lichen planus	0.76	0.8325	Lichen planus	TP	1	0	26	15	0.63415	0.248
li (20).jpg	Lichen planus	0.75	0.424	Lichen planus	FP	0	1	26	16	0.61905	0.248
li (32).jpg	Lichen planus	0.75	0.4666	Lichen planus	FP	0	1	26	17	0.60465	0.248
li (40).jpg	Lichen planus	0.75	0.67	Lichen planus	TP	1	0	27	17	0.61364	0.257
lii (10).jpg	Lichen planus	0.75	0.24	Lichen planus	FP	0	1	27	18	0.6	0.257
li (1).jpg	Lichen planus	0.74	0.4752	Lichen planus	FP	0	1	27	19	0.58696	0.257
li (28).jpg	Ulcer	0.74	0	non	FP	0	1	27	20	0.57447	0.257
lii (7).jpg	Lichen planus	0.74	0.885	Lichen planus	TP	1	0	28	20	0.58333	0.267
li (11).jpg	Lichen planus	0.72	0.73	Lichen planus	TP	1	0	29	20	0.59184	0.276
li (16).jpg	Lichen planus	0.72	0.7579	Lichen planus	TP	1	0	30	20	0.6	0.286
li (19).jpg	Lichen planus	0.72	0.5691	Lichen planus	TP	1	0	31	20	0.60784	0.295
li (19).jpg	Lichen planus	0.71	0.68	Lichen planus	TP	1	0	32	20	0.61538	0.305
lii (5).jpg	Lichen planus	0.71	0.2215	Lichen planus	FP	0	1	32	21	0.60377	0.305
li (14).jpg	Lichen planus	0.69	0.548	Lichen planus	TP	1	0	33	21	0.61111	0.314
li (19).jpg	Lichen planus	0.69	0.64	Lichen planus	TP	1	0	34	21	0.61818	0.324
li (35).jpg	Lichen planus	0.69	0.604	Lichen planus	TP	1	0	35	21	0.625	0.333
li (1).jpg	Lichen planus	0.68	0.368	Lichen planus	FP	0	1	35	22	0.61404	0.333
li (2).jpg	Lichen planus	0.67	0.6095	Lichen planus	TP	1	0	36	22	0.62069	0.343
li (4).jpg	Lichen planus	0.67	0.7824	Lichen planus	TP	1	0	37	22	0.62712	0.352
li (28).jpg	Lichen planus	0.67	0.8986	Lichen planus	TP	1	0	38	22	0.63333	0.362
li (8).jpg	Lichen planus	0.66	0.402	Lichen planus	FP	0	1	38	23	0.62295	0.362
li (17).jpg	Lichen planus	0.66	0.5338	Lichen planus	TP	1	0	39	23	0.62903	0.371
li (17).jpg	Lichen planus	0.66	0.3523	Lichen planus	FP	0	1	39	24	0.61905	0.371
li (39).jpg	Lichen planus	0.66	0.7734	Lichen planus	TP	1	0	40	24	0.625	0.381
li (14).jpg	Lichen planus	0.65	0	non	FP	0	1	40	25	0.61538	0.381
li (20).jpg	Lichen planus	0.65	0.422	Lichen planus	FP	0	1	40	26	0.60606	0.381
li (9).jpg	Lichen planus	0.64	0	non	FP	0	1	40	27	0.59701	0.381
li (9).jpg	Lichen planus	0.64	0.8133	Lichen planus	TP	1	0	41	27	0.60294	0.39
lii (4).jpg	Lichen planus	0.64	0.6515	Lichen planus	TP	1	0	42	27	0.6087	0.4
lii (10).jpg	Lichen planus	0.64	0.527	Lichen planus	TP	1	0	43	27	0.61429	0.41
li (18).jpg	Lichen planus	0.63	0.484	Lichen planus	FP	0	1	43	28	0.60563	0.41
li (28).jpg	Lichen planus	0.62	0.207	Lichen planus	FP	0	1	43	29	0.59722	0.41
li (33).jpg	Lichen planus	0.62	0.284	Lichen planus	FP	0	1	43	30	0.58904	0.41
lii (5).jpg	Lichen planus	0.62	0.484	Lichen planus	FP	0	1	43	31	0.58108	0.41
li (8).jpg	Lichen planus	0.61	0.2119	Lichen planus	FP	0	1	43	32	0.57333	0.41
li (18).jpg	Lichen planus	0.61	0.0647	Lichen planus	FP	0	1	43	33	0.56579	0.41

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข8 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (21).jpg	Lichen planus	0.61	0.832	Lichen planus	TP	1	0	44	33	0.57143	0.419
li (35).jpg	Lichen planus	0.61	0.916	Lichen planus	TP	1	0	45	33	0.57692	0.429
li (1).jpg	Lichen planus	0.6	0.125	Lichen planus	FP	0	1	45	34	0.56962	0.429
li (14).jpg	Lichen planus	0.6	0.6665	Lichen planus	TP	1	0	46	34	0.575	0.438
li (23).jpg	Lichen planus	0.6	0.1516	Lichen planus	FP	0	1	46	35	0.5679	0.438
lii (2).jpg	Lichen planus	0.6	0.8911	Lichen planus	TP	1	0	47	35	0.57317	0.448
li (28).jpg	Lichen planus	0.59	0.2565	Lichen planus	FP	0	1	47	36	0.56627	0.448
li (34).jpg	Lichen planus	0.59	0.2933	Lichen planus	FP	0	1	47	37	0.55952	0.448
li (8).jpg	Candidiasis	0.58	0	non	FP	0	1	47	38	0.55294	0.448
li (11).jpg	Lichen planus	0.58	0.762	Lichen planus	TP	1	0	48	38	0.55814	0.457
li (32).jpg	Lichen planus	0.58	0.1656	Lichen planus	FP	0	1	48	39	0.55172	0.457
li (40).jpg	Lichen planus	0.58	0	non	FP	0	1	48	40	0.54545	0.457
li (33).jpg	Lichen planus	0.57	0.175	Lichen planus	FP	0	1	48	41	0.53933	0.457
li (8).jpg	Lichen planus	0.56	0.7623	Lichen planus	TP	1	0	49	41	0.54444	0.467
li (38).jpg	Lichen planus	0.56	0.561	Lichen planus	TP	1	0	50	41	0.54945	0.476
li (7).jpg	Lichen planus	0.55	0.01	Lichen planus	FP	0	1	50	42	0.54348	0.476
li (32).jpg	Lichen planus	0.55	0	non	FP	0	1	50	43	0.53763	0.476
lii (1).jpg	Lichen planus	0.54	0.734	Lichen planus	TP	1	0	51	43	0.54255	0.486
lii (4).jpg	Lichen planus	0.54	0.764	Lichen planus	TP	1	0	52	43	0.54737	0.495
li (1).jpg	Lichen planus	0.53	0	non	FP	0	1	52	44	0.54167	0.495
lii (2).jpg	Lichen planus	0.53	0	non	FP	0	1	52	45	0.53608	0.495
lii (5).jpg	Candidiasis	0.53	0.448	Lichen planus	FP	0	1	52	46	0.53061	0.495
lii (6).jpg	Lichen planus	0.53	0.3969	Lichen planus	FP	0	1	52	47	0.52525	0.495
lii (10).jpg	Lichen planus	0.53	0.84	Lichen planus	TP	1	0	53	47	0.53	0.505
li (29).jpg	Lichen planus	0.52	0.705	Lichen planus	TP	1	0	54	47	0.53465	0.514
lii (2).jpg	Lichen planus	0.52	0.588	Lichen planus	TP	1	0	55	47	0.53922	0.524
lii (3).jpg	Lichen planus	0.52	0.632	Lichen planus	TP	1	0	56	47	0.54369	0.533
li (18).jpg	Lichen planus	0.51	0.378	Lichen planus	FP	0	1	56	48	0.53846	0.533
li (30).jpg	Lichen planus	0.51	0.72	Lichen planus	TP	1	0	57	48	0.54286	0.543
li (32).jpg	Lichen planus	0.51	0.3777	Lichen planus	FP	0	1	57	49	0.53774	0.543
li (33).jpg	Lichen planus	0.51	0.463	Lichen planus	FP	0	1	57	50	0.53271	0.543
li (34).jpg	Lichen planus	0.51	0.35	Lichen planus	FP	0	1	57	51	0.52778	0.543
lii (5).jpg	Other white	0.51	0	Lichen planus	FP	0	1	57	52	0.52294	0.543

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข8 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข8 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Lichen planus มีค่าเท่ากับ 0.504

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

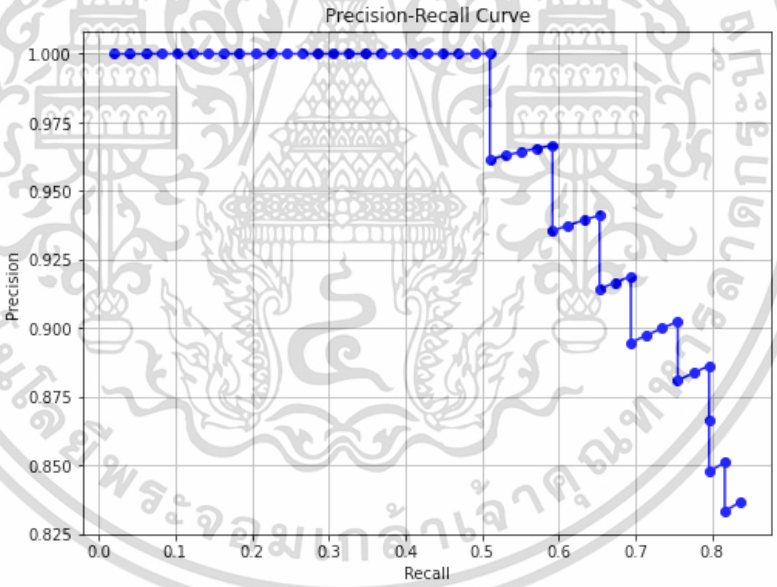
ตารางที่ ข9 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ot (3).jpg	Other white	0.96	0.867	Other white	TP	1	0	1	0	1	0.02
ot (26).jpg	Other white	0.95	0.8766	Other white	TP	1	0	2	0	1	0.041
ot (9).jpg	Other white	0.94	0.98	Other white	TP	1	0	3	0	1	0.061
ot (10).jpg	Other white	0.94	0.96	Other white	TP	1	0	4	0	1	0.082
ot (30).jpg	Other white	0.94	0.75	Other white	TP	1	0	5	0	1	0.102
ott (5).jpg	Other white	0.94	0.8789	Other white	TP	1	0	6	0	1	0.122
ot (35).jpg	Other white	0.937	0.91	Other white	TP	1	0	7	0	1	0.143
ott (4).jpg	Other white	0.933	0.5978	Other white	TP	1	0	8	0	1	0.163
ot (4).jpg	Other white	0.93	0.905	Other white	TP	1	0	9	0	1	0.184
ott (2).jpg	Other white	0.924	0.851	Other white	TP	1	0	10	0	1	0.204
ot (29).jpg	Other white	0.92	0.8	Other white	TP	1	0	11	0	1	0.224
ot (25).jpg	Other white	0.91	0.918	Other white	TP	1	0	12	0	1	0.245
ot (27).jpg	Other white	0.91	0.917	Other white	TP	1	0	13	0	1	0.265
ot (28).jpg	Other white	0.91	0.9544	Other white	TP	1	0	14	0	1	0.286
ot (33).jpg	Other white	0.91	0.904	Other white	TP	1	0	15	0	1	0.306
ot (39).jpg	Other white	0.91	0.855	Other white	TP	1	0	16	0	1	0.327
ot (40).jpg	Other white	0.91	0.833	Other white	TP	1	0	17	0	1	0.347
ott (3).jpg	Other white	0.91	0.907	Other white	TP	1	0	18	0	1	0.367
ot (2).jpg	Other white	0.9	0.774	Other white	TP	1	0	19	0	1	0.388
ot (36).jpg	Other white	0.9	0.8627	Other white	TP	1	0	20	0	1	0.408
ot (31).jpg	Other white	0.89	0.909	Other white	TP	1	0	21	0	1	0.429
ot (32).jpg	Other white	0.89	0.94	Other white	TP	1	0	22	0	1	0.449
ot (34).jpg	Other white	0.89	0.915	Other white	TP	1	0	23	0	1	0.469
ot (12).jpg	Other white	0.87	0.66	Other white	TP	1	0	24	0	1	0.49
ot (11).jpg	Other white	0.86	0.866	Other white	TP	1	0	25	0	1	0.51
ot (16).jpg	Other white	0.83	0.43	Other white	FP	0	1	25	1	0.96154	0.51
ot (5).jpg	Other white	0.81	0.7981	Other white	TP	1	0	26	1	0.96296	0.531
ot (13).jpg	Other white	0.778	0.915	Other white	TP	1	0	27	1	0.96429	0.551
ott (6).jpg	Other white	0.77	0.837	Other white	TP	1	0	28	1	0.96552	0.571
ott (7).jpg	Other white	0.77	0.614	Other white	TP	1	0	29	1	0.96667	0.592
ott (1).jpg	Ulcer	0.75	0	Other white	FP	0	1	29	2	0.93548	0.592
ot (21).jpg	Other white	0.74	0.6679	Other white	TP	1	0	30	2	0.9375	0.612
ot (38).jpg	Other white	0.74	0.7435	Other white	TP	1	0	31	2	0.93939	0.633
ot (5).jpg	Other white	0.73	0.54	Other white	TP	1	0	32	2	0.94118	0.653
ot (12).jpg	Other white	0.73	0.05	Other white	FP	0	1	32	3	0.91429	0.653
ot (1).jpg	Leukoplakia	0.72	0.92	Other white	TP	1	0	33	3	0.91667	0.673
ot (15).jpg	Other white	0.7	0.82	Other white	TP	1	0	34	3	0.91892	0.694

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข9 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ott (3).jpg	Other white	0.7	0	non	FP	0	1	34	4	0.89474	0.694
ot (1).jpg	Other white	0.68	0.912	Other white	TP	1	0	35	4	0.89744	0.714
ott (1).jpg	Leukoplakia	0.67	0.8	Other white	TP	1	0	36	4	0.9	0.735
ott (8).jpg	Other white	0.665	0.655	Other white	TP	1	0	37	4	0.90244	0.755
ot (30).jpg	Lichen planus	0.66	0	Other white	FP	0	1	37	5	0.88095	0.755
ot (8).jpg	Leukoplakia	0.65	0.768	Other white	TP	1	0	38	5	0.88372	0.776
ot (37).jpg	Other white	0.6	0.8917	Other white	TP	1	0	39	5	0.88636	0.796
ot (22).jpg	Other white	0.56	0.2425	Other white	FP	0	1	39	6	0.86667	0.796
ot (23).jpg	Other white	0.55	0.05	Other white	FP	0	1	39	7	0.84783	0.796
ot (22).jpg	Other white	0.53	0.627	Other white	TP	1	0	40	7	0.85106	0.816
ott (1).jpg	Ulcer	0.53	0	Other white	FP	0	1	40	8	0.83333	0.816
ot (13).jpg	Other white	0.51	0.6036	Other white	TP	1	0	41	8	0.83673	0.837



รูปที่ ข9 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข9 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Other white มีค่าเท่ากับ 0.941

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข10 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5

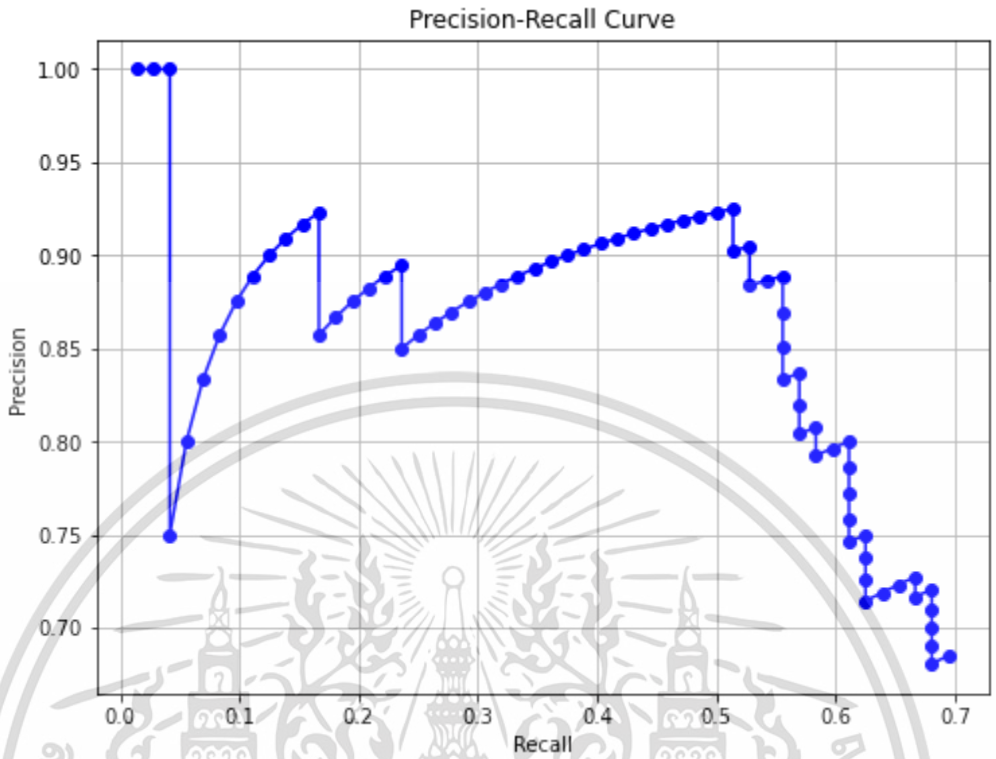
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ull (1).jpg	Ulcer	0.99	0.753	Ulcer	TP	1	0	1	0	1	0.014
ull (1).jpg	Ulcer	0.96	0.81	Ulcer	TP	1	0	2	0	1	0.028
ul (27).jpg	Ulcer	0.94	0.87	Ulcer	TP	1	0	3	0	1	0.042
ul (33).jpg	Ulcer	0.94	0	non	FP	0	1	3	1	0.75	0.042
ul (39).jpg	Ulcer	0.94	0.917	Ulcer	TP	1	0	4	1	0.8	0.056
ul (20).jpg	Ulcer	0.93	0.86	Ulcer	TP	1	0	5	1	0.83333	0.069
ul (26).jpg	Ulcer	0.93	0.92	Ulcer	TP	1	0	6	1	0.85714	0.083
ul (34).jpg	Ulcer	0.93	0.93	Ulcer	TP	1	0	7	1	0.875	0.097
ul (38).jpg	Ulcer	0.93	0.915	Ulcer	TP	1	0	8	1	0.88889	0.111
ull (2).jpg	Ulcer	0.93	0.794	Ulcer	TP	1	0	9	1	0.9	0.125
ul (1).jpg	Ulcer	0.92	0.8586	Ulcer	TP	1	0	10	1	0.90909	0.139
ul (2).jpg	Ulcer	0.92	0.914	Ulcer	TP	1	0	11	1	0.91667	0.153
ul (8).jpg	Ulcer	0.91	0.753	Ulcer	TP	1	0	12	1	0.92308	0.167
ul (18).jpg	Ulcer	0.91	0.345	Ulcer	FP	0	1	12	2	0.85714	0.167
ul (20).jpg	Ulcer	0.91	0.78	Ulcer	TP	1	0	13	2	0.86667	0.181
ul (29).jpg	Ulcer	0.91	0.91	Ulcer	TP	1	0	14	2	0.875	0.194
ull (3).jpg	Ulcer	0.91	0.9165	Ulcer	TP	1	0	15	2	0.88235	0.208
ull (5).jpg	Ulcer	0.91	0.8278	Ulcer	TP	1	0	16	2	0.88889	0.222
ul (7).jpg	Ulcer	0.9	0.76	Ulcer	TP	1	0	17	2	0.89474	0.236
ul (17).jpg	Ulcer	0.9	0.3529	Ulcer	FP	0	1	17	3	0.85	0.236
ul (35).jpg	Ulcer	0.9	0.89	Ulcer	TP	1	0	18	3	0.85714	0.25
ul (39).jpg	Ulcer	0.9	0.794	Ulcer	TP	1	0	19	3	0.86364	0.264
ul (20).jpg	Ulcer	0.89	0.85	Ulcer	TP	1	0	20	3	0.86957	0.278
ul (22).jpg	Ulcer	0.89	0.65	Ulcer	TP	1	0	21	3	0.875	0.292
ul (38).jpg	Ulcer	0.89	0.827	Ulcer	TP	1	0	22	3	0.88	0.306
ul (6).jpg	Ulcer	0.87	0.903	Ulcer	TP	1	0	23	3	0.88462	0.319
ul (10).jpg	Ulcer	0.87	0.94	Ulcer	TP	1	0	24	3	0.88889	0.333
ul (9).jpg	Ulcer	0.86	0.9	Ulcer	TP	1	0	25	3	0.89286	0.347
ul (14).jpg	Ulcer	0.86	0.89	Ulcer	TP	1	0	26	3	0.89655	0.361
ul (28).jpg	Ulcer	0.86	0.83	Ulcer	TP	1	0	27	3	0.9	0.375
ul (30).jpg	Ulcer	0.86	0.77	Ulcer	TP	1	0	28	3	0.90323	0.389
ull (1).jpg	Ulcer	0.86	0.76	Ulcer	TP	1	0	29	3	0.90625	0.403
ul (12).jpg	Ulcer	0.85	0.88	Ulcer	TP	1	0	30	3	0.90909	0.417
ull (4).jpg	Ulcer	0.85	0.8023	Ulcer	TP	1	0	31	3	0.91176	0.431
ull (2).jpg	Ulcer	0.83	0.81	Ulcer	TP	1	0	32	3	0.91429	0.444
ul (22).jpg	Ulcer	0.82	0.58	Ulcer	TP	1	0	33	3	0.91667	0.458
ul (13).jpg	Ulcer	0.81	0.825	Ulcer	TP	1	0	34	3	0.91892	0.472

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข10 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (18).jpg	Ulcer	0.8	0.79	Ulcer	TP	1	0	35	3	0.92105	0.486
ul (19).jpg	Ulcer	0.8	0.671	Ulcer	TP	1	0	36	3	0.92308	0.5
ul (6).jpg	Ulcer	0.79	0.818	Ulcer	TP	1	0	37	3	0.925	0.514
ul (20).jpg	Ulcer	0.79	0.426	Ulcer	FP	0	1	37	4	0.90244	0.514
ul (21).jpg	Ulcer	0.79	0.84	Ulcer	TP	1	0	38	4	0.90476	0.528
ul (36).jpg	Ulcer	0.79	0.3616	Ulcer	FP	0	1	38	5	0.88372	0.528
ul (5).jpg	Ulcer	0.77	0.7412	Ulcer	TP	1	0	39	5	0.88636	0.542
ul (20).jpg	Ulcer	0.75	0.87	Ulcer	TP	1	0	40	5	0.88889	0.556
ul (33).jpg	Ulcer	0.75	0.059	Ulcer	FP	0	1	40	6	0.86957	0.556
ul (19).jpg	Ulcer	0.72	0.23	Ulcer	FP	0	1	40	7	0.85106	0.556
ul (22).jpg	Ulcer	0.72	0.106	Ulcer	FP	0	1	40	8	0.83333	0.556
ul (28).jpg	Ulcer	0.72	0.75	Ulcer	TP	1	0	41	8	0.83673	0.569
ul (18).jpg	Ulcer	0.71	0	non	FP	0	1	41	9	0.82	0.569
ul (33).jpg	Ulcer	0.71	0.0507	Ulcer	FP	0	1	41	10	0.80392	0.569
ul (33).jpg	Ulcer	0.71	0.51	Ulcer	TP	1	0	42	10	0.80769	0.583
ul (22).jpg	Ulcer	0.7	0.4078	Ulcer	FP	0	1	42	11	0.79245	0.583
ul (15).jpg	Ulcer	0.69	0.71	Ulcer	TP	1	0	43	11	0.7963	0.597
ul (21).jpg	Ulcer	0.68	0.88	Ulcer	TP	1	0	44	11	0.8	0.611
ul (4).jpg	Ulcer	0.67	0.111	Ulcer	FP	0	1	44	12	0.78571	0.611
ul (20).jpg	Ulcer	0.67	0.1129	Ulcer	FP	0	1	44	13	0.77193	0.611
ul (22).jpg	Ulcer	0.66	0.19	Ulcer	FP	0	1	44	14	0.75862	0.611
ul (24).jpg	Ulcer	0.66	0.2124	Ulcer	FP	0	1	44	15	0.74576	0.611
ul (28).jpg	Ulcer	0.64	0.66	Ulcer	TP	1	0	45	15	0.75	0.625
ul (5).jpg	Ulcer	0.62	0.125	Ulcer	FP	0	1	45	16	0.7377	0.625
ul (22).jpg	Ulcer	0.62	0.3023	Ulcer	FP	0	1	45	17	0.72581	0.625
ul (16).jpg	Ulcer	0.61	0	non	FP	0	1	45	18	0.71429	0.625
ul (20).jpg	Ulcer	0.61	0.86	Ulcer	TP	1	0	46	18	0.71875	0.639
ul (37).jpg	Ulcer	0.61	0.5336	Ulcer	TP	1	0	47	18	0.72308	0.653
ul (11).jpg	Ulcer	0.57	0.61	Ulcer	TP	1	0	48	18	0.72727	0.667
ul (19).jpg	Ulcer	0.56	0.43	Ulcer	FP	0	1	48	19	0.71642	0.667
ul (3).jpg	Ulcer	0.55	0.8563	Ulcer	TP	1	0	49	19	0.72059	0.681
ul (4).jpg	Ulcer	0.55	0.341	Ulcer	FP	0	1	49	20	0.71014	0.681
ul (21).jpg	Ulcer	0.55	0	non	FP	0	1	49	21	0.7	0.681
ul (27).jpg	Other white	0.55	0	non	FP	0	1	49	22	0.69014	0.681
ul (24).jpg	Ulcer	0.54	0.229	Ulcer	FP	0	1	49	23	0.68056	0.681
ul (20).jpg	Ulcer	0.53	0.79	Ulcer	TP	1	0	50	23	0.68493	0.694

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข10 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv7 ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข10 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Ulcer มีค่าเท่ากับ 0.818

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.1.1.2.1 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv7x ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ค่า IoU=0.3

ตารางที่ ข11 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (13).jpg	Candidiasis	0.95	0.5	Candidiasis	TP	1	0	1	0	1	0.003
can (13).jpg	Candidiasis	0.94	0.844	Candidiasis	TP	1	0	2	0	1	0.007
can (14).jpg	Candidiasis	0.94	0.186	Candidiasis	FP	0	1	2	1	0.66667	0.007
can (13).jpg	Candidiasis	0.93	0.2159	Candidiasis	FP	0	1	2	2	0.5	0.007
can (38).jpg	Candidiasis	0.93	0.63	Candidiasis	TP	1	0	3	2	0.6	0.01
can (14).jpg	Candidiasis	0.91	0.369	Candidiasis	TP	1	0	4	2	0.66667	0.013
can (36).jpg	Candidiasis	0.91	0.792	Candidiasis	TP	1	0	5	2	0.71429	0.017
cann (3).jpg	Candidiasis	0.91	0.919	Candidiasis	TP	1	0	6	2	0.75	0.02
can (13).jpg	Candidiasis	0.9	0.48	Candidiasis	TP	1	0	7	2	0.77778	0.023
can (14).jpg	Candidiasis	0.9	0.85	Candidiasis	TP	1	0	8	2	0.8	0.026
can (14).jpg	Candidiasis	0.9	0.9178	Candidiasis	TP	1	0	9	2	0.81818	0.03
can (26).jpg	Candidiasis	0.9	0.505	Candidiasis	TP	1	0	10	2	0.83333	0.033
can (33).jpg	Candidiasis	0.9	0.77	Candidiasis	TP	1	0	11	2	0.84615	0.036
can (13).jpg	Candidiasis	0.89	0.88	Candidiasis	TP	1	0	12	2	0.85714	0.04
can (21).jpg	Candidiasis	0.89	0.823	Candidiasis	TP	1	0	13	2	0.86667	0.043
can (31).jpg	Candidiasis	0.89	0.91	Candidiasis	TP	1	0	14	2	0.875	0.046
can (31).jpg	Candidiasis	0.89	0.915	Candidiasis	TP	1	0	15	2	0.88235	0.05
can (38).jpg	Candidiasis	0.89	0.89	Candidiasis	TP	1	0	16	2	0.88889	0.053
cann (2).jpg	Candidiasis	0.89	0.92	Candidiasis	TP	1	0	17	2	0.89474	0.056
can (4).jpg	Candidiasis	0.88	0.64	Candidiasis	TP	1	0	18	2	0.9	0.06
can (10).jpg	Candidiasis	0.88	0.232	Candidiasis	FP	0	1	18	3	0.85714	0.06
can (13).jpg	Candidiasis	0.88	0.82	Candidiasis	TP	1	0	19	3	0.86364	0.063
can (14).jpg	Candidiasis	0.88	0.656	Candidiasis	TP	1	0	20	3	0.86957	0.066
can (28).jpg	Candidiasis	0.88	0.369	Candidiasis	TP	1	0	21	3	0.875	0.07
can (31).jpg	Candidiasis	0.88	0.79	Candidiasis	TP	1	0	22	3	0.88	0.073
can (38).jpg	Candidiasis	0.88	0.9	Candidiasis	TP	1	0	23	3	0.88462	0.076
can (39).jpg	Candidiasis	0.88	0.924	Candidiasis	TP	1	0	24	3	0.88889	0.079
can (10).jpg	Candidiasis	0.87	0.1327	Candidiasis	FP	0	1	24	4	0.85714	0.079
can (10).jpg	Candidiasis	0.87	0.834	Candidiasis	TP	1	0	25	4	0.86207	0.083

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข11 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (14).jpg	Candidiasis	0.87	0.64	Candidiasis	TP	1	0	26	4	0.86667	0.086
can (14).jpg	Candidiasis	0.87	0.785	Candidiasis	TP	1	0	27	4	0.87097	0.089
can (21).jpg	Candidiasis	0.87	0.81	Candidiasis	TP	1	0	28	4	0.875	0.093
can (21).jpg	Candidiasis	0.87	0.72	Candidiasis	TP	1	0	29	4	0.87879	0.096
can (10).jpg	Candidiasis	0.86	0.2976	Candidiasis	FP	0	1	29	5	0.85294	0.096
can (13).jpg	Candidiasis	0.86	0.644	Candidiasis	TP	1	0	30	5	0.85714	0.099
can (14).jpg	Candidiasis	0.86	0.533	Candidiasis	TP	1	0	31	5	0.86111	0.103
can (14).jpg	Candidiasis	0.86	0.1264	Candidiasis	FP	0	1	31	6	0.83784	0.103
can (39).jpg	Candidiasis	0.86	0.897	Candidiasis	TP	1	0	32	6	0.84211	0.106
can (40).jpg	Candidiasis	0.86	0.8737	Candidiasis	TP	1	0	33	6	0.84615	0.109
can (13).jpg	Candidiasis	0.85	0.1726	Candidiasis	FP	0	1	33	7	0.825	0.109
can (13).jpg	Candidiasis	0.85	0	non	FP	0	1	33	8	0.80488	0.109
can (15).jpg	Candidiasis	0.85	0.534	Candidiasis	TP	1	0	34	8	0.80952	0.113
can (22).jpg	Candidiasis	0.85	0.89	Candidiasis	TP	1	0	35	8	0.81395	0.116
can (23).jpg	Candidiasis	0.85	0.93	Candidiasis	TP	1	0	36	8	0.81818	0.119
can (26).jpg	Candidiasis	0.85	0.843	Candidiasis	TP	1	0	37	8	0.82222	0.123
can (40).jpg	Candidiasis	0.85	0.916	Candidiasis	TP	1	0	38	8	0.82609	0.126
cann (6).jpg	Candidiasis	0.85	0.68	Candidiasis	TP	1	0	39	8	0.82979	0.129
can (13).jpg	Candidiasis	0.84	0	non	FP	0	1	39	9	0.8125	0.129
can (16).jpg	Candidiasis	0.84	0.706	Candidiasis	TP	1	0	40	9	0.81633	0.132
can (30).jpg	Candidiasis	0.84	0.895	Candidiasis	TP	1	0	41	9	0.82	0.136
can (34).jpg	Candidiasis	0.84	0.968	Candidiasis	TP	1	0	42	9	0.82353	0.139
can (39).jpg	Candidiasis	0.84	0.625	Candidiasis	TP	1	0	43	9	0.82692	0.142
can (40).jpg	Candidiasis	0.84	0.8825	Candidiasis	TP	1	0	44	9	0.83019	0.146
cann (2).jpg	Candidiasis	0.84	0.805	Candidiasis	TP	1	0	45	9	0.83333	0.149
can (10).jpg	Candidiasis	0.83	0.117	Candidiasis	FP	0	1	45	10	0.81818	0.149
can (13).jpg	Candidiasis	0.83	0.844	Candidiasis	TP	1	0	46	10	0.82143	0.152
can (21).jpg	Candidiasis	0.83	0.84	Candidiasis	TP	1	0	47	10	0.82456	0.156
can (27).jpg	Candidiasis	0.83	0.852	Candidiasis	TP	1	0	48	10	0.82759	0.159
can (31).jpg	Candidiasis	0.83	0.75	Candidiasis	TP	1	0	49	10	0.83051	0.162
can (38).jpg	Candidiasis	0.83	0.73	Candidiasis	TP	1	0	50	10	0.83333	0.166
can (39).jpg	Candidiasis	0.83	0.268	Candidiasis	FP	0	1	50	11	0.81967	0.166
can (39).jpg	Candidiasis	0.83	0.572	Candidiasis	TP	1	0	51	11	0.82258	0.169
cann (3).jpg	Candidiasis	0.83	0.884	Candidiasis	TP	1	0	52	11	0.8254	0.172
can (9).jpg	Candidiasis	0.82	0.426	Candidiasis	TP	1	0	53	11	0.82813	0.175
can (15).jpg	Candidiasis	0.82	0.74	Candidiasis	TP	1	0	54	11	0.83077	0.179
can (15).jpg	Candidiasis	0.82	0.74	Candidiasis	TP	1	0	55	11	0.83333	0.182
can (21).jpg	Candidiasis	0.82	0.89	Candidiasis	TP	1	0	56	11	0.83582	0.185

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข11 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (30).jpg	Candidiasis	0.82	0.877	Candidiasis	TP	1	0	57	11	0.83824	0.189
can (33).jpg	Candidiasis	0.82	0.85	Candidiasis	TP	1	0	58	11	0.84058	0.192
can (36).jpg	Candidiasis	0.82	0.799	Candidiasis	TP	1	0	59	11	0.84286	0.195
cann (3).jpg	Candidiasis	0.82	0	Candidiasis	FP	0	1	59	12	0.83099	0.195
can (13).jpg	Candidiasis	0.81	0.06	Candidiasis	FP	0	1	59	13	0.81944	0.195
can (14).jpg	Candidiasis	0.81	0.88	Candidiasis	TP	1	0	60	13	0.82192	0.199
can (15).jpg	Candidiasis	0.81	0.174	Candidiasis	FP	0	1	60	14	0.81081	0.199
can (15).jpg	Candidiasis	0.81	0	non	FP	0	1	60	15	0.8	0.199
can (16).jpg	Candidiasis	0.81	0.712	Candidiasis	TP	1	0	61	15	0.80263	0.202
can (30).jpg	Candidiasis	0.81	0.871	Candidiasis	TP	1	0	62	15	0.80519	0.205
can (39).jpg	Candidiasis	0.81	0.322	Candidiasis	TP	1	0	63	15	0.80769	0.209
can (13).jpg	Candidiasis	0.8	0.25	Candidiasis	FP	0	1	63	16	0.79747	0.209
can (13).jpg	Candidiasis	0.8	0.94	Candidiasis	TP	1	0	64	16	0.8	0.212
can (13).jpg	Candidiasis	0.8	0.285	Candidiasis	FP	0	1	64	17	0.79012	0.212
can (14).jpg	Candidiasis	0.8	0.65	Candidiasis	TP	1	0	65	17	0.79268	0.215
can (14).jpg	Candidiasis	0.8	0.357	Candidiasis	TP	1	0	66	17	0.79518	0.219
can (21).jpg	Candidiasis	0.8	0	non	FP	0	1	66	18	0.78571	0.219
can (10).jpg	Candidiasis	0.79	0.397	Candidiasis	TP	1	0	67	18	0.78824	0.222
can (14).jpg	Candidiasis	0.79	0.86	Candidiasis	TP	1	0	68	18	0.7907	0.225
can (16).jpg	Candidiasis	0.79	0.95	Candidiasis	TP	1	0	69	18	0.7931	0.228
can (16).jpg	Candidiasis	0.79	0.82	Candidiasis	TP	1	0	70	18	0.79545	0.232
can (32).jpg	Candidiasis	0.79	0.803	Candidiasis	TP	1	0	71	18	0.79775	0.235
can (33).jpg	Candidiasis	0.79	0.83	non	TP	1	0	72	18	0.8	0.238
can (34).jpg	Candidiasis	0.79	0.399	Candidiasis	TP	1	0	73	18	0.8022	0.242
can (39).jpg	Candidiasis	0.79	0.838	Candidiasis	TP	1	0	74	18	0.80435	0.245
cann (1).jpg	Candidiasis	0.79	0.91	Candidiasis	TP	1	0	75	18	0.80645	0.248
cann (2).jpg	Candidiasis	0.79	0.75	Candidiasis	TP	1	0	76	18	0.80851	0.252
cann (3).jpg	Candidiasis	0.79	0.808	Candidiasis	TP	1	0	77	18	0.81053	0.255
can (10).jpg	Candidiasis	0.78	0.823	Candidiasis	TP	1	0	78	18	0.8125	0.258
can (10).jpg	Candidiasis	0.78	0.381	Candidiasis	TP	1	0	79	18	0.81443	0.262
can (12).jpg	Candidiasis	0.78	0.833	Candidiasis	TP	1	0	80	18	0.81633	0.265
can (14).jpg	Candidiasis	0.78	0.758	Candidiasis	TP	1	0	81	18	0.81818	0.268
can (21).jpg	Candidiasis	0.78	0.954	Candidiasis	TP	1	0	82	18	0.82	0.272
can (28).jpg	Candidiasis	0.78	0	Candidiasis	FP	0	1	82	19	0.81188	0.272
can (9).jpg	Candidiasis	0.77	0.89	Candidiasis	TP	1	0	83	19	0.81373	0.275
can (10).jpg	Candidiasis	0.77	0.724	Candidiasis	TP	1	0	84	19	0.81553	0.278
can (11).jpg	Candidiasis	0.77	0.83	Candidiasis	TP	1	0	85	19	0.81731	0.281
can (12).jpg	Candidiasis	0.77	0.377	Candidiasis	TP	1	0	86	19	0.81905	0.285
can (12).jpg	Candidiasis	0.77	0.35	Candidiasis	TP	1	0	87	19	0.82075	0.288

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข11 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (15).jpg	Candidiasis	0.77	0.367	Candidiasis	TP	1	0	88	19	0.82243	0.291
can (15).jpg	Candidiasis	0.77	0.135	Candidiasis	FP	0	1	88	20	0.81481	0.291
can (27).jpg	Candidiasis	0.77	0.916	Candidiasis	TP	1	0	89	20	0.81651	0.295
can (27).jpg	Candidiasis	0.77	0.766	Candidiasis	TP	1	0	90	20	0.81818	0.298
can (28).jpg	Candidiasis	0.77	0.77	Candidiasis	TP	1	0	91	20	0.81982	0.301
can (32).jpg	Candidiasis	0.77	0.87	Candidiasis	TP	1	0	92	20	0.82143	0.305
can (33).jpg	Candidiasis	0.77	0.67	Candidiasis	TP	1	0	93	20	0.82301	0.308
can (35).jpg	Candidiasis	0.77	0.69	Candidiasis	TP	1	0	94	20	0.82456	0.311
can (38).jpg	Candidiasis	0.77	0.798	Candidiasis	TP	1	0	95	20	0.82609	0.315
can (38).jpg	Candidiasis	0.77	0.62	Candidiasis	TP	1	0	96	20	0.82759	0.318
cann (2).jpg	Candidiasis	0.77	0.91	Candidiasis	TP	1	0	97	20	0.82906	0.321
can (5).jpg	Candidiasis	0.76	0.79	Candidiasis	TP	1	0	98	20	0.83051	0.325
can (13).jpg	Candidiasis	0.76	0.034	Candidiasis	FP	0	1	98	21	0.82353	0.325
can (15).jpg	Candidiasis	0.76	0	non	FP	0	1	98	22	0.81667	0.325
can (28).jpg	Candidiasis	0.76	0.74	Candidiasis	TP	1	0	99	22	0.81818	0.328
can (30).jpg	Candidiasis	0.76	0.865	Candidiasis	TP	1	0	100	22	0.81967	0.331
can (32).jpg	Candidiasis	0.76	0.7456	Candidiasis	TP	1	0	101	22	0.82114	0.334
cann (6).jpg	Candidiasis	0.76	0.78	Candidiasis	TP	1	0	102	22	0.82258	0.338
cann (6).jpg	Candidiasis	0.76	0.873	Candidiasis	TP	1	0	103	22	0.824	0.341
can (10).jpg	Candidiasis	0.75	0.088	Candidiasis	FP	0	1	103	23	0.81746	0.341
can (10).jpg	Candidiasis	0.75	0.72	Candidiasis	TP	1	0	104	23	0.8189	0.344
can (12).jpg	Candidiasis	0.75	0	non	FP	0	1	104	24	0.8125	0.344
can (13).jpg	Candidiasis	0.75	0	non	FP	0	1	104	25	0.8062	0.344
can (14).jpg	Candidiasis	0.75	0.5222	Candidiasis	TP	1	0	105	25	0.80769	0.348
can (38).jpg	Candidiasis	0.75	0.11	Candidiasis	FP	0	1	105	26	0.80153	0.348
cann (2).jpg	Candidiasis	0.75	0	non	FP	0	1	105	27	0.79545	0.348
can (10).jpg	Candidiasis	0.74	0.826	Candidiasis	TP	1	0	106	27	0.79699	0.351
can (13).jpg	Candidiasis	0.74	0.218	Candidiasis	FP	0	1	106	28	0.79104	0.351
can (13).jpg	Candidiasis	0.74	0	non	FP	0	1	106	29	0.78519	0.351
can (16).jpg	Candidiasis	0.74	0.0322	Candidiasis	FP	0	1	106	30	0.77941	0.351
can (29).jpg	Candidiasis	0.74	0.82	Candidiasis	TP	1	0	107	30	0.78102	0.354
can (38).jpg	Candidiasis	0.74	0	non	FP	0	1	107	31	0.77536	0.354
can (39).jpg	Candidiasis	0.74	0	non	FP	0	1	107	32	0.76978	0.354
cann (2).jpg	Ulcer	0.74	0	Candidiasis	FP	0	1	107	33	0.76429	0.354
can (4).jpg	Candidiasis	0.73	0.64	Candidiasis	TP	1	0	108	33	0.76596	0.358
can (20).jpg	Candidiasis	0.73	0.85	Candidiasis	TP	1	0	109	33	0.76761	0.361
can (21).jpg	Candidiasis	0.73	0.83	Candidiasis	TP	1	0	110	33	0.76923	0.364
can (28).jpg	Candidiasis	0.73	0.055	Candidiasis	FP	0	1	110	34	0.76389	0.364
can (32).jpg	Candidiasis	0.73	0.643	Candidiasis	TP	1	0	111	34	0.76552	0.368

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข11 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (38).jpg	Candidiasis	0.73	0.47	Candidiasis	TP	1	0	112	34	0.76712	0.371
can (12).jpg	Candidiasis	0.725	0.176	Candidiasis	FP	0	1	112	35	0.7619	0.371
can (9).jpg	Candidiasis	0.72	0.745	Candidiasis	TP	1	0	113	35	0.76351	0.374
can (10).jpg	Candidiasis	0.72	0.071	Candidiasis	FP	0	1	113	36	0.75839	0.374
can (10).jpg	Candidiasis	0.72	0.577	Candidiasis	TP	1	0	114	36	0.76	0.377
can (14).jpg	Candidiasis	0.72	0.0437	Candidiasis	FP	0	1	114	37	0.75497	0.377
can (14).jpg	Candidiasis	0.72	0.036	Candidiasis	FP	0	1	114	38	0.75	0.377
can (21).jpg	Candidiasis	0.72	0.51	Candidiasis	TP	1	0	115	38	0.75163	0.381
can (21).jpg	Candidiasis	0.72	0.84	Candidiasis	TP	1	0	116	38	0.75325	0.384
can (26).jpg	Candidiasis	0.72	0.37	Candidiasis	TP	1	0	117	38	0.75484	0.387
cann (2).jpg	Candidiasis	0.72	0.632	Candidiasis	TP	1	0	118	38	0.75641	0.391
cann (3).jpg	Candidiasis	0.72	0.853	Candidiasis	TP	1	0	119	38	0.75796	0.394
can (13).jpg	Candidiasis	0.71	0	non	FP	0	1	119	39	0.75316	0.394
can (14).jpg	Candidiasis	0.71	0.154	Candidiasis	FP	0	1	119	40	0.74843	0.394
can (19).jpg	Candidiasis	0.71	0.95	Candidiasis	TP	1	0	120	40	0.75	0.397
can (26).jpg	Candidiasis	0.71	0.83	Candidiasis	TP	1	0	121	40	0.75155	0.401
can (6).jpg	Candidiasis	0.7	0.4611	Candidiasis	TP	1	0	122	40	0.75309	0.404
can (9).jpg	Candidiasis	0.7	0.785	Candidiasis	TP	1	0	123	40	0.7546	0.407
can (21).jpg	Candidiasis	0.7	0	non	FP	0	1	123	41	0.75	0.407
can (24).jpg	Candidiasis	0.7	0.816	Candidiasis	TP	1	0	124	41	0.75152	0.411
can (38).jpg	Candidiasis	0.7	0.246	Candidiasis	FP	0	1	124	42	0.74699	0.411
can (39).jpg	Candidiasis	0.7	0.118	Candidiasis	FP	0	1	124	43	0.74251	0.411
can (40).jpg	Candidiasis	0.7	0.765	Candidiasis	TP	1	0	125	43	0.74405	0.414
can (8).jpg	Candidiasis	0.69	0.4712	Candidiasis	TP	1	0	126	43	0.74556	0.417
can (9).jpg	Candidiasis	0.69	0.2757	Candidiasis	FP	0	1	126	44	0.74118	0.417
can (28).jpg	Candidiasis	0.69	0.47	Candidiasis	TP	1	0	127	44	0.74269	0.421
can (31).jpg	Candidiasis	0.69	0.575	Candidiasis	TP	1	0	128	44	0.74419	0.424
cann (6).jpg	Candidiasis	0.69	0.56	Candidiasis	TP	1	0	129	44	0.74566	0.427
can (4).jpg	Candidiasis	0.68	0.125	Candidiasis	FP	0	1	129	45	0.74138	0.427
can (11).jpg	Candidiasis	0.68	0.74	Candidiasis	TP	1	0	130	45	0.74286	0.43
can (14).jpg	Candidiasis	0.68	0	non	FP	0	1	130	46	0.73864	0.43
can (22).jpg	Candidiasis	0.68	0.916	Candidiasis	TP	1	0	131	46	0.74011	0.434
can (31).jpg	Candidiasis	0.68	0.8	Candidiasis	TP	1	0	132	46	0.74157	0.437
cann (2).jpg	Candidiasis	0.68	0.81	Candidiasis	TP	1	0	133	46	0.74302	0.44
can (4).jpg	Candidiasis	0.67	0.605	Candidiasis	TP	1	0	134	46	0.74444	0.444
can (5).jpg	Candidiasis	0.67	0.06	Candidiasis	FP	0	1	134	47	0.74033	0.444
can (13).jpg	Candidiasis	0.67	0.095	Candidiasis	FP	0	1	134	48	0.73626	0.444
can (14).jpg	Candidiasis	0.67	0.193	Candidiasis	FP	0	1	134	49	0.73224	0.444
can (23).jpg	Candidiasis	0.67	0.87	Candidiasis	TP	1	0	135	49	0.7337	0.447

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข11 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (28).jpg	Candidiasis	0.67	0.444	Candidiasis	TP	1	0	136	49	0.73514	0.45
cann (1).jpg	Candidiasis	0.67	0.09	Candidiasis	FP	0	1	136	50	0.73118	0.45
can (10).jpg	Candidiasis	0.66	0.825	Candidiasis	TP	1	0	137	50	0.73262	0.454
can (13).jpg	Candidiasis	0.65	0.164	Candidiasis	FP	0	1	137	51	0.72872	0.454
can (30).jpg	Candidiasis	0.65	0.4136	Candidiasis	TP	1	0	138	51	0.73016	0.457
can (36).jpg	Candidiasis	0.65	0.782	Candidiasis	TP	1	0	139	51	0.73158	0.46
can (39).jpg	Candidiasis	0.65	0	non	FP	0	1	139	52	0.72775	0.46
cann (6).jpg	Candidiasis	0.65	0.7	Candidiasis	TP	1	0	140	52	0.72917	0.464
can (11).jpg	Candidiasis	0.64	0	Candidiasis	FP	0	1	140	53	0.72539	0.464
can (13).jpg	Candidiasis	0.64	0.24	Candidiasis	FP	0	1	140	54	0.72165	0.464
can (16).jpg	Candidiasis	0.64	0	non	FP	0	1	140	55	0.71795	0.464
cann (3).jpg	Candidiasis	0.64	0.963	Candidiasis	TP	1	0	141	55	0.71939	0.467
cann (6).jpg	Candidiasis	0.64	0	non	FP	0	1	141	56	0.71574	0.467
can (5).jpg	Candidiasis	0.63	0.8	Candidiasis	TP	1	0	142	56	0.71717	0.47
can (10).jpg	Candidiasis	0.63	0.053	Candidiasis	FP	0	1	142	57	0.71357	0.47
can (15).jpg	Candidiasis	0.63	0.575	Candidiasis	TP	1	0	143	57	0.715	0.474
can (33).jpg	Candidiasis	0.63	0.83	Candidiasis	TP	1	0	144	57	0.71642	0.477
can (40).jpg	Candidiasis	0.63	0	non	FP	0	1	144	58	0.71287	0.477
cann (6).jpg	Candidiasis	0.63	0	non	FP	0	1	144	59	0.70936	0.477
can (9).jpg	Candidiasis	0.62	0.05	Candidiasis	FP	0	1	144	60	0.70588	0.477
can (10).jpg	Candidiasis	0.62	0.0498	Candidiasis	FP	0	1	144	61	0.70244	0.477
can (14).jpg	Candidiasis	0.62	0.6127	Candidiasis	TP	1	0	145	61	0.70388	0.48
can (36).jpg	Candidiasis	0.62	0.913	Candidiasis	TP	1	0	146	61	0.70531	0.483
cann (6).jpg	Candidiasis	0.62	0.689	Candidiasis	TP	1	0	147	61	0.70673	0.487
can (26).jpg	Candidiasis	0.61	0.915	Candidiasis	TP	1	0	148	61	0.70813	0.49
can (28).jpg	Candidiasis	0.61	0.146	Candidiasis	FP	0	1	148	62	0.70476	0.49
can (30).jpg	Candidiasis	0.61	0.635	Candidiasis	TP	1	0	149	62	0.70616	0.493
can (31).jpg	Candidiasis	0.61	0.0424	Candidiasis	FP	0	1	149	63	0.70283	0.493
can (13).jpg	Candidiasis	0.6	0	non	FP	0	1	149	64	0.69953	0.493
can (14).jpg	Candidiasis	0.6	0.024	Candidiasis	FP	0	1	149	65	0.69626	0.493
can (15).jpg	Ulcer	0.6	0	non	FP	0	1	149	66	0.69302	0.493
can (20).jpg	Candidiasis	0.6	0.348	Candidiasis	TP	1	0	150	66	0.69444	0.497
can (29).jpg	Candidiasis	0.6	0.172	Candidiasis	FP	0	1	150	67	0.69124	0.497
can (34).jpg	Candidiasis	0.6	0.106	Candidiasis	FP	0	1	150	68	0.68807	0.497
cann (2).jpg	Candidiasis	0.6	0.8205	Candidiasis	TP	1	0	151	68	0.6895	0.5
can (10).jpg	Candidiasis	0.59	0.0968	Candidiasis	FP	0	1	151	69	0.68636	0.5
can (12).jpg	Candidiasis	0.59	0.285	Candidiasis	FP	0	1	151	70	0.68326	0.5
can (14).jpg	Candidiasis	0.59	0	non	FP	0	1	151	71	0.68018	0.5
can (14).jpg	Candidiasis	0.59	0	non	FP	0	1	151	72	0.67713	0.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข11 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

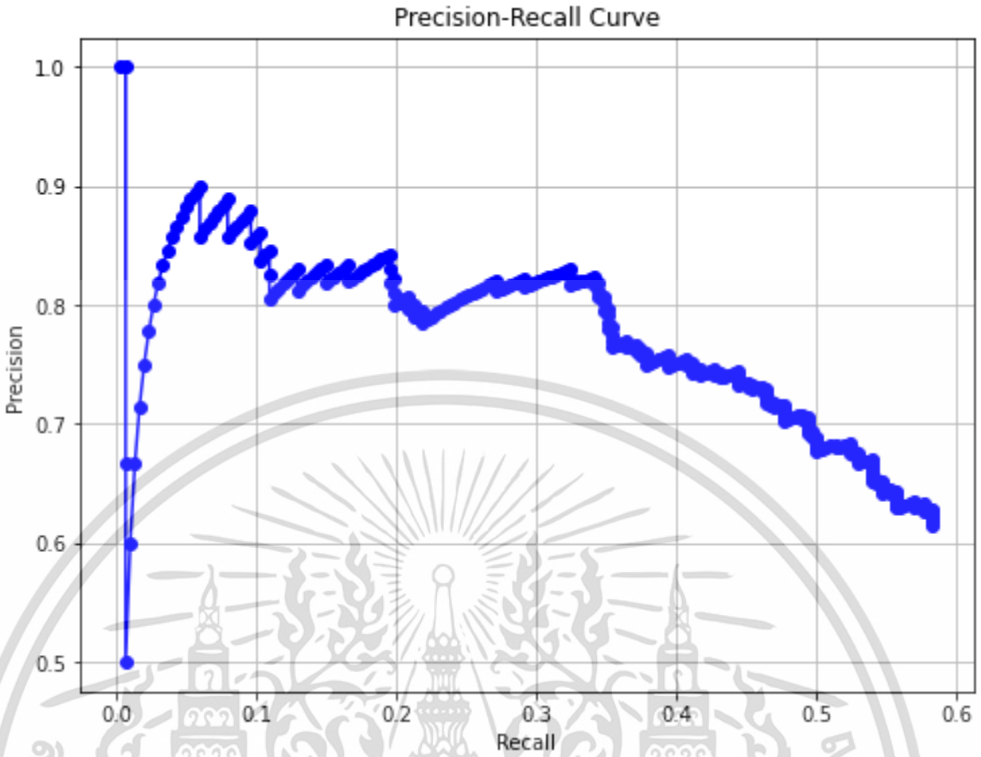
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (15).jpg	Candidiasis	0.59	0.476	Candidiasis	TP	1	0	152	72	0.67857	0.503
can (15).jpg	Candidiasis	0.59	0.511	Candidiasis	TP	1	0	153	72	0.68	0.507
can (22).jpg	Candidiasis	0.59	0.922	Candidiasis	TP	1	0	154	72	0.68142	0.51
cann (3).jpg	Candidiasis	0.59	0.9	Candidiasis	TP	1	0	155	72	0.68282	0.513
can (4).jpg	Candidiasis	0.58	0	non	FP	0	1	155	73	0.67982	0.513
can (9).jpg	Candidiasis	0.58	0.53	Candidiasis	TP	1	0	156	73	0.68122	0.517
can (11).jpg	Candidiasis	0.58	0.323	Candidiasis	TP	1	0	157	73	0.68261	0.52
can (11).jpg	Candidiasis	0.58	0.457	Candidiasis	TP	1	0	158	73	0.68398	0.523
can (11).jpg	Candidiasis	0.58	0.1426	Candidiasis	FP	0	1	158	74	0.68103	0.523
can (14).jpg	Candidiasis	0.58	0	non	FP	0	1	158	75	0.67811	0.523
can (26).jpg	Candidiasis	0.58	0.065	Candidiasis	FP	0	1	158	76	0.67521	0.523
can (29).jpg	Candidiasis	0.58	0.48	Candidiasis	TP	1	0	159	76	0.6766	0.526
can (33).jpg	Candidiasis	0.58	0	Candidiasis	FP	0	1	159	77	0.67373	0.526
can (1).jpg	Candidiasis	0.57	0.726	Candidiasis	TP	1	0	160	77	0.67511	0.53
can (9).jpg	Candidiasis	0.57	0.064	Candidiasis	FP	0	1	160	78	0.67227	0.53
can (12).jpg	Candidiasis	0.57	0.1222	Candidiasis	FP	0	1	160	79	0.66946	0.53
can (14).jpg	Candidiasis	0.57	0.116	Candidiasis	FP	0	1	160	80	0.66667	0.53
can (26).jpg	Candidiasis	0.57	0.344	Candidiasis	TP	1	0	161	80	0.66805	0.533
can (34).jpg	Candidiasis	0.57	0.778	Candidiasis	TP	1	0	162	80	0.66942	0.536
can (7).jpg	Candidiasis	0.56	0.448	Candidiasis	TP	1	0	163	80	0.67078	0.54
can (12).jpg	Candidiasis	0.56	0.287	Candidiasis	FP	0	1	163	81	0.66803	0.54
can (15).jpg	Candidiasis	0.56	0.0072	Candidiasis	FP	0	1	163	82	0.66531	0.54
can (21).jpg	Candidiasis	0.56	0.025	Candidiasis	FP	0	1	163	83	0.6626	0.54
can (28).jpg	Candidiasis	0.56	0.038	Candidiasis	FP	0	1	163	84	0.65992	0.54
can (28).jpg	Candidiasis	0.56	0.038	Candidiasis	FP	0	1	163	85	0.65726	0.54
can (38).jpg	Candidiasis	0.56	0	non	FP	0	1	163	86	0.65462	0.54
can (39).jpg	Candidiasis	0.56	0	non	FP	0	1	163	87	0.652	0.54
cann (6).jpg	Candidiasis	0.56	0.443	Candidiasis	TP	1	0	164	87	0.65339	0.543
can (5).jpg	Candidiasis	0.55	0.248	Candidiasis	FP	0	1	164	88	0.65079	0.543
can (15).jpg	Candidiasis	0.55	0.726	Candidiasis	TP	1	0	165	88	0.65217	0.546
can (11).jpg	Candidiasis	0.54	0	Candidiasis	FP	0	1	165	89	0.64961	0.546
can (16).jpg	Candidiasis	0.54	0	non	FP	0	1	165	90	0.64706	0.546
can (16).jpg	Candidiasis	0.54	0	non	FP	0	1	165	91	0.64453	0.546
can (29).jpg	Candidiasis	0.54	0.235	Candidiasis	FP	0	1	165	92	0.64202	0.546
can (33).jpg	Candidiasis	0.54	0.53	non	TP	1	0	166	92	0.64341	0.55
can (34).jpg	Candidiasis	0.54	0.686	Candidiasis	TP	1	0	167	92	0.64479	0.553
can (40).jpg	Candidiasis	0.54	0	non	FP	0	1	167	93	0.64231	0.553
cann (3).jpg	Candidiasis	0.54	0.853	Candidiasis	TP	1	0	168	93	0.64368	0.556
can (4).jpg	Candidiasis	0.53	0.2683	Candidiasis	FP	0	1	168	94	0.64122	0.556

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข11 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (11).jpg	Candidiasis	0.53	0.1367	Candidiasis	FP	0	1	168	95	0.63878	0.556
can (13).jpg	Candidiasis	0.53	0.128	Candidiasis	FP	0	1	168	96	0.63636	0.556
can (13).jpg	Candidiasis	0.53	0.048	Candidiasis	FP	0	1	168	97	0.63396	0.556
can (16).jpg	Candidiasis	0.53	0.246	Candidiasis	FP	0	1	168	98	0.63158	0.556
can (16).jpg	Candidiasis	0.53	0	non	FP	0	1	168	99	0.62921	0.556
can (22).jpg	Candidiasis	0.53	0.71	Candidiasis	TP	1	0	169	99	0.6306	0.56
can (23).jpg	Candidiasis	0.53	0.76	Candidiasis	TP	1	0	170	99	0.63197	0.563
can (34).jpg	Candidiasis	0.53	0.572	Candidiasis	TP	1	0	171	99	0.63333	0.566
can (38).jpg	Candidiasis	0.53	0.76	Candidiasis	TP	1	0	172	99	0.63469	0.57
can (40).jpg	Candidiasis	0.53	0	non	FP	0	1	172	100	0.63235	0.57
cann (6).jpg	Candidiasis	0.53	0	non	FP	0	1	172	101	0.63004	0.57
can (1).jpg	Candidiasis	0.52	0.92	Candidiasis	TP	1	0	173	101	0.63139	0.573
can (12).jpg	Candidiasis	0.52	0.763	Candidiasis	TP	1	0	174	101	0.63273	0.576
can (12).jpg	Candidiasis	0.52	0.133	Candidiasis	FP	0	1	174	102	0.63043	0.576
can (13).jpg	Candidiasis	0.52	0	non	FP	0	1	174	103	0.62816	0.576
can (26).jpg	Candidiasis	0.52	0.016	Candidiasis	FP	0	1	174	104	0.6259	0.576
can (27).jpg	Candidiasis	0.52	0.819	Candidiasis	TP	1	0	175	104	0.62724	0.579
can (31).jpg	Candidiasis	0.52	0.45	Candidiasis	TP	1	0	176	104	0.62857	0.583
can (12).jpg	Candidiasis	0.51	0.021	Candidiasis	FP	0	1	176	105	0.62633	0.583
can (26).jpg	Candidiasis	0.51	0.0322	Candidiasis	FP	0	1	176	106	0.62411	0.583
can (16).jpg	Candidiasis	0.5	0.199	Candidiasis	FP	0	1	176	107	0.62191	0.583
can (26).jpg	Candidiasis	0.5	0	non	FP	0	1	176	108	0.61972	0.583

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข11 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดตรวจสอบของคลาส candidiaisis ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข11 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส candidiaisis มีค่าเท่ากับ 0.726

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข12 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.95	0.81	Leukoplakia	TP	1	0	1	0	1	0.01
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.95	0.91	Leukoplakia	TP	1	0	2	0	1	0.02
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.94	0.86	Leukoplakia	TP	1	0	3	0	1	0.03
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.93	0.889	Leukoplakia	TP	1	0	4	0	1	0.04
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.93	0.8919	Leukoplakia	TP	1	0	5	0	1	0.05
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.93	0.75	Leukoplakia	TP	1	0	6	0	1	0.059
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.93	0.93	Leukoplakia	TP	1	0	7	0	1	0.069
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.93	0.946	Leukoplakia	TP	1	0	8	0	1	0.079
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.92	0.925	Leukoplakia	TP	1	0	9	0	1	0.089
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.92	0.353	Leukoplakia	TP	1	0	10	0	1	0.099
leu (35).jpg	Lichen planus	0.92	0.436	Leukoplakia	TP	1	0	11	0	1	0.109
leuu (3).jpg	Leukoplakia	0.92	0.92	Leukoplakia	TP	1	0	12	0	1	0.119
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.91	0.54	Leukoplakia	TP	1	0	13	0	1	0.129
leu (19).jpg	Leukoplakia	0.91	0.954	Leukoplakia	TP	1	0	14	0	1	0.139
leu (21).jpg	Leukoplakia	0.91	0.855	Leukoplakia	TP	1	0	15	0	1	0.149
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.91	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	16	0	1	0.158
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.9	0.354	Leukoplakia	TP	1	0	17	0	1	0.168
leuu (1).jpg	Leukoplakia	0.9	0.96	Leukoplakia	TP	1	0	18	0	1	0.178
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.89	0.8325	Leukoplakia	TP	1	0	19	0	1	0.188
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.89	0.54	Leukoplakia	TP	1	0	20	0	1	0.198
leu (25).jpg	Other white	0.89	0.92	Leukoplakia	TP	1	0	21	0	1	0.208
leu (38).jpg	Leukoplakia	0.89	0.864	Leukoplakia	TP	1	0	22	0	1	0.218
leu (39).jpg	Leukoplakia	0.89	0.597	Leukoplakia	TP	1	0	23	0	1	0.228
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.89	0.93	Leukoplakia	TP	1	0	24	0	1	0.238
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.88	0.79	Leukoplakia	TP	1	0	25	0	1	0.248
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.88	0.72	Leukoplakia	TP	1	0	26	0	1	0.257
leu (40).jpg	Leukoplakia	0.88	0.65	Leukoplakia	TP	1	0	27	0	1	0.267
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.87	0.91	Leukoplakia	TP	1	0	28	0	1	0.277
leu (20).jpg	Leukoplakia	0.87	0.94	Leukoplakia	TP	1	0	29	0	1	0.287
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.86	0.55	Leukoplakia	TP	1	0	30	0	1	0.297
leu (12).jpg	Leukoplakia	0.86	0.88	Leukoplakia	TP	1	0	31	0	1	0.307
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.86	0.884	Leukoplakia	TP	1	0	32	0	1	0.317
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.86	0.57	Leukoplakia	TP	1	0	33	0	1	0.327
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.85	0.386	Leukoplakia	TP	1	0	34	0	1	0.337
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.85	0	Leukoplakia	FP	0	1	34	1	0.97143	0.337
leu (7).jpg	Leukoplakia	0.84	0.61	Leukoplakia	TP	1	0	35	1	0.97222	0.347

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

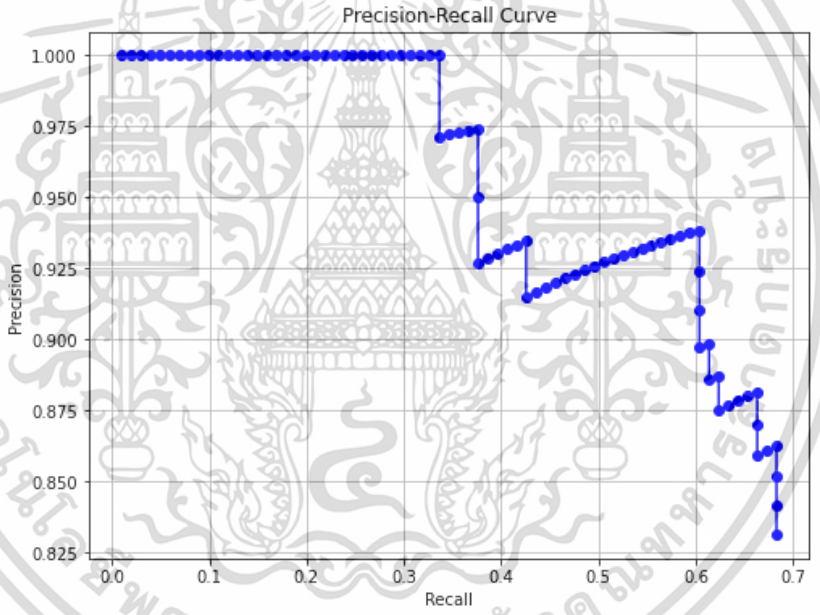
ตารางที่ ข12 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.84	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	36	1	0.97297	0.356
leu (18).jpg	Leukoplakia	0.84	0.745	Leukoplakia	TP	1	0	37	1	0.97368	0.366
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.84	0.378	Leukoplakia	TP	1	0	38	1	0.97436	0.376
leu (33).jpg	Other white	0.84	0	non	FP	0	1	38	2	0.95	0.376
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.84	0.216	Leukoplakia	FP	0	1	38	3	0.92683	0.376
leu (1).jpg	Leukoplakia	0.83	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	39	3	0.92857	0.386
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.83	0.81	Leukoplakia	TP	1	0	40	3	0.93023	0.396
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.83	0.576	Leukoplakia	TP	1	0	41	3	0.93182	0.406
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.83	0.83	Leukoplakia	TP	1	0	42	3	0.93333	0.416
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.82	0.7	Leukoplakia	TP	1	0	43	3	0.93478	0.426
leu (30).jpg	Ulcer	0.82	0	non	FP	0	1	43	4	0.91489	0.426
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.81	0.588	Leukoplakia	TP	1	0	44	4	0.91667	0.436
leu (28).jpg	Leukoplakia	0.81	0.79	Leukoplakia	TP	1	0	45	4	0.91837	0.446
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.81	0.69	Leukoplakia	TP	1	0	46	4	0.92	0.455
leu (1).jpg	Leukoplakia	0.8	0.6	Leukoplakia	TP	1	0	47	4	0.92157	0.465
leu (13).jpg	Leukoplakia	0.79	0.61	Leukoplakia	TP	1	0	48	4	0.92308	0.475
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.79	0.747	Leukoplakia	TP	1	0	49	4	0.92453	0.485
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.79	0.6	Leukoplakia	TP	1	0	50	4	0.92593	0.495
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.78	0.65	Leukoplakia	TP	1	0	51	4	0.92727	0.505
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.77	0.895	Leukoplakia	TP	1	0	52	4	0.92857	0.515
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.77	0.785	Leukoplakia	TP	1	0	53	4	0.92982	0.525
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.77	0.71	Leukoplakia	TP	1	0	54	4	0.93103	0.535
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.77	0.8	Leukoplakia	TP	1	0	55	4	0.9322	0.545
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.76	0.847	Leukoplakia	TP	1	0	56	4	0.93333	0.554
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.74	0.786	Leukoplakia	TP	1	0	57	4	0.93443	0.564
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.72	0.384	Leukoplakia	TP	1	0	58	4	0.93548	0.574
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.72	0.83	Leukoplakia	TP	1	0	59	4	0.93651	0.584
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.71	0.695	Leukoplakia	TP	1	0	60	4	0.9375	0.594
leu (27).jpg	Leukoplakia	0.69	0.79	Leukoplakia	TP	1	0	61	4	0.93846	0.604
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.68	0	Leukoplakia	FP	0	1	61	5	0.92424	0.604
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.67	0	non	FP	0	1	61	6	0.91045	0.604
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.66	0.255	Leukoplakia	FP	0	1	61	7	0.89706	0.604
leu (7).jpg	Leukoplakia	0.63	0.61	Leukoplakia	TP	1	0	62	7	0.89855	0.614
leu (30).jpg	Leukoplakia	0.63	0.08	Leukoplakia	FP	0	1	62	8	0.88571	0.614
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.61	0.67	Leukoplakia	TP	1	0	63	8	0.88732	0.624
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.58	0.138	Leukoplakia	FP	0	1	63	9	0.875	0.624
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.57	0.52	Leukoplakia	TP	1	0	64	9	0.87671	0.634
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.57	0.725	Leukoplakia	TP	1	0	65	9	0.87838	0.644

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข12 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.55	0.53	Leukoplakia	TP	1	0	66	9	0.88	0.653
leu (11).jpg	Leukoplakia	0.53	0.51	Leukoplakia	TP	1	0	67	9	0.88158	0.663
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.53	0.0612	Leukoplakia	FP	0	1	67	10	0.87013	0.663
leu (40).jpg	Leukoplakia	0.53	0.238	Leukoplakia	FP	0	1	67	11	0.85897	0.663
leu (10).jpg	Leukoplakia	0.52	0.37	Leukoplakia	TP	1	0	68	11	0.86076	0.673
leu (29).jpg	Leukoplakia	0.52	0.744	Leukoplakia	TP	1	0	69	11	0.8625	0.683
leu (26).jpg	Leukoplakia	0	0	Leukoplakia	FP	0	1	69	12	0.85185	0.683
leu (31).jpg	Leukoplakia	0	0	Leukoplakia	FP	0	1	69	13	0.84146	0.683
leu (36).jpg	Leukoplakia	0	0	Leukoplakia	FP	0	1	69	14	0.83133	0.683



รูปที่ ข12 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข12 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Leukoplakia มีค่าเท่ากับ 0.92

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข13 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (40).jpg	Other white	0.93	0	non	FP	0	1	0	1	0	0
li (6).jpg	Lichen planus	0.89	0.36	Lichen planus	TP	1	0	1	1	0.5	0.01
li (2).jpg	Lichen planus	0.88	0.79	Lichen planus	TP	1	0	2	1	0.66667	0.019
li (14).jpg	Lichen planus	0.88	0.823	Lichen planus	TP	1	0	3	1	0.75	0.029
li (5).jpg	Lichen planus	0.87	0.246	Lichen planus	FP	0	1	3	2	0.6	0.029
li (16).jpg	Lichen planus	0.87	0.607	Lichen planus	TP	1	0	4	2	0.66667	0.038
li (28).jpg	Lichen planus	0.87	0.17	Lichen planus	FP	0	1	4	3	0.57143	0.038
li (28).jpg	Lichen planus	0.87	0.91	Lichen planus	TP	1	0	5	3	0.625	0.048
li (6).jpg	Lichen planus	0.86	0.76	Lichen planus	TP	1	0	6	3	0.66667	0.057
li (35).jpg	Lichen planus	0.86	0.704	Lichen planus	TP	1	0	7	3	0.7	0.067
li (40).jpg	Lichen planus	0.86	0.906	Lichen planus	TP	1	0	8	3	0.72727	0.076
lii (7).jpg	Lichen planus	0.86	0.75	Lichen planus	TP	1	0	9	3	0.75	0.086
li (7).jpg	Lichen planus	0.85	0.567	Lichen planus	TP	1	0	10	3	0.76923	0.095
li (6).jpg	Lichen planus	0.84	0.205	Lichen planus	FP	0	1	10	4	0.71429	0.095
li (28).jpg	Lichen planus	0.84	0.234	Lichen planus	FP	0	1	10	5	0.66667	0.095
lii (7).jpg	Lichen planus	0.84	0.93	Lichen planus	TP	1	0	11	5	0.6875	0.105
li (5).jpg	Lichen planus	0.83	0.636	Lichen planus	TP	1	0	12	5	0.70588	0.114
li (35).jpg	Lichen planus	0.83	0.55	Lichen planus	TP	1	0	13	5	0.72222	0.124
li (22).jpg	Lichen planus	0.81	0.77	Lichen planus	TP	1	0	14	5	0.73684	0.133
li (5).jpg	Lichen planus	0.8	0.39	Lichen planus	TP	1	0	15	5	0.75	0.143
li (17).jpg	Lichen planus	0.8	0.469	Lichen planus	TP	1	0	16	5	0.7619	0.152
li (40).jpg	Lichen planus	0.8	0.64	Lichen planus	TP	1	0	17	5	0.77273	0.162
lii (6).jpg	Lichen planus	0.8	0.37	Lichen planus	TP	1	0	18	5	0.78261	0.171
li (1).jpg	Lichen planus	0.79	0.376	Lichen planus	TP	1	0	19	5	0.79167	0.181
li (6).jpg	Lichen planus	0.79	0.196	Lichen planus	FP	0	1	19	6	0.76	0.181
li (7).jpg	Lichen planus	0.79	0.68	Lichen planus	TP	1	0	20	6	0.76923	0.19
li (30).jpg	Lichen planus	0.79	0.921	Lichen planus	TP	1	0	21	6	0.77778	0.2
li (1).jpg	Lichen planus	0.78	0.254	Lichen planus	FP	0	1	21	7	0.75	0.2
li (9).jpg	Lichen planus	0.78	0.87	Lichen planus	TP	1	0	22	7	0.75862	0.21
li (11).jpg	Lichen planus	0.78	0.87	Lichen planus	TP	1	0	23	7	0.76667	0.219
li (28).jpg	Lichen planus	0.78	0.181	Lichen planus	FP	0	1	23	8	0.74194	0.219
li (9).jpg	Lichen planus	0.77	0.87	Lichen planus	TP	1	0	24	8	0.75	0.229
li (11).jpg	Lichen planus	0.77	0.88	Lichen planus	TP	1	0	25	8	0.75758	0.238
li (19).jpg	Lichen planus	0.77	0.56	Lichen planus	TP	1	0	26	8	0.76471	0.248
lii (8).jpg	Lichen planus	0.77	0.74	Lichen planus	TP	1	0	27	8	0.77143	0.257
li (35).jpg	Lichen planus	0.76	0.94	Lichen planus	TP	1	0	28	8	0.77778	0.267

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข13 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

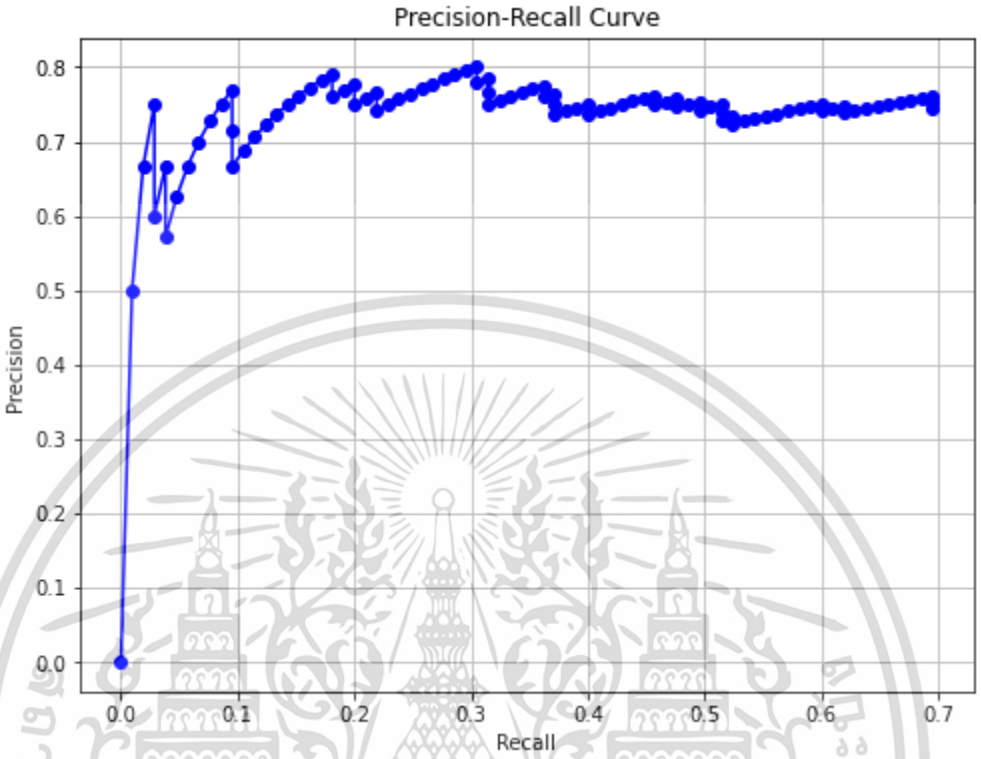
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (8).jpg	Lichen planus	0.75	0.75	Lichen planus	TP	1	0	29	8	0.78378	0.276
li (15).jpg	Lichen planus	0.75	0.91	Lichen planus	TP	1	0	30	8	0.78947	0.286
li (18).jpg	Lichen planus	0.75	0.826	Lichen planus	TP	1	0	31	8	0.79487	0.295
lii (3).jpg	Lichen planus	0.75	0.64	Lichen planus	TP	1	0	32	8	0.8	0.305
lii (5).jpg	Lichen planus	0.75	0.227	Lichen planus	FP	0	1	32	9	0.78049	0.305
lii (10).jpg	Lichen planus	0.75	0.91	Lichen planus	TP	1	0	33	9	0.78571	0.314
li (8).jpg	Lichen planus	0.74	0.204	Lichen planus	FP	0	1	33	10	0.76744	0.314
li (8).jpg	Lichen planus	0.74	0.232	Lichen planus	FP	0	1	33	11	0.75	0.314
li (19).jpg	Lichen planus	0.74	0.8	Lichen planus	TP	1	0	34	11	0.75556	0.324
li (30).jpg	Lichen planus	0.74	0.88	Lichen planus	TP	1	0	35	11	0.76087	0.333
lii (5).jpg	Lichen planus	0.73	0.53	Lichen planus	TP	1	0	36	11	0.76596	0.343
lii (10).jpg	Lichen planus	0.73	0.91	Lichen planus	TP	1	0	37	11	0.77083	0.352
li (7).jpg	Lichen planus	0.72	0.402	Lichen planus	TP	1	0	38	11	0.77551	0.362
li (28).jpg	Lichen planus	0.72	0.25	Lichen planus	FP	0	1	38	12	0.76	0.362
li (7).jpg	Lichen planus	0.71	0.394	Lichen planus	TP	1	0	39	12	0.76471	0.371
li (38).jpg	Lichen planus	0.71	0.122	Lichen planus	FP	0	1	39	13	0.75	0.371
li (38).jpg	Lichen planus	0.7	0.289	Lichen planus	FP	0	1	39	14	0.73585	0.371
lii (1).jpg	Lichen planus	0.69	0.827	Lichen planus	TP	1	0	40	14	0.74074	0.381
li (2).jpg	Lichen planus	0.68	0.66	Lichen planus	TP	1	0	41	14	0.74545	0.39
li (17).jpg	Lichen planus	0.68	0.57	Lichen planus	TP	1	0	42	14	0.75	0.4
li (1).jpg	Lichen planus	0.67	0.287	Lichen planus	FP	0	1	42	15	0.73684	0.4
li (8).jpg	Lichen planus	0.67	0.78	Lichen planus	TP	1	0	43	15	0.74138	0.41
li (39).jpg	Lichen planus	0.66	0.915	Lichen planus	TP	1	0	44	15	0.74576	0.419
lii (4).jpg	Lichen planus	0.66	0.87	Lichen planus	TP	1	0	45	15	0.75	0.429
li (17).jpg	Lichen planus	0.65	0.62	Lichen planus	TP	1	0	46	15	0.7541	0.438
lii (2).jpg	Lichen planus	0.65	0.75	Lichen planus	TP	1	0	47	15	0.75806	0.448
lii (9).jpg	Lichen planus	0.65	0.79	Lichen planus	TP	1	0	48	15	0.7619	0.457
li (2).jpg	Lichen planus	0.64	0	non	FP	0	1	48	16	0.75	0.457
li (14).jpg	Lichen planus	0.64	0.66	Lichen planus	TP	1	0	49	16	0.75385	0.467
li (2).jpg	Lichen planus	0.63	0.84	Lichen planus	TP	1	0	50	16	0.75758	0.476
li (19).jpg	Lichen planus	0.63	0.25	Lichen planus	FP	0	1	50	17	0.74627	0.476
lii (3).jpg	Lichen planus	0.63	0.51	Lichen planus	TP	1	0	51	17	0.75	0.486
li (19).jpg	Lichen planus	0.61	0.35	Lichen planus	TP	1	0	52	17	0.75362	0.495
li (34).jpg	Other white	0.61	0.179	Lichen planus	FP	0	1	52	18	0.74286	0.495
lii (10).jpg	Lichen planus	0.61	0.7	Lichen planus	TP	1	0	53	18	0.74648	0.505
li (8).jpg	Lichen planus	0.6	0.408	Lichen planus	TP	1	0	54	18	0.75	0.514
li (16).jpg	Lichen planus	0.6	0.278	Lichen planus	FP	0	1	54	19	0.73973	0.514
li (33).jpg	Lichen planus	0.6	0.26	Lichen planus	FP	0	1	54	20	0.72973	0.514

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข13 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
lii (4).jpg	Lichen planus	0.6	0.71	Lichen planus	TP	1	0	55	20	0.73333	0.524
lii (5).jpg	Lichen planus	0.6	0.106	Lichen planus	FP	0	1	55	21	0.72368	0.524
li (17).jpg	Lichen planus	0.58	0.594	Lichen planus	TP	1	0	56	21	0.72727	0.533
li (20).jpg	Lichen planus	0.58	0.61	Lichen planus	TP	1	0	57	21	0.73077	0.543
li (29).jpg	Lichen planus	0.58	0.78	Lichen planus	TP	1	0	58	21	0.73418	0.552
li (32).jpg	Lichen planus	0.58	0.37	Lichen planus	TP	1	0	59	21	0.7375	0.562
li (14).jpg	Lichen planus	0.57	0.324	Lichen planus	TP	1	0	60	21	0.74074	0.571
li (30).jpg	Lichen planus	0.57	0.68	Lichen planus	TP	1	0	61	21	0.7439	0.581
li (40).jpg	Lichen planus	0.57	0.87	Lichen planus	TP	1	0	62	21	0.74699	0.59
li (18).jpg	Lichen planus	0.56	0.69	Lichen planus	TP	1	0	63	21	0.75	0.6
li (23).jpg	Lichen planus	0.56	0.285	Lichen planus	FP	0	1	63	22	0.74118	0.6
li (32).jpg	Lichen planus	0.56	0.36	Lichen planus	TP	1	0	64	22	0.74419	0.61
li (34).jpg	Lichen planus	0.56	0.62	Lichen planus	TP	1	0	65	22	0.74713	0.619
li (1).jpg	Lichen planus	0.55	0.136	Lichen planus	FP	0	1	65	23	0.73864	0.619
li (14).jpg	Lichen planus	0.54	0.7	Lichen planus	TP	1	0	66	23	0.74157	0.629
li (16).jpg	Lichen planus	0.534	0.774	Lichen planus	TP	1	0	67	23	0.74444	0.638
lii (6).jpg	Lichen planus	0.53	0.81	Lichen planus	TP	1	0	68	23	0.74725	0.648
lii (2).jpg	Lichen planus	0.52	0.72	Lichen planus	TP	1	0	69	23	0.75	0.657
li (15).jpg	Lichen planus	0.51	0.3336	Lichen planus	TP	1	0	70	23	0.75269	0.667
li (32).jpg	Lichen planus	0.51	0.53	Lichen planus	TP	1	0	71	23	0.75532	0.676
li (36).jpg	Other white	0.51	0.61	Lichen planus	TP	1	0	72	23	0.75789	0.686
lii (10).jpg	Lichen planus	0.51	0.57	Lichen planus	TP	1	0	73	23	0.76042	0.695
li (4).jpg	Lichen planus	0	0	Lichen planus	FP	0	1	73	24	0.75258	0.695

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข13 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข13 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Lichen planus มีค่าเท่ากับ 0.675

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข14 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3

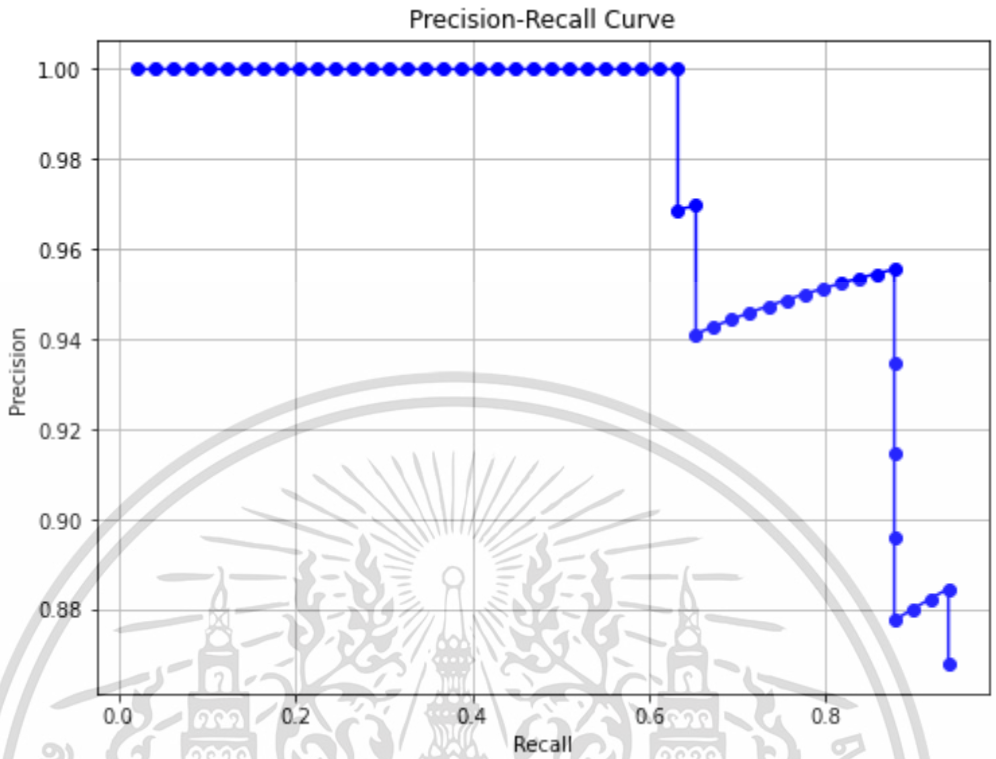
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ot (10).jpg	Other white	0.97	0.96	Other white	TP	1	0	1	0	1	0.02
ot (4).jpg	Other white	0.95	0.92	Other white	TP	1	0	2	0	1	0.041
ot (9).jpg	Other white	0.95	0.96	Other white	TP	1	0	3	0	1	0.061
ot (2).jpg	Other white	0.94	0.74	Other white	TP	1	0	4	0	1	0.082
ot (25).jpg	Other white	0.94	0.9	Other white	TP	1	0	5	0	1	0.102
ot (27).jpg	Other white	0.94	0.807	Other white	TP	1	0	6	0	1	0.122
ot (29).jpg	Other white	0.94	0.84	Other white	TP	1	0	7	0	1	0.143
ot (30).jpg	Other white	0.93	0.84	Other white	TP	1	0	8	0	1	0.163
ot (35).jpg	Other white	0.93	0.86	Other white	TP	1	0	9	0	1	0.184
ot (28).jpg	Other white	0.92	0.85	Other white	TP	1	0	10	0	1	0.204
ot (36).jpg	Other white	0.92	0.89	Other white	TP	1	0	11	0	1	0.224
ot (3).jpg	Other white	0.91	0.88	Other white	TP	1	0	12	0	1	0.245
ot (32).jpg	Other white	0.91	0.94	Other white	TP	1	0	13	0	1	0.265
ot (33).jpg	Other white	0.91	0.94	Other white	TP	1	0	14	0	1	0.286
ot (40).jpg	Other white	0.91	0.934	Other white	TP	1	0	15	0	1	0.306
ot (1).jpg	Leukoplakia	0.9	0.81	Other white	TP	1	0	16	0	1	0.327
ot (26).jpg	Other white	0.9	0.84	Other white	TP	1	0	17	0	1	0.347
ot (31).jpg	Other white	0.9	0.92	Other white	TP	1	0	18	0	1	0.367
ott (3).jpg	Other white	0.9	0.88	Other white	TP	1	0	19	0	1	0.388
ot (39).jpg	Other white	0.89	0.84	Other white	TP	1	0	20	0	1	0.408
ot (5).jpg	Other white	0.88	0.48	Other white	TP	1	0	21	0	1	0.429
ott (1).jpg	Other white	0.88	0.86	Other white	TP	1	0	22	0	1	0.449
ott (2).jpg	Other white	0.87	0.85	Other white	TP	1	0	23	0	1	0.469
ot (15).jpg	Other white	0.86	0.89	Other white	TP	1	0	24	0	1	0.49
ott (7).jpg	Other white	0.86	0.73	Other white	TP	1	0	25	0	1	0.51
ot (12).jpg	Other white	0.85	0.71	Other white	TP	1	0	26	0	1	0.531
ot (11).jpg	Other white	0.84	0.92	Other white	TP	1	0	27	0	1	0.551
ot (21).jpg	Other white	0.83	0.615	Other white	TP	1	0	28	0	1	0.571
ott (6).jpg	Other white	0.83	0.84	Other white	TP	1	0	29	0	1	0.592
ot (5).jpg	Other white	0.82	0.75	Other white	TP	1	0	30	0	1	0.612
ot (16).jpg	Other white	0.82	0.3724	Other white	TP	1	0	31	0	1	0.633
ot (33).jpg	Other white	0.82	0	non	FP	0	1	31	1	0.96875	0.633
ot (34).jpg	Other white	0.82	0.953	Other white	TP	1	0	32	1	0.9697	0.653
ot (29).jpg	Other white	0.81	0	non	FP	0	1	32	2	0.94118	0.653
ott (8).jpg	Other white	0.81	0.59	Other white	TP	1	0	33	2	0.94286	0.673
ott (4).jpg	Other white	0.8	0.7	Other white	TP	1	0	34	2	0.94444	0.694

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข14 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ot (13).jpg	Other white	0.79	0.67	Other white	TP	1	0	35	2	0.94595	0.714
ot (37).jpg	Other white	0.77	0.78	Other white	TP	1	0	36	2	0.94737	0.735
ot (22).jpg	Other white	0.74	0.524	Other white	TP	1	0	37	2	0.94872	0.755
ot (23).jpg	Other white	0.73	0.925	Other white	TP	1	0	38	2	0.95	0.776
ot (15).jpg	Other white	0.72	0.56	Other white	TP	1	0	39	2	0.95122	0.796
ot (13).jpg	Other white	0.71	0.568	Other white	TP	1	0	40	2	0.95238	0.816
ot (23).jpg	Other white	0.7	0.534	Other white	TP	1	0	41	2	0.95349	0.837
ot (22).jpg	Other white	0.69	0.66	Other white	TP	1	0	42	2	0.95455	0.857
ott (5).jpg	Other white	0.69	0.8	Other white	TP	1	0	43	2	0.95556	0.878
ot (15).jpg	Other white	0.68	0	non	FP	0	1	43	3	0.93478	0.878
ot (32).jpg	Other white	0.67	0	non	FP	0	1	43	4	0.91489	0.878
ot (30).jpg	Other white	0.57	0	non	FP	0	1	43	5	0.89583	0.878
ot (12).jpg	Other white	0.56	0.015	Other white	FP	0	1	43	6	0.87755	0.878
ot (38).jpg	Other white	0.56	0.48	Other white	TP	1	0	44	6	0.88	0.898
ot (23).jpg	Other white	0.55	0.76	Other white	TP	1	0	45	6	0.88235	0.918
ot (8).jpg	Leukoplakia	0.53	0.89	Other white	TP	1	0	46	6	0.88462	0.939
ot (28).jpg	Other white	0.51	0	Other white	FP	0	1	46	7	0.86792	0.939

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข14 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข14 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Other white มีค่าเท่ากับ 0.968

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข15 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (1).jpg	Ulcer	0.93	0.91	Ulcer	TP	1	0	1	0	1	0.014
ul (2).jpg	Ulcer	0.92	0.92	Ulcer	TP	1	0	2	0	1	0.028
ul (3).jpg	non	0	0	Ulcer	FP	0	1	2	1	0.66667	0.028
ul (4).jpg	Ulcer	0.77	0.095	Ulcer	FP	0	1	2	2	0.5	0.028
ul (4).jpg	Ulcer	0.92	0.367	Ulcer	TP	1	0	3	2	0.6	0.042
ul (5).jpg	Ulcer	0.68	0.407	Ulcer	TP	1	0	4	2	0.66667	0.056
ul (6).jpg	Ulcer	0.808	0.905	Ulcer	TP	1	0	5	2	0.71429	0.069
ul (6).jpg	Ulcer	0.87	0.84	Ulcer	TP	1	0	6	2	0.75	0.083
ul (7).jpg	Ulcer	0.91	0.73	Ulcer	TP	1	0	7	2	0.77778	0.097
ul (8).jpg	Ulcer	0.9	0.72	Ulcer	TP	1	0	8	2	0.8	0.111
ul (8).jpg	Leukoplakia	0.54	0	non	FP	0	1	8	3	0.72727	0.111
ul (9).jpg	Ulcer	0.87	0.97	Ulcer	TP	1	0	9	3	0.75	0.125
ul (10).jpg	Ulcer	0.85	0.92	Ulcer	TP	1	0	10	3	0.76923	0.139
ul (11).jpg	Ulcer	0.88	0.8526	Ulcer	TP	1	0	11	3	0.78571	0.153
ul (12).jpg	Ulcer	0.75	0.88	Ulcer	TP	1	0	12	3	0.8	0.167
ul (13).jpg	Ulcer	0.92	0.8036	Ulcer	TP	1	0	13	3	0.8125	0.181
ul (14).jpg	Ulcer	0.89	0.89	Ulcer	TP	1	0	14	3	0.82353	0.194
ul (15).jpg	non	0	0	Ulcer	FP	0	1	14	4	0.77778	0.194
ul (16).jpg	Ulcer	0.7	0	non	FP	0	1	14	5	0.73684	0.194
ul (17).jpg	Ulcer	0.92	0.3626	Ulcer	TP	1	0	15	5	0.75	0.208
ul (18).jpg	Ulcer	0.89	0.754	Ulcer	TP	1	0	16	5	0.7619	0.222
ul (18).jpg	Ulcer	0.65	0.3727	Ulcer	TP	1	0	17	5	0.77273	0.236
ul (18).jpg	Ulcer	0.85	0.5718	Ulcer	TP	1	0	18	5	0.78261	0.25
ul (18).jpg	Ulcer	0.86	0.363	Ulcer	TP	1	0	19	5	0.79167	0.264
ul (18).jpg	Ulcer	0.55	0.287	Ulcer	FP	0	1	19	6	0.76	0.264
ul (19).jpg	Ulcer	0.7	0.712	Ulcer	TP	1	0	20	6	0.76923	0.278
ul (19).jpg	Ulcer	0.81	0.8719	Ulcer	TP	1	0	21	6	0.77778	0.292
ul (19).jpg	Ulcer	0.82	0.709	Ulcer	TP	1	0	22	6	0.78571	0.306
ul (19).jpg	Ulcer	0.53	0	Ulcer	FP	0	1	22	7	0.75862	0.306
ul (20).jpg	Ulcer	0.88	0.904	Ulcer	TP	1	0	23	7	0.76667	0.319
ul (20).jpg	Ulcer	0.81	0.381	Ulcer	TP	1	0	24	7	0.77419	0.333
ul (20).jpg	Ulcer	0.95	0.817	Ulcer	TP	1	0	25	7	0.78125	0.347
ul (20).jpg	Ulcer	0.94	0.799	Ulcer	TP	1	0	26	7	0.78788	0.361
ul (20).jpg	Ulcer	0.57	0.73	Ulcer	TP	1	0	27	7	0.79412	0.375
ul (20).jpg	Ulcer	0.78	0.313	Ulcer	TP	1	0	28	7	0.8	0.389
ul (20).jpg	Ulcer	0.89	0.87	Ulcer	TP	1	0	29	7	0.80556	0.403

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

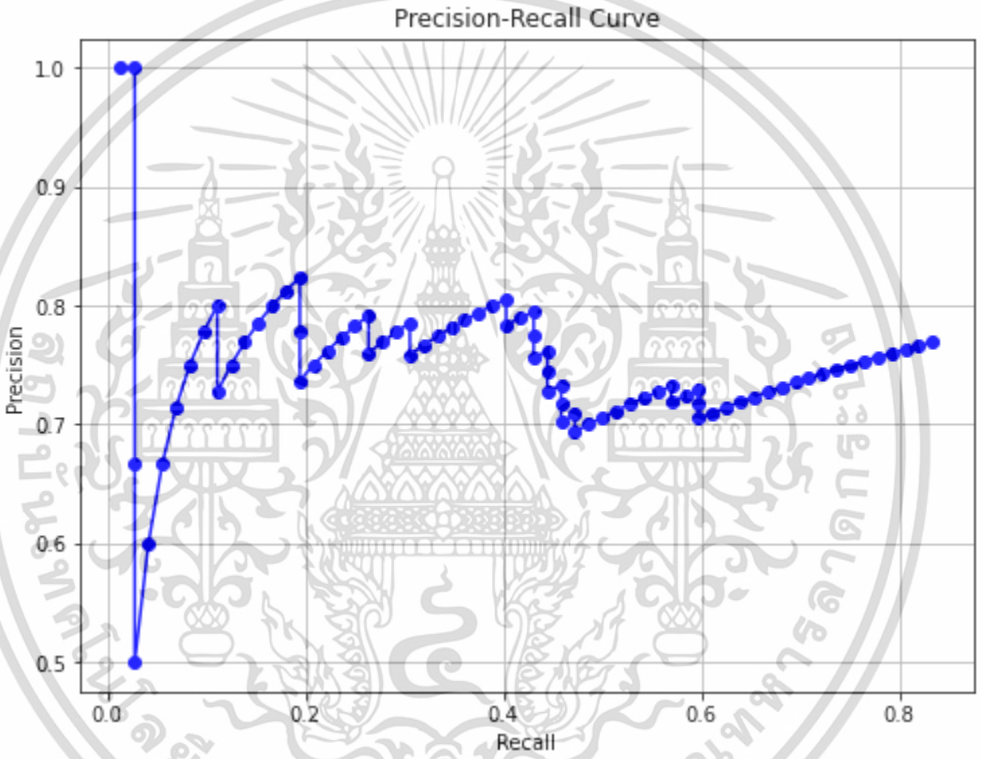
ตารางที่ ข15 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (20).jpg	Ulcer	0.85	0	non	FP	0	1	29	8	0.78378	0.403
ul (21).jpg	Ulcer	0.65	0.821	Ulcer	TP	1	0	30	8	0.78947	0.417
ul (21).jpg	Ulcer	0.68	0.359	Ulcer	TP	1	0	31	8	0.79487	0.431
ul (21).jpg	Ulcer	0.68	0	non	FP	0	1	31	9	0.775	0.431
ul (21).jpg	Ulcer	0.65	0	non	FP	0	1	31	10	0.7561	0.431
ul (22).jpg	Ulcer	0.84	0.66	Ulcer	TP	1	0	32	10	0.7619	0.444
ul (22).jpg	Ulcer	0.59	0.082	Ulcer	FP	0	1	32	11	0.74419	0.444
ul (22).jpg	Ulcer	0.75	0.117	Ulcer	FP	0	1	32	12	0.72727	0.444
ul (22).jpg	Ulcer	0.83	0.67	Ulcer	TP	1	0	33	12	0.73333	0.458
ul (22).jpg	Ulcer	0.83	0.181	Ulcer	FP	0	1	33	13	0.71739	0.458
ul (22).jpg	Ulcer	0.55	0.259	Ulcer	FP	0	1	33	14	0.70213	0.458
ul (22).jpg	Ulcer	0.67	0.369	Ulcer	TP	1	0	34	14	0.70833	0.472
ul (24).jpg	Ulcer	0.51	0.132	Ulcer	FP	0	1	34	15	0.69388	0.472
ul (24).jpg	Ulcer	0.55	0.39	Ulcer	TP	1	0	35	15	0.7	0.486
ul (26).jpg	Ulcer	0.95	0.953	Ulcer	TP	1	0	36	15	0.70588	0.5
ul (27).jpg	Ulcer	0.74	0.88	Ulcer	TP	1	0	37	15	0.71154	0.514
ul (28).jpg	Ulcer	0.7	0.65	Ulcer	TP	1	0	38	15	0.71698	0.528
ul (28).jpg	Ulcer	0.84	0.824	Ulcer	TP	1	0	39	15	0.72222	0.542
ul (28).jpg	Ulcer	0.84	0.613	Ulcer	TP	1	0	40	15	0.72727	0.556
ul (29).jpg	Ulcer	0.96	0.89	Ulcer	TP	1	0	41	15	0.73214	0.569
ul (29).jpg	Candidiasis	0.53	0	non	FP	0	1	41	16	0.7193	0.569
ul (30).jpg	Ulcer	0.71	0.3426	Ulcer	TP	1	0	42	16	0.72414	0.583
ul (30).jpg	Ulcer	0.91	0.863	Ulcer	TP	1	0	43	16	0.72881	0.597
ul (33).jpg	Ulcer	0.61	0.254	Ulcer	FP	0	1	43	17	0.71667	0.597
ul (33).jpg	Ulcer	0.93	0	non	FP	0	1	43	18	0.70492	0.597
ul (34).jpg	Ulcer	0.93	0.902	Ulcer	TP	1	0	44	18	0.70968	0.611
ul (35).jpg	Ulcer	0.93	0.86	Ulcer	TP	1	0	45	18	0.71429	0.625
ul (36).jpg	Ulcer	0.55	0.73	Ulcer	TP	1	0	46	18	0.71875	0.639
ul (37).jpg	Ulcer	0.7	0.639	Ulcer	TP	1	0	47	18	0.72308	0.653
ul (37).jpg	Ulcer	0.75	0.618	Ulcer	TP	1	0	48	18	0.72727	0.667
ul (38).jpg	Ulcer	0.95	0.894	Ulcer	TP	1	0	49	18	0.73134	0.681
ul (38).jpg	Ulcer	0.95	0.828	Ulcer	TP	1	0	50	18	0.73529	0.694
ul (39).jpg	Ulcer	0.87	0.76	Ulcer	TP	1	0	51	18	0.73913	0.708
ul (39).jpg	Ulcer	0.95	0.87	Ulcer	TP	1	0	52	18	0.74286	0.722
ull (1).jpg	Ulcer	0.85	0.74	Ulcer	TP	1	0	53	18	0.74648	0.736
ull (1).jpg	Ulcer	0.96	0.78	Ulcer	TP	1	0	54	18	0.75	0.75
ull (1).jpg	Ulcer	0.97	0.7	Ulcer	TP	1	0	55	18	0.75342	0.764
ull (2).jpg	Ulcer	0.85	0.892	Ulcer	TP	1	0	56	18	0.75676	0.778

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข15 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ull (2).jpg	Ulcer	0.93	0.807	Ulcer	TP	1	0	57	18	0.76	0.792
ull (3).jpg	Ulcer	0.94	0.834	Ulcer	TP	1	0	58	18	0.76316	0.806
ull (4).jpg	Ulcer	0.91	0.83	Ulcer	TP	1	0	59	18	0.76623	0.819
ull (5).jpg	Ulcer	0.92	0.875	Ulcer	TP	1	0	60	18	0.76923	0.833



รูปที่ ข15 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข15 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Ulcer มีค่าเท่ากับ 0.778

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.1.1.2.2 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv7x ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ค่า IoU=0.5

ตารางที่ ข16 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (13).jpg	Candidiasis	0.95	0.5	Candidiasis	FP	0	1	1	0	1	0.003
can (13).jpg	Candidiasis	0.94	0.844	Candidiasis	TP	1	0	2	0	1	0.007
can (14).jpg	Candidiasis	0.94	0.186	Candidiasis	FP	0	1	2	1	0.66667	0.007
can (13).jpg	Candidiasis	0.93	0.2159	Candidiasis	FP	0	1	2	2	0.5	0.007
can (38).jpg	Candidiasis	0.93	0.63	Candidiasis	TP	1	0	3	2	0.6	0.01
can (14).jpg	Candidiasis	0.91	0.369	Candidiasis	FP	0	1	3	3	0.5	0.01
can (36).jpg	Candidiasis	0.91	0.792	Candidiasis	TP	1	0	4	3	0.57143	0.013
cann (3).jpg	Candidiasis	0.91	0.919	Candidiasis	TP	1	0	5	3	0.625	0.017
can (13).jpg	Candidiasis	0.9	0.48	Candidiasis	FP	0	1	5	4	0.55556	0.017
can (14).jpg	Candidiasis	0.9	0.85	Candidiasis	TP	1	0	6	4	0.6	0.02
can (14).jpg	Candidiasis	0.9	0.9178	Candidiasis	TP	1	0	7	4	0.63636	0.023
can (26).jpg	Candidiasis	0.9	0.505	Candidiasis	TP	1	0	8	4	0.66667	0.026
can (33).jpg	Candidiasis	0.9	0.77	Candidiasis	TP	1	0	9	4	0.69231	0.03
can (13).jpg	Candidiasis	0.89	0.88	Candidiasis	TP	1	0	10	4	0.71429	0.033
can (21).jpg	Candidiasis	0.89	0.823	Candidiasis	TP	1	0	11	4	0.73333	0.036
can (31).jpg	Candidiasis	0.89	0.91	Candidiasis	TP	1	0	12	4	0.75	0.04
can (31).jpg	Candidiasis	0.89	0.915	Candidiasis	TP	1	0	13	4	0.76471	0.043
can (38).jpg	Candidiasis	0.89	0.89	Candidiasis	TP	1	0	14	4	0.77778	0.046
cann (2).jpg	Candidiasis	0.89	0.92	Candidiasis	TP	1	0	15	4	0.78947	0.05
can (4).jpg	Candidiasis	0.88	0.64	Candidiasis	TP	1	0	16	4	0.8	0.053
can (10).jpg	Candidiasis	0.88	0.232	Candidiasis	FP	0	1	16	5	0.7619	0.053
can (13).jpg	Candidiasis	0.88	0.82	Candidiasis	TP	1	0	17	5	0.77273	0.056
can (14).jpg	Candidiasis	0.88	0.656	Candidiasis	TP	1	0	18	5	0.78261	0.06
can (28).jpg	Candidiasis	0.88	0.369	Candidiasis	FP	0	1	18	6	0.75	0.06
can (31).jpg	Candidiasis	0.88	0.79	Candidiasis	TP	1	0	19	6	0.76	0.063
can (38).jpg	Candidiasis	0.88	0.9	Candidiasis	TP	1	0	20	6	0.76923	0.066
can (39).jpg	Candidiasis	0.88	0.924	Candidiasis	TP	1	0	21	6	0.77778	0.07
can (10).jpg	Candidiasis	0.87	0.1327	Candidiasis	FP	0	1	21	7	0.75	0.07
can (10).jpg	Candidiasis	0.87	0.834	Candidiasis	TP	1	0	22	7	0.75862	0.073

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข16 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (14).jpg	Candidiasis	0.87	0.64	Candidiasis	TP	1	0	23	7	0.76667	0.076
can (14).jpg	Candidiasis	0.87	0.785	Candidiasis	TP	1	0	24	7	0.77419	0.079
can (21).jpg	Candidiasis	0.87	0.81	Candidiasis	TP	1	0	25	7	0.78125	0.083
can (21).jpg	Candidiasis	0.87	0.72	Candidiasis	TP	1	0	26	7	0.78788	0.086
can (10).jpg	Candidiasis	0.86	0.2976	Candidiasis	FP	0	1	26	8	0.76471	0.086
can (13).jpg	Candidiasis	0.86	0.644	Candidiasis	TP	1	0	27	8	0.77143	0.089
can (14).jpg	Candidiasis	0.86	0.533	Candidiasis	TP	1	0	28	8	0.77778	0.093
can (14).jpg	Candidiasis	0.86	0.1264	Candidiasis	FP	0	1	28	9	0.75676	0.093
can (39).jpg	Candidiasis	0.86	0.897	Candidiasis	TP	1	0	29	9	0.76316	0.096
can (40).jpg	Candidiasis	0.86	0.8737	Candidiasis	TP	1	0	30	9	0.76923	0.099
can (13).jpg	Candidiasis	0.85	0.1726	Candidiasis	FP	0	1	30	10	0.75	0.099
can (13).jpg	Candidiasis	0.85	0	non	FP	0	1	30	11	0.73171	0.099
can (15).jpg	Candidiasis	0.85	0.534	Candidiasis	TP	1	0	31	11	0.7381	0.103
can (22).jpg	Candidiasis	0.85	0.89	Candidiasis	TP	1	0	32	11	0.74419	0.106
can (23).jpg	Candidiasis	0.85	0.93	Candidiasis	TP	1	0	33	11	0.75	0.109
can (26).jpg	Candidiasis	0.85	0.843	Candidiasis	TP	1	0	34	11	0.75556	0.113
can (40).jpg	Candidiasis	0.85	0.916	Candidiasis	TP	1	0	35	11	0.76087	0.116
cann (6).jpg	Candidiasis	0.85	0.68	Candidiasis	TP	1	0	36	11	0.76596	0.119
can (13).jpg	Candidiasis	0.84	0	non	FP	0	1	36	12	0.75	0.119
can (16).jpg	Candidiasis	0.84	0.706	Candidiasis	TP	1	0	37	12	0.7551	0.123
can (30).jpg	Candidiasis	0.84	0.895	Candidiasis	TP	1	0	38	12	0.76	0.126
can (34).jpg	Candidiasis	0.84	0.968	Candidiasis	TP	1	0	39	12	0.76471	0.129
can (39).jpg	Candidiasis	0.84	0.625	Candidiasis	TP	1	0	40	12	0.76923	0.132
can (40).jpg	Candidiasis	0.84	0.8825	Candidiasis	TP	1	0	41	12	0.77358	0.136
cann (2).jpg	Candidiasis	0.84	0.805	Candidiasis	TP	1	0	42	12	0.77778	0.139
can (10).jpg	Candidiasis	0.83	0.117	Candidiasis	FP	0	1	42	13	0.76364	0.139
can (13).jpg	Candidiasis	0.83	0.844	Candidiasis	TP	1	0	43	13	0.76786	0.142
can (21).jpg	Candidiasis	0.83	0.84	Candidiasis	TP	1	0	44	13	0.77193	0.146
can (27).jpg	Candidiasis	0.83	0.852	Candidiasis	TP	1	0	45	13	0.77586	0.149
can (31).jpg	Candidiasis	0.83	0.75	Candidiasis	TP	1	0	46	13	0.77966	0.152
can (38).jpg	Candidiasis	0.83	0.73	Candidiasis	TP	1	0	47	13	0.78333	0.156
can (39).jpg	Candidiasis	0.83	0.268	Candidiasis	FP	0	1	47	14	0.77049	0.156
can (39).jpg	Candidiasis	0.83	0.572	Candidiasis	TP	1	0	48	14	0.77419	0.159
cann (3).jpg	Candidiasis	0.83	0.884	Candidiasis	TP	1	0	49	14	0.77778	0.162
can (9).jpg	Candidiasis	0.82	0.426	Candidiasis	FP	0	1	49	15	0.76563	0.162
can (15).jpg	Candidiasis	0.82	0.74	Candidiasis	TP	1	0	50	15	0.76923	0.166
can (15).jpg	Candidiasis	0.82	0.74	Candidiasis	TP	1	0	51	15	0.77273	0.169
can (21).jpg	Candidiasis	0.82	0.89	Candidiasis	TP	1	0	52	15	0.77612	0.172

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข16 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (30).jpg	Candidiasis	0.82	0.877	Candidiasis	TP	1	0	53	15	0.77941	0.175
can (33).jpg	Candidiasis	0.82	0.85	Candidiasis	TP	1	0	54	15	0.78261	0.179
can (36).jpg	Candidiasis	0.82	0.799	Candidiasis	TP	1	0	55	15	0.78571	0.182
cann (3).jpg	Candidiasis	0.82	0	Candidiasis	FP	0	1	55	16	0.77465	0.182
can (13).jpg	Candidiasis	0.81	0.06	Candidiasis	FP	0	1	55	17	0.76389	0.182
can (14).jpg	Candidiasis	0.81	0.88	Candidiasis	TP	1	0	56	17	0.76712	0.185
can (15).jpg	Candidiasis	0.81	0.174	Candidiasis	FP	0	1	56	18	0.75676	0.185
can (15).jpg	Candidiasis	0.81	0	non	FP	0	1	56	19	0.74667	0.185
can (16).jpg	Candidiasis	0.81	0.712	Candidiasis	TP	1	0	57	19	0.75	0.189
can (30).jpg	Candidiasis	0.81	0.871	Candidiasis	TP	1	0	58	19	0.75325	0.192
can (39).jpg	Candidiasis	0.81	0.322	Candidiasis	FP	0	1	58	20	0.74359	0.192
can (13).jpg	Candidiasis	0.8	0.25	Candidiasis	FP	0	1	58	21	0.73418	0.192
can (13).jpg	Candidiasis	0.8	0.94	Candidiasis	TP	1	0	59	21	0.7375	0.195
can (13).jpg	Candidiasis	0.8	0.285	Candidiasis	FP	0	1	59	22	0.7284	0.195
can (14).jpg	Candidiasis	0.8	0.65	Candidiasis	TP	1	0	60	22	0.73171	0.199
can (14).jpg	Candidiasis	0.8	0.357	Candidiasis	FP	0	1	60	23	0.72289	0.199
can (21).jpg	Candidiasis	0.8	0	non	FP	0	1	60	24	0.71429	0.199
can (10).jpg	Candidiasis	0.79	0.397	Candidiasis	FP	0	1	60	25	0.70588	0.199
can (14).jpg	Candidiasis	0.79	0.86	Candidiasis	TP	1	0	61	25	0.7093	0.202
can (16).jpg	Candidiasis	0.79	0.95	Candidiasis	TP	1	0	62	25	0.71264	0.205
can (16).jpg	Candidiasis	0.79	0.82	Candidiasis	TP	1	0	63	25	0.71591	0.209
can (32).jpg	Candidiasis	0.79	0.803	Candidiasis	TP	1	0	64	25	0.7191	0.212
can (33).jpg	Candidiasis	0.79	0.83	non	TP	1	0	65	25	0.72222	0.215
can (34).jpg	Candidiasis	0.79	0.399	Candidiasis	FP	0	1	65	26	0.71429	0.215
can (39).jpg	Candidiasis	0.79	0.838	Candidiasis	TP	1	0	66	26	0.71739	0.219
cann (1).jpg	Candidiasis	0.79	0.91	Candidiasis	TP	1	0	67	26	0.72043	0.222
cann (2).jpg	Candidiasis	0.79	0.75	Candidiasis	TP	1	0	68	26	0.7234	0.225
cann (3).jpg	Candidiasis	0.79	0.808	Candidiasis	TP	1	0	69	26	0.72632	0.228
can (10).jpg	Candidiasis	0.78	0.823	Candidiasis	TP	1	0	70	26	0.72917	0.232
can (10).jpg	Candidiasis	0.78	0.381	Candidiasis	FP	0	1	70	27	0.72165	0.232
can (12).jpg	Candidiasis	0.78	0.833	Candidiasis	TP	1	0	71	27	0.72449	0.235
can (14).jpg	Candidiasis	0.78	0.758	Candidiasis	TP	1	0	72	27	0.72727	0.238
can (21).jpg	Candidiasis	0.78	0.954	Candidiasis	TP	1	0	73	27	0.73	0.242
can (28).jpg	Candidiasis	0.78	0	Candidiasis	FP	0	1	73	28	0.72277	0.242
can (9).jpg	Candidiasis	0.77	0.89	Candidiasis	TP	1	0	74	28	0.72549	0.245
can (10).jpg	Candidiasis	0.77	0.724	Candidiasis	TP	1	0	75	28	0.72816	0.248
can (11).jpg	Candidiasis	0.77	0.83	Candidiasis	TP	1	0	76	28	0.73077	0.252
can (12).jpg	Candidiasis	0.77	0.377	Candidiasis	FP	0	1	76	29	0.72381	0.252

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข16 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (12).jpg	Candidiasis	0.77	0.35	Candidiasis	FP	0	1	76	30	0.71698	0.252
can (15).jpg	Candidiasis	0.77	0.367	Candidiasis	FP	0	1	76	31	0.71028	0.252
can (15).jpg	Candidiasis	0.77	0.135	Candidiasis	FP	0	1	76	32	0.7037	0.252
can (27).jpg	Candidiasis	0.77	0.916	Candidiasis	TP	1	0	77	32	0.70642	0.255
can (27).jpg	Candidiasis	0.77	0.766	Candidiasis	TP	1	0	78	32	0.70909	0.258
can (28).jpg	Candidiasis	0.77	0.77	Candidiasis	TP	1	0	79	32	0.71171	0.262
can (32).jpg	Candidiasis	0.77	0.87	Candidiasis	TP	1	0	80	32	0.71429	0.265
can (33).jpg	Candidiasis	0.77	0.67	Candidiasis	TP	1	0	81	32	0.71681	0.268
can (35).jpg	Candidiasis	0.77	0.69	Candidiasis	TP	1	0	82	32	0.7193	0.272
can (38).jpg	Candidiasis	0.77	0.798	Candidiasis	TP	1	0	83	32	0.72174	0.275
can (38).jpg	Candidiasis	0.77	0.62	Candidiasis	TP	1	0	84	32	0.72414	0.278
cann (2).jpg	Candidiasis	0.77	0.91	Candidiasis	TP	1	0	85	32	0.7265	0.281
can (5).jpg	Candidiasis	0.76	0.79	Candidiasis	TP	1	0	86	32	0.72881	0.285
can (13).jpg	Candidiasis	0.76	0.034	Candidiasis	FP	0	1	86	33	0.72269	0.285
can (15).jpg	Candidiasis	0.76	0	non	FP	0	1	86	34	0.71667	0.285
can (28).jpg	Candidiasis	0.76	0.74	Candidiasis	TP	1	0	87	34	0.71901	0.288
can (30).jpg	Candidiasis	0.76	0.865	Candidiasis	TP	1	0	88	34	0.72131	0.291
can (32).jpg	Candidiasis	0.76	0.7456	Candidiasis	TP	1	0	89	34	0.72358	0.295
cann (6).jpg	Candidiasis	0.76	0.78	Candidiasis	TP	1	0	90	34	0.72581	0.298
cann (6).jpg	Candidiasis	0.76	0.873	Candidiasis	TP	1	0	91	34	0.728	0.301
can (10).jpg	Candidiasis	0.75	0.088	Candidiasis	FP	0	1	91	35	0.72222	0.301
can (10).jpg	Candidiasis	0.75	0.72	Candidiasis	TP	1	0	92	35	0.72441	0.305
can (12).jpg	Candidiasis	0.75	0	non	FP	0	1	92	36	0.71875	0.305
can (13).jpg	Candidiasis	0.75	0	non	FP	0	1	92	37	0.71318	0.305
can (14).jpg	Candidiasis	0.75	0.5222	Candidiasis	TP	1	0	93	37	0.71538	0.308
can (38).jpg	Candidiasis	0.75	0.11	Candidiasis	FP	0	1	93	38	0.70992	0.308
cann (2).jpg	Candidiasis	0.75	0	non	FP	0	1	93	39	0.70455	0.308
can (10).jpg	Candidiasis	0.74	0.826	Candidiasis	TP	1	0	94	39	0.70677	0.311
can (13).jpg	Candidiasis	0.74	0.218	Candidiasis	FP	0	1	94	40	0.70149	0.311
can (13).jpg	Candidiasis	0.74	0	non	FP	0	1	94	41	0.6963	0.311
can (16).jpg	Candidiasis	0.74	0.0322	Candidiasis	FP	0	1	94	42	0.69118	0.311
can (29).jpg	Candidiasis	0.74	0.82	Candidiasis	TP	1	0	95	42	0.69343	0.315
can (38).jpg	Candidiasis	0.74	0	non	FP	0	1	95	43	0.68841	0.315
can (39).jpg	Candidiasis	0.74	0	non	FP	0	1	95	44	0.68345	0.315
cann (2).jpg	Ulcer	0.74	0	Candidiasis	FP	0	1	95	45	0.67857	0.315
can (4).jpg	Candidiasis	0.73	0.64	Candidiasis	TP	1	0	96	45	0.68085	0.318
can (20).jpg	Candidiasis	0.73	0.85	Candidiasis	TP	1	0	97	45	0.6831	0.321
can (21).jpg	Candidiasis	0.73	0.83	Candidiasis	TP	1	0	98	45	0.68531	0.325

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข16 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (28).jpg	Candidiasis	0.73	0.055	Candidiasis	FP	0	1	98	46	0.68056	0.325
can (32).jpg	Candidiasis	0.73	0.643	Candidiasis	TP	1	0	99	46	0.68276	0.328
can (38).jpg	Candidiasis	0.73	0.47	Candidiasis	FP	0	1	99	47	0.67808	0.328
can (12).jpg	Candidiasis	0.725	0.176	Candidiasis	FP	0	1	99	48	0.67347	0.328
can (9).jpg	Candidiasis	0.72	0.745	Candidiasis	TP	1	0	100	48	0.67568	0.331
can (10).jpg	Candidiasis	0.72	0.071	Candidiasis	FP	0	1	100	49	0.67114	0.331
can (10).jpg	Candidiasis	0.72	0.577	Candidiasis	TP	1	0	101	49	0.67333	0.334
can (14).jpg	Candidiasis	0.72	0.0437	Candidiasis	FP	0	1	101	50	0.66887	0.334
can (14).jpg	Candidiasis	0.72	0.036	Candidiasis	FP	0	1	101	51	0.66447	0.334
can (21).jpg	Candidiasis	0.72	0.51	Candidiasis	TP	1	0	102	51	0.66667	0.338
can (21).jpg	Candidiasis	0.72	0.84	Candidiasis	TP	1	0	103	51	0.66883	0.341
can (26).jpg	Candidiasis	0.72	0.37	Candidiasis	FP	0	1	103	52	0.66452	0.341
cann (2).jpg	Candidiasis	0.72	0.632	Candidiasis	TP	1	0	104	52	0.66667	0.344
cann (3).jpg	Candidiasis	0.72	0.853	Candidiasis	TP	1	0	105	52	0.66879	0.348
can (13).jpg	Candidiasis	0.71	0	non	FP	0	1	105	53	0.66456	0.348
can (14).jpg	Candidiasis	0.71	0.154	Candidiasis	FP	0	1	105	54	0.66038	0.348
can (19).jpg	Candidiasis	0.71	0.95	Candidiasis	TP	1	0	106	54	0.6625	0.351
can (26).jpg	Candidiasis	0.71	0.83	Candidiasis	TP	1	0	107	54	0.6646	0.354
can (6).jpg	Candidiasis	0.7	0.4611	Candidiasis	FP	0	1	107	55	0.66049	0.354
can (9).jpg	Candidiasis	0.7	0.785	Candidiasis	TP	1	0	108	55	0.66258	0.358
can (21).jpg	Candidiasis	0.7	0	non	FP	0	1	108	56	0.65854	0.358
can (24).jpg	Candidiasis	0.7	0.816	Candidiasis	TP	1	0	109	56	0.66061	0.361
can (38).jpg	Candidiasis	0.7	0.246	Candidiasis	FP	0	1	109	57	0.65663	0.361
can (39).jpg	Candidiasis	0.7	0.118	Candidiasis	FP	0	1	109	58	0.65269	0.361
can (40).jpg	Candidiasis	0.7	0.765	Candidiasis	TP	1	0	110	58	0.65476	0.364
can (8).jpg	Candidiasis	0.69	0.4712	Candidiasis	FP	0	1	110	59	0.65089	0.364
can (9).jpg	Candidiasis	0.69	0.2757	Candidiasis	FP	0	1	110	60	0.64706	0.364
can (28).jpg	Candidiasis	0.69	0.47	Candidiasis	FP	0	1	110	61	0.64327	0.364
can (31).jpg	Candidiasis	0.69	0.575	Candidiasis	TP	1	0	111	61	0.64535	0.368
cann (6).jpg	Candidiasis	0.69	0.56	Candidiasis	TP	1	0	112	61	0.6474	0.371
can (4).jpg	Candidiasis	0.68	0.125	Candidiasis	FP	0	1	112	62	0.64368	0.371
can (11).jpg	Candidiasis	0.68	0.74	Candidiasis	TP	1	0	113	62	0.64571	0.374
can (14).jpg	Candidiasis	0.68	0	non	FP	0	1	113	63	0.64205	0.374
can (22).jpg	Candidiasis	0.68	0.916	Candidiasis	TP	1	0	114	63	0.64407	0.377
can (31).jpg	Candidiasis	0.68	0.8	Candidiasis	TP	1	0	115	63	0.64607	0.381
cann (2).jpg	Candidiasis	0.68	0.81	Candidiasis	TP	1	0	116	63	0.64804	0.384
can (4).jpg	Candidiasis	0.67	0.605	Candidiasis	TP	1	0	117	63	0.65	0.387
can (5).jpg	Candidiasis	0.67	0.06	Candidiasis	FP	0	1	117	64	0.64641	0.387

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข16 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (13).jpg	Candidiasis	0.67	0.095	Candidiasis	FP	0	1	117	65	0.64286	0.387
can (14).jpg	Candidiasis	0.67	0.193	Candidiasis	FP	0	1	117	66	0.63934	0.387
can (23).jpg	Candidiasis	0.67	0.87	Candidiasis	TP	1	0	118	66	0.6413	0.391
can (28).jpg	Candidiasis	0.67	0.444	Candidiasis	FP	0	1	118	67	0.63784	0.391
cann (1).jpg	Candidiasis	0.67	0.09	Candidiasis	FP	0	1	118	68	0.63441	0.391
can (10).jpg	Candidiasis	0.66	0.825	Candidiasis	TP	1	0	119	68	0.63636	0.394
can (13).jpg	Candidiasis	0.65	0.164	Candidiasis	FP	0	1	119	69	0.63298	0.394
can (30).jpg	Candidiasis	0.65	0.4136	Candidiasis	FP	0	1	119	70	0.62963	0.394
can (36).jpg	Candidiasis	0.65	0.782	Candidiasis	TP	1	0	120	70	0.63158	0.397
can (39).jpg	Candidiasis	0.65	0	non	FP	0	1	120	71	0.62827	0.397
cann (6).jpg	Candidiasis	0.65	0.7	Candidiasis	TP	1	0	121	71	0.63021	0.401
can (11).jpg	Candidiasis	0.64	0	Candidiasis	FP	0	1	121	72	0.62694	0.401
can (13).jpg	Candidiasis	0.64	0.24	Candidiasis	FP	0	1	121	73	0.62371	0.401
can (16).jpg	Candidiasis	0.64	0	non	FP	0	1	121	74	0.62051	0.401
cann (3).jpg	Candidiasis	0.64	0.963	Candidiasis	TP	1	0	122	74	0.62245	0.404
cann (6).jpg	Candidiasis	0.64	0	non	FP	0	1	122	75	0.61929	0.404
can (5).jpg	Candidiasis	0.63	0.8	Candidiasis	TP	1	0	123	75	0.62121	0.407
can (10).jpg	Candidiasis	0.63	0.053	Candidiasis	FP	0	1	123	76	0.61809	0.407
can (15).jpg	Candidiasis	0.63	0.575	Candidiasis	TP	1	0	124	76	0.62	0.411
can (33).jpg	Candidiasis	0.63	0.83	Candidiasis	TP	1	0	125	76	0.62189	0.414
can (40).jpg	Candidiasis	0.63	0	non	FP	0	1	125	77	0.61881	0.414
cann (6).jpg	Candidiasis	0.63	0	non	FP	0	1	125	78	0.61576	0.414
can (9).jpg	Candidiasis	0.62	0.05	Candidiasis	FP	0	1	125	79	0.61275	0.414
can (10).jpg	Candidiasis	0.62	0.0498	Candidiasis	FP	0	1	125	80	0.60976	0.414
can (14).jpg	Candidiasis	0.62	0.6127	Candidiasis	TP	1	0	126	80	0.61165	0.417
can (36).jpg	Candidiasis	0.62	0.913	Candidiasis	TP	1	0	127	80	0.61353	0.421
cann (6).jpg	Candidiasis	0.62	0.689	Candidiasis	TP	1	0	128	80	0.61538	0.424
can (26).jpg	Candidiasis	0.61	0.915	Candidiasis	TP	1	0	129	80	0.61722	0.427
can (28).jpg	Candidiasis	0.61	0.146	Candidiasis	FP	0	1	129	81	0.61429	0.427
can (30).jpg	Candidiasis	0.61	0.635	Candidiasis	TP	1	0	130	81	0.61611	0.43
can (31).jpg	Candidiasis	0.61	0.0424	Candidiasis	FP	0	1	130	82	0.61321	0.43
can (13).jpg	Candidiasis	0.6	0	non	FP	0	1	130	83	0.61033	0.43
can (14).jpg	Candidiasis	0.6	0.024	Candidiasis	FP	0	1	130	84	0.60748	0.43
can (15).jpg	Ulcer	0.6	0	non	FP	0	1	130	85	0.60465	0.43
can (20).jpg	Candidiasis	0.6	0.348	Candidiasis	FP	0	1	130	86	0.60185	0.43
can (29).jpg	Candidiasis	0.6	0.172	Candidiasis	FP	0	1	130	87	0.59908	0.43
can (34).jpg	Candidiasis	0.6	0.106	Candidiasis	FP	0	1	130	88	0.59633	0.43
cann (2).jpg	Candidiasis	0.6	0.8205	Candidiasis	TP	1	0	131	88	0.59817	0.434

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข16 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

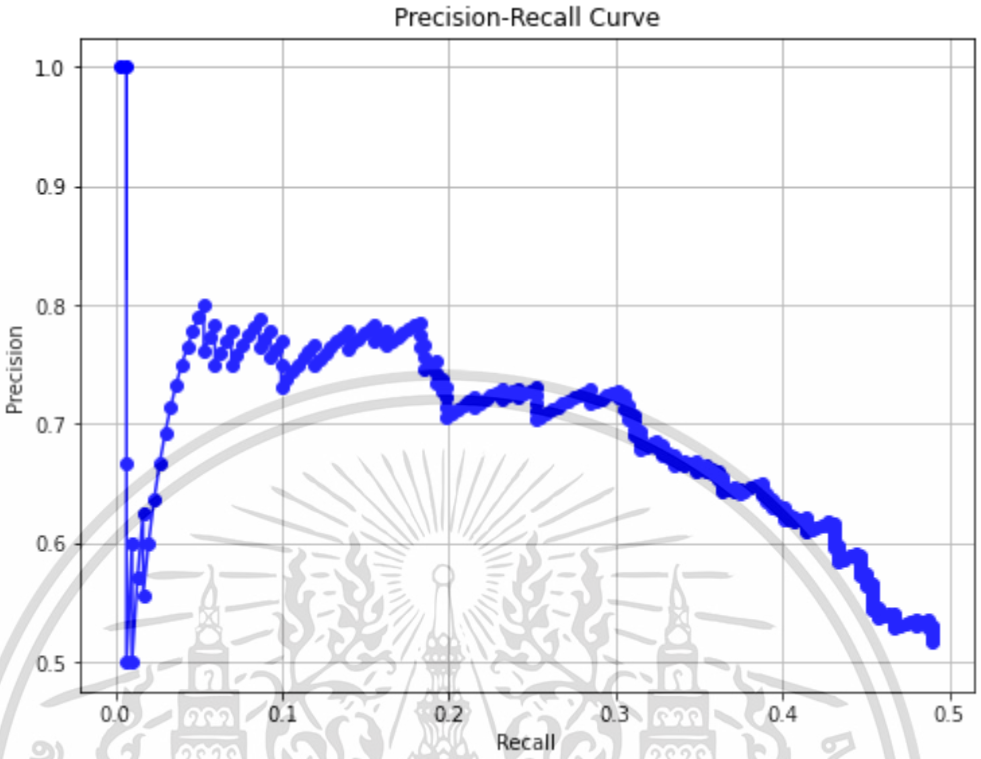
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (10).jpg	Candidiasis	0.59	0.0968	Candidiasis	FP	0	1	131	89	0.59545	0.434
can (12).jpg	Candidiasis	0.59	0.285	Candidiasis	FP	0	1	131	90	0.59276	0.434
can (14).jpg	Candidiasis	0.59	0	non	FP	0	1	131	91	0.59009	0.434
can (14).jpg	Candidiasis	0.59	0	non	FP	0	1	131	92	0.58744	0.434
can (15).jpg	Candidiasis	0.59	0.476	Candidiasis	FP	0	1	131	93	0.58482	0.434
can (15).jpg	Candidiasis	0.59	0.511	Candidiasis	TP	1	0	132	93	0.58667	0.437
can (22).jpg	Candidiasis	0.59	0.922	Candidiasis	TP	1	0	133	93	0.5885	0.44
cann (3).jpg	Candidiasis	0.59	0.9	Candidiasis	TP	1	0	134	93	0.59031	0.444
can (4).jpg	Candidiasis	0.58	0	non	FP	0	1	134	94	0.58772	0.444
can (9).jpg	Candidiasis	0.58	0.53	Candidiasis	TP	1	0	135	94	0.58952	0.447
can (11).jpg	Candidiasis	0.58	0.323	Candidiasis	FP	0	1	135	95	0.58696	0.447
can (11).jpg	Candidiasis	0.58	0.457	Candidiasis	FP	0	1	135	96	0.58442	0.447
can (11).jpg	Candidiasis	0.58	0.1426	Candidiasis	FP	0	1	135	97	0.5819	0.447
can (14).jpg	Candidiasis	0.58	0	non	FP	0	1	135	98	0.5794	0.447
can (26).jpg	Candidiasis	0.58	0.065	Candidiasis	FP	0	1	135	99	0.57692	0.447
can (29).jpg	Candidiasis	0.58	0.48	Candidiasis	FP	0	1	135	100	0.57447	0.447
can (33).jpg	Candidiasis	0.58	0	Candidiasis	FP	0	1	135	101	0.57203	0.447
can (1).jpg	Candidiasis	0.57	0.726	Candidiasis	TP	1	0	136	101	0.57384	0.45
can (9).jpg	Candidiasis	0.57	0.064	Candidiasis	FP	0	1	136	102	0.57143	0.45
can (12).jpg	Candidiasis	0.57	0.1222	Candidiasis	FP	0	1	136	103	0.56904	0.45
can (14).jpg	Candidiasis	0.57	0.116	Candidiasis	FP	0	1	136	104	0.56667	0.45
can (26).jpg	Candidiasis	0.57	0.344	Candidiasis	FP	0	1	136	105	0.56432	0.45
can (34).jpg	Candidiasis	0.57	0.778	Candidiasis	TP	1	0	137	105	0.56612	0.454
can (7).jpg	Candidiasis	0.56	0.448	Candidiasis	FP	0	1	137	106	0.56379	0.454
can (12).jpg	Candidiasis	0.56	0.287	Candidiasis	FP	0	1	137	107	0.56148	0.454
can (15).jpg	Candidiasis	0.56	0.0072	Candidiasis	FP	0	1	137	108	0.55918	0.454
can (21).jpg	Candidiasis	0.56	0.025	Candidiasis	FP	0	1	137	109	0.55691	0.454
can (28).jpg	Candidiasis	0.56	0.038	Candidiasis	FP	0	1	137	110	0.55466	0.454
can (28).jpg	Candidiasis	0.56	0.038	Candidiasis	FP	0	1	137	111	0.55242	0.454
can (38).jpg	Candidiasis	0.56	0	non	FP	0	1	137	112	0.5502	0.454
can (39).jpg	Candidiasis	0.56	0	non	FP	0	1	137	113	0.548	0.454
cann (6).jpg	Candidiasis	0.56	0.443	Candidiasis	FP	0	1	137	114	0.54582	0.454
can (5).jpg	Candidiasis	0.55	0.248	Candidiasis	FP	0	1	137	115	0.54365	0.454
can (15).jpg	Candidiasis	0.55	0.726	Candidiasis	TP	1	0	138	115	0.54545	0.457
can (11).jpg	Candidiasis	0.54	0	Candidiasis	FP	0	1	138	116	0.54331	0.457
can (16).jpg	Candidiasis	0.54	0	non	FP	0	1	138	117	0.54118	0.457
can (16).jpg	Candidiasis	0.54	0	non	FP	0	1	138	118	0.53906	0.457
can (29).jpg	Candidiasis	0.54	0.235	Candidiasis	FP	0	1	138	119	0.53696	0.457

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข16 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (33).jpg	Candidiasis	0.54	0.53	non	TP	1	0	139	119	0.53876	0.46
can (34).jpg	Candidiasis	0.54	0.686	Candidiasis	TP	1	0	140	119	0.54054	0.464
can (40).jpg	Candidiasis	0.54	0	non	FP	0	1	140	120	0.53846	0.464
cann (3).jpg	Candidiasis	0.54	0.853	Candidiasis	TP	1	0	141	120	0.54023	0.467
can (4).jpg	Candidiasis	0.53	0.2683	Candidiasis	FP	0	1	141	121	0.53817	0.467
can (11).jpg	Candidiasis	0.53	0.1367	Candidiasis	FP	0	1	141	122	0.53612	0.467
can (13).jpg	Candidiasis	0.53	0.128	Candidiasis	FP	0	1	141	123	0.53409	0.467
can (13).jpg	Candidiasis	0.53	0.048	Candidiasis	FP	0	1	141	124	0.53208	0.467
can (16).jpg	Candidiasis	0.53	0.246	Candidiasis	FP	0	1	141	125	0.53008	0.467
can (16).jpg	Candidiasis	0.53	0	non	FP	0	1	141	126	0.52809	0.467
can (22).jpg	Candidiasis	0.53	0.71	Candidiasis	TP	1	0	142	126	0.52985	0.47
can (23).jpg	Candidiasis	0.53	0.76	Candidiasis	TP	1	0	143	126	0.5316	0.474
can (34).jpg	Candidiasis	0.53	0.572	Candidiasis	TP	1	0	144	126	0.53333	0.477
can (38).jpg	Candidiasis	0.53	0.76	Candidiasis	TP	1	0	145	126	0.53506	0.48
can (40).jpg	Candidiasis	0.53	0	non	FP	0	1	145	127	0.53309	0.48
cann (6).jpg	Candidiasis	0.53	0	non	FP	0	1	145	128	0.53114	0.48
can (1).jpg	Candidiasis	0.52	0.92	Candidiasis	TP	1	0	146	128	0.53285	0.483
can (12).jpg	Candidiasis	0.52	0.763	Candidiasis	TP	1	0	147	128	0.53455	0.487
can (12).jpg	Candidiasis	0.52	0.133	Candidiasis	FP	0	1	147	129	0.53261	0.487
can (13).jpg	Candidiasis	0.52	0	non	FP	0	1	147	130	0.53069	0.487
can (26).jpg	Candidiasis	0.52	0.016	Candidiasis	FP	0	1	147	131	0.52878	0.487
can (27).jpg	Candidiasis	0.52	0.819	Candidiasis	TP	1	0	148	131	0.53047	0.49
can (31).jpg	Candidiasis	0.52	0.45	Candidiasis	FP	0	1	148	132	0.52857	0.49
can (12).jpg	Candidiasis	0.51	0.021	Candidiasis	FP	0	1	148	133	0.52669	0.49
can (26).jpg	Candidiasis	0.51	0.0322	Candidiasis	FP	0	1	148	134	0.52482	0.49
can (16).jpg	Candidiasis	0.5	0.199	Candidiasis	FP	0	1	148	135	0.52297	0.49
can (26).jpg	Candidiasis	0.5	0	non	FP	0	1	148	136	0.52113	0.49

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข16 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข16 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Candidiasis มีค่าเท่ากับ 0.627

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข17 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.95	0.81	Leukoplakia	TP	1	0	1	0	1	0.01
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.95	0.91	Leukoplakia	TP	1	0	2	0	1	0.02
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.94	0.86	Leukoplakia	TP	1	0	3	0	1	0.03
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.93	0.889	Leukoplakia	TP	1	0	4	0	1	0.04
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.93	0.8919	Leukoplakia	TP	1	0	5	0	1	0.05
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.93	0.75	Leukoplakia	TP	1	0	6	0	1	0.059
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.93	0.93	Leukoplakia	TP	1	0	7	0	1	0.069
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.93	0.946	Leukoplakia	TP	1	0	8	0	1	0.079
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.92	0.925	Leukoplakia	TP	1	0	9	0	1	0.089
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.92	0.353	Leukoplakia	FP	0	1	9	1	0.9	0.089
leu (35).jpg	Lichen planus	0.92	0.436	Leukoplakia	FP	0	1	9	2	0.81818	0.089
leuu (3).jpg	Leukoplakia	0.92	0.92	Leukoplakia	TP	1	0	10	2	0.83333	0.099
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.91	0.54	Leukoplakia	TP	1	0	11	2	0.84615	0.109
leu (19).jpg	Leukoplakia	0.91	0.954	Leukoplakia	TP	1	0	12	2	0.85714	0.119
leu (21).jpg	Leukoplakia	0.91	0.855	Leukoplakia	TP	1	0	13	2	0.86667	0.129
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.91	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	14	2	0.875	0.139
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.9	0.354	Leukoplakia	FP	0	1	14	3	0.82353	0.139
leuu (1).jpg	Leukoplakia	0.9	0.96	Leukoplakia	TP	1	0	15	3	0.83333	0.149
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.89	0.8325	Leukoplakia	TP	1	0	16	3	0.84211	0.158
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.89	0.54	Leukoplakia	TP	1	0	17	3	0.85	0.168
leu (25).jpg	Other white	0.89	0.92	Leukoplakia	TP	1	0	18	3	0.85714	0.178
leu (38).jpg	Leukoplakia	0.89	0.864	Leukoplakia	TP	1	0	19	3	0.86364	0.188
leu (39).jpg	Leukoplakia	0.89	0.597	Leukoplakia	TP	1	0	20	3	0.86957	0.198
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.89	0.93	Leukoplakia	TP	1	0	21	3	0.875	0.208
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.88	0.79	Leukoplakia	TP	1	0	22	3	0.88	0.218
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.88	0.72	Leukoplakia	TP	1	0	23	3	0.88462	0.228
leu (40).jpg	Leukoplakia	0.88	0.65	Leukoplakia	TP	1	0	24	3	0.88889	0.238
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.87	0.91	Leukoplakia	TP	1	0	25	3	0.89286	0.248
leu (20).jpg	Leukoplakia	0.87	0.94	Leukoplakia	TP	1	0	26	3	0.89655	0.257
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.86	0.55	Leukoplakia	TP	1	0	27	3	0.9	0.267
leu (12).jpg	Leukoplakia	0.86	0.88	Leukoplakia	TP	1	0	28	3	0.90323	0.277
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.86	0.884	Leukoplakia	TP	1	0	29	3	0.90625	0.287
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.86	0.57	Leukoplakia	TP	1	0	30	3	0.90909	0.297
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.85	0.386	Leukoplakia	FP	0	1	30	4	0.88235	0.297
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.85	0	Leukoplakia	FP	0	1	30	5	0.85714	0.297
leu (7).jpg	Leukoplakia	0.84	0.61	Leukoplakia	TP	1	0	31	5	0.86111	0.307

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

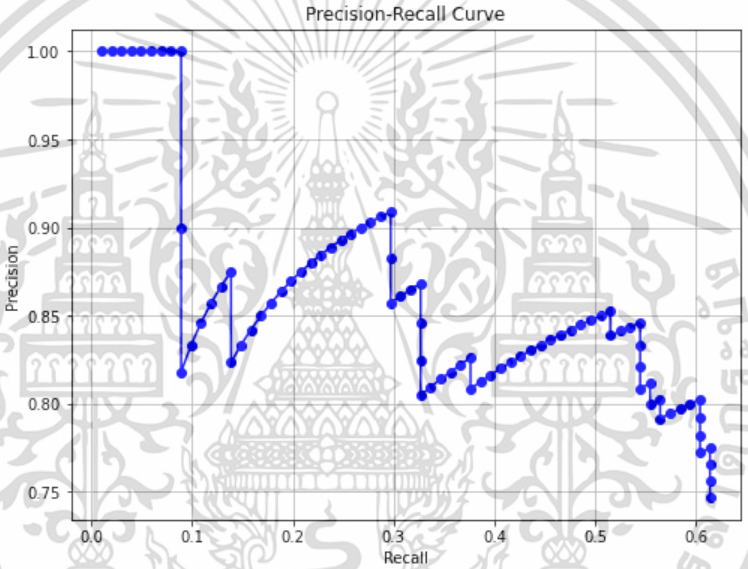
ตารางที่ ข17 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (8).jpg	Leukoplakia	0.84	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	32	5	0.86486	0.317
leu (18).jpg	Leukoplakia	0.84	0.745	Leukoplakia	TP	1	0	33	5	0.86842	0.327
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.84	0.378	Leukoplakia	FP	0	1	33	6	0.84615	0.327
leu (33).jpg	Other white	0.84	0	non	FP	0	1	33	7	0.825	0.327
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.84	0.216	Leukoplakia	FP	0	1	33	8	0.80488	0.327
leu (1).jpg	Leukoplakia	0.83	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	34	8	0.80952	0.337
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.83	0.81	Leukoplakia	TP	1	0	35	8	0.81395	0.347
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.83	0.576	Leukoplakia	TP	1	0	36	8	0.81818	0.356
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.83	0.83	Leukoplakia	TP	1	0	37	8	0.82222	0.366
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.82	0.7	Leukoplakia	TP	1	0	38	8	0.82609	0.376
leu (30).jpg	Ulcer	0.82	0	non	FP	0	1	38	9	0.80851	0.376
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.81	0.588	Leukoplakia	TP	1	0	39	9	0.8125	0.386
leu (28).jpg	Leukoplakia	0.81	0.79	Leukoplakia	TP	1	0	40	9	0.81633	0.396
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.81	0.69	Leukoplakia	TP	1	0	41	9	0.82	0.406
leu (1).jpg	Leukoplakia	0.8	0.6	Leukoplakia	TP	1	0	42	9	0.82353	0.416
leu (13).jpg	Leukoplakia	0.79	0.61	Leukoplakia	TP	1	0	43	9	0.82692	0.426
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.79	0.747	Leukoplakia	TP	1	0	44	9	0.83019	0.436
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.79	0.6	Leukoplakia	TP	1	0	45	9	0.83333	0.446
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.78	0.65	Leukoplakia	TP	1	0	46	9	0.83636	0.455
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.77	0.895	Leukoplakia	TP	1	0	47	9	0.83929	0.465
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.77	0.785	Leukoplakia	TP	1	0	48	9	0.84211	0.475
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.77	0.71	Leukoplakia	TP	1	0	49	9	0.84483	0.485
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.77	0.8	Leukoplakia	TP	1	0	50	9	0.84746	0.495
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.76	0.847	Leukoplakia	TP	1	0	51	9	0.85	0.505
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.74	0.786	Leukoplakia	TP	1	0	52	9	0.85246	0.515
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.72	0.384	Leukoplakia	FP	0	1	52	10	0.83871	0.515
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.72	0.83	Leukoplakia	TP	1	0	53	10	0.84127	0.525
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.71	0.695	Leukoplakia	TP	1	0	54	10	0.84375	0.535
leu (27).jpg	Leukoplakia	0.69	0.79	Leukoplakia	TP	1	0	55	10	0.84615	0.545
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.68	0	Leukoplakia	FP	0	1	55	11	0.83333	0.545
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.67	0	non	FP	0	1	55	12	0.8209	0.545
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.66	0.255	Leukoplakia	FP	0	1	55	13	0.80882	0.545
leu (7).jpg	Leukoplakia	0.63	0.61	Leukoplakia	TP	1	0	56	13	0.81159	0.554
leu (30).jpg	Leukoplakia	0.63	0.08	Leukoplakia	FP	0	1	56	14	0.8	0.554
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.61	0.67	Leukoplakia	TP	1	0	57	14	0.80282	0.564
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.58	0.138	Leukoplakia	FP	0	1	57	15	0.79167	0.564
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.57	0.52	Leukoplakia	TP	1	0	58	15	0.79452	0.574
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.57	0.725	Leukoplakia	TP	1	0	59	15	0.7973	0.584

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข17 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.55	0.53	Leukoplakia	TP	1	0	60	15	0.8	0.594
leu (11).jpg	Leukoplakia	0.53	0.51	Leukoplakia	TP	1	0	61	15	0.80263	0.604
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.53	0.0612	Leukoplakia	FP	0	1	61	16	0.79221	0.604
leu (40).jpg	Leukoplakia	0.53	0.238	Leukoplakia	FP	0	1	61	17	0.78205	0.604
leu (10).jpg	Leukoplakia	0.52	0.37	Leukoplakia	FP	0	1	61	18	0.77215	0.604
leu (29).jpg	Leukoplakia	0.52	0.744	Leukoplakia	TP	1	0	62	18	0.775	0.614



รูปที่ ข17 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข17 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Lichen planus มีค่าเท่ากับ 0.812

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข18 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (40).jpg	Other white	0.93	0	non	FP	0	1	0	1	0	0
li (6).jpg	Lichen planus	0.89	0.36	Lichen planus	FP	0	1	0	2	0	0
li (2).jpg	Lichen planus	0.88	0.79	Lichen planus	TP	1	0	1	2	0.33333	0.01
li (14).jpg	Lichen planus	0.88	0.823	Lichen planus	TP	1	0	2	2	0.5	0.019
li (5).jpg	Lichen planus	0.87	0.246	Lichen planus	FP	0	1	2	3	0.4	0.019
li (16).jpg	Lichen planus	0.87	0.607	Lichen planus	TP	1	0	3	3	0.5	0.029
li (28).jpg	Lichen planus	0.87	0.17	Lichen planus	FP	0	1	3	4	0.42857	0.029
li (28).jpg	Lichen planus	0.87	0.91	Lichen planus	TP	1	0	4	4	0.5	0.038
li (6).jpg	Lichen planus	0.86	0.76	Lichen planus	TP	1	0	5	4	0.55556	0.048
li (35).jpg	Lichen planus	0.86	0.704	Lichen planus	TP	1	0	6	4	0.6	0.057
li (40).jpg	Lichen planus	0.86	0.906	Lichen planus	TP	1	0	7	4	0.63636	0.067
lii (7).jpg	Lichen planus	0.86	0.75	Lichen planus	TP	1	0	8	4	0.66667	0.076
li (7).jpg	Lichen planus	0.85	0.567	Lichen planus	TP	1	0	9	4	0.69231	0.086
li (6).jpg	Lichen planus	0.84	0.205	Lichen planus	FP	0	1	9	5	0.64286	0.086
li (28).jpg	Lichen planus	0.84	0.234	Lichen planus	FP	0	1	9	6	0.6	0.086
lii (7).jpg	Lichen planus	0.84	0.93	Lichen planus	TP	1	0	10	6	0.625	0.095
li (5).jpg	Lichen planus	0.83	0.636	Lichen planus	TP	1	0	11	6	0.64706	0.105
li (35).jpg	Lichen planus	0.83	0.55	Lichen planus	TP	1	0	12	6	0.66667	0.114
li (22).jpg	Lichen planus	0.81	0.77	Lichen planus	TP	1	0	13	6	0.68421	0.124
li (5).jpg	Lichen planus	0.8	0.39	Lichen planus	FP	0	1	13	7	0.65	0.124
li (17).jpg	Lichen planus	0.8	0.469	Lichen planus	FP	0	1	13	8	0.61905	0.124
li (40).jpg	Lichen planus	0.8	0.64	Lichen planus	TP	1	0	14	8	0.63636	0.133
lii (6).jpg	Lichen planus	0.8	0.37	Lichen planus	FP	0	1	14	9	0.6087	0.133
li (1).jpg	Lichen planus	0.79	0.376	Lichen planus	FP	0	1	14	10	0.58333	0.133
li (6).jpg	Lichen planus	0.79	0.196	Lichen planus	FP	0	1	14	11	0.56	0.133
li (7).jpg	Lichen planus	0.79	0.68	Lichen planus	TP	1	0	15	11	0.57692	0.143
li (30).jpg	Lichen planus	0.79	0.921	Lichen planus	TP	1	0	16	11	0.59259	0.152
li (1).jpg	Lichen planus	0.78	0.254	Lichen planus	FP	0	1	16	12	0.57143	0.152
li (9).jpg	Lichen planus	0.78	0.87	Lichen planus	TP	1	0	17	12	0.58621	0.162
li (11).jpg	Lichen planus	0.78	0.87	Lichen planus	TP	1	0	18	12	0.6	0.171
li (28).jpg	Lichen planus	0.78	0.181	Lichen planus	FP	0	1	18	13	0.58065	0.171
li (9).jpg	Lichen planus	0.77	0.87	Lichen planus	TP	1	0	19	13	0.59375	0.181
li (11).jpg	Lichen planus	0.77	0.88	Lichen planus	TP	1	0	20	13	0.60606	0.19
li (19).jpg	Lichen planus	0.77	0.56	Lichen planus	TP	1	0	21	13	0.61765	0.2
lii (8).jpg	Lichen planus	0.77	0.74	Lichen planus	TP	1	0	22	13	0.62857	0.21
li (35).jpg	Lichen planus	0.76	0.94	Lichen planus	TP	1	0	23	13	0.63889	0.219

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข18 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

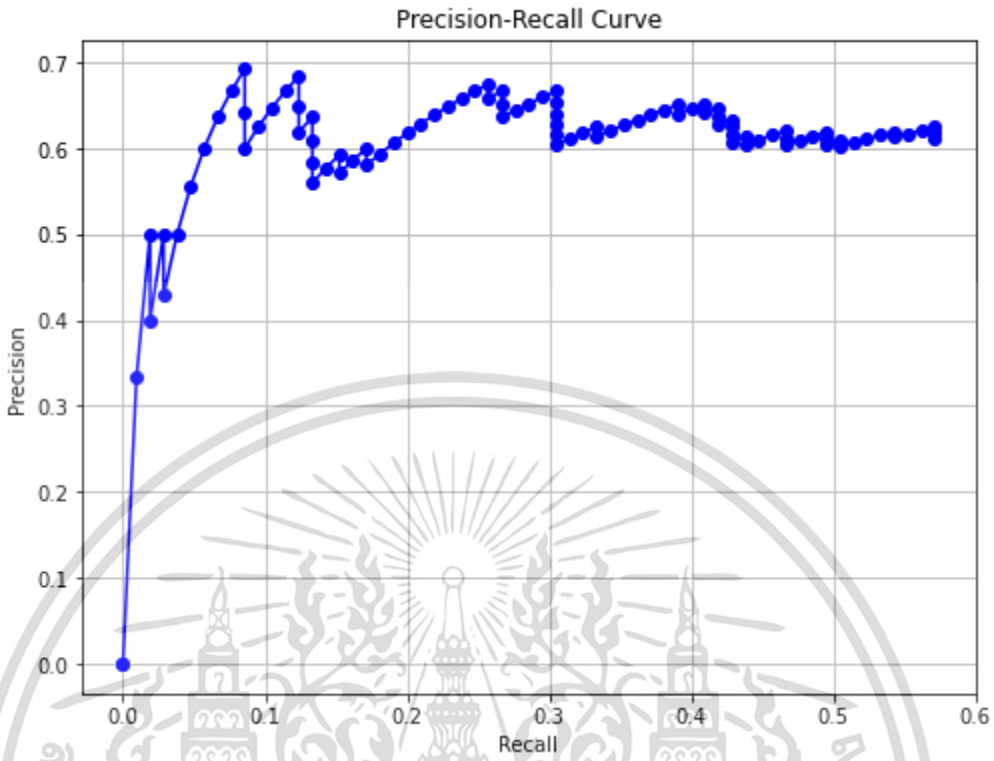
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (8).jpg	Lichen planus	0.75	0.75	Lichen planus	TP	1	0	24	13	0.64865	0.229
li (15).jpg	Lichen planus	0.75	0.91	Lichen planus	TP	1	0	25	13	0.65789	0.238
li (18).jpg	Lichen planus	0.75	0.826	Lichen planus	TP	1	0	26	13	0.66667	0.248
lii (3).jpg	Lichen planus	0.75	0.64	Lichen planus	TP	1	0	27	13	0.675	0.257
lii (5).jpg	Lichen planus	0.75	0.227	Lichen planus	FP	0	1	27	14	0.65854	0.257
lii (10).jpg	Lichen planus	0.75	0.91	Lichen planus	TP	1	0	28	14	0.66667	0.267
li (8).jpg	Lichen planus	0.74	0.204	Lichen planus	FP	0	1	28	15	0.65116	0.267
li (8).jpg	Lichen planus	0.74	0.232	Lichen planus	FP	0	1	28	16	0.63636	0.267
li (19).jpg	Lichen planus	0.74	0.8	Lichen planus	TP	1	0	29	16	0.64444	0.276
li (30).jpg	Lichen planus	0.74	0.88	Lichen planus	TP	1	0	30	16	0.65217	0.286
lii (5).jpg	Lichen planus	0.73	0.53	Lichen planus	TP	1	0	31	16	0.65957	0.295
lii (10).jpg	Lichen planus	0.73	0.91	Lichen planus	TP	1	0	32	16	0.66667	0.305
li (7).jpg	Lichen planus	0.72	0.402	Lichen planus	FP	0	1	32	17	0.65306	0.305
li (28).jpg	Lichen planus	0.72	0.25	Lichen planus	FP	0	1	32	18	0.64	0.305
li (7).jpg	Lichen planus	0.71	0.394	Lichen planus	FP	0	1	32	19	0.62745	0.305
li (38).jpg	Lichen planus	0.71	0.122	Lichen planus	FP	0	1	32	20	0.61538	0.305
li (38).jpg	Lichen planus	0.7	0.289	Lichen planus	FP	0	1	32	21	0.60377	0.305
lii (1).jpg	Lichen planus	0.69	0.827	Lichen planus	TP	1	0	33	21	0.61111	0.314
li (2).jpg	Lichen planus	0.68	0.66	Lichen planus	TP	1	0	34	21	0.61818	0.324
li (17).jpg	Lichen planus	0.68	0.57	Lichen planus	TP	1	0	35	21	0.625	0.333
li (1).jpg	Lichen planus	0.67	0.287	Lichen planus	FP	0	1	35	22	0.61404	0.333
li (8).jpg	Lichen planus	0.67	0.78	Lichen planus	TP	1	0	36	22	0.62069	0.343
li (39).jpg	Lichen planus	0.66	0.915	Lichen planus	TP	1	0	37	22	0.62712	0.352
lii (4).jpg	Lichen planus	0.66	0.87	Lichen planus	TP	1	0	38	22	0.63333	0.362
li (17).jpg	Lichen planus	0.65	0.62	Lichen planus	TP	1	0	39	22	0.63934	0.371
lii (2).jpg	Lichen planus	0.65	0.75	Lichen planus	TP	1	0	40	22	0.64516	0.381
lii (9).jpg	Lichen planus	0.65	0.79	Lichen planus	TP	1	0	41	22	0.65079	0.39
li (2).jpg	Lichen planus	0.64	0	non	FP	0	1	41	23	0.64063	0.39
li (14).jpg	Lichen planus	0.64	0.66	Lichen planus	TP	1	0	42	23	0.64615	0.4
li (2).jpg	Lichen planus	0.63	0.84	Lichen planus	TP	1	0	43	23	0.65152	0.41
li (19).jpg	Lichen planus	0.63	0.25	Lichen planus	FP	0	1	43	24	0.64179	0.41
lii (3).jpg	Lichen planus	0.63	0.51	Lichen planus	TP	1	0	44	24	0.64706	0.419
li (19).jpg	Lichen planus	0.61	0.35	Lichen planus	FP	0	1	44	25	0.63768	0.419
li (34).jpg	Other white	0.61	0.179	Lichen planus	FP	0	1	44	26	0.62857	0.419
lii (10).jpg	Lichen planus	0.61	0.7	Lichen planus	TP	1	0	45	26	0.6338	0.429
li (8).jpg	Lichen planus	0.6	0.408	Lichen planus	FP	0	1	45	27	0.625	0.429
li (16).jpg	Lichen planus	0.6	0.278	Lichen planus	FP	0	1	45	28	0.61644	0.429
li (33).jpg	Lichen planus	0.6	0.26	Lichen planus	FP	0	1	45	29	0.60811	0.429

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข18 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
lii (4).jpg	Lichen planus	0.6	0.71	Lichen planus	TP	1	0	46	29	0.61333	0.438
lii (5).jpg	Lichen planus	0.6	0.106	Lichen planus	FP	0	1	46	30	0.60526	0.438
li (17).jpg	Lichen planus	0.58	0.594	Lichen planus	TP	1	0	47	30	0.61039	0.448
li (20).jpg	Lichen planus	0.58	0.61	Lichen planus	TP	1	0	48	30	0.61538	0.457
li (29).jpg	Lichen planus	0.58	0.78	Lichen planus	TP	1	0	49	30	0.62025	0.467
li (32).jpg	Lichen planus	0.58	0.37	Lichen planus	FP	0	1	49	31	0.6125	0.467
li (14).jpg	Lichen planus	0.57	0.324	Lichen planus	FP	0	1	49	32	0.60494	0.467
li (30).jpg	Lichen planus	0.57	0.68	Lichen planus	TP	1	0	50	32	0.60976	0.476
li (40).jpg	Lichen planus	0.57	0.87	Lichen planus	TP	1	0	51	32	0.61446	0.486
li (18).jpg	Lichen planus	0.56	0.69	Lichen planus	TP	1	0	52	32	0.61905	0.495
li (23).jpg	Lichen planus	0.56	0.285	Lichen planus	FP	0	1	52	33	0.61176	0.495
li (32).jpg	Lichen planus	0.56	0.36	Lichen planus	FP	0	1	52	34	0.60465	0.495
li (34).jpg	Lichen planus	0.56	0.62	Lichen planus	TP	1	0	53	34	0.6092	0.505
li (1).jpg	Lichen planus	0.55	0.136	Lichen planus	FP	0	1	53	35	0.60227	0.505
li (14).jpg	Lichen planus	0.54	0.7	Lichen planus	TP	1	0	54	35	0.60674	0.514
li (16).jpg	Lichen planus	0.534	0.774	Lichen planus	TP	1	0	55	35	0.61111	0.524
lii (6).jpg	Lichen planus	0.53	0.81	Lichen planus	TP	1	0	56	35	0.61538	0.533
lii (2).jpg	Lichen planus	0.52	0.72	Lichen planus	TP	1	0	57	35	0.61957	0.543
li (15).jpg	Lichen planus	0.51	0.3336	Lichen planus	FP	0	1	57	36	0.6129	0.543
li (32).jpg	Lichen planus	0.51	0.53	Lichen planus	TP	1	0	58	36	0.61702	0.552
li (36).jpg	Other white	0.51	0.61	Lichen planus	TP	1	0	59	36	0.62105	0.562
lii (10).jpg	Lichen planus	0.51	0.57	Lichen planus	TP	1	0	60	36	0.625	0.571

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข18 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข18 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Lichen planus มีค่าเท่ากับ 0.566

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข19 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5

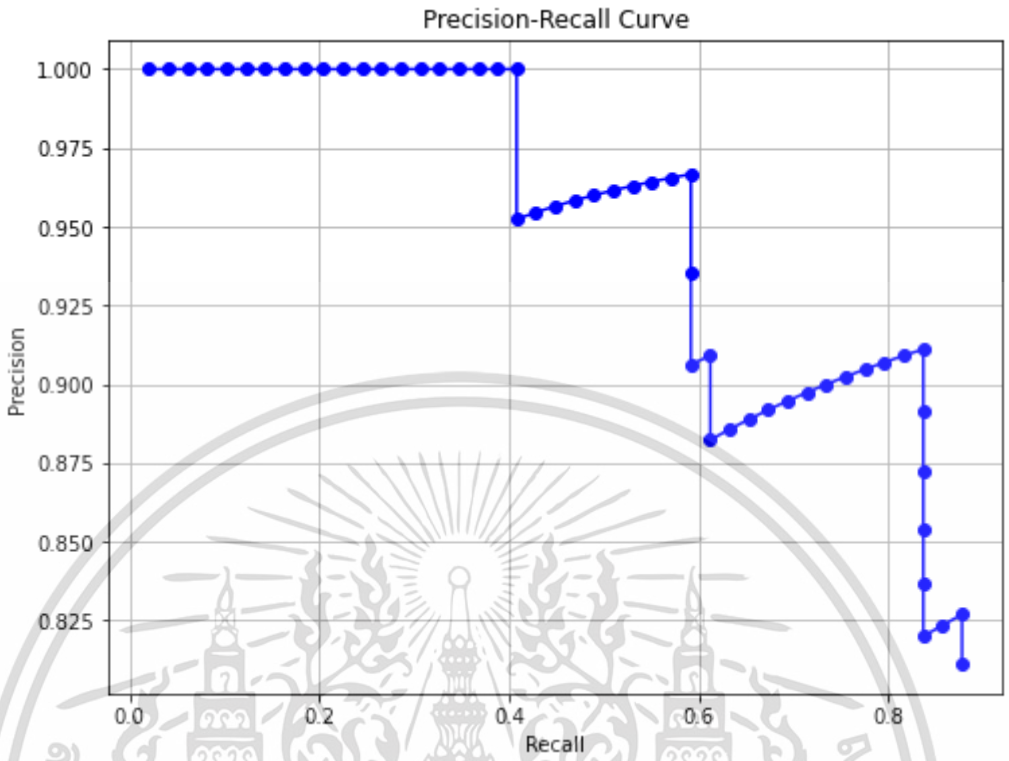
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ot (10).jpg	Other white	0.97	0.96	Other white	TP	1	0	1	0	1	0.02
ot (4).jpg	Other white	0.95	0.92	Other white	TP	1	0	2	0	1	0.041
ot (9).jpg	Other white	0.95	0.96	Other white	TP	1	0	3	0	1	0.061
ot (2).jpg	Other white	0.94	0.74	Other white	TP	1	0	4	0	1	0.082
ot (25).jpg	Other white	0.94	0.9	Other white	TP	1	0	5	0	1	0.102
ot (27).jpg	Other white	0.94	0.807	Other white	TP	1	0	6	0	1	0.122
ot (29).jpg	Other white	0.94	0.84	Other white	TP	1	0	7	0	1	0.143
ot (30).jpg	Other white	0.93	0.84	Other white	TP	1	0	8	0	1	0.163
ot (35).jpg	Other white	0.93	0.86	Other white	TP	1	0	9	0	1	0.184
ot (28).jpg	Other white	0.92	0.85	Other white	TP	1	0	10	0	1	0.204
ot (36).jpg	Other white	0.92	0.89	Other white	TP	1	0	11	0	1	0.224
ot (3).jpg	Other white	0.91	0.88	Other white	TP	1	0	12	0	1	0.245
ot (32).jpg	Other white	0.91	0.94	Other white	TP	1	0	13	0	1	0.265
ot (33).jpg	Other white	0.91	0.94	Other white	TP	1	0	14	0	1	0.286
ot (40).jpg	Other white	0.91	0.934	Other white	TP	1	0	15	0	1	0.306
ot (1).jpg	Leukoplakia	0.9	0.81	Other white	TP	1	0	16	0	1	0.327
ot (26).jpg	Other white	0.9	0.84	Other white	TP	1	0	17	0	1	0.347
ot (31).jpg	Other white	0.9	0.92	Other white	TP	1	0	18	0	1	0.367
ott (3).jpg	Other white	0.9	0.88	Other white	TP	1	0	19	0	1	0.388
ot (39).jpg	Other white	0.89	0.84	Other white	TP	1	0	20	0	1	0.408
ot (5).jpg	Other white	0.88	0.48	Other white	FP	0	1	20	1	0.95238	0.408
ott (1).jpg	Other white	0.88	0.86	Other white	TP	1	0	21	1	0.95455	0.429
ott (2).jpg	Other white	0.87	0.85	Other white	TP	1	0	22	1	0.95652	0.449
ot (15).jpg	Other white	0.86	0.89	Other white	TP	1	0	23	1	0.95833	0.469
ott (7).jpg	Other white	0.86	0.73	Other white	TP	1	0	24	1	0.96	0.49
ot (12).jpg	Other white	0.85	0.71	Other white	TP	1	0	25	1	0.96154	0.51
ot (11).jpg	Other white	0.84	0.92	Other white	TP	1	0	26	1	0.96296	0.531
ot (21).jpg	Other white	0.83	0.615	Other white	TP	1	0	27	1	0.96429	0.551
ott (6).jpg	Other white	0.83	0.84	Other white	TP	1	0	28	1	0.96552	0.571
ot (5).jpg	Other white	0.82	0.75	Other white	TP	1	0	29	1	0.96667	0.592
ot (16).jpg	Other white	0.82	0.3724	Other white	FP	0	1	29	2	0.93548	0.592
ot (33).jpg	Other white	0.82	0	non	FP	0	1	29	3	0.90625	0.592
ot (34).jpg	Other white	0.82	0.953	Other white	TP	1	0	30	3	0.90909	0.612
ot (29).jpg	Other white	0.81	0	non	FP	0	1	30	4	0.88235	0.612
ott (8).jpg	Other white	0.81	0.59	Other white	TP	1	0	31	4	0.88571	0.633
ott (4).jpg	Other white	0.8	0.7	Other white	TP	1	0	32	4	0.88889	0.653

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข19 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ot (13).jpg	Other white	0.79	0.67	Other white	TP	1	0	33	4	0.89189	0.673
ot (37).jpg	Other white	0.77	0.78	Other white	TP	1	0	34	4	0.89474	0.694
ot (22).jpg	Other white	0.74	0.524	Other white	TP	1	0	35	4	0.89744	0.714
ot (23).jpg	Other white	0.73	0.925	Other white	TP	1	0	36	4	0.9	0.735
ot (15).jpg	Other white	0.72	0.56	Other white	TP	1	0	37	4	0.90244	0.755
ot (13).jpg	Other white	0.71	0.568	Other white	TP	1	0	38	4	0.90476	0.776
ot (23).jpg	Other white	0.7	0.534	Other white	TP	1	0	39	4	0.90698	0.796
ot (22).jpg	Other white	0.69	0.66	Other white	TP	1	0	40	4	0.90909	0.816
ott (5).jpg	Other white	0.69	0.8	Other white	TP	1	0	41	4	0.91111	0.837
ot (15).jpg	Other white	0.68	0	non	FP	0	1	41	5	0.8913	0.837
ot (32).jpg	Other white	0.67	0	non	FP	0	1	41	6	0.87234	0.837
ot (30).jpg	Other white	0.57	0	non	FP	0	1	41	7	0.85417	0.837
ot (12).jpg	Other white	0.56	0.015	Other white	FP	0	1	41	8	0.83673	0.837
ot (38).jpg	Other white	0.56	0.48	Other white	FP	0	1	41	9	0.82	0.837
ot (23).jpg	Other white	0.55	0.76	Other white	TP	1	0	42	9	0.82353	0.857
ot (8).jpg	Leukoplakia	0.53	0.89	Other white	TP	1	0	43	9	0.82692	0.878
ot (28).jpg	Other white	0.51	0	Other white	FP	0	1	43	10	0.81132	0.878

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข19 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข19 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Other white มีค่าเท่ากับ 0.675

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข20 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (1).jpg	Ulcer	0.93	0.91	Ulcer	TP	1	0	1	0	1	0.014
ul (2).jpg	Ulcer	0.92	0.92	Ulcer	TP	1	0	2	0	1	0.028
ul (3).jpg	non	0	0	Ulcer	FP	0	1	2	1	0.66667	0.028
ul (4).jpg	Ulcer	0.77	0.095	Ulcer	FP	0	1	2	2	0.5	0.028
ul (4).jpg	Ulcer	0.92	0.367	Ulcer	FP	0	1	2	3	0.4	0.028
ul (5).jpg	Ulcer	0.68	0.407	Ulcer	FP	0	1	2	4	0.33333	0.028
ul (6).jpg	Ulcer	0.808	0.905	Ulcer	TP	1	0	3	4	0.42857	0.042
ul (6).jpg	Ulcer	0.87	0.84	Ulcer	TP	1	0	4	4	0.5	0.056
ul (7).jpg	Ulcer	0.91	0.73	Ulcer	TP	1	0	5	4	0.55556	0.069
ul (8).jpg	Ulcer	0.9	0.72	Ulcer	TP	1	0	6	4	0.6	0.083
ul (8).jpg	Leukoplakia	0.54	0	non	FP	0	1	6	5	0.54545	0.083
ul (9).jpg	Ulcer	0.87	0.97	Ulcer	TP	1	0	7	5	0.58333	0.097
ul (10).jpg	Ulcer	0.85	0.92	Ulcer	TP	1	0	8	5	0.61538	0.111
ul (11).jpg	Ulcer	0.88	0.8526	Ulcer	TP	1	0	9	5	0.64286	0.125
ul (12).jpg	Ulcer	0.75	0.88	Ulcer	TP	1	0	10	5	0.66667	0.139
ul (13).jpg	Ulcer	0.92	0.8036	Ulcer	TP	1	0	11	5	0.6875	0.153
ul (14).jpg	Ulcer	0.89	0.89	Ulcer	TP	1	0	12	5	0.70588	0.167
ul (15).jpg	non	0	0	Ulcer	FP	0	1	12	6	0.66667	0.167
ul (16).jpg	Ulcer	0.7	0	non	FP	0	1	12	7	0.63158	0.167
ul (17).jpg	Ulcer	0.92	0.3626	Ulcer	FP	0	1	12	8	0.6	0.167
ul (18).jpg	Ulcer	0.89	0.754	Ulcer	TP	1	0	13	8	0.61905	0.181
ul (18).jpg	Ulcer	0.65	0.3727	Ulcer	FP	0	1	13	9	0.59091	0.181
ul (18).jpg	Ulcer	0.85	0.5718	Ulcer	TP	1	0	14	9	0.6087	0.194
ul (18).jpg	Ulcer	0.86	0.363	Ulcer	FP	0	1	14	10	0.58333	0.194
ul (18).jpg	Ulcer	0.55	0.287	Ulcer	FP	0	1	14	11	0.56	0.194
ul (19).jpg	Ulcer	0.7	0.712	Ulcer	TP	1	0	15	11	0.57692	0.208
ul (19).jpg	Ulcer	0.81	0.8719	Ulcer	TP	1	0	16	11	0.59259	0.222
ul (19).jpg	Ulcer	0.82	0.709	Ulcer	TP	1	0	17	11	0.60714	0.236
ul (19).jpg	Ulcer	0.53	0	Ulcer	FP	0	1	17	12	0.58621	0.236
ul (20).jpg	Ulcer	0.88	0.904	Ulcer	TP	1	0	18	12	0.6	0.25
ul (20).jpg	Ulcer	0.81	0.381	Ulcer	FP	0	1	18	13	0.58065	0.25
ul (20).jpg	Ulcer	0.95	0.817	Ulcer	TP	1	0	19	13	0.59375	0.264
ul (20).jpg	Ulcer	0.94	0.799	Ulcer	TP	1	0	20	13	0.60606	0.278
ul (20).jpg	Ulcer	0.57	0.73	Ulcer	TP	1	0	21	13	0.61765	0.292
ul (20).jpg	Ulcer	0.78	0.313	Ulcer	FP	0	1	21	14	0.6	0.292
ul (20).jpg	Ulcer	0.89	0.87	Ulcer	TP	1	0	22	14	0.61111	0.306

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

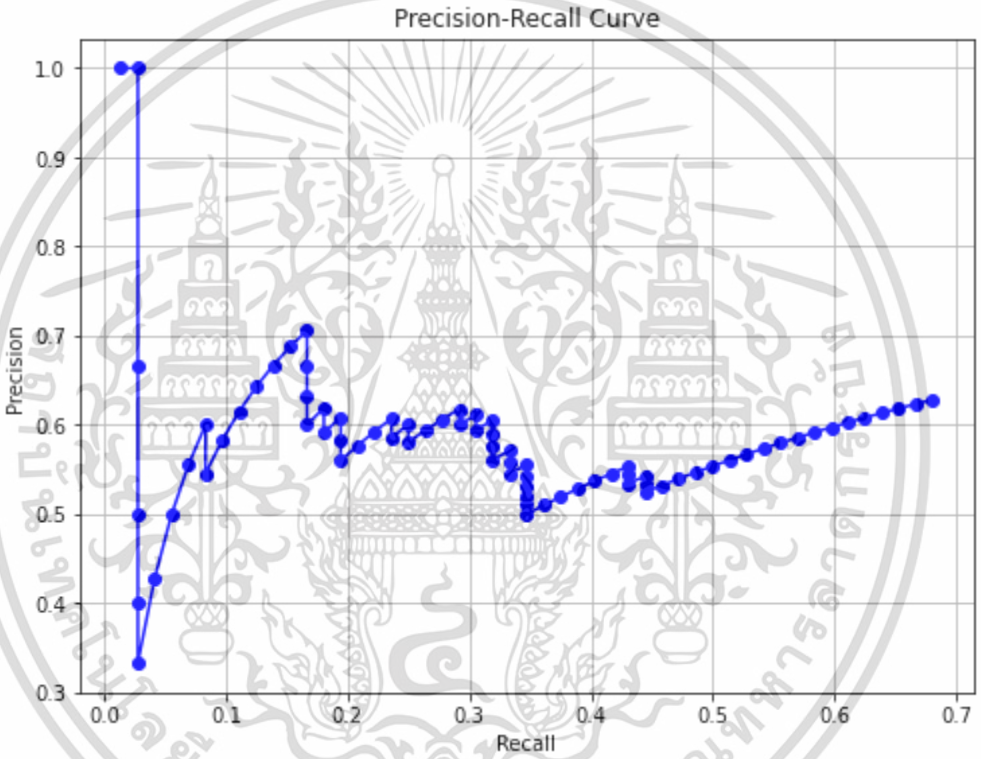
ตารางที่ ข20 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (20).jpg	Ulcer	0.85	0	non	FP	0	1	22	15	0.59459	0.306
ul (21).jpg	Ulcer	0.65	0.821	Ulcer	TP	1	0	23	15	0.60526	0.319
ul (21).jpg	Ulcer	0.68	0.359	Ulcer	FP	0	1	23	16	0.58974	0.319
ul (21).jpg	Ulcer	0.68	0	non	FP	0	1	23	17	0.575	0.319
ul (21).jpg	Ulcer	0.65	0	non	FP	0	1	23	18	0.56098	0.319
ul (22).jpg	Ulcer	0.84	0.66	Ulcer	TP	1	0	24	18	0.57143	0.333
ul (22).jpg	Ulcer	0.59	0.082	Ulcer	FP	0	1	24	19	0.55814	0.333
ul (22).jpg	Ulcer	0.75	0.117	Ulcer	FP	0	1	24	20	0.54545	0.333
ul (22).jpg	Ulcer	0.83	0.67	Ulcer	TP	1	0	25	20	0.55556	0.347
ul (22).jpg	Ulcer	0.83	0.181	Ulcer	FP	0	1	25	21	0.54348	0.347
ul (22).jpg	Ulcer	0.55	0.259	Ulcer	FP	0	1	25	22	0.53191	0.347
ul (22).jpg	Ulcer	0.67	0.369	Ulcer	FP	0	1	25	23	0.52083	0.347
ul (24).jpg	Ulcer	0.51	0.132	Ulcer	FP	0	1	25	24	0.5102	0.347
ul (24).jpg	Ulcer	0.55	0.39	Ulcer	FP	0	1	25	25	0.5	0.347
ul (26).jpg	Ulcer	0.95	0.953	Ulcer	TP	1	0	26	25	0.5098	0.361
ul (27).jpg	Ulcer	0.74	0.88	Ulcer	TP	1	0	27	25	0.51923	0.375
ul (28).jpg	Ulcer	0.7	0.65	Ulcer	TP	1	0	28	25	0.5283	0.389
ul (28).jpg	Ulcer	0.84	0.824	Ulcer	TP	1	0	29	25	0.53704	0.403
ul (28).jpg	Ulcer	0.84	0.613	Ulcer	TP	1	0	30	25	0.54545	0.417
ul (29).jpg	Ulcer	0.96	0.89	Ulcer	TP	1	0	31	25	0.55357	0.431
ul (29).jpg	Candidiasis	0.53	0	non	FP	0	1	31	26	0.54386	0.431
ul (30).jpg	Ulcer	0.71	0.3426	Ulcer	FP	0	1	31	27	0.53448	0.431
ul (30).jpg	Ulcer	0.91	0.863	Ulcer	TP	1	0	32	27	0.54237	0.444
ul (33).jpg	Ulcer	0.61	0.254	Ulcer	FP	0	1	32	28	0.53333	0.444
ul (33).jpg	Ulcer	0.93	0	non	FP	0	1	32	29	0.52459	0.444
ul (34).jpg	Ulcer	0.93	0.902	Ulcer	TP	1	0	33	29	0.53226	0.458
ul (35).jpg	Ulcer	0.93	0.86	Ulcer	TP	1	0	34	29	0.53968	0.472
ul (36).jpg	Ulcer	0.55	0.73	Ulcer	TP	1	0	35	29	0.54688	0.486
ul (37).jpg	Ulcer	0.7	0.639	Ulcer	TP	1	0	36	29	0.55385	0.5
ul (37).jpg	Ulcer	0.75	0.618	Ulcer	TP	1	0	37	29	0.56061	0.514
ul (38).jpg	Ulcer	0.95	0.894	Ulcer	TP	1	0	38	29	0.56716	0.528
ul (38).jpg	Ulcer	0.95	0.828	Ulcer	TP	1	0	39	29	0.57353	0.542
ul (39).jpg	Ulcer	0.87	0.76	Ulcer	TP	1	0	40	29	0.57971	0.556
ul (39).jpg	Ulcer	0.95	0.87	Ulcer	TP	1	0	41	29	0.58571	0.569
ull (1).jpg	Ulcer	0.85	0.74	Ulcer	TP	1	0	42	29	0.59155	0.583
ull (1).jpg	Ulcer	0.96	0.78	Ulcer	TP	1	0	43	29	0.59722	0.597
ull (1).jpg	Ulcer	0.97	0.7	Ulcer	TP	1	0	44	29	0.60274	0.611
ull (2).jpg	Ulcer	0.85	0.892	Ulcer	TP	1	0	45	29	0.60811	0.625

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข20 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ull (2).jpg	Ulcer	0.93	0.807	Ulcer	TP	1	0	46	29	0.61333	0.639
ull (3).jpg	Ulcer	0.94	0.834	Ulcer	TP	1	0	47	29	0.61842	0.653
ull (4).jpg	Ulcer	0.91	0.83	Ulcer	TP	1	0	48	29	0.62338	0.667
ull (5).jpg	Ulcer	0.92	0.875	Ulcer	TP	1	0	49	29	0.62821	0.681



รูปที่ ข20 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv7x ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข20 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Ulcer มีค่าเท่ากับ 0.675

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.1.2.1.1 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv8n ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ค่า IoU=0.3

ตารางที่ ข21 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (31).jpg	Candidiasis	0.86	0.86	Candidiasis	TP	1	0	1	0	1	0.003
can (22).jpg	Candidiasis	0.82	0.779	Candidiasis	TP	1	0	2	0	1	0.007
can (31).jpg	Candidiasis	0.81	0.79	Candidiasis	TP	1	0	3	0	1	0.01
can (33).jpg	Candidiasis	0.81	0.918	Candidiasis	TP	1	0	4	0	1	0.013
cann (3).jpg	Candidiasis	0.81	0.88	Candidiasis	TP	1	0	5	0	1	0.017
can (26).jpg	Candidiasis	0.8	0.376	Candidiasis	TP	1	0	6	0	1	0.02
can (33).jpg	Candidiasis	0.8	0.84	Candidiasis	TP	1	0	7	0	1	0.023
can (31).jpg	Candidiasis	0.79	0.87	Candidiasis	TP	1	0	8	0	1	0.026
can (36).jpg	Candidiasis	0.79	0.79	Candidiasis	TP	1	0	9	0	1	0.03
can (21).jpg	Candidiasis	0.78	0.757	Candidiasis	TP	1	0	10	0	1	0.033
can (26).jpg	Candidiasis	0.78	0.856	Candidiasis	TP	1	0	11	0	1	0.036
can (21).jpg	Candidiasis	0.77	0.88	Candidiasis	TP	1	0	12	0	1	0.04
cann (1).jpg	Candidiasis	0.77	0.795	Candidiasis	TP	1	0	13	0	1	0.043
cann (6).jpg	Candidiasis	0.77	0.837	Candidiasis	TP	1	0	14	0	1	0.046
can (4).jpg	Candidiasis	0.76	0.625	Candidiasis	TP	1	0	15	0	1	0.05
can (39).jpg	Candidiasis	0.76	0.55	Candidiasis	TP	1	0	16	0	1	0.053
can (21).jpg	Candidiasis	0.75	0.812	Candidiasis	TP	1	0	17	0	1	0.056
can (21).jpg	Candidiasis	0.75	0.733	Candidiasis	TP	1	0	18	0	1	0.06
can (31).jpg	Candidiasis	0.74	0.89	Candidiasis	TP	1	0	19	0	1	0.063
can (32).jpg	Candidiasis	0.74	0.85	Candidiasis	TP	1	0	20	0	1	0.066
can (33).jpg	Candidiasis	0.74	0.83	Candidiasis	TP	1	0	21	0	1	0.07
can (29).jpg	Candidiasis	0.73	0.147	Candidiasis	FP	0	1	21	1	0.95455	0.07
can (38).jpg	Candidiasis	0.73	0.78	Candidiasis	TP	1	0	22	1	0.95652	0.073
can (39).jpg	Candidiasis	0.72	0.87	Candidiasis	TP	1	0	23	1	0.95833	0.076
can (28).jpg	Candidiasis	0.71	0.739	Candidiasis	TP	1	0	24	1	0.96	0.079
can (32).jpg	Candidiasis	0.71	0.79	Candidiasis	TP	1	0	25	1	0.96154	0.083
can (34).jpg	Candidiasis	0.71	0.78	Candidiasis	TP	1	0	26	1	0.96296	0.086
can (38).jpg	Candidiasis	0.71	0.485	Candidiasis	TP	1	0	27	1	0.96429	0.089
cann (3).jpg	Candidiasis	0.7	0.872	Candidiasis	TP	1	0	28	1	0.96552	0.093

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข21 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (14).jpg	Candidiasis	0.69	0.77	Candidiasis	TP	1	0	29	1	0.96667	0.096
can (21).jpg	Candidiasis	0.69	0.906	Candidiasis	TP	1	0	30	1	0.96774	0.099
can (26).jpg	Candidiasis	0.69	0.391	Candidiasis	TP	1	0	31	1	0.96875	0.103
can (29).jpg	Candidiasis	0.69	0.039	Candidiasis	FP	0	1	31	2	0.93939	0.103
can (29).jpg	Candidiasis	0.69	0.051	Candidiasis	FP	0	1	31	3	0.91176	0.103
can (39).jpg	Candidiasis	0.69	0.335	Candidiasis	TP	1	0	32	3	0.91429	0.106
cann (6).jpg	Candidiasis	0.68	0.677	Candidiasis	TP	1	0	33	4	0.89189	0.109
can (13).jpg	Candidiasis	0.67	0.47	Candidiasis	TP	1	0	34	4	0.89474	0.113
can (26).jpg	Candidiasis	0.67	0.525	Candidiasis	TP	1	0	35	4	0.89744	0.116
can (27).jpg	Candidiasis	0.67	0.88	Candidiasis	TP	1	0	36	4	0.9	0.119
cann (6).jpg	Candidiasis	0.67	0.69	Candidiasis	TP	1	0	37	4	0.90244	0.123
can (13).jpg	Candidiasis	0.66	0.84	Candidiasis	TP	1	0	38	4	0.90476	0.126
can (30).jpg	Candidiasis	0.66	0.37	Candidiasis	TP	1	0	39	4	0.90698	0.129
can (10).jpg	Candidiasis	0.65	0.222	Candidiasis	FP	0	1	39	5	0.88636	0.129
can (23).jpg	Candidiasis	0.65	0.86	Candidiasis	TP	1	0	40	5	0.88889	0.132
can (28).jpg	Candidiasis	0.65	0.376	Candidiasis	TP	1	0	41	5	0.8913	0.136
cann (2).jpg	Candidiasis	0.65	0.78	Candidiasis	TP	1	0	42	5	0.89362	0.139
can (30).jpg	Candidiasis	0.64	0.82	Candidiasis	TP	1	0	43	5	0.89583	0.142
can (31).jpg	Candidiasis	0.64	0.733	Candidiasis	TP	1	0	44	5	0.89796	0.146
can (5).jpg	Candidiasis	0.63	0.67	Candidiasis	TP	1	0	45	5	0.9	0.149
can (20).jpg	Candidiasis	0.63	0.79	Candidiasis	TP	1	0	46	5	0.90196	0.152
can (38).jpg	Candidiasis	0.63	0.599	Candidiasis	TP	1	0	47	5	0.90385	0.156
cann (1).jpg	Candidiasis	0.63	0.0851	Candidiasis	FP	0	1	47	6	0.88679	0.156
can (34).jpg	Candidiasis	0.62	0.927	Candidiasis	TP	1	0	48	6	0.88889	0.159
can (36).jpg	Candidiasis	0.62	0.902	Candidiasis	TP	1	0	49	6	0.89091	0.162
cann (3).jpg	Candidiasis	0.62	0.885	Candidiasis	TP	1	0	50	6	0.89286	0.166
cann (6).jpg	Candidiasis	0.62	0.625	Candidiasis	TP	1	0	51	6	0.89474	0.169
can (11).jpg	Candidiasis	0.61	0.57	Candidiasis	TP	1	0	52	6	0.89655	0.172
can (14).jpg	Candidiasis	0.61	0.67	Candidiasis	TP	1	0	53	6	0.89831	0.175
can (26).jpg	Candidiasis	0.61	0.007	Candidiasis	FP	0	1	53	7	0.88333	0.175
can (13).jpg	Candidiasis	0.6	0.68	Candidiasis	TP	1	0	54	7	0.88525	0.179
can (16).jpg	Candidiasis	0.6	0.0317	Candidiasis	FP	0	1	54	8	0.87097	0.179
can (22).jpg	Candidiasis	0.59	0.794	Candidiasis	TP	1	0	55	8	0.87302	0.182
can (26).jpg	Candidiasis	0.59	0.811	Candidiasis	TP	1	0	56	8	0.875	0.185
can (38).jpg	Candidiasis	0.59	0.82	Candidiasis	TP	1	0	57	8	0.87692	0.189
can (39).jpg	Candidiasis	0.59	0.796	Candidiasis	TP	1	0	58	8	0.87879	0.192
cann (2).jpg	Candidiasis	0.59	0.832	Candidiasis	TP	1	0	59	8	0.8806	0.195

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

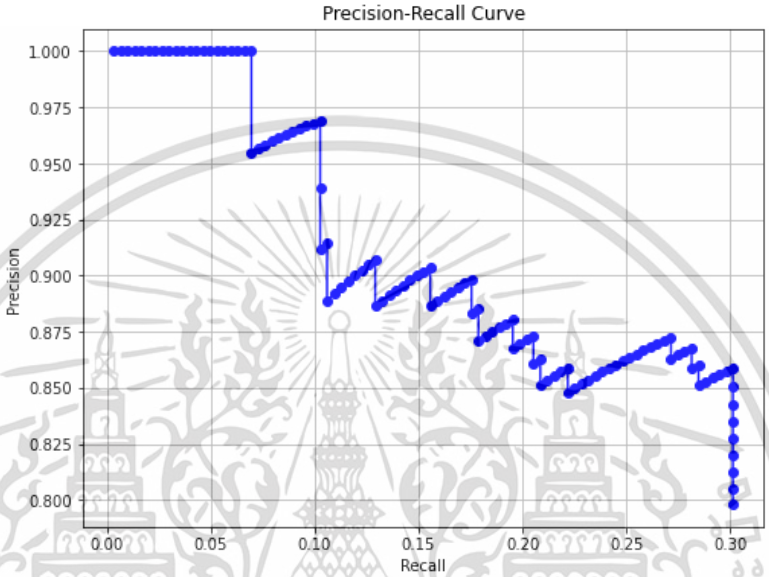
ตารางที่ ข21 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (10).jpg	Candidiasis	0.58	0.23	Candidiasis	FP	0	1	59	9	0.86765	0.195
can (13).jpg	Candidiasis	0.58	0.54	Candidiasis	TP	1	0	60	9	0.86957	0.199
can (20).jpg	Candidiasis	0.58	0.69	Candidiasis	TP	1	0	61	9	0.87143	0.202
can (27).jpg	Candidiasis	0.58	0.85	Candidiasis	TP	1	0	62	9	0.87324	0.205
can (38).jpg	Candidiasis	0.58	0.254	Candidiasis	FP	0	1	62	10	0.86111	0.205
can (39).jpg	Candidiasis	0.58	0.874	Candidiasis	TP	1	0	63	10	0.86301	0.209
can (10).jpg	Candidiasis	0.57	0.13	Candidiasis	FP	0	1	63	11	0.85135	0.209
can (13).jpg	Candidiasis	0.57	0.32	Candidiasis	TP	1	0	64	11	0.85333	0.212
can (13).jpg	Candidiasis	0.57	0.8	Candidiasis	TP	1	0	65	11	0.85526	0.215
can (27).jpg	Candidiasis	0.57	0.85	Candidiasis	TP	1	0	66	11	0.85714	0.219
can (32).jpg	Candidiasis	0.57	0.73	Candidiasis	TP	1	0	67	11	0.85897	0.222
can (32).jpg	Candidiasis	0.57	0.245	Candidiasis	FP	0	1	67	12	0.8481	0.222
cann (3).jpg	Candidiasis	0.57	0.327	Candidiasis	TP	1	0	68	12	0.85	0.225
can (27).jpg	Candidiasis	0.56	0.83	Candidiasis	TP	1	0	69	12	0.85185	0.228
can (35).jpg	Candidiasis	0.56	0.89	Candidiasis	TP	1	0	70	12	0.85366	0.232
can (40).jpg	Candidiasis	0.56	0.84	Candidiasis	TP	1	0	71	12	0.85542	0.235
can (1).jpg	Candidiasis	0.55	0.82	Candidiasis	TP	1	0	72	12	0.85714	0.238
can (5).jpg	Candidiasis	0.55	0.85	Candidiasis	TP	1	0	73	12	0.85882	0.242
can (10).jpg	Candidiasis	0.55	0.85	Candidiasis	TP	1	0	74	12	0.86047	0.245
can (13).jpg	Candidiasis	0.55	0.75	Candidiasis	TP	1	0	75	12	0.86207	0.248
can (33).jpg	Candidiasis	0.55	0.816	Candidiasis	TP	1	0	76	12	0.86364	0.252
can (40).jpg	Candidiasis	0.55	0.88	Candidiasis	TP	1	0	77	12	0.86517	0.255
cann (2).jpg	Candidiasis	0.55	0.52	Candidiasis	TP	1	0	78	12	0.86667	0.258
can (14).jpg	Candidiasis	0.54	0.84	Candidiasis	TP	1	0	79	12	0.86813	0.262
can (21).jpg	Candidiasis	0.53	0.837	Candidiasis	TP	1	0	80	12	0.86957	0.265
can (29).jpg	Candidiasis	0.53	0.88	Candidiasis	TP	1	0	81	12	0.87097	0.268
can (40).jpg	Candidiasis	0.53	0.594	Candidiasis	TP	1	0	82	12	0.87234	0.272
can (34).jpg	Candidiasis	0.52	0	non	FP	0	1	82	13	0.86316	0.272
can (24).jpg	Candidiasis	0.517	0.75	Candidiasis	TP	1	0	83	13	0.86458	0.275
can (10).jpg	Candidiasis	0.51	0.334	Candidiasis	TP	1	0	84	13	0.86598	0.278
can (10).jpg	Candidiasis	0.51	0.37	Candidiasis	TP	1	0	85	13	0.86735	0.281
can (15).jpg	Ulcer	0.51	0	non	FP	0	1	85	14	0.85859	0.281
can (23).jpg	Candidiasis	0.51	0.75	Candidiasis	TP	1	0	86	14	0.86	0.285
can (29).jpg	Candidiasis	0.51	0.043	Candidiasis	FP	0	1	86	15	0.85149	0.285
can (30).jpg	Candidiasis	0.51	0.426	Candidiasis	TP	1	0	87	15	0.85294	0.288
can (38).jpg	Candidiasis	0.51	0.85	Candidiasis	TP	1	0	88	15	0.85437	0.291
can (14).jpg	Candidiasis	0.5	0.58	Candidiasis	TP	1	0	89	15	0.85577	0.295
can (27).jpg	Candidiasis	0.5	0.83	Candidiasis	TP	1	0	90	15	0.85714	0.298

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข21 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (35).jpg	Candidiasis	0.5	0.75	Candidiasis	TP	1	0	91	15	0.85849	0.301



รูปที่ ข21 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข21 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Candidiasis มีค่าเท่ากับ 0.844

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข22 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3

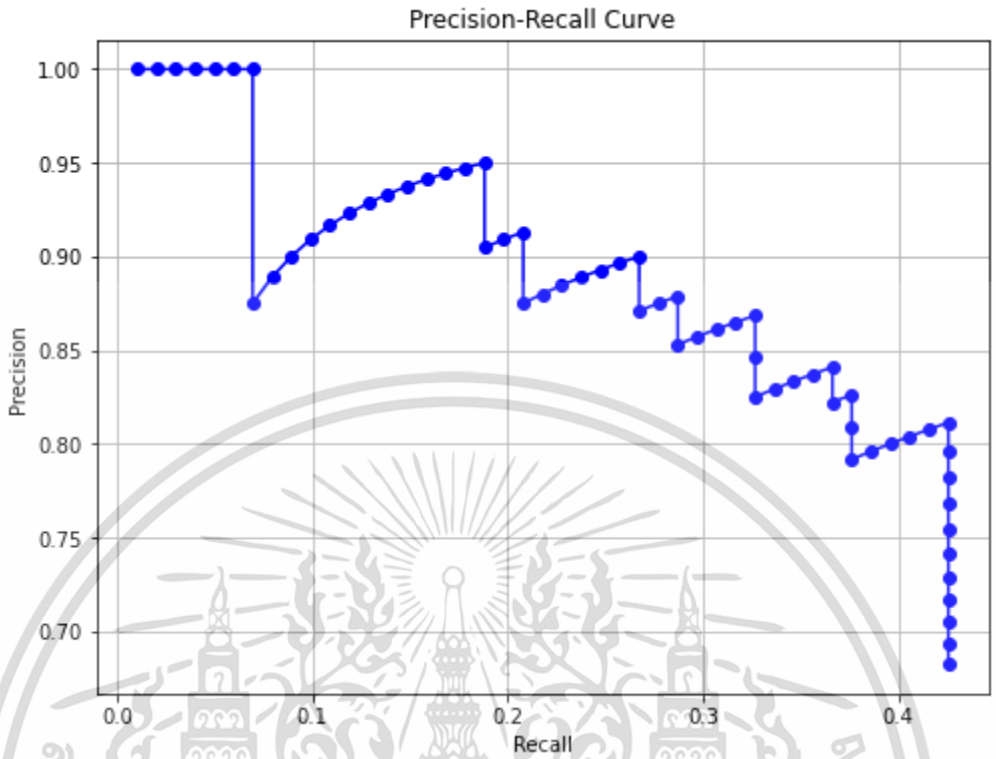
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.96	0.917	Leukoplakia	TP	1	0	1	0	1	0.01
leu (38).jpg	Leukoplakia	0.92	0.85	Leukoplakia	TP	1	0	2	0	1	0.02
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.88	0.934	Leukoplakia	TP	1	0	3	0	1	0.03
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.87	0.828	Leukoplakia	TP	1	0	4	0	1	0.04
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.87	0.86	Leukoplakia	TP	1	0	5	0	1	0.05
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.86	0.913	Leukoplakia	TP	1	0	6	0	1	0.059
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.85	0.675	Leukoplakia	TP	1	0	7	0	1	0.069
leu (19).jpg	Leukoplakia	0.84	0.251	Leukoplakia	FP	0	1	7	1	0.875	0.069
leu (27).jpg	Leukoplakia	0.84	0.735	Leukoplakia	TP	1	0	8	1	0.88889	0.079
leu (39).jpg	Leukoplakia	0.84	0.59	Leukoplakia	TP	1	0	9	1	0.9	0.089
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.83	0.531	Leukoplakia	TP	1	0	10	1	0.90909	0.099
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.8	0.84	Leukoplakia	TP	1	0	11	1	0.91667	0.109
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.78	0.921	Leukoplakia	TP	1	0	12	1	0.92308	0.119
leu (21).jpg	Leukoplakia	0.78	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	13	1	0.92857	0.129
leu (18).jpg	Candidiasis	0.77	0.404	Leukoplakia	TP	1	0	14	1	0.93333	0.139
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.77	0.94	Leukoplakia	TP	1	0	15	1	0.9375	0.149
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.76	0.85	Leukoplakia	TP	1	0	16	1	0.94118	0.158
leuu (2).jpg	Candidiasis	0.72	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	17	1	0.94444	0.168
leu (29).jpg	Other white	0.71	0.821	Leukoplakia	TP	1	0	18	1	0.94737	0.178
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.71	0.504	Leukoplakia	TP	1	0	19	1	0.95	0.188
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.71	0.222	Leukoplakia	FP	0	1	19	2	0.90476	0.188
leu (11).jpg	Leukoplakia	0.68	0.9	Leukoplakia	TP	1	0	20	2	0.90909	0.198
leu (12).jpg	Leukoplakia	0.68	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	21	2	0.91304	0.208
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.68	0.254	Leukoplakia	FP	0	1	21	3	0.875	0.208
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.67	0.365	Leukoplakia	TP	1	0	22	3	0.88	0.218
leu (7).jpg	Leukoplakia	0.67	0.855	Leukoplakia	TP	1	0	23	3	0.88462	0.228
leuu (1).jpg	Candidiasis	0.67	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	24	3	0.88889	0.238
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.66	0.854	Leukoplakia	TP	1	0	25	3	0.89286	0.248
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.65	0.588	Leukoplakia	TP	1	0	26	3	0.89655	0.257
leu (18).jpg	Leukoplakia	0.64	0.81	Leukoplakia	TP	1	0	27	3	0.9	0.267
leu (26).jpg	Other white	0.64	0.0427	Leukoplakia	FP	0	1	27	4	0.87097	0.267
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.62	0.828	Leukoplakia	TP	1	0	28	4	0.875	0.277
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.62	0.79	Leukoplakia	TP	1	0	29	4	0.87879	0.287
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.61	0.052	Leukoplakia	FP	0	1	29	5	0.85294	0.287
leu (31).jpg	Leukoplakia	0.61	0.42	Leukoplakia	TP	1	0	30	5	0.85714	0.297
leu (20).jpg	Leukoplakia	0.6	0.345	Leukoplakia	TP	1	0	31	5	0.86111	0.307

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข22 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.59	0.323	Leukoplakia	TP	1	0	32	5	0.86486	0.317
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.57	0.65	Leukoplakia	TP	1	0	33	5	0.86842	0.327
leu (27).jpg	Leukoplakia	0.57	0	Leukoplakia	FP	0	1	33	6	0.84615	0.327
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.56	0	non	FP	0	1	33	7	0.825	0.327
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.56	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	34	7	0.82927	0.337
leu (30).jpg	Candidiasis	0.55	0.791	Leukoplakia	TP	1	0	35	7	0.83333	0.347
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.55	0.36	Leukoplakia	TP	1	0	36	7	0.83721	0.356
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.55	0.82	Leukoplakia	TP	1	0	37	7	0.84091	0.366
leu (31).jpg	Ulcer	0.53	0	Leukoplakia	FP	0	1	37	8	0.82222	0.366
leu (40).jpg	Leukoplakia	0.53	0.913	Leukoplakia	TP	1	0	38	8	0.82609	0.376
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.52	0	Leukoplakia	FP	0	1	38	9	0.80851	0.376
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.52	0	non	FP	0	1	38	10	0.79167	0.376
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.51	0.74	Leukoplakia	TP	1	0	39	10	0.79592	0.386
leu (11).jpg	Leukoplakia	0.51	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	40	10	0.8	0.396
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.51	0.67	Leukoplakia	TP	1	0	41	10	0.80392	0.406
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.51	0.86	Leukoplakia	TP	1	0	42	10	0.80769	0.416
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.51	0.86	Leukoplakia	TP	1	0	43	10	0.81132	0.426

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข22 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3

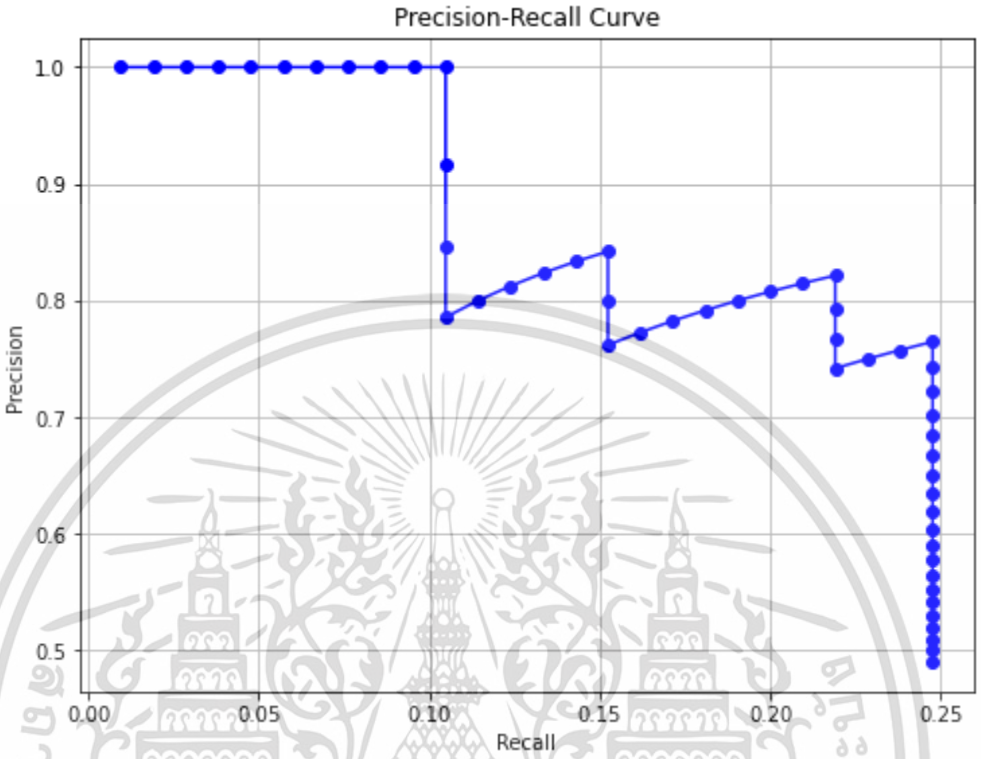
เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข22 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Leukoplakia มีค่าเท่ากับ 0.78

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข23 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (15).jpg	Lichen planus	0.9	0.923	Lichen planus	TP	1	0	1	0	1	0.01
li (40).jpg	Lichen planus	0.84	0.853	Lichen planus	TP	1	0	2	0	1	0.019
li (2).jpg	Lichen planus	0.83	0.8	Lichen planus	TP	1	0	3	0	1	0.029
li (7).jpg	Lichen planus	0.82	0.58	Lichen planus	TP	1	0	4	0	1	0.038
lii (7).jpg	Candidiasis	0.8	0.72	Lichen planus	TP	1	0	5	0	1	0.048
li (1).jpg	Lichen planus	0.78	0.4	Lichen planus	TP	1	0	6	0	1	0.057
li (6).jpg	Lichen planus	0.78	0.36	Lichen planus	TP	1	0	7	0	1	0.067
li (14).jpg	Lichen planus	0.74	0.317	Lichen planus	TP	1	0	8	0	1	0.076
li (7).jpg	Lichen planus	0.65	0.44	Lichen planus	TP	1	0	9	0	1	0.086
li (8).jpg	Lichen planus	0.65	0.87	Lichen planus	TP	1	0	10	0	1	0.095
li (35).jpg	Lichen planus	0.64	0.53	Lichen planus	TP	1	0	11	0	1	0.105
li (1).jpg	Lichen planus	0.63	0.24	Lichen planus	FP	0	1	11	1	0.91667	0.105
li (28).jpg	Candidiasis	0.63	0.165	Lichen planus	FP	0	1	11	2	0.84615	0.105
li (19).jpg	Lichen planus	0.62	0.27	Lichen planus	FP	0	1	11	3	0.78571	0.105
lii (2).jpg	Lichen planus	0.61	0.523	Lichen planus	TP	1	0	12	3	0.8	0.114
li (6).jpg	Lichen planus	0.6	0.93	Lichen planus	TP	1	0	13	3	0.8125	0.124
li (11).jpg	Lichen planus	0.59	0.66	Lichen planus	TP	1	0	14	3	0.82353	0.133
li (28).jpg	Lichen planus	0.59	0.92	Lichen planus	TP	1	0	15	3	0.83333	0.143
li (9).jpg	Lichen planus	0.57	0.57	Lichen planus	TP	1	0	16	3	0.84211	0.152
li (14).jpg	Lichen planus	0.57	0.26	Lichen planus	FP	0	1	16	4	0.8	0.152
li (28).jpg	Candidiasis	0.57	0.098	Lichen planus	FP	0	1	16	5	0.7619	0.152
li (40).jpg	Lichen planus	0.57	0.71	non	TP	1	0	17	5	0.77273	0.162
li (32).jpg	Lichen planus	0.56	0.45	Lichen planus	TP	1	0	18	5	0.78261	0.171
li (1).jpg	Lichen planus	0.55	0.72	Lichen planus	TP	1	0	19	5	0.79167	0.181
li (7).jpg	Lichen planus	0.55	0.76	Lichen planus	TP	1	0	20	5	0.8	0.19
lii (10).jpg	Lichen planus	0.55	0.78	Lichen planus	TP	1	0	21	5	0.80769	0.2
li (17).jpg	Lichen planus	0.54	0.631	Lichen planus	TP	1	0	22	5	0.81481	0.21
li (29).jpg	Lichen planus	0.54	0.66	Lichen planus	TP	1	0	23	5	0.82143	0.219
li (28).jpg	Candidiasis	0.53	0.034	Lichen planus	FP	0	1	23	6	0.7931	0.219
li (22).jpg	Candidiasis	0.52	0	Lichen planus	FP	0	1	23	7	0.76667	0.219
lii (4).jpg	Candidiasis	0.52	0.051	Lichen planus	FP	0	1	23	8	0.74194	0.219
li (2).jpg	Lichen planus	0.51	0.87	non	TP	1	0	24	8	0.75	0.229
lii (7).jpg	Lichen planus	0.51	0.82	Lichen planus	TP	1	0	25	8	0.75758	0.238
li (6).jpg	Lichen planus	0.5	0.42	Lichen planus	TP	1	0	26	8	0.76471	0.248

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข23 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3

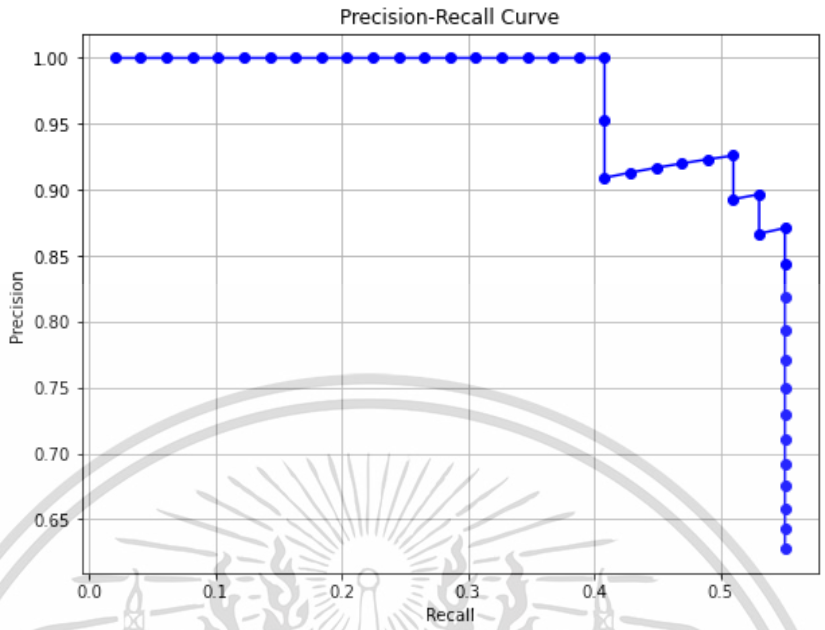
เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข23 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Lichen planus มีค่าเท่ากับ 0.612

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข24 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ot (27).jpg	Other white	0.92	0.91	Other white	TP	1	0	1	0	1	0.02
ot (36).jpg	Other white	0.91	0.873	Other white	TP	1	0	2	0	1	0.041
ot (25).jpg	Other white	0.89	0.87	Other white	TP	1	0	3	0	1	0.061
ot (35).jpg	Other white	0.88	0.91	Other white	TP	1	0	4	0	1	0.082
ot (3).jpg	Other white	0.87	0.88	Other white	TP	1	0	5	0	1	0.102
ot (26).jpg	Other white	0.85	0.86	Other white	TP	1	0	6	0	1	0.122
ot (28).jpg	Other white	0.84	0.93	Other white	TP	1	0	7	0	1	0.143
ot (9).jpg	Other white	0.83	0.917	Other white	TP	1	0	8	0	1	0.163
ot (30).jpg	Other white	0.83	0.933	Other white	TP	1	0	9	0	1	0.184
ot (4).jpg	Other white	0.79	0.87	Other white	TP	1	0	10	0	1	0.204
ot (2).jpg	Other white	0.75	0.714	Other white	TP	1	0	11	0	1	0.224
ott (2).jpg	Leukoplakia	0.74	0.86	Other white	TP	1	0	12	0	1	0.245
ot (1).jpg	Leukoplakia	0.73	0.93	Other white	TP	1	0	13	0	1	0.265
ot (32).jpg	Other white	0.72	0.913	Other white	TP	1	0	14	0	1	0.286
ott (8).jpg	Other white	0.7	0.61	Other white	TP	1	0	15	0	1	0.306
ot (29).jpg	Other white	0.69	0.904	Other white	TP	1	0	16	0	1	0.327
ot (31).jpg	Other white	0.66	0.906	Other white	TP	1	0	17	0	1	0.347
ot (39).jpg	Other white	0.66	0.764	Other white	TP	1	0	18	0	1	0.367
ot (34).jpg	Other white	0.65	0.94	Other white	TP	1	0	19	0	1	0.388
ot (11).jpg	Other white	0.63	0.7	Other white	TP	1	0	20	0	1	0.408
ot (31).jpg	Ulcer	0.63	0	non	FP	0	1	20	1	0.95238	0.408
ot (25).jpg	Leukoplakia	0.6	0	non	FP	0	1	20	2	0.90909	0.408
ot (12).jpg	Other white	0.59	0.84	Other white	TP	1	0	21	2	0.91304	0.429
ott (3).jpg	Other white	0.58	0.894	Other white	TP	1	0	22	2	0.91667	0.449
ot (13).jpg	Other white	0.56	0.37	Other white	TP	1	0	23	2	0.92	0.469
ot (33).jpg	Other white	0.55	0.88	Other white	TP	1	0	24	2	0.92308	0.49
ott (1).jpg	Leukoplakia	0.55	0.9	Other white	TP	1	0	25	2	0.92593	0.51
ot (30).jpg	Leukoplakia	0.53	0	non	FP	0	1	25	3	0.89286	0.51
ott (7).jpg	Other white	0.53	0.78	Other white	TP	1	0	26	3	0.89655	0.531
ot (5).jpg	Other white	0.51	0.27	Other white	FP	0	1	26	4	0.86667	0.531
ott (4).jpg	Lichen planus	0.51	0.462	Other white	TP	1	0	27	4	0.87097	0.551

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข24 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข24 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Other white มีค่าเท่ากับ 0.824

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

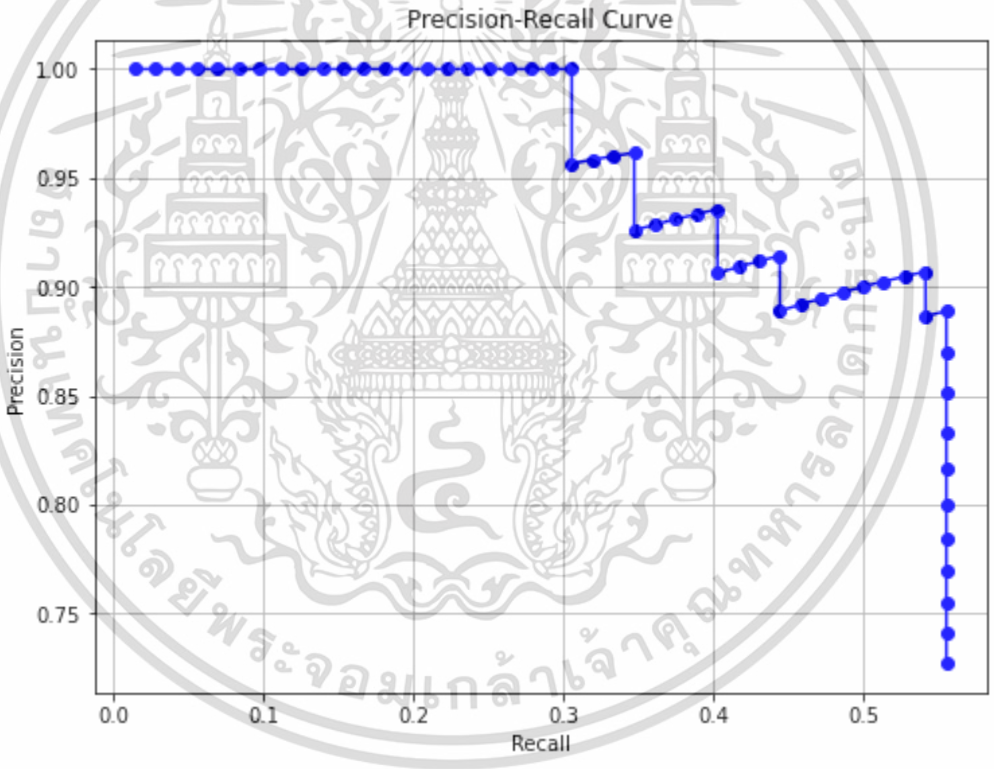
ตารางที่ ข25 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (39).jpg	Ulcer	0.95	0.795	Ulcer	TP	1	0	1	0	1	0.014
ul (34).jpg	Ulcer	0.94	0.88	Ulcer	TP	1	0	2	0	1	0.028
ul (38).jpg	Ulcer	0.94	0.83	Ulcer	TP	1	0	3	0	1	0.042
ul (39).jpg	Ulcer	0.93	0.9	Ulcer	TP	1	0	4	0	1	0.056
ull (4).jpg	Ulcer	0.93	0.84	Ulcer	TP	1	0	5	0	1	0.069
ul (2).jpg	Ulcer	0.92	0.87	Ulcer	TP	1	0	6	0	1	0.083
ul (14).jpg	Ulcer	0.91	0.93	Ulcer	TP	1	0	7	0	1	0.097
ul (38).jpg	Ulcer	0.91	0.933	Ulcer	TP	1	0	8	0	1	0.111
ul (6).jpg	Ulcer	0.9	0.8524	Ulcer	TP	1	0	9	0	1	0.125
ul (20).jpg	Ulcer	0.9	0.817	Ulcer	TP	1	0	10	0	1	0.139
ul (35).jpg	Ulcer	0.9	0.84	Ulcer	TP	1	0	11	0	1	0.153
ull (3).jpg	Ulcer	0.9	0.87	Ulcer	TP	1	0	12	0	1	0.167
ul (26).jpg	Ulcer	0.89	0.94	Ulcer	TP	1	0	13	0	1	0.181
ul (1).jpg	Ulcer	0.88	0.93	Ulcer	TP	1	0	14	0	1	0.194
ul (9).jpg	Ulcer	0.88	0.83	Ulcer	TP	1	0	15	0	1	0.208
ull (1).jpg	Ulcer	0.88	0.76	Ulcer	TP	1	0	16	0	1	0.222
ull (1).jpg	Ulcer	0.88	0.752	Ulcer	TP	1	0	17	0	1	0.236
ull (1).jpg	Ulcer	0.88	0.813	Ulcer	TP	1	0	18	0	1	0.25
ul (6).jpg	Ulcer	0.87	0.89	Ulcer	TP	1	0	19	0	1	0.264
ull (2).jpg	Ulcer	0.84	0.83	Ulcer	TP	1	0	20	0	1	0.278
ull (5).jpg	Ulcer	0.84	0.924	Ulcer	TP	1	0	21	0	1	0.292
ul (7).jpg	Ulcer	0.83	0.75	Ulcer	TP	1	0	22	0	1	0.306
ul (22).jpg	Ulcer	0.83	0.16	Ulcer	FP	0	1	22	1	0.95652	0.306
ul (20).jpg	Ulcer	0.82	0.825	Ulcer	TP	1	0	23	1	0.95833	0.319
ul (10).jpg	Ulcer	0.81	0.94	Ulcer	TP	1	0	24	1	0.96	0.333
ul (13).jpg	Ulcer	0.8	0.759	Ulcer	TP	1	0	25	1	0.96154	0.347
ul (33).jpg	Ulcer	0.79	0	non	FP	0	1	25	2	0.92593	0.347
ul (27).jpg	Ulcer	0.77	0.862	Ulcer	TP	1	0	26	2	0.92857	0.361
ul (12).jpg	Ulcer	0.76	0.89	Ulcer	TP	1	0	27	2	0.93103	0.375
ul (28).jpg	Ulcer	0.75	0.684	Ulcer	TP	1	0	28	2	0.93333	0.389
ul (8).jpg	Ulcer	0.73	0.92	Ulcer	TP	1	0	29	2	0.93548	0.403
ul (22).jpg	Ulcer	0.73	0.05	Ulcer	FP	0	1	29	3	0.90625	0.403
ul (17).jpg	Ulcer	0.71	0.41	Ulcer	TP	1	0	30	3	0.90909	0.417
ul (20).jpg	Ulcer	0.69	0.903	Ulcer	TP	1	0	31	3	0.91176	0.431
ul (11).jpg	Ulcer	0.68	0.86	Ulcer	TP	1	0	32	3	0.91429	0.444
ul (5).jpg	Candidiasis	0.66	0.068	Ulcer	FP	0	1	32	4	0.88889	0.444

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข25 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (28).jpg	Ulcer	0.66	0.643	Ulcer	TP	1	0	33	4	0.89189	0.458
ul (18).jpg	Ulcer	0.65	0.746	Ulcer	TP	1	0	34	4	0.89474	0.472
ul (20).jpg	Ulcer	0.65	0.823	Ulcer	TP	1	0	35	4	0.89744	0.486
ul (18).jpg	Ulcer	0.61	0.55	Ulcer	TP	1	0	36	4	0.9	0.5
ul (30).jpg	Ulcer	0.6	0.77	Ulcer	TP	1	0	37	4	0.90244	0.514
ul (20).jpg	Ulcer	0.57	0.367	Ulcer	TP	1	0	38	4	0.90476	0.528
ul (28).jpg	Ulcer	0.56	0.49	Ulcer	TP	1	0	39	4	0.90698	0.542
ul (4).jpg	Candidiasis	0.53	0.082	Ulcer	FP	0	1	39	5	0.88636	0.542
ull (2).jpg	Ulcer	0.52	0.67	Ulcer	TP	1	0	40	5	0.88889	0.556
ul (33).jpg	Ulcer	0.51	0.03	Ulcer	FP	0	1	40	6	0.86957	0.556



รูปที่ ข25 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของ Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข25 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Ulcer มีค่าเท่ากับ 0.861

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.1.2.1.2 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv8n ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ค่า IoU=0.5

ตารางที่ ข26 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (31).jpg	Candidiasis	0.86	0.86	Candidiasis	TP	1	0	1	0	1	0.003
can (22).jpg	Candidiasis	0.82	0.779	Candidiasis	TP	1	0	2	0	1	0.007
can (31).jpg	Candidiasis	0.81	0.79	Candidiasis	TP	1	0	3	0	1	0.01
can (33).jpg	Candidiasis	0.81	0.918	Candidiasis	TP	1	0	4	0	1	0.013
cann (3).jpg	Candidiasis	0.81	0.88	Candidiasis	TP	1	0	5	0	1	0.017
can (26).jpg	Candidiasis	0.8	0.376	Candidiasis	FP	0	1	5	1	0.83333	0.017
can (33).jpg	Candidiasis	0.8	0.84	Candidiasis	TP	1	0	6	1	0.85714	0.02
can (31).jpg	Candidiasis	0.79	0.87	Candidiasis	TP	1	0	7	1	0.875	0.023
can (36).jpg	Candidiasis	0.79	0.79	Candidiasis	TP	1	0	8	1	0.88889	0.026
can (21).jpg	Candidiasis	0.78	0.757	Candidiasis	TP	1	0	9	1	0.9	0.03
can (26).jpg	Candidiasis	0.78	0.856	Candidiasis	TP	1	0	10	1	0.90909	0.033
can (21).jpg	Candidiasis	0.77	0.88	Candidiasis	TP	1	0	11	1	0.91667	0.036
cann (1).jpg	Candidiasis	0.77	0.795	Candidiasis	TP	1	0	12	1	0.92308	0.04
cann (6).jpg	Candidiasis	0.77	0.837	Candidiasis	TP	1	0	13	1	0.92857	0.043
can (4).jpg	Candidiasis	0.76	0.625	Candidiasis	TP	1	0	14	1	0.93333	0.046
can (39).jpg	Candidiasis	0.76	0.55	Candidiasis	TP	1	0	15	1	0.9375	0.05
can (21).jpg	Candidiasis	0.75	0.812	Candidiasis	TP	1	0	16	1	0.94118	0.053
can (21).jpg	Candidiasis	0.75	0.733	Candidiasis	TP	1	0	17	1	0.94444	0.056
can (31).jpg	Candidiasis	0.74	0.89	Candidiasis	TP	1	0	18	1	0.94737	0.06
can (32).jpg	Candidiasis	0.74	0.85	Candidiasis	TP	1	0	19	1	0.95	0.063
can (33).jpg	Candidiasis	0.74	0.83	Candidiasis	TP	1	0	20	1	0.95238	0.066
can (29).jpg	Candidiasis	0.73	0.147	Candidiasis	FP	0	1	20	2	0.90909	0.066
can (38).jpg	Candidiasis	0.73	0.78	Candidiasis	TP	1	0	21	2	0.91304	0.07
can (39).jpg	Candidiasis	0.72	0.87	Candidiasis	TP	1	0	22	2	0.91667	0.073
can (28).jpg	Candidiasis	0.71	0.739	Candidiasis	TP	1	0	23	2	0.92	0.076
can (32).jpg	Candidiasis	0.71	0.79	Candidiasis	TP	1	0	24	2	0.92308	0.079
can (34).jpg	Candidiasis	0.71	0.78	Candidiasis	TP	1	0	25	2	0.92593	0.083
can (38).jpg	Candidiasis	0.71	0.485	Candidiasis	FP	0	1	25	3	0.89286	0.083
cann (3).jpg	Candidiasis	0.7	0.872	Candidiasis	TP	1	0	26	3	0.89655	0.086

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข26 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (14).jpg	Candidiasis	0.69	0.77	Candidiasis	TP	1	0	27	3	0.9	0.089
can (21).jpg	Candidiasis	0.69	0.906	Candidiasis	TP	1	0	28	3	0.90323	0.093
can (26).jpg	Candidiasis	0.69	0.391	Candidiasis	FP	0	1	28	4	0.875	0.093
can (29).jpg	Candidiasis	0.69	0.039	Candidiasis	FP	0	1	28	5	0.84848	0.093
can (29).jpg	Candidiasis	0.69	0.051	Candidiasis	FP	0	1	28	6	0.82353	0.093
can (39).jpg	Candidiasis	0.69	0.335	Candidiasis	FP	0	1	28	7	0.8	0.093
cann (6).jpg	Candidiasis	0.68	0.677	Candidiasis	TP	1	0	29	8	0.78378	0.096
can (13).jpg	Candidiasis	0.67	0.47	Candidiasis	FP	0	1	29	9	0.76316	0.096
can (26).jpg	Candidiasis	0.67	0.525	Candidiasis	TP	1	0	30	9	0.76923	0.099
can (27).jpg	Candidiasis	0.67	0.88	Candidiasis	TP	1	0	31	9	0.775	0.103
cann (6).jpg	Candidiasis	0.67	0.69	Candidiasis	TP	1	0	32	9	0.78049	0.106
can (13).jpg	Candidiasis	0.66	0.84	Candidiasis	TP	1	0	33	9	0.78571	0.109
can (30).jpg	Candidiasis	0.66	0.37	Candidiasis	FP	0	1	33	10	0.76744	0.109
can (10).jpg	Candidiasis	0.65	0.222	Candidiasis	FP	0	1	33	11	0.75	0.109
can (23).jpg	Candidiasis	0.65	0.86	Candidiasis	TP	1	0	34	11	0.75556	0.113
can (28).jpg	Candidiasis	0.65	0.376	Candidiasis	FP	0	1	34	12	0.73913	0.113
cann (2).jpg	Candidiasis	0.65	0.78	Candidiasis	TP	1	0	35	12	0.74468	0.116
can (30).jpg	Candidiasis	0.64	0.82	Candidiasis	TP	1	0	36	12	0.75	0.119
can (31).jpg	Candidiasis	0.64	0.733	Candidiasis	TP	1	0	37	12	0.7551	0.123
can (5).jpg	Candidiasis	0.63	0.67	Candidiasis	TP	1	0	38	12	0.76	0.126
can (20).jpg	Candidiasis	0.63	0.79	Candidiasis	TP	1	0	39	12	0.76471	0.129
can (38).jpg	Candidiasis	0.63	0.599	Candidiasis	TP	1	0	40	12	0.76923	0.132
cann (1).jpg	Candidiasis	0.63	0.0851	Candidiasis	FP	0	1	40	13	0.75472	0.132
can (34).jpg	Candidiasis	0.62	0.927	Candidiasis	TP	1	0	41	13	0.75926	0.136
can (36).jpg	Candidiasis	0.62	0.902	Candidiasis	TP	1	0	42	13	0.76364	0.139
cann (3).jpg	Candidiasis	0.62	0.885	Candidiasis	TP	1	0	43	13	0.76786	0.142
cann (6).jpg	Candidiasis	0.62	0.625	Candidiasis	TP	1	0	44	13	0.77193	0.146
can (11).jpg	Candidiasis	0.61	0.57	Candidiasis	TP	1	0	45	13	0.77586	0.149
can (14).jpg	Candidiasis	0.61	0.67	Candidiasis	TP	1	0	46	13	0.77966	0.152
can (26).jpg	Candidiasis	0.61	0.007	Candidiasis	FP	0	1	46	14	0.76667	0.152
can (13).jpg	Candidiasis	0.6	0.68	Candidiasis	TP	1	0	47	14	0.77049	0.156
can (16).jpg	Candidiasis	0.6	0.0317	Candidiasis	FP	0	1	47	15	0.75806	0.156
can (22).jpg	Candidiasis	0.59	0.794	Candidiasis	TP	1	0	48	15	0.7619	0.159
can (26).jpg	Candidiasis	0.59	0.811	Candidiasis	TP	1	0	49	15	0.76563	0.162
can (38).jpg	Candidiasis	0.59	0.82	Candidiasis	TP	1	0	50	15	0.76923	0.166
can (39).jpg	Candidiasis	0.59	0.796	Candidiasis	TP	1	0	51	15	0.77273	0.169
cann (2).jpg	Candidiasis	0.59	0.832	Candidiasis	TP	1	0	52	15	0.77612	0.172

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

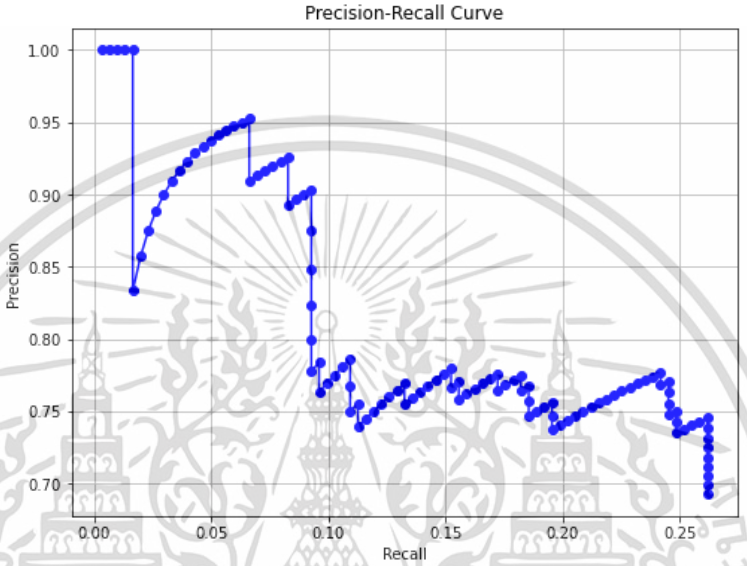
ตารางที่ ข26 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (10).jpg	Candidiasis	0.58	0.23	Candidiasis	FP	0	1	52	16	0.76471	0.172
can (13).jpg	Candidiasis	0.58	0.54	Candidiasis	TP	1	0	53	16	0.76812	0.175
can (20).jpg	Candidiasis	0.58	0.69	Candidiasis	TP	1	0	54	16	0.77143	0.179
can (27).jpg	Candidiasis	0.58	0.85	Candidiasis	TP	1	0	55	16	0.77465	0.182
can (38).jpg	Candidiasis	0.58	0.254	Candidiasis	FP	0	1	55	17	0.76389	0.182
can (39).jpg	Candidiasis	0.58	0.874	Candidiasis	TP	1	0	56	17	0.76712	0.185
can (10).jpg	Candidiasis	0.57	0.13	Candidiasis	FP	0	1	56	18	0.75676	0.185
can (13).jpg	Candidiasis	0.57	0.32	Candidiasis	FP	0	1	56	19	0.74667	0.185
can (13).jpg	Candidiasis	0.57	0.8	Candidiasis	TP	1	0	57	19	0.75	0.189
can (27).jpg	Candidiasis	0.57	0.85	Candidiasis	TP	1	0	58	19	0.75325	0.192
can (32).jpg	Candidiasis	0.57	0.73	Candidiasis	TP	1	0	59	19	0.75641	0.195
can (32).jpg	Candidiasis	0.57	0.245	Candidiasis	FP	0	1	59	20	0.74684	0.195
cann (3).jpg	Candidiasis	0.57	0.327	Candidiasis	FP	0	1	59	21	0.7375	0.195
can (27).jpg	Candidiasis	0.56	0.83	Candidiasis	TP	1	0	60	21	0.74074	0.199
can (35).jpg	Candidiasis	0.56	0.89	Candidiasis	TP	1	0	61	21	0.7439	0.202
can (40).jpg	Candidiasis	0.56	0.84	Candidiasis	TP	1	0	62	21	0.74699	0.205
can (1).jpg	Candidiasis	0.55	0.82	Candidiasis	TP	1	0	63	21	0.75	0.209
can (5).jpg	Candidiasis	0.55	0.85	Candidiasis	TP	1	0	64	21	0.75294	0.212
can (10).jpg	Candidiasis	0.55	0.85	Candidiasis	TP	1	0	65	21	0.75581	0.215
can (13).jpg	Candidiasis	0.55	0.75	Candidiasis	TP	1	0	66	21	0.75862	0.219
can (33).jpg	Candidiasis	0.55	0.816	Candidiasis	TP	1	0	67	21	0.76136	0.222
can (40).jpg	Candidiasis	0.55	0.88	Candidiasis	TP	1	0	68	21	0.76404	0.225
cann (2).jpg	Candidiasis	0.55	0.52	Candidiasis	TP	1	0	69	21	0.76667	0.228
can (14).jpg	Candidiasis	0.54	0.84	Candidiasis	TP	1	0	70	21	0.76923	0.232
can (21).jpg	Candidiasis	0.53	0.837	Candidiasis	TP	1	0	71	21	0.77174	0.235
can (29).jpg	Candidiasis	0.53	0.88	Candidiasis	TP	1	0	72	21	0.77419	0.238
can (40).jpg	Candidiasis	0.53	0.594	Candidiasis	TP	1	0	73	21	0.7766	0.242
can (34).jpg	Candidiasis	0.52	0	non	FP	0	1	73	22	0.76842	0.242
can (24).jpg	Candidiasis	0.517	0.75	Candidiasis	TP	1	0	74	22	0.77083	0.245
can (10).jpg	Candidiasis	0.51	0.334	Candidiasis	FP	0	1	74	23	0.76289	0.245
can (10).jpg	Candidiasis	0.51	0.37	Candidiasis	FP	0	1	74	24	0.7551	0.245
can (15).jpg	Ulcer	0.51	0	non	FP	0	1	74	25	0.74747	0.245
can (23).jpg	Candidiasis	0.51	0.75	Candidiasis	TP	1	0	75	25	0.75	0.248
can (29).jpg	Candidiasis	0.51	0.043	Candidiasis	FP	0	1	75	26	0.74257	0.248
can (30).jpg	Candidiasis	0.51	0.426	Candidiasis	FP	0	1	75	27	0.73529	0.248
can (38).jpg	Candidiasis	0.51	0.85	Candidiasis	TP	1	0	76	27	0.73786	0.252
can (14).jpg	Candidiasis	0.5	0.58	Candidiasis	TP	1	0	77	27	0.74038	0.255
can (27).jpg	Candidiasis	0.5	0.83	Candidiasis	TP	1	0	78	27	0.74286	0.258

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข26 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (35).jpg	Candidiasis	0.5	0.75	Candidiasis	TP	1	0	79	27	0.74528	0.262



รูปที่ ข26 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข26 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Candidiasis มีค่าเท่ากับ 0.732

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข27 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5

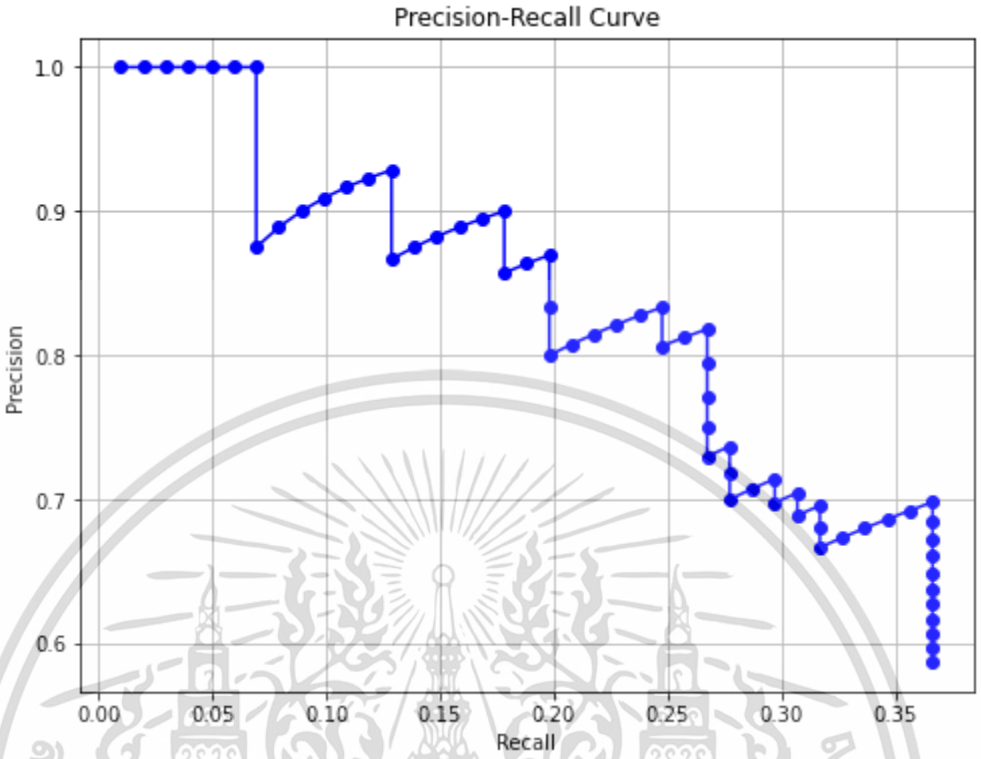
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.96	0.917	Leukoplakia	TP	1	0	1	0	1	0.01
leu (38).jpg	Leukoplakia	0.92	0.85	Leukoplakia	TP	1	0	2	0	1	0.02
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.88	0.934	Leukoplakia	TP	1	0	3	0	1	0.03
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.87	0.828	Leukoplakia	TP	1	0	4	0	1	0.04
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.87	0.86	Leukoplakia	TP	1	0	5	0	1	0.05
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.86	0.913	Leukoplakia	TP	1	0	6	0	1	0.059
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.85	0.675	Leukoplakia	TP	1	0	7	0	1	0.069
leu (19).jpg	Leukoplakia	0.84	0.251	Leukoplakia	FP	0	1	7	1	0.875	0.069
leu (27).jpg	Leukoplakia	0.84	0.735	Leukoplakia	TP	1	0	8	1	0.88889	0.079
leu (39).jpg	Leukoplakia	0.84	0.59	Leukoplakia	TP	1	0	9	1	0.9	0.089
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.83	0.531	Leukoplakia	TP	1	0	10	1	0.90909	0.099
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.8	0.84	Leukoplakia	TP	1	0	11	1	0.91667	0.109
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.78	0.921	Leukoplakia	TP	1	0	12	1	0.92308	0.119
leu (21).jpg	Leukoplakia	0.78	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	13	1	0.92857	0.129
leu (18).jpg	Candidiasis	0.77	0.404	Leukoplakia	FP	0	1	13	2	0.86667	0.129
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.77	0.94	Leukoplakia	TP	1	0	14	2	0.875	0.139
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.76	0.85	Leukoplakia	TP	1	0	15	2	0.88235	0.149
leuu (2).jpg	Candidiasis	0.72	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	16	2	0.88889	0.158
leu (29).jpg	Other white	0.71	0.821	Leukoplakia	TP	1	0	17	2	0.89474	0.168
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.71	0.504	Leukoplakia	TP	1	0	18	2	0.9	0.178
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.71	0.222	Leukoplakia	FP	0	1	18	3	0.85714	0.178
leu (11).jpg	Leukoplakia	0.68	0.9	Leukoplakia	TP	1	0	19	3	0.86364	0.188
leu (12).jpg	Leukoplakia	0.68	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	20	3	0.86957	0.198
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.68	0.254	Leukoplakia	FP	0	1	20	4	0.83333	0.198
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.67	0.365	Leukoplakia	FP	0	1	20	5	0.8	0.198
leu (7).jpg	Leukoplakia	0.67	0.855	Leukoplakia	TP	1	0	21	5	0.80769	0.208
leuu (1).jpg	Candidiasis	0.67	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	22	5	0.81481	0.218
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.66	0.854	Leukoplakia	TP	1	0	23	5	0.82143	0.228
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.65	0.588	Leukoplakia	TP	1	0	24	5	0.82759	0.238
leu (18).jpg	Leukoplakia	0.64	0.81	Leukoplakia	TP	1	0	25	5	0.83333	0.248
leu (26).jpg	Other white	0.64	0.0427	Leukoplakia	FP	0	1	25	6	0.80645	0.248
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.62	0.828	Leukoplakia	TP	1	0	26	6	0.8125	0.257
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.62	0.79	Leukoplakia	TP	1	0	27	6	0.81818	0.267
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.61	0.052	Leukoplakia	FP	0	1	27	7	0.79412	0.267
leu (31).jpg	Leukoplakia	0.61	0.42	Leukoplakia	FP	0	1	27	8	0.77143	0.267
leu (20).jpg	Leukoplakia	0.6	0.345	Leukoplakia	FP	0	1	27	9	0.75	0.267

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข27 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (34).jpg	Leukoplakia	0.59	0.323	Leukoplakia	FP	0	1	27	10	0.72973	0.267
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.57	0.65	Leukoplakia	TP	1	0	28	10	0.73684	0.277
leu (27).jpg	Leukoplakia	0.57	0	Leukoplakia	FP	0	1	28	11	0.71795	0.277
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.56	0	non	FP	0	1	28	12	0.7	0.277
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.56	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	29	12	0.70732	0.287
leu (30).jpg	Candidiasis	0.55	0.791	Leukoplakia	TP	1	0	30	12	0.71429	0.297
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.55	0.36	Leukoplakia	FP	0	1	30	13	0.69767	0.297
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.55	0.82	Leukoplakia	TP	1	0	31	13	0.70455	0.307
leu (31).jpg	Ulcer	0.53	0	Leukoplakia	FP	0	1	31	14	0.68889	0.307
leu (40).jpg	Leukoplakia	0.53	0.913	Leukoplakia	TP	1	0	32	14	0.69565	0.317
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.52	0	Leukoplakia	FP	0	1	32	15	0.68085	0.317
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.52	0	non	FP	0	1	32	16	0.66667	0.317
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.51	0.74	Leukoplakia	TP	1	0	33	16	0.67347	0.327
leu (11).jpg	Leukoplakia	0.51	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	34	16	0.68	0.337
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.51	0.67	Leukoplakia	TP	1	0	35	16	0.68627	0.347
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.51	0.86	Leukoplakia	TP	1	0	36	16	0.69231	0.356
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.51	0.86	Leukoplakia	TP	1	0	37	16	0.69811	0.366

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข27 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5

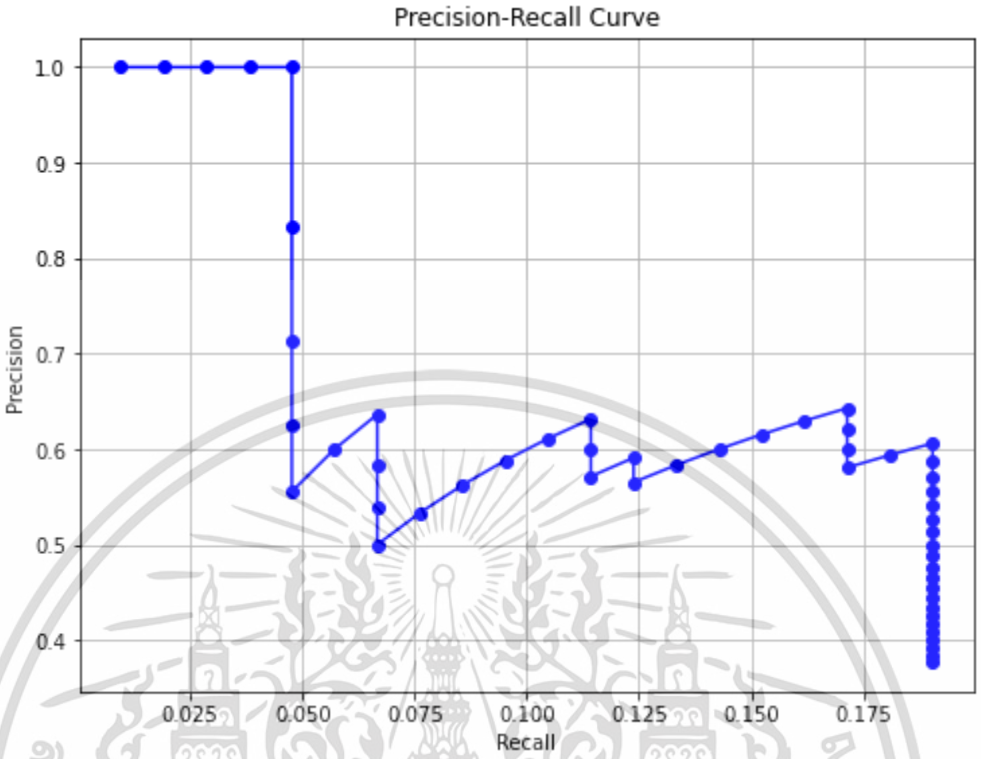
เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข27 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Leukoplakia มีค่าเท่ากับ 0.684

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข28 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (15).jpg	Lichen planus	0.9	0.923	Lichen planus	TP	1	0	1	0	1	0.01
li (40).jpg	Lichen planus	0.84	0.853	Lichen planus	TP	1	0	2	0	1	0.019
li (2).jpg	Lichen planus	0.83	0.8	Lichen planus	TP	1	0	3	0	1	0.029
li (7).jpg	Lichen planus	0.82	0.58	Lichen planus	TP	1	0	4	0	1	0.038
lii (7).jpg	Candidiasis	0.8	0.72	Lichen planus	TP	1	0	5	0	1	0.048
li (1).jpg	Lichen planus	0.78	0.4	Lichen planus	FP	0	1	5	1	0.83333	0.048
li (6).jpg	Lichen planus	0.78	0.36	Lichen planus	FP	0	1	5	2	0.71429	0.048
li (14).jpg	Lichen planus	0.74	0.317	Lichen planus	FP	0	1	5	3	0.625	0.048
li (7).jpg	Lichen planus	0.65	0.44	Lichen planus	FP	0	1	5	4	0.55556	0.048
li (8).jpg	Lichen planus	0.65	0.87	Lichen planus	TP	1	0	6	4	0.6	0.057
li (35).jpg	Lichen planus	0.64	0.53	Lichen planus	TP	1	0	7	4	0.63636	0.067
li (1).jpg	Lichen planus	0.63	0.24	Lichen planus	FP	0	1	7	5	0.58333	0.067
li (28).jpg	Candidiasis	0.63	0.165	Lichen planus	FP	0	1	7	6	0.53846	0.067
li (19).jpg	Lichen planus	0.62	0.27	Lichen planus	FP	0	1	7	7	0.5	0.067
lii (2).jpg	Lichen planus	0.61	0.523	Lichen planus	TP	1	0	8	7	0.53333	0.076
li (6).jpg	Lichen planus	0.6	0.93	Lichen planus	TP	1	0	9	7	0.5625	0.086
li (11).jpg	Lichen planus	0.59	0.66	Lichen planus	TP	1	0	10	7	0.58824	0.095
li (28).jpg	Lichen planus	0.59	0.92	Lichen planus	TP	1	0	11	7	0.61111	0.105
li (9).jpg	Lichen planus	0.57	0.57	Lichen planus	TP	1	0	12	7	0.63158	0.114
li (14).jpg	Lichen planus	0.57	0.26	Lichen planus	FP	0	1	12	8	0.6	0.114
li (28).jpg	Candidiasis	0.57	0.098	Lichen planus	FP	0	1	12	9	0.57143	0.114
li (40).jpg	Lichen planus	0.57	0.71	non	TP	1	0	13	9	0.59091	0.124
li (32).jpg	Lichen planus	0.56	0.45	Lichen planus	FP	0	1	13	10	0.56522	0.124
li (1).jpg	Lichen planus	0.55	0.72	Lichen planus	TP	1	0	14	10	0.58333	0.133
li (7).jpg	Lichen planus	0.55	0.76	Lichen planus	TP	1	0	15	10	0.6	0.143
lii (10).jpg	Lichen planus	0.55	0.78	Lichen planus	TP	1	0	16	10	0.61538	0.152
li (17).jpg	Lichen planus	0.54	0.631	Lichen planus	TP	1	0	17	10	0.62963	0.162
li (29).jpg	Lichen planus	0.54	0.66	Lichen planus	TP	1	0	18	10	0.64286	0.171
li (28).jpg	Candidiasis	0.53	0.034	Lichen planus	FP	0	1	18	11	0.62069	0.171
li (22).jpg	Candidiasis	0.52	0	Lichen planus	FP	0	1	18	12	0.6	0.171
lii (4).jpg	Candidiasis	0.52	0.051	Lichen planus	FP	0	1	18	13	0.58065	0.171
li (2).jpg	Lichen planus	0.51	0.87	non	TP	1	0	19	13	0.59375	0.181
lii (7).jpg	Lichen planus	0.51	0.82	Lichen planus	TP	1	0	20	13	0.60606	0.19
li (6).jpg	Lichen planus	0.5	0.42	Lichen planus	FP	0	1	20	14	0.58824	0.19

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข28 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5

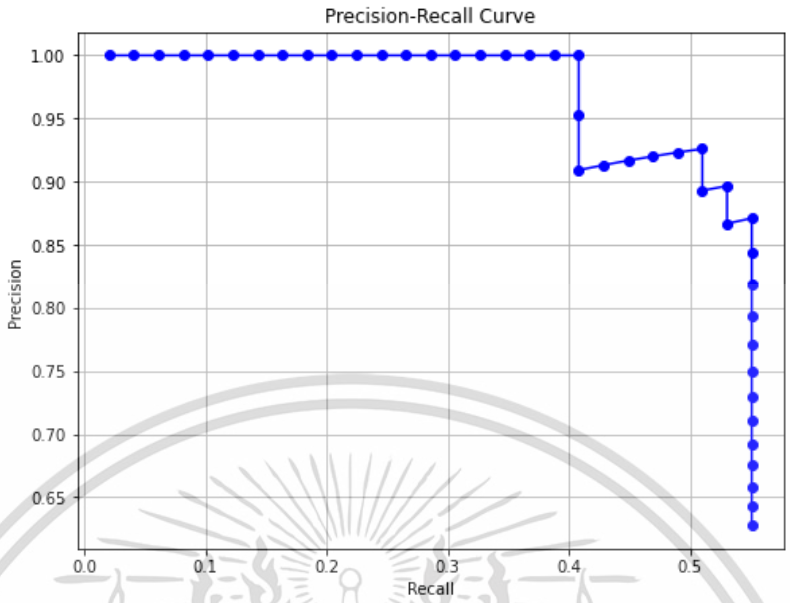
เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข28 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Lichen planus มีค่าเท่ากับ 0.454

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข29 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ot (27).jpg	Other white	0.92	0.91	Other white	TP	1	0	1	0	1	0.02
ot (36).jpg	Other white	0.91	0.873	Other white	TP	1	0	2	0	1	0.041
ot (25).jpg	Other white	0.89	0.87	Other white	TP	1	0	3	0	1	0.061
ot (35).jpg	Other white	0.88	0.91	Other white	TP	1	0	4	0	1	0.082
ot (3).jpg	Other white	0.87	0.88	Other white	TP	1	0	5	0	1	0.102
ot (26).jpg	Other white	0.85	0.86	Other white	TP	1	0	6	0	1	0.122
ot (28).jpg	Other white	0.84	0.93	Other white	TP	1	0	7	0	1	0.143
ot (9).jpg	Other white	0.83	0.917	Other white	TP	1	0	8	0	1	0.163
ot (30).jpg	Other white	0.83	0.933	Other white	TP	1	0	9	0	1	0.184
ot (4).jpg	Other white	0.79	0.87	Other white	TP	1	0	10	0	1	0.204
ot (2).jpg	Other white	0.75	0.714	Other white	TP	1	0	11	0	1	0.224
ott (2).jpg	Leukoplakia	0.74	0.86	Other white	TP	1	0	12	0	1	0.245
ot (1).jpg	Leukoplakia	0.73	0.93	Other white	TP	1	0	13	0	1	0.265
ot (32).jpg	Other white	0.72	0.913	Other white	TP	1	0	14	0	1	0.286
ott (8).jpg	Other white	0.7	0.61	Other white	TP	1	0	15	0	1	0.306
ot (29).jpg	Other white	0.69	0.904	Other white	TP	1	0	16	0	1	0.327
ot (31).jpg	Other white	0.66	0.906	Other white	TP	1	0	17	0	1	0.347
ot (39).jpg	Other white	0.66	0.764	Other white	TP	1	0	18	0	1	0.367
ot (34).jpg	Other white	0.65	0.94	Other white	TP	1	0	19	0	1	0.388
ot (11).jpg	Other white	0.63	0.7	Other white	TP	1	0	20	0	1	0.408
ot (31).jpg	Ulcer	0.63	0	non	FP	0	1	20	1	0.95238	0.408
ot (25).jpg	Leukoplakia	0.6	0	non	FP	0	1	20	2	0.90909	0.408
ot (12).jpg	Other white	0.59	0.84	Other white	TP	1	0	21	2	0.91304	0.429
ott (3).jpg	Other white	0.58	0.894	Other white	TP	1	0	22	2	0.91667	0.449
ot (13).jpg	Other white	0.56	0.37	Other white	FP	0	1	22	3	0.88	0.449
ot (33).jpg	Other white	0.55	0.88	Other white	TP	1	0	23	3	0.88462	0.469
ott (1).jpg	Leukoplakia	0.55	0.9	Other white	TP	1	0	24	3	0.88889	0.49
ot (30).jpg	Leukoplakia	0.53	0	non	FP	0	1	24	4	0.85714	0.49
ott (7).jpg	Other white	0.53	0.78	Other white	TP	1	0	25	4	0.86207	0.51
ot (5).jpg	Other white	0.51	0.27	Other white	FP	0	1	25	5	0.83333	0.51
ott (4).jpg	Lichen planus	0.51	0.462	Other white	FP	0	1	25	6	0.80645	0.51

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข29 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข29 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Other white มีค่าเท่ากับ 0.824

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

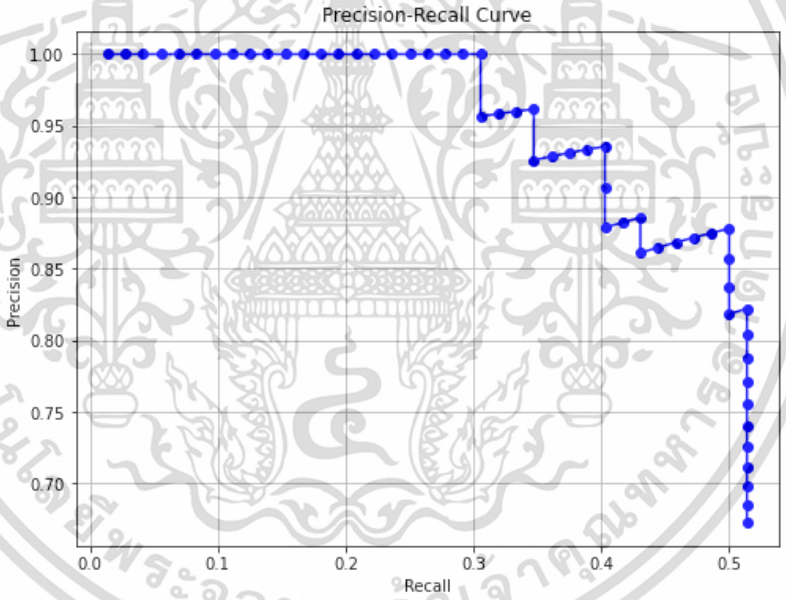
ตารางที่ ข30 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (39).jpg	Ulcer	0.95	0.795	Ulcer	TP	1	0	1	0	1	0.014
ul (34).jpg	Ulcer	0.94	0.88	Ulcer	TP	1	0	2	0	1	0.028
ul (38).jpg	Ulcer	0.94	0.83	Ulcer	TP	1	0	3	0	1	0.042
ul (39).jpg	Ulcer	0.93	0.9	Ulcer	TP	1	0	4	0	1	0.056
ull (4).jpg	Ulcer	0.93	0.84	Ulcer	TP	1	0	5	0	1	0.069
ul (2).jpg	Ulcer	0.92	0.87	Ulcer	TP	1	0	6	0	1	0.083
ul (14).jpg	Ulcer	0.91	0.93	Ulcer	TP	1	0	7	0	1	0.097
ul (38).jpg	Ulcer	0.91	0.933	Ulcer	TP	1	0	8	0	1	0.111
ul (6).jpg	Ulcer	0.9	0.8524	Ulcer	TP	1	0	9	0	1	0.125
ul (20).jpg	Ulcer	0.9	0.817	Ulcer	TP	1	0	10	0	1	0.139
ul (35).jpg	Ulcer	0.9	0.84	Ulcer	TP	1	0	11	0	1	0.153
ull (3).jpg	Ulcer	0.9	0.87	Ulcer	TP	1	0	12	0	1	0.167
ul (26).jpg	Ulcer	0.89	0.94	Ulcer	TP	1	0	13	0	1	0.181
ul (1).jpg	Ulcer	0.88	0.93	Ulcer	TP	1	0	14	0	1	0.194
ul (9).jpg	Ulcer	0.88	0.83	Ulcer	TP	1	0	15	0	1	0.208
ull (1).jpg	Ulcer	0.88	0.76	Ulcer	TP	1	0	16	0	1	0.222
ull (1).jpg	Ulcer	0.88	0.752	Ulcer	TP	1	0	17	0	1	0.236
ull (1).jpg	Ulcer	0.88	0.813	Ulcer	TP	1	0	18	0	1	0.25
ul (6).jpg	Ulcer	0.87	0.89	Ulcer	TP	1	0	19	0	1	0.264
ull (2).jpg	Ulcer	0.84	0.83	Ulcer	TP	1	0	20	0	1	0.278
ull (5).jpg	Ulcer	0.84	0.924	Ulcer	TP	1	0	21	0	1	0.292
ul (7).jpg	Ulcer	0.83	0.75	Ulcer	TP	1	0	22	0	1	0.306
ul (22).jpg	Ulcer	0.83	0.16	Ulcer	FP	0	1	22	1	0.95652	0.306
ul (20).jpg	Ulcer	0.82	0.825	Ulcer	TP	1	0	23	1	0.95833	0.319
ul (10).jpg	Ulcer	0.81	0.94	Ulcer	TP	1	0	24	1	0.96	0.333
ul (13).jpg	Ulcer	0.8	0.759	Ulcer	TP	1	0	25	1	0.96154	0.347
ul (33).jpg	Ulcer	0.79	0	non	FP	0	1	25	2	0.92593	0.347
ul (27).jpg	Ulcer	0.77	0.862	Ulcer	TP	1	0	26	2	0.92857	0.361
ul (12).jpg	Ulcer	0.76	0.89	Ulcer	TP	1	0	27	2	0.93103	0.375
ul (28).jpg	Ulcer	0.75	0.684	Ulcer	TP	1	0	28	2	0.93333	0.389
ul (8).jpg	Ulcer	0.73	0.92	Ulcer	TP	1	0	29	2	0.93548	0.403
ul (22).jpg	Ulcer	0.73	0.05	Ulcer	FP	0	1	29	3	0.90625	0.403
ul (17).jpg	Ulcer	0.71	0.41	Ulcer	FP	0	1	29	4	0.87879	0.403
ul (20).jpg	Ulcer	0.69	0.903	Ulcer	TP	1	0	30	4	0.88235	0.417
ul (11).jpg	Ulcer	0.68	0.86	Ulcer	TP	1	0	31	4	0.88571	0.431
ul (5).jpg	Candidiasis	0.66	0.068	Ulcer	FP	0	1	31	5	0.86111	0.431

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข30 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (28).jpg	Ulcer	0.66	0.643	Ulcer	TP	1	0	32	5	0.86486	0.444
ul (18).jpg	Ulcer	0.65	0.746	Ulcer	TP	1	0	33	5	0.86842	0.458
ul (20).jpg	Ulcer	0.65	0.823	Ulcer	TP	1	0	34	5	0.87179	0.472
ul (18).jpg	Ulcer	0.61	0.55	Ulcer	TP	1	0	35	5	0.875	0.486
ul (30).jpg	Ulcer	0.6	0.77	Ulcer	TP	1	0	36	5	0.87805	0.5
ul (20).jpg	Ulcer	0.57	0.367	Ulcer	FP	0	1	36	6	0.85714	0.5
ul (28).jpg	Ulcer	0.56	0.49	Ulcer	FP	0	1	36	7	0.83721	0.5
ul (4).jpg	Candidiasis	0.53	0.082	Ulcer	FP	0	1	36	8	0.81818	0.5
ull (2).jpg	Ulcer	0.52	0.67	Ulcer	TP	1	0	37	8	0.82222	0.514
ul (33).jpg	Ulcer	0.51	0.03	Ulcer	FP	0	1	37	9	0.80435	0.514



รูปที่ ข30 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv8n ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข30 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Ulcer มีค่าเท่ากับ 0.829

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.1.2.2.1 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv8x ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ค่า IoU=0.3

ตารางที่ ข31 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (31).jpg	Candidiasis	0.94	0.83	Candidiasis	TP	1	0	1	0	1	0.003
can (10).jpg	Candidiasis	0.86	0.232	Candidiasis	FP	0	1	1	1	0.5	0.003
can (29).jpg	Candidiasis	0.85	0.146	Candidiasis	FP	0	1	1	2	0.33333	0.003
can (33).jpg	Candidiasis	0.84	0.824	Candidiasis	TP	1	0	2	2	0.5	0.007
can (22).jpg	Candidiasis	0.83	0.82	Candidiasis	TP	1	0	3	2	0.6	0.01
can (38).jpg	Leukoplakia	0.83	0.84	Candidiasis	TP	1	0	4	2	0.66667	0.013
can (40).jpg	Candidiasis	0.83	0.92	Candidiasis	TP	1	0	5	2	0.71429	0.017
can (26).jpg	Candidiasis	0.82	0.51	Candidiasis	TP	1	0	6	2	0.75	0.02
can (31).jpg	Candidiasis	0.82	0.87	Candidiasis	TP	1	0	7	2	0.77778	0.023
can (39).jpg	Candidiasis	0.81	0.8	Candidiasis	TP	1	0	8	2	0.8	0.026
can (21).jpg	Candidiasis	0.8	0.833	Candidiasis	TP	1	0	9	2	0.81818	0.03
can (21).jpg	Candidiasis	0.8	0.71	Candidiasis	TP	1	0	10	2	0.83333	0.033
can (31).jpg	Candidiasis	0.8	0.85	Candidiasis	TP	1	0	11	2	0.84615	0.036
cann (1).jpg	Candidiasis	0.8	0.084	Candidiasis	FP	0	1	11	3	0.78571	0.036
can (13).jpg	Candidiasis	0.79	0.93	Candidiasis	TP	1	0	12	3	0.8	0.04
can (23).jpg	Candidiasis	0.79	0.88	Candidiasis	TP	1	0	13	3	0.8125	0.043
can (28).jpg	Candidiasis	0.79	0.74	Candidiasis	TP	1	0	14	3	0.82353	0.046
can (32).jpg	Candidiasis	0.79	0	non	FP	0	1	14	4	0.77778	0.046
can (39).jpg	Candidiasis	0.79	0.57	Candidiasis	TP	1	0	15	4	0.78947	0.05
can (39).jpg	Candidiasis	0.79	0.824	Candidiasis	TP	1	0	16	4	0.8	0.053
can (26).jpg	Candidiasis	0.78	0.77	Candidiasis	TP	1	0	17	4	0.80952	0.056
can (31).jpg	Candidiasis	0.78	0.87	Candidiasis	TP	1	0	18	4	0.81818	0.06
can (36).jpg	Candidiasis	0.78	0.815	Candidiasis	TP	1	0	19	4	0.82609	0.063
can (39).jpg	Candidiasis	0.78	0.84	Candidiasis	TP	1	0	20	4	0.83333	0.066
can (22).jpg	Candidiasis	0.77	0.89	Candidiasis	TP	1	0	21	4	0.84	0.07
can (28).jpg	Candidiasis	0.77	0.39	Candidiasis	TP	1	0	22	4	0.84615	0.073
can (31).jpg	Candidiasis	0.76	0.79	Candidiasis	TP	1	0	23	4	0.85185	0.076
can (38).jpg	Candidiasis	0.76	0.907	Candidiasis	TP	1	0	24	4	0.85714	0.079
can (39).jpg	Candidiasis	0.76	0.273	Candidiasis	FP	0	1	24	5	0.82759	0.079

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข31 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (21).jpg	Candidiasis	0.75	0.825	Candidiasis	TP	1	0	25	5	0.83333	0.083
can (32).jpg	Candidiasis	0.75	0.83	Candidiasis	TP	1	0	26	5	0.83871	0.086
can (38).jpg	Candidiasis	0.75	0.51	Candidiasis	TP	1	0	27	5	0.84375	0.089
can (34).jpg	Candidiasis	0.74	0.96	Candidiasis	TP	1	0	28	5	0.84848	0.093
can (38).jpg	Candidiasis	0.74	0.64	Candidiasis	TP	1	0	29	5	0.85294	0.096
can (14).jpg	Candidiasis	0.73	0.53	Candidiasis	TP	1	0	30	5	0.85714	0.099
cann (6).jpg	Candidiasis	0.73	0.71	Candidiasis	TP	1	0	31	5	0.86111	0.103
can (9).jpg	Candidiasis	0.72	0.43	Candidiasis	TP	1	0	32	5	0.86486	0.106
can (13).jpg	Candidiasis	0.72	0.47	Candidiasis	TP	1	0	33	5	0.86842	0.109
can (30).jpg	Candidiasis	0.72	0.88	Candidiasis	TP	1	0	34	5	0.87179	0.113
can (10).jpg	Candidiasis	0.71	0.77	Candidiasis	TP	1	0	35	5	0.875	0.116
can (10).jpg	Candidiasis	0.71	0.78	Candidiasis	TP	1	0	36	5	0.87805	0.119
can (27).jpg	Candidiasis	0.71	0.9	Candidiasis	TP	1	0	37	5	0.88095	0.123
can (32).jpg	Candidiasis	0.71	0.86	Candidiasis	TP	1	0	38	5	0.88372	0.126
can (36).jpg	Candidiasis	0.71	0.83	Candidiasis	TP	1	0	39	5	0.88636	0.129
can (20).jpg	Candidiasis	0.7	0.79	Candidiasis	TP	1	0	40	5	0.88889	0.132
can (21).jpg	Candidiasis	0.7	0.769	Candidiasis	TP	1	0	41	5	0.8913	0.136
can (29).jpg	Candidiasis	0.7	0.906	Candidiasis	TP	1	0	42	5	0.89362	0.139
cann (6).jpg	Candidiasis	0.7	0.68	Candidiasis	TP	1	0	43	5	0.89583	0.142
can (10).jpg	Candidiasis	0.69	0.82	Candidiasis	TP	1	0	44	5	0.89796	0.146
can (20).jpg	Candidiasis	0.69	0.84	Candidiasis	TP	1	0	45	5	0.9	0.149
can (21).jpg	Candidiasis	0.69	0.884	Candidiasis	TP	1	0	46	5	0.90196	0.152
can (21).jpg	Candidiasis	0.69	0.829	Candidiasis	TP	1	0	47	5	0.90385	0.156
can (29).jpg	Candidiasis	0.69	0.784	Candidiasis	TP	1	0	48	5	0.90566	0.159
can (38).jpg	Candidiasis	0.69	0.72	Candidiasis	TP	1	0	49	5	0.90741	0.162
can (16).jpg	Candidiasis	0.68	0.03	Candidiasis	FP	0	1	49	6	0.89091	0.162
can (26).jpg	Candidiasis	0.68	0.813	Candidiasis	TP	1	0	50	6	0.89286	0.166
cann (2).jpg	Candidiasis	0.68	0.44	Candidiasis	TP	1	0	51	6	0.89474	0.169
can (13).jpg	Candidiasis	0.67	0.56	Candidiasis	TP	1	0	52	6	0.89655	0.172
can (14).jpg	Candidiasis	0.67	0.91	Candidiasis	TP	1	0	53	6	0.89831	0.175
can (26).jpg	Candidiasis	0.67	0.35	Candidiasis	TP	1	0	54	6	0.9	0.179
can (14).jpg	Candidiasis	0.66	0.37	Candidiasis	TP	1	0	55	6	0.90164	0.182
can (14).jpg	Leukoplakia	0.66	0.01	Candidiasis	FP	0	1	55	7	0.8871	0.182
can (26).jpg	Candidiasis	0.66	0.0159	Candidiasis	FP	0	1	55	8	0.87302	0.182
can (26).jpg	Candidiasis	0.66	0.066	Candidiasis	FP	0	1	55	9	0.85938	0.182
can (27).jpg	Candidiasis	0.66	0.91	Candidiasis	TP	1	0	56	9	0.86154	0.185
can (29).jpg	Candidiasis	0.66	0.039	Candidiasis	FP	0	1	56	10	0.84848	0.185
cann (3).jpg	Candidiasis	0.66	0.923	Candidiasis	TP	1	0	57	10	0.85075	0.189

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข31 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

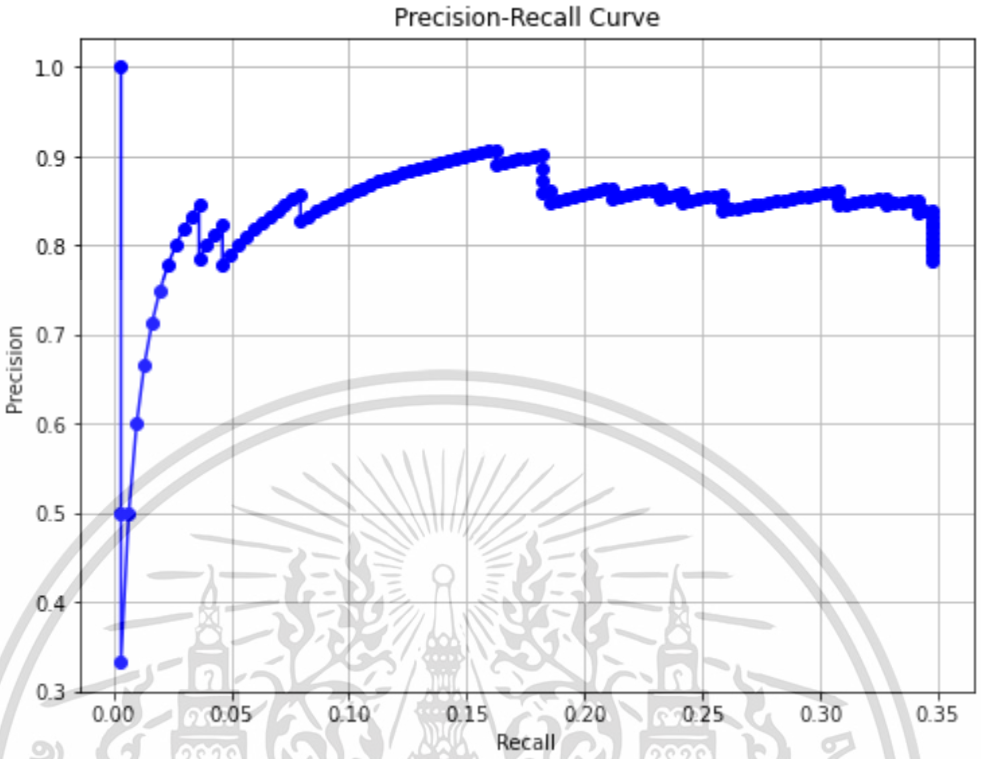
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
cann (6).jpg	Candidiasis	0.66	0.7	Candidiasis	TP	1	0	58	10	0.85294	0.192
can (24).jpg	Candidiasis	0.65	0.89	Candidiasis	TP	1	0	59	10	0.85507	0.195
can (40).jpg	Candidiasis	0.65	0.85	Candidiasis	TP	1	0	60	10	0.85714	0.199
cann (6).jpg	Candidiasis	0.65	0.8	Candidiasis	TP	1	0	61	10	0.85915	0.202
can (9).jpg	Candidiasis	0.64	0.8	Candidiasis	TP	1	0	62	10	0.86111	0.205
can (23).jpg	Candidiasis	0.64	0.9	Candidiasis	TP	1	0	63	10	0.86301	0.209
can (39).jpg	Candidiasis	0.64	0.319	Candidiasis	TP	1	0	64	10	0.86486	0.212
can (10).jpg	Candidiasis	0.63	0.23	Candidiasis	FP	0	1	64	11	0.85333	0.212
can (10).jpg	Candidiasis	0.63	0.36	Candidiasis	TP	1	0	65	11	0.85526	0.215
can (13).jpg	Candidiasis	0.63	0.63	Candidiasis	TP	1	0	66	11	0.85714	0.219
can (21).jpg	Candidiasis	0.63	0.865	Candidiasis	TP	1	0	67	11	0.85897	0.222
can (36).jpg	Candidiasis	0.63	0.84	Candidiasis	TP	1	0	68	11	0.86076	0.225
can (21).jpg	Candidiasis	0.62	0.814	Candidiasis	TP	1	0	69	11	0.8625	0.228
can (28).jpg	Candidiasis	0.62	0.41	Candidiasis	TP	1	0	70	11	0.8642	0.232
can (29).jpg	Candidiasis	0.62	0.049	Candidiasis	FP	0	1	70	12	0.85366	0.232
can (39).jpg	Candidiasis	0.62	0.351	Candidiasis	TP	1	0	71	12	0.85542	0.235
can (24).jpg	Candidiasis	0.61	0.675	Candidiasis	TP	1	0	72	12	0.85714	0.238
can (26).jpg	Candidiasis	0.61	0.91	Candidiasis	TP	1	0	73	12	0.85882	0.242
can (26).jpg	Candidiasis	0.61	0	non	FP	0	1	73	13	0.84884	0.242
cann (1).jpg	Candidiasis	0.61	0.825	Candidiasis	TP	1	0	74	13	0.85057	0.245
can (13).jpg	Candidiasis	0.6	0.495	Candidiasis	TP	1	0	75	13	0.85227	0.248
can (35).jpg	Candidiasis	0.6	0.87	Candidiasis	TP	1	0	76	13	0.85393	0.252
cann (3).jpg	Candidiasis	0.6	0.84	Candidiasis	TP	1	0	77	13	0.85556	0.255
can (4).jpg	Candidiasis	0.59	0.64	Candidiasis	TP	1	0	78	13	0.85714	0.258
can (28).jpg	Candidiasis	0.59	0.175	Candidiasis	FP	0	1	78	14	0.84783	0.258
can (39).jpg	Candidiasis	0.58	0.0253	Candidiasis	FP	0	1	78	15	0.83871	0.258
can (9).jpg	Candidiasis	0.57	0.81	Candidiasis	TP	1	0	79	15	0.84043	0.262
can (13).jpg	Candidiasis	0.57	0.8822	Candidiasis	TP	1	0	80	15	0.84211	0.265
can (14).jpg	Candidiasis	0.57	0.79	Candidiasis	TP	1	0	81	15	0.84375	0.268
can (34).jpg	Candidiasis	0.57	0.71	Candidiasis	TP	1	0	82	15	0.84536	0.272
cann (2).jpg	Candidiasis	0.57	0.41	Candidiasis	TP	1	0	83	15	0.84694	0.275
can (39).jpg	Candidiasis	0.56	0.77	Candidiasis	TP	1	0	84	15	0.84848	0.278
cann (2).jpg	Leukoplakia	0.56	0.844	Candidiasis	TP	1	0	85	15	0.85	0.281
cann (6).jpg	Candidiasis	0.56	0.576	Candidiasis	TP	1	0	86	15	0.85149	0.285
can (14).jpg	Candidiasis	0.55	0.72	Candidiasis	TP	1	0	87	15	0.85294	0.288
can (33).jpg	Candidiasis	0.55	0.55	Candidiasis	TP	1	0	88	15	0.85437	0.291
cann (3).jpg	Candidiasis	0.55	0.73	Candidiasis	TP	1	0	89	15	0.85577	0.295
can (5).jpg	Candidiasis	0.54	0.79	Candidiasis	TP	1	0	90	15	0.85714	0.298

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข31 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (14).jpg	Candidiasis	0.54	0.61	Candidiasis	TP	1	0	91	15	0.85849	0.301
can (23).jpg	Candidiasis	0.54	0.74	Candidiasis	TP	1	0	92	15	0.85981	0.305
can (26).jpg	Candidiasis	0.54	0.34	Candidiasis	TP	1	0	93	15	0.86111	0.308
can (29).jpg	Candidiasis	0.54	0.003	Candidiasis	FP	0	1	93	16	0.85321	0.308
can (39).jpg	Candidiasis	0.54	0.254	Candidiasis	FP	0	1	93	17	0.84545	0.308
can (39).jpg	Candidiasis	0.54	0.451	Candidiasis	TP	1	0	94	17	0.84685	0.311
can (40).jpg	Candidiasis	0.54	0.61	Candidiasis	TP	1	0	95	17	0.84821	0.315
can (5).jpg	Leukoplakia	0.53	0.79	Candidiasis	TP	1	0	96	17	0.84956	0.318
can (13).jpg	Candidiasis	0.53	0.917	Candidiasis	TP	1	0	97	17	0.85088	0.321
can (14).jpg	Candidiasis	0.53	0.59	Candidiasis	TP	1	0	98	17	0.85217	0.325
can (33).jpg	Candidiasis	0.53	0.47	Candidiasis	TP	1	0	99	17	0.85345	0.328
can (13).jpg	Candidiasis	0.52	0.263	Candidiasis	FP	0	1	99	18	0.84615	0.328
can (29).jpg	Candidiasis	0.52	0.44	Candidiasis	TP	1	0	100	18	0.84746	0.331
can (33).jpg	Candidiasis	0.52	0.67	Candidiasis	TP	1	0	101	18	0.84874	0.334
can (14).jpg	Candidiasis	0.51	0.57	Candidiasis	TP	1	0	102	18	0.85	0.338
can (40).jpg	Candidiasis	0.51	0.9	Candidiasis	TP	1	0	103	18	0.85124	0.341
can (13).jpg	Candidiasis	0.5	0.175	Candidiasis	FP	0	1	103	19	0.84426	0.341
can (35).jpg	Candidiasis	0.5	0	non	FP	0	1	103	20	0.8374	0.341
cann (2).jpg	Candidiasis	0.5	0.56	Candidiasis	TP	1	0	104	20	0.83871	0.344
cann (2).jpg	Candidiasis	0.5	0.8	Candidiasis	TP	1	0	105	20	0.84	0.348
can (15).jpg	Ulcer	0	0	non	FP	0	1	105	26	0.80153	0.348

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข31 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข31 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Candidiasis มีค่าเท่ากับ 0.824

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข32 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3

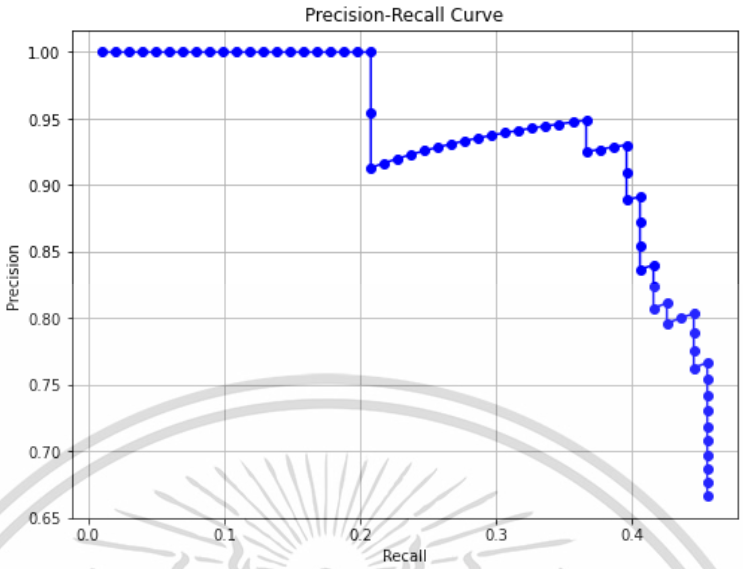
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leuu (1).jpg	Leukoplakia	0.97	0.91	Leukoplakia	TP	1	0	1	0	1	0.01
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.96	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	2	0	1	0.02
leu (38).jpg	Leukoplakia	0.94	0.904	Leukoplakia	TP	1	0	3	0	1	0.03
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.93	0.94	Leukoplakia	TP	1	0	4	0	1	0.04
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.91	0.52	Leukoplakia	TP	1	0	5	0	1	0.05
leu (39).jpg	Leukoplakia	0.91	0.634	Leukoplakia	TP	1	0	6	0	1	0.059
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.89	0.93	Leukoplakia	TP	1	0	7	0	1	0.069
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.89	0.39	Leukoplakia	TP	1	0	8	0	1	0.079
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.89	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	9	0	1	0.089
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.89	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	10	0	1	0.099
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.87	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	11	0	1	0.109
leu (27).jpg	Leukoplakia	0.87	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	12	0	1	0.119
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.84	0.96	Leukoplakia	TP	1	0	13	0	1	0.129
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.83	0.84	Leukoplakia	TP	1	0	14	0	1	0.139
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.83	0.88	Leukoplakia	TP	1	0	15	0	1	0.149
leuu (3).jpg	Leukoplakia	0.83	0.76	Leukoplakia	TP	1	0	16	0	1	0.158
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.82	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	17	0	1	0.168
leu (18).jpg	Candidiasis	0.81	0.39	Leukoplakia	TP	1	0	18	0	1	0.178
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.81	0.88	Leukoplakia	TP	1	0	19	0	1	0.188
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.8	0.88	Leukoplakia	TP	1	0	20	0	1	0.198
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.8	0.82	Leukoplakia	TP	1	0	21	0	1	0.208
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.8	0	non	FP	0	1	21	1	0.95455	0.208
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.79	0.0534	Leukoplakia	FP	0	1	21	2	0.91304	0.208
leu (13).jpg	Other white	0.78	0.724	Leukoplakia	TP	1	0	22	2	0.91667	0.218
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.76	0.89	Leukoplakia	TP	1	0	23	2	0.92	0.228
leu (29).jpg	Other white	0.75	0.82	Leukoplakia	TP	1	0	24	2	0.92308	0.238
leu (30).jpg	Candidiasis	0.75	0.9	Leukoplakia	TP	1	0	25	2	0.92593	0.248
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.73	0.5	Leukoplakia	TP	1	0	26	2	0.92857	0.257
leu (40).jpg	Leukoplakia	0.73	0.612	Leukoplakia	TP	1	0	27	2	0.93103	0.267

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข32 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.72	0.4	Leukoplakia	TP	1	0	28	2	0.93333	0.277
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.71	0.71	Leukoplakia	TP	1	0	29	2	0.93548	0.287
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.71	0.89	Leukoplakia	TP	1	0	30	2	0.9375	0.297
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.71	0.91	Leukoplakia	TP	1	0	31	2	0.93939	0.307
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.71	0.79	Leukoplakia	TP	1	0	32	2	0.94118	0.317
leu (13).jpg	Other white	0.7	0.52	Leukoplakia	TP	1	0	33	2	0.94286	0.327
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.7	0.641	Leukoplakia	TP	1	0	34	2	0.94444	0.337
leu (21).jpg	Leukoplakia	0.69	0.73	Leukoplakia	TP	1	0	35	2	0.94595	0.347
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.68	0.64	Leukoplakia	TP	1	0	36	2	0.94737	0.356
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.67	0.59	Leukoplakia	TP	1	0	37	2	0.94872	0.366
leu (18).jpg	Candidiasis	0.66	0.04	Leukoplakia	FP	0	1	37	3	0.925	0.366
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.64	0.59	Leukoplakia	TP	1	0	38	3	0.92683	0.376
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.64	0.524	Leukoplakia	TP	1	0	39	3	0.92857	0.386
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.6	0.42	Leukoplakia	TP	1	0	40	3	0.93023	0.396
leu (30).jpg	Ulcer	0.6	0	non	FP	0	1	40	4	0.90909	0.396
leu (13).jpg	Candidiasis	0.59	0.058	Leukoplakia	FP	0	1	40	5	0.88889	0.396
leu (18).jpg	Candidiasis	0.58	0.8	Leukoplakia	TP	1	0	41	5	0.8913	0.406
leu (31).jpg	Ulcer	0.58	0	Leukoplakia	FP	0	1	41	6	0.87234	0.406
leu (26).jpg	Candidiasis	0.56	0.037	Leukoplakia	FP	0	1	41	7	0.85417	0.406
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.56	0.222	Leukoplakia	FP	0	1	41	8	0.83673	0.406
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.55	0.55	Leukoplakia	TP	1	0	42	8	0.84	0.416
leu (1).jpg	Candidiasis	0.54	0	Leukoplakia	FP	0	1	42	9	0.82353	0.416
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.54	0.014	Leukoplakia	FP	0	1	42	10	0.80769	0.416
leu (25).jpg	Leukoplakia	0.54	0.736	Leukoplakia	TP	1	0	43	10	0.81132	0.426
leu (40).jpg	Candidiasis	0.54	0.273	Leukoplakia	FP	0	1	43	11	0.7963	0.426
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.53	0.6	Leukoplakia	TP	1	0	44	11	0.8	0.436
leu (35).jpg	Leukoplakia	0.53	0.85	Leukoplakia	TP	1	0	45	11	0.80357	0.446
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.52	0.144	Leukoplakia	FP	0	1	45	12	0.78947	0.446
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.52	0	Leukoplakia	FP	0	1	45	13	0.77586	0.446
leu (26).jpg	Candidiasis	0.51	0.029	Leukoplakia	FP	0	1	45	14	0.76271	0.446
leu (12).jpg	Leukoplakia	0.5	0.91	Leukoplakia	TP	1	0	46	14	0.76667	0.455

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข32 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Leukoplakiaในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3

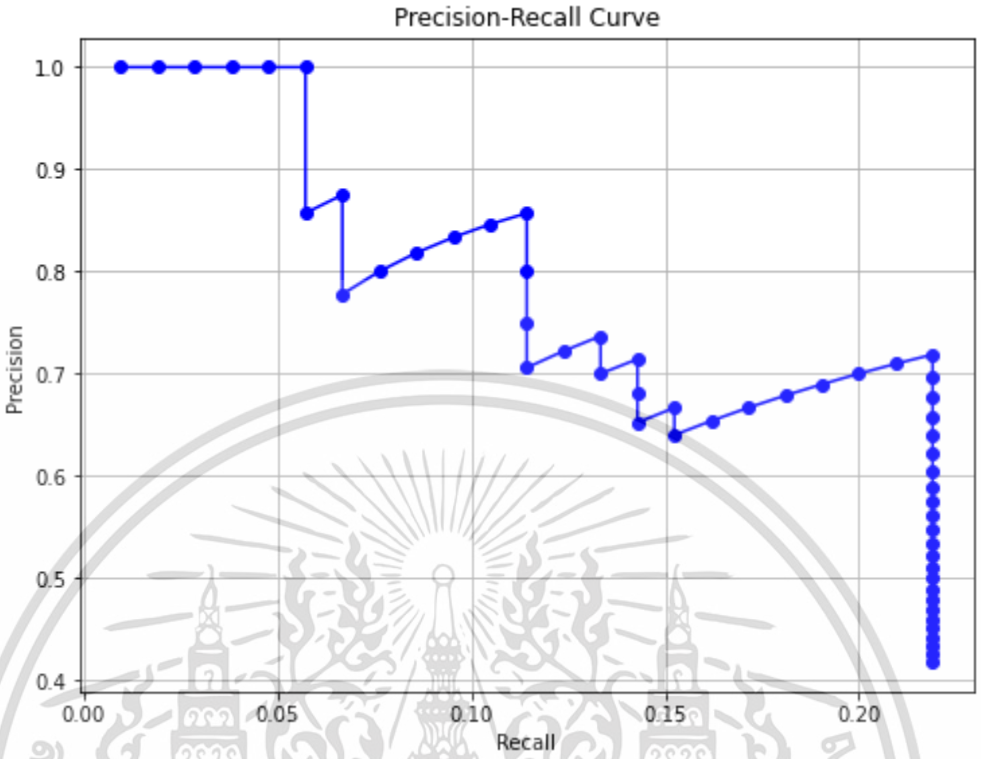
เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข32 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Leukoplakia มีค่าเท่ากับ 0.803

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข33 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (6).jpg	Lichen planus	0.95	0.34	Lichen planus	TP	1	0	1	0	1	0.01
lii (7).jpg	Candidiasis	0.82	0.964	Lichen planus	TP	1	0	2	0	1	0.019
li (7).jpg	Lichen planus	0.81	0.6	Lichen planus	TP	1	0	3	0	1	0.029
li (2).jpg	Lichen planus	0.8	0.88	Lichen planus	TP	1	0	4	0	1	0.038
li (40).jpg	Lichen planus	0.8	0.912	Lichen planus	TP	1	0	5	0	1	0.048
li (11).jpg	Lichen planus	0.78	0.51	Lichen planus	TP	1	0	6	0	1	0.057
li (28).jpg	Candidiasis	0.76	0.0148	Lichen planus	FP	0	1	6	1	0.85714	0.057
li (11).jpg	Lichen planus	0.64	0.69	Lichen planus	TP	1	0	7	1	0.875	0.067
li (28).jpg	Candidiasis	0.62	0.015	Lichen planus	FP	0	1	7	2	0.77778	0.067
li (32).jpg	Other white	0.62	0.45	Lichen planus	TP	1	0	8	2	0.8	0.076
li (5).jpg	Lichen planus	0.61	0.48	Lichen planus	TP	1	0	9	2	0.81818	0.086
li (5).jpg	Lichen planus	0.61	0.46	Lichen planus	TP	1	0	10	2	0.83333	0.095
li (19).jpg	Lichen planus	0.61	0.85	Lichen planus	TP	1	0	11	2	0.84615	0.105
li (19).jpg	Lichen planus	0.61	0.53	Lichen planus	TP	1	0	12	2	0.85714	0.114
li (22).jpg	Candidiasis	0.6	0.045	Lichen planus	FP	0	1	12	3	0.8	0.114
li (22).jpg	Candidiasis	0.6	0	Lichen planus	FP	0	1	12	4	0.75	0.114
lii (4).jpg	Candidiasis	0.6	0.047	Lichen planus	FP	0	1	12	5	0.70588	0.114
li (9).jpg	Lichen planus	0.59	0.41	Lichen planus	TP	1	0	13	5	0.72222	0.124
li (2).jpg	Lichen planus	0.58	0.86	Lichen planus	TP	1	0	14	5	0.73684	0.133
li (28).jpg	Leukoplakia	0.58	0.025	Lichen planus	FP	0	1	14	6	0.7	0.133
li (11).jpg	Lichen planus	0.57	0.57	Lichen planus	TP	1	0	15	6	0.71429	0.143
li (22).jpg	Candidiasis	0.57	0	Lichen planus	FP	0	1	15	7	0.68182	0.143
li (34).jpg	Other white	0.57	0.168	Lichen planus	FP	0	1	15	8	0.65217	0.143
li (7).jpg	Lichen planus	0.55	0.45	Lichen planus	TP	1	0	16	8	0.66667	0.152
li (28).jpg	Candidiasis	0.55	0.0242	Lichen planus	FP	0	1	16	9	0.64	0.152
lii (4).jpg	Lichen planus	0.54	0.75	Lichen planus	TP	1	0	17	9	0.65385	0.162
li (9).jpg	Lichen planus	0.53	0.58	Lichen planus	TP	1	0	18	9	0.66667	0.171
li (15).jpg	Lichen planus	0.53	0.59	Lichen planus	TP	1	0	19	9	0.67857	0.181
li (9).jpg	Lichen planus	0.51	0.68	Lichen planus	TP	1	0	20	9	0.68966	0.19
li (16).jpg	Lichen planus	0.51	0.802	Lichen planus	TP	1	0	21	9	0.7	0.2
li (19).jpg	Lichen planus	0.51	0.64	Lichen planus	TP	1	0	22	9	0.70968	0.21
li (33).jpg	Lichen planus	0.51	0.442	Lichen planus	TP	1	0	23	9	0.71875	0.219

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข33 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3

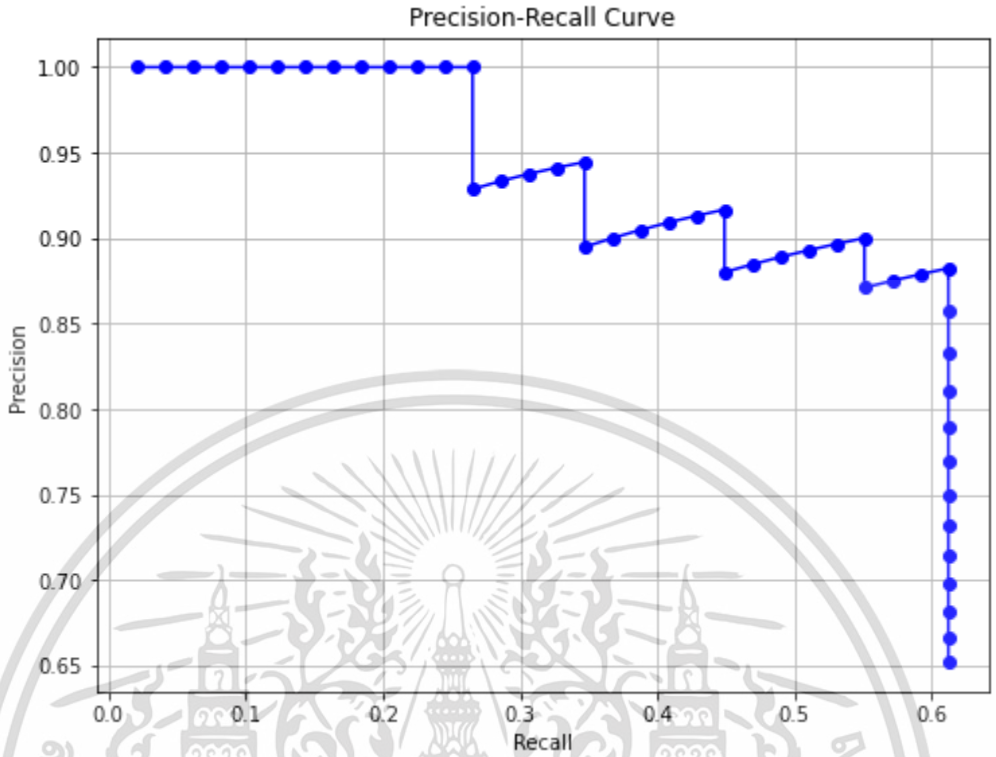
เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข33 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Lichen planus มีค่าเท่ากับ 0.535

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข34 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ott (2).jpg	Leukoplakia	0.95	0.93	Other white	TP	1	0	1	0	1	0.02
ot (25).jpg	Other white	0.94	0.89	Other white	TP	1	0	2	0	1	0.041
ot (26).jpg	Other white	0.93	0.87	Other white	TP	1	0	3	0	1	0.061
ot (3).jpg	Other white	0.926	0.87	Other white	TP	1	0	4	0	1	0.082
ott (3).jpg	Leukoplakia	0.92	0.91	Other white	TP	1	0	5	0	1	0.102
ot (10).jpg	Other white	0.89	0.923	Other white	TP	1	0	6	0	1	0.122
ot (27).jpg	Other white	0.89	0.918	Other white	TP	1	0	7	0	1	0.143
ot (4).jpg	Other white	0.88	0.94	Other white	TP	1	0	8	0	1	0.163
ot (35).jpg	Other white	0.87	0.91	Other white	TP	1	0	9	0	1	0.184
ot (28).jpg	Other white	0.86	0.93	Other white	TP	1	0	10	0	1	0.204
ot (36).jpg	Other white	0.85	0.836	Other white	TP	1	0	11	0	1	0.224
ott (7).jpg	Other white	0.85	0.71	Other white	TP	1	0	12	0	1	0.245
ot (9).jpg	Other white	0.83	0.943	Other white	TP	1	0	13	0	1	0.265
ot (1).jpg	Leukoplakia	0.81	0	Other white	FP	0	1	13	1	0.92857	0.265
ot (29).jpg	Other white	0.79	0.88	Other white	TP	1	0	14	1	0.93333	0.286
ot (30).jpg	Other white	0.79	0.89	Other white	TP	1	0	15	1	0.9375	0.306
ott (8).jpg	Other white	0.79	0.695	Other white	TP	1	0	16	1	0.94118	0.327
ot (31).jpg	Other white	0.77	0.916	Other white	TP	1	0	17	1	0.94444	0.347
ot (29).jpg	Other white	0.7	0	non	FP	0	1	17	2	0.89474	0.347
ott (1).jpg	Leukoplakia	0.7	0.86	Other white	TP	1	0	18	2	0.9	0.367
ot (32).jpg	Other white	0.69	0.905	Other white	TP	1	0	19	2	0.90476	0.388
ot (39).jpg	Other white	0.69	0.84	Other white	TP	1	0	20	2	0.90909	0.408
ot (15).jpg	Other white	0.67	0.493	Other white	TP	1	0	21	2	0.91304	0.429
ot (2).jpg	Other white	0.64	0.754	Other white	TP	1	0	22	2	0.91667	0.449
ot (5).jpg	Other white	0.63	0.227	Other white	FP	0	1	22	3	0.88	0.449
ot (15).jpg	Other white	0.59	0.72	Other white	TP	1	0	23	3	0.88462	0.469
ot (37).jpg	Other white	0.58	0.87	Other white	TP	1	0	24	3	0.88889	0.49
ot (5).jpg	Other white	0.57	0.82	Other white	TP	1	0	26	3	0.89655	0.531
ot (34).jpg	Leukoplakia	0.57	0.91	Other white	TP	1	0	27	3	0.9	0.551
ot (25).jpg	Leukoplakia	0.56	0	non	FP	0	1	27	4	0.87097	0.551
ot (34).jpg	Other white	0.55	0.91	Other white	TP	1	0	28	4	0.875	0.571
ot (5).jpg	Other white	0.51	0.44	Other white	TP	1	0	29	4	0.87879	0.592

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข34 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Other whiteในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข34 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Other white มีค่าเท่ากับ 0.838

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข35 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3

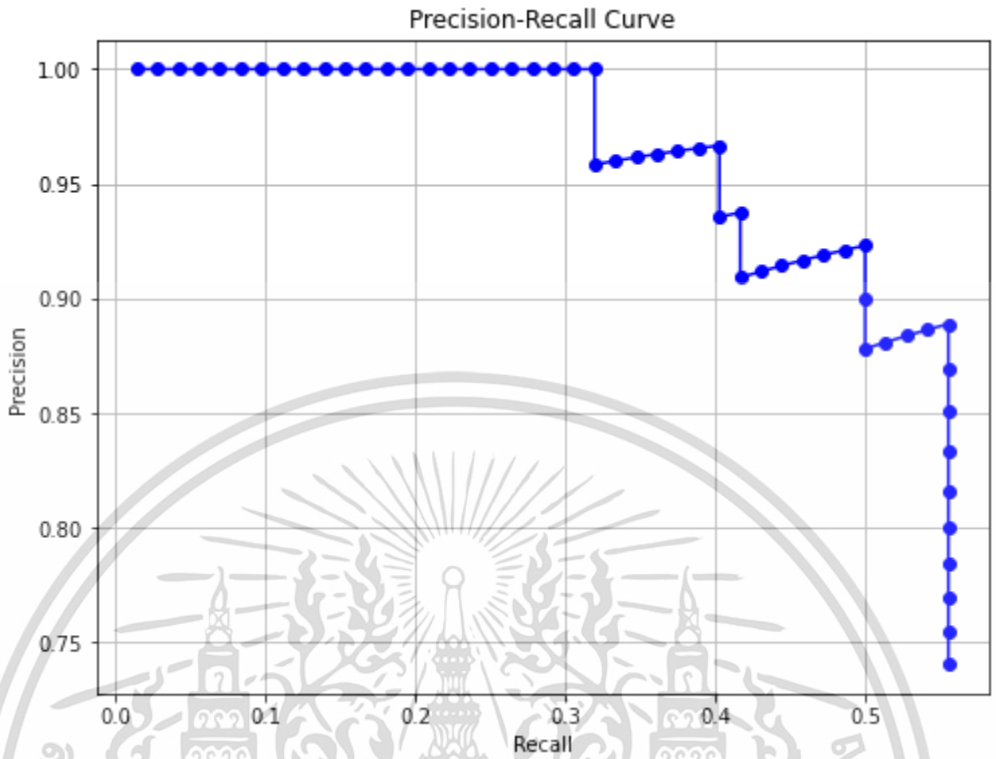
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (38).jpg	Ulcer	0.95	0.9	Ulcer	TP	1	0	1	0	1	0.014
ull (4).jpg	Ulcer	0.95	0.88	Ulcer	TP	1	0	2	0	1	0.028
ul (26).jpg	Ulcer	0.94	0.934	Ulcer	TP	1	0	3	0	1	0.042
ul (39).jpg	Ulcer	0.94	0.78	Ulcer	TP	1	0	4	0	1	0.056
ul (14).jpg	Ulcer	0.93	0.91	Ulcer	TP	1	0	5	0	1	0.069
ul (34).jpg	Ulcer	0.93	0.89	Ulcer	TP	1	0	6	0	1	0.083
ul (39).jpg	Ulcer	0.93	0.87	Ulcer	TP	1	0	7	0	1	0.097
ul (38).jpg	Ulcer	0.92	0.86	Ulcer	TP	1	0	8	0	1	0.111
ull (1).jpg	Ulcer	0.92	0.74	Ulcer	TP	1	0	9	0	1	0.125
ull (2).jpg	Ulcer	0.92	0.82	Ulcer	TP	1	0	10	0	1	0.139
ul (6).jpg	Ulcer	0.91	0.89	Ulcer	TP	1	0	11	0	1	0.153
ull (1).jpg	Ulcer	0.91	0.76	Ulcer	TP	1	0	12	0	1	0.167
ull (1).jpg	Ulcer	0.91	0.77	Ulcer	TP	1	0	13	0	1	0.181
ul (20).jpg	Ulcer	0.9	0.81	Ulcer	TP	1	0	14	0	1	0.194
ul (11).jpg	Ulcer	0.89	0.87	Ulcer	TP	1	0	15	0	1	0.208
ul (35).jpg	Ulcer	0.89	0.85	Ulcer	TP	1	0	16	0	1	0.222
ull (3).jpg	Ulcer	0.89	0.91	Ulcer	TP	1	0	17	0	1	0.236
ul (13).jpg	Ulcer	0.87	0.9	Ulcer	TP	1	0	18	0	1	0.25
ul (9).jpg	Ulcer	0.86	0.88	Ulcer	TP	1	0	19	0	1	0.264
ul (6).jpg	Ulcer	0.84	0.92	Ulcer	TP	1	0	20	0	1	0.278
ul (30).jpg	Ulcer	0.84	0.81	Ulcer	TP	1	0	21	0	1	0.292
ul (10).jpg	Ulcer	0.8	0.83	Ulcer	TP	1	0	22	0	1	0.306
ul (20).jpg	Ulcer	0.8	0.89	Ulcer	TP	1	0	23	0	1	0.319
ul (33).jpg	Ulcer	0.8	0	non	FP	0	1	23	1	0.95833	0.319
ul (28).jpg	Ulcer	0.78	0.69	Ulcer	TP	1	0	24	1	0.96	0.333
ul (20).jpg	Ulcer	0.77	0.75	Ulcer	TP	1	0	25	1	0.96154	0.347
ul (20).jpg	Ulcer	0.75	0.78	Ulcer	TP	1	0	26	1	0.96296	0.361
ull (5).jpg	Ulcer	0.74	0.84	Ulcer	TP	1	0	27	1	0.96429	0.375
ul (12).jpg	Ulcer	0.71	0.75	Ulcer	TP	1	0	28	1	0.96552	0.389
ul (27).jpg	Ulcer	0.71	0.89	Ulcer	TP	1	0	29	1	0.96667	0.403
ul (29).jpg	Candidiasis	0.69	0	Ulcer	FP	0	1	29	2	0.93548	0.403
ul (1).jpg	Ulcer	0.66	0.817	Ulcer	TP	1	0	30	2	0.9375	0.417
ul (4).jpg	Candidiasis	0.66	0.127	Ulcer	FP	0	1	30	3	0.90909	0.417
ull (2).jpg	Ulcer	0.66	0.835	Ulcer	TP	1	0	31	3	0.91176	0.431

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข35 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (20).jpg	Ulcer	0.63	0.47	Ulcer	TP	1	0	34	3	0.91892	0.472
ul (18).jpg	Ulcer	0.62	0.72	Ulcer	TP	1	0	35	3	0.92105	0.486
ul (2).jpg	Ulcer	0.59	0.843	Ulcer	TP	1	0	36	3	0.92308	0.5
ul (10).jpg	Ulcer	0.59	0	Ulcer	FP	0	1	36	4	0.9	0.5
ul (22).jpg	Ulcer	0.56	0.14	Ulcer	FP	0	1	36	5	0.87805	0.5
ul (28).jpg	Ulcer	0.56	0.55	Ulcer	TP	1	0	37	5	0.88095	0.514
ul (8).jpg	Ulcer	0.54	0.9	Ulcer	TP	1	0	38	5	0.88372	0.528
ul (17).jpg	Ulcer	0.53	0.34	Ulcer	TP	1	0	39	5	0.88636	0.542
ul (24).jpg	Ulcer	0.52	0.38	Ulcer	TP	1	0	40	5	0.88889	0.556
ul (24).jpg	Ulcer	0.52	0.283	Ulcer	FP	0	1	40	6	0.86957	0.556
ul (24).jpg	Ulcer	0.51	0.028	Ulcer	FP	0	1	40	7	0.85106	0.556

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข35 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.3

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข35 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Ulcer มีค่าเท่ากับ 0.868

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลการทดลองที่ 2.1.2.2.2 : ผลการทดลองของโมเดล YOLOv8x ที่ตรวจจับภาพรอยโรคโดยใช้รูปภาพชุดทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ค่า IoU=0.5

ตารางที่ ข36 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (31).jpg	Candidiasis	0.94	0.83	Candidiasis	TP	1	0	1	0	1	0.003
can (10).jpg	Candidiasis	0.86	0.232	Candidiasis	FP	0	1	1	1	0.5	0.003
can (29).jpg	Candidiasis	0.85	0.146	Candidiasis	FP	0	1	1	2	0.33333	0.003
can (33).jpg	Candidiasis	0.84	0.824	Candidiasis	TP	1	0	2	2	0.5	0.007
can (22).jpg	Candidiasis	0.83	0.82	Candidiasis	TP	1	0	3	2	0.6	0.01
can (38).jpg	Leukoplakia	0.83	0.84	Candidiasis	TP	1	0	4	2	0.66667	0.013
can (40).jpg	Candidiasis	0.83	0.92	Candidiasis	TP	1	0	5	2	0.71429	0.017
can (26).jpg	Candidiasis	0.82	0.51	Candidiasis	TP	1	0	6	2	0.75	0.02
can (31).jpg	Candidiasis	0.82	0.87	Candidiasis	TP	1	0	7	2	0.77778	0.023
can (39).jpg	Candidiasis	0.81	0.8	Candidiasis	TP	1	0	8	2	0.8	0.026
can (21).jpg	Candidiasis	0.8	0.833	Candidiasis	TP	1	0	9	2	0.81818	0.03
can (21).jpg	Candidiasis	0.8	0.71	Candidiasis	TP	1	0	10	2	0.83333	0.033
can (31).jpg	Candidiasis	0.8	0.85	Candidiasis	TP	1	0	11	2	0.84615	0.036
cann (1).jpg	Candidiasis	0.8	0.084	Candidiasis	FP	0	1	11	3	0.78571	0.036
can (13).jpg	Candidiasis	0.79	0.93	Candidiasis	TP	1	0	12	3	0.8	0.04
can (23).jpg	Candidiasis	0.79	0.88	Candidiasis	TP	1	0	13	3	0.8125	0.043
can (28).jpg	Candidiasis	0.79	0.74	Candidiasis	TP	1	0	14	3	0.82353	0.046
can (32).jpg	Candidiasis	0.79	0	non	FP	0	1	14	4	0.77778	0.046
can (39).jpg	Candidiasis	0.79	0.57	Candidiasis	TP	1	0	15	4	0.78947	0.05
can (39).jpg	Candidiasis	0.79	0.824	Candidiasis	TP	1	0	16	4	0.8	0.053
can (26).jpg	Candidiasis	0.78	0.77	Candidiasis	TP	1	0	17	4	0.80952	0.056
can (31).jpg	Candidiasis	0.78	0.87	Candidiasis	TP	1	0	18	4	0.81818	0.06
can (36).jpg	Candidiasis	0.78	0.815	Candidiasis	TP	1	0	19	4	0.82609	0.063
can (39).jpg	Candidiasis	0.78	0.84	Candidiasis	TP	1	0	20	4	0.83333	0.066
can (22).jpg	Candidiasis	0.77	0.89	Candidiasis	TP	1	0	21	4	0.84	0.07
can (28).jpg	Candidiasis	0.77	0.39	Candidiasis	FP	0	1	21	5	0.80769	0.07
can (31).jpg	Candidiasis	0.76	0.79	Candidiasis	TP	1	0	22	5	0.81481	0.073
can (38).jpg	Candidiasis	0.76	0.907	Candidiasis	TP	1	0	23	5	0.82143	0.076
can (39).jpg	Candidiasis	0.76	0.273	Candidiasis	FP	0	1	23	6	0.7931	0.076

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข36 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (21).jpg	Candidiasis	0.75	0.825	Candidiasis	TP	1	0	24	6	0.8	0.079
can (32).jpg	Candidiasis	0.75	0.83	Candidiasis	TP	1	0	25	6	0.80645	0.083
can (38).jpg	Candidiasis	0.75	0.51	Candidiasis	TP	1	0	26	6	0.8125	0.086
can (34).jpg	Candidiasis	0.74	0.96	Candidiasis	TP	1	0	27	6	0.81818	0.089
can (38).jpg	Candidiasis	0.74	0.64	Candidiasis	TP	1	0	28	6	0.82353	0.093
can (14).jpg	Candidiasis	0.73	0.53	Candidiasis	TP	1	0	29	6	0.82857	0.096
cann (6).jpg	Candidiasis	0.73	0.71	Candidiasis	TP	1	0	30	6	0.83333	0.099
can (9).jpg	Candidiasis	0.72	0.43	Candidiasis	FP	0	1	30	7	0.81081	0.099
can (13).jpg	Candidiasis	0.72	0.47	Candidiasis	FP	0	1	30	8	0.78947	0.099
can (30).jpg	Candidiasis	0.72	0.88	Candidiasis	TP	1	0	31	8	0.79487	0.103
can (10).jpg	Candidiasis	0.71	0.77	Candidiasis	TP	1	0	32	8	0.8	0.106
can (10).jpg	Candidiasis	0.71	0.78	Candidiasis	TP	1	0	33	8	0.80488	0.109
can (27).jpg	Candidiasis	0.71	0.9	Candidiasis	TP	1	0	34	8	0.80952	0.113
can (32).jpg	Candidiasis	0.71	0.86	Candidiasis	TP	1	0	35	8	0.81395	0.116
can (36).jpg	Candidiasis	0.71	0.83	Candidiasis	TP	1	0	36	8	0.81818	0.119
can (20).jpg	Candidiasis	0.7	0.79	Candidiasis	TP	1	0	37	8	0.82222	0.123
can (21).jpg	Candidiasis	0.7	0.769	Candidiasis	TP	1	0	38	8	0.82609	0.126
can (29).jpg	Candidiasis	0.7	0.906	Candidiasis	TP	1	0	39	8	0.82979	0.129
cann (6).jpg	Candidiasis	0.7	0.68	Candidiasis	TP	1	0	40	8	0.83333	0.132
can (10).jpg	Candidiasis	0.69	0.82	Candidiasis	TP	1	0	41	8	0.83673	0.136
can (20).jpg	Candidiasis	0.69	0.84	Candidiasis	TP	1	0	42	8	0.84	0.139
can (21).jpg	Candidiasis	0.69	0.884	Candidiasis	TP	1	0	43	8	0.84314	0.142
can (21).jpg	Candidiasis	0.69	0.829	Candidiasis	TP	1	0	44	8	0.84615	0.146
can (29).jpg	Candidiasis	0.69	0.784	Candidiasis	TP	1	0	45	8	0.84906	0.149
can (38).jpg	Candidiasis	0.69	0.72	Candidiasis	TP	1	0	46	8	0.85185	0.152
can (16).jpg	Candidiasis	0.68	0.03	Candidiasis	FP	0	1	46	9	0.83636	0.152
can (26).jpg	Candidiasis	0.68	0.813	Candidiasis	TP	1	0	47	9	0.83929	0.156
cann (2).jpg	Candidiasis	0.68	0.44	Candidiasis	FP	0	1	47	10	0.82456	0.156
can (13).jpg	Candidiasis	0.67	0.56	Candidiasis	TP	1	0	48	10	0.82759	0.159
can (14).jpg	Candidiasis	0.67	0.91	Candidiasis	TP	1	0	49	10	0.83051	0.162
can (26).jpg	Candidiasis	0.67	0.35	Candidiasis	FP	0	1	49	11	0.81667	0.162
can (14).jpg	Candidiasis	0.66	0.37	Candidiasis	FP	0	1	49	12	0.80328	0.162
can (14).jpg	Leukoplakia	0.66	0.01	Candidiasis	FP	0	1	49	13	0.79032	0.162
can (26).jpg	Candidiasis	0.66	0.0159	Candidiasis	FP	0	1	49	14	0.77778	0.162
can (26).jpg	Candidiasis	0.66	0.066	Candidiasis	FP	0	1	49	15	0.76563	0.162
can (27).jpg	Candidiasis	0.66	0.91	Candidiasis	TP	1	0	50	15	0.76923	0.166
can (29).jpg	Candidiasis	0.66	0.039	Candidiasis	FP	0	1	50	16	0.75758	0.166
cann (3).jpg	Candidiasis	0.66	0.923	Candidiasis	TP	1	0	51	16	0.76119	0.169

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข36 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

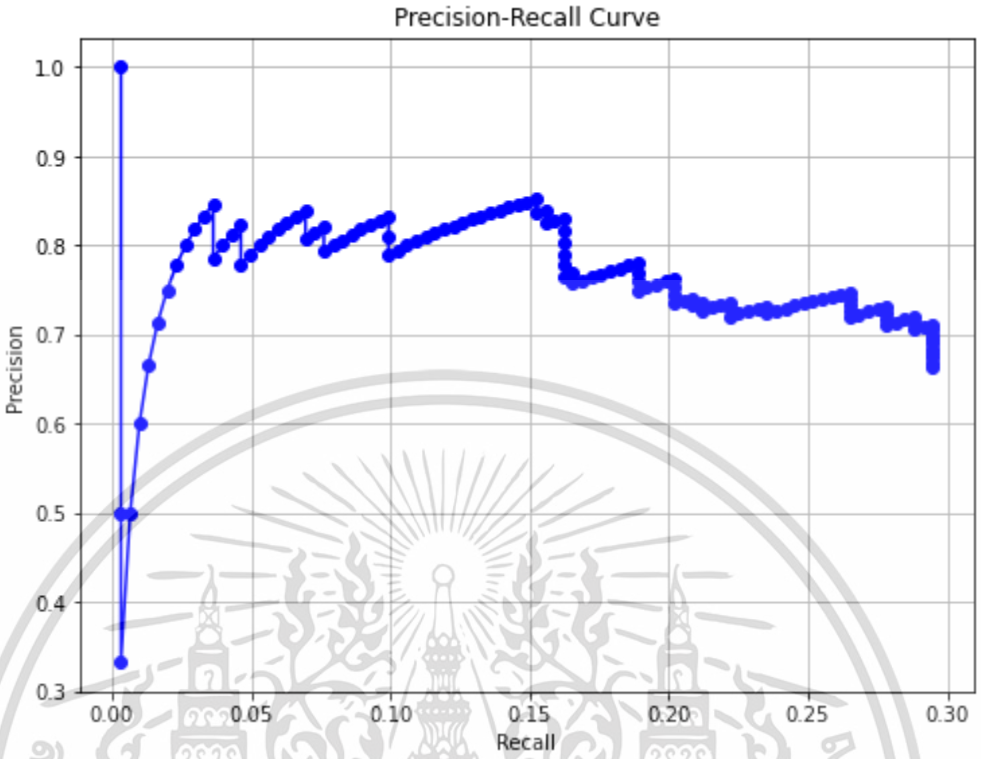
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
cann (6).jpg	Candidiasis	0.66	0.7	Candidiasis	TP	1	0	52	16	0.76471	0.172
can (24).jpg	Candidiasis	0.65	0.89	Candidiasis	TP	1	0	53	16	0.76812	0.175
can (40).jpg	Candidiasis	0.65	0.85	Candidiasis	TP	1	0	54	16	0.77143	0.179
cann (6).jpg	Candidiasis	0.65	0.8	Candidiasis	TP	1	0	55	16	0.77465	0.182
can (9).jpg	Candidiasis	0.64	0.8	Candidiasis	TP	1	0	56	16	0.77778	0.185
can (23).jpg	Candidiasis	0.64	0.9	Candidiasis	TP	1	0	57	16	0.78082	0.189
can (39).jpg	Candidiasis	0.64	0.319	Candidiasis	FP	0	1	57	17	0.77027	0.189
can (10).jpg	Candidiasis	0.63	0.23	Candidiasis	FP	0	1	57	18	0.76	0.189
can (10).jpg	Candidiasis	0.63	0.36	Candidiasis	FP	0	1	57	19	0.75	0.189
can (13).jpg	Candidiasis	0.63	0.63	Candidiasis	TP	1	0	58	19	0.75325	0.192
can (21).jpg	Candidiasis	0.63	0.865	Candidiasis	TP	1	0	59	19	0.75641	0.195
can (36).jpg	Candidiasis	0.63	0.84	Candidiasis	TP	1	0	60	19	0.75949	0.199
can (21).jpg	Candidiasis	0.62	0.814	Candidiasis	TP	1	0	61	19	0.7625	0.202
can (28).jpg	Candidiasis	0.62	0.41	Candidiasis	FP	0	1	61	20	0.75309	0.202
can (29).jpg	Candidiasis	0.62	0.049	Candidiasis	FP	0	1	61	21	0.7439	0.202
can (39).jpg	Candidiasis	0.62	0.351	Candidiasis	FP	0	1	61	22	0.73494	0.202
can (24).jpg	Candidiasis	0.61	0.675	Candidiasis	TP	1	0	62	22	0.7381	0.205
can (26).jpg	Candidiasis	0.61	0.91	Candidiasis	TP	1	0	63	22	0.74118	0.209
can (26).jpg	Candidiasis	0.61	0	non	FP	0	1	63	23	0.73256	0.209
cann (1).jpg	Candidiasis	0.61	0.825	Candidiasis	TP	1	0	64	23	0.73563	0.212
can (13).jpg	Candidiasis	0.6	0.495	Candidiasis	FP	0	1	64	24	0.72727	0.212
can (35).jpg	Candidiasis	0.6	0.87	Candidiasis	TP	1	0	65	24	0.73034	0.215
cann (3).jpg	Candidiasis	0.6	0.84	Candidiasis	TP	1	0	66	24	0.73333	0.219
can (4).jpg	Candidiasis	0.59	0.64	Candidiasis	TP	1	0	67	24	0.73626	0.222
can (28).jpg	Candidiasis	0.59	0.175	Candidiasis	FP	0	1	67	25	0.72826	0.222
can (39).jpg	Candidiasis	0.58	0.0253	Candidiasis	FP	0	1	67	26	0.72043	0.222
can (9).jpg	Candidiasis	0.57	0.81	Candidiasis	TP	1	0	68	26	0.7234	0.225
can (13).jpg	Candidiasis	0.57	0.8822	Candidiasis	TP	1	0	69	26	0.72632	0.228
can (14).jpg	Candidiasis	0.57	0.79	Candidiasis	TP	1	0	70	26	0.72917	0.232
can (34).jpg	Candidiasis	0.57	0.71	Candidiasis	TP	1	0	71	26	0.73196	0.235
cann (2).jpg	Candidiasis	0.57	0.41	Candidiasis	FP	0	1	71	27	0.72449	0.235
can (39).jpg	Candidiasis	0.56	0.77	Candidiasis	TP	1	0	72	27	0.72727	0.238
cann (2).jpg	Leukoplakia	0.56	0.844	Candidiasis	TP	1	0	73	27	0.73	0.242
cann (6).jpg	Candidiasis	0.56	0.576	Candidiasis	TP	1	0	74	27	0.73267	0.245
can (14).jpg	Candidiasis	0.55	0.72	Candidiasis	TP	1	0	75	27	0.73529	0.248
can (33).jpg	Candidiasis	0.55	0.55	Candidiasis	TP	1	0	76	27	0.73786	0.252
cann (3).jpg	Candidiasis	0.55	0.73	Candidiasis	TP	1	0	77	27	0.74038	0.255
can (5).jpg	Candidiasis	0.54	0.79	Candidiasis	TP	1	0	78	27	0.74286	0.258

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข36 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Candidiasis ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
can (14).jpg	Candidiasis	0.54	0.61	Candidiasis	TP	1	0	79	27	0.74528	0.262
can (23).jpg	Candidiasis	0.54	0.74	Candidiasis	TP	1	0	80	27	0.74766	0.265
can (26).jpg	Candidiasis	0.54	0.34	Candidiasis	FP	0	1	80	28	0.74074	0.265
can (29).jpg	Candidiasis	0.54	0.003	Candidiasis	FP	0	1	80	29	0.73394	0.265
can (39).jpg	Candidiasis	0.54	0.254	Candidiasis	FP	0	1	80	30	0.72727	0.265
can (39).jpg	Candidiasis	0.54	0.451	Candidiasis	FP	0	1	80	31	0.72072	0.265
can (40).jpg	Candidiasis	0.54	0.61	Candidiasis	TP	1	0	81	31	0.72321	0.268
can (5).jpg	Leukoplakia	0.53	0.79	Candidiasis	TP	1	0	82	31	0.72566	0.272
can (13).jpg	Candidiasis	0.53	0.917	Candidiasis	TP	1	0	83	31	0.72807	0.275
can (14).jpg	Candidiasis	0.53	0.59	Candidiasis	TP	1	0	84	31	0.73043	0.278
can (33).jpg	Candidiasis	0.53	0.47	Candidiasis	FP	0	1	84	32	0.72414	0.278
can (13).jpg	Candidiasis	0.52	0.263	Candidiasis	FP	0	1	84	33	0.71795	0.278
can (29).jpg	Candidiasis	0.52	0.44	Candidiasis	FP	0	1	84	34	0.71186	0.278
can (33).jpg	Candidiasis	0.52	0.67	Candidiasis	TP	1	0	85	34	0.71429	0.281
can (14).jpg	Candidiasis	0.51	0.57	Candidiasis	TP	1	0	86	34	0.71667	0.285
can (40).jpg	Candidiasis	0.51	0.9	Candidiasis	TP	1	0	87	34	0.71901	0.288
can (13).jpg	Candidiasis	0.5	0.175	Candidiasis	FP	0	1	87	35	0.71311	0.288
can (35).jpg	Candidiasis	0.5	0	non	FP	0	1	87	36	0.70732	0.288
cann (2).jpg	Candidiasis	0.5	0.56	Candidiasis	TP	1	0	88	36	0.70968	0.291
cann (2).jpg	Candidiasis	0.5	0.8	Candidiasis	TP	1	0	89	36	0.712	0.295
can (15).jpg	Ulcer	0	0	non	FP	0	1	89	42	0.67939	0.295

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข36 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Candidiasis ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข36 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Candidiasis มีค่าเท่ากับ 0.715

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข37 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5

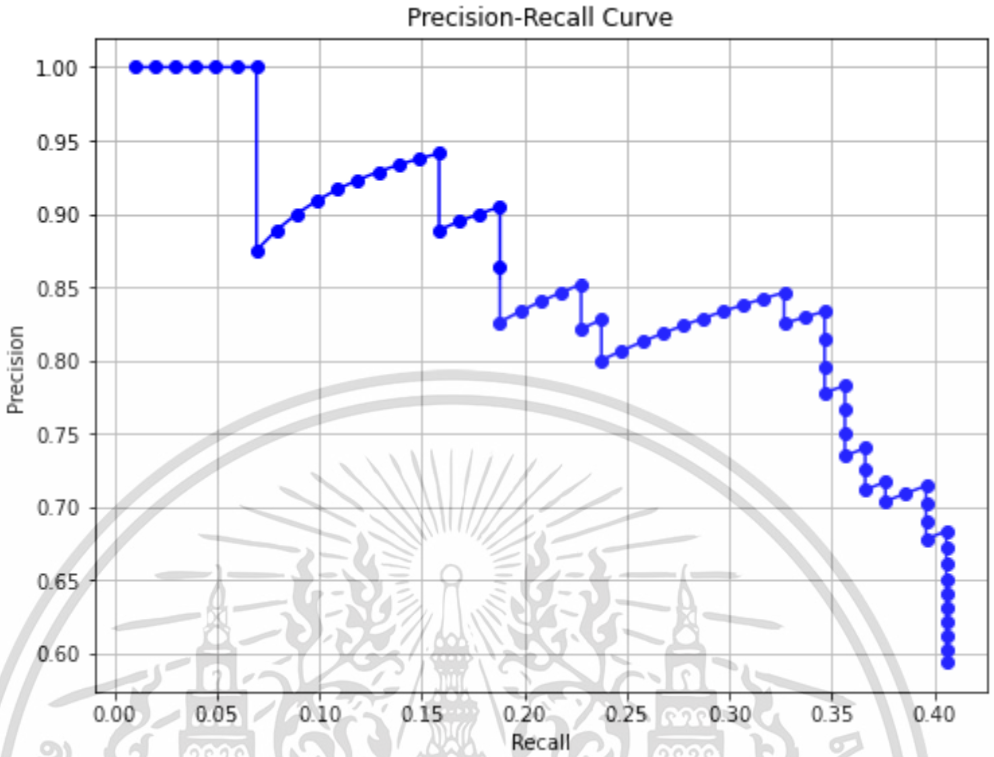
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leuu (1).jpg	Leukoplakia	0.97	0.91	Leukoplakia	TP	1	0	1	0	1	0.01
leuu (2).jpg	Leukoplakia	0.96	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	2	0	1	0.02
leu (38).jpg	Leukoplakia	0.94	0.904	Leukoplakia	TP	1	0	3	0	1	0.03
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.93	0.94	Leukoplakia	TP	1	0	4	0	1	0.04
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.91	0.52	Leukoplakia	TP	1	0	5	0	1	0.05
leu (39).jpg	Leukoplakia	0.91	0.634	Leukoplakia	TP	1	0	6	0	1	0.059
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.89	0.93	Leukoplakia	TP	1	0	7	0	1	0.069
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.89	0.39	Leukoplakia	FP	0	1	7	1	0.875	0.069
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.89	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	8	1	0.88889	0.079
leuu (4).jpg	Leukoplakia	0.89	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	9	1	0.9	0.089
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.87	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	10	1	0.90909	0.099
leu (27).jpg	Leukoplakia	0.87	0.78	Leukoplakia	TP	1	0	11	1	0.91667	0.109
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.84	0.96	Leukoplakia	TP	1	0	12	1	0.92308	0.119
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.83	0.84	Leukoplakia	TP	1	0	13	1	0.92857	0.129
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.83	0.88	Leukoplakia	TP	1	0	14	1	0.93333	0.139
leuu (3).jpg	Leukoplakia	0.83	0.76	Leukoplakia	TP	1	0	15	1	0.9375	0.149
leu (2).jpg	Leukoplakia	0.82	0.87	Leukoplakia	TP	1	0	16	1	0.94118	0.158
leu (18).jpg	Candidiasis	0.81	0.39	Leukoplakia	FP	0	1	16	2	0.88889	0.158
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.81	0.88	Leukoplakia	TP	1	0	17	2	0.89474	0.168
leu (3).jpg	Leukoplakia	0.8	0.88	Leukoplakia	TP	1	0	18	2	0.9	0.178
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.8	0.82	Leukoplakia	TP	1	0	19	2	0.90476	0.188
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.8	0	non	FP	0	1	19	3	0.86364	0.188
leu (17).jpg	Leukoplakia	0.79	0.0534	Leukoplakia	FP	0	1	19	4	0.82609	0.188
leu (13).jpg	Other white	0.78	0.724	Leukoplakia	TP	1	0	20	4	0.83333	0.198
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.76	0.89	Leukoplakia	TP	1	0	21	4	0.84	0.208
leu (29).jpg	Other white	0.75	0.82	Leukoplakia	TP	1	0	22	4	0.84615	0.218
leu (30).jpg	Candidiasis	0.75	0.9	Leukoplakia	TP	1	0	23	4	0.85185	0.228
leu (4).jpg	Leukoplakia	0.73	0.5	Leukoplakia	FP	0	1	23	5	0.82143	0.228
leu (40).jpg	Leukoplakia	0.73	0.612	Leukoplakia	TP	1	0	24	5	0.82759	0.238
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.72	0.4	Leukoplakia	FP	0	1	24	6	0.8	0.238
leu (5).jpg	Leukoplakia	0.71	0.71	Leukoplakia	TP	1	0	25	6	0.80645	0.248
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.71	0.89	Leukoplakia	TP	1	0	26	6	0.8125	0.257
leu (23).jpg	Leukoplakia	0.71	0.91	Leukoplakia	TP	1	0	27	6	0.81818	0.267
leu (24).jpg	Leukoplakia	0.71	0.79	Leukoplakia	TP	1	0	28	6	0.82353	0.277
leu (13).jpg	Other white	0.7	0.52	Leukoplakia	TP	1	0	29	6	0.82857	0.287
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.7	0.641	Leukoplakia	TP	1	0	30	6	0.83333	0.297

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข37 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Leukoplakia ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
leu (21).jpg	Leukoplakia	0.69	0.73	Leukoplakia	TP	1	0	31	6	0.83784	0.307
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.68	0.64	Leukoplakia	TP	1	0	32	6	0.84211	0.317
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.67	0.59	Leukoplakia	TP	1	0	33	6	0.84615	0.327
leu (18).jpg	Candidiasis	0.66	0.04	Leukoplakia	FP	0	1	33	7	0.825	0.327
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.64	0.59	Leukoplakia	TP	1	0	34	7	0.82927	0.337
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.64	0.524	Leukoplakia	TP	1	0	35	7	0.83333	0.347
leu (6).jpg	Leukoplakia	0.6	0.42	Leukoplakia	FP	0	1	35	8	0.81395	0.347
leu (30).jpg	Ulcer	0.6	0	non	FP	0	1	35	9	0.79545	0.347
leu (13).jpg	Candidiasis	0.59	0.058	Leukoplakia	FP	0	1	35	10	0.77778	0.347
leu (18).jpg	Candidiasis	0.58	0.8	Leukoplakia	TP	1	0	36	10	0.78261	0.356
leu (31).jpg	Ulcer	0.58	0	Leukoplakia	FP	0	1	36	11	0.76596	0.356
leu (26).jpg	Candidiasis	0.56	0.037	Leukoplakia	FP	0	1	36	12	0.75	0.356
leu (37).jpg	Leukoplakia	0.56	0.222	Leukoplakia	FP	0	1	36	13	0.73469	0.356
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.55	0.55	Leukoplakia	TP	1	0	37	13	0.74	0.366
leu (1).jpg	Candidiasis	0.54	0	Leukoplakia	FP	0	1	37	14	0.72549	0.366
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.54	0.014	Leukoplakia	FP	0	1	37	15	0.71154	0.366
leu (25).jpg	Leukoplakia	0.54	0.736	Leukoplakia	TP	1	0	38	15	0.71698	0.376
leu (40).jpg	Candidiasis	0.54	0.273	Leukoplakia	FP	0	1	38	16	0.7037	0.376
leu (22).jpg	Leukoplakia	0.53	0.6	Leukoplakia	TP	1	0	39	16	0.70909	0.386
leu (35).jpg	Leukoplakia	0.53	0.85	Leukoplakia	TP	1	0	40	16	0.71429	0.396
leu (32).jpg	Leukoplakia	0.52	0.144	Leukoplakia	FP	0	1	40	17	0.70175	0.396
leu (33).jpg	Leukoplakia	0.52	0	Leukoplakia	FP	0	1	40	18	0.68966	0.396
leu (26).jpg	Candidiasis	0.51	0.029	Leukoplakia	FP	0	1	40	19	0.67797	0.396
leu (12).jpg	Leukoplakia	0.5	0.91	Leukoplakia	TP	1	0	41	19	0.68333	0.406

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข37 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Leukoplakia ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5

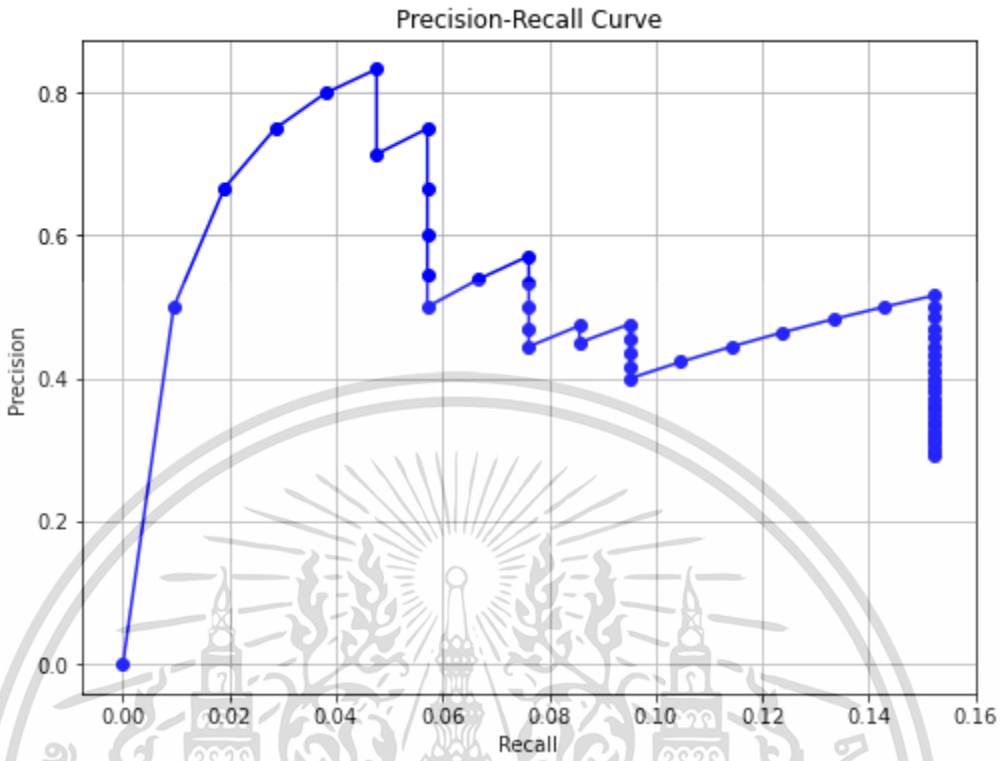
เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข37 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Leukoplakia มีค่าเท่ากับ 0.711

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข38 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Lichen planus ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
li (6).jpg	Lichen planus	0.95	0.34	Lichen planus	FP	0	1	0	1	0	0
lii (7).jpg	Candidiasis	0.82	0.964	Lichen planus	TP	1	0	1	1	0.5	0.01
li (7).jpg	Lichen planus	0.81	0.6	Lichen planus	TP	1	0	2	1	0.66667	0.019
li (2).jpg	Lichen planus	0.8	0.88	Lichen planus	TP	1	0	3	1	0.75	0.029
li (40).jpg	Lichen planus	0.8	0.912	Lichen planus	TP	1	0	4	1	0.8	0.038
li (11).jpg	Lichen planus	0.78	0.51	Lichen planus	TP	1	0	5	1	0.83333	0.048
li (28).jpg	Candidiasis	0.76	0.0148	Lichen planus	FP	0	1	5	2	0.71429	0.048
li (11).jpg	Lichen planus	0.64	0.69	Lichen planus	TP	1	0	6	2	0.75	0.057
li (28).jpg	Candidiasis	0.62	0.015	Lichen planus	FP	0	1	6	3	0.66667	0.057
li (32).jpg	Other white	0.62	0.45	Lichen planus	FP	0	1	6	4	0.6	0.057
li (5).jpg	Lichen planus	0.61	0.48	Lichen planus	FP	0	1	6	5	0.54545	0.057
li (5).jpg	Lichen planus	0.61	0.46	Lichen planus	FP	0	1	6	6	0.5	0.057
li (19).jpg	Lichen planus	0.61	0.85	Lichen planus	TP	1	0	7	6	0.53846	0.067
li (19).jpg	Lichen planus	0.61	0.53	Lichen planus	TP	1	0	8	6	0.57143	0.076
li (22).jpg	Candidiasis	0.6	0.045	Lichen planus	FP	0	1	8	7	0.53333	0.076
li (22).jpg	Candidiasis	0.6	0	Lichen planus	FP	0	1	8	8	0.5	0.076
lii (4).jpg	Candidiasis	0.6	0.047	Lichen planus	FP	0	1	8	9	0.47059	0.076
li (9).jpg	Lichen planus	0.59	0.41	Lichen planus	FP	0	1	8	10	0.44444	0.076
li (2).jpg	Lichen planus	0.58	0.86	Lichen planus	TP	1	0	9	10	0.47368	0.086
li (28).jpg	Leukoplakia	0.58	0.025	Lichen planus	FP	0	1	9	11	0.45	0.086
li (11).jpg	Lichen planus	0.57	0.57	Lichen planus	TP	1	0	10	11	0.47619	0.095
li (22).jpg	Candidiasis	0.57	0	Lichen planus	FP	0	1	10	12	0.45455	0.095
li (34).jpg	Other white	0.57	0.168	Lichen planus	FP	0	1	10	13	0.43478	0.095
li (7).jpg	Lichen planus	0.55	0.45	Lichen planus	FP	0	1	10	14	0.41667	0.095
li (28).jpg	Candidiasis	0.55	0.0242	Lichen planus	FP	0	1	10	15	0.4	0.095
lii (4).jpg	Lichen planus	0.54	0.75	Lichen planus	TP	1	0	11	15	0.42308	0.105
li (9).jpg	Lichen planus	0.53	0.58	Lichen planus	TP	1	0	12	15	0.44444	0.114
li (15).jpg	Lichen planus	0.53	0.59	Lichen planus	TP	1	0	13	15	0.46429	0.124
li (9).jpg	Lichen planus	0.51	0.68	Lichen planus	TP	1	0	14	15	0.48276	0.133
li (16).jpg	Lichen planus	0.51	0.802	Lichen planus	TP	1	0	15	15	0.5	0.143
li (19).jpg	Lichen planus	0.51	0.64	Lichen planus	TP	1	0	16	15	0.51613	0.152
li (33).jpg	Lichen planus	0.51	0.442	Lichen planus	FP	0	1	16	16	0.5	0.152

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข38 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Lichen planus ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5

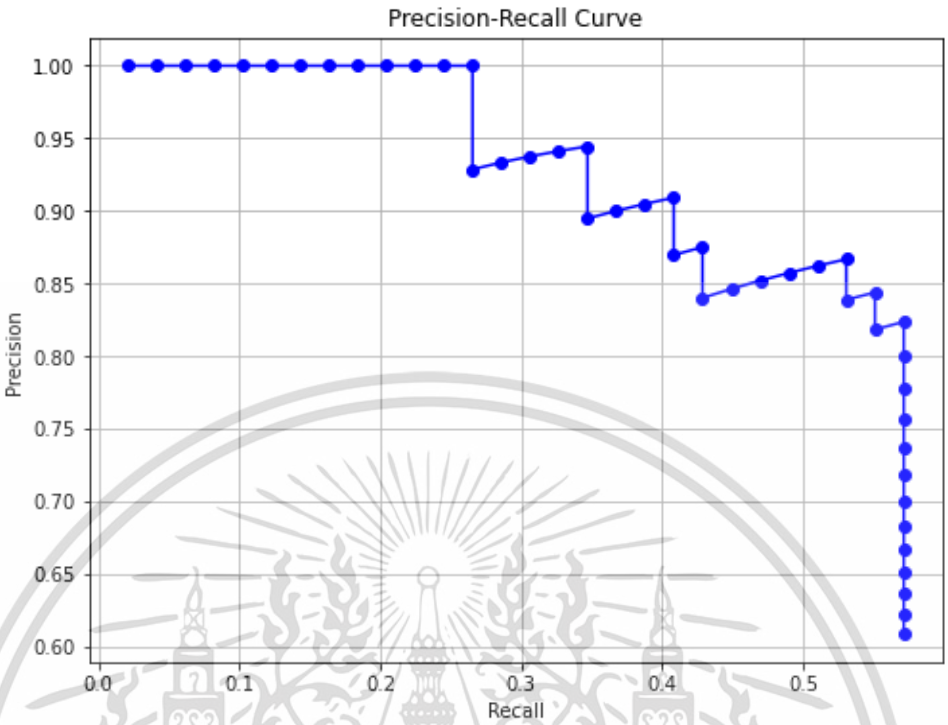
เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข38 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Lichen planus มีค่าเท่ากับ 0.275

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข39 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Other white ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ott (2).jpg	Leukoplakia	0.95	0.93	Other white	TP	1	0	1	0	1	0.02
ot (25).jpg	Other white	0.94	0.89	Other white	TP	1	0	2	0	1	0.041
ot (26).jpg	Other white	0.93	0.87	Other white	TP	1	0	3	0	1	0.061
ot (3).jpg	Other white	0.926	0.87	Other white	TP	1	0	4	0	1	0.082
ott (3).jpg	Leukoplakia	0.92	0.91	Other white	TP	1	0	5	0	1	0.102
ot (10).jpg	Other white	0.89	0.923	Other white	TP	1	0	6	0	1	0.122
ot (27).jpg	Other white	0.89	0.918	Other white	TP	1	0	7	0	1	0.143
ot (4).jpg	Other white	0.88	0.94	Other white	TP	1	0	8	0	1	0.163
ot (35).jpg	Other white	0.87	0.91	Other white	TP	1	0	9	0	1	0.184
ot (28).jpg	Other white	0.86	0.93	Other white	TP	1	0	10	0	1	0.204
ot (36).jpg	Other white	0.85	0.836	Other white	TP	1	0	11	0	1	0.224
ott (7).jpg	Other white	0.85	0.71	Other white	TP	1	0	12	0	1	0.245
ot (9).jpg	Other white	0.83	0.943	Other white	TP	1	0	13	0	1	0.265
ot (1).jpg	Leukoplakia	0.81	0	Other white	FP	0	1	13	1	0.92857	0.265
ot (29).jpg	Other white	0.79	0.88	Other white	TP	1	0	14	1	0.93333	0.286
ot (30).jpg	Other white	0.79	0.89	Other white	TP	1	0	15	1	0.9375	0.306
ott (8).jpg	Other white	0.79	0.695	Other white	TP	1	0	16	1	0.94118	0.327
ot (31).jpg	Other white	0.77	0.916	Other white	TP	1	0	17	1	0.94444	0.347
ot (29).jpg	Other white	0.7	0	non	FP	0	1	17	2	0.89474	0.347
ott (1).jpg	Leukoplakia	0.7	0.86	Other white	TP	1	0	18	2	0.9	0.367
ot (32).jpg	Other white	0.69	0.905	Other white	TP	1	0	19	2	0.90476	0.388
ot (39).jpg	Other white	0.69	0.84	Other white	TP	1	0	20	2	0.90909	0.408
ot (15).jpg	Other white	0.67	0.493	Other white	FP	0	1	20	3	0.86957	0.408
ot (2).jpg	Other white	0.64	0.754	Other white	TP	1	0	21	3	0.875	0.429
ot (5).jpg	Other white	0.63	0.227	Other white	FP	0	1	21	4	0.84	0.429
ot (15).jpg	Other white	0.59	0.72	Other white	TP	1	0	22	4	0.84615	0.449
ot (37).jpg	Other white	0.58	0.87	Other white	TP	1	0	23	4	0.85185	0.469
ot (5).jpg	Other white	0.57	0.82	Other white	TP	1	0	25	4	0.86207	0.51
ot (34).jpg	Leukoplakia	0.57	0.91	Other white	TP	1	0	26	4	0.86667	0.531
ot (25).jpg	Leukoplakia	0.56	0	non	FP	0	1	26	5	0.83871	0.531
ot (34).jpg	Other white	0.55	0.91	Other white	TP	1	0	27	5	0.84375	0.551
ot (5).jpg	Other white	0.51	0.44	Other white	FP	0	1	27	6	0.81818	0.551

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข39 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Other white ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข39 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Other white มีค่าเท่ากับ 0.795

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข40 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5

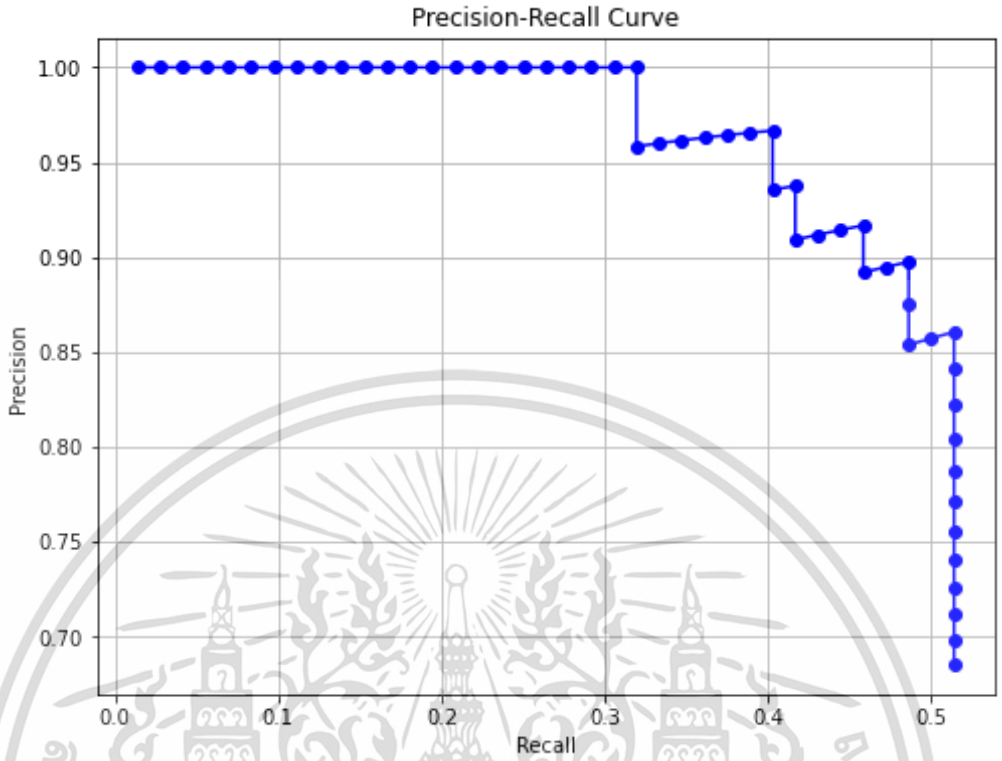
Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (38).jpg	Ulcer	0.95	0.9	Ulcer	TP	1	0	1	0	1	0.014
ull (4).jpg	Ulcer	0.95	0.88	Ulcer	TP	1	0	2	0	1	0.028
ul (26).jpg	Ulcer	0.94	0.934	Ulcer	TP	1	0	3	0	1	0.042
ul (39).jpg	Ulcer	0.94	0.78	Ulcer	TP	1	0	4	0	1	0.056
ul (14).jpg	Ulcer	0.93	0.91	Ulcer	TP	1	0	5	0	1	0.069
ul (34).jpg	Ulcer	0.93	0.89	Ulcer	TP	1	0	6	0	1	0.083
ul (39).jpg	Ulcer	0.93	0.87	Ulcer	TP	1	0	7	0	1	0.097
ul (38).jpg	Ulcer	0.92	0.86	Ulcer	TP	1	0	8	0	1	0.111
ull (1).jpg	Ulcer	0.92	0.74	Ulcer	TP	1	0	9	0	1	0.125
ull (2).jpg	Ulcer	0.92	0.82	Ulcer	TP	1	0	10	0	1	0.139
ul (6).jpg	Ulcer	0.91	0.89	Ulcer	TP	1	0	11	0	1	0.153
ull (1).jpg	Ulcer	0.91	0.76	Ulcer	TP	1	0	12	0	1	0.167
ull (1).jpg	Ulcer	0.91	0.77	Ulcer	TP	1	0	13	0	1	0.181
ul (20).jpg	Ulcer	0.9	0.81	Ulcer	TP	1	0	14	0	1	0.194
ul (11).jpg	Ulcer	0.89	0.87	Ulcer	TP	1	0	15	0	1	0.208
ul (35).jpg	Ulcer	0.89	0.85	Ulcer	TP	1	0	16	0	1	0.222
ull (3).jpg	Ulcer	0.89	0.91	Ulcer	TP	1	0	17	0	1	0.236
ul (13).jpg	Ulcer	0.87	0.9	Ulcer	TP	1	0	18	0	1	0.25
ul (9).jpg	Ulcer	0.86	0.88	Ulcer	TP	1	0	19	0	1	0.264
ul (6).jpg	Ulcer	0.84	0.92	Ulcer	TP	1	0	20	0	1	0.278
ul (30).jpg	Ulcer	0.84	0.81	Ulcer	TP	1	0	21	0	1	0.292
ul (10).jpg	Ulcer	0.8	0.83	Ulcer	TP	1	0	22	0	1	0.306
ul (20).jpg	Ulcer	0.8	0.89	Ulcer	TP	1	0	23	0	1	0.319
ul (33).jpg	Ulcer	0.8	0	non	FP	0	1	23	1	0.95833	0.319
ul (28).jpg	Ulcer	0.78	0.69	Ulcer	TP	1	0	24	1	0.96	0.333
ul (20).jpg	Ulcer	0.77	0.75	Ulcer	TP	1	0	25	1	0.96154	0.347
ul (20).jpg	Ulcer	0.75	0.78	Ulcer	TP	1	0	26	1	0.96296	0.361
ull (5).jpg	Ulcer	0.74	0.84	Ulcer	TP	1	0	27	1	0.96429	0.375
ul (12).jpg	Ulcer	0.71	0.75	Ulcer	TP	1	0	28	1	0.96552	0.389
ul (27).jpg	Ulcer	0.71	0.89	Ulcer	TP	1	0	29	1	0.96667	0.403
ul (29).jpg	Candidiasis	0.69	0	Ulcer	FP	0	1	29	2	0.93548	0.403
ul (1).jpg	Ulcer	0.66	0.817	Ulcer	TP	1	0	30	2	0.9375	0.417
ul (4).jpg	Candidiasis	0.66	0.127	Ulcer	FP	0	1	30	3	0.90909	0.417
ull (2).jpg	Ulcer	0.66	0.835	Ulcer	TP	1	0	31	3	0.91176	0.431

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ข40 ผลการตรวจจับภาพรอยโรคของคลาส Ulcer ของโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5 (ต่อ)

Images	Detection	confidence	IoU	GT	TP/FP	TP	FP	Acc TP	Acc FP	Precision	Recall
ul (20).jpg	Ulcer	0.63	0.47	Ulcer	FP	0	1	33	4	0.89189	0.458
ul (18).jpg	Ulcer	0.62	0.72	Ulcer	TP	1	0	34	4	0.89474	0.472
ul (2).jpg	Ulcer	0.59	0.843	Ulcer	TP	1	0	35	4	0.89744	0.486
ul (10).jpg	Ulcer	0.59	0	Ulcer	FP	0	1	35	5	0.875	0.486
ul (22).jpg	Ulcer	0.56	0.14	Ulcer	FP	0	1	35	6	0.85366	0.486
ul (28).jpg	Ulcer	0.56	0.55	Ulcer	TP	1	0	36	6	0.85714	0.5
ul (8).jpg	Ulcer	0.54	0.9	Ulcer	TP	1	0	37	6	0.86047	0.514
ul (17).jpg	Ulcer	0.53	0.34	Ulcer	FP	0	1	37	7	0.84091	0.514
ul (24).jpg	Ulcer	0.52	0.38	Ulcer	FP	0	1	37	8	0.82222	0.514
ul (24).jpg	Ulcer	0.52	0.283	Ulcer	FP	0	1	37	9	0.80435	0.514
ul (24).jpg	Ulcer	0.51	0.028	Ulcer	FP	0	1	37	10	0.78723	0.514

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข40 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ของข้อมูลชุดทดสอบของคลาส Ulcer ในการฝึกโมเดล YOLOv8x ที่ค่า IoU=0.5

เมื่อนำค่า Precision และ Recall จากตารางมาสร้างกราฟ จะได้กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Precision และ Recall ดังรูปที่ ข40 หลังจากนั้นคำนวณหาค่าพื้นที่ใต้กราฟ ซึ่งค่าพื้นที่ใต้กราฟจะเท่ากับค่า AP ดังนั้น ค่า AP ของคลาส Ulcer มีค่าเท่ากับ 0.841

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้