

การตรวจจับสนิมบนคลิปยึดรางตัวอีในระบบยึดเหนี่ยวรางรถไฟ
โดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก

RUST DETECTION ON E-CLIP IN RAIL FASTENING SYSTEMS
USING DEEP LEARNING METHOD



ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล สาขาวิชาวิศวกรรมขนส่งทางราง

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปีการศึกษา 2564

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การตรวจจับสนิมบนคลิปยึดรางตัวอีในระบบยึดเหนี่ยวรางรถไฟ

โดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก

RUST DETECTION ON E-CLIP IN RAIL FASTENING SYSTEMS

USING DEEP LEARNING METHOD



ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล สาขาวิชาวิศวกรรมขนส่งทางราง

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปีการศึกษา 2564

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

RUST DETECTION ON E-CLIP IN RAIL FASTENING SYSTEMS
USING DEEP LEARNING METHOD



Tawanchat Phiwngam
Setthawut Anutarasotthi

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
BACHELOR OF ENGINEERING IN MECHANICAL ENGINEERING
MAJOR RAIL TRANSPORTATION ENGINEERING SCHOOL OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG 2021

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปริญญาานิพนธ์ปีการศึกษา 2564

ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล สาขาวิศวกรรมขนส่งทางราง คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เรื่อง การตรวจจับสนิมบนคลิปปยึดรางตัวฮวีในระบบยึดเหนี่ยวรางรถไฟโดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก

RUST DETECTION ON E-CLIP IN RAIL FASTENING SYSTEMS USING DEEP LEARNING
METHOD

ผู้จัดทำ

1. นาย ตะวันชัย ผิวงาม รหัสประจำตัว 61010384
2. นาย เสฏฐวุฒิ อนุตรโสทธิ รหัสประจำตัว 61011160



อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผศ.ดร.เอกพจน์ ตันตราภิววัฒน์)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การตรวจจับสнимบนคลิปวีดิโอในระบบยึดเหนี่ยวรางรถไฟโดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก

| | | |
|----------------|---------------|------------------|
| นาย ตะวันชัย | ผิงงาม | 61010384 |
| นาย เสฎฐวุฒิ | อนุตรโสทธิ | 61011160 |
| ผศ.ดร. เอกพจน์ | ตันตราภิวัฒน์ | อาจารย์ที่ปรึกษา |

ปีการศึกษา 2564

บทคัดย่อ

การตรวจสอบสнимที่เกิดขึ้นบนชิ้นส่วนยึดรางนั้น โดยทั่วไปจะใช้ช่างที่มีประสบการณ์ในการตรวจสอบ ตรวจสอบด้วยตาเปล่า ซึ่งเป็นภาระในการทำงานที่มากและใช้เวลานานในการตรวจสอบ ปริมาณงานที่มอบนี้ มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแนวคิดที่ช่วยในการตรวจจับสнимด้วยการเรียนรู้เชิงลึก ให้มีงานที่สะดวกและแม่นยำ เพื่อลดปัญหาการทำงานในภาระงานที่มากและใช้เวลานาน งานวิจัยนี้จะทำการฝึกแบบจำลองการรู้จำวัตถุโดยใช้อัลกอริทึม YOLOv5 โดยเลือกใช้ Library Pytorch โดยการนำชุดข้อมูลที่ถูกรวบรวมมาใส่ในโปรแกรมทำให้เกิดการดึงข้อมูลภาพมาประมวลผล ขอบเขตของงานวิจัยต้องการสร้างโปรแกรมที่แบ่งแยกคลิปวีดิโอในชิ้นส่วนยึดรางได้เป็น มีสним (Rust) ไม่มีสним (No-rust) และ มีสнимมากจนอาจเกิดความเสียหายกับเนื้อโลหะ (Danger-rust) โดยมีชุดข้อมูล 2 ชุด ชุดข้อมูลที่ 1 ภาพที่มาจากภาพถ่ายรูปจากสถานที่จริงรวม 560 รูป เป็นชุดข้อมูลฝึกสอน 391 รูป ชุดข้อมูลตรวจสอบ 111 รูป และชุดข้อมูลทดสอบ 58 รูป ชุดข้อมูลที่ 2 การนำชุดข้อมูลจากชุดข้อมูลที่ 1 มารวมกับการแต่งรูปภาพด้วยโปรแกรม Photoshop เป็นจำนวนรวม 1324 รูป เป็นชุดข้อมูลฝึกสอน 932 รูป ชุดข้อมูลตรวจสอบ 261 รูป และชุดข้อมูลทดสอบ 131 รูป ผลลัพธ์จากการฝึกสอนโปรแกรม ชุดข้อมูลที่ 1 แบบจำลองมีค่าความเที่ยงตรง (Precision) เท่ากับ 0.844 ค่าความไว (Recall) เท่ากับ 0.982 ค่าคะแนน F1 (F1-Score) เท่ากับ 0.907 และมีค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ย (Average Precision) เท่ากับ 0.986 ชุดข้อมูลที่ 2 แบบจำลองมีค่าความเที่ยงตรง (Precision) เท่ากับ 0.986 ค่าความไว (Recall) เท่ากับ 0.998 ค่าคะแนน F1 (F1-Score) เท่ากับ 0.992 และมีค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ย (Average Precision) เท่ากับ 0.996

คำสำคัญ: สนิม, คลิปวีดิโอ, การเรียนรู้เชิงลึก, การรู้จำวัตถุ, อัลกอริทึม YOLOv5, โปรแกรม Photoshop

RUST DETECTION ON E-CLIP IN RAIL FASTENING SYSTEMS USING DEEP LEARNING METHOD

Tawanchat Phiwngam 61010384

Setthawut Anutarasothi 61011160

Assis.Prof Dr. Akapot Tantrapiwat Advisor

Year 2564

Abstract

Checking for rust on the rail fixing parts. Generally, an experienced technician is required to perform visual inspections to reduce the problem of working with a heavy workload and time-consuming. This thesis aims to create concepts that help detect rust with deep learning to provide convenient and accurate work to reduce the problem of working with a heavy workload and time-consuming. This research will train an object recognition model using algorithms YOLOv5 by using PyTorch library by bringing the data set that has been prepared to put in the program resulting in the extraction of image data for processing. The scope of the research was to create a program that could separate the E-clip in the rail fixing part as Rust, No-rust, and Danger-rust. There are 2 datasets, Dataset 1 has 560 images taken from real locations divided into 3 groups 391 images for training, 111 images for validation, and 58 images for testing. Dataset 2 combining data from Dataset 1 with Photoshop image manipulation, totaling 1324 images divided into 3 groups, 932 images for training, 261 images for validation, and 131 images for testing. Results from the training program, Dataset 1 has precision of training model is 0.844, recall of training model is 0.982, F1-score of training model is 0.907 and average precision is 0.986. Dataset 2 has precision of training model is 0.986, recall of training model is 0.998, F1-score of training model is 0.992 and average precision is 0.996.

Keywords: Rust, E-clip, Deep Learning, Object recognition, YOLOv5 algorithm, Photoshop

กิตติกรรมประกาศ

ปริญญาโทฉบับนี้สำเร็จลงได้ด้วยดี เนื่องด้วยความเอาใจใส่ คำแนะนำ และความช่วยเหลือในด้านต่าง ๆ เสมอมาจาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เอกพจน์ ตันตราภิวัดน์ อาจารย์ที่ปรึกษาปริญญาโท ซึ่งต้องขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบคุณสาขาวิชาวิศวกรรมขนส่งทางราง ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล ที่กรุณาให้ยืมเครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้สำหรับปริญญาโทนี้ ขอขอบคุณบุคลากรของภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล ที่ให้ความรู้และให้ความช่วยเหลือซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งแก่ข้าพเจ้า รวมถึงเพื่อนร่วมงานทุกคน สำหรับความรู้ การรับฟังคำปรึกษา ความร่วมมือร่วมใจจนปริญญาโทฉบับนี้สำเร็จ

และต้องขอขอบพระคุณบุคคลสำคัญที่สุดที่ทำให้ข้าพเจ้ามีวันนี้ ก็คือ บิดา มารดา และญาติผู้ใหญ่ทุกท่าน อันเป็นที่เคารพรักยิ่ง ซึ่งได้เลี้ยงดูผู้เขียนมาเป็นอย่างดี พร้อมทั้งให้โอกาสในการศึกษาอย่างเต็มที่และยังให้กำลังใจ เอาใจใส่เสมอมา ในทุก ๆ ด้านอันหาที่เปรียบมิได้ ข้าพเจ้าขอระลึกในพระคุณอันสุดประมาณ และขอกราบขอบพระคุณมา ณ ที่นี้

นาย ตะวันชัย

ผิวงาม

นาย เสฏฐวุฒิ

อนุดรโสทธิ

สารบัญ

| | หน้า |
|---|------|
| บทคัดย่อภาษาไทย | I |
| บทคัดย่อภาษาอังกฤษ | II |
| กิตติกรรมประกาศ | III |
| สารบัญ | IV |
| สารบัญตาราง | VII |
| สารบัญรูป | VIII |
| บทที่ 1 บทนำ | 1 |
| 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา | 1 |
| 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย | 2 |
| 1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย | 2 |
| 1.4 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย | 2 |
| บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง | 3 |
| 2.1 บทนำ | 3 |
| 2.2 คลิปียีตราง | 3 |
| 2.2.1 หน้าที่ของคลิปียีตราง | 3 |
| 2.2.2 ประเภทของคลิปียีตราง | 4 |
| 2.3 สนิม (Rust) | 7 |
| 2.3.1 สาเหตุของการเกิดสนิม | 7 |
| 2.3.2 ชนิดของสนิม | 8 |
| 2.3.3 วิธีป้องกันการเกิดสนิม | 10 |
| 2.4 การทดสอบการกัดกร่อน (Corrosion Test) | 10 |
| 2.5 Photoshop | 11 |
| 2.6 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) | 12 |
| 2.7 การตรวจจับวัตถุ (Object Detection) | 14 |
| 2.8 การจดจำวัตถุ (Object Recognition) | 16 |
| 2.9 กระบวนการสอนระบบการรู้จำวัตถุ | 16 |
| 2.9.1 การถ่ายรูวัตถุเพื่อนำไปใช้ในการสอนระบบหรือสร้างชุดข้อมูล | 16 |
| 2.9.2 การกำหนดป้ายกำกับให้กับวัตถุบนภาพถ่าย (Image Annotations) | 17 |

สารบัญ(ต่อ)

| | หน้า |
|--|------|
| 2.9.3 การสร้างชุดข้อมูลบนโครงข่ายประสาทเทียมคาร์คเน็ต | 18 |
| 2.10 อัลกอริทึม YOLOv5 | 18 |
| 2.11 Roboflow | 19 |
| 2.12 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง | 20 |
| 2.12.1 การกัดกร่อนของรางรถไฟและวิธีการป้องกัน (Corrosion of rail tracks and their protection) | 20 |
| 2.12.2 การใช้ YOLOv5 มาช่วยในงานซ่อมบำรุง (Augmented Reality Maintenance Assistant Using YOLOv5) | 22 |
| บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน | 23 |
| 3.1 บทนำ | 23 |
| 3.2 การศึกษาและตรวจสอบการทำงานของโปรแกรม | 23 |
| 3.3 การเตรียมข้อมูล | 24 |
| 3.3.1 ชุดข้อมูลที่ 1 | 24 |
| 3.3.2 ชุดข้อมูลที่ 2 | 24 |
| 3.4 การสร้างและการฝึกแบบจำลอง | 27 |
| 3.4.1 กระบวนการใช้งานเว็บไซต์ roboflow | 27 |
| 3.5 การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง | 31 |
| บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน | 32 |
| 4.1 บทนำ | 32 |
| 4.2 ผลลัพธ์จากการฝึกสอนและทดสอบแบบจำลอง | 32 |
| 4.2.1 ผลการทดสอบจากชุดข้อมูลที่ 1 | 32 |
| 4.2.2 ผลการทดสอบจากชุดข้อมูลที่ 2 | 34 |
| 4.3 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเที่ยงตรง ค่าความไว และค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ยเทียบกับจำนวนอีพอคซ์ในการฝึกสอน | 36 |
| 4.3.1 กราฟจากชุดข้อมูลที่ 1 | 36 |
| 4.3.2 กราฟจากชุดข้อมูลที่ 2 | 37 |
| บทที่ 5 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ | 38 |
| 5.1 บทนำ | 38 |

สารบัญ(ต่อ)

| | หน้า |
|--|------|
| 5.2 สรุปผลการทดลอง | 38 |
| 5.3 ปัญหาที่เกิดขึ้น | 39 |
| 5.4 ข้อเสนอแนะ | 39 |
| 5.5 แนวทางการต่อยอด | 40 |
| บรรณานุกรม | 41 |
| ภาคผนวก ผลลัพธ์ของการทดสอบแบบจำลอง | 44 |



สารบัญตาราง

| ตารางที่ | หน้า |
|---|------|
| 2.1 แสดงรายละเอียดของคลิปยี่ตรงตัวอี | 4 |
| 2.2 แสดงรายละเอียดของคลิปยี่ตรง SKL | 5 |
| 2.3 แสดงรายละเอียดของคลิปยี่ตรง Nabra | 6 |
| 4.1 แสดงประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv5 สำหรับชุดข้อมูลที่ 1 | 33 |
| 4.2 แสดงประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv5 สำหรับชุดข้อมูลที่ 2 | 34 |



สารบัญรูป

| รูปที่ | หน้า |
|--|------|
| 2.1 คลิปยี่ตรงตัวอ็บบนรางรถไฟ | 4 |
| 2.2 คลิปยี่ตรง SKL บนรางรถไฟ | 5 |
| 2.3 คลิปยี่ตรง Nabla บนรางรถไฟ | 6 |
| 2.4 สนิมที่เกิดขึ้นบนคลิปยี่ตรงตัวอ็ | 7 |
| 2.5 สนิมสีเหลืองบนพื้นผิวโลหะ | 8 |
| 2.6 สนิมสีแดงบนพื้นผิวโลหะ | 8 |
| 2.7 สนิมสีดำบนพื้นผิวโลหะ | 9 |
| 2.8 สนิมน้ำตาลบนพื้นผิวโลหะ | 9 |
| 2.9 ตัวอย่างหน้าต่างโปรแกรม Photoshop | 12 |
| 2.10 โครงสร้างการทำงานของ Deep Learning | 12 |
| 2.11 แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Deep Learning, Machine Learning และ Artificial Intelligence | 13 |
| 2.12 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน | 14 |
| 2.13 การตรวจจ็รูปภาพด้วยวิธีการวาดกล่องสี่เหลี่ยมรอบวัตถุ | 15 |
| 2.14 การตรวจจ็รูปภาพด้วยวิธีการถมสีให้ทุก Pixel ของวัตถุนั้น | 15 |
| 2.15 แสดงการกำหนดป้ายกำกับให้วัตถุแต่ละหมวดหมู่บนรูปภาพด้วย Labelling | 17 |
| 2.16 ภาพแสดงการตรวจจ็วัตถุบนภาพถ่ายตามหมวดหมู่ที่กำหนดไว้ | 18 |
| 2.17 โครงสร้างการทำงานของ YOLOv5 | 19 |
| 2.18 ตัวอย่างหน้าต่างโปรแกรม Roboflow | 20 |
| 2.19 แสดงถึงการกักร่อนบริเวณคลิปยี่ตรงรถไฟและบริเวณรางรถไฟ | 20 |
| 2.20 ตัวอย่างการตรวจจ็วัตถุบนภาพทดสอบเมื่อขึ้นส่วนอุปกรณ์ถูกตรวจพบ | 22 |
| 3.1 หน้าต่างโปรแกรม Roboflow ของชุดข้อมูลกรณีที่ 1 | 24 |
| 3.2 หน้าต่างโปรแกรม Roboflow ของชุดข้อมูลกรณีที่ 2 | 25 |
| 3.3 แสดงถึงภาพก่อนและหลังการใช้ Spot Healing Brush บน Photoshop | 25 |
| 3.4 แสดงถึงภาพก่อนและหลังการใช้ Clone Stamp บน Photoshop | 26 |
| 3.5 แสดงถึงความแตกต่างของแต่ละคลาส No-rust, Rust และ Danger-rust ตามลำดับ | 26 |
| 3.6 หน้าต่างเว็บไซต์ roboflow การสร้างโปรเจกต์ใหม่ | 27 |
| 3.7 หน้าต่างเว็บไซต์ roboflow การสร้างนำเข้ารูปภาพ | 28 |

สารบัญรูป(ต่อ)

| รูปที่ | หน้า |
|---|------|
| 3.8 แสดงถึงการสร้างกรอบ Bounding Box บน roboflow ของแต่ละคลาส No-rust, Rust และ Danger-rust ตามลำดับ | 28 |
| 3.9 หน้าต่างเว็บไซต์ roboflow การแบ่งรูปภาพของชุดข้อมูลที่ 1 (ซ้าย) และชุดข้อมูลที่ 2 (ขวา) | 29 |
| 3.10 หน้าต่างเว็บไซต์ roboflow การนำออกชุดข้อมูล | 29 |
| 3.11 หน้าต่างเว็บไซต์ model.roboflow | 30 |
| 3.12 หน้าต่างเว็บไซต์ Google calab โมเดล YOLOv5 | 30 |
| 4.1 แสดงผลลัพธ์ของการฝึกสอนแบบจำลองของข้อมูลชุดที่ 1 | 32 |
| 4.2 แสดงตัวอย่างผลลัพธ์ของการทดสอบจากแบบจำลองของข้อมูลชุดที่ 1 | 33 |
| 4.3 แสดงผลลัพธ์ของการฝึกสอนแบบจำลองของข้อมูลชุดที่ 2 | 34 |
| 4.4 แสดงตัวอย่างผลลัพธ์ของการทดสอบจากแบบจำลองของข้อมูลชุดที่ 2 | 35 |
| 4.5 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเที่ยงตรง ค่าความไว และค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ยเทียบกับจำนวนอีพอคซ์ในการฝึกสอนจากข้อมูลชุดที่ 1 | 36 |
| 4.6 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเที่ยงตรง ค่าความไว และค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ยเทียบกับจำนวนอีพอคซ์ในการฝึกสอนจากข้อมูลชุดที่ 2 | 37 |

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันการเดินทางด้วยระบบขนส่งทางรางมีการพัฒนามากขึ้นกว่าในอดีต รถไฟหัวจักรดีเซลก็มีการพัฒนาเส้นทางการขนส่งไปไกลยิ่งขึ้น ทั้งการขนส่งผู้โดยสารและขนส่งสินค้าภายในประเทศ จึงมีการวางรางรถไฟที่มากขึ้นเพื่อครอบคลุมเส้นทางการเดินรถไฟ ปัญหาที่เกิดขึ้นหลังจากการสร้างคือการซ่อมบำรุงในด้านต่างๆของระบบขนส่งทางราง รวมไปถึงระบบยึดเหนี่ยวรางรถไฟที่ต้องมีการซ่อมแซมปรับเปลี่ยนบำรุงตามวาระ เมื่อมีสนิมเกิดขึ้นที่ระบบยึดเหนี่ยวรางรถไฟจะทำให้ประสิทธิภาพของการใช้งานลดลงและโลหะเกิดการผุกร่อนได้

การตรวจสอบสนิมของชิ้นส่วนยึดเหนี่ยวรางรถไฟนั้น จำเป็นต้องใช้คนที่มีประสบการณ์ในการสังเกต เนื่องจากสนิมที่เกิดขึ้นนั้น สามารถเกิดขึ้นได้ในบริเวณที่คนทั่วไปมองเห็นหรือไม่ทันสังเกตและจำเป็นต้องมีองค์ความรู้ว่าสนิมที่เกิดขึ้นนั้นมีโอกาสที่จะทำการสึกกร่อนชิ้นส่วนยึดเหนี่ยวรางรถไฟได้มากน้อยเพียงใด อีกทั้งสนิมสามารถเกิดขึ้นได้ในบริเวณพื้นที่จำนวนมากทำให้คนที่เข้าตรวจสอบมีภาระงานที่มาก ทางคณะผู้จัดทำได้เล็งเห็นปัญหาในตรงนี้ จึงได้ทำการนำระบบ AI System เข้ามาช่วยในการตรวจจับสนิมของชิ้นส่วนยึดเหนี่ยวรางรถไฟโดยการใช้ Deep Learning

งานวิจัยชิ้นนี้เน้นศึกษาเกี่ยวกับการตรวจจับสนิมของคลิปีตรางตัวอวีซึ่งเป็นชิ้นส่วนหนึ่งของระบบยึดเหนี่ยวรางรถไฟ โดยวิธีการตรวจจับวัตถุและระบบการรู้จำวัตถุ ซึ่งมีการนำภาษา Python เข้ามาช่วยในการเขียนโปรแกรมสำหรับการเรียนรู้เชิงลึก หรือการฝึกสอนระบบให้สามารถแยกแยะคลิปีตรางตัวอวีเป็น มีสนิม (Rust), ไม่มีสนิม (No-rust) และ มีสนิมมากจนอาจเกิดความเสียหายกับเนื้อโลหะ (Danger-rust)

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อศึกษาและประยุกต์การใช้โปรแกรมในการตรวจจับสนิม เพื่อลดระยะเวลาและเพิ่มความสะดวกในการตรวจจับสนิมบนคลิปปี้ดรางตัววี
2. เพื่อเป็นแนวทางและวิธีการพัฒนาเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจับสนิมบนคลิปปี้ดรางตัววี
3. เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างของการใช้ชุดข้อมูลจริงกับชุดข้อมูลที่สร้างขึ้นจากโปรแกรม Photoshop ว่าสามารถนำไปใช้ในกระบวนการทำงานได้จริง

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1. การตรวจสอบสนิมบนคลิปปี้ดรางตัววี โดยวิธีการตรวจจับวัตถุและระบบการรู้จำวัตถุด้วยอัลกอริทึม YOLOv5
2. ชุดข้อมูลของคลิปปี้ดรางตัววี จากสถานีรถไฟหัวตะเข้ ถึง สถานีรถไฟลาดกระบัง
3. ชุดข้อมูลที่สร้างขึ้นใหม่จากชุดข้อมูลจริงด้วยโปรแกรม Photoshop

1.4 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

1. ศึกษาหาจุดประสงค์ของการทำงานวิจัยและจุดมุ่งหมายที่ต้องการที่จะได้รับ
2. ศึกษาหาวิธีการใช้งานและกระบวนการทำงานของระบบ
3. ศึกษาโปรแกรมที่เกี่ยวข้องเพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานของผู้จัดทำ
4. รวบรวมข้อมูลเพื่อนำมาฝึกให้ระบบมีความสามารถในการแยกแยะความแตกต่างของสนิม
5. ตรวจสอบความถูกต้องของโปรแกรมเมื่อนำไปทดสอบ เพื่อนำมาปรับแก้ไข
6. สรุปผลที่ได้จากการศึกษาและเสนอแนะแนวทางที่สามารถนำไปพัฒนาต่อยอดได้ในอนาคต

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 บทนำ

ปัจจุบันมีการนำระบบ AI System มาใช้ในการดำเนินชีวิตประจำวันมากยิ่งขึ้น ทั้งในด้านการทำงานและการใช้ชีวิต การนำระบบ AI System มาประยุกต์ใช้กับการทำงานจะทำให้ได้งานที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นและเพิ่มความสะดวกรวดสบายในการทำงาน การตรวจสอบหาสนิมบนคลิปีดรางตัวอีย ก็เป็นการทำงานที่ต้องใช้คนที่มีประสบการณ์และเป็นงานที่ต้องมีภาระงานที่มาก ทำให้กระบวนการตรวจสอบต้องใช้เวลามากในการทำงาน ปริมาณนิพจน์ฉบับนี้ จะใช้ความรู้ และแนวคิดในการใช้ Deep Learning Method มาประยุกต์ใช้กับงานตรวจสอบการเกิดสนิมที่เกิดขึ้นบนคลิปีดรางตัวอีย เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพและคุณภาพในการทำงานมากยิ่งขึ้น

2.2 คลิปีดราง

คลิปีดรางรถไฟเป็นชิ้นส่วนหนึ่งในระบบยึดเหนี่ยวรางรถไฟ ใช้กับหมอนรองรางคอนกรีตเพื่อยึดรางรถไฟทั้งสองด้านให้ติดกับหมอนรองราง มักจะทำมาจากเหล็กสปริงที่นำไปหลอมแล้วนำไปผ่านกระบวนการตีขึ้นรูปร้อน โดยคลิปีดรางจะใช้งานร่วมกับชิ้นส่วนรางรถไฟอื่นๆ เช่น แผ่นรองราง (Rail Plate) ไหล่ราง (Shoulder) เป็นต้น

2.2.1 หน้าที่ของคลิปีดราง

คลิปีดรางมีหน้าที่หลัก คือ ยึดรางรถไฟและรางเหล็กเข้าด้วยกัน คลิปีดรางถือเป็นวิธีที่ดีที่สุดวิธีหนึ่งในการทำให้รางไม่ขยับเคลื่อนที่ โค้งงอ บิดงอ หรือเสื่อมสภาพจากการใช้งานเร็วเกินไป มีข้อมูลบอกว่าคลิปีดรางแต่ละอันสามารถรับแรงบนรางรถไฟได้ประมาณ 2 ตัน

2.2.2 ประเภทของคลิปีตราง

คลิปีตรางรถไฟมีมาตรฐานที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับการใช้งาน โดยคลิปีตรางสามารถจำแนกได้หลายประเภทเช่น คลิปีตรางตัวอี, คลิปีตราง SKL, คลิปีตราง Nabla เป็นต้น

1. คลิปีตรางตัวอี (E-Clip Rail)

คลิปีตรางตัวอีจะถูกใส่เข้ากับไหล่ราง(Shoulder) ที่ถูกยึดติดกับหมอนรองรางรถไฟ ซึ่งจะช่วยให้เพิ่มความแข็งแรงทนทานของรางรถไฟเมื่อรับแรงสั่นสะเทือนจากหัวรถจักรอีกทั้งยังช่วยยืดอายุการใช้งานของรางรถไฟ โดยทั่วไปคลิปีตรางตัวอีจะมีขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางตั้งแต่ 18 มิลลิเมตร จนถึง 23 มิลลิเมตรและมีหลากหลายแบบให้เลือกใช้ เช่น E1, E2, E3, E1609, E1809, E1817, E2001, E2006, E2009, E2055, E2056 เป็นต้น



รูปที่ 2.1 คลิปีตรางตัวอีบนรางรถไฟ

ตารางที่ 2.1 แสดงรายละเอียดของคลิปีตรางตัวอี

| | |
|---------------|--|
| ชื่อ | คลิปีตรางตัวอี |
| วัสดุ | 60Si2MnA, 60Si2CrA, 55Si2Mn, 38Si7 |
| ความแข็งแรง | 44-48 HRC |
| อายุการใช้งาน | สำหรับเส้นผ่านศูนย์กลาง 18 มิลลิเมตร ประมาณ 3 ล้านรอบ สำหรับเส้นผ่านศูนย์กลาง 20 มิลลิเมตร ประมาณ 5 ล้านรอบ |
| ลักษณะพื้นผิว | ผิวเรียบ(ทาน้ำมัน), ออกไซด์สีดำ, สีตามความต้องการของผู้ซื้อ |
| มาตรฐาน | DIN17221, BS970, GB/T1222 |

ที่มา : <http://www.railway-fasteners.com/news/what-is-an-elastic-rail-clip.html>

2. คลิปยึดราง SKL (SKL Rail Clip)

มีรูปทรงคล้ายตัว W บริษัทแรกที่พัฒนาคลิปยึดราง SKL คือการรถไฟเยอรมัน โดยคลิปยึดราง SKL สามารถปรับให้เข้ากับการใช้งานที่แตกต่างกันได้ไม่ว่าจะเป็นทางรถไฟคอนกรีตหรือทางรถไฟที่ทำด้วยไม้ โดยทั่วไปคลิปยึดราง SKL จะมีขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางประมาณ 13 มิลลิเมตร และมีหลากหลายแบบให้เลือกใช้ เช่น SKL1, SKL3, SKL12, SKL14 เป็นต้น



รูปที่ 2.2 คลิปยึดราง SKL บนรางรถไฟ

ที่มา : <http://www.railtrackfastener.com/rail-fastening/rail-fastening-system.html>

ตารางที่ 2.2 แสดงรายละเอียดของคลิปยึดราง SKL

| | |
|---------------|---|
| ชื่อ | คลิปยึดราง SKL |
| วัสดุ | 60Si2MnA, 60Si2CrA, 55Si2Mn, 38Si7 |
| ความแข็งแรง | 42-47 HRC |
| อายุการใช้งาน | ประมาณ 3 ล้านรอบการใช้งาน |
| ลักษณะพื้นผิว | ผิวเรียบ(ทาน้ำมัน), ออกไซด์สีดำ, สีตามความต้องการของผู้ซื้อ |
| มาตรฐาน | DIN17221, BS970, GB/T1222 |

ที่มา : <http://www.railway-fasteners.com/news/what-is-an-elastic-rail-clip.html>

3. คลิปยึดราง Nable (Nabla Rail Clip)

คลิปยึดราง Nable เป็นหนึ่งในคลิปยึดรางทั่วไปที่มักจะใช้ในระบบยึดเหนี่ยวราง Nable โดยทั่วไปจะมีความหนาประมาณ 4 มิลลิเมตร ถึง 4.5 มิลลิเมตร ส่วนใหญ่คลิปยึดราง Nable จะใช้กันแพร่หลายในทวีปยุโรป



รูปที่ 2.3 คลิปยึดราง Nable บนรางรถไฟ

ที่มา : <http://www.railtrackfastener.com/rail-fastening/rail-fastening-system.html>

ตารางที่ 2.3 แสดงรายละเอียดของคลิปยึดราง Nable

| | |
|---------------|---|
| ชื่อ | คลิปยึดราง Nable |
| วัสดุ | 60Si2MnA, 60Si2CrA |
| ความแข็งแรง | 42-47 HRC |
| อายุการใช้งาน | ประมาณ 3 ล้านรอบการใช้งาน |
| ลักษณะพื้นผิว | ผิวเรียบ(ทาน้ำมัน), ออกไซด์สีดำ, สีตามความต้องการของผู้ซื้อ |
| มาตรฐาน | DIN17221, BS970, GB/T1222 |

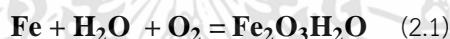
ที่มา : <http://www.railway-fasteners.com/news/what-is-an-elastic-rail-clip.html>

จากขอบเขตของงานวิจัยชิ้นนี้เราจะเน้นศึกษาไปที่ตัวคลิปยึดรางตัวอี (E-clip)

2.3 สนิม (Rust)

2.3.1 สาเหตุของการเกิดสนิม

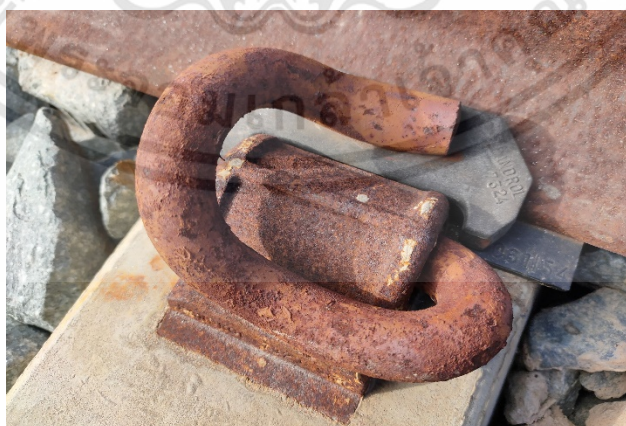
สนิมเกิดจากความชื้นในบรรยากาศเข้าไปเกาะตัวอยู่บนโลหะ โดยความชื้นจะทำหน้าที่เป็นตัวนำไฟฟ้าทำให้เกิดการไหลของประจุไฟฟ้า (Electron) จากบริเวณผิวโลหะที่มีพลังงานสูง (ขั้วลบ) ไปสู่ผิวโลหะที่มีพลังงานต่ำ (ขั้วบวก) เกิดขึ้นได้อย่างสมบูรณ์ การไหลของประจุไฟฟ้านี้จะส่งผลให้เกิดปฏิกิริยาออกซิเดชันขึ้นที่ผิวโลหะทำให้ออกไซด์ของสนิมที่มีลักษณะเป็นผงเข้าไปแทนที่เนื้อโลหะทำให้เกิดการผุกร่อน ซึ่งทำให้เกิดเป็นคราบหมอง รอยกัดกร่อน อีกทั้งยังทำให้คุณสมบัติของโลหะเปลี่ยนแปลงไปจากเดิม เช่น มีความแข็งแรงน้อยลง เกิดการผุกร่อน เสื่อมสภาพการใช้งาน เป็นต้น โดยมีสูตรเคมีดังต่อไปนี้



(เหล็ก + น้ำ + ออกซิเจน = สนิมเหล็ก)

โดยกระบวนการการกัดกร่อนของสนิมสามารถเกิดขึ้นได้ทุกสภาพแวดล้อม แต่สภาวะที่เป็นปัจจัยเร่งเร้าให้โลหะเป็นสนิมเร็วขึ้น มักจะเกิดขึ้นในบริเวณที่มีภาวะความเป็นกรดสูงโดยเฉพาะในทะเลที่มีความเข้มข้นของไอเกลือสูง

เราสามารถอธิบายแบบง่ายๆได้ว่าสนิม คือสิ่งที่เกิดขึ้นจากกระบวนการทางเคมีและไฟฟ้าระหว่างเหล็กและสิ่งแวดล้อมเมื่อผิวเหล็ก ความชื้น และ ออกซิเจน มารวมกัน



รูปที่ 2.4 สนิมที่เกิดขึ้นบนคลิปีตรางตัวอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.2 ชนิดของสนิม สามารถจำแนกประเภทของสนิมออกมาได้ 4 ประเภทตามสีที่เกิดขึ้น

1. **สนิมสีเหลือง** เกิดจากสภาวะที่เหล็กได้รับความชื้นสูงอย่างมาก สนิมชนิดนี้มักเกิดบนเหล็กออกไซด์ที่สามารถละลายได้ ส่วนใหญ่จะพบในบริเวณแอ่งน้ำที่หรือโครงสร้างโลหะที่รับความร้อนจากไอน้ำเดือดระยะเวลานาน



รูปที่ 2.5 สนิมสีเหลืองบนพื้นผิวโลหะ

ที่มา : <https://pxhere.com/th/photo/1327704>

2. **สนิมสีแดง** เกิดจากสภาวะที่เหล็กสูญเสียอิเล็กตรอนเมื่อทำปฏิกิริยาเคมีกับน้ำ มีความสามารถในการกัดกร่อนเนื้อโลหะค่อนข้างสูง มักพบในบริเวณที่มีปริมาณออกซิเจนและน้ำจำนวนมาก เช่น บริเวณชายหาดหรือชายทะเล อย่างไรก็ตามสนิมชนิดนี้มีความอ่อนตัว สามารถขัดออกเพื่อทำความสะอาดได้



รูปที่ 2.6 สนิมสีแดงบนพื้นผิวโลหะ

ที่มา : <https://www.thaiparker.co.th/th/articles/chemical-products/how-does-rust-form-protection-prevention-guide>

3. สนิมสีดำ เกิดในบริเวณที่มีออกซิเจนจำกัดแต่มีความชื้นต่ำ มีลักษณะเป็นคราบดำซึ่งเกิดจากการที่บริเวณที่เกิดสนิมดำมีอะไรปิดบัง ทำให้ออกซิเจนไม่สามารถเข้าไปถึงพื้นผิวได้



รูปที่ 2.7 สนิมสีดำบนพื้นผิวโลหะ

ที่มา : <https://www.shutterstock.com/th/search/black+rusted+metal>

4. สนิมน้ำตาล มักเกิดขึ้นในบริเวณที่มีน้ำและออกซิเจนสูงแต่มีความชื้นต่ำ มีลักษณะเป็น หย่อมๆ กระจุกกระจายบนพื้นผิวโลหะ ออกไซด์มีสีน้ำตาลแดงและมีความแข็งมากกว่าสนิมทุกชนิด สนิมชนิดนี้ต้องใช้ความพยายามพอสมควรในการขัดทำความสะอาดออกจากพื้นผิวของโลหะ



รูปที่ 2.8 สนิมน้ำตาลบนพื้นผิวโลหะ

ที่มา : <https://pixabay.com/th/photos/เนื้อ-สนิม-สีน้ำตาล-สีน้ำเงิน-2093711/>

2.3.3 วิธีป้องกันการเกิดสนิม

1. ทำความสะอาดและจัดเก็บให้ถูกวิธี ทำการขัดถูทำความสะอาดด้วยน้ำมันสำหรับป้องกันการสนิม จากนั้นเช็ดให้แห้งสนิทแล้วจึงนำไปเก็บในที่แห้ง มีความชื้นต่ำ ไม่โดนน้ำ ห่อด้วยกระดาษและพลาสติกหรืออาจจะใส่สารดูดความชื้นเพื่อป้องกันการเกิดสนิม

2. เคลือบผิวกันสนิม เป็นการนำสารกันสนิมมาเคลือบผิวของโลหะด้วยวิธีการต่างๆ เช่น การทาสี การชุบด้วยโลหะ เพื่อป้องกันเนื้อโลหะจากการสัมผัสกับความชื้นภายนอก มักใช้กับโลหะขนาดเล็กหรือกลาง แต่ต้องเลือกสารกันสนิมให้เหมาะสมกับวัสดุของตัวชิ้นงานด้วย

3. กระตุ้นศักย์ไฟฟ้า เป็นวิธีที่ใช้ต้นทุนสูงและทำโดยผู้เชี่ยวชาญเท่านั้น โดยจะใช้กระแสไฟฟ้าไปกระตุ้นโลหะ เพื่อลดโอกาสการเกิดปฏิกิริยาออกซิเดชัน เหมาะกับการใช้กับโลหะขนาดใหญ่และต้องตั้งไว้อยู่กับที่ เช่น ท่อส่งน้ำมัน รางรถไฟ เป็นต้น

2.4 การทดสอบการกัดกร่อน (Corrosion Test)

ในการผลิตเครื่องจักรกลที่ใช้ในโรงงานอุตสาหกรรมต่างๆ หรือสินค้าจำพวกชิ้นส่วนเครื่องใช้ไฟฟ้า ชิ้นส่วนรถยนต์ หรือวัสดุงานก่อสร้างนั้นต่างถูกผลิตขึ้นมาจากโลหะเป็นส่วนใหญ่ การทดสอบการกัดกร่อนจะช่วยให้รู้ว่าชิ้นงานหรืออุปกรณ์นั้นๆ มีข้อมูลทางเทคนิคอย่างไรและตรงไปตามมาตรฐานที่กำหนดเอาไว้หรือไม่

Salt Spray Test หรือเรียกเป็นภาษาไทยว่า การกัดกร่อนไอเกลือ เป็นหนึ่งในวิธีการทดสอบการกัดกร่อนของโลหะว่ามีความทนทานต่อการเกิดสนิมเท่าใด เป็นวิธีที่ได้รับความนิยมและถูกใช้กันอย่างแพร่หลายทั้งในและต่างประเทศ การทดสอบจะเป็นการจำลองเร่งให้เกิดการกัดกร่อนตามมาตรฐานที่กำหนดไว้ ทุกกระบวนการจะถูกทดสอบในห้องปฏิบัติการรวมถึงตู้ทดสอบที่แน่นอนและได้รับมาตรฐานสากล โดยเราสามารถแบ่งการทดสอบการกัดกร่อน Salt Spray Test ออกเป็น 3 วิธี

1. **Neutral Salt Spray (NSS)** เป็นวิธีการตรวจสอบชิ้นพื้นฐาน สามารถใช้ตรวจสอบได้กับงานต่างๆ ไป ไม่ได้เฉพาะเจาะจง ส่วนใหญ่จะใช้ตรวจสอบสภาพพื้นผิวว่าชิ้นงานนั้นๆ มีความบกพร่องหรือจุดด้อยของการเคลือบผิวสีหรือไม่ ตู้ทดสอบวิธีนี้จะใช้วิธีพ่นหมอกสารละลายเกลือทดสอบลงไป โดยมีอุณหภูมิตู้ทดสอบอยู่ที่ประมาณ 35 องศาเซลเซียส

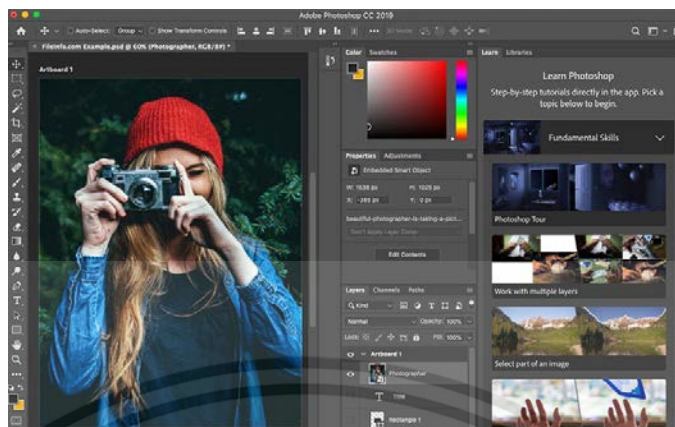
2. **Acetic Acid Salt Spray (AASS)** เป็นวิธีการตรวจสอบกับชิ้นงานที่ถูกเคลือบด้วยทองแดง นิกเกิลและโครเมียม รวมถึงงานเคลือบบนอะลูมิเนียมก็สามารถใช้วิธีนี้ในการทดสอบได้ การทดสอบ AASS จะใช้สาร Acetic Acid ซึ่งมีฤทธิ์ในการกัดกร่อนแรงกว่าสารละลายเกลือแบบแรก โดยมีอุณหภูมิที่ทดสอบอยู่ที่ประมาณ 50 องศาเซลเซียส

3. **Copper Accelerated Acetic Acid Salt Spray (CASS)** เป็นวิธีการตรวจสอบแบบขั้นสูง มักใช้การทดสอบวิธีนี้กับชิ้นงานที่ทนต่อการกัดกร่อนสูงเป็นพิเศษ ซึ่งจะมีการเติมสารละลายกรดลงไปพร้อมกับการผสมตัวเร่งปฏิกิริยา เพื่อที่จะได้เห็นผลการทดสอบที่ชัดเจนที่สุด โดยอุณหภูมิที่ทดสอบที่ใช้กับวิธีนี้ก็ต้องใช้อุณหภูมิที่สูงขึ้นมาอีกระดับหนึ่งด้วยกัน

การทำการทดสอบการกัดกร่อน (Corrosion Test) ด้วยวิธี Salt Spray Test ถูกอ้างอิงตามมาตรฐานนานาชาติ ISO 17025 และ ISO 9227

2.5 Photoshop

โปรแกรม Photoshop เป็นโปรแกรมในตระกูล Adobe ที่ใช้สำหรับตกแต่งภาพถ่ายและภาพกราฟิกได้อย่างมีประสิทธิภาพ ไม่ว่าจะเป็นงานด้านสิ่งพิมพ์ นิตยสาร และงานด้านมัลติมีเดีย อีกทั้งยังสามารถ retouching ตกแต่งภาพและการสร้างภาพ เราสามารถใช้โปรแกรม Photoshop ในการตกแต่งภาพ การใส่ Effect ต่างๆให้กับภาพและตัวหนังสือ การทำภาพขาวดำ การทำภาพถ่ายเป็นภาพเขียน การนำภาพมารวมกัน การ Retouch ตกแต่งภาพต่างๆ เนื่องจากสнимต้องใช้เวลาานมากถึงจะเกิดรอยสนิมบนคลิปีดตัวอีเพื่อนำไปใช้เป็นชุดข้อมูล จึงได้มีการใช้โปรแกรมนี้สร้างและตกแต่งรอยสนิมจากชุดข้อมูลจริงที่พวกเราถ่ายภาพมา เพื่อเพิ่มชุดข้อมูลสนิมบนคลิปีดตัวอีสำหรับการนำไปใช้สอนโมเดลให้มีการเรียนรู้ที่มากยิ่งขึ้น

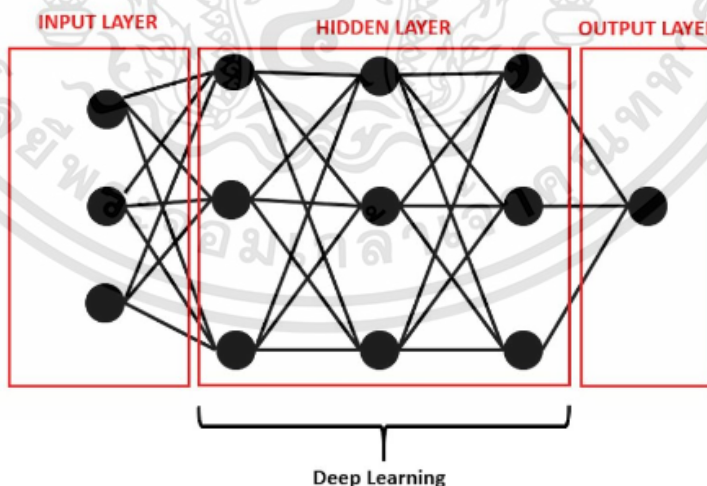


รูปที่ 2.9 ตัวอย่างหน้าต่างโปรแกรม Photoshop

ที่มา : <https://www.headhuntingtable.com/adobe-photoshop>

2.6 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

Deep Learning เป็นการเรียนรู้ด้วยตัวเองโดยเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ ด้วยการนำโครงข่ายประสาทมาทับซ้อนกันหลายๆชั้นและทำการเรียนรู้ตัวอย่างข้อมูลที่ผู้ใช้งานป้อนเข้าไป ซึ่งข้อมูลจะถูกนำมาตรวจสอบแล้วรูปแบบที่เหมือนกันจะจัดให้มาอยู่หมวดหมู่เดียวกัน แล้วทำการประมวลผลลัพธ์โดยอัตโนมัติเพื่อหาข้อมูลมาเป็นตัวอย่างที่จำเป็นต่อการตรวจจับข้อมูลชุดอื่นๆได้อย่างมีประสิทธิภาพ

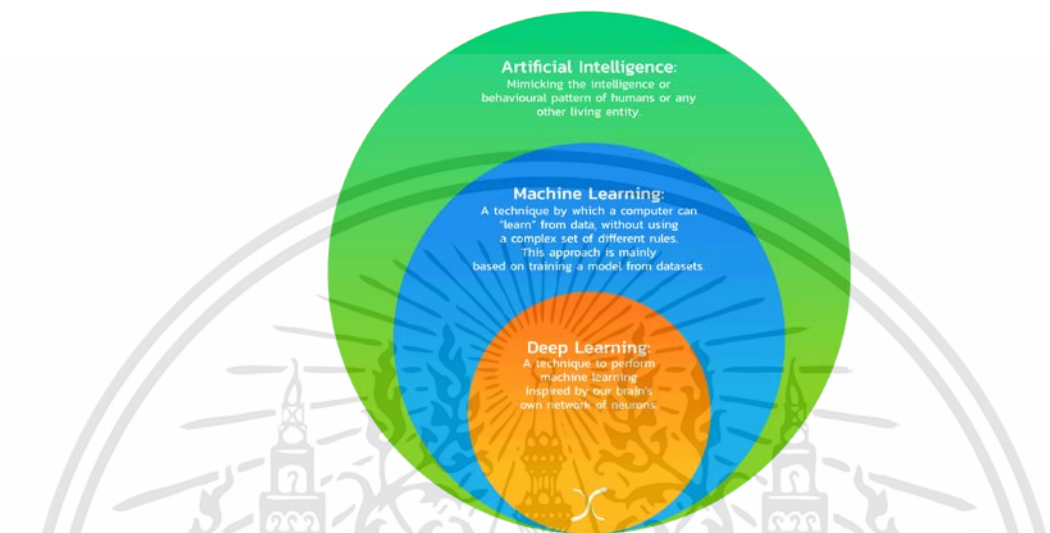


รูปที่ 2.10 โครงสร้างการทำงานของ Deep Learning

ที่มา : <https://www.youtube.com/watch?v=VEgu7Ap5iZI>

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดย Deep Learning นั้นถือเป็นส่วนหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่องจักร(Machine Learning) ซึ่งทั้งสองคำนี้มีส่วนย่อยมาจาก ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ซึ่ง Deep Learning นั้นมีความใกล้เคียงกับปัญญาประดิษฐ์ที่คล้ายคลึงกับมนุษย์มากที่สุด



รูปที่ 2.11 แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Deep Learning, Machine Learning และ Artificial Intelligence

ที่มา : <https://blog.pttextpresso.com/get-to-know-deep-learning>

ข้อดีของ Deep Learning คือ สามารถหาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่มีรูปแบบต่างกันมาประมวลผลได้ในทันที สามารถแยกแยะความแตกต่างของข้อมูลที่มีลักษณะต่างกันได้ด้วยตัวเอง เช่น เป็นสนิมกับไม่เป็นสนิม อีกทั้งยังสามารถหาความเชื่อมโยงระหว่างข้อมูลในจุดที่มนุษย์ไม่สามารถเข้าถึงหรือคาดการณ์ล่วงหน้าได้

ข้อเสียของ Deep Learning คือ จำเป็นต้องใช้ชุดข้อมูลจำนวนมากเพื่อที่จะใช้ในการเรียนรู้และแยกแยะความแตกต่างระหว่างชุดข้อมูลที่น่ามาเปรียบเทียบกัน อีกทั้งความแม่นยำที่ได้ออกมายังแปรผันตามปริมาณข้อมูลที่ใส่เข้าไปในการฝึกฝน

2.6.1 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network : CNN)

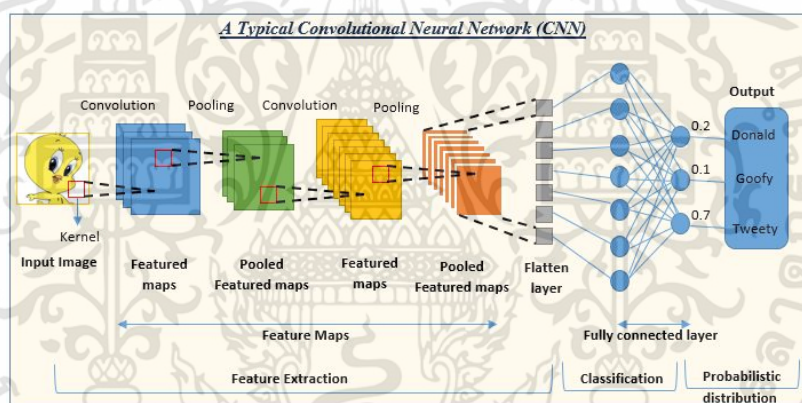
เป็นส่วนหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้มีการนำการคำนวณแบบคอนโวลูชันเพิ่มเข้าไป ทำให้ สามารถจำแนกลักษณะพิเศษของรูปภาพออกมาได้ ซึ่งการเรียนรู้แบบนี้จะแตกต่างจาก

Machine Learning ทัวไปที่จะจำแนกประเภทข้อมูลหรือจัดกลุ่มข้อมูลอย่างเดียวนั้น โดยโครงข่าย CNN จะประกอบไปด้วย ชั้นคอนโวลูชัน ชั้นพูลลิ่งและชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์

1. **ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer)** เป็นชั้นที่มีการคำนวณแบบคอนโวลูชันเพื่อหาผลลัพธ์ของนิวรอน (Neuron) ซึ่งเชื่อมต่อมาจากพื้นที่ส่วนย่อยในรูปภาพที่เราต้องการ

2. **ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer)** เป็นชั้นคั่นกลางระหว่างชั้นคอนโวลูชัน มีไว้ลดขนาดของ Feature Map ที่ได้จากชั้นคอนโวลูชันให้เล็กลง โดยการใช้ฟังก์ชันของค่าเฉลี่ย ค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดมาคำนวณ ถ้าหากนำค่าสูงสุดมาคำนวณจะถูกรเรียกว่า Max- Pooling

3. **ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully-Connected Layer)** เป็นชั้นที่มีหน้าที่ในการจำแนกแยะแยะประเภทของวัตถุซึ่งทุก Neuron ที่อยู่ในชั้นนี้จะเชื่อมโยงกับชั้นคอนโวลูชัน และชั้นพูลลิ่งอย่างสมบูรณ์นั่นก็คือโครงสร้างนิวรอนเน็ตเวิร์ก (Neural Network)



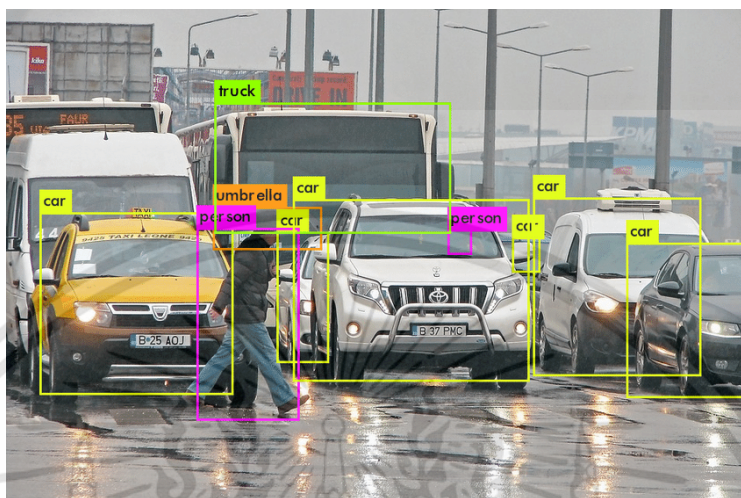
รูปที่ 2.12 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

ที่มา : <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2022/01/convolutional-neural-network-an-overview>

2.7 การตรวจจับวัตถุ (Object Detection)

คือเทคโนโลยีทางคอมพิวเตอร์ สามารถค้นหาสิ่งของโดยใช้ AI มาวิเคราะห์ข้อมูลจากการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ (Computer Vision) และการประมวลผลภาพ (Image Processing) เพื่อตรวจจับวัตถุที่อยู่ในรูปหรือวิดีโอ เช่น มนุษย์ พืช สัตว์ สิ่งของ และวัตถุอื่นๆ ที่อยู่ในรูปภาพหรือวิดีโอ ซึ่งสามารถเจาะลึกลงไปได้อีกหลายแขนง เช่น การตรวจจับรถยนต์ การตรวจจับสิ่งกีดขวาง การตรวจจับคนเดินผ่าน

เป็นต้น โดยหลักการ สามารถทำได้หลายวิธี ที่นิยมได้แก่ การวาดกล่องรอบวัตถุ (Bounding Box) ดังรูปที่ 2.13 และการถมสีให้ทุก Pixel ของวัตถุนั้น (Segmentation) ดังรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.13 การตรวจจับรูปภาพด้วยวิธีการวาดกล่องสี่เหลี่ยมรอบวัตถุ
ที่มา : https://www.researchgate.net/figure/Object-detection-in-a-dense-scene_fig4_329217107



รูปที่ 2.14 การตรวจจับรูปภาพด้วยวิธีการถมสีให้ทุก Pixel ของวัตถุนั้น
ที่มา : https://www.researchgate.net/figure/Example-of-2D-semantic-segmentation-Top-input-image-Bottom-prediction_fig3_326875064

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.8 การจดจำวัตถุ (Object Recognition)

คือ กระบวนการในการจำแนกและตรวจจับวัตถุภายในภาพหรือวิดีโอ โดยอาศัยการสอนระบบด้วยกระบวนการเรียนรู้เชิงลึกและโครงข่ายประสาทเทียม ในการวิเคราะห์ภาพในแต่ละเฟรมแล้วนำไปใช้เปรียบเทียบกับชุดข้อมูลที่ได้ระบุวัตถุชนิดเดียวกันและคนละชนิดไว้ในจำนวนมาก ซึ่งทั้งสองชนิดจะถูกนำมาใช้เพื่อฝึกสอนระบบให้ระบบสามารถทำการคาดเดาชนิดของวัตถุที่ปรากฏอยู่บนภาพหรือวิดีโอได้ ซึ่งความสามารถดังกล่าวสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในงานได้หลากหลายรูปแบบ เช่น การตรวจจับคนเดินข้ามถนน การตรวจจับการเคลื่อนไหวของร่างกาย เป็นต้น

2.9 กระบวนการสอนระบบการรู้จำวัตถุ

ในงานวิจัยอาศัยระบบการรู้จำวัตถุ YOLO (You Only Look Once) ซึ่งถูกพัฒนาโดย Redmon, Divvala, Girshick & Farhadi (2015) เป็นอัลกอริทึมที่นำแนวความคิดของการทำนายตำแหน่งและขนาดของกล่องมาใช้ในการประมวลผล ถ้ามีรูปของวัตถุที่ได้ทำการเรียนรู้ไว้แล้วอยู่ในเฟรม YOLO จะพยายามสร้างกรอบสี่เหลี่ยมล้อมรอบวัตถุนั้นเอาไว้ โดยหาจุดกึ่งกลางของวัตถุและทำนายชื่อวัตถุรวมถึงความน่าจะเป็นของวัตถุที่ได้ถูกเรียนรู้ด้วย เหมาะกับการประมวลผลภาพแบบ Real Time ได้ทั้งภาพนิ่งจากกล้องหรือวิดีโอ โดยกระบวนการสอนประกอบด้วยขั้นตอนที่จำเป็น 3 ขั้นตอน ซึ่งประกอบด้วย

2.9.1 การถ่ายรูวัตถุเพื่อนำไปใช้ในการสอนระบบหรือสร้างชุดข้อมูล

ภาพถ่ายที่ใช้ในการสอนระบบถูกแบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลัก ได้แก่

1. **ภาพถ่ายเชิงธรรมชาติ** หมายถึง ภาพถ่ายของวัตถุชนิดใดก็ตามที่จะใช้ในการสอนระบบ ที่ไม่ถูกกำหนดเงื่อนไขในการถ่ายล่วงหน้า หรือภาพทั่ว ๆ ไปที่หาได้บนอินเทอร์เน็ตก็นับรวมเป็นภาพถ่ายเชิงธรรมชาติ

2. **ภาพถ่ายเชิงสังเคราะห์** หมายถึง ภาพถ่ายที่สร้างขึ้นมาเพื่อใช้ในการสอนระบบ โดยมีการควบคุมและกำหนดเงื่อนไขตามผู้ดำเนินการสอนระบบเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ตามที่ต้องการ ซึ่งอาจหมายถึงการคุมตำแหน่งกล่อง ขนาดวัตถุ สิ่งกีดขวาง หรือสภาพแสง เป็นต้น

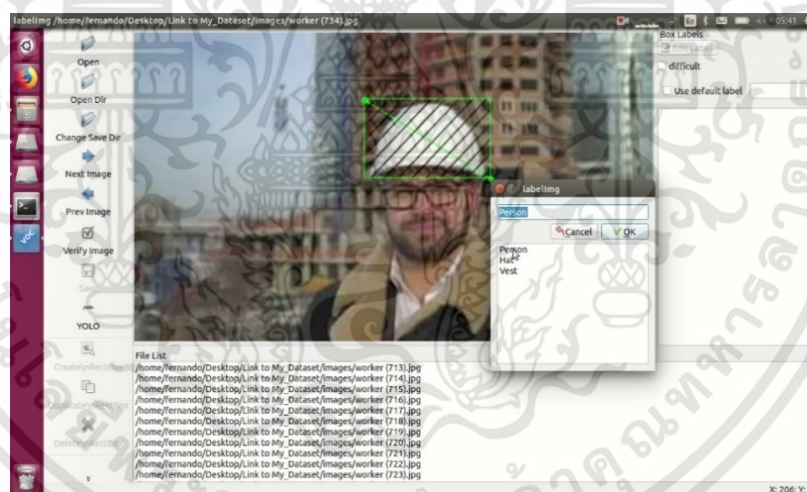
Pinto, Cox & DiCarlo (2008) กล่าวถึงการสร้างชุดข้อมูลโดยใช้ภาพถ่ายเชิงธรรมชาติ แทนที่การสอนโดยภาพถ่ายเชิงสังเคราะห์ เพราะบางครั้งการนำภาพถ่ายเชิงสังเคราะห์มาใช้ในการสร้างชุดข้อมูลแม้จะใช้จำนวนภาพน้อยลงมาก แต่ก็แตกต่างประสิทธิภาพในการใช้งานจริงที่อาจจะไม่ดี

เท่าที่ควร เนื่องจากในสถานการณ์จริงภาพที่ถูกแสดงบนจอแสดงผลผ่านกล้องนั้น แม้จะแสดงภาพของวัตถุเดียวกันแต่ด้วยตำแหน่งการยิง มุมกล้อง สภาพแสง หรือแม้กระทั่งความสูงของผู้ใช้งานระบบก็ส่งผลให้ภาพที่ได้นั้นมีความเปลี่ยนแปลงอย่างไม่มีที่สิ้นสุด

ดังนั้น การเลือกรูปภาพจะขึ้นอยู่กับข้อจำกัดในการใช้งาน ซึ่งจะต้องวางแผนเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพของระบบได้ตามที่ต้องการ

2.9.2 การกำหนดป้ายกำกับให้กับวัตถุบนภาพถ่าย (Image Annotations)

ในการสอนระบบการกำหนดป้ายกำกับนั้นคือติดป้ายบอกระบบว่าวัตถุที่อยู่ใน ขอบเขตที่กำหนดไว้คือวัตถุอะไร เพื่อให้ระบบค้นหาแบบแผนบางอย่างในขอบเขตนั้นๆและเป็นการเพิ่มข้อมูลอภิพันธุ์(Metadata) ให้แก่ภาพนั้นๆซึ่งประกอบด้วยข้อมูลที่จำเป็นต่อการใช้สอนระบบจำนวน 2 ชนิด คือ 1) ชื่อของหมวดหมู่ของวัตถุ 2) พิกัดตำแหน่งของกรอบแสดงขอบเขตของวัตถุ (Bounding box) โดยในขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนที่จำเป็นต้องทำด้วยมือ ในการกำหนดขอบเขตและระบุหมวดหมู่ของภาพทีละภาพ ซึ่งเป็นขั้นตอนที่ใช้ทรัพยากรมนุษย์และเวลามากที่สุดในการสร้างชุดข้อมูล

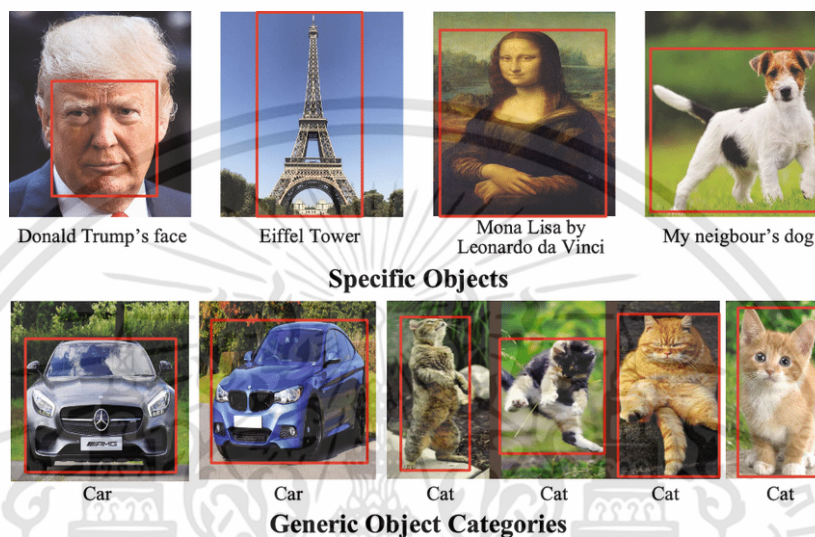


รูปที่ 2.15 แสดงการกำหนดป้ายกำกับให้วัตถุแต่ละหมวดหมู่บนรูปภาพด้วย Labeling

ที่มา : https://www.youtube.com/watch?v=_FC6mr7k694&t=2s

ขั้นตอนนี้ส่งผลต่อประสิทธิภาพในการระบุและตรวจจับวัตถุโดยตรงและต้องจัดทำด้วยความระมัดระวัง เนื่องจากคอมพิวเตอร์ต้องค้นหาแบบแผนบางอย่างภายในขอบเขตที่ถูกกำหนดขึ้น ดังนั้นการกำหนดขอบเขตต้องทำอย่างแม่นยำและคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดเพื่อป้องกันความผิดพลาดในการตรวจจับหรือนำไปสู่ความผิดพลาดในการสอนระบบเช่น กำหนดกรอบ แสดงขอบเขตของวัตถุ ไม่เกิน

ขอบเขตของวัตถุที่ต้องการและไม่กินเข้าไปในส่วนของวัตถุมากเกินไป หรือภาพที่ถ่ายมานั้นเป็นภาพไม่เต็มของวัตถุ หากต้องการจะใช้ภาพดังกล่าวในการสอนระบบควรมีภาพประเภทเดียวกันจำนวนมากใช้ในการสอนระบบด้วยเช่นกัน โดยเครื่องมือกำหนดป้ายกำกับมีหลากหลายให้เลือกใช้ตามความถนัด เช่น LabelMe, Labeling, RectLabel เป็นต้น



รูปที่ 2.16 ภาพแสดงการตรวจจับวัตถุบนภาพถ่ายตามหมวดหมู่ที่กำหนดไว้

ที่มา : https://www.researchgate.net/figure/Object-detection-includes-localizing-instances-of-a-particular-object-top-as-well-as_fig2_336934637

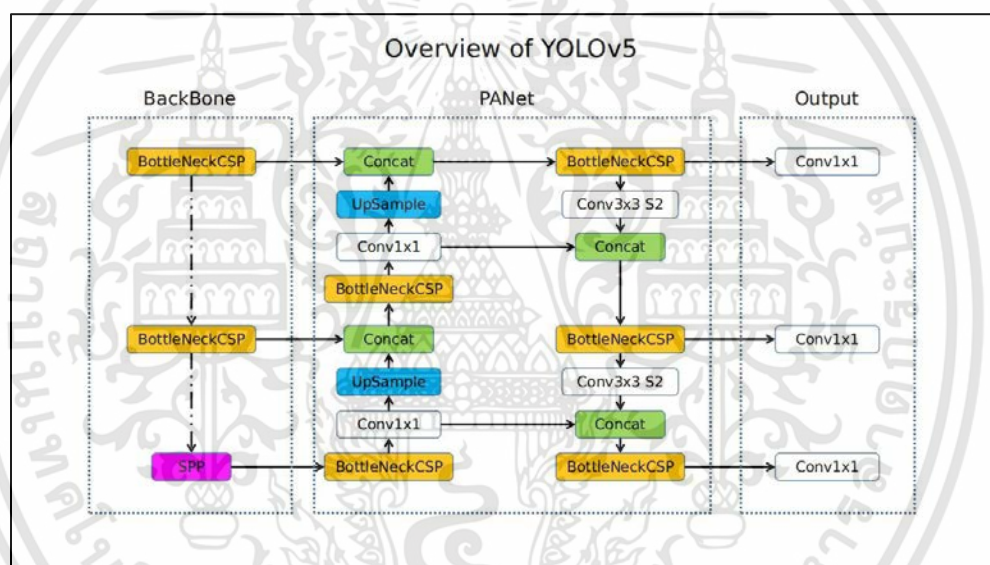
2.9.3 การสร้างชุดข้อมูลบนโครงข่ายประสาทเทียมดาร์คเน็ต

YOLO ถูกพัฒนาขึ้นบนแพลตฟอร์มดาร์คเน็ตซึ่งเป็นเฟรมเวิร์คสำหรับใช้สอนระบบปัญญาประดิษฐ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นในการสร้างชุดข้อมูลขึ้นมาใหม่สำหรับใช้งานบน YOLO จึงจำเป็นต้องทำการสอนผ่านดาร์คเน็ต ก่อนที่จะแปลงไฟล์สกุลดังกล่าวไปเป็นไฟล์สกุลอื่นที่ต้องการ

2.10 อัลกอริทึม YOLOv5

YOLO นี้เป็นสถาปัตยกรรมที่ทาง Ultralytics ได้ออกแบบไว้เพื่อทำ Image Detection ได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพซึ่งถือเป็นจุดเด่นของตัว YOLO ใน ณ ปัจจุบันได้มีการพัฒนาจนมาถึง

Version5 หรือที่ส่วนใหญ่เรียกกันว่า YOLOv5 ซึ่งมีความคล้ายคลึงกับตัว YOLOv4 โดยตัว YOLOv5 เป็นการตรวจจับวัตถุแบบขั้นเดียว (Single State Object Detector) โดยจะมีส่วนสำคัญทั้งหมด 3 ส่วนที่สำคัญได้แก่ แแบ็คโบน (Backbone) โดยใน YOLOv5 จะใช้ซีเอสพี (Cross Stage Partial Network – CSP) เป็นแบ็คโบนซึ่งทำหน้าที่ในการทำประมวลผลแล้วสกัดคุณลักษณะภาพตัวแบบส่วนคอ (Model Neck) เป็นเลเยอร์ที่อยู่ระหว่างแบ็คโบนและหัวที่ใช้ในการสกัดฝังคุณลักษณะต่างๆของสถานะ (State) ที่ต่างกันภายในแบ็คโบน ซึ่งช่วยในการจัดการกับภาพที่มีสเกลของภาพที่ต่างกันได้ดีมากยิ่งขึ้น เช่น พีเจอร์พีรามิดเน็ตเวิร์ค (Feature Pyramid Network) ตัวแบบส่วนหัว (Model Head) เป็นส่วนสุดท้ายที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุและใช้ในการทำนายภาพในกล่องล้อมรอบ (Bounding Box) รวมถึงใช้ในการคำนวณค่าความมั่นใจ (Confidence Score)



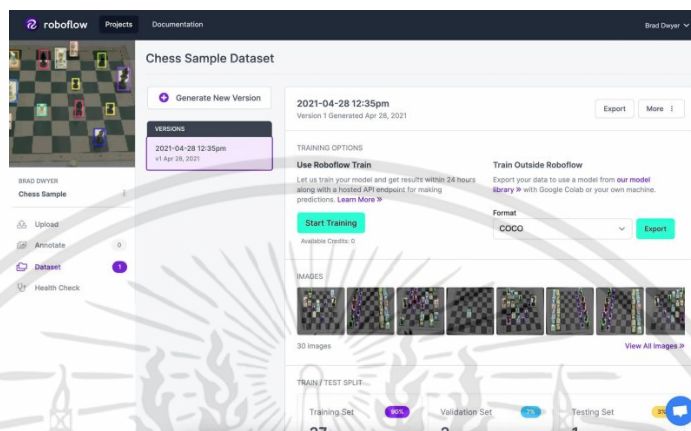
รูปที่ 2.17 โครงสร้างการทำงานของ YOLOv5

ที่มา : <https://github.com/ultralytics/yolov5/issues/280>

2.11 Roboflow

Roboflow เป็นสตาร์ทอัพที่ให้บริการเครื่องมือสำหรับการระบุประเภทข้อมูล(Data Labeling) ที่เราสามารถแบ่งงานกับคนในทีมเพื่อเตรียมชุดข้อมูล(Dataset)ของงานในกลุ่ม Computer vision ได้พร้อมกันหลายคน(collaborative) นอกจากนี้มีพีเจอร์ในการทำงานร่วมกันแล้ว roboflow ยังมีพีเจอร์ในการเพิ่มปริมาณข้อมูลภาพสอน(Data augmentation) และเครื่องมือที่ใช้ส่งออกชุดข้อมูลยังมีความสะดวกใช้งานได้ง่าย เพราะทีมนักพัฒนาคิดทั้งหมดมาให้เราแล้วอีกด้วย โดยตัวโปรแกรมสามารถเลือก

ประเภทของงานที่เราจะทำได้เช่น งานจำแนกรูปภาพ(Image Classification), งานตรวจจับวัตถุ(Object detection) เป็นต้น จากนั้นนำรูปภาพของเราใส่เข้าไปแล้วทำการแบ่งชุดข้อมูลสำหรับการฝึกฝน ตรวจสอบและทดสอบข้อมูล แล้วเลือกรูปแบบที่เราต้องการนำไปใช้



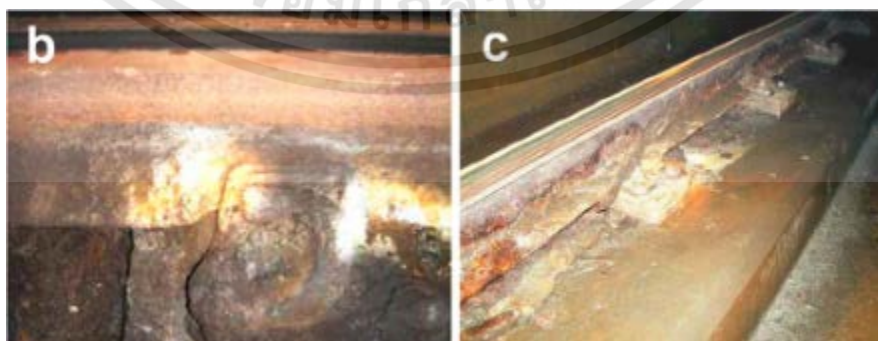
รูปที่ 2.18 ตัวอย่างหน้าต่างโปรแกรม Roboflow

ที่มา : <https://venturebeat.com/2021/09/16/computer-vision-dev-platform-roboflow-raises-20m/>

2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.10.1 การกัดกร่อนของรางรถไฟและวิธีการป้องกัน (Corrosion of rail tracks and their protection)

เป็นงานวิจัยเกี่ยวกับการกัดกร่อนของรางรถไฟที่ทำให้รางรถไฟเสื่อมสภาพการใช้งาน รวมทั้งวิธีการป้องกันสนิมด้วยการเคลือบผิวหรือการปรับเปลี่ยนพื้นผิวเพื่อลดการกัดกร่อนในปัจจุบันนั้นมี กลไกรูปแบบที่ไม่ดีเท่าที่ควร จึงได้เสนอแนวคิดวิธีการป้องกันการกัดกร่อนที่เกิดขึ้น



รูปที่ 2.19 แสดงถึงการกัดกร่อนบริเวณคลิปีตรางรถไฟและบริเวณรางรถไฟ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 2.19 จะเห็นได้ว่าการกักต้อนที่เกิดขึ้นนั้น ทำให้เนื้อโลหะบางส่วนกลายเป็นสนิม ซึ่งเป็นสิ่งที่เกิดขึ้นได้ง่ายแต่หลายคนมองข้ามถึงปัญหาที่อาจจะเกิดขึ้นตามมา เพราะเนื้อโลหะที่เกิดสนิม จะส่งผลกระทบต่ออายุและสภาพการใช้งานของชิ้นส่วนอุปกรณ์ ทำให้ชิ้นส่วนนั้นไม่สามารถรับแรงกระแทกหรือแรงสั่นสะเทือนได้เท่าที่ควรจะเป็น ซึ่งอาจเป็นสาเหตุทำให้เกิดอุบัติเหตุขึ้นได้ อีกทั้งวิธีการเคลือบผิวโลหะ เพื่อป้องกันสนิมนั้นเป็นวิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลายแต่มีจุดอ่อนตรงกลไกวิธีในการเคลือบผิว ทำให้ไม่สามารถป้องกันการเกิดสนิมได้เท่าที่ควรจะเป็น โดยได้มีการเสนอแนวคิดวิธีการป้องกันดังต่อไปนี้

1. พัฒนาเทคโนโลยีการเคลือบผิว การเคลือบผิวเป็นหนึ่งในเทคโนโลยีที่สำคัญที่สุดในการป้องกันการกัดกร่อนของอุตสาหกรรมรถไฟ เมื่อพิจารณาถึงสภาพแวดล้อมที่หลากหลายและซับซ้อน สารเคลือบผิวจะต้องมีคุณสมบัติทั้งความต้านทานการกัดกร่อนสูงและทนต่อการเสียดสีควบคู่กันไปอีกทั้งยังต้องใช้ได้ในระยะยาว เมื่อเร็ว ๆ นี้ได้มีการพัฒนาระบบการเคลือบผิวกราฟฟิติที่เกิดจากการนำไพโรเมอร์ที่ทนทานต่อการกัดกร่อนมารวมกันหลายชั้น มีคุณสมบัติในการยึดเกาะ ความแข็งและความยืดหยุ่นเป็นอย่างดี

2. พัฒนาเทคโนโลยีการปรับเปลี่ยนพื้นผิว เป็นการพ่นความร้อนและหุ้มเนื้อเหล็กด้วยเลเซอร์ เพื่อส่งเสริมประสิทธิภาพการทำงานของวัสดุและการป้องกันความล้าของพื้นผิวรางแต่จะส่งผลเสียดต่คุณสมบัติทางกล ทำให้ความแข็งแรงหรือความเหนียวลดลง ในปัจจุบันจึงได้มีการพัฒนาการหุ้มฉนวนด้วยเลเซอร์แบบไฮบริด ที่สามารถเพิ่มความทนทานต่อการแตกหักและไม่เสียคุณสมบัติทางกล อีกทั้งยังสามารถนำมาใช้ในการชุบแข็งและซ่อมแซมรางได้อีกด้วย แต่เนื่องจากยังไม่ได้มีการประเมินการใช้งานจริงออกมา และต้นทุนยังไม่ได้มีการชี้แจง เทคโนโลยีนี้ยังไม่สามารถนำออกมาใช้ได้อย่างกว้างขวาง

3. พัฒนาเหล็กรางแบบใหม่ วัสดุรางแบบดั้งเดิมประกอบด้วยคาร์บอนสูงและแมงกานีส แต่ด้วยปริมาณคาร์บอนสูงทำให้ส่งผลเสียดต่อความต้านทานการกัดกร่อน จึงได้มีการวิจัยเกี่ยวกับเหล็กรางแบบใหม่ในอนาคตที่สามารถทนทานต่อการกัดกร่อน มีความแข็งแรงสูง ทนต่อความล้าและมีอายุการใช้งานระยะยาว

จากข้อมูลของงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าสนิมที่เกิดขึ้นจากการกัดกร่อนบนชิ้นส่วนยึดเหนี่ยวรางรถไฟมีผลกระทบต่อความปลอดภัยในการใช้งานรางรถไฟ จึงแสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการตรวจสอบสนิมที่เกิดขึ้นบนชิ้นส่วนยึดเหนี่ยวรางรถไฟ

2.10.2 การใช้ YOLOv5 มาช่วยในงานซ่อมบำรุง (Augmented Reality Maintenance Assistant Using YOLOv5)



รูปที่ 2.20 ตัวอย่างการตรวจจับวัตถุบนภาพทดสอบเมื่อขึ้นส่วนอุปกรณ์ถูกตรวจพบ

เป็นงานวิจัยของ Ana Malta, Mateus Mendes และ Torres Farinha ได้ศึกษาเกี่ยวกับการนำตัวโปรแกรมโครงข่ายประสาทเทียมมาช่วยในงานซ่อมบำรุงเช่น ชิ้นส่วนในเครื่องยนต์รถยนต์และอุปกรณ์อื่นๆ เป็นต้น โดยผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในการจำแนกชิ้นส่วนเครื่องยนต์ระหว่างตัวแบบ YOLOv5s และ YOLOv5m ซึ่งในการวิจัยนี้ได้ทำการฝึกสอนตัวแบบตรวจจับชิ้นส่วนเครื่องยนต์ด้วยรูปภาพชิ้นส่วนเครื่องยนต์ทั้งสิ้น 582 ภาพโดยแบ่งคลาสออกเป็น 8 คลาสได้แก่ แบตเตอรี่ ตัวกรองอากาศ กระจุกพวงมาลัยเพาเวอร์ อ่างเก็บน้ำมันเครื่อง อ่างเก็บน้ำหล่อเย็น กระจุกน้ำมันเบรก ถังเก็บน้ำปัดน้ำฝน ก้านวัดน้ำมันเครื่อง จากการทดลองพบว่าตัวแบบ YOLOv5m สามารถระบุชิ้นส่วนเครื่องยนต์ต่างๆ มีค่า Precision เท่ากับ 0.985 และมีค่า Recall เท่ากับ 0.994 ซึ่งมากกว่าตัวแบบ YOLOv5s ที่มีค่า Precision เท่ากับ 0.975 และมีค่า Recall เท่ากับ 0.992

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงาน

3.1 บทนำ

หลังจากการกำหนดวัตถุประสงค์ในการดำเนินงาน ขอบเขตของการศึกษา และศึกษาหาความรู้จากทฤษฎีที่เกี่ยวข้องหรืองานวิจัยที่เกี่ยวข้องแล้ว จะทำการเลือกทฤษฎีหรือโปรแกรมการทำงานที่เคยมีอยู่ก่อนหน้ามา โดยมีความใกล้เคียงหรือไปในแนวทางเดียวกัน เพื่อนำมาศึกษา ตรวจสอบ ประยุกต์ และนำมาต่อยอดใช้กับรูปแบบของงานผู้วิจัย เพื่อให้ได้จุดประสงค์และขอบเขตที่เหมาะสมกับงานวิจัยเล่มนี้

3.2 การศึกษาและตรวจสอบการทำงานของโปรแกรม

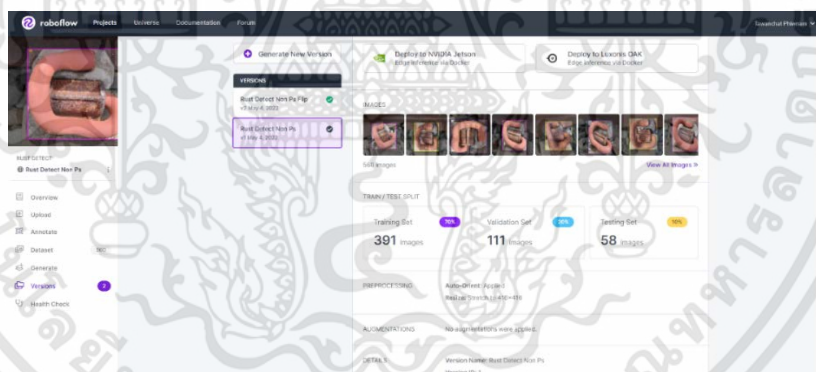
ปริญญานิพนธ์นี้ใช้การตรวจจับวัตถุ มาเป็นฐานข้อมูลในการเรียนรู้ของเครื่องจักรเพื่อนำมาเปรียบเทียบและสร้างรูปแบบเพื่อนำไปใช้ในการตรวจสอบกับตัวทดสอบ ซึ่งตัวคำสั่ง Python Code ที่นำมาใช้จะเป็น การสร้างและการฝึกแบบจำลองโดยใช้อัลกอริทึม YOLOv5 จากช่องทาง roboflow นำมาประยุกต์ใช้เพื่อสร้างคำสั่งการเรียนรู้ขึ้นมา

การทำงานของคำสั่งอยู่บนพื้นฐานของการฝึกแบบจำลองโดยใช้อัลกอริทึม YOLOv5 บน Google Colab โดยการนำชุดข้อมูลที่ถูกเตรียมมาแล้วจาก roboflow มาใส่ในโปรแกรมทำให้เกิดการดึงข้อมูลภาพมาประมวลผล และมีการแสดงผลค่าความเที่ยงตรง (Precision) ค่าความไว (Recall) และค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ย (Average Precision) ออกมาเป็นตัวเลขและกราฟ และผลที่ออกมาจากการนำรูปภาพไปวิเคราะห์จะได้ค่าออกเป็นค่าความใกล้เคียงว่าเบี่ยงเบนไปทางใดมากกว่าและทำนายมาเป็นคำตอบ

3.3 การเตรียมข้อมูล

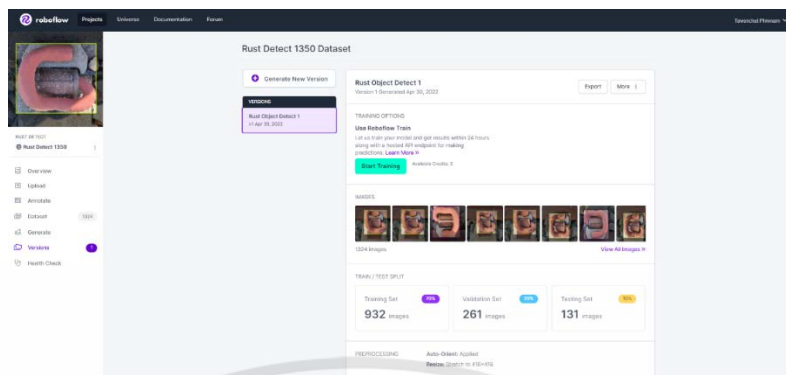
ขอบเขตของงานวิจัยต้องการสร้างโปรแกรมที่แบ่งแยกคลิปอีตรางตัวอีในชิ้นส่วนอีตเห็นยวรางได้ เป็น มีสนิม (Rust) ไม่มีสนิม (No-rust) และ มีสนิมมากจนอาจเกิดความเสียหายกับเนื้อโลหะ (Danger-rust) โดยชุดข้อมูลจะแบ่งเป็นทั้ง 3 ส่วนเท่าๆกัน และจะนำไปใช้ในรูปแบบ 70-20-10 คือสำหรับฝึกโปรแกรม 70 % สำหรับตรวจสอบ 20 % และสำหรับทดสอบ 10 % โดยชุดข้อมูลที่ใช้ทางผู้จัดทำได้ทำ มาเป็น 2 ชุดข้อมูล เนื่องจากชุดข้อมูลที่ 1 มีจำนวนน้อยและไม่สามารถหารูปจากสถานที่จริงเพิ่มเติม จึง ทำการใช้โปรแกรม Photoshop ในการสร้างชุดข้อมูลเพิ่ม และนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพจากการ ใช้ชุดข้อมูลทั้งสองชุดว่าสามารถนำไปใช้ได้จริง

3.3.1 ชุดข้อมูลที่ 1 ภาพที่มาจากภาพถ่ายรูปจากสถานที่จริงระหว่าง สถานีรถไฟหัวตะเข้ ถึง สถานีรถไฟลาดกระบัง เป็นจำนวนรวม 560 รูป แบ่งเป็น ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกโปรแกรม 391 รูป ชุด ข้อมูลสำหรับตรวจสอบ 111 รูป และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ 58 รูป โดยที่รูปภาพที่ใช้เป็นฐานข้อมูลจะ ถ่ายจากมุมมองหลายมุมที่ต่างกันเพื่อสร้างการเรียนรู้หลายรูปแบบให้เครื่องจักรมีความสามารถในการ จำแนกได้สูง



รูปที่ 3.1 หน้าต่างโปรแกรม Roboflow ของชุดข้อมูลกรณีที่ 1

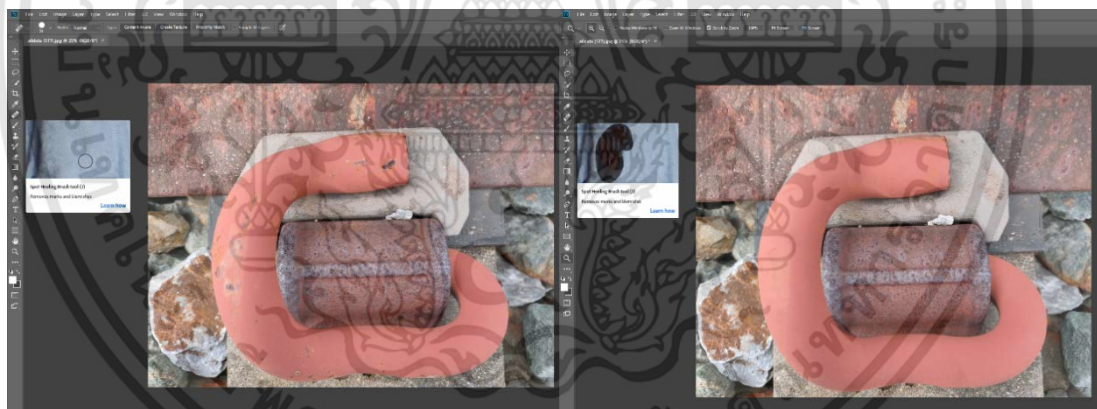
3.3.2 ชุดข้อมูลที่ 2 การนำชุดข้อมูลเดิมจากชุดข้อมูลที่ 1 มารวมกับการแต่งรูปภาพด้วยโปรแกรม Photoshop ทำให้ได้รูปจำนวนมากขึ้นเพื่อนำมาใช้ในการฝึกโปรแกรม เป็นจำนวนรวม 1324 รูป แบ่งเป็น ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกโปรแกรม 932 รูป ชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบ 261 รูป และชุดข้อมูล สำหรับทดสอบ 131 รูป



รูปที่ 3.2 หน้าต่างโปรแกรม Roboflow ของชุดข้อมูลกรณีนี้ 2

การใช้โปรแกรม Photoshop ทางผู้จัดทำได้ใช้คำสั่งหลัก 2 คำสั่งดังนี้

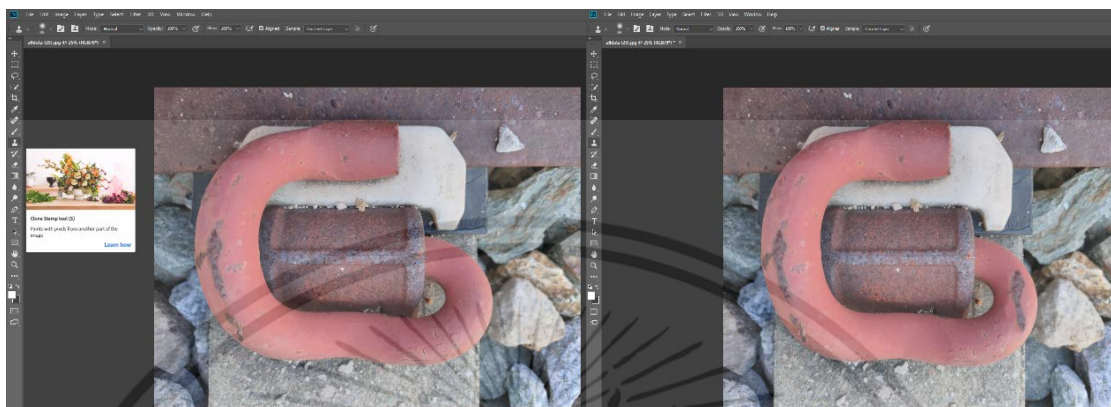
1. **Spot Healing Brush** เป็นการระบายที่จุดที่ต้องการจะแก้ไข โดยเมื่อระบายเพื่อเลือกพื้นที่แล้วโปรแกรมจะทำการจำลองสีจากรอบพื้นที่ที่ถูกระบายมาแทนที่ ช่วยให้จุดเล็กน้อยบนพื้นผิวถูกทำให้เนียนเป็นเนื้อเดียวกัน



รูปที่ 3.3 แสดงถึงภาพก่อนและหลังการใช้ Spot Healing Brush บน Photoshop

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. Clone Stamp เป็นการเลือกจุดพื้นที่ เพื่อนำไประบายใส่เพิ่มในอีกพื้นที่หนึ่งแทน ช่วย
ให้ภาพเกิดความแตกต่างจากเดิมและเพิ่มรอยในลักษณะตามที่ต้องการ



รูปที่ 3.4 แสดงถึงภาพก่อนและหลังการใช้ Clone Stamp บน Photoshop

โดยที่แต่ละคลาสจะมีความแตกต่างดังนี้

1. คลาสแรก No-rust บนพื้นผิวของคลิปจะไม่มีรอยลอกของสีเคลือบกันสนิมอยู่เลยหรือมีเพียงเล็กน้อย
2. คลาสสอง Rust บนพื้นผิวมีบางส่วนที่สีเคลือบกันสนิมหลุดและเริ่มมีการก่อตัวชั้นของสนิม
3. คลาสสาม Danger-rust สีเคลือบกันสนิมหลุดลอกออกหมด เห็นได้ถึงสีและลักษณะของสนิมที่ก่อตัวขึ้นทั่วคลิป



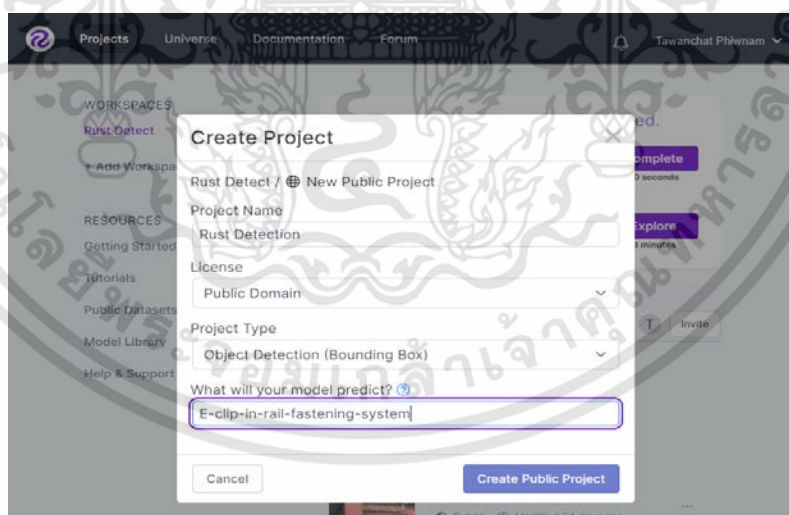
รูปที่ 3.5 แสดงถึงความแตกต่างของแต่ละคลาส No-rust, Rust และ Danger-rust ตามลำดับ

3.4 การสร้างและการฝึกแบบจำลอง

ปริญญานิพนธ์นี้จะทำการสร้างชุดข้อมูล โดยทำการสร้างกรอบสี่เหลี่ยม (Bounding Box) คลุมคลิปปี้ดราจตัวอี เพื่อแบ่งแยกประเภทของแต่ละรูปเป็นไปตามแต่ละคลาส คือ Rust, No-rust และ Danger-rust บนเว็บไซต์ roboflow และนำสู่การฝึกแบบจำลองโดยใช้อัลกอริทึม YOLOv5 บน Google Colab โดยเลือกใช้ Library Pytorch โดยการนำชุดข้อมูลที่ถูกเตรียมมาแล้วจาก roboflow มาใส่ในโปรแกรมทำให้เกิดการดึงข้อมูลภาพมาประมวลผล ซึ่งจากรูปภาพนำเข้าจะถูกย่อขนาดเป็น 416 x 416 พิกเซล โดยตัวโปรแกรมถูกกำหนดเทรชโฮลด์ (Threshold) เท่ากับ 0.2 และค่า IoU เท่ากับ 0.5 ทำการฝึกสอนทั้งหมด 200 อีพอคซ์ (Epochs) โดยโปรแกรมจะทำการฝึกสอนกับชุดข้อมูลทดสอบ (Validation) และได้ค่าออกมาเปรียบเทียบกับแต่ละอีพอคซ์ เพื่อเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุด โดยวัดจากค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ย (Average Precision) ของข้อมูลชุดทดสอบ

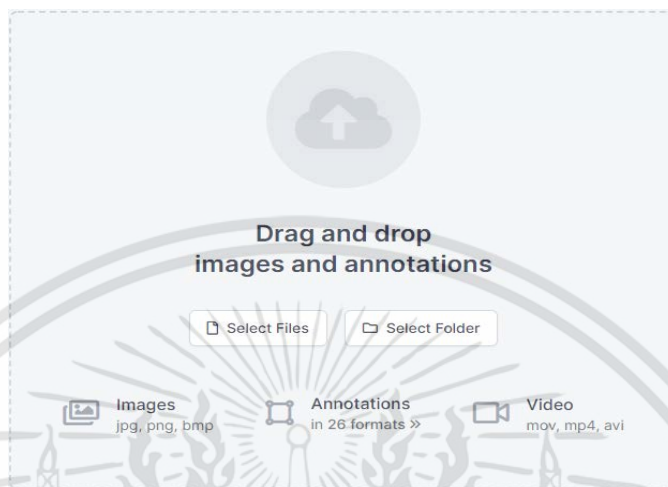
3.4.1 กระบวนการใช้งานเว็บไซต์ roboflow

1. การลงทะเบียนและสร้างโปรเจกต์สำหรับการทำงาน เริ่มการใช้เว็บไซต์โดยการลงทะเบียนด้วย e-mail และทำการสร้างโปรเจกต์ใหม่ตั้งชื่อและเลือกการดำเนินงานทางคอมพิวเตอร์เป็น object detection โดยช่องทาง <https://app.roboflow.com/>



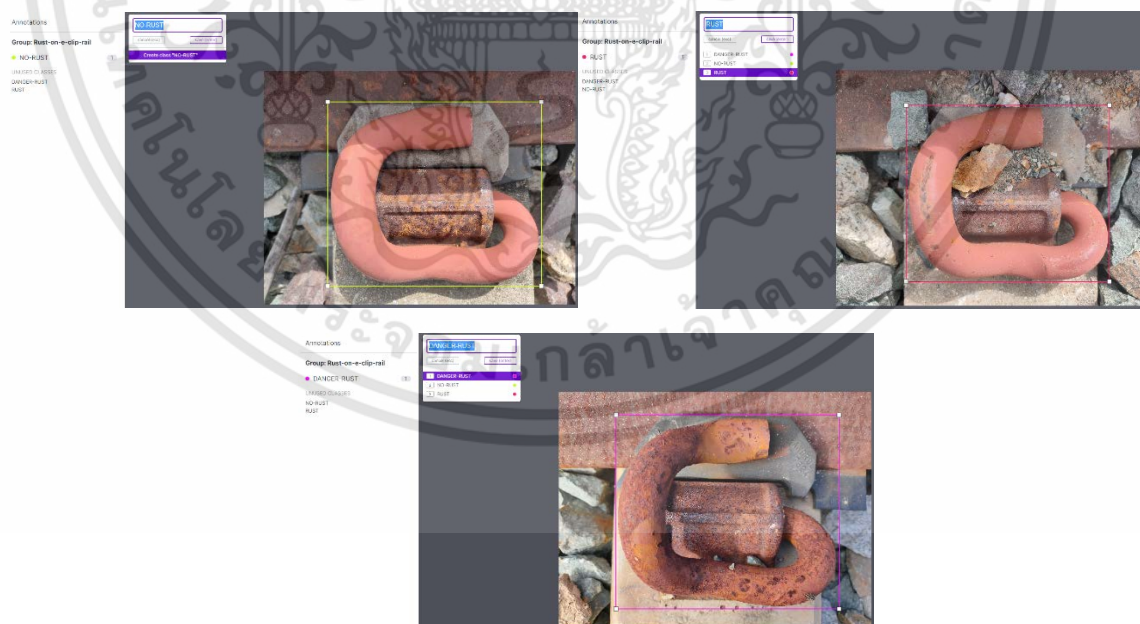
รูปที่ 3.6 หน้าต่างเว็บไซต์ roboflow การสร้างโปรเจกต์ใหม่

2. การนำเข้ารูปภาพ ทำการอัปโหลดรูปภาพจากอุปกรณ์สู่เว็บไซต์ Roboflow เพื่อสร้างชุดข้อมูล



รูปที่ 3.7 หน้าต่างเว็บไซต์ roboflow การสร้างนำเข้ารูปภาพ

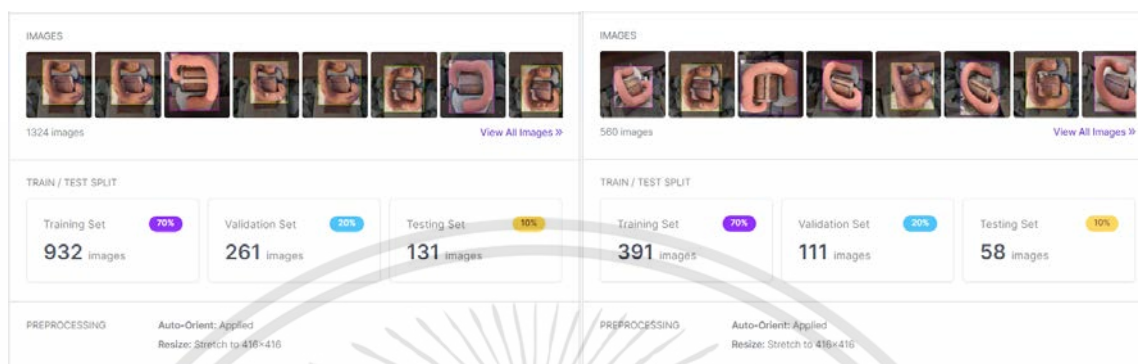
3. การสร้างกรอบ Bounding Box ทำการสร้างกรอบกำกับภาพ เพื่อแบ่งประเภทของคลิปตามแต่ละคลาส No-rust, Rust และ Danger-rust



รูปที่ 3.8 แสดงถึงการสร้างกรอบ Bounding Box บน roboflow ของแต่ละคลาส No-rust, Rust และ Danger-rust ตามลำดับ

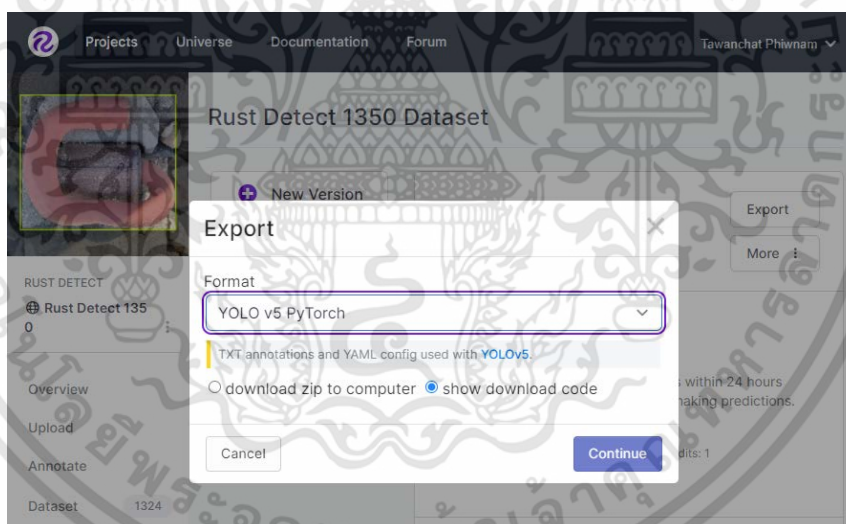
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. Split รูปภาพ แบ่งรูปภาพออกเป็น 3 ส่วน คือ ชุดข้อมูลสำหรับฝึก 70 %, ชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบ 20 % และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ 10 %



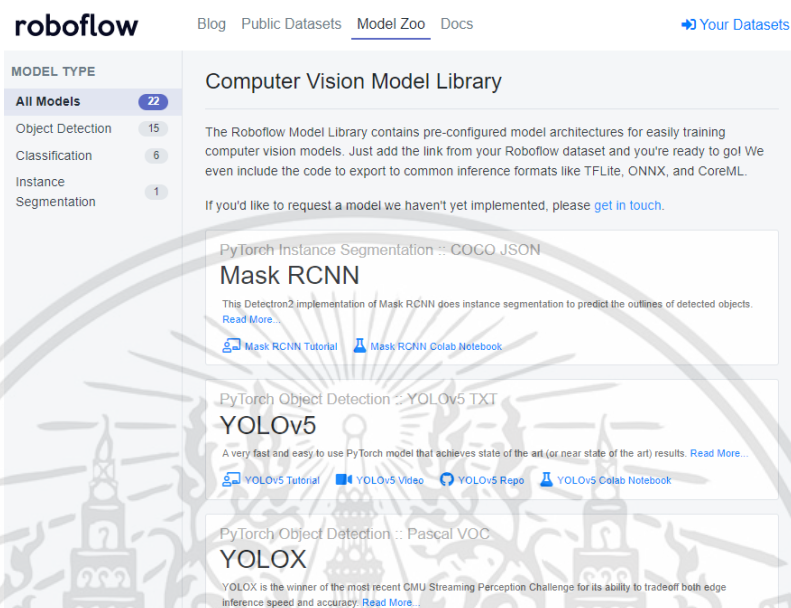
รูปที่ 3.9 หน้าต่างเว็บไซต์ roboflow การแบ่งรูปภาพของชุดข้อมูลที่ 1 (ซ้าย) และชุดข้อมูลที่ 2 (ขวา)

5. Export ชุดข้อมูล เลือกอัลกอริทึม YOLOv5 โดยเลือกใช้ Library Pytorch



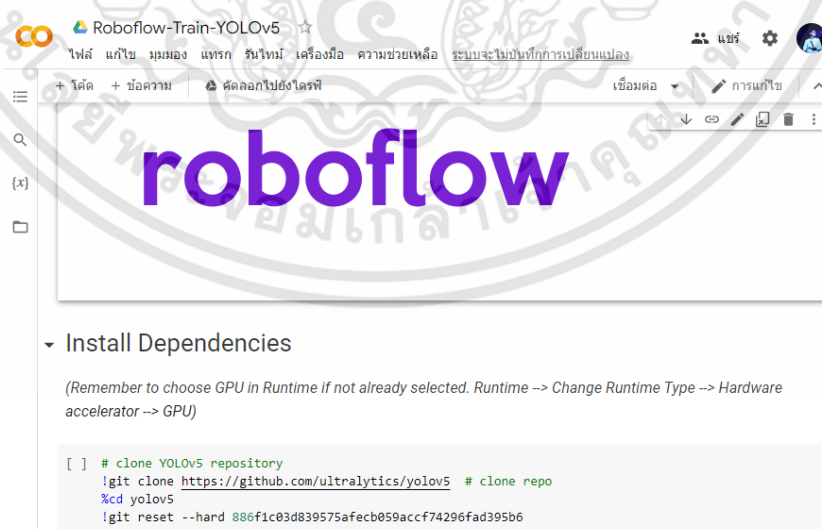
รูปที่ 3.10 หน้าต่างเว็บไซต์ roboflow การนำออกชุดข้อมูล

6. เลือก Model เลือกโมเดลจาก <https://models.roboflow.com/> ในการทำงานนี้จะเลือกเป็น YOLOv5 เพื่อใช้งานบน Google Colab



รูปที่ 3.11 หน้าต่างเว็บไซต์ model.roboflow

7. นำเข้าข้อมูลเพื่อฝึกโมเดล นำเข้าชุดข้อมูลที่มาจาก Roboflow โดยจาก Download code และนำมาใส่ในโมเดลเพื่อทำการฝึกสอน



รูปที่ 3.12 หน้าต่างเว็บไซต์ Google colab โมเดล Yolov5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

8. ผลลัพธ์ของการฝึกโมเดล ผลลัพธ์จะได้ค่าของ Precision Recall และ Average precision และกราฟเปรียบเทียบค่าต่างๆกับค่าของแต่ละอีพอคซ์

3.5 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองสำหรับการจัดคลาส (Class) นั้นตามปกติมีค่าที่พิจารณาอยู่ 4 ค่า ได้แก่

1. True Positive (TP) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายตรงกับข้อมูลจริงในคลาสที่กำลังพิจารณา
2. True Negative (TN) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายตรงกับข้อมูลจริงในคลาสที่ไม่ได้กำลังพิจารณา
3. False Positive (FP) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายผิดเป็นคลาสที่กำลังพิจารณา
4. False Negative (FN) คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายผิดเป็นคลาสที่ไม่ได้กำลังพิจารณา

ในงานวิจัยนี้จะประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยกันทั้งหมด 3 ค่า ได้แก่

1. การวัดค่าความเที่ยงตรง (Precision) เป็นค่าที่ได้จากค่าที่แบบจำลองทำนายตรงกับคลาสที่กำลังพิจารณาเทียบกับค่าที่แบบจำลองทำนายว่าเป็นคลาสที่กำลังพิจารณาทั้งถูกต้องและผิด

2. การวัดค่าความไว (Sensitivity หรือ Recall) เป็นค่าที่ได้จากค่าที่แบบจำลองทำนายตรงกับคลาสที่กำลังพิจารณาถูกต้องเทียบกับค่าที่แบบจำลองทำนายเป็นคลาสที่กำลังพิจารณาถูกต้องรวมกับการทำนายผิดเป็นคลาสที่ไม่ได้กำลังพิจารณา

3. การวัดค่าคะแนน F1 (F1-Score) เป็นค่าเฉลี่ยแบบฮาร์โมนิกระหว่างความเที่ยงตรงกับค่าความไว โดยมีสูตรคำนวณดังต่อไปนี้

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3-1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3-2)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3-3)$$

บทที่ 4

ผลการดำเนินงาน

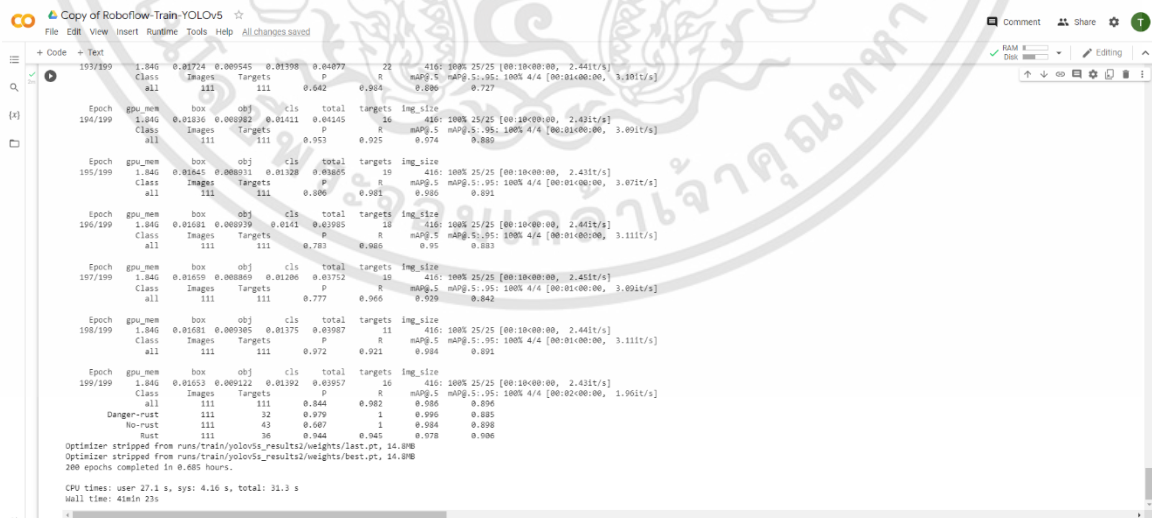
4.1 บทนำ

หลังจากศึกษาถึงวิธีการฝึกสอนแบบจำลองผ่านอัลกอริทึม YOLOv5 ใน Google Colab บทนี้จะกล่าวถึงผลที่ได้จากการดำเนินงาน ผลลัพธ์ของการทดสอบแบบจำลอง กราฟที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเที่ยงตรง ค่าความไว และค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ยเทียบกับจำนวนอีพอคซ์ในการฝึกสอน และตัวอย่างรูปที่ได้จากการทดสอบการทำนายผลของโปรแกรม

4.2 ผลลัพธ์จากการฝึกสอนและทดสอบแบบจำลอง

จากที่ทางผู้จัดทำได้ทำชุดข้อมูลออกมาเป็น 2 ชุดข้อมูล จะทำให้ได้ผลการตรวจสอบ 2 กรณี เพื่อนำมาเปรียบเทียบจากชุดข้อมูลที่ไม่ผ่านการใช้ Photoshop และชุดข้อมูลที่ผ่านการ Photoshop ที่จะแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างของค่าที่ได้จากโปรแกรมเพื่อนำไปพิจารณา

4.2.1 ผลการทดสอบจากชุดข้อมูลที่ 1



```
Copy of Roboflow-Train-YOLOv5
File Edit View Insert Runtime Tools Help All changes saved
Code + Text
Comment Share
RAM 1.5 GB
Disk 1.5 GB
Editing
197/199 1.846 0.01724 0.009545 0.01398 0.04077 22 416: 100% 25/25 [00:10:00:00, 2.441t/s]
Class Images Targets p R mAP@.5 mAP@.5:0.95: 100% 4/4 [00:01:00:00, 3.101t/s]
all 111 111 0.642 0.804 0.727
Epoch gpu_mem box obj cls total targets img_size
194/199 1.846 0.01536 0.009392 0.01411 0.04145 26 416: 100% 25/25 [00:10:00:00, 2.431t/s]
Class Images Targets p R mAP@.5 mAP@.5:0.95: 100% 4/4 [00:01:00:00, 3.091t/s]
all 111 111 0.953 0.925 0.974 0.880
Epoch gpu_mem box obj cls total targets img_size
195/199 1.846 0.01645 0.008911 0.01328 0.03865 19 416: 100% 25/25 [00:10:00:00, 2.431t/s]
Class Images Targets p R mAP@.5 mAP@.5:0.95: 100% 4/4 [00:01:00:00, 3.071t/s]
all 111 111 0.800 0.901 0.906 0.891
Epoch gpu_mem box obj cls total targets img_size
196/199 1.846 0.01081 0.009239 0.0141 0.03985 18 416: 100% 25/25 [00:10:00:00, 2.441t/s]
Class Images Targets p R mAP@.5 mAP@.5:0.95: 100% 4/4 [00:01:00:00, 3.111t/s]
all 111 111 0.783 0.986 0.95
Epoch gpu_mem box obj cls total targets img_size
197/199 1.846 0.01659 0.008869 0.01206 0.03752 18 416: 100% 25/25 [00:10:00:00, 2.451t/s]
Class Images Targets p R mAP@.5 mAP@.5:0.95: 100% 4/4 [00:01:00:00, 3.091t/s]
all 111 111 0.777 0.966 0.929 0.842
Epoch gpu_mem box obj cls total targets img_size
198/199 1.846 0.01681 0.009285 0.01375 0.03667 11 416: 100% 25/25 [00:10:00:00, 2.441t/s]
Class Images Targets p R mAP@.5 mAP@.5:0.95: 100% 4/4 [00:01:00:00, 3.111t/s]
all 111 111 0.972 0.921 0.984 0.891
Epoch gpu_mem box obj cls total targets img_size
199/199 1.846 0.01693 0.009122 0.01392 0.03957 16 416: 100% 25/25 [00:10:00:00, 2.431t/s]
Class Images Targets p R mAP@.5 mAP@.5:0.95: 100% 4/4 [00:02:00:00, 1.961t/s]
all 111 111 0.844 0.982 0.985 0.896
Danger-rust 111 32 0.979 1 0.996 0.885
No-rust 111 49 0.007 1 0.984 0.998
rust 111 36 0.044 0.045 0.078 0.986
Optimizer stripped from runs/train/yolov5_results/weights/last.pt, 16.0MB
Optimizer stripped from runs/train/yolov5_results/weights/best.pt, 16.0MB
200 epochs completed in 0.685 hours.
CPU times: user 27.1 s, sys: 4.16 s, total: 31.3 s
Wall time: 41min 23s
```

รูปที่ 4.1 แสดงผลลัพธ์ของการฝึกสอนแบบจำลองของข้อมูลชุดที่ 1

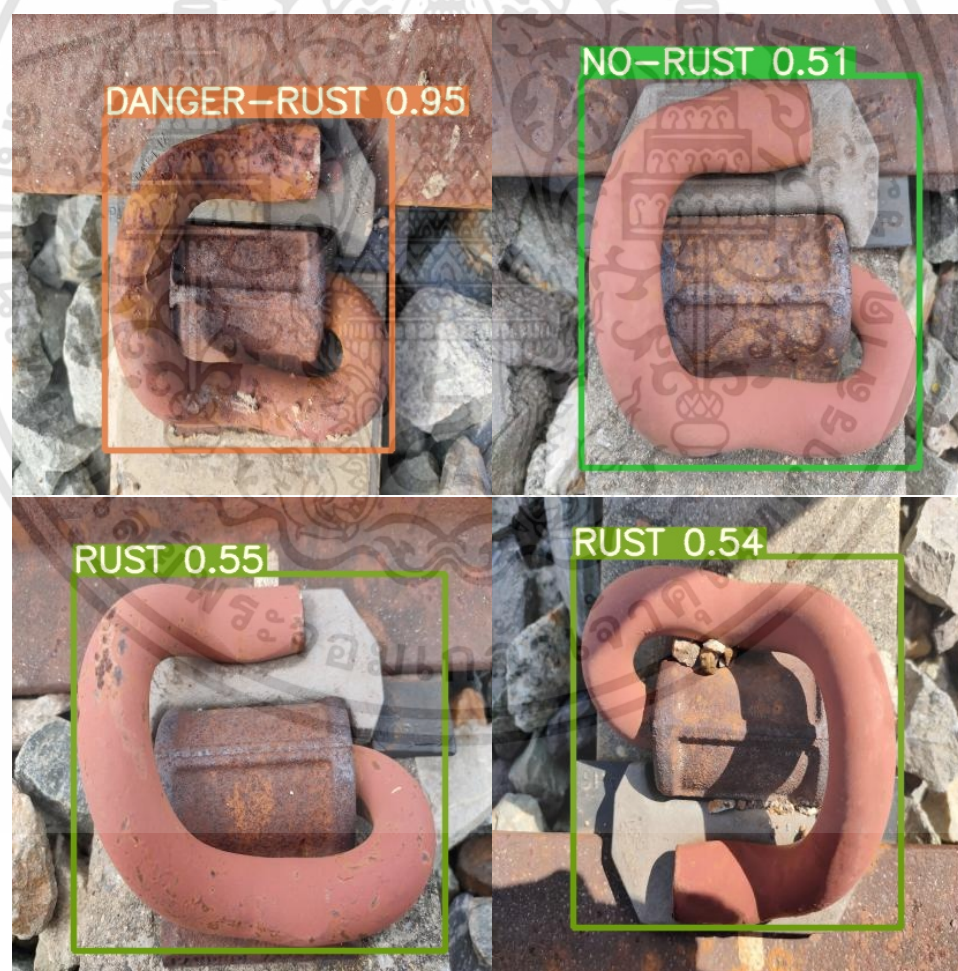
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นำมาเขียนเป็นตารางระบุค่าต่างๆได้ดังนี้

ตารางที่ 4.1 แสดงประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv5 สำหรับชุดข้อมูลที่ 1

| Class | Image | Targets | Precision | Recall | mAP 0.5 |
|-------------|-------|---------|-----------|--------|---------|
| All | 111 | 111 | 0.844 | 0.982 | 0.986 |
| Danger-rust | 111 | 32 | 0.979 | 1 | 0.996 |
| No-rust | 111 | 43 | 0.607 | 1 | 0.984 |
| Rust | 111 | 36 | 0.944 | 0.945 | 0.978 |

จากการนำแบบจำลองที่ผ่านการฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลที่ 1 มาทดสอบด้วยข้อมูลทดสอบได้ตัวอย่างผลลัพธ์ของการทดสอบแบบจำลองดังนี้



รูปที่ 4.2 แสดงตัวอย่างผลลัพธ์ของการทดสอบจากแบบจำลองของข้อมูลชุดที่ 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 4.1 และผลลัพธ์ที่ออกมาจากการทำนายจากรูปที่ 4.2 จะเห็นได้ว่าจากชุดข้อมูลที่ 1 แบบจำลองมีค่าความเที่ยงตรง (Precision) เท่ากับ 0.844 ค่าความไว (Recall) เท่ากับ 0.982 จะได้ค่า F1 (F1-Score) เท่ากับ 0.907 และมีค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ย (Average Precision) เท่ากับ 0.986 แต่จากตารางจะเห็นได้ว่า ค่าความเที่ยงตรงของ No-rust มีค่าน้อยทำให้เกิดความผิดพลาดในการทำนายผลลัพธ์ออกมา ซึ่งจากค่าการทดลองที่ได้จากการฝึกฝนข้อมูลชุดที่ 1 มีค่าไปในแนวโน้มที่ดีแต่ผลลัพธ์ในการทำนายผลของข้อมูลกลับไม่ดีเท่าที่ควร คือมีความถูกต้องในการทดสอบ 48 รูป จาก 58 รูป หรือคิดเป็น 82.75 % ซึ่งไม่สอดคล้องกับค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ย

4.2.2 ผลการทดสอบจากชุดข้อมูลที่ 2

```

Epoch    gpu_mem  box     obj     cls     total  targets  img_size
192/199  1.46G    0.01242 0.00794 0.008112 0.02755  13      416: 100% 59/59 [00:00:00.00, 7.361t/s]
Class    Images  Targets  P      R      mAP0.5  mAP0.5:0.95
all      261     261     0.999  0.996  0.996  0.985

Epoch    gpu_mem  box     obj     cls     total  targets  img_size
194/199  1.46G    0.01196 0.008774 0.007415 0.02615  7       416: 100% 59/59 [00:00:00.00, 7.311t/s]
Class    Images  Targets  P      R      mAP0.5  mAP0.5:0.95
all      261     261     0.987  0.98  0.988  0.985

Epoch    gpu_mem  box     obj     cls     total  targets  img_size
195/199  1.46G    0.01275 0.00921 0.00952  0.02092  14      416: 100% 59/59 [00:00:00.00, 7.461t/s]
Class    Images  Targets  P      R      mAP0.5  mAP0.5:0.95
all      261     261     0.999  0.999  0.999  0.988

Epoch    gpu_mem  box     obj     cls     total  targets  img_size
196/199  1.46G    0.01240 0.007648 0.009571 0.02088  10      416: 100% 59/59 [00:00:00.00, 7.371t/s]
Class    Images  Targets  P      R      mAP0.5  mAP0.5:0.95
all      261     261     0.995  0.995  0.995  0.988

Epoch    gpu_mem  box     obj     cls     total  targets  img_size
197/199  1.46G    0.01185 0.00804 0.008241 0.02069  7       416: 100% 59/59 [00:00:00.00, 7.361t/s]
Class    Images  Targets  P      R      mAP0.5  mAP0.5:0.95
all      261     261     0.995  0.995  0.995  0.988

Epoch    gpu_mem  box     obj     cls     total  targets  img_size
198/199  1.46G    0.01176 0.00849 0.008615 0.02772  10      416: 100% 59/59 [00:00:00.00, 7.335t/s]
Class    Images  Targets  P      R      mAP0.5  mAP0.5:0.95
all      261     261     0.998  0.998  0.998  0.988

Epoch    gpu_mem  box     obj     cls     total  targets  img_size
199/199  1.46G    0.01244 0.00738 0.00844  0.02088  10      416: 100% 59/59 [00:00:00.00, 7.331t/s]
Class    Images  Targets  P      R      mAP0.5  mAP0.5:0.95
all      261     261     0.995  0.995  0.995  0.985
DANGER-rust  261     97     0.995  1     0.996  0.985
NO-RUST     261     83     0.988  0.994  0.996  0.988
RUST       261     81     0.976  1     0.995  0.983

Optimizer stripped from runs/train/yolov5s_results/weights/last.pt, 14.8MB
Optimizer stripped from runs/train/yolov5s_results/weights/best.pt, 14.8MB
200 epochs completed in 0.563 hours.

CPU times: user= 24.3 s, sys= 3.18 s, total= 27.4 s
wall time: 28min 52s
    
```

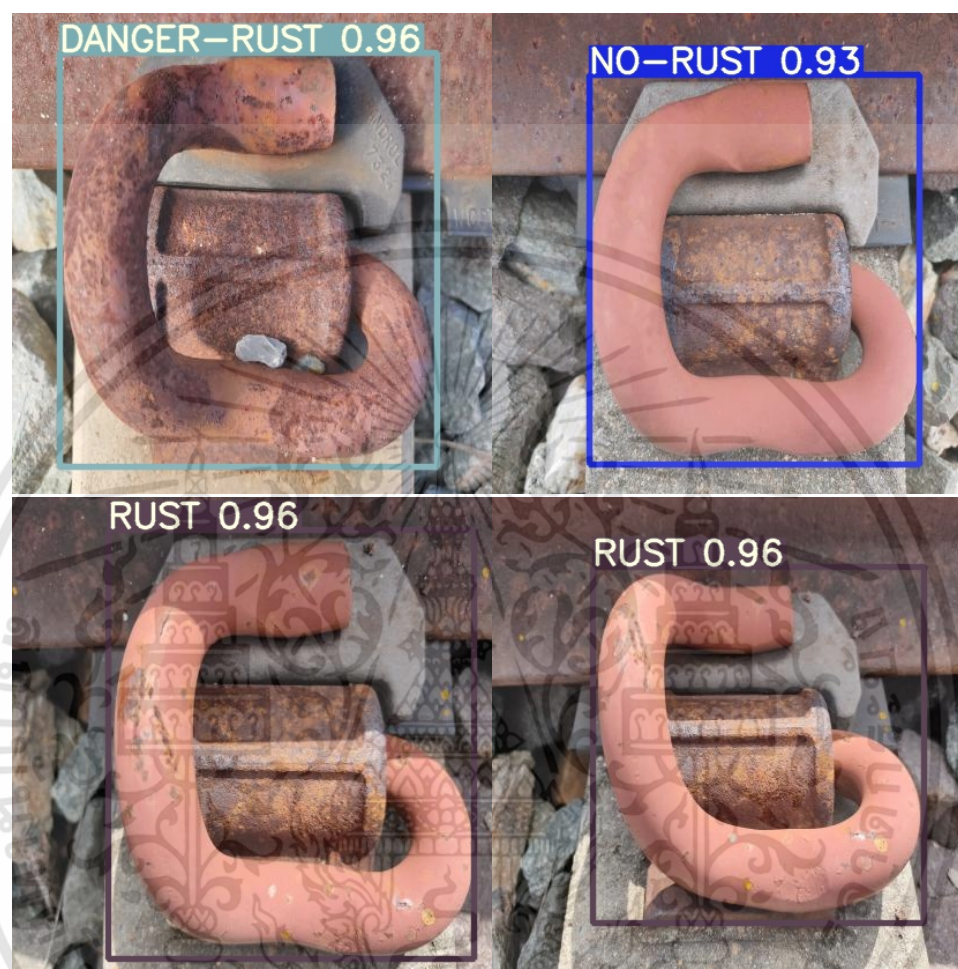
รูปที่ 4.3 แสดงผลลัพธ์ของการฝึกสอนแบบจำลองของข้อมูลชุดที่ 2

นำมาเขียนเป็นตารางระบุค่าต่างๆได้ดังนี้

ตารางที่ 4.2 แสดงประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv5 สำหรับชุดข้อมูลที่ 2

| Class | Image | Targets | Precision | Recall | mAP 0.5 |
|-------------|-------|---------|-----------|--------|---------|
| All | 261 | 261 | 0.986 | 0.998 | 0.996 |
| Danger-rust | 261 | 97 | 0.995 | 1 | 0.996 |
| No-rust | 261 | 83 | 0.988 | 0.994 | 0.996 |
| Rust | 261 | 81 | 0.976 | 1 | 0.996 |

จากการนำแบบจำลองที่ผ่านการฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลที่ 2 มาทดสอบด้วยข้อมูลทดสอบได้ตัวอย่างผลลัพธ์ของการทดสอบแบบจำลองดังนี้



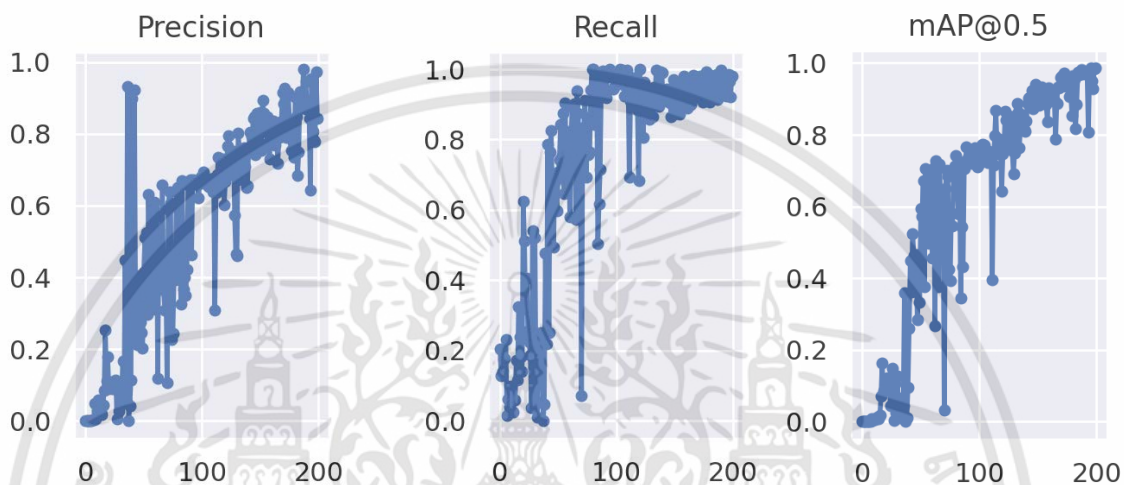
รูปที่ 4.4 แสดงตัวอย่างผลลัพธ์ของการทดสอบจากแบบจำลองของข้อมูลชุดที่ 2

จากตารางที่ 4.2 และผลลัพธ์ที่ออกมาจากการทำนายจากรูปที่ 4.4 จะเห็นได้ว่าจากชุดข้อมูลที่ 2 แบบจำลองมีค่าความเที่ยงตรง (Precision) เท่ากับ 0.986 ค่าความไว (Recall) เท่ากับ 0.998 จะได้ค่า F1 (F1-Score) เท่ากับ 0.992 และมีค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ย (Average Precision) เท่ากับ 0.996 ซึ่งจากตารางจะเห็นได้ว่า ค่าความเที่ยงตรง รวมไปถึงค่าต่างๆของแต่ละคลาสมีค่าที่สูงและใกล้เคียงกัน ทำให้ได้ผลการทำนายออกมาที่ถูกต้องทั้งหมดของชุดข้อมูลทดสอบจากชุดข้อมูลที่ 2 คือมีความถูกต้องของข้อมูลทดสอบ 131 รูป จาก 131 รูป หรือคิดเป็น 100 % ซึ่งสอดคล้องกับค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเที่ยงตรง ค่าความไว และค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ยเทียบกับจำนวนอีพอคซ์ในการฝึกสอน

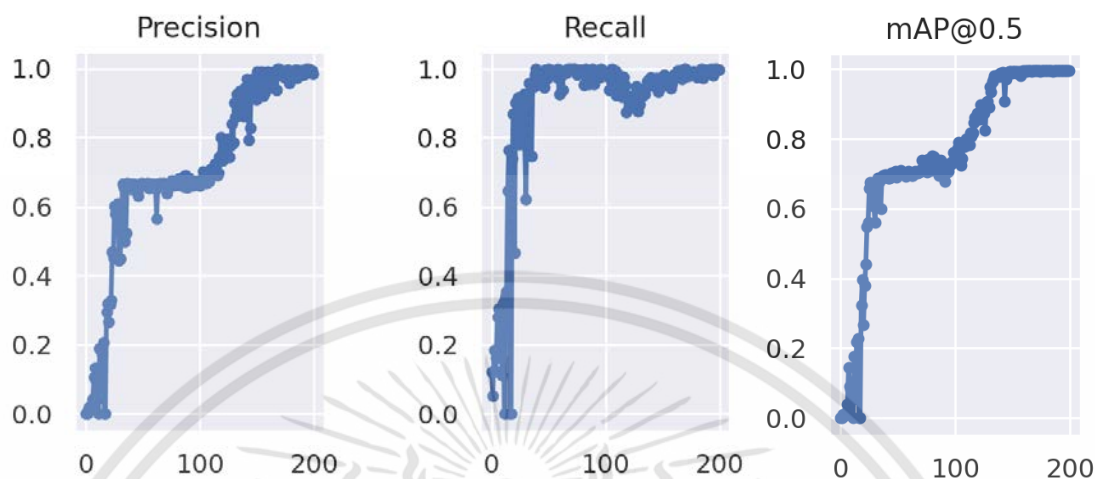
4.3.1 กราฟจากชุดข้อมูลที่ 1



รูปที่ 4.5 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเที่ยงตรง ค่าความไว และค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ยเทียบกับจำนวนอีพอคซ์ในการฝึกสอนจากข้อมูลชุดที่ 1

จากกราฟรูปที่ 4.5 จะแสดงให้เห็นว่าค่าต่างๆจะมีการเพิ่มขึ้นอย่างมากเมื่อจำนวนอีพอคซ์ของการฝึกสอนเพิ่มขึ้น จนถึงอีพอคซ์ที่ 100 ค่าจะยังเพิ่มขึ้นอยู่แต่มีอัตราที่ลดลงต่างจากช่วงก่อนหน้า และจากกราฟจะเห็นถึงความไม่สม่ำเสมอของค่าในแต่ละอีพอคซ์ที่ยังมีความผันผวนอยู่แม้จะเข้าไปอีพอคซ์ที่ 200

4.3.2 กราฟจากชุดข้อมูลที่ 2



รูปที่ 4.6 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเที่ยงตรง ค่าความไว และค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ยเทียบกับจำนวนอีพอคซ์ในการฝึกสอนจากข้อมูลชุดที่ 2

จากกราฟรูปที่ 4.6 จะแสดงให้เห็นว่าค่าต่างๆจะมีการเพิ่มขึ้นอย่างมากเมื่อจำนวนอีพอคซ์ของการฝึกสอนเพิ่มขึ้น จนถึงอีพอคซ์ที่ 100 ค่าจะยังเพิ่มขึ้นอยู่แต่มีอัตราที่ลดลงต่างจากช่วงก่อนหน้านี้ และจากกราฟจะเห็นถึงความสม่ำเสมอของค่าในแต่ละอีพอคซ์ที่เข้าใกล้อีพอคซ์ที่ 200

บทที่ 5

สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

5.1 บทนำ

จากผลการทดลองที่ได้จากการทดสอบแบบจำลอง จะนำมาทำการสรุปผลการทดลอง กล่าวถึง ปัญหาที่เกิดขึ้น รวมไปถึงข้อเสนอแนะเพื่อนำไปสู่การพัฒนาการตรวจจับสнимบนคลิปวีดีโอต่อไป

5.2 สรุปผลการทดลอง

จากการทดลองพบว่าผลลัพธ์จากการฝึกสอนแบบจำลอง YOLOv5 บน Google Colab ด้วยชุด ข้อมูลชุดที่ 1 หรือชุดข้อมูลที่ไม่ได้ผ่านการใช้งานโปรแกรม Photoshop จากรูปทั้งหมด 560 รูปที่ถูกแบ่ง เป็น ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกโปรแกรม 391 รูป ชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบ 111 รูป และชุดข้อมูลสำหรับ ทดสอบ 58 รูป หลังผ่านการฝึกสอนแบบจำลองจะได้ ค่าความเที่ยงตรง (Precision) เท่ากับ 0.844 ค่า ความไว (Recall) เท่ากับ 0.982 จะได้ค่า F1-Score เท่ากับ 0.907 และมีค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ย (Average Precision) เท่ากับ 0.986 ซึ่งจากค่าการทดลองที่ได้จากการฝึกฝนข้อมูลชุดที่ 1 มีค่าไปใน แนวโน้มที่ดีแต่ผลลัพธ์ในการทำนายผลของข้อมูลกลับไม่ดีเท่าที่ควร คือมีความถูกต้องในการทดสอบ 48 รูป จาก 58 รูป หรือคิดเป็น 82.75 % ซึ่งไม่สอดคล้องกับค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ย แต่ด้วยการฝึกสอน แบบจำลองด้วยข้อมูลชุดที่ 2 หรือชุดข้อมูลเดิมจากชุดข้อมูลที่ 1 มารวมกับการแต่งรูปภาพด้วยโปรแกรม Photoshop ทำให้ได้รูปจำนวนมากขึ้นเพื่อนำมาใช้ในการฝึกโปรแกรม เป็นจำนวนรวม 1324 รูป แบ่งเป็น ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกโปรแกรม 932 รูป ชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบ 261 รูป และชุดข้อมูล สำหรับทดสอบ 131 รูป มีค่าความเที่ยงตรง (Precision) เท่ากับ 0.986 ค่าความไว (Recall) เท่ากับ 0.998 จะได้ค่า F1-Score เท่ากับ 0.992 และมีค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ย (Average Precision) เท่ากับ 0.996 ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่าความเที่ยงตรงรวมไปถึงค่าต่างๆของแต่ละคลาสมีค่าที่สูงใกล้เคียงกัน ทำให้ ผลลัพธ์ในการทำนายผลของข้อมูลทดสอบมีความถูกต้องทั้งหมดคือ 131 รูป จาก 131 รูป หรือคิดเป็น 100 % ซึ่งสอดคล้องกับค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ยจากผลลัพธ์ของการฝึกสอนแบบจำลองซึ่งจากกราฟที่ แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเที่ยงตรง ค่าความไว และค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ยเทียบกับจำนวน

อีพอคซีในการฝึกสอน จะแสดงให้เห็นว่าค่าต่างๆจะมีการเพิ่มขึ้นอย่างมากเมื่อจำนวนอีพอคซ์ของการฝึกสอนเพิ่มขึ้นจนถึงอีพอคซ์ที่ 100 ค่าจะยังเพิ่มขึ้นอยู่แต่มีอัตราที่ลดลงต่างจากช่วงก่อนหน้า จนถึงอีพอคซ์ที่ 200 และจากกราฟจะเห็นถึงความสม่ำเสมอของค่าในแต่ละอีพอคซ์ของชุดข้อมูลที่ 2 ที่มีความผันผวนน้อยกว่าชุดข้อมูลที่ 1

จากผลลัพธ์ของการฝึกแบบจำลองจะเห็นได้ว่าชุดข้อมูลที่มีความแตกต่างกันในจำนวนที่มากกว่าทำให้การฝึกฝนโปรแกรมมีประสิทธิภาพมากกว่าและชุดข้อมูลที่ถูกสร้างขึ้นจากโปรแกรม Photoshop สามารถนำไปใช้ในการฝึกฝนแบบจำลองได้จริง

5.3 ปัญหาที่เกิดขึ้น

5.3.1 การจัดทำชุดข้อมูลด้วยโปรแกรม roboflow สามารถอัปโหลดได้สูงสุด 1420 รูป ซึ่งถ้าต้องการทำชุดข้อมูลที่มีจำนวนมากกว่านี้จะมีค่าใช้จ่ายเพิ่มเติม

5.3.2 การจัดทำชุดข้อมูลด้วยโปรแกรม Photoshop ต้องมีการปรับแต่งอย่างเหมาะสมเพื่อให้การฝึกสอนโปรแกรมเป็นไปได้อย่างเหมาะสม

5.4 ข้อเสนอแนะ

5.4.1 จากการทดลองฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลที่แตกต่างกัน 2 ชุด แสดงให้เห็นว่าการใช้ชุดข้อมูลที่มีความแตกต่างกันในจำนวนที่มากกว่าทำให้การฝึกฝนแบบจำลองได้ประสิทธิภาพมากกว่า

5.4.2 จากการทำชุดข้อมูลชุดที่ 2 ในการใช้โปรแกรม Photoshop ในการสร้างชุดข้อมูลขึ้นมาใหม่ แสดงให้เห็นว่าการใช้โปรแกรม Photoshop สามารถนำมาใช้ในการสร้างชุดข้อมูลได้ ทั้งยังสามารถช่วยเพิ่มความแตกต่างให้กับชุดข้อมูล รวมไปถึงการเพิ่มจำนวนชุดข้อมูลโดยไม่จำเป็นต้องรอให้ตัวชิ้นงานเกิดสนิมก่อน ซึ่งจะช่วยลดการเสียเวลาที่เกิดจากการรอเกิดสนิมและสามารถดำเนินงานได้อย่างสม่ำเสมอ

5.5 แนวทางการต่อยอด

5.5.1 การเพิ่มชุดข้อมูลที่มีความแตกต่างกันมากขึ้นและการเพิ่มชุดข้อมูลของคลิปวีดิโอประเภทอื่นเพื่อให้ครอบคลุมกับที่ใช้ในระบบขนส่งทางรางในปัจจุบันและอนาคต

5.5.2 การนำไปใช้ร่วมกับเครื่องจักรที่สามารถเคลื่อนที่บนรางได้เพื่อให้การตรวจจับสนิมมีความสะดวกยิ่งขึ้น



บรรณานุกรม

Ana Malta, Mateus Mendes, Torres Farinha. (2021). **Augmented Reality Maintenance Assistant Using YOLOv5**. University of Coimbra

Weichen Xu, Binbin Zhang, Yu Deng, Zhengquan Wang, Quantong Jiang, Lihui Yang, Jie Zhang. (2020). **Corrosion of rail tracks and their protection**. Key Laboratory of Marine Environmental Corrosion and Biofouling, Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences.

สิทธิรัช สุรบถโสภณ. (2017). การสร้างแบบจำลองทางสถาปัตยกรรมจากการตรวจจับรูปแบบกิจกรรมของผู้ใช้งานบนพื้นที่สาธารณะโดยระบบการรู้จำวัตถุ กรณีศึกษา: การสร้างแบบจำลองสามมิติเชิงพารามเมตริกสำหรับป้ายรถโดยสารประจำทาง. สถาปัตยกรรมศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาสถาปัตยกรรม คณะสถาปัตยกรรมศาสตร์และการผังเมือง มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.

สนิม เกิดขึ้นได้อย่างไร มีกี่ชนิด และมีวิธีป้องกันอย่างไรไม่ให้เหล็กเป็นสนิม. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.chi.co.th/article/article-2117/> (วันที่ค้นข้อมูล: 10 พฤศจิกายน 2564)

สนิมเหล็กเกิดขึ้นได้อย่างไร? พร้อม 4 วิธีป้องกันการเกิดสนิม. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.thaiparker.co.th/th/articles/chemical-products/how-does-rust-form-protection-prevention-guide> (วันที่ค้นข้อมูล: 10 พฤศจิกายน 2564)

Deep Learning คืออะไร? [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://new.abb.com/news/detail/58004/deep-learning> (วันที่ค้นข้อมูล: 20 ตุลาคม 2564)

ELASTIC RAIL CLIP INTRODUCTION. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <http://www.railroadfastenings.com/blog/elastic-rail-clip-introduction.html> (วันที่ค้นข้อมูล: 10 พฤศจิกายน 2564)

Machine Learning VS Deep Learning แท้จริงแล้วคืออะไรกันแน่? [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.dmit.co.th/th/zendesk-updates-th/machine-learning-vs-deep-learning/> (วันที่ค้นข้อมูล: 20 ตุลาคม 2564)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Rail Fastening System. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <http://www.railwayfasteners.com /rail-fasteners-system.html> (วันที่ค้นข้อมูล: 10 พฤศจิกายน 2564)

What Is an Elastic Rail Clip? [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <http://www.railway-fasteners.com/news/what-is-an-elastic-rail-clip.html> (วันที่ค้นข้อมูล: 10 พฤศจิกายน 2564)

การทดสอบการกัดกร่อน (Corrosion Test) [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.thaiparker.co.th/th/articles/laboratory-services/corrosion-test-salt-spray-iso-astm-standard> (วันที่ค้นข้อมูล: 18 เมษายน 2565)

อธิบาย 10 Metrics พื้นฐานสำหรับวัดผลโมเดล Machine Learning? [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://datarockie.com/blog /top-ten-machine-learning-metrics/> (วันที่ค้นข้อมูล: 18 เมษายน 2565)

Object Detection คืออะไร [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.bualabs.com/archives /3453/what-is-object-detection-tutorial-tensorflow-js-build-object-detection-machine -learning-coco-ssd-tfjs-ep-8/> (วันที่ค้นข้อมูล: 18 เมษายน 2565)

YOLO คืออะไรในงาน object detection [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://grassrootengineer.medium.com/> (วันที่ค้นข้อมูล: 18 เมษายน 2565)

Labeling images for YOLO using labeling tool [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: https://www.youtube.com/watch?v=_FC 6mr7k694 (วันที่ค้นข้อมูล: 18 เมษายน 2565)

Deep Learning คืออะไร? [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.thaiprogrammer.org /2018/12/deep-learning-คืออะไร/> (วันที่ค้นข้อมูล: 26 พฤษภาคม 2565)

Computer vision dev platform Roboflow [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://venturebeat.com/2021/09/16/computer-vision-dev-platform-roboflow-raises-20m/> (วันที่ค้นข้อมูล: 26 พฤษภาคม 2565)

Adobe Photoshop ที่เด็ดของนักแต่งภาพ [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.headhunnable.com/adobe-photoshop-ที่เด็ดของนักแต่งภาพ/> (วันที่ค้นข้อมูล: 26 พฤษภาคม 2565)

Train Object detections ด้วย Roboflow และ YoloV4 Pytorch [Part1] [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://medium.com/super-ai-engineer/train-object-detections-ด้วย-roboflow-และ-yolov4-pytorch-part1-b6b3cb5f4718> (วันที่ค้นข้อมูล: 26 พฤษภาคม 2565)

เว็บไซต์สำหรับสร้างชุดข้อมูลและฝึกสอนโมเดล [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://roboflow.com/> (วันที่ใช้งาน: 11 เมษายน 2565)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาคผนวก

ผลลัพธ์ของการทดสอบแบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลลัพธ์ที่ถูกต้องจากการทำนายผลจากชุดข้อมูลที่ 1



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลลัพธ์ที่ผิดพลาดจากการทำนายผลจากชุดข้อมูลที่ 1

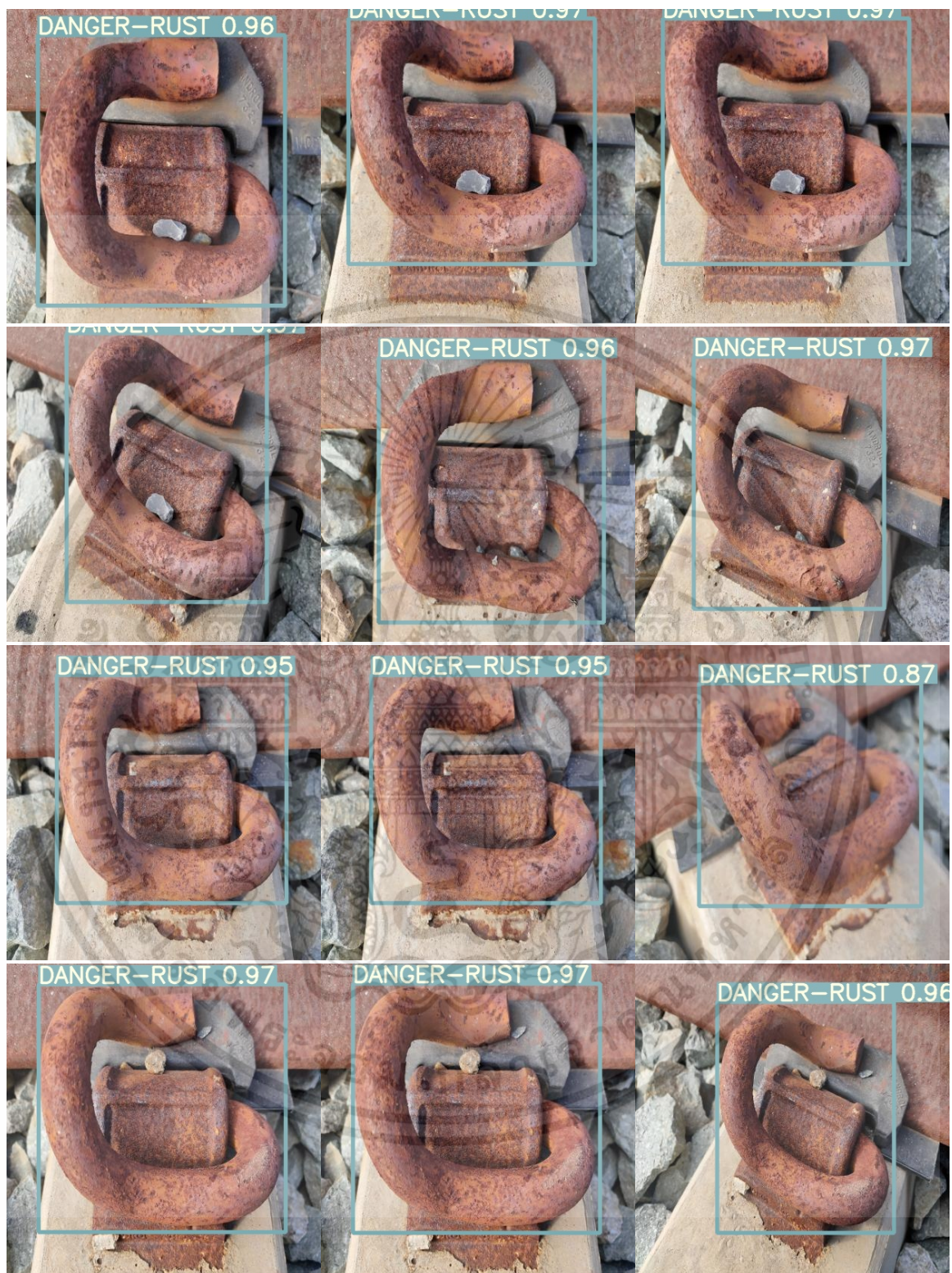


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลลัพธ์ที่ถูกต้องจากการทำนายผลจากชุดข้อมูลที่ 2



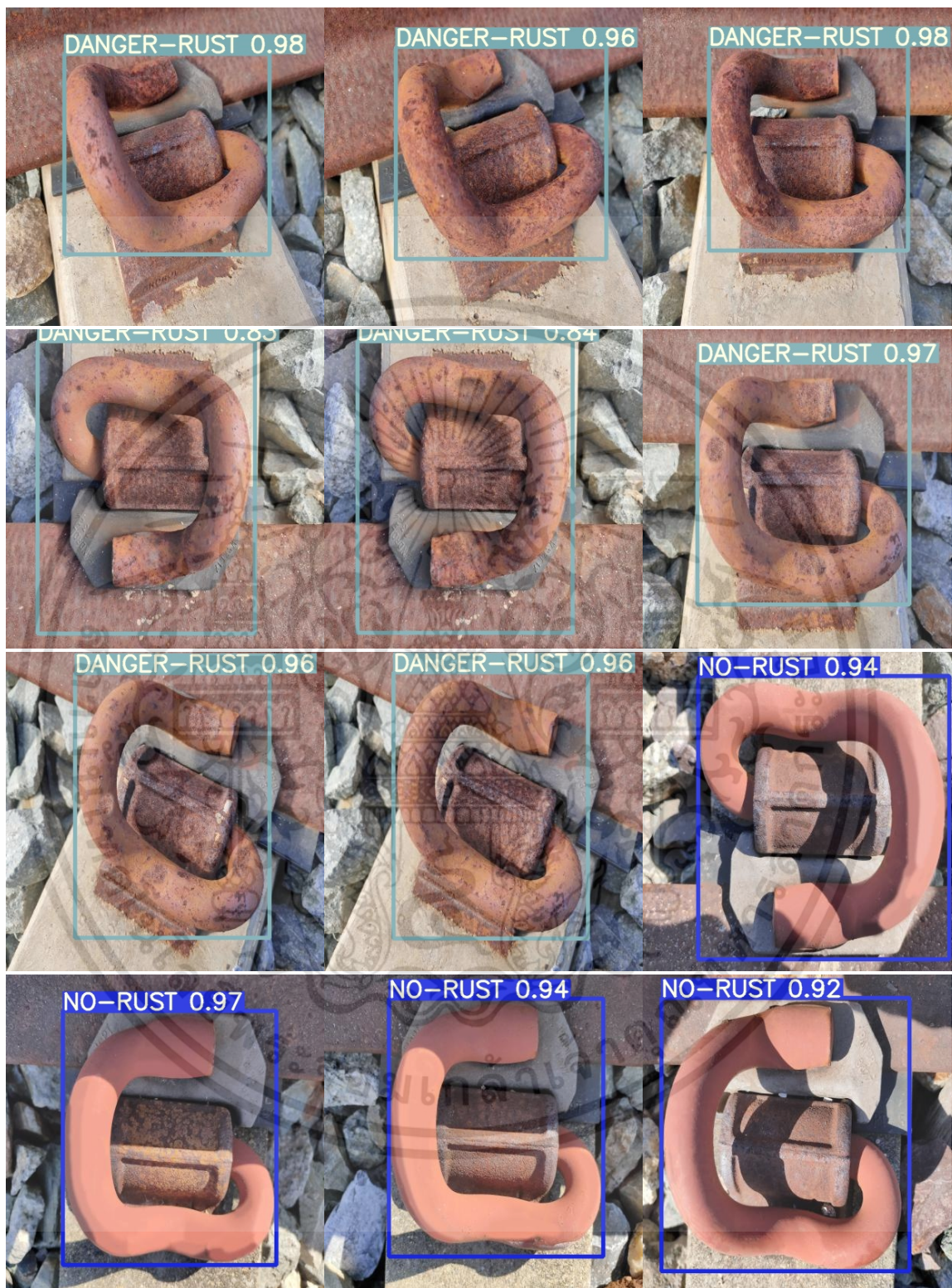
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



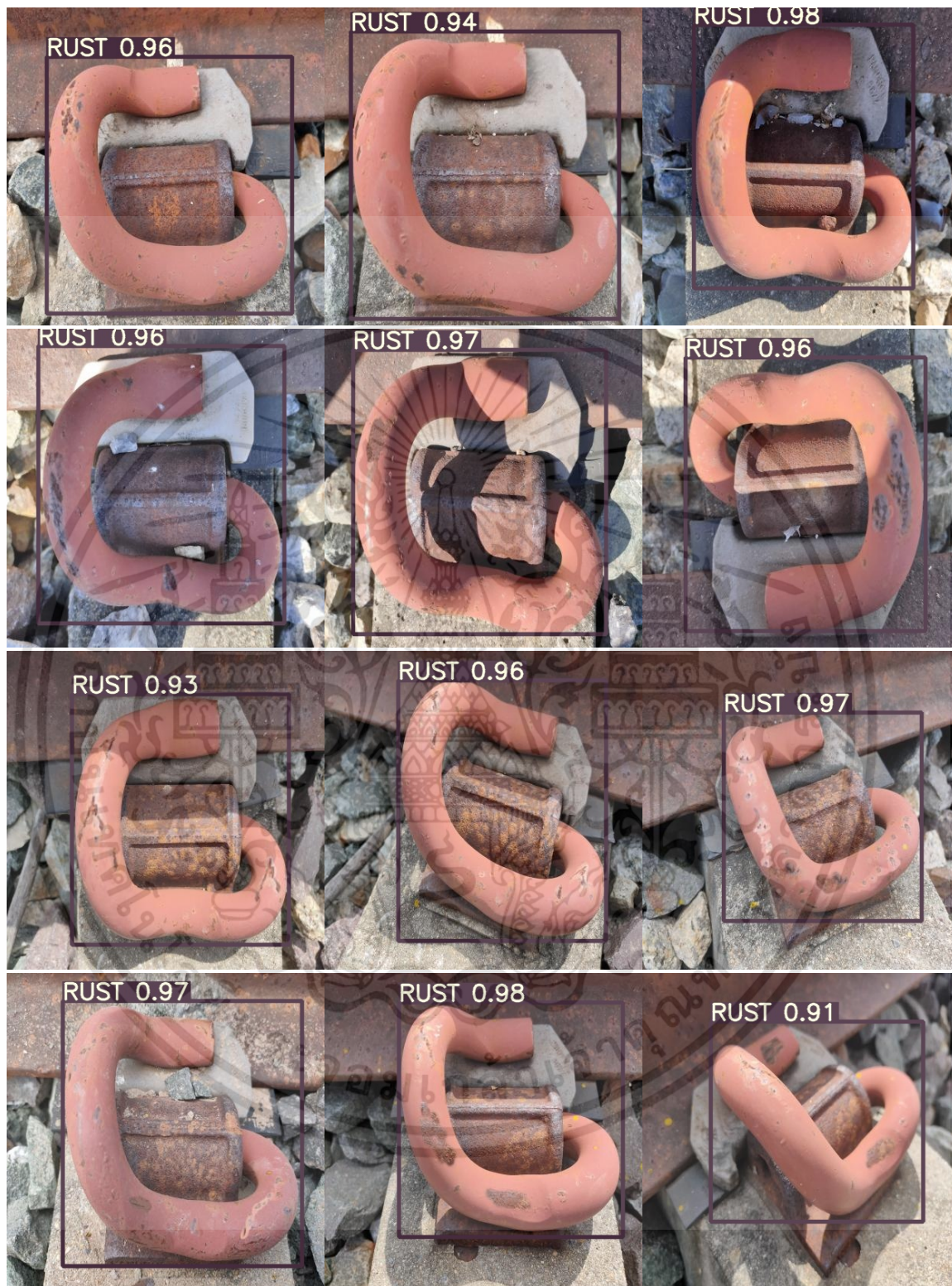
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้