การคัดแยกพันธุ์ปลาแบบเวลาจริงด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันบนระบบสมองกลฝังตัว

REAL-TIME FISH SPECIES SORTING USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS ON EMBEDDED SYSTEMS

ภรัณยู แพร่น่าน

PARANYU PHRAENAN

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ. 2567

KMITL-2024-EN-M- 027-297

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

REAL-TIME FISH SPECIES SORTING USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS ON EMBEDDED SYSTEMS

PARANYU PHRAENAN

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING
SCHOOL OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2024

KMITL-2024-EN-M- 027-297

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2024
SCHOOL OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การคัดแยกพันธุ์ปลาแบบเวลาจริงด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันบนระบบสมองกลฝังตัว
ชื่อนักศึกษา	นายภรัณยู แพร่น่าน
รหัสประจำตัว	65016067
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2567
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร.ทวีพล ซื่อสัตย์

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์นี้เสนอการจำแนกปลาแบบเวลาจริงโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชั่นบนฮาร์ดแวร์ แบบสมองกลฝังตัวสำหรับการจำแนกพันธุ์ปลาบนสายพานลำเลียง ระบบสมองกลฝังตัวที่ใช้คือบอร์ด CorgiDude RISC-V AI ชุดข้อมูลประกอบด้วยสายพันธุ์ปลาที่มีความคล้ายคลึงกัน 8 ชนิด ได้แก่ ปลาจีนหัวแบน ปลาจีนหัวโต ปลาไน ปลานวลจันทร์ ปลาสวาย ปลาตะเพียน ปลานิล และ ปลายี่สก แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกใช้ Mobile-Net เพื่อตรวจจับและจำแนกปลา ในวิทยานิพนธ์นี้ได้รวมภาพเกล็ด หัว และลำตัวของปลาลงในชุดข้อมูลเพื่อปรับปรุงความแม่นยำในการจำแนก ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าความแม่นยำของ Mobile-Net ได้รับผลกระทบจากความเร็วของสายพานลำเลียง ที่ความเร็ว 0.004 ม./วินาที ความแม่นยำโดยเฉลี่ยคือ 93% ที่ความเร็ว 0.012 ม./วินาที ความแม่นยำคือ 92% และที่ความเร็ว 0.022 ม./วินาที ความแม่นยำจะลดลงเหลือ 87%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis Title	Real-time fish species sorting using convolutional neural networks on embedded systems
Student	Mr. Paranyu Phraenan
Student ID.	65016067
Degree	Master of Engineering
Program	Electrical and Computer Engineering
Year	2024
Thesis Advisor	Assoc. Prof. Dr.Taweepol Suesut

ABSTRACT

This thesis presents real-time fish classification using convolution neural networks on embedded hardware for fish classification on a conveyor belt. This system, CorgiDude RISC-V AI board was implemented. The dataset includes 8 similar fish species: Silver, Bighead carp, Common Carpio, Nile tilapia, Mori, Striped catfish, Silver barb, and Rohu. The deep learning model utilizes Mobile-Net for fish detection and classification. We incorporated images of fish scales, heads, and bodies into the dataset to improve classification accuracy. Experimental results show that the accuracy of Mobile-Net is affected by conveyor speed. At a speed of 0.004 m/s, the average accuracy is 93%; at 0.012 m/s, it is 92%; and at 0.022 m/s, it decreases to 87%.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.ทวีพล ซื่อสัตย์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ให้ความรู้ คำแนะนำ และช่วยแก้ปัญหาและอุปสรรคต่างๆ ทำให้วิทยานิพนธ์สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี และขอบขอบพระคุณคณาจารย์ประจำหลักสูตรวิศวกรรมการวัดคุมทุกกท่านที่ให้ความรู้และคำแนะนำสำหรับการทำวิจัยครั้งนี้

ขอขอบพระคุณ องค์การตลาดปลา สาขาบางคล้า จังหวัดฉะเชิงเทรา กระทรวงมหาดไทย และแพปลาเฮียนัน ผู้สนับสนุนปลา 8 สายพันธุ์สำหรับการวิจัยนี้

ขอขอบคุณภาควิชาวิศวกรรมการวัดคุมที่ได้เอื้อเฟื้อสถานที่รวมถึงอุปกรณ์เครื่องมือต่างๆ ในการทำวิจัยจนสามารถทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้สำเร็จ

ขอขอบคุณ คุณพ่อ คุณแม่ และทุกคนในครอบครัวที่คอยให้กำลังใจ ให้การสนับสนุนช่วยเหลือในด้านต่างๆ

สุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณทุกท่านที่ทำให้วิทยานิพนธ์ครั้งนี้สำเร็จ ผู้เขียนขอให้ทุกท่าน จงประสพแต่ความสุขความเจริญตลอดไป

ภรัณยู แพร่น่าน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย i
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ii
กิตติกรรมประกาศ iii
สารบัญ iv
สารบัญตาราง vii
สารบัญรูป viii
บทที่ 1 บทนำ 1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย 2
1.4 ขั้นตอนการวิจัยและวิธีการดำเนินงาน 2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 2
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 3
2.1 กระบวนการคัดแยกปลา 3
2.2 คอมพิวเตอร์วิชัน (Computer Vision) 4
2.2.1 การจำแนกประเภทภาพ (Image Classification) และการตรวจจับวัตถุ (Object Detection) 4
2.2.2 การแบ่งส่วนภาพ (Image Segmentation) 4
2.3 การประมวลผลภาพ (Image Processing) 5
2.4 เทคนิคที่ใช้ในการประมวลผลภาพ 6
2.4.1 ปรับปรุงคุณภาพของภาพ 6
2.4.2 การกรองภาพ (Image Filters) 6
2.4.3 การหาขอบภาพในวัตถุ (Edge Detection) 6
2.4.4 การบีบอัดภาพ 6
2.4.4.1 การบีบอัดแบบไม่มีการสูญเสียรายละเอียดข้อมูล 6
2.4.4.2 การบีบอัดแบบสูญเสียรายละเอียดข้อมูล 6
2.5 ปัญญาประดิษฐ์ (AI) 6
2.5.1 Machine Learning 6
2.5.1.1 Supervised Learning 6
2.5.1.2 Unsupervised Learning 6
2.5.1.3 Reinforcement Learning 7
2.5.2 Deep Learning 7
2.5.2.1 Multi-layered Architecture: Deep Learning 7
2.5.2.2 Automatic Feature Extraction 7
2.5.2.3 Applications: Deep Learning 7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network)..... 8
2.6.1 ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer)..... 8
2.6.2 ชั้นพลูลิ่ง (Pooling Layer)..... 8
2.6.3 ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully-Connected Layer)..... 9
2.7 อัลกอรีธึม Mobilenet ที่ใช้ในการตรวจจับแบบเวลาจริง..... 9
2.8 การใช้งานโปรแกรม MaixPy IDE..... 9
2.9 การใช้งานโปรแกรม KFlash GUI..... 10
2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง..... 11
บทที่ 3 วิถีการดำเนินการวิจัย..... 15
3.1 ขั้นตอนการดำเนินการ..... 15
3.2 อุปกรณ์การทดลอง..... 18
3.2.1 ชุดข้อมูลปลา 8 สายพันธุ์..... 18
3.2.2 Corgi Dude..... 19
3.2.3 กล้อง OV2640..... 20
3.2.4 ซอฟต์แวร์..... 20
3.2.4.1 Micropython..... 20
3.2.4.2 LabelImg..... 20
3.3 ขั้นตอนการทดลอง..... 21
3.4 การดำเนินงาน..... 22
3.4.1 การเตรียมตัวอย่างโดยใช้ชุดข้อมูล..... 22
3.4.2 การทำ Data Labelimg..... 23
3.4.3 การเตรียมการสอนข้อมูล..... 23
3.4.4 การ Covert tflite เป็น kmodel..... 24
3.4.5 การอัพโหลด Source code และ ไฟล์ Model เข้าไปบอร์ด Corgidude..... 26
3.4.6 การแสดงผลการทำงาน..... 27
บทที่ 4 ผลการวิจัยและการอภิปรายผล..... 32
4.1 ผลการทดลองที่ดำเนินการคัดแยกพันธุ์ปลา..... 32
4.2 การวิเคราะห์ประสิทธิภาพการตรวจจับชนิดพันธุ์ปลาในระบบอัตโนมัติโดยเปรียบเทียบกับการทำงานของแรงงานคน..... 33
4.3 การวิเคราะห์สาเหตุที่ทำให้ปลาบางสายพันธุ์มีความแม่นยำสูงกว่าชนิดอื่น..... 34

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ 35
5.1 สรุปผลการวิจัย 35
5.2 ข้อเสนอแนะ 35
บรรณานุกรม 36
ภาคผนวก 39
ภาคผนวก ก 40
การติดตั้งโปรแกรม Maixpy IDE และ kflash gui (Windows 10) 41
ภาคผนวก ข 45
ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำวิทยานิพนธ์และได้รับการตีพิมพ์ 46
ประวัติผู้เขียน 53

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า
ตารางที่ 3.1 ลักษณะของปลาทั้ง 8 สายพันธุ์..... 18
ตารางที่ 3.2 Image Augmentation 19
ตารางที่ 3.3 ตาราง Confusion Matrix สำหรับความเร็วสายพาน 0.004 m/s..... 30
ตารางที่ 3.4 ตาราง Confusion Matrix สำหรับความเร็วสายพาน 0.012 m/s..... 30
ตารางที่ 3.5 ตาราง Confusion Matrix สำหรับความเร็วสายพาน 0.022 m/s..... 31
ตารางที่ 4.1 ตารางแสดงข้อมูลการตรวจจับพันธุ์ปลา 32

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า
รูปที่ 1.1 การคัดแยกสายพันธุ์ปลาโดยใช้แรงงานคน 1
รูปที่ 2.1 การคัดแยกปลาที่ตลาดบางคล้า จังหวัดฉะเชิงเทรา 3
รูปที่ 2.2 The CIFAR-10 Dataset 4
รูปที่ 2.3 Object Detection 4
รูปที่ 2.4 Image segmentation 5
รูปที่ 2.5 การประมวลผลจราจรบนท้องถนน 5
รูปที่ 2.6 AI (Type of Artificial Intelligence) 7
รูปที่ 2.7 Max Pooling 8
รูปที่ 2.8 Fully-Connected Layer 8
รูปที่ 2.9 MobileNet Architecture 9
รูปที่ 2.10 MaixPy IDE 10
รูปที่ 2.11 Kflash GUI 11
รูปที่ 3.1 แผนผังขั้นตอนการดำเนินการ 17
รูปที่ 3.2 a-ปลาจีนแบน b-ปลาจีนโต c-ปลาไน d-ปลานิล e-ปลานวลจันทร์ f-ปลาสวาย g-ปลาตะเพียน h-ปลายี่สก 18
รูปที่ 3.3 CorgiDude 19
รูปที่ 3.4 Kendryte K210 19
รูปที่ 3.5 กล้อง OV2640 20
รูปที่ 3.6 การติดตั้งอุปกรณ์ 21
รูปที่ 3.7 Data Label a-ปลาจีนแบน 23
รูปที่ 3.8 ชุดข้อมูล (Datasets) 24
รูปที่ 3.9 แบบจำลองการตั้งค่า (Config Model) 24
รูปที่ 3.10 ไฟล์ที่ได้จากการสอนข้อมูล 25
รูปที่ 3.11 ไฟล์ในโฟเดอร์ Maix_Toolbox 25
รูปที่ 3.12 การ Converter ไฟล์ 25
รูปที่ 3.13 ไฟล์นามสกุล kmodel 26
รูปที่ 3.14 อัพโหลดไฟล์ Model 26
รูปที่ 3.15 อัพโหลด Source Code 27
รูปที่ 3.16 ภาพจากกล้อง Webcam ด้านหน้า 28
รูปที่ 3.17 ภาพจากกล้อง OV2640 แสดงภาพปลานิล 28
รูปที่ 3.18 ภาพจากกล้อง OV2640 แสดงภาพปลาสวาย 29
รูปที่ 3.17 ภาพจากกล้อง OV2640 แสดงภาพปลาซาบะ 29
รูปที่ 4.1 ความแม่นยำในการตรวจจับพันธุ์ปลา 33

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การขาดแคลนอาหารเป็นปัญหาที่น่ากังวลเนื่องจากการเติบโตของประชากรมนุษย์อย่างต่อเนื่องและภัยคุกคามจากภาวะโลกร้อนและการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ ระบบอัตโนมัติเป็นหนึ่งในคำตอบเพื่อเพิ่มผลผลิตอาหาร รวมถึงในอุตสาหกรรมเพาะเลี้ยงสัตว์น้ำ หลังภัยพิบัติจากการระบาดของ COVID-19 [1] ปัญหาใหญ่ที่สุดที่กลัวว่าจะเกิดขึ้นจากปัญหานี้คือจะนำไปสู่การขาดแคลนอาหาร[2] การขาดแคลนอาหารได้กลายเป็นภัยคุกคามต่อชุมชนโลกด้วยเนื่องจากจำนวนประชากรมนุษย์เพิ่มขึ้น [3] ด้วยเหตุผลนี้ การเพิ่มการผลิตอาหารจึงถูกคาดหวังให้เป็นแนวทางหนึ่งในการตอบความท้าทายของความต้องการอาหารที่จะเพิ่มมากขึ้นในอนาคต หนึ่งในกลยุทธ์ในการเพิ่มผลผลิตคือระบบอัตโนมัติ นอกจากการเพิ่มการผลิตแล้ว ระบบอัตโนมัติในอุตสาหกรรมอาหารจะยังรักษาคุณภาพอาหารและปัจจัยด้านความปลอดภัย

ในอุตสาหกรรมเพาะเลี้ยงสัตว์น้ำ ในกลุ่มปลาน้ำจืด การเลี้ยงปลาแบบผสมหรือเรียกว่า ปลาเบญจพันธุ์ ที่เลี้ยงปลาหลายชนิดร่วมกันแบบธรรมชาติ ในการจับปลาประเภทนี้จึงถูกรวมกันมาเพื่อส่งให้กับตลาดค้าส่งปลา โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับปลาในอุตสาหกรรมเพาะเลี้ยงสัตว์น้ำของไทย การคัดแยกสายพันธุ์ปลายังใช้แรงงานคนเป็นหลัก ดังแสดงในรูปที่ 1. การคัดแยกปลาที่ตลาดปลาบางคล้า จังหวัดฉะเชิงเทราเพื่อส่งต่อให้กับอุตสาหกรรมปลาและการแปรรูป ซึ่งจำเป็นต้องมีกระบวนคัดแยกทั้งสายพันธุ์และขนาด เพื่อลดการพึ่งพาแรงงานจากมนุษย์ การรู้จำปลาสำหรับกระบวนการอัตโนมัติในระหว่างกระบวนการคัดแยก การตรวจสอบ หรือกระบวนการอื่น [4] การรู้จำปลาเป็นหัวข้อที่น่าสนใจเพราะนำเสนอความท้าทายต่างๆ [5] ความท้าทายประการหนึ่งคือชนิดของปลามักจะคล้ายกันมาก นอกจากนี้ สภาพของปลาที่อยู่ที่นำมาคัดแยกมีการเสียรูปทาง โครงสร้าง เช่น ตา เกล็ด และครีบที่เปลี่ยนแปลงหรือเสียหาย สิ่งเหล่านี้กลายเป็นความท้าทายที่ไม่เหมือนในกระบวนการรู้จำปลา

รูปที่ 1.1 การคัดแยกสายพันธุ์ปลาโดยใช้แรงงานคน

การจำแนกพันธุ์ปลาโดยใช้คอมพิวเตอร์วิชัน (Computer Vision)และการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เป็นหัวข้อการวิจัยที่น่าสนใจและได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่องในช่วงสองทศวรรษที่ผ่านมา [6] ในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา มีการพัฒนาวิธีการหรือแนวทางใหม่ๆ เพื่อให้ได้ความแม่นยำในระดับสูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การประมวลผลภาพมีบทบาทสำคัญก่อนที่จะรันอัลกอริธึมการรู้จำ ตัวอย่างเช่น ลบสัญญาณรบกวนด้วยตัวกรองค่ามัธยฐาน ตรวจจับวัตถุของปลา และแยกสัญญาณรบกวนออกจากพื้นหลังด้วยฮิสโตแกรม การวิเคราะห์ BLOB และ Threshold เป็นอีกวิธีหนึ่งที่เพิ่มประสิทธิภาพของภาพด้วยการเสริมคอนทราสต์ การแบ่งส่วนอัตโนมัติของวัตถุด้วยเทคนิคต่างๆ หลายขั้นตอน, Color Multi-Scale Retinex (MSR) เพื่อขจัดความขุ่นของน้ำ [7] และ GMM, Pixel-Wise Posteriors [8] และ Optical Flow [9] สำหรับการตรวจจับปลาในสถานการณ์พื้นหลังที่ซับซ้อน

คุณลักษณะวัตถุของปลามีความสำคัญต่อการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับกระบวนการจำแนกประเภท [10] วรรณกรรมรายงานคุณลักษณะสูงสุด 133 รายการสำหรับ [11] คุณลักษณะที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย ได้แก่ คุณลักษณะทางเรขาคณิต สถิติ สี และข้อความ [12] จากนั้น โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ที่มีอัลกอริธึมการเรียนรู้ภายใต้การดูแลก็ได้รับการคัดเลือกอย่างกว้างขวางสำหรับการจำแนกประเภทปลา

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อพัฒนาฮาร์ดแวร์สำหรับการคัดแยกพันธุ์ปลาแบบเวลาจริง

1.2.2 เพื่อประยุกต์ใช้งานการเรียนรู้เชิงลึกแบบ CNN บนระบบสมองกลฝังตัว

1.2.3 เพื่อพัฒนาเครื่องคัดแยกพันธุ์ปลาต้นแบบ สำหรับอุตสาหกรรมปลาน้ำจืด

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 คัดแยกสายพันธุ์ปลาน้ำจืดจากชุดข้อมูลของ A.Kuswantori ,2022 [22]

1.3.2 ระบบสมองกลฝังตัว CorgiDude ร่วมกับกล้อง OV2640 2 Megapixel

1.3.3 คัดแยกปลาบนสายพานลำเลียงขนาด 20 x 80 cm

1.4 ขั้นตอนการวิจัยและวิธีการดำเนินงาน

1.4.1 ศึกษาข้อมูลเกี่ยวกับจำแนกพันธุ์ปลาด้วยการเรียนรู้เชิงลึก และอัลกอริทึม MobileNet ในการตรวจจับ และ การทำงานของ Corgi Dude

1.4.2 ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับจำแนกพันธุ์ปลาด้วยการเรียนรู้เชิงลึก ด้วยระบบสมองกลฝังตัวร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชั่น และ อัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุแบบเวลาจริง

1.4.3 ทำการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลและโปรแกรม

1.4.4 วิเคราะห์และวิจารณ์ผลการทดลอง

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.5.1 ได้ฮาร์ดแวร์ในกระบวนการคัดแยกพันธุ์ปลา

1.5.2 ได้เครื่องคัดแยกพันธุ์ปลาต้นแบบสำหรับอุตสาหกรรม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงการประยุกต์ใช้ระบบสมองกลฝังตัวในการวิเคราะห์การเลี้ยงปลาน้ำจืดของไทย โดยนำทฤษฎีและหลักการต่าง ๆ มาประยุกต์ใช้ในการประมวลผลข้อมูล เพื่อศึกษาผลของการจำแนกพันธุ์ปลาเบญพรรณแบบเวลาจริงด้วยการเรียนรู้เชิงลึกบนระบบสมองกลฝังตัว โดยมีรายละเอียดดังนี้

2.1 กระบวนการคัดแยกปลาในปัจจุบัน

ในปัจจุบัน กระบวนการคัดแยกปลาเริ่มต้นจากการที่เจ้าของบ่อปลาหรือฟาร์มต่าง ๆ นำปลามาส่งรวมกันในรถกระบะ โดยรถกระบะแต่ละคันสามารถบรรจุปลาได้ประมาณ 2-2.5 ตัน เมื่อมาถึงแพปลา ทีมงานคัดแยกซึ่งประกอบด้วยคนงาน 6 คนจะเริ่มทำการคัดแยกขนาดและชนิดปลาโดยใช้แรงงานคน ซึ่งสามารถทำงานได้อย่างรวดเร็ว โดยใช้เวลาประมาณ 30 นาทีในการคัดแยกปลาทั้งหมดในรถกระบะหนึ่งคัน โดยเฉลี่ยแล้ว คนงาน 1 คนสามารถคัดแยกปลาได้ประมาณ 22-28 ตัวต่อนาที หลังจากการคัดแยกแล้ว ปลาจะถูกจัดเรียงเพื่อให้พ่อค้าแม่ค้ารายย่อยเลือกซื้อตามขนาดและชนิดที่ต้องการ เมื่อลูกค้าเลือกแล้ว ปลาจะถูกนำมาชั่งน้ำหนักและบันทึกลงบิล จากนั้นทำการชำระเงินกับผู้ดูแลบัญชีของแพปลา สุดท้าย คนงานจะช่วยขนปลาไปยังรถของพ่อค้าแม่ค้า เพื่อเตรียมส่งต่อให้กับตลาดหรือลูกค้าปลายทาง

รูปที่ 2.1 การคัดแยกปลาที่ตลาดปลาบางคล้า จังหวัดฉะเชิงเทรา
ที่มา : (ตลาดปลาบางคล้า จังหวัดฉะเชิงเทรา)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

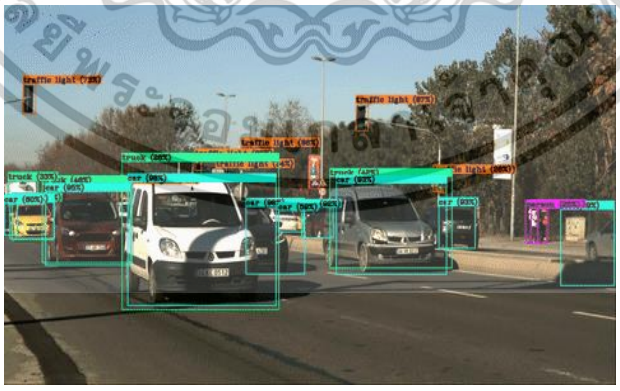
2.2 คอมพิวเตอร์วิชัน (Computer Vision)

2.2.1 การจำแนกประเภทภาพ (Image Classification) และ การตรวจจับวัตถุ (Object Detection)

การจำแนกประเภทภาพ (Image Classification) คือการแบ่งกลุ่มรูปภาพ โดยโมเดลจะทำการจัดกลุ่มข้อมูลให้ตรงกับชุดข้อมูลที่กำหนด ตัวอย่างเช่น ชุดข้อมูล CIFAR-10 ที่นิยมในการทำ Image Classification มีภาพที่แบ่งออกเป็น 10 คลาส สิ่งที่โมเดลจะได้เรียนรู้คือภาพในแต่ละคลาสและชื่อคลาสของภาพนั้นๆ โดยโมเดลจะพิจารณาภาพในรูปแบบของเมทริกซ์ และวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติเพื่อหาฟีเจอร์ที่โดดเด่นของแต่ละคลาส รวมถึงเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างแต่ละพิกเซลของแต่ละคลาส และสามารถทำนายได้ว่าภาพที่ได้รับมานั้นถูกจัดอยู่ในประเภทใด

รูปที่ 2.2 The CIFAR-10 Dataset

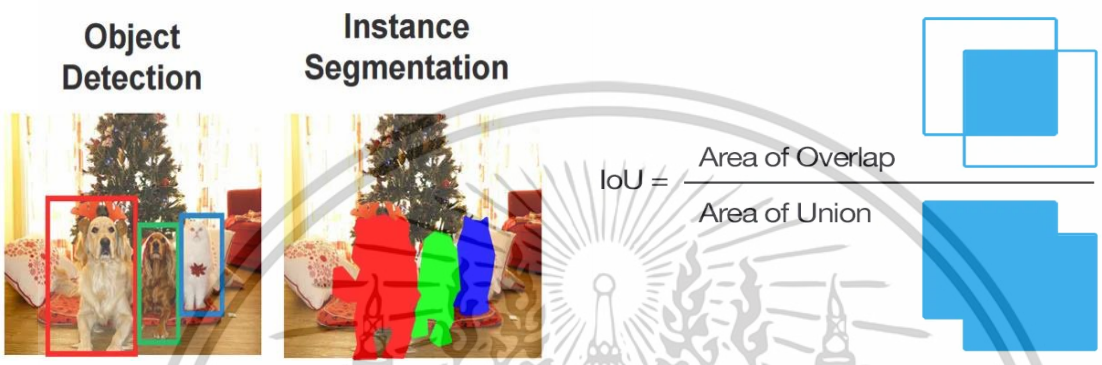
การตรวจจับวัตถุ (Object Detection) เป็นการรวมกันของการจำแนกประเภทและการระบุตำแหน่ง โดยมีเป้าหมายในการระบุตำแหน่งของวัตถุต่างๆ ในภาพ เมื่อนำทั้งสองขั้นตอนนี้มารวมกัน จะสามารถตรวจจับวัตถุในภาพได้ รวมถึงยังสามารถตรวจจับได้หลายวัตถุและหลายชนิดพร้อมๆ กันในภาพเดียว โมเดลจะเรียนรู้จากรูปภาพและกรอบสี่เหลี่ยมที่ล้อมรอบวัตถุในรูป (Bounding Box) ซึ่งเป็นลาเบลสำหรับวัตถุแต่ละชนิด สามารถบ่งบอกได้ว่าในภาพนั้นๆ มีวัตถุชนิดใดหรือคลาสใด และอยู่ส่วนไหนในภาพบ้าง



รูปที่ 2.3 Object Detection

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.2 การแบ่งส่วนภาพ (Image Segmentation) เป็นการตรวจจับวัตถุในภาพเช่นเดียวกับการทำ Object Detection แต่ผลลัพธ์ที่ได้จะอยู่ในรูปของ mask ที่แสดงถึงพื้นที่ของวัตถุนั้นๆ การ segmentation จะทำการจำแนกแต่ละ pixel ว่าอยู่ในคลาสใด โดยการวัดผลที่นิยมใช้ในการทำ Image Segmentation และ Object Detection คือการวัดผลด้วย IoU scores (Intersection over Union) หาก IoU มีค่าเป็น 0 จะหมายความว่าไม่มีส่วนที่ซ้อนทับกันของ mask ภาพจริงและ mask ที่โมเดลทำนาย แต่ถ้า IoU มีค่าเป็น 1 จะหมายความว่า mask ทั้งสองซ้อนทับกันเป็นอันเดียว

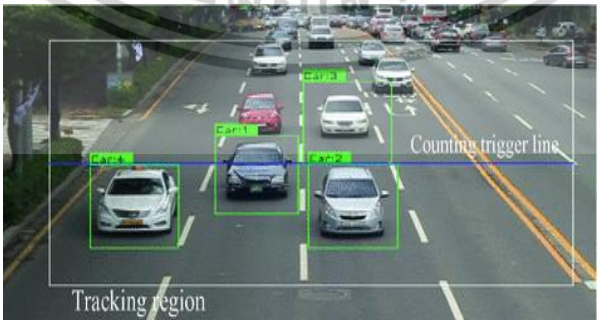


รูปที่ 2.4 Image segmentation

การทำคอมพิวเตอร์วิชันคือการพยายามให้คอมพิวเตอร์หรือตัวโมเดลที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการมองเห็นและคิดให้ใกล้เคียงมนุษย์มากที่สุด โดยมีเทคนิคมากมายตามจุดประสงค์ที่ต้องการผลลัพธ์ในรูปแบบต่างๆ ปัจจุบันคอมพิวเตอร์วิชันได้พัฒนาอย่างรวดเร็ว และถือเป็นอีกสิ่งที่น่าสนใจที่สามารถนำไปต่อยอดในอนาคตได้หลากหลายรูปแบบ [13]

2.3 การประมวลผลภาพ (Image Processing)

การประมวลผลภาพ (Image Processing) หมายถึงกระบวนการวิเคราะห์รูปภาพให้เป็นข้อมูลในรูปแบบดิจิทัล โดยใช้คอมพิวเตอร์ในการประมวลผล เพื่อให้ได้ข้อมูลที่ต้องการทั้งในเชิงคุณภาพและปริมาณ (ขนาด รูปร่าง) หลังจากนั้นสามารถนำข้อมูลไปวิเคราะห์ เช่น ระบบดูแลการจราจรบนท้องถนน



รูปที่ 2.5 การประมวลผลจราจรบนท้องถนน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4 เทคนิคที่ใช้ในการประมวลผลภาพ

2.4.1 ปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Image Enhancement)

เป็นกระบวนการแปลงข้อมูลภาพตัวเลขเพื่อสร้างภาพที่เน้นรายละเอียดที่ต้องการ หรือปรับพิสัยของโทนแสงตามที่ต้องการเมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลหรือรายละเอียดอื่นๆ ของภาพ

2.4.2 การกรองภาพ (Image Filters)

การกรองภาพหรือการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพคือการนำภาพไปผ่านตัวกรองสัญญาณเพื่อให้ได้ภาพผลลัพธ์ออกมา ภาพผลลัพธ์ที่ได้จะมีคุณสมบัติแตกต่างจากภาพเริ่มต้น โดยมีวัตถุประสงค์หลักในการกรองข้อมูลภาพคือการเน้น (enhance) หรือลดทอน (attenuate) คุณสมบัติบางประการของภาพ

2.4.3 การหาขอบภาพในวัตถุ (Edge Detection)

การหาขอบภาพ เราจะใช้หลักการหาความชันของความเข้มสีหรือ intensity เนื่องจากที่ขอบรูปจะเป็นบริเวณที่มีความแตกต่างของสีมาก ซึ่งหากเราหาความชันของค่า intensity ก็จะได้ความชันมาก

2.4.4 การบีบอัดภาพ (Image Compression)

2.4.4.1 การบีบอัดแบบไม่มีการสูญเสียรายละเอียดข้อมูล (Lossless Compression) ค่าความสว่างของแต่ละจุดภาพจะยังคงอยู่เหมือนเดิม ไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าของแต่ละจุดภาพ ซึ่งการบีบอัดวิธีนี้จะอาศัยเทคนิคการจัดเก็บข้อมูลเชิงเลขในการลดขนาดของข้อมูล

2.4.4.2 การบีบอัดแบบสูญเสียรายละเอียดข้อมูล (Lossy Compression) วิธีการนี้จะมีการเปลี่ยนแปลงค่าความสว่างของจุดภาพ ซึ่งไม่เหมาะสมสำหรับข้อมูลภาพที่ต้องมีการจำแนกข้อมูล (Classification)

2.5 ปัญญาประดิษฐ์ (AI)

คือ เป็นเทคโนโลยีที่มีการพัฒนาขึ้นเพื่อสร้างเครื่องจักรให้สามารถทำงานได้คล้ายคลึงกับมนุษย์ โดยมีความสามารถในการคิด วิเคราะห์ และตัดสินใจอย่างมีเหตุผล โดย AI มีการแบ่งออกเป็นหลายประเภท แต่ที่สำคัญที่สุดคือ Machine Learning และ Deep Learning ซึ่งเป็น subset ของ AI ที่มีความสำคัญในการพัฒนาระบบที่มีความสามารถในการเรียนรู้จากข้อมูลและปรับปรุงตนเองได้

2.5.1 Machine Learning

คือ Machine Learning (ML) คือ สาขาหนึ่งของ AI ที่มุ่งเน้นในการสร้างอัลกอริธึมและเทคนิคที่ช่วยให้เครื่องจักรสามารถเรียนรู้จากข้อมูลได้ โดยไม่จำเป็นต้องมีการเขียนโปรแกรมหรือกำหนดกฎเกณฑ์ที่ชัดเจนสำหรับทุกๆ การกระทำ ML ใช้ข้อมูลที่มีอยู่ในการฝึกฝนโมเดล เพื่อให้สามารถคาดการณ์หรือทำการตัดสินใจในอนาคตได้ โดยมีการแบ่งประเภทของ Machine Learning ออกเป็น 3 ประเภทหลัก:

2.5.1.1 Supervised Learning: การเรียนรู้จากข้อมูลที่มีการป้อนข้อมูลและผลลัพธ์ที่ชัดเจน

เช่น การจำแนกรูปภาพ

2.5.1.2 Unsupervised Learning: การเรียนรู้จากข้อมูลที่ไม่มีการป้อนผลลัพธ์เพื่อค้นหาความสัมพันธ์หรือรูปแบบในข้อมูล เช่น การจัดกลุ่มข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.1.3 Reinforcement Learning: การเรียนรู้ที่เกิดจากการทดลองและข้อผิดพลาด ซึ่งโมเดลจะได้รับรางวัลหรือการลงโทษตามการกระทำของมัน เพื่อปรับปรุงการตัดสินใจในอนาคต

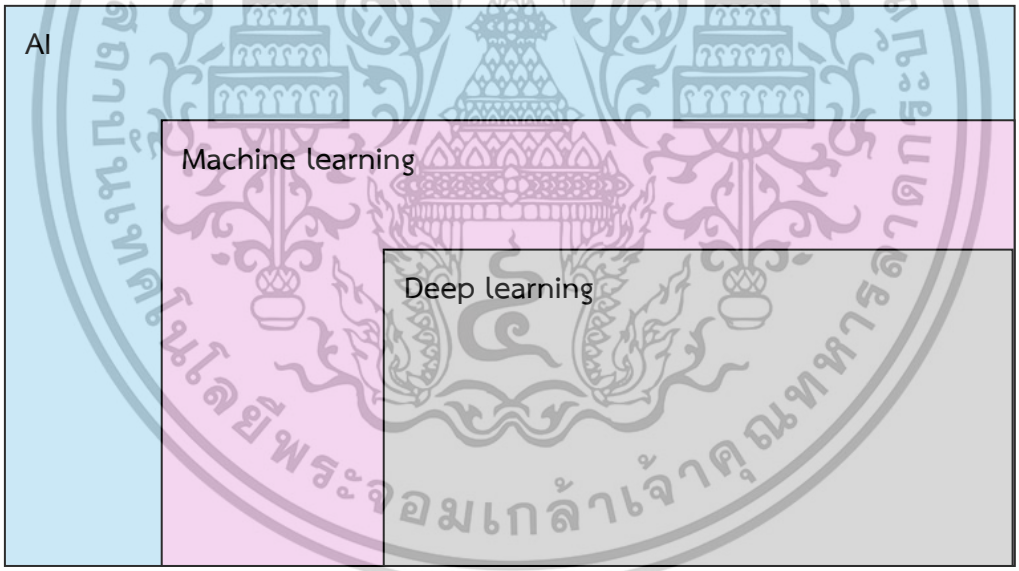
2.5.2 Deep Learning

คือ Deep Learning เป็นสาขาย่อยของ Machine Learning ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) ในการเรียนรู้และประมวลผลข้อมูล โดย Deep Learning มุ่งเน้นที่การเรียนรู้จากข้อมูลที่มีความซับซ้อนสูง เช่น รูปภาพ เสียง หรือข้อความ โดยมีลักษณะเฉพาะที่ช่วยให้ระบบสามารถจับลักษณะเฉพาะ (Feature) ได้อย่างละเอียดดังนี้

2.5.2.1 Multi-layered Architecture: Deep Learning ใช้โครงข่ายประสาทที่มีหลายชั้น (Layers) เพื่อสร้างการเรียนรู้ที่ลึกซึ้ง โดยแต่ละชั้นจะทำการประมวลผลและแยกแยะลักษณะเฉพาะของข้อมูล

2.5.2.2 Automatic Feature Extraction: ระบบสามารถทำการสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) ได้โดยอัตโนมัติ โดยไม่ต้องการการแทรกแซงจากผู้เชี่ยวชาญ ทำให้ประสิทธิภาพในการประมวลผลข้อมูลซับซ้อนสูง

2.5.2.3 Applications: Deep Learning ถูกนำไปใช้ในหลายแอปพลิเคชัน เช่น การจดจำเสียง การรู้จำใบหน้า การประมวลผลภาพ และการแปลภาษา



รูปที่ 2.6 AI (Type of Artificial Intelligence)

โดยรวมแล้ว Machine Learning และ Deep Learning ช่วยเสริมสร้างความสามารถให้กับ AI ทำให้เครื่องจักรสามารถปรับตัวและพัฒนาอย่างต่อเนื่องตามข้อมูลที่ได้รับ ส่งผลให้ AI มีประสิทธิภาพในการทำงานมากยิ่งขึ้นในยุคดิจิทัลปัจจุบัน เช่น การแนะนำสินค้าในแพลตฟอร์มออนไลน์ การจดจำใบหน้าในระบบรักษาความปลอดภัย และการให้บริการลูกค้าโดยใช้แชทบอท ซึ่งทั้งหมดนี้แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการใช้เทคโนโลยีเหล่านี้ในการสร้างระบบที่สามารถทำงานได้เหมือนมนุษย์ [15]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

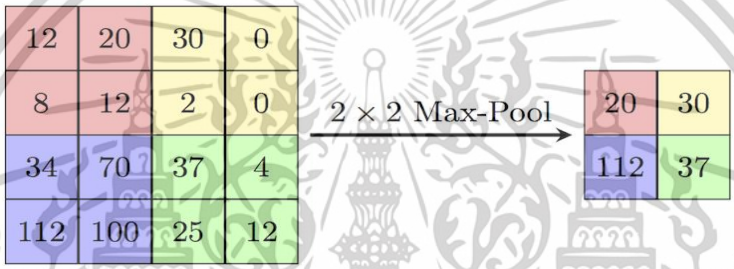
2.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสามารถทำการสกัดคุณลักษณะพิเศษ (Feature Extraction) และจำแนกประเภท (Classification) ซึ่งถือเป็นจุดเด่นของโครงข่ายนี้ โดยทั่วไปแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันจะประกอบด้วย 3 ชั้นหลัก ได้แก่:

2.6.1 ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer)

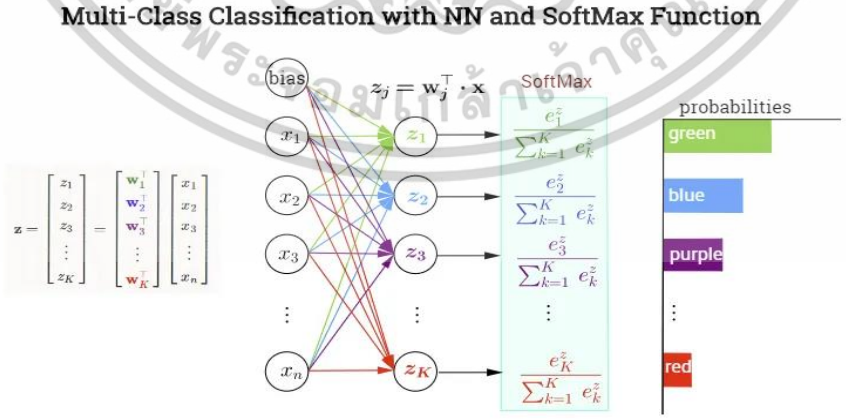
ชั้นคอนโวลูชันทำการคำนวณเพื่อหาผลลัพธ์ของนิวรอล (Neuron) ที่เชื่อมต่อจากพื้นที่ส่วนย่อย (Local Region) ของรูปภาพ โดยใช้วิธีการคอนโวลูชัน ซึ่งคำนวณแบบ dot product กับเคอร์นอลจัตุรัสขนาดเล็ก เช่น 3x3, 5x5 หรือ 7x7 ผลลัพธ์ที่ได้จะเรียกว่า “Feature Map”[17]

2.6.2 ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer) ชั้นพูลลิ่งจะอยู่คั่นกลางระหว่างชั้นคอนโวลูชัน โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดขนาด (Downsampling) ของ Feature Map โดยสามารถใช้ฟังก์ชันค่าเฉลี่ย ฟังก์ชันค่าต่ำสุด หรือฟังก์ชันค่าสูงสุดในการคำนวณ หากเลือกใช้ฟังก์ชันค่าสูงสุดในการคำนวณ จะเรียกว่า Max Pooling[16]



รูปที่ 2.7 Max Pooling

2.6.3 ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully-Connected Layer) ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์จะเชื่อมโยงระหว่าง Feature Map และ Output โดยทุกนิวรอลในชั้นสุดท้ายของ Feature Map จะถูกเปลี่ยนรูป (Reshape) หรือเรียกว่า Flatten เพื่อส่งไปคำนวณในชั้นถัดไป ซึ่งก็คือชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP สำหรับงานด้าน Multi-Class Classification โครงข่าย Neural Network จะใช้ Softmax Function เพื่อคำนวณคำตอบ[17]

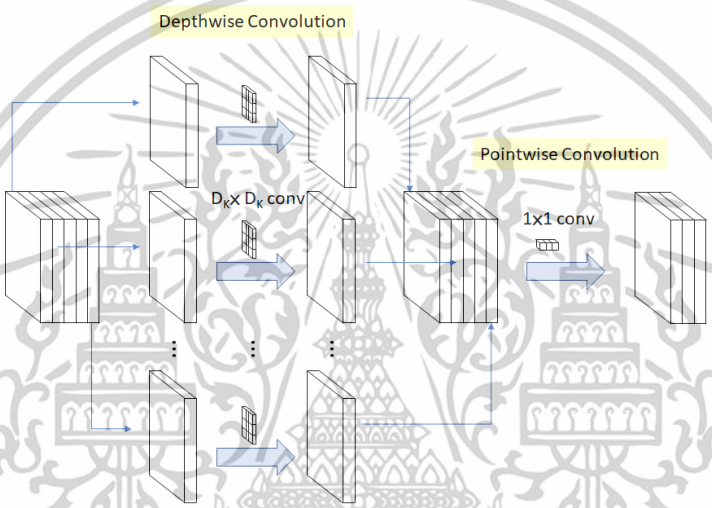


รูปที่ 2.8 Fully-Connected Layer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.7 อัลกอริทึม Mobilenet ที่ใช้ในการตรวจจับแบบเวลาจริง

MobileNet คือ โครงข่ายประสาทเทียม (neural network) ที่ถูกออกแบบมาให้มีประสิทธิภาพสูงและใช้พลังงานน้อย เหมาะสำหรับการใช้งานบนอุปกรณ์มือถือและอุปกรณ์ที่มีข้อจำกัดด้านทรัพยากร เช่น สมาร์ทโฟน แท็บเล็ต และอุปกรณ์ IoT (Internet of Things) โดยถูกพัฒนาโดย Google และเผยแพร่ครั้งแรกในปี 2017 ถูกออกแบบมาให้มีขนาดเล็กและรวดเร็ว แต่ยังคงมีประสิทธิภาพสูงในการจำแนกรูปภาพและงานด้านคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (computer vision) อื่นๆ จุดเด่นของ MobileNet คือการใช้เทคนิค Depthwise Separable Convolutions ซึ่งช่วยลดจำนวนพารามิเตอร์และการคำนวณที่จำเป็นลงอย่างมากเมื่อเทียบกับเครือข่ายประสาทเทียมทั่วไป โดย MobileNet มีหลายเวอร์ชัน เช่น MobileNetV1, MobileNetV2 และ MobileNetV3 ซึ่งแต่ละเวอร์ชันมีการปรับปรุงประสิทธิภาพและประสิทธิภาพการทำงานให้ดียิ่งขึ้น[18]



รูปที่ 2.9 MobileNet Architecture

2.8 การใช้งานโปรแกรม MaixPy IDE

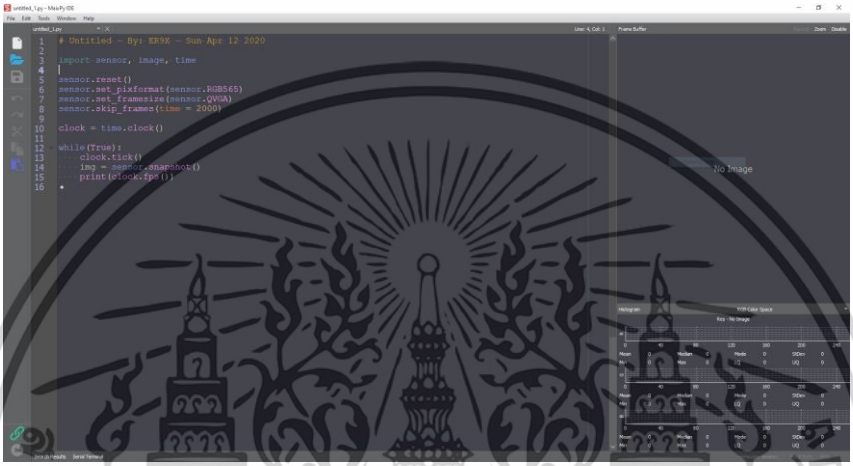
MaixPy IDE เป็นเครื่องมือพัฒนาแบบกราฟิกที่ถูกออกแบบมาเพื่อรองรับการพัฒนาโปรแกรมบนแพลตฟอร์ม MaixPy ซึ่งทำงานบนไมโครคอนโทรลเลอร์ K210 ของ Kendryte โดยมีความสามารถในการประมวลผลภาพและเสียง รวมถึงการประมวลผลด้วย AI แบบเรียลไทม์[19]

ในการดำเนินงานวิจัยนี้ การเลือกใช้ Embedded System อย่าง CorgiDude มีความสำคัญอย่างยิ่ง เนื่องจาก CorgiDude แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการประมวลผลภาพที่รวดเร็วและเหมาะสมกับการทำงานแบบเรียลไทม์ นอกจากนี้ CorgiDude ยังสามารถรองรับโมเดล AI ที่หลากหลาย ซึ่งมีส่วนสำคัญในการเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทวัตถุ อีกทั้งยังมาพร้อมกับเครื่องมือและไลบรารีที่เอื้ออำนวยต่อการพัฒนาแอปพลิเคชัน ทำให้กระบวนการวิจัยนี้ดำเนินไปอย่างราบรื่นและมีประสิทธิภาพ ด้วยเหตุนี้ CorgiDude จึงถือเป็นทางเลือกที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการจำแนกประเภทวัตถุในงานวิจัยนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คุณสมบัติหลักของ MaixPy IDE

1. สามารถเขียน Code และทดสอบ ได้โดยตรงใน IDE
2. ใช้ภาษา MicroPython สำหรับการพัฒนาโปรแกรม
3. มีเครื่องมือในการ Debug Codeในตัว
4. รองรับการเชื่อมต่อกับบอร์ด Maix และอุปกรณ์เสริมต่างๆ
5. มีไลบรารีและเครื่องมือสำหรับการประมวลผล AI



รูปที่ 2.10 MaixPy IDE

2.9 การใช้งานโปรแกรม KFlash GUI

KFlash GUI เป็นโปรแกรมที่ใช้สำหรับแฟลชโปรแกรมลงไปในไมโครคอนโทรลเลอร์ K210 ของ Kendryte ซึ่งเป็นชิปที่ใช้ในการพัฒนาโปรเจคเกี่ยวกับการประมวลผล AI, การรู้จำภาพ และการรู้จำเสียง โปรแกรมนี้มีอินเตอร์เฟซแบบกราฟิกที่ใช้งานง่าย ทำให้การอัปโหลดโปรแกรมไปยังบอร์ดที่ใช้ชิป K210 สะดวกขึ้น[20]

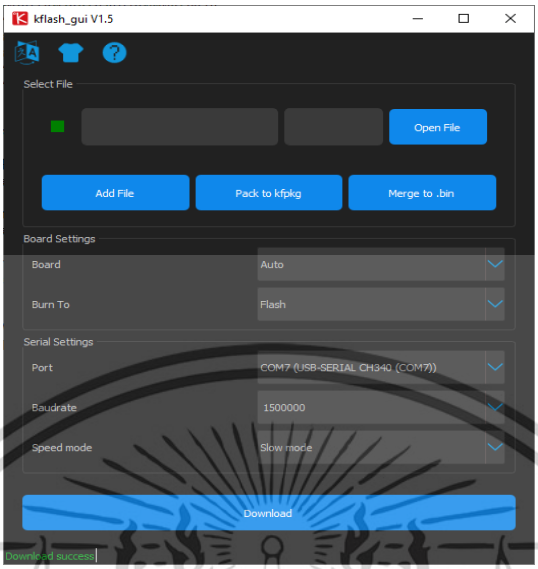
การใช้ KFlash GUI จึงเป็นส่วนสำคัญในการสนับสนุนการพัฒนาโปรแกรมที่สร้างขึ้นใน MaixPy IDE โดยช่วยให้นักพัฒนาสามารถอัปโหลดโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นไปยังไมโครคอนโทรลเลอร์ K210 ได้อย่างสะดวกและรวดเร็ว ซึ่งเสริมสร้างประสิทธิภาพในการดำเนินงานวิจัยในด้านการประมวลผลภาพและเสียงที่เกี่ยวข้องกับการใช้งาน CorgiDude

คุณสมบัติหลักของ Kflash GUI

1. รองรับการแฟลชไฟล์เฟิร์มแวร์ไปยังบอร์ดที่ใช้ชิป K210
2. สามารถใช้งานได้บน Windows, macOS, และ Linux

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. สามารถตั้งค่าพารามิเตอร์ต่างๆ เช่น Baudrate, Address ของเฟิร์มแวร์ และอื่นๆ



รูปที่ 2.11 Kflash GUI

2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกพันธุ์ปลาแบบเวลาจริงด้วยการเรียนรู้เชิงลึก มีดังนี้

Sutham Satthamsakul et al. [21]นำเสนอเทคนิคสำคัญสำหรับการปรับปรุงการจดจำปลาโดยใช้อัลกอริทึม YOLOv4 เพื่อตรวจจับและจำแนกปลาที่มีสภาพพื้นหลังที่แตกต่างกัน ทำให้ใช้ได้กับการจดจำปลาทั้งใต้น้ำและบนบก

Ari Kuswantori et al. [22]นำเสนอการจดจำปลาอัตโนมัติโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกและคอมพิวเตอร์วิชั่น ทำให้อุตสาหกรรมปลามีระบบการคัดแยกอัตโนมัติ โดยใช้อัลกอริทึม YOLOv4 ซึ่งปรับให้เหมาะสมด้วยเทคนิคการ labeling ที่ตัวปลา และวิธีนี้ได้ทดสอบด้วยวีดีโอปลาจริงๆที่วิ่งบนสายพาน

Ari Kuswantori et al. [23]นำเสนอการจดจำปลาโดยใช้อัลกอริทึม YOLOv4 บนชุดข้อมูล Fish-Pak มีการเพิ่มข้อมูลที่ถูกสร้างขึ้นเพื่อให้ตรงตามเกณฑ์การตรวจสอบและปรับปรุงความสมดุลของข้อมูลระหว่างคลาส สำหรับภาพปลาบนสายพานลำเลียง การพลิก การหมุน และเทคนิคการประมวลภาพ โดย YOLOv4 ถูกนำไปใช้กับตัวปลา และนำมาผสมสานกับเทคนิคต่างๆ โดยมีเทคนิคดังนี้ การแลนด์มาร์ค คลาสย่อย การเพิ่มข้อมูลมาตราส่วน การเพิ่มข้อมูลส่วนหัว และการแบ่งคลาสย่อย และได้รับการประเมินด้วยเมทริกซ์ความสับสน และทบทวนการวิเคราะห์ผลกระทบของการผสมผสานเทคนิคเหล่านี้ด้วย จากผลการทดลองพบว่าความแม่นยำของ YOLOv4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

D.Li et al [24]นำเสนอการใช้ระบบการมองเห็นด้วยเครื่องจักร (Machine Vision) และอัลกอริธึมการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) ในการเฝ้าระวังปลาในอุตสาหกรรมเพาะเลี้ยงสัตว์น้ำ ซึ่งช่วยเพิ่มความมีประสิทธิภาพและลดความเสี่ยงจากโรคและความเครียดที่เกิดจากการจัดการแบบดั้งเดิมที่ใช้เวลานานและต้องใช้แรงงานมาก อัลกอริธึม DL ได้รับการใช้ในหลายด้านเช่น การจำแนกประเภท การตรวจจับ การนับ การจดจำพฤติกรรม และการประมาณการชีวมวล โดยการเรียนรู้เชิงถ่ายโอน (Transfer Learning) และ Generative Adversarial Networks (GAN) ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดล DL อย่างไรก็ตาม ยังมีความท้าทายในการเตรียมภาพและมาตรฐานที่ต้องพิจารณา เช่น การใช้เครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึกต่างๆ เช่น AlexNet, LSTM, VGG และ GoogLeNet ในการประยุกต์ใช้ทางอุตสาหกรรมนี้

X. Yang et al. [25]กล่าวถึงการพัฒนาและการใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) ในการเพาะเลี้ยงสัตว์น้ำ เช่น การระบุและจำแนกชนิดปลา, การวิเคราะห์พฤติกรรม, การตัดสินใจเรื่องการให้อาหาร, การประมาณขนาดหรือชีวมวล และการพยากรณ์คุณภาพน้ำ บทความนี้เน้นความสามารถของ DL ในการสกัดคุณลักษณะโดยอัตโนมัติ แต่ยังมีความท้าทายจากการต้องการข้อมูลที่มีการระบุคำอธิบายมากเพื่อการฝึกสอน ซึ่งจำกัดการประยุกต์ใช้ในฟาร์มเลี้ยงปลา อย่างไรก็ตาม DL ยังคงมีความก้าวหน้าในการจัดการข้อมูลที่ซับซ้อนในฟาร์มเลี้ยงปลา โดยบทความมุ่งเน้นให้ผู้วิจัยและผู้ปฏิบัติงานเข้าใจสถานะปัจจุบันของ DL เพื่อการนำไปใช้ในฟาร์มเลี้ยงปลาอัจฉริยะได้ดีขึ้น

A. Jalal et al. [26]นำเสนอวิธีการในการตรวจจับและจำแนกชนิดปลาในวิดีโอใต้น้ำ โดยใช้การรวมกันของแบบจำลอง Gaussian mixture models กับเครือข่ายประสาทเทียม YOLO ซึ่งช่วยให้สามารถตรวจจับปลาเคลื่อนที่และพรางตัวได้ดีขึ้น ทั้งนี้ การทดสอบในชุดข้อมูล LifeCLEF 2015 และ UWA ได้แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำสูงในการตรวจจับ (95.47% และ 91.2%) และการจำแนกประเภทชนิดปลา (91.64% และ 79.8%) ซึ่งถือเป็นผลลัพธ์ที่ดีที่สุดที่รายงานในชุดข้อมูลเหล่านี้

S. Villon et al. [27]นำเสนอการใช้กล้องใต้น้ำในการติดตามความหลากหลายทางทะเล โดยเฉพาะการประมวลผลวิดีโอจากกล้องเหล่านี้ ซึ่งมักจะต้องการการประมวลผลด้วยมือที่ใช้เวลานานและต้องการผู้เชี่ยวชาญที่ผ่านการฝึกอบรม แต่ปัจจุบันมีวิธีการใหม่ที่ใช้การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อช่วยประมวลผลวิดีโอโดยอัตโนมัติงานนี้เสนอการใช้การเรียนรู้แบบมีภาพน้อย (Few-shot Learning) ซึ่งเป็นเทคนิคใหม่ในการเรียนรู้ที่สามารถทำให้การแยกประเภทปลาแนวปะการังมีประสิทธิภาพดีขึ้นโดยใช้ภาพเพียงไม่กี่ภาพ ซึ่งเป็นข้อดีเมื่อเทียบกับวิธีการเรียนรู้เชิงลึกแบบคลาสสิกที่ต้องการภาพจำนวนมากในกรณีศึกษานี้ การเรียนรู้แบบมีภาพน้อยถูกประเมินในเรื่องการแยกแยะปลาแนวปะการัง 20 สปีชีส์ โดยใช้ฐานข้อมูลการฝึกอบรมที่มีตั้งแต่ 1 ภาพต่อประเภทถึง 30 ภาพต่อประเภท ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าการเรียนรู้แบบมีภาพน้อยสามารถให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าการเรียนรู้เชิงลึกแบบคลาสสิกในกรณีที่มีภาพที่ทำเครื่องหมายจำกัด แต่ยังคงให้ความแม่นยำในการจำแนกประเภทที่ดี

Z. Ju et al. [28]นำเสนอพัฒนาและปรับปรุงอัลกอริธึมสำหรับการจดจำปลาภายในภาพถ่ายโดยอิงจากเทคนิคที่ได้รับความนิยมอย่าง AlexNet ซึ่งเป็นเครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชั่น (CNN) ที่ถูกนำมาใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในการจำแนกรูปภาพ โดยเพิ่มกลไกการให้ความสนใจแบบ Soft Attention เข้าไปในโมเดล เพื่อช่วยให้โมเดลสามารถมุ่งเน้นไปที่ส่วนที่สำคัญของภาพ เช่น ตัวปลา โดยไม่ให้ความสำคัญกับพื้นหลังที่ซับซ้อนหรือส่วนที่มีการส่องสว่างที่แตกต่างกันมากเกินไปการเพิ่ม Soft Attention ทำให้โมเดลมีความสามารถในการจำแนกและจดจำปลาภายใต้สภาวะที่ท้าทาย เช่น พื้นหลังที่ซับซ้อนหรือแสงที่ไม่สม่ำเสมอ นอกจากนี้ยังใช้การเรียนรู้ถ่ายโอน (Transfer Learning) ซึ่งเป็นเทคนิคที่ช่วยลดเวลาในการฝึกอบรมโมเดลใหม่โดยใช้ความรู้จากโมเดลที่ผ่านการฝึกอบรมมาแล้วทำให้การฝึกอบรมรวดเร็วขึ้น โดยไม่จำเป็นต้องสร้างโมเดลจากศูนย์ผลลัพธ์จากการทดลองแสดงให้เห็นว่า โมเดลที่พัฒนาขึ้นมานี้มีความแม่นยำสูง และใช้ทรัพยากรในการคำนวณน้อยกว่าหลายๆ อัลกอริธึมที่ทันสมัยในการจดจำปลา ซึ่งเป็นการบ่งชี้ถึงประสิทธิภาพและประสิทธิผลของอัลกอริธึมนี้ในการใช้งานจริง

A. N.S, S. D et al. [29]นำเสนอการจำแนกประเภทปลาเป็นสิ่งสำคัญในการประมาณปริมาณชีวมวล การระบุโรค และการวิเคราะห์คุณภาพในอุตสาหกรรมการเพาะเลี้ยงปลา โดยการจำแนกประเภทจะดำเนินการในหน่วยการประมวลผลซึ่งปลาอาจถูกบิดเบี้ยวจากการดึงออกจากน้ำ เทคนิคที่เสนอในงานนี้คือการใช้เครือข่ายการเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับการรวมข้อมูลประเภทนาฬิกาขัดเพื่อลดความท้าทายในการจำแนกประเภทภาพปลาได้รับจากกล้องเหนือศีรษะ และหัวปลาถูกระบุจากพื้นที่บกพร่องของความโค้งเว้าเล็กน้อยเพื่อช่วยในการแยกส่วน การจัดแนวที่ปรับปรุงได้ลดพื้นที่พื้นหลังที่ไม่ต้องการได้สำเร็จ ซึ่งช่วยแยกหัวปลา เกล็ดปลา และลำตัวปลาออกจากกัน AlexNet ใช้การเรียนรู้เชิงโอนและเลเยอร์การรวมข้อมูลประเภทนาฬิกาขัดเพื่อรวมเครือข่ายการเรียนรู้เชิงลึกที่ฝึกแล้ว ผลการทดลองแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำในการจำแนกประเภทสูงถึง 98.64% สำหรับชุดข้อมูล 'Fish-Pak' และ 98.94% สำหรับชุดข้อมูลปลา BYU โดยสถาปัตยกรรมที่เสนอแสดงถึงความแม่นยำและความแข็งแกร่งในการจำแนกประเภทได้อย่างดี

Y. Adiwinata et al. [30]นำเสนอการจำแนกพันธุ์ปลา โดยใช้วิธีการตรวจจับวัตถุด้วยเทคโนโลยี Deep Learning เพื่อลองประสิทธิภาพของวิธี Faster R-CNN เปรียบเทียบกับวิธีอื่นๆ เช่น SSD (Single Shot Detector) ในการตรวจจับพันธุ์ปลาในภาพ งานนี้ใช้ชุดข้อมูล QUT FISH Dataset และพบว่า Faster R-CNN มีความแม่นยำสูงกว่ามากที่ 80.4% เทียบกับ SSD ที่มีความแม่นยำ 49.2%

G. Yu et al. [31]นำเสนอแก้ไขปัญหาการจำแนกปลาตายในกรงขนาดใหญ่ โดยการตรวจจับปลาตายบนผิวน้ำจาก SSD-MobileNet ซึ่งในเอกสารนี้ได้เปรียบเทียบโมเดล SSD-MobileNet V1, V2 และ V3 ที่เหมาะสำหรับอุปกรณ์มือถือฝังตัว การวิเคราะห์ทั้งเชิงทฤษฎีและทดลองแสดงให้เห็นว่า SSD-MobileNet V3 ไม่เพียงแต่เป็นอัลกอริธึมตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทม์ แต่ยังเป็นสถาปัตยกรรมใหม่ที่รวมการค้นหาโครงสร้างเครือข่ายฮาร์ดแวร์ (NAS) และ NetAdaptการทำงานร่วมกันของอัลกอริธึมค้นหาอัตโนมัติและการออกแบบเครือข่ายช่วยยกระดับเทคนิคโดยรวม

M. A. Iqbal et al. [32]นำเสนอระบบอัตโนมัติสำหรับการระบุและจัดประเภทสายพันธุ์ปลา ซึ่งช่วยให้นักชีววิทยาทางทะเลเข้าใจสายพันธุ์ปลาและที่อยู่อาศัยของมันได้ดียิ่งขึ้น โมเดลที่เสนอใช้เครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึกแบบ Convolutional Neural Networks โดยใช้เวอร์ชันที่ลดขนาดลงของโมเดล AlexNet ซึ่งประกอบด้วยเลเยอร์ Convolutional สี่ชั้นและเลเยอร์ Fully Connected สองชั้น การเปรียบเทียบกับโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกอื่น ๆ เช่น AlexNet และ VGGNet ได้รับการเสนอขึ้น โมเดลที่พิจารณามีสี่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พารามิเตอร์ ได้แก่ จำนวนเลเยอร์ Convolutional และจำนวนเลเยอร์ Fully Connected, จำนวนการวนซ้ำ เพื่อให้ได้ความแม่นยำ 100% บนข้อมูลการฝึก, ขนาดแบทช์ และเลเยอร์ Dropout ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าโมเดล AlexNet ที่เสนอและปรับปรุงด้วยจำนวนเลเยอร์ที่น้อยกว่ามีความแม่นยำในการทดสอบ 90.48% ขณะที่โมเดล AlexNet ดั้งเดิมมีความแม่นยำ 86.65% บนชุดข้อมูลปลา benchmark ที่ไม่ผ่านการฝึกซ้อม การเพิ่มเลเยอร์ Dropout ได้ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพโดยรวมของโมเดลที่เสนอ โมเดลนี้ใช้ภาพในการฝึกน้อยลง ใช้หน่วยความจำน้อยลง และมีความซับซ้อนในการคำนวณที่ต่ำกว่า

Jesper Haahr Christensen et al. [33]นำเสนอขั้นตอนเริ่มต้นในการพัฒนาระบบที่สามารถระบุพารามิเตอร์ของฝูงปลาในภาพใต้น้ำ โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึกที่เรียกว่า Optical Fish Detection Network (OFDNet) ซึ่งอิงจากสถาปัตยกรรมการตรวจจับวัตถุด้วยการเรียนรู้เชิงลึกที่ล้ำสมัย OFDNet ทำหน้าที่ตรวจจับปลา ระบุสถานที่ และจัดประเภทชนิดของปลาโดยใช้ข้อมูลภาพที่ได้รับจากกล้องใต้น้ำ งานนี้มุ่งเน้นไปที่การใช้งานในทะเลที่มีสภาพไม่ดี เช่น ทะเลเหนือและทะเลบอลติก และเริ่มต้นพัฒนาเพื่อการจดจำปลาเฮอริ่งและปลาแมคเคอเรล จากการทดลองในชุดข้อมูลที่ได้รับจากทะเล OFDNet สามารถตรวจจับปลาได้ 66.7% และจัดประเภทได้ถูกต้อง 89.7%

Ashkan Banan et al. [34]นำเสนอการระบุชนิดของปลาเป็นสิ่งสำคัญต่ออุตสาหกรรมเพาะเลี้ยงปลา การจัดการทรัพยากรน้ำ และการตรวจสอบสิ่งแวดล้อมทางน้ำ โดยทั่วไป การระบุชนิดปลาด้วยวิธีดั้งเดิมมักมีค่าใช้จ่ายสูง ใช้เวลานาน ขึ้นอยู่กับความเชี่ยวชาญของผู้ปฏิบัติงาน และไม่เหมาะสำหรับการใช้งานในระดับใหญ่ ดังนั้นในการศึกษานี้จึงได้พัฒนาและนำเสนอวิธีการใช้เครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Networks) ซึ่งเป็นวิธีที่อัจฉริยะและไม่ทำลายเพื่อการระบุปลาคาร์พ 4 ชนิดที่มีความสำคัญทางเศรษฐกิจ ได้แก่ ปลาคาร์พธรรมดา (Cyprinus carpio), ปลาคาร์พหญ้า (Ctenopharyngodon idella), ปลาคาร์พหัวใหญ่ (Hypophthalmichthys nobilis) และปลาคาร์พเงิน (Hypophthalmichthys molitrix) ผลลัพธ์ที่ได้รับจากการศึกษาแสดงให้เห็นว่าการใช้วิธีนี้สามารถให้ความแม่นยำสูงถึง 100% เมื่อใช้การตรวจสอบข้าม 5 ครั้ง ความแม่นยำสูงนี้เกิดจากความสามารถของโมเดลเชิงลึกในการสร้างลำดับลักษณะเฉพาะที่เรียนรู้ได้ด้วยตนเอง ซึ่งสอดคล้องกับลำดับของกุญแจการระบุชนิดปลา สรุปได้ว่าวิธีการที่ใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) มีสถาปัตยกรรมที่ฝึกอบรมแล้วอย่างทั่วไปและมีประสิทธิภาพที่น่าพอใจในการระบุชนิดของปลา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในการศึกษาเกี่ยวกับการคัดแยกพันธุ์ปลาแบบเวลาจริงด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน บนระบบสมองกลฝังตัว ผู้ศึกษาจะนำเสนอรายละเอียดขั้นตอนการดำเนินการ อุปกรณ์ในการทดลอง และขั้นตอนการทดลอง ซึ่งได้นำทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้อง จากการศึกษาในบทที่ 2 นำมาประยุกต์ใช้งาน โดยมีขั้นตอนดำเนินการ อุปกรณ์ในการทดลอง และขั้นตอนในการทดลองดังนี้

3.1 ขั้นตอนการดำเนินการ

การคัดแยกพันธุ์ปลาแบบเวลาจริงด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน บนระบบสมองกลฝังตัว โดยการทดลองใช้ บอร์ด Corgi Dude ในการตรวจจับปลาบนสายพาน โดยใช้โปรแกรม MaixPy IDE ในการเขียนโปรแกรม และโปรแกรม KFlash GUI ในการนำ Model flash เข้าบอร์ด Corgi Dude โดยมีรายละเอียดและผังงาน (Flowchart) ขั้นตอนการดำเนินการวิจัยดังในรูปที่ 3.1

3.1.1 ศึกษางานวิจัยและวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการคัดแยกพันธุ์ปลาด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) เพื่อรวบรวมข้อมูลและพัฒนาโครงการนี้

3.1.2 การวิเคราะห์ความเป็นไปได้และประสิทธิภาพของ CNN ศึกษาความเป็นไปได้ในการใช้งาน CNN บนระบบฝังตัว เพื่อประเมินประสิทธิภาพและความสามารถในการทำงาน

3.1.3 การศึกษาโปรแกรม MaixPy IDE และ KFlash GUI

3.1.3.1 ศึกษาการใช้ MaixPy IDE สำหรับการเขียนโปรแกรมและทดสอบการทำงานของโค้ด

3.1.3.2 ศึกษาวิธีการใช้ KFlash GUI เพื่อแฟลชโมเดลลงบนบอร์ด Corgi Dude

3.1.4 การเตรียมวัสดุและอุปกรณ์ที่ใช้ในการศึกษาเตรียมอุปกรณ์ที่จำเป็น ได้แก่ บอร์ด Corgi Dude, กล้อง OV2640, สายพานลำเลียงปลา และอุปกรณ์เสริมอื่น ๆ พร้อมทั้งตรวจสอบความพร้อมของอุปกรณ์ทั้งหมดก่อนเริ่มการทดลอง

3.1.5 การเขียนโปรแกรมและทดสอบการคัดแยกพันธุ์ปลา และ เขียนโค้ดใน MaixPy IDE โดยใช้โมเดลCNN สำหรับการคัดแยกพันธุ์ปลา ทดสอบโมเดลและปรับปรุงพารามิเตอร์ให้เหมาะสม

3.1.6 การแฟลชโมเดลเข้าสู่บอร์ด Corgi Dude เปิดโปรแกรม KFlash GUI และแฟลชโมเดล CNN ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วเข้าสู่บอร์ด Corgi Dude เพื่อใช้ในการตรวจจับปลา

3.1.7 การอัปโหลดโค้ดและเริ่มรันโปรแกรม เปิดโปรแกรม MaixPy IDE และ อัปโหลดโค้ดการคัดแยกพันธุ์ปลา กด Run เพื่อเริ่มการทำงานและทดสอบการตรวจจับปลาในสภาพแวดล้อมจริง

3.1.8 การทดลองคัดแยกพันธุ์ปลา นำปลาลงบนสายพานเพื่อให้กล้องจับภาพและวิเคราะห์ด้วยบอร์ด Corgi Dude ระบบจะประมวลผลภาพและแสดงผลการคัดแยกพันธุ์ปลาที่ตรวจจับได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

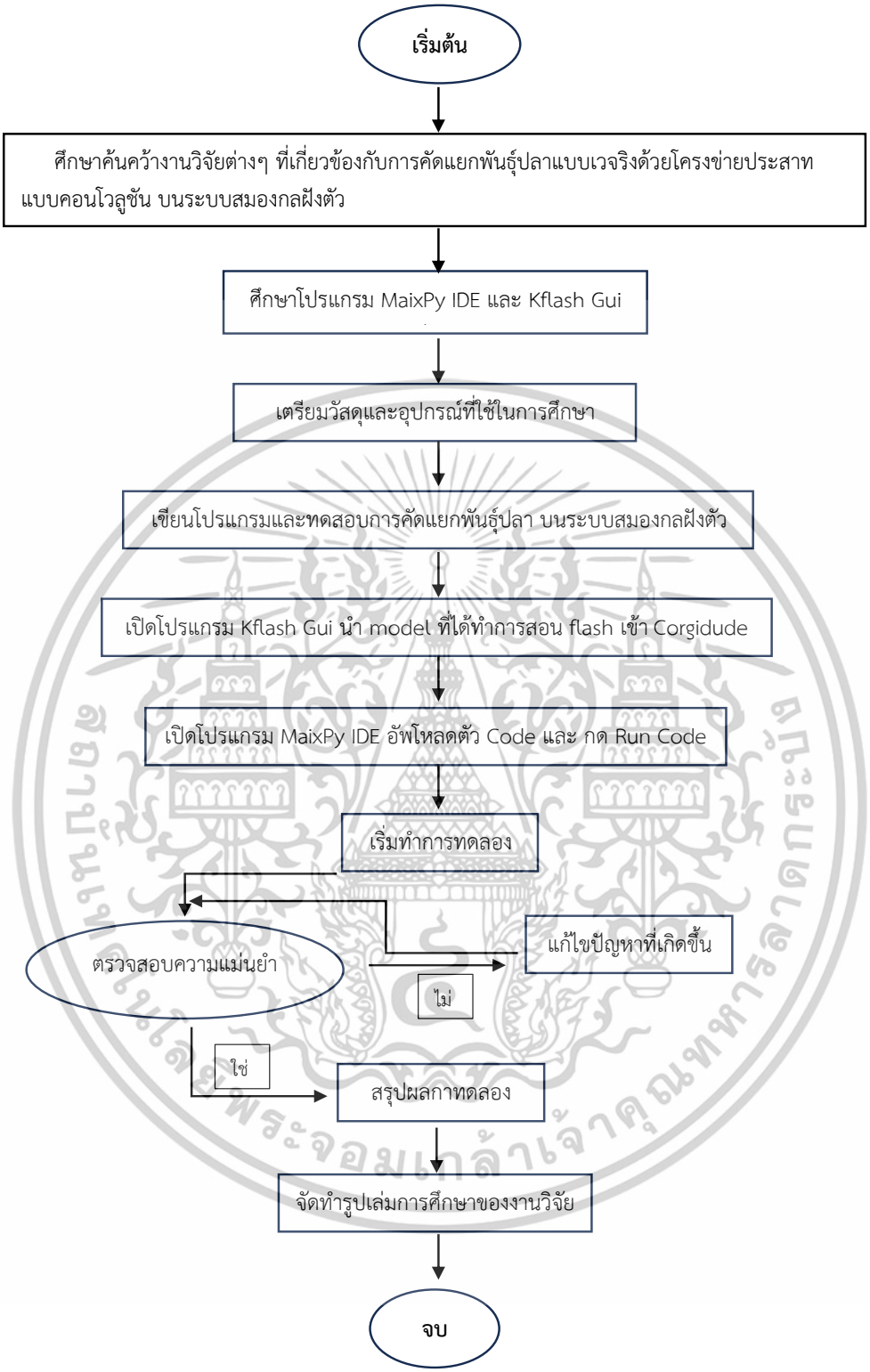
3.1.9 การตรวจสอบความแม่นยำ โดยการวิเคราะห์ผลการตรวจจับปลาเพื่อประเมินความแม่นยำของโมเดล CNN หากผลลัพธ์ไม่เป็นที่น่าพอใจ ทำการปรับปรุงโมเดลหรือโค้ดและทำการทดสอบใหม่

3.1.10 การสรุปผลการทดลอง รวบรวมข้อมูลจากการทดลองทั้งหมด และสรุปผลการวิเคราะห์ โดยระบุข้อค้นพบและความสำเร็จของโครงงาน

3.1.11 การจัดทำรายงานและสรุปผลการศึกษารวบรวมและจัดทำรูปเล่มการศึกษาในรูปแบบรายงานวิจัย ตรวจสอบความถูกต้องและความครบถ้วนของข้อมูลที่นำเสนอ

3.1.12 การจบการดำเนินการ สรุปผลการศึกษาอย่างเป็นทางการ และจัดเตรียมเอกสารสำหรับการนำเสนอในอนาคต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

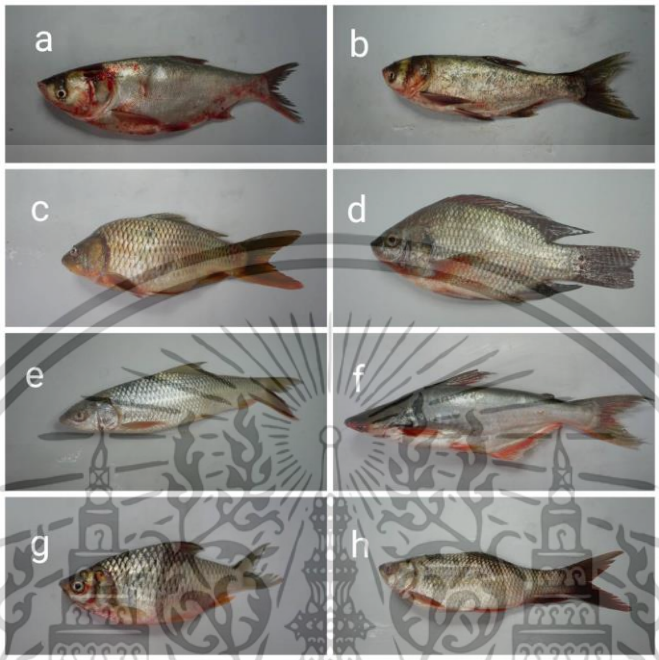


รูปที่ 3.1 แผนผังขั้นตอนการดำเนินการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.อุปกรณ์การทดลอง

3.2.1 ชุดข้อมูลปลา 8 สายพันธุ์ ประกอบไปด้วย ปลาจีนแบน ปลาจีนโต ปลาไน ปลานิล ปลานวลจันทร์ ปลาสวาย ปลาตะเพียน ปลายี่สก ดังในรูปที่ 3.2 การสังเกตและลักษณะเด่นของปลาทั้ง 8 สายพันธุ์ในตารางที่ 3.1



รูปที่ 3.2 a-ปลาจีนแบน b-ปลาจีนโต c-ปลาไน d-ปลานิล e-ปลานวลจันทร์ f-ปลาสวาย g-ปลาตะเพียน h-ปลายี่สก

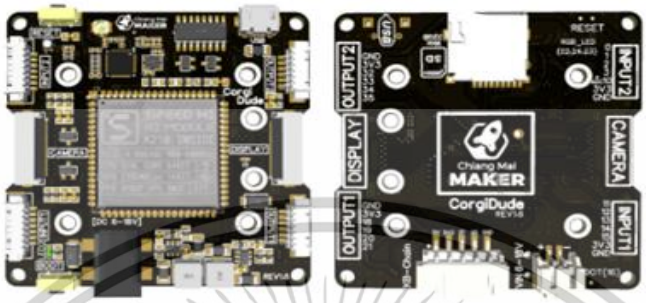
ตารางที่ 3.1 ลักษณะของปลาทั้ง 8 สายพันธุ์

ชื่อปลา	ลักษณะเด่น	วิธีการสังเกต
ปลาจีนแบน	ลำตัวแบนข้าง	ลักษณะลำตัวแบนข้างและสีเงินที่สะท้อนแสง
ปลาจีนโต	ขนาดใหญ่ มีขาปลายแหลม	ขนาดใหญ่และขาปลายแหลมที่เห็นได้ชัดเจน
ปลาไน	ลำตัวยาวแบน หนวดยาว	หนวดยาวและลำตัวเรียงยาว
ปลานิล	ลำตัวสั้นและกว้าง สีเทาหรือเขียว	ลำตัวที่สั้นและกว้าง สีที่มีความสม่ำเสมอ
ปลานวลจันทร์	ลำตัวยาวเพรียว สีเงินอมเขียว	ลำตัวยาวเพรียว สีเงินอมเขียวที่เห็นได้ชัดเจน
ปลาสวาย	ลำตัวยาวเรียว หนวด 2 คู่	หนวด 2 คู่ที่เด่นชัดและลำตัวเรียวยาว
ปลาตะเพียน	ลำตัวใหญ่หนา เกล็ดขนาดใหญ่	ลำตัวใหญ่หนาและเกล็ดขนาดใหญ่ที่มองเห็นได้ชัด
ปลายี่สก	ลำตัวยาว สีสันสดใส มีจุดหรือแถบ	สีสันสดใสและลักษณะจุดหรือแถบที่เด่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

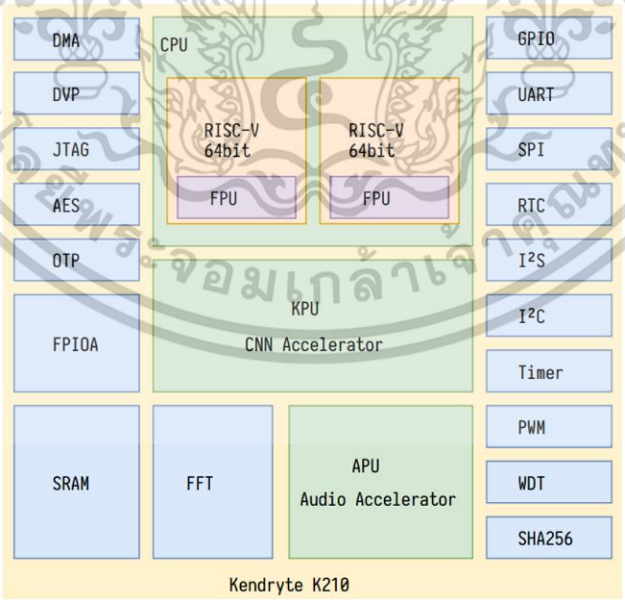
3.2.2 CorgiDude

มีความสามารถในการเร่งการประมวลผลคล้ายกับการ์ดจอ ทำให้สามารถทำงานร่วมกับ AI บางอย่างได้ เช่น ตรวจจับใบหน้า รู้จำใบหน้า จำแนกวัตถุ รู้จำเสียง ค้นหาวัตถุได้ เป็นต้น ซึ่งทำงานและประมวลผลในตัวอุปกรณ์ สามารถจำแนกรูปขนาด 224x224 ในระดับ 10 - 20 รูปต่อวินาที



รูปที่ 3.3. CorgiDude

ในตัว CorgiDude มีชิปประมวลผล คือ Kendryte K210 ความเร็วในการประมวลผลอยู่ที่ 1 TOPS ที่ 108 MHz + Flash 16 Mbyte ซึ่งชิปตัวนี้ถูกผลิตขึ้นโดยบริษัท Canaan ทำงานด้าน Blockchain หรือ ชิปขุด Bitcoin ใช้สถาปัตยกรรม RISC-V Dual Core 64bit, with FPU ขนาด 28nm ในชิปมีหน่วยประมวลผล KPU สำหรับการทำ Convolutional Neural Network (CNN) บนอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ สำหรับทำ Machine Learning นอกจากนั้นยังมีส่วนประกอบอื่นในการเป็น Microcontroller เช่น GPIO, UART, SPI และพอร์ตสำหรับต่อกล้องกับจอ (Display)[35-36]



รูปที่ 3.4 Kendryte K210

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.3. กล้อง OV2640

คือ โมดูลกล้องที่ผลิตโดย OmniVision Technologies ซึ่งเป็นที่นิยมในการใช้งานในโครงการต่าง ๆ เช่น โครงการ DIY, ระบบสมองกลฝังตัว (Embedded Systems), โดรน, และโปรเจ็กต์อื่น ๆ ที่ต้องการการจับภาพและวิดีโอ โมดูลกล้องนี้มีคุณสมบัติดังต่อไปนี้[37]

- ความละเอียด: 2 เมกะพิกเซล (1600 x 1200 พิกเซล)

- เซ็นเซอร์: CMOS (Complementary Metal-Oxide-Semiconductor)

- อินเตอร์เฟซ: รองรับหลายอินเตอร์เฟซเช่น SCCB (Serial Camera Control Bus), DVP (Digital Video Port)

- ขนาดเล็ก: มีขนาดเล็กและน้ำหนักเบา เหมาะสำหรับการติดตั้งในพื้นที่จำกัด

- รองรับฟีเจอร์: สามารถปรับค่าอัตโนมัติเช่น white balance, exposure, และ gain

รูปที่ 3.5 กล้อง OV2640

3.2.4. ซอฟต์แวร์

3.2.4.1 Micropython คือ ภาษาการเขียนโปรแกรมที่มีพื้นฐานมาจากภาษาไพทอน (Python) ซึ่งถูกปรับปรุงให้สามารถทำงานบนไมโครคอนโทรลเลอร์ (microcontroller) และอุปกรณ์ฝังตัว (embedded systems) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ มันถูกออกแบบมาให้มีขนาดเล็กและสามารถทำงานในสภาพแวดล้อมที่มีทรัพยากรจำกัด เช่น หน่วยความจำและซีพียูที่มีพลังงานต่ำ[38]

3.2.4.1 LabelImg เป็นเครื่องมือโอเพนซอร์สที่ใช้ในการติดป้ายกำกับ (label) หรือทำการทำแอนโนเทชัน (annotation) บนภาพสำหรับการฝึกสอนระบบปัญญาประดิษฐ์ (AI) หรือระบบเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) โดยเฉพาะสำหรับการตรวจจับวัตถุ (object detection) หรือการจำแนกประเภทวัตถุ (object classification) ในภาพ[39]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3 ขั้นตอนการทดลอง

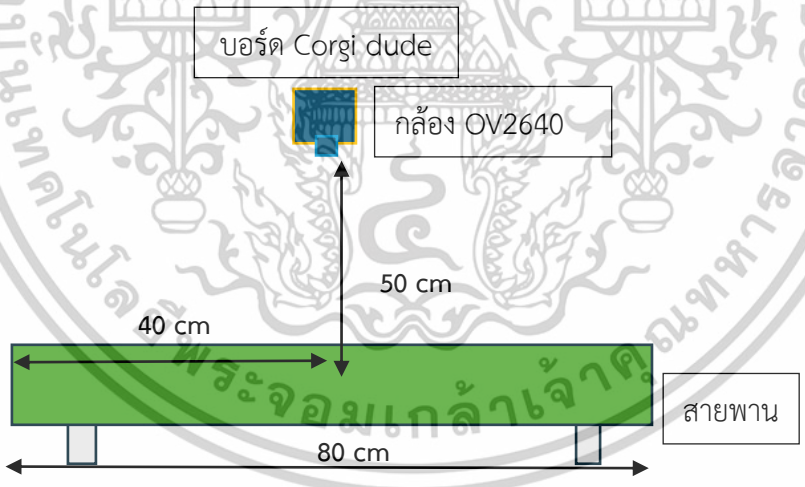
1) จัดเตรียมอุปกรณ์สำหรับการคัดแยกพันธุ์ปลาแบบเรียลไทม์
รวบรวมอุปกรณ์ที่จำเป็นทั้งหมด รวมถึงระบบประมวลผลโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (CNN) และอุปกรณ์ที่เกี่ยวข้อง เพื่อให้พร้อมสำหรับการคัดแยกพันธุ์ปลาแบบเรียลไทม์

2) ติดตั้งระบบสายพานและ Corgi Dude
ติดตั้งสายพานลำเลียงและระบบ Corgi Dude ตามที่แสดงในรูปที่ 3.6 พร้อมตรวจสอบการเชื่อมต่อของอุปกรณ์ให้เรียบร้อย

3) ทดสอบ Model ที่ผ่านการฝึกสอน (Training)
เรียกใช้งาน Model โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันที่ได้รับการฝึกสอน เพื่อประเมินประสิทธิภาพการจำแนกพันธุ์ปลาแบบเรียลไทม์ผ่านระบบที่ติดตั้งไว้

4) วิเคราะห์ผลการทดลองและปรับปรุงระบบ
วิเคราะห์ผลลัพธ์จากการทดสอบ เพื่อหาจุดที่ต้องปรับปรุงและแก้ไขปัญหาที่พบในระบบให้มีความแม่นยำมากขึ้น

5) บันทึกผลการทดลองและการปรับปรุง
บันทึกผลการทดลองที่ได้ รวมถึงผลการทดสอบและการปรับปรุงในแต่ละขั้นตอน เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการวิเคราะห์เพิ่มเติม



รูปที่ 3.6 การติดตั้งอุปกรณ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4 การดำเนินงาน

3.4.1 การเตรียมตัวอย่างโดยใช้ชุดข้อมูล

ในงานวิจัยของ Ari Kuswantori et al. ได้ใช้ชุดข้อมูลปลาที่ประกอบด้วยภาพจำนวน 20 ภาพต่อคลาส โดยมีการดำเนินการเสริมภาพเพื่อเพิ่มปริมาณข้อมูล เนื่องจากการมีจำนวนภาพที่จำกัดอาจส่งผลกระทบต่อการปรับค่าของโมเดลอย่างเหมาะสม การสร้างภาพใหม่จากการหมุนช่วยให้โมเดลสามารถฝึกฝนจากข้อมูลที่หลากหลายและหลีกเลี่ยงการพึ่งพาภาพเพียงไม่กี่ภาพ โดยการใช้เทคนิคการหมุนภาพในมุมต่าง ๆ ได้แก่ 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, และ 315° การหมุนภาพเหล่านี้สามารถสร้างรูปแบบใหม่จากข้อมูลเดิม ทำให้โมเดลสามารถเรียนรู้จากมุมมองที่แตกต่างกัน ซึ่งนำไปสู่การเข้าใจลักษณะเฉพาะของปลาในมุมมองที่หลากหลายมากยิ่งขึ้น เช่น ลักษณะของลำตัว ครีบ และลวดลายที่อาจมีความแตกต่างตามมุมมองที่มองเห็นได้ รายละเอียดของชุดข้อมูลใหม่แสดงในตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.2 Image Augmentation

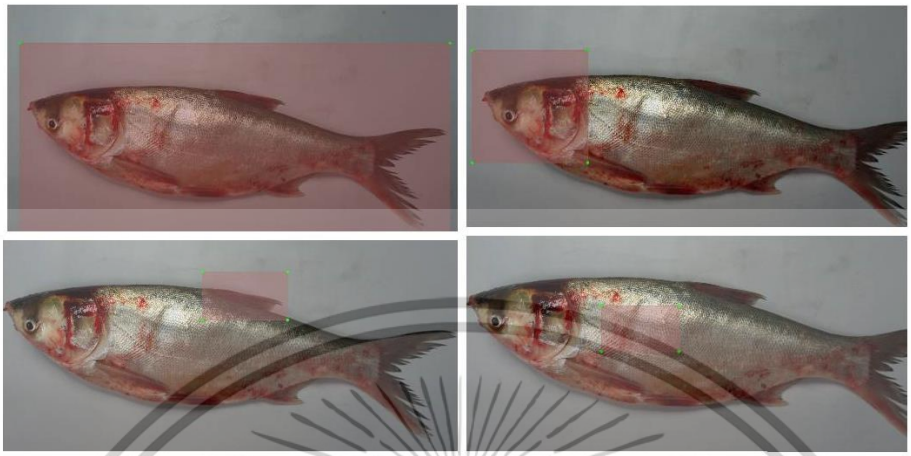
ชนิดปลา	ชุดข้อมูลเดิม (ภาพ)	การเสริมภาพ (หมุนภาพ)	ชุดข้อมูลใหม่ (ภาพ)
ปลาจีนแบน	20	140	160
ปลาจีนโต	20	140	160
ปลาไน	20	140	160
ปลานิล	20	140	160
ปลานวลจันทร์	20	140	160
ปลาสวาย	20	140	160
ปลาตะเพียน	20	140	160
ปลายี่สก	20	140	160
Total	160	1120	1280

ชุดข้อมูลใหม่ถูกสุ่มออกเป็น train 80% และ test 20% สำหรับรูปภาพทั้งหมดที่นำมา train มี 1024 ภาพ และสำหรับ test 256 รูป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4.2 การทำ Data Labeling

งานวิจัยนี้มีการมีทำ Labeling ในส่วนของลำตัว ครีบ หัว และเกร็ดของปลา



รูปที่ 3.7 Data Label a-ปลาจีนแบน

3.4.3 การเตรียมการสอนข้อมูล

การเตรียมข้อมูลเป็นขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนการ training จากโปรแกรม google colaboratory (colab) โดยนำชุดข้อมูลใหม่ที่ได้จากการเสริมภาพ นำมาใส่ใน Google drive ในรูปที่ 3.8 โดยกำหนดค่าสำหรับการฝึกและการใช้งานโมดลการตรวจจับวัตถุดังนี้ และรายละเอียดเพิ่มเติมในรูปที่ 3.9

โมเดล :

ประเภท : Detector เป็นโมเดลที่สามารถระบุตำแหน่งและจำแนกวัตถุในภาพได้พร้อม ๆ กัน ซึ่งต่างจากตัวจำแนก (Classifier) ที่ทำหน้าที่เพียงการจำแนกประเภทของภาพหรือวัตถุในภาพเท่านั้น

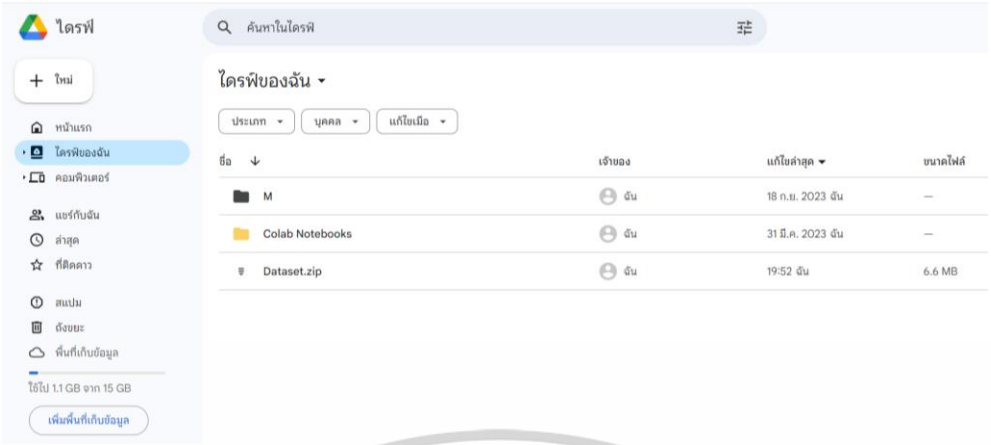
สถาปัตยกรรม : MobileNet7_5 เป็นสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกออกแบบมาเพื่อเพิ่มความเร็วในการประมวลผล โดยมีขนาดโมเดลที่เล็กและใช้พลังงานน้อย เหมาะกับงานตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทม์ โดยจะลดจำนวนพารามิเตอร์และการคำนวณโดยรวมให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น

ขนาดภาพ : ขนาดภาพที่ใช้ในการฝึกและทดสอบโมเดลคือ 224x224 พิกเซล ซึ่งเป็นขนาดมาตรฐานที่ทำให้โมเดลสามารถประมวลผลได้รวดเร็ว และมีข้อมูลเพียงพอสำหรับการตรวจจับและจำแนกวัตถุได้อย่างแม่นยำ

ป้ายชื่อวัตถุ : Jeen Ban , Jeen To , Nai , Nuanchan , Sawai , Yeesok , Nin , Tapian

จำนวนรอบการฝึก: 50 รอบ หมายถึงโมเดลจะฝึกเรียนรู้จากชุดข้อมูลเดิมทั้งหมดจำนวน 50 รอบ การตั้งค่าจำนวนรอบที่เหมาะสมจะช่วยให้โมเดลเรียนรู้คุณลักษณะจากข้อมูลอย่างเพียงพอ แต่ไม่มากจนเกินไปจนเกิดปัญหาการเรียนรู้มากเกินไป (overfitting)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.8 ชุดข้อมูล (Datasets)

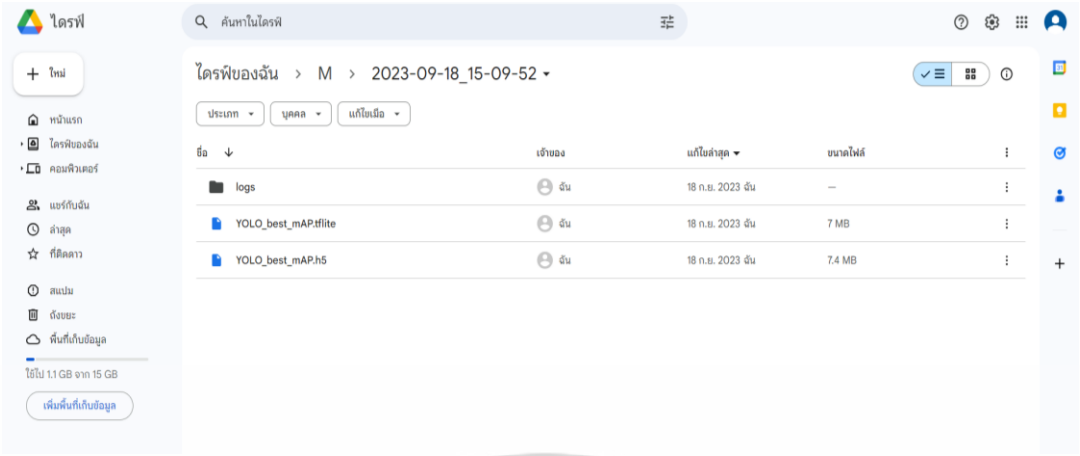
```
config = {
        "model":{
            "type":                 "Detector",
            "architecture":         "MobileNet7_5",
            "input_size":           (224,224),
            "anchors":              [0.6747,1.34, 0.8319,0.77, 1.7172,2.24, 1.9551,6.19, 4.7363,5.2105],
            "labels":               ["Jeen Ban","Jeen To","Nai","Nuanchan","Sawai","Yeesok","Nin", "Tapian"],
            "coord_scale" :     1.0,
            "class_scale" :     1.0,
            "object_scale" :    5.0,
            "no_object_scale" :    1.0
        },
        "train" : {
            "actual_epoch":         50,
            "train_image_folder":   "/content/JPEGImages/",
            "train_annot_folder":   "/content/Annotations/",
            "train_times":          10,
            "valid_image_folder":   "/content/images_v/",
            "valid_annot_folder":   "/content/annotations_v/",
            "valid_times":          1,
            "valid_metric":         "mAP",
            "batch_size":           8,
            "learning_rate":        1e-3,
            "saved_folder":         F"/content/drive/MyDrive/M",
            "first_trainable_layer": "",
            "augumentation":        True,
            "is_only_detect" :     False
        },
    }
```

รูปที่ 3.9 แบบจำลองการตั้งค่า (Config Model)

3.4.4 การ Convert tflite เป็น kmodel

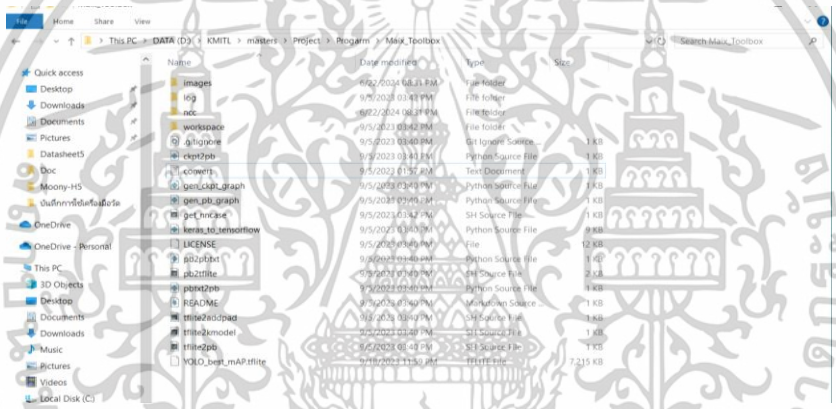
การ Convert tflite (TensorFlow Lite) เป็น kmodel (Kendryte Model) คือกระบวนการแปลงโมเดลที่ได้รับการฝึกฝนใน TensorFlow Lite ให้เป็นรูปแบบที่รองรับโดยชิป Kendryte K210 ซึ่งเป็นชิป AI ที่ได้รับความนิยมในการใช้งาน AI edge computing หลังจากการสอนข้อมูลเสร็จ แบ่งเป็นไฟล์นามสกุล tflite และ h5 .ในรูปที่ 3.10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



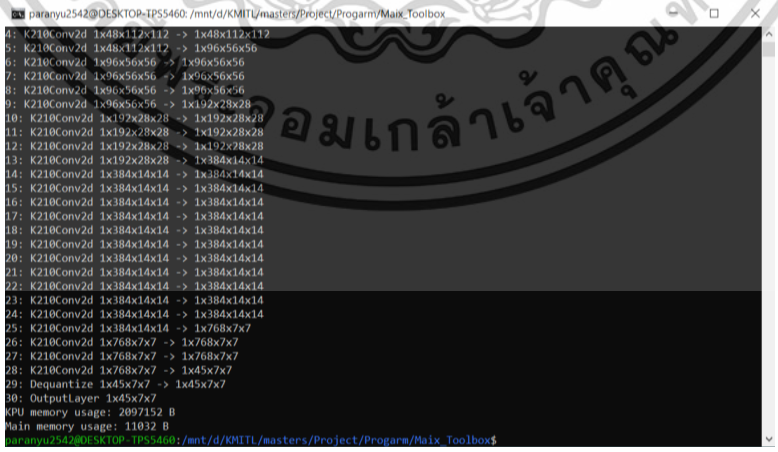
รูปที่ 3.10 ไฟล์ที่ได้จากการสอนข้อมูล

นำไฟล์นามสกุล tflite มาใส่โฟเดอร์ Maix_Toolbox ในรูปที่ 3.11 เพื่อทำการแปลงไฟล์เป็นนามสกุล kmodel



รูปที่ 3.11 ไฟล์ในโฟเดอร์ Maix_Toolbox

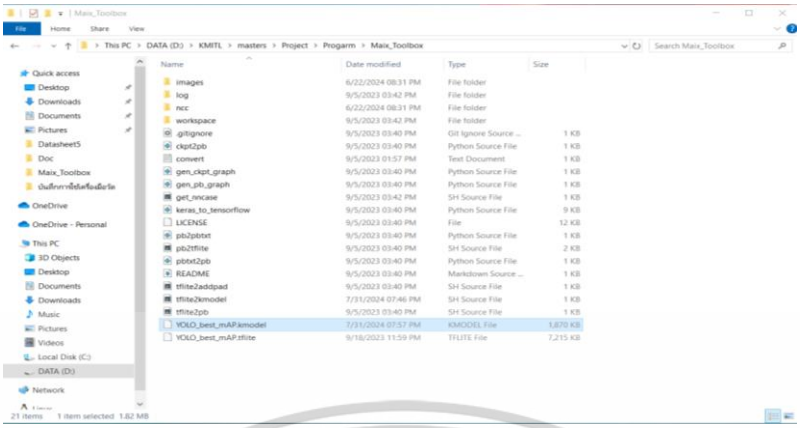
ทำการ Converter เป็นไฟล์ kmodel ผ่าน cmd บนระบบ Linux ในรูปที่ 3.12



รูปที่ 3.12 การ Converter ไฟล์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หลังจาก Converter ไฟล์ เสร็จจะได้ไฟล์นามสกุล kmodel ในรูปที่ 3.13



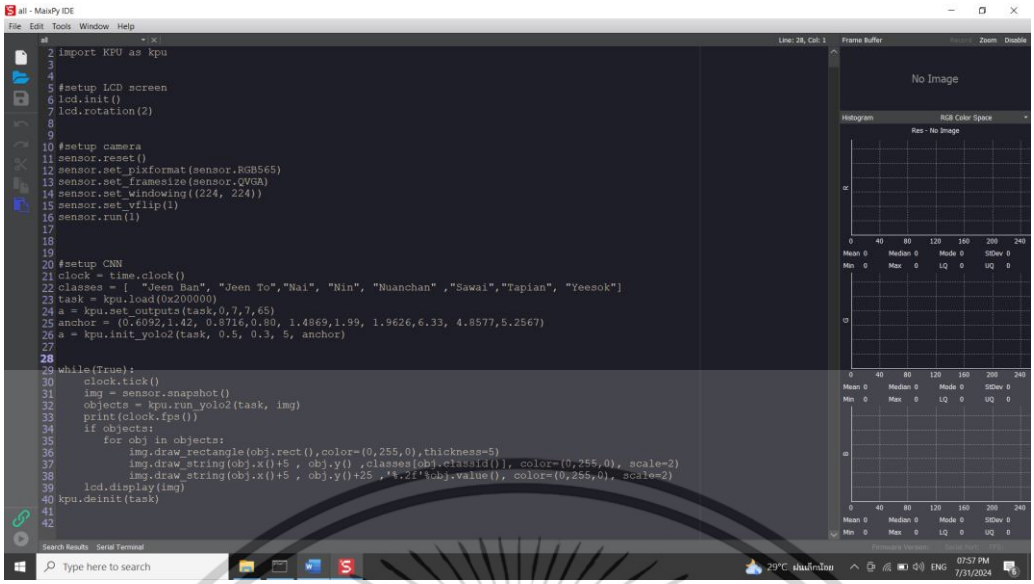
รูปที่ 3.13 ไฟล์นามสกุล kmodel

3.4.5 การอัพโหลด Source code และ ไฟล์ Model เข้าไปบอร์ด Corgidude

เปิดโปรแกรม kflash_gui เพื่ออัพโหลดไฟล์ Model.ในรูปที่ 3.12 และเปิดโปรแกรม Maixpy IDE เพื่ออัพโหลด Source code เข้าไปในบอร์ด Corgidude ในรูปที่ 3.13

รูปที่ 3.14 อัพโหลดไฟล์ Model

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.15 อัพโหลด Source Code

3.4.6 การแสดงผลการทำงาน

ขั้นตอนสุดท้ายนี้จะทำให้ทราบว่าการตรวจจับปลาสามารถคัดแยกพันธุ์ปลาได้หรือไม่ โดยใน รูปที่ 3.16 แสดงภาพจากกล้อง Webcam ด้านหน้า ขณะที่ รูปที่ 3.17 เป็นภาพจากกล้อง OV2640 ที่จับภาพปลาเพื่อการคัดแยกสายพันธุ์ นอกจากนี้ ใน รูปที่ 3.18 และ รูปที่ 3.19 แสดงการทำงานของระบบคัดแยกปลาด้วยบอร์ด Corgidude โดยใช้ความเร็วสายพาน 3 ระดับ ได้แก่ ความเร็วระดับ 1 คือ 0.004 m/s, ความเร็วระดับที่ 2 คือ 0.012 m/s และความเร็วระดับที่ 3 คือ 0.022 m/s

การคำนวณความแม่นยำได้จากสูตร :

$$\text{Accurary} = \frac{\text{TP}}{(\text{TP}+\text{FN})} \text{ x } 100\% \qquad (1)$$

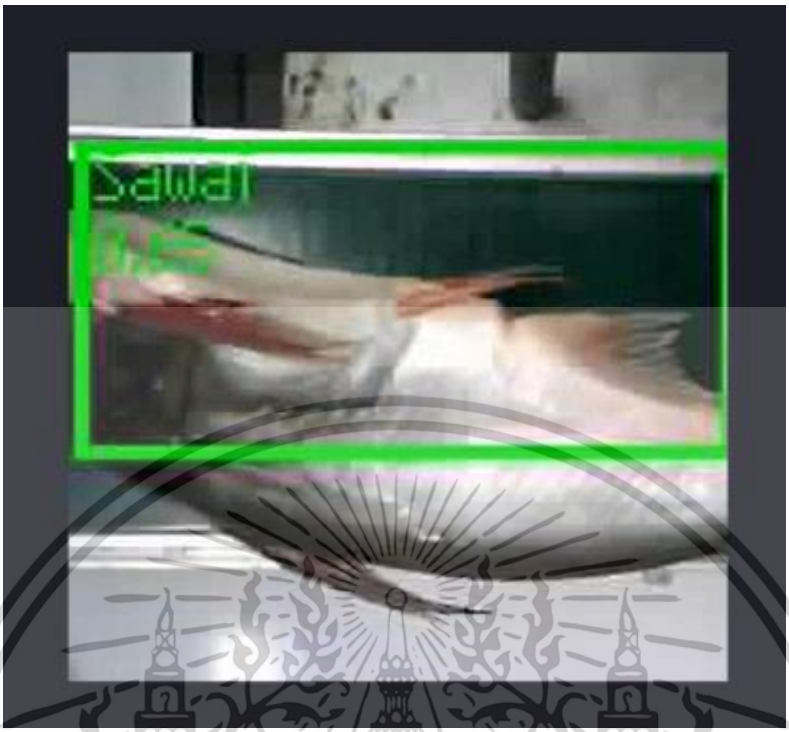
TP (True Positive) คือ : จำนวนครั้งที่โมเดลตรวจจับปลาที่เป็นสายพันธุ์ที่ถูกต้องจริง
FN (False Negative) คือ : จำนวนครั้งที่โมเดลพลาดการตรวจจับปลาที่เป็นสายพันธุ์นั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 3.16 ภาพจากกล้อง Webcam ด้านหน้า

รูปที่ 3.17 ภาพจากกล้อง OV2640 แสดงภาพปลานิล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.18 ภาพจากกล้อง OV2640 แสดงภาพปลาสวาย

รูปที่ 3.19 ภาพจากกล้อง OV2640 แสดงภาพปลาซาบะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระบบนี้ใช้ฮาร์ดแวร์ Corgi Dude ซึ่งฝังโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกด้วยภาพของปลาทั้ง 8 สายพันธุ์ รวมถึงปลานิลและปลาสวาย ทำให้สามารถระบุพันธุ์ปลาในรูปที่ 3.17 และ 3.18 ได้อย่างแม่นยำและรวดเร็ว อย่างไรก็ตาม ปลาซาบะในรูปที่ 3.19 ไม่ได้อยู่ในชุดข้อมูลการฝึก จึงส่งผลให้โมเดลไม่สามารถระบุพันธุ์ปลาได้อย่างถูกต้อง และอาจจำแนกผิดเป็นพันธุ์ที่มีลักษณะใกล้เคียงกัน ปลาซาบะนี้สามารถนำไปใช้เป็นข้อมูลเพิ่มเติมเพื่อพัฒนาโมเดลบน Corgi Dude ในอนาคต เพื่อให้ระบบสามารถตรวจจับพันธุ์ปลาที่หลากหลายมากยิ่งขึ้น รายละเอียดเพิ่มเติมเกี่ยวกับผลการทดสอบอยู่ในตาราง Confusion Matrix ซึ่งแสดงผลการทดสอบในระดับความเร็วทั้ง 3 ระดับดังนี้

ตารางที่ 3.3 ตาราง Confusion Matrix สำหรับความเร็วสายพาน 0.004 m/s

Prediction / Actual	Jeen To	Nai	Nuanchan	Sawai	Jeen Ban	Nin	Tapian	Yeesok
Jeen To	95	1	1	0	3	0	0	0
Nai	2	92	4	0	2	0	0	0
Nuanchan	3	4	90	0	3	0	0	0
Sawai	0	0	0	90	0	4	3	3
Jeen Ban	2	1	1	0	96	0	0	0
Nin	0	0	0	4	0	90	3	3
Tapian	0	0	0	1	0	1	95	3
Yeesok	0	0	0	1	0	2	4	93

ตารางที่ 3.4 ตาราง Confusion Matrix สำหรับความเร็วสายพาน 0.012 m/s

Prediction / Actual	Jeen To	Nai	Nuanchan	Sawai	Jeen Ban	Nin	Tapian	Yeesok
Jeen To	90	3	3	0	4	0	0	0
Nai	3	87	7	0	3	0	0	0
Nuanchan	5	10	80	0	5	0	0	0
Sawai	0	0	0	90	0	4	4	2
Jeen Ban	6	2	2	0	90	0	0	0
Nin	0	0	0	4	0	85	6	5
Tapian	0	0	0	2	0	3	90	5
Yeesok	0	0	0	3	0	5	7	85

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.5 ตาราง Confusion Matrix สำหรับความเร็วสายพาน 0.022 m/s

Prediction / Actual	Jeen To	Nai	Nuanchan	Sawai	Jeen Ban	Nin	Tapian	Yeesok
Jeen To	85	3	2	0	10	0	0	0
Nai	5	80	10	0	5	0	0	0
Nuanchan	4	12	80	0	6	0	0	0
Sawai	0	0	0	89	0	6	3	2
Jeen Ban	10	4	6	0	80	0	0	0
Nin	0	0	0	8	0	87	3	2
Tapian	0	0	0	4	0	5	80	11
Yeesok	0	0	0	2	0	2	6	90

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
ผลการวิจัยและการอภิปรายผล

ในบทนี้เราจะกล่าวถึงผลการวิจัยและการอภิปรายผลที่ได้จากการทดลองประมวลผลภาพ ซึ่งดำเนินการทดลองในสองรูปแบบที่แตกต่างกัน โดยใช้ระบบสมองกลฝังตัว ในการตรวจจับผลลัพธ์ของการประมวลผลภาพ การทดลองนี้จัดขึ้นภายใต้สามระดับความเร็วของสายพาน ได้แก่ ความเร็วระดับที่ 1 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.004 m/s, ความเร็วระดับที่ 2 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.012 m/s, และความเร็วระดับที่ 3 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.022 m/s การศึกษาในแต่ละระดับจะช่วยให้เราเข้าใจถึงความสัมพันธ์ระหว่างความเร็วของสายพานและผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลภาพ รวมถึงการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงในผลการทดลองเมื่อเปลี่ยนแปลงความเร็วสายพาน

4.1 ผลการทดลองที่ดำเนินการคัดแยกพันธุ์ปลา

ตารางที่ 4.1 ตารางแสดงข้อมูลการตรวจจับพันธุ์ปลา

ชนิดพันธุ์ปลา	ความเร็วสายพาน (m/s)					
	0.004		0.012		0.022	
	ตรวจจับ (ตัว)	ความแม่นยำ (%)	ตรวจจับ (ตัว)	ความแม่นยำ (%)	ตรวจจับ (ตัว)	ความแม่นยำ (%)
Jeen To	95	95	90	90	85	85
Nai	92	92	87	87	80	80
Nuanchan	90	90	80	80	80	80
Sawai	90	90	90	90	89	89
Jeen Ban	96	96	90	90	80	80
Nin	90	90	85	85	87	87
Tapian	95	95	90	90	80	80
Yeesok	93	93	85	85	90	90

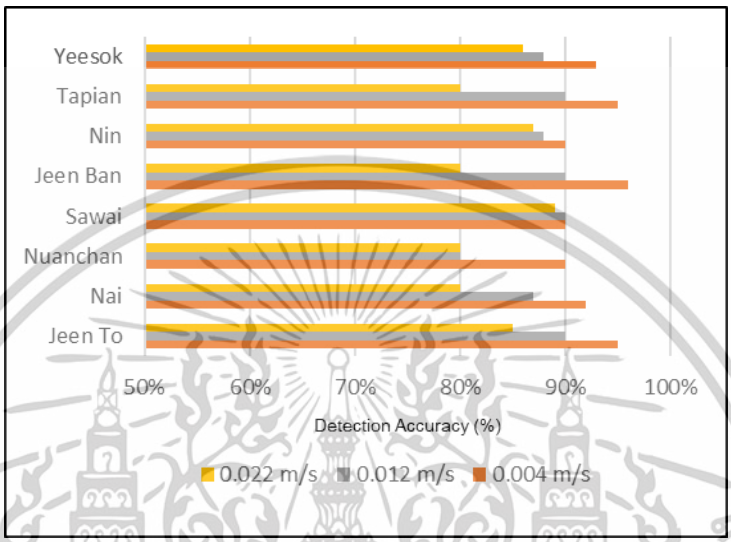
จากการทดลองตรวจจับปลาจริงพบว่า

- ที่ความเร็ว 0.004 m/s: ความแม่นยำอยู่ในช่วง 90-96% โดยชนิดปลาที่มีความแม่นยำสูงสุดคือ Jeen Ban (96%) ตามด้วย Jeen To และ Tapian (95%) ส่วนปลาชนิดอื่นๆ เช่น Nai, Nuanchan, และ Nin มีความแม่นยำ 90%
- ที่ความเร็ว 0.012 m/s: ความแม่นยำลดลงอยู่ในช่วง 80-95% โดย Jeen To และ Tapian มีความแม่นยำ 95% ในขณะที่ Nai, Jeen Ban, Nuanchan และ Tapian มีความแม่นยำลดลงถึง 80%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- ที่ความเร็ว 0.022 m/s: ความแม่นยำอยู่ในช่วง 80-90% โดย Sawai และ Yeesok ตรวจจับได้ที่ความแม่นยำ 90% ขณะที่ Nai, Nuanchan, Jeen Ban และ Tapian มีความแม่นยำลดลงที่ 80%

โดยสรุป ความแม่นยำของระบบมีแนวโน้มลดลงเมื่อความเร็วสายพานเพิ่มขึ้น โดยปลาชนิด Jeen Ban และ Jeen To แสดงผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำสูงสุดในทุกระดับความเร็ว ในขณะที่ปลาชนิดอื่นๆ เช่น Nai และ Nuanchan มีความแม่นยำลดลงเมื่อความเร็วเพิ่มขึ้นรายละเอียดสามารถดูได้ในรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 ความแม่นยำในการตรวจจับพันธุ์ปลา

4.2 การวิเคราะห์ประสิทธิภาพการตรวจจับชนิดพันธุ์ปลาในระบบอัตโนมัติโดยเปรียบเทียบกับการทำงานของแรงงานคน

จากการทดสอบประสิทธิภาพของระบบตรวจจับชนิดพันธุ์ปลา พบว่าจำนวนปลาที่สามารถตรวจจับได้ต่อชั่วโมงและความแม่นยำมีความแตกต่างกันตามความเร็วของสายพาน ดังนี้

4.2.1 ความเร็วสายพาน 0.004 m/s

ระบบตรวจจับปลาทุกชนิดพันธุ์ได้โดยเฉลี่ยประมาณ 180-192 ตัวต่อชั่วโมง ด้วยความแม่นยำอยู่ที่ 90-96% สายพานที่ความเร็วนี้มีประสิทธิภาพสูงสุดเมื่อเทียบกับความเร็วอื่น ๆ

4.2.2 ความเร็วสายพาน 0.012 m/s

จำนวนปลาที่ตรวจจับได้ลดลงมาอยู่ที่ 160-180 ตัวต่อชั่วโมง โดยความแม่นยำลดลงเล็กน้อยที่ 85-92% ประสิทธิภาพการตรวจจับยังคงดี แต่มีความแม่นยำลดลงเมื่อเทียบกับความเร็วต่ำกว่า

4.2.3 ความเร็วสายพาน 0.022 m/s

จำนวนปลาที่ตรวจจับได้ลดลงชัดเจนมาอยู่ที่ 160-180 ตัวต่อชั่วโมง และความแม่นยำอยู่ในช่วง 80-90% ความแม่นยำในการตรวจจับลดลงตามความเร็วที่เพิ่มขึ้น เนื่องจากระบบตรวจจับมีเวลาจำกัดในการประมวลผลปลาที่เคลื่อนที่เร็วขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.4 เปรียบเทียบกับการใช้แรงงานคน

แรงงานคน 6 คนสามารถคัดแยกปลาได้ประมาณ 1600 ตัวต่อชั่วโมง โดยใช้เวลา 30 นาทีในการคัดแยกปลา 2 ตันที่น้ำหนักเฉลี่ยตัวละ 2.5 กิโลกรัม เมื่อเทียบกับแรงงานคน ระบบอัตโนมัติที่ความเร็วสายพาน 0.004 m/s มีประสิทธิภาพใกล้เคียง แต่ยังต่ำกว่าในแง่ของจำนวนปลาต่อชั่วโมง อย่างไรก็ตาม ระบบอัตโนมัติช่วยลดภาระการทำงานของแรงงานคนและให้ความแม่นยำที่สม่ำเสมอมากขึ้นโดยไม่ต้องพึ่งพาทักษะหรือความเหนื่อยล้าของมนุษย์ สรุปได้ว่า ระบบตรวจจับชนิดพันธุ์ปลาบนสายพานลำเลียงแสดงให้เห็นประสิทธิภาพสูงสุดที่ความเร็ว 0.004 m/s โดยสามารถตรวจจับปลาได้อย่างแม่นยำสูงสุด (90-96%) และใกล้เคียงกับจำนวนปลาที่แรงงานคนคัดแยกได้ในเวลาเดียวกัน

4.3 การวิเคราะห์สาเหตุที่ทำให้ปลาบางสายพันธุ์มีความแม่นยำสูงกว่าชนิดอื่น

ความแตกต่างในความแม่นยำของการคัดแยกปลาชนิดต่าง ๆ ขึ้นอยู่กับหลายปัจจัยซึ่งอาจทำให้ปลาบางชนิดสามารถคัดแยกได้แม่นยำกว่าชนิดอื่น ๆ เหตุผลหลัก ๆ ที่ส่งผลให้การคัดแยกบางชนิดได้ผลลัพธ์ดี มีดังนี้

4.3.1 ลักษณะเฉพาะทางกายภาพที่โดดเด่น

ปลาที่มีลักษณะเฉพาะ เช่น ขนาด รูปร่าง สี หรือลายที่ชัดเจน จะทำให้ระบบตรวจจับและแยกแยะได้ง่ายขึ้น ตัวอย่างเช่น Jeen Ban และ Tapian อาจมีสีหรือรูปทรงที่เด่นชัดกว่า ทำให้ระบบคัดแยกสามารถแยกชนิดพันธุ์ได้อย่างแม่นยำแม้ที่ความเร็วสูงขึ้น

4.3.2 ความแตกต่างของขนาดและสัดส่วนของร่างกาย

ปลาบางชนิดอาจมีสัดส่วนที่แตกต่างจากชนิดอื่นอย่างชัดเจน เช่น รูปร่างที่เพรียวหรือครีบที่มีรูปทรงเด่นชัด ซึ่งเป็นคุณลักษณะสำคัญในการจำแนก ส่งผลให้การคัดแยกชนิดปลาได้ผลดียิ่งขึ้นในบางชนิด

4.3.3 คุณลักษณะเฉพาะทางลักษณะพื้นผิว

ปลาบางชนิดมีพื้นผิวหรือลายที่เด่นชัด ซึ่งเป็นตัวช่วยที่ดีในการแยกแยะพันธุ์ปลา เช่น Nai และ Nuanchan ที่มีลวดลายหรือสีที่แยกจากชนิดอื่นได้ง่ายทำให้ระบบสามารถตรวจจับและคัดแยกได้อย่างแม่นยำ

ปลาบางสายพันธุ์สามารถคัดแยกได้แม่นยำกว่าชนิดอื่นเนื่องจากมีลักษณะเฉพาะทางกายภาพที่โดดเด่น ทำให้ระบบตรวจจับสามารถระบุลักษณะของปลาได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น และเป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยให้การคัดแยกได้ผลลัพธ์ที่ดี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการคัดแยกพันธุ์ปลาโดยใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks) บนระบบสมองกลฝังตัว (Embedded System) โดยใช้บอร์ด Corgi Dude ในการตรวจจับแบบเรียลไทม์บนสายพานลำเลียง ชุดข้อมูลประกอบด้วยปลา 8 สายพันธุ์และใช้ MobileNet ซึ่งเป็นอัลกอริธึมที่ออกแบบมาสำหรับอุปกรณ์ที่มีทรัพยากรน้อย เช่น โทรศัพท์มือถือ

ผลการทดลองพบว่าความแม่นยำในการตรวจจับพันธุ์ปลาสูงสุดอยู่ที่ 96% ที่ความเร็ว 0.004 m/s โดยชนิดปลาที่มีความแม่นยำสูงสุดคือ Jeen Ban และ Jeen To ที่ 95% และ 90% ตามลำดับ สำหรับความเร็ว 0.012 m/s ความแม่นยำอยู่ที่ 80-95% ขณะที่เมื่อความเร็วเพิ่มขึ้นเป็น 0.022 m/s ความแม่นยำลดลงอยู่ในช่วง 80-90% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าความแม่นยำของระบบมีแนวโน้มลดลงเมื่อความเร็วของสายพานเพิ่มขึ้น

ระบบแสดงให้เห็นประสิทธิภาพสูงสุดที่ความเร็ว 0.004 m/s ถึงแม้ว่าจะยังไม่สามารถคัดแยกปลาได้ในอัตราที่ใกล้เคียงกับแรงงานคนที่สามารถคัดแยกปลาได้ประมาณ 1600 ตัวต่อชั่วโมง แต่ระบบนี้ยังคงมีศักยภาพในการใช้งานในสภาพแวดล้อมการทำงานที่หลากหลาย คาดหวังว่าผลลัพธ์นี้จะสามารถปรับปรุงได้ในอนาคต ทั้งในส่วนของระบบ Embedded และอัลกอริธึมที่ใช้ในการทดลองนี้

5.2 ข้อเสนอแนะ

ในงานวิทยานิพนธ์นี้ใช้อัลกอรธึม MobileNet และ Corgi Dude โดยระหว่างการทำงานเนื่องจากตัวประมวลผลของ Corgi Dude มีขนาด 2 MB ทำให้การประมวลนั้นมีข้อผิดพลาดและเมื่อเทียบกับชุดข้อมูลที่มีขนาดที่ใหญ่ โดยอนาคตอาจจะมีการเปลี่ยนตัว Embedded และ อัลกอริธึม เพื่อเพิ่มความสามารถในการประมวลผลที่แม่นยำ และ รวดเร็วยิ่งขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

[1] M. A. Ranney and L. Velautham, "Climate change cognition and education: Given no silver bullet for denial, diverse information-hunks increase global warming acceptance," Current Opinion in Behavioral Sciences, vol. 42, pp. 139–146, 2021

[2] F. Bader and S. Rahimifard, "Challenges for industrial robot applications in food manufacturing," in ISCSIC'18: Proceedings of the 2nd International Symposium on Computer Science and Intelligent Control, 2018, pp. 1–8.

[3] A. Goncharuk, "Food business and food security challenges in research," Journal of Applied Management and Investments, vol. 4, no. 4, pp. 223–230, 2015.

[4] A. A. Dos Santos and W. N. Gonçalves, "Improving pantanal fish species recognition through taxonomic ranks in convolutional neural networks," Ecological Informatics, vol. 53, p. 100977, 2019

[5] M. K. Alsmadi and I. Almarashdeh, "A survey on fish classification techniques," Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences, 2020.

[6] N. S. M. Abinaya, D. Susan, and S. Rakesh Kumar, "Naive Bayesian fusion-based deep learning networks for multisegmented classification of fishes in aquaculture industries," Ecological Informatics, vol. 61, p. 101248, 2021.

[7] H. E.-D. Mohamed, A. Fadl, O. Anas, Y. Wageeh, N. ElMasry, A. Nabil, and A. Atia, "Msr-yolo: Method to enhance fish detection and tracking in fish farms," Procedia Computer Science, vol. 170, pp. 539–546, 2020.

[8] A. Salman, S. Maqbool, A. H. Khan, A. Jalal, and F. Shafait, "Real-time fish detection in complex backgrounds using probabilistic background modelling," Ecological Informatics, vol. 51, pp. 44–51, 2019.

[9] A. Jalal, A. Salman, A. Mian, M. Shortis, and F. Shafait, "Fish detection and species classification in underwater environments using deep learning with temporal information," Ecological Informatics, vol. 57, p. 101088, 2020.

[10] M. M. M. Fouad, H. M. Zawbaa, N. El-Bendary, and A. E. Hassanien, "Automatic nile tilapia fish classification approach using machine learning techniques," in 13th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS 2013), 2013.

[11] Y. Kutlu, B. Iscimen, and C. Turan, "Multi-stage fish classification system using morphometry," Fresenius Environmental Bulletin, vol. 26, no. 3, pp. 1910–1916, 2017. Available at: https://www.researchgate.net/publication/314284234_MULTI-STAGE_FISH_CLASSIFICATION_SYSTEM_USING_MORPHOM ETRY.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[12] J. Hu, D. Li, Q. Duan, Y. Han, G. Chen, and X. Si, "Fish species classification by color, texture and multi-class support vector machine using computer vision," Computers and Electronics in Agriculture, vol. 88, pp. 133–140, 2012.

[13] Satida, "Computer Vision" Medium, 2024.

[14] N. Jesadapatrakul, "Image processing," Medium, TNI University, Oct. 17, 2019.

[15] "Artificial Intelligence (AI)," Depa, 2024.

[16] A. Dertat, "Applied Deep Learning - Part 4: Convolutional Neural Networks," Towards Data Science, Nov. 8, 2017.

[17] O. Surinta, "โครงการข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน," Olarik, Mar. 2, 2020.

[18] T. Wong, "TensorFlow.js Tutorial: Build Image Classification with JavaScript and MobileNet Pretrained Model (TFJS) - Ep 7," Bualabs, Jan. 15, 2023.

[19] "การใช้งาน Maixpy IDE เบื้องต้น," CorgiDude, MakerAsia.

[20] "การใช้งาน Kflash GUI และการอัพโหลดไฟล์ .bin kmodel," CorgiDude, MakerAsia.

[21] S. Satthamsakul, A. Kuswantori, W. Sriratana, W. Tangsrirat, and T. Suesut, "Landmarking Technique for Improving YOLOv4 Fish Recognition in Various Background Condition," Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal, vol. 8, no. 3, pp. 100-107, 2023.

[22] Kuswantori, A.; Suesut, T.; Tangsrirat, W.; Schleining, G.; Nunak, N. Fish Detection and Classification for Automatic Sorting System with an Optimized YOLO Algorithm. Appl. Sci. 2023, 13, 3812

[23] A. Kuswantori, T. Suesut, W. Tangsrirat, and N. Nunak, "Development of object detection and classification with YOLOv4 for similar and structural deformed fish," *EUREKA: Physics and Engineering*, no. 2, pp. 154-161, 2022.

[24] D. Li and L. Du, "Recent advances of deep learning algorithms for aquacultural machine vision systems with emphasis on fish," *Journal Name*, vol. 55, pp. 4077–4116, 2022.

[25] X. Yang, S. Zhang, J. Liu, Q. Gao, S. Dong, and C. Zhou, "Deep learning for smart fish farming: applications, opportunities and challenges," Reviews in Aquaculture, vol. 13, pp. 66-90, 2021.

[26] A. Jalal, A. Salman, A. Mian, M. Shortis, and F. Shafait, "Fish detection and species classification in underwater environments using deep learning with temporal information," Ecological Informatics, vol. 57, p. 101088, 2020/05/01/ 2020.

[27] S. Villon, C. Iovan, M. Mangeas, T. Claverie, D. Mouillot, S. Villéger, et al., "Automatic underwater fish species classification with limited data using few shot learning," Ecological Informatics, vol. 63, p. 101320, 2021/07/01/ 2021

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[28] Z. Ju and Y. Xue, "Fish species recognition using an improved AlexNet model," Optik, vol. 223, p. 165499, 2020/12/01/ 2020.

[29] A. N.S, S. D, and R. K. S, "Naive Bayesian fusion based deep learning networks for multisegmented classification of fishes in aquaculture industries," Ecological Informatics, vol. 61, p. 101248, 2021/03/01/ 2021.

[30] Y. Adiwinata, A. Sasaoka, I. A. Bayupati, and O. Sudana, "Fish species recognition with Faster R-CNN Inception-v2 using QUT FISH dataset," Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi, vol. 11, pp. 144-154, 2020.

[31] G. Yu, L. Wang, M. Hou, Y. Liang, and T. He, "An adaptive dead fish detection approach using SSD-MobileNet," in 2020 Chinese Automation Congress (CAC), 2020, pp. 1973-1979.

[32] M. A. Iqbal, Z. Wang, Z. A. Ali, and S. Riaz, "Automatic Fish Species Classification Using Deep Convolutional Neural Networks," Wireless Personal Communications, vol. 116, pp. 1043-1053, 2021/01/01 2021.

[33] [25] J. H. Christensen, L. V. Mogensen, R. Galeazzi, and J. C. Andersen, "Detection, Localization and Classification of Fish and Fish Species in Poor Conditions using Convolutional Neural Networks," in *2018 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicle Workshop (AUV)*, Porto, Portugal, 06-09 November 2018. IEEE, 2019.

[34] A. Banan et al. Deep learning-based appearance features extraction for automated carp species identification Aquac. Eng.(2020).

[35] S. Kanoktipsatharporn, "CorgiDude บอร์ดสำหรับการทำ AI & Machine Learning คืออะไร เป็นมายังไง," AIIOTShop, Jan. 12, 2020.

[36] "CorgiDude," MakerAsia. [Online]. Available: https://corgidude.makerasia.com/.

[37] "OV2640 Datasheet," *UCTRONICS*. Published under Attribution-ShareAlike 4.0 International (CC BY-SA 4.0).

[38] "MicroPython," *Think Embedded*. Published under Attribution-ShareAlike 4.0 International (CC BY-SA 4.0).

[39] N. Sirimarnkit, "การทำ Labeling ข้อมูลเพื่อใช้ในการ Train โมเดล," *Super AI Engineer*, Apr 2, 2021. Published under Attribution-ShareAlike 4.0 International (CC BY-SA 4.0).

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก

การติดตั้งโปรแกรม Maixpy IDE และ kflash gui

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

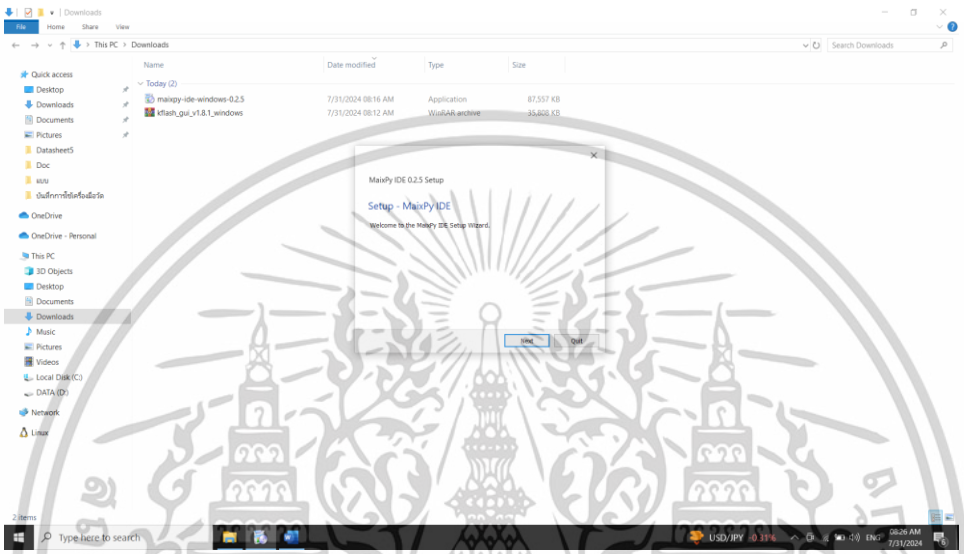
การติดตั้งโปรแกรม Maixpy IDE และ kflash gui (Windows 10)

ความต้องการของระบบ

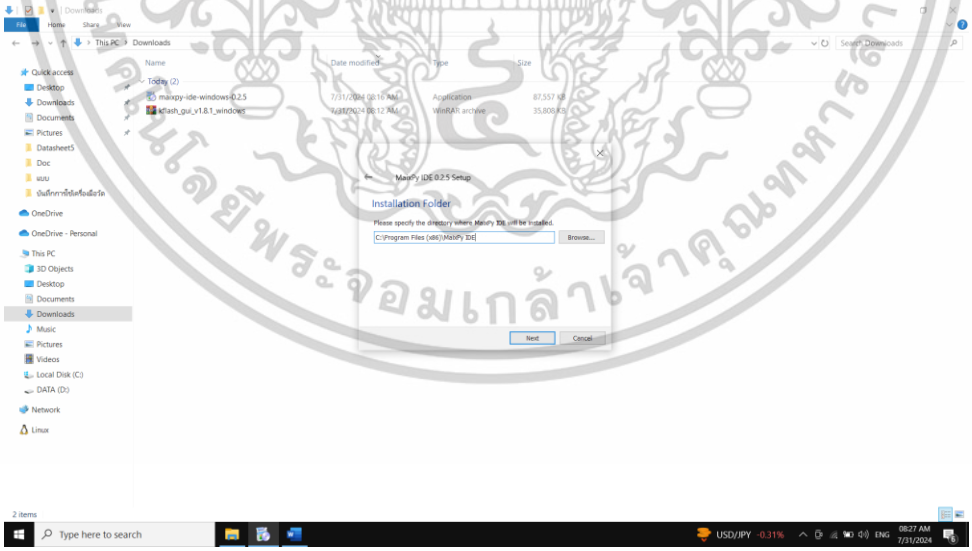
Windows 10 64 bit

ขั้นตอนการติดตั้งโปรแกรม

1. ดาวน์โหลดไฟล์ติดตั้ง Maixpy IDE จาก https://dl.sipeed.com/shareURL/MAIX/MaixPy/ide/v0.2.5
2. ติดตั้งไฟล์ตามรูปที่ 1 - 6

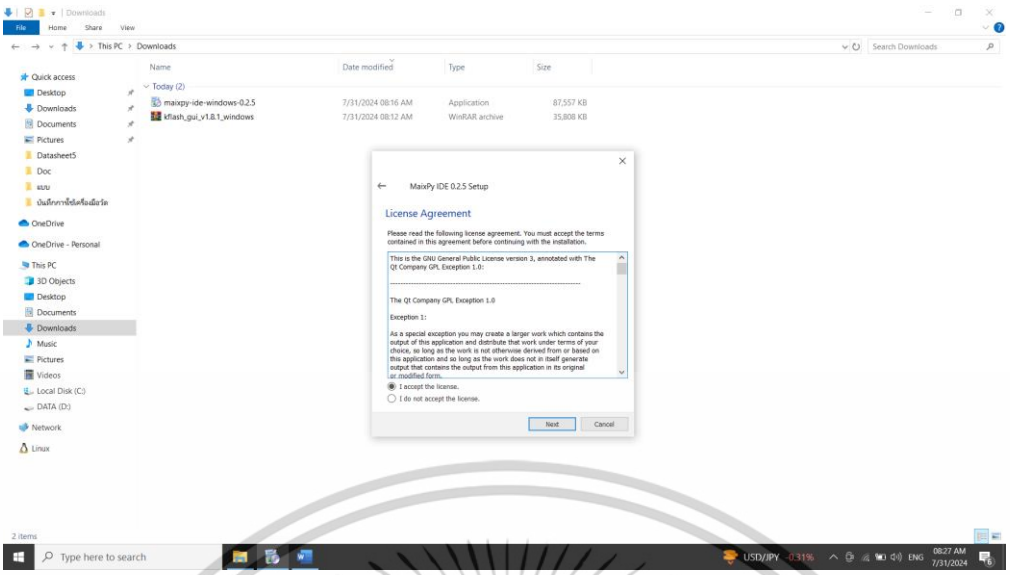


รูปที่ 1 ติดตั้งไฟล์ MaixPy IDE

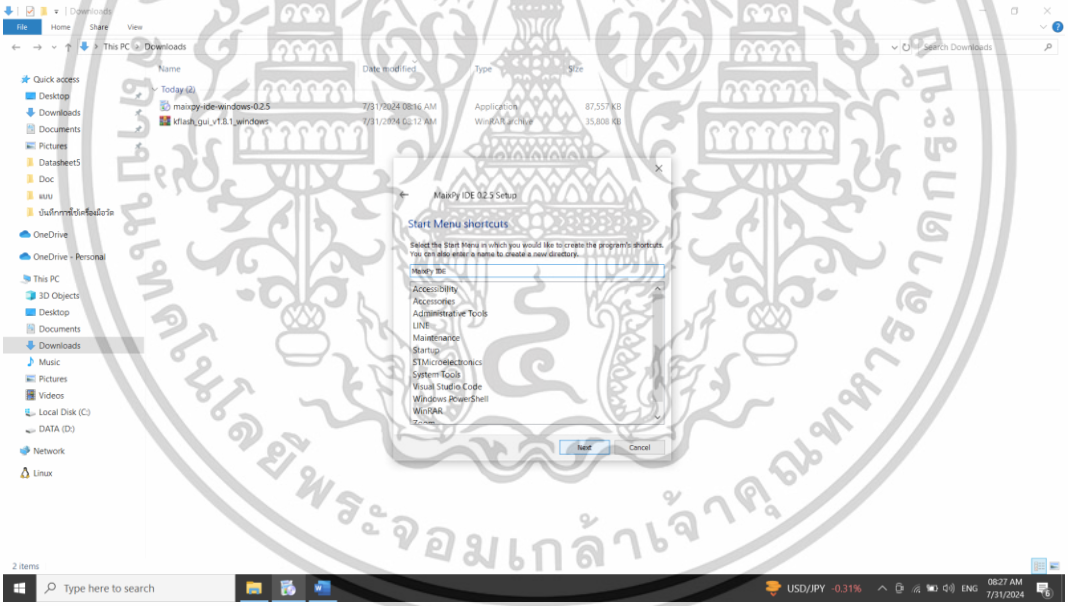


รูปที่ 2 ติดตั้งไฟล์ MaixPy IDE

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

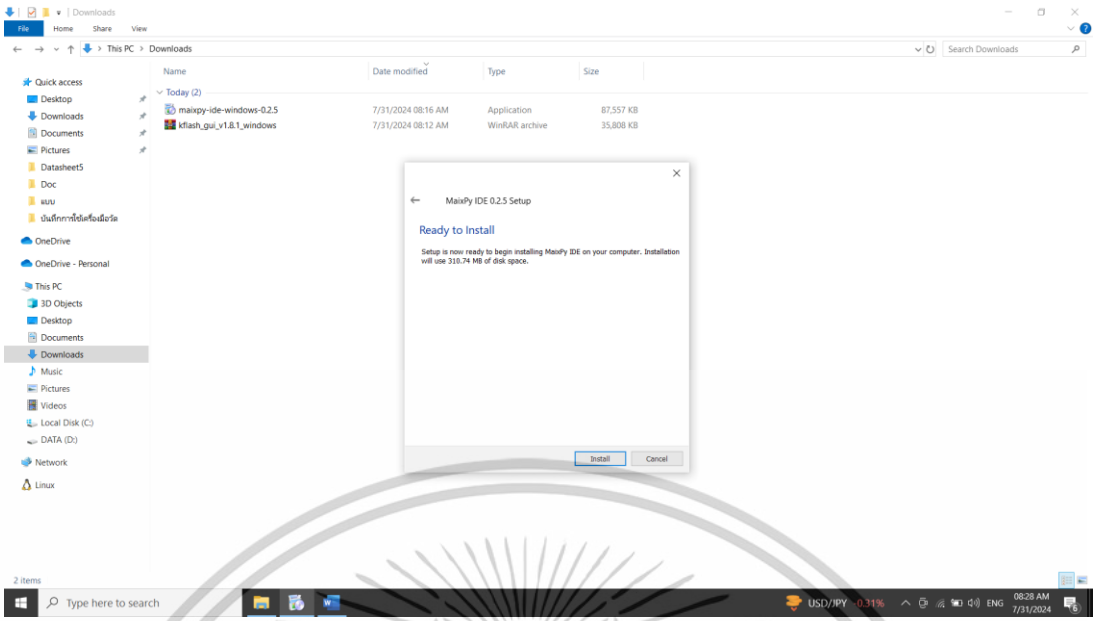


รูปที่ 3 ติดตั้งไฟล์ MaixPy IDE

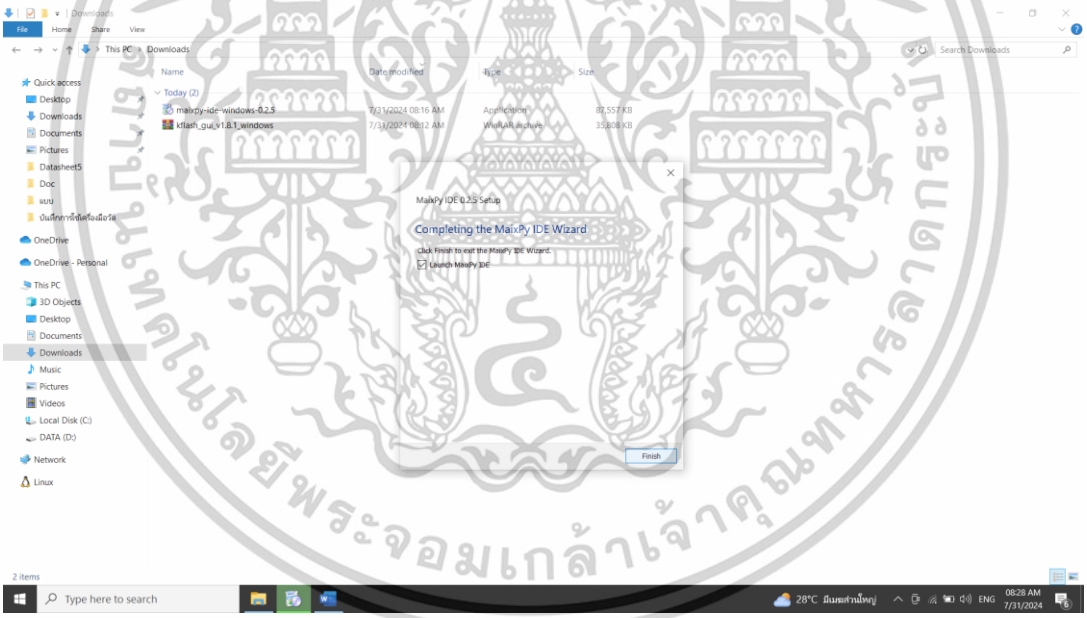


รูปที่ 4 ติดตั้งไฟล์ MaixPy IDE

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



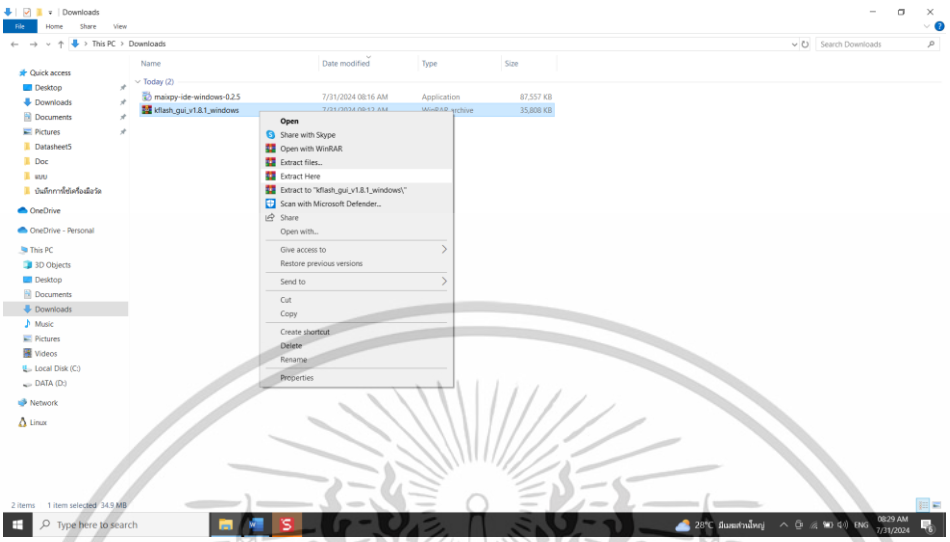
รูปที่ 5 ติดตั้งไฟล์ MaixPy IDE



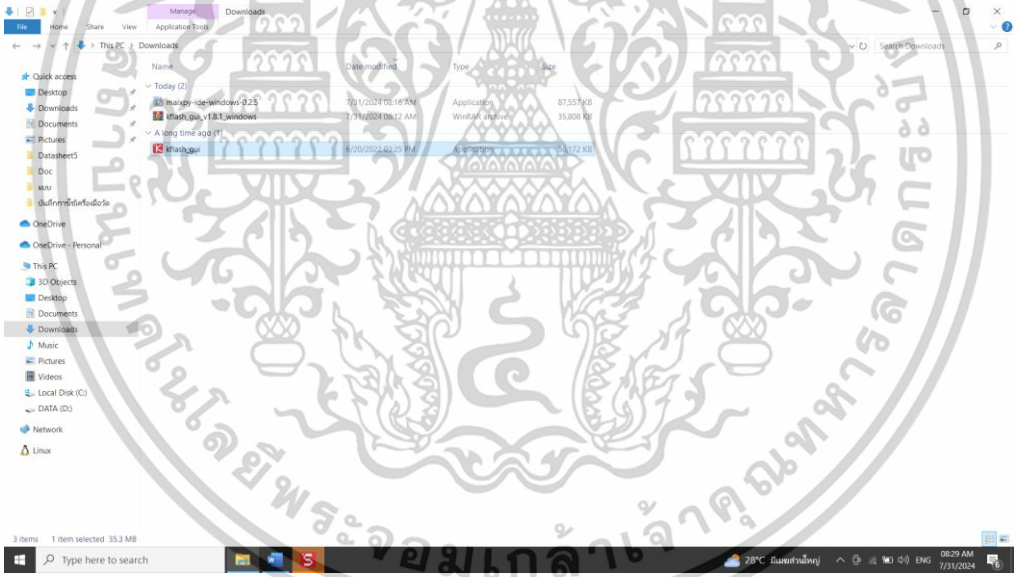
รูปที่ 6 ติดตั้งไฟล์ MaixPy IDE

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ดาวน์โหลดไฟล์ติดตั้ง kflash gui จาก https://github.com/sipeed/kflash_gui/releases



รูปที่ 7 แตกไฟล์ kflash gui



รูปที่ 8 โปรแกรม kflash gui

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข

ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำวิทยานิพนธ์และได้รับการตีพิมพ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การประชุมสหวิทยาการระดับชาติสถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น ครั้งที่ 10 (TNIAC2024) 23-24 พฤษภาคม 2567

การจำแนกพันธุ์ปลาแบบเวลาจริงด้วยการเรียนรู้เชิงลึกบนระบบสมองกลฝังตัว

Real-Time Fish Species Classification using Deep Learning based on Embedded System.

ภรัณยู แพร่น่าน
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
กรุงเทพมหานคร
65016067@kmitl.ac.th

ทวีพล ซื่อสัตย์
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
กรุงเทพมหานคร
taweepol.su@kmitl.ac.th

สักรียา ชิตวงศ์
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
กรุงเทพมหานคร
sakreya.ch@kmitl.ac.th

บทคัดย่อ **— บทความนี้นำเสนอการจำแนกพันธุ์ปลาด้วยการเรียนรู้เชิงลึกบนฮาร์ดแวร์ที่เป็นระบบสมองกลฝังตัว สำหรับการประมวลผลภาพแบบเวลาจริงบนสายพานลำเลียง ซึ่งประกอบด้วยปลาที่มีลักษณะคล้ายคลึงกัน 8 สายพันธุ์ ประกอบไปด้วย ปลาจีนหัวแบน ปลาจีนหัวโต ปลาไน ปลานวลจันทร์ ปลาสวาย ปลาตะเพียน ปลานิล และปลายี่สก ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกใช้ Mobilenet ซึ่งนำไปใช้กับปลาทั้งตัว การเพิ่มข้อมูลครีบปลา การเพิ่มข้อมูลส่วนหัว และการเพิ่มข้อมูลเกล็ดปลา เพื่อประสิทธิภาพสำหรับการจำแนกพันธุ์ปลา จากผลการทดลองความแม่นยำของ Mobilenet บน ขึ้นอยู่กับความเร็วสายพาน ได้แก่ ความเร็วสายพาน 0.004 m/s มีความแม่นยำเฉลี่ย 93% ความเร็วสายพาน 0.012 m/s มีความแม่นยำเฉลี่ย 92% และความเร็วสายพาน 0.022 m/s มีความแม่นยำเฉลี่ย 87%**

คำสำคัญ — คอมพิวเตอร์วิทัศน์, การคัดปลา, Mobilenet

ABSTRACT **— This paper presents fish species classification using deep learning based on embedded hardware for real-time image processing on conveyor belts. It consists of 8 species of similar fish, including flat-headed Chinese fish, big-headed Chinese fish, snakehead fish, Nuanchan fish, Swai fish, carp, tilapia, and Yisok fish. The deep learning model uses Mobilenet, which is applied to the whole fish as well as adding fish fin information and adding header information and adding fish scale information for efficiency in fish classification. The experimental results of Mobilenet show that the average accuracy depends on a conveyor speed such as a conveyor speed of 0.004 m/s with 93%, a conveyor speed of 0.012 m/s with 92%, and a conveyor speed of 0.022 m/s with 87%.**

Keywords — Computer Vision, Fish Classification, Mobilenet

I. บทนำ

การขาดแคลนอาหารเป็นปัญหาที่น่ากังวลเนื่องจากการเติบโตของประชากรมนุษย์อย่างต่อเนื่องและ ภัยคุกคามจากภาวะโลกร้อนและการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ ระบบอัตโนมัติเป็นหนึ่งในคำตอบเพื่อเพิ่มผลผลิตอาหาร รวมถึงในอุตสาหกรรมเพาะเลี้ยงสัตว์น้ำ หลังภัยพิบัติจากการระบาดของ COVID-19 [1] ปัญหาใหญ่ที่สุดที่กลัวว่าจะเกิดขึ้นจากปัญหานี้คือจะนำไปสู่การขาดแคลนอาหาร[2] การขาดแคลนอาหารได้กลายเป็นภัยคุกคามต่อชุมชนโลกด้วยเนื่องจากจำนวนประชากรมนุษย์เพิ่มขึ้น [3] ด้วยเหตุผลนี้ การเพิ่มการผลิตอาหารจึงถูกคาดหวังให้เป็นแนวทางหนึ่งในการตอบความท้าทายของความต้องการอาหารที่จะเพิ่มมากขึ้นในอนาคต หนึ่งในกลยุทธ์ในการเพิ่มผลผลิตคือระบบอัตโนมัติ นอกจากการเพิ่มการผลิตแล้ว ระบบอัตโนมัติในอุตสาหกรรมอาหารจะยังรักษาคุณภาพอาหารและปัจจัยด้านความปลอดภัย

ในอุตสาหกรรมเพาะเลี้ยงสัตว์น้ำ ในกลุ่มปลาน้ำจืด การเลี้ยงปลาแบบผสมหรือเรียกว่า ปลาเบญจพันธุ์ ที่เลี้ยงปลาหลายชนิดร่วมกันแบบธรรมชาติ ในการจับปลาประเภทนี้จึงถูกรวมกันมาเพื่อส่งให้กับตลาดค้าส่งปลา โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับปลาในอุตสาหกรรมเพาะเลี้ยงสัตว์น้ำของไทย การคัดแยกสายพันธุ์ปลายังใช้แรงงานคนเป็นหลัก ดังแสดงในรูปที่ 1. การคัดแยกปลาที่ตลาดปลาบางคล้า จังหวัดฉะเชิงเทราเพื่อส่งต่อให้กับอุตสาหกรรมปลาและการแปรรูป ซึ่งจำเป็นต้องมีกระบวนคัดแยกทั้งสายพันธุ์และขนาด เพื่อลดการพึ่งพาแรงงานจากมนุษย์ การรู้จำปลาสำหรับกระบวนการอัตโนมัติในระหว่างกระบวนการคัดแยก การตรวจสอบ หรือกระบวนการอื่น [4] การรู้จำปลาเป็นหัวข้อที่น่าสนใจเพราะนำเสนอความท้าทายต่างๆ [5] ความท้าทายประการหนึ่งคือชนิดของปลามักจะคล้ายกันมาก นอกจากนี้ สภาพของปลาที่อยู่ที่นำมาคัดแยกมีการเสียรูปทาง โครงสร้าง เช่น ตา เกล็ด และครีบที่เปลี่ยนแปลงหรือเสียหาย สิ่งเหล่านี้กลายเป็นความท้าทายที่ไม่เหมือนในกระบวนการรู้จำปลา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ I. Fish classification and sorting by human in Thailand

การจำแนกพันธุ์ปลาโดยใช้คอมพิวเตอร์วิชัน (Computer Vision) และการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เป็นหัวข้อการวิจัยที่น่าสนใจและได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่องในช่วงสองทศวรรษที่ผ่านมา [6] ในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา มีการพัฒนาวิธีการหรือแนวทางใหม่ๆ เพื่อให้ได้ความแม่นยำในระดับสูง

การประมวลผลภาพมีบทบาทสำคัญก่อนที่จะรันอัลกอริธึมการรู้จำ ตัวอย่างเช่น ลบสัญญาณรบกวนด้วยตัวกรองค่ามัธยฐาน ตรวจจับวัตถุของปลา และแยกสัญญาณรบกวนออกจากพื้นหลังด้วยฮิสโตแกรม การวิเคราะห์ BLOB และ Threshold เป็นอีกวิธีหนึ่งที่เพิ่มประสิทธิภาพของภาพด้วยการเสริมคอนทราสต์ การแบ่งส่วนอัตโนมัติของวัตถุด้วยเทคนิคต่างๆ หลายขั้นตอน, Color Multi-Scale Retinex (MSR) เพื่อขจัดความขุ่นของน้ำ [7] และ GMM, Pixel-Wise Posteriors [8] และ Optical Flow [9] สำหรับการตรวจจับปลาในสถานการณ์พื้นหลังที่ซับซ้อน

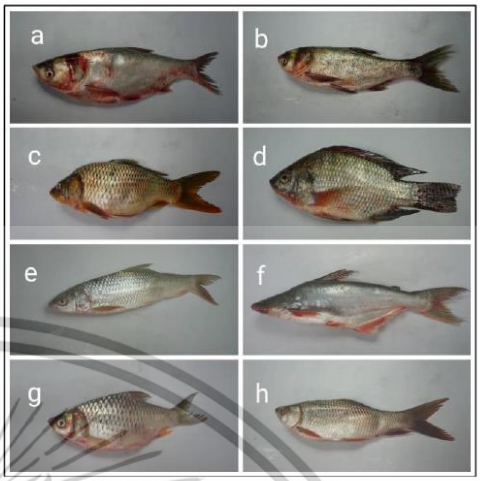
คุณลักษณะวัตถุของปลามีความสำคัญต่อการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับกระบวนการจำแนกประเภท [10] วรรณกรรมรายงานคุณลักษณะสูงสุด 133 รายการสำหรับ [11] คุณลักษณะที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย ได้แก่ คุณลักษณะทางเรขาคณิต สถิติ สี และข้อความ [12] จากนั้น โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ที่มีอัลกอริธึมการเรียนรู้ภายใต้การดูแลก็ได้รับการคัดเลือกอย่างกว้างขวางสำหรับการจำแนกประเภทปลา

บทความนี้นำเสนอการจำแนกพันธุ์ปลาแบบเวลาจริงด้วยการเรียนรู้เชิงลึกบนระบบสมองกลฝังตัวโดยใช้อัลกอริธึม MobileNet ซึ่งยังไม่มีใช้ในกลุ่มปลาและสภาพของปลาที่คล้ายคลึงกันมากระหว่างสายพันธุ์ ผลการทดลองของงานวิจัยนี้ คือ การผสมผสาน Mobilenet เข้ากับเทคนิคต่างๆ โดยเพิ่มข้อมูลเกล็ดปลา การเพิ่มข้อมูลหัวปลา และการเพิ่มข้อมูลครีบปลา เพื่อให้ความรู้จำมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

II. อุปกรณ์และวิธีการทดลอง

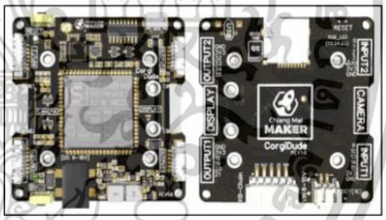
II.I. อุปกรณ์การทดลอง

ชุดข้อมูลปลา 8 สายพันธุ์ ประกอบไปด้วย Silver, Bighead carp, Common carpio, Nile tilapia, Mori, Striped catfish, Silver barb, Rohu ตัวอย่างภาพปลาในชุดข้อมูลนี้แสดงใน รูปที่ II.

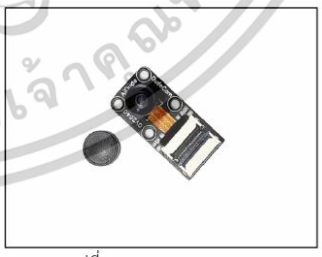


รูปที่ II. Example images from Fish dataset: a-Silver; b-Bighead - carp; c-Common carpio; d-Nile tilapia; e-Mori; f-Striped catfish; g-Silver barb; h-Rohu

[13] บอร์ด CorgiDude มีความสามารถในการเร่งการประมวลผลคล้ายกับการ์ดจอ ซึ่งทำงานในตัวอุปกรณ์เองได้เลย โดยไม่ต้องส่งข้อมูลไปไหนและงานนี้ใช้กล้อง OV2640 ถูกนำมาใช้ในโปรเจคที่เกี่ยวข้องกับภาพถ่ายและวีดีโอ มีความระเอียด 2 Megapixels



รูปที่ III. Corgi dude



รูปที่ IV. Camera OV2640

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

II.II การเตรียมข้อมูลและทดสอบ

ชุดข้อมูลเดิมมี คลาสละ 20 รูป ทำการเสริมภาพ โดยเทคนิคการหมุนภาพทีละ 45° (45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, 315°,) รายละเอียดของชุดข้อมูลใหม่แสดงใน ตารางที่ I.

ตารางที่ I. Image Enhancement

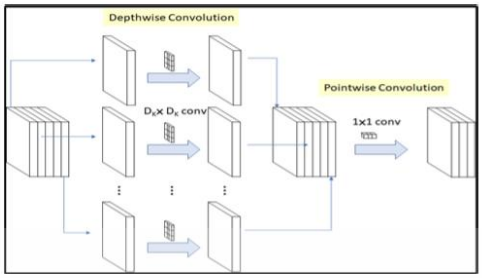
ชนิดปลา	ชุดข้อมูลเก่า	การเสริมภาพ (หมุนภาพ)	ชุดข้อมูลใหม่
Silver	20	140	160
Bighead carp	20	140	160
Common carpio	20	140	160
Nile tilapia	20	140	160
Mori	20	140	160
Striped catfish	20	140	160
Silver barb	20	140	160
Rohu	20	140	160
Total	160	1120	1280

ชุดข้อมูลใหม่ถูกสุ่มออกแบ่ง train 80% และ test 20% สำหรับรูปภาพทั้งหมดที่นำมา train จะมี 1024 รูป และ สำหรับ test 256 รูป

[14] นำภาพจากชุดข้อมูลใหม่มาทำ Data Labeling เป็นการระบุประเภทของข้อมูล เพื่อทำการแยกแยะว่าข้อมูลนั้นๆ คืออะไร เช่น ข้อมูลปลา คน สัตว์ หรือสิ่งของ โดยในงานนี้มีการใช้ Data Labeling ในการกำหนด ชนิดปลา โดยทำการ Label ในส่วนของลำตัว ครีบ หัว และ เกร็ดของปลา สามารถดูได้ใน รูปที่ V.

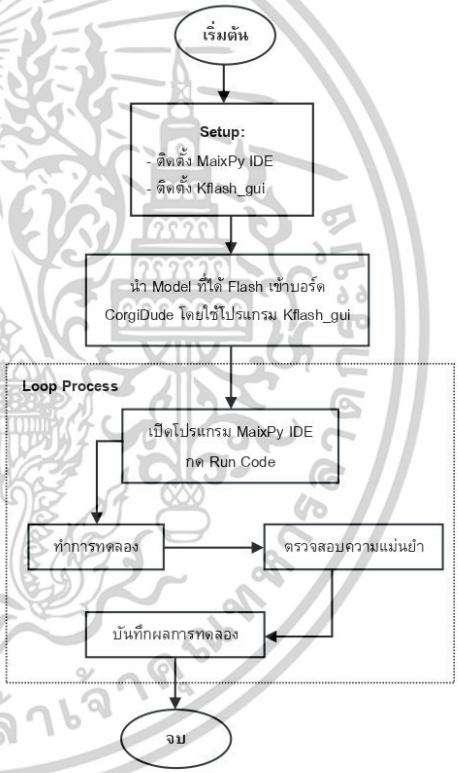
รูปที่ V. ภาพตัวอย่างจาก Label *a* - Silver

MobileNet [15] คือ โมเดลขนาดเล็ก ถูกออกแบบมาสำหรับงานที่มีทรัพยากรจำกัด ในงานนี้เราใช้ MobileNet ในการทดลอง โดย train ใน Google Colaboratory (Colab) [16]



รูปที่ V. MobileNet Architecture.

การจำแนกพันธุ์ปลาแบบเวลาจริงด้วยการเรียนรู้เชิงลึกบนระบบสมองกลฝังตัว โดยการทดลองจะใช้ Corgi dude ในการทดลองวัดค่าความแม่นยำโดยมีผังงาน (Flowchart) ขั้นตอนการดำเนินการดังนี้



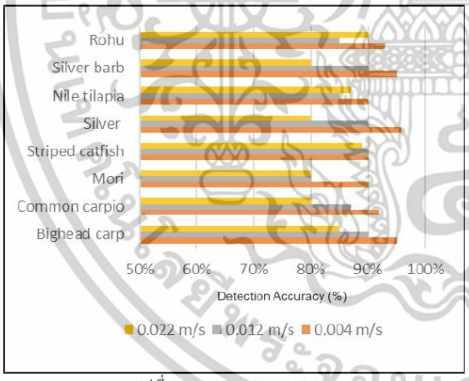
รูปที่ VI. Procedure of CorgiDude implementation.

หลังจากที่ได้ทำการ Train เสร็จนำ Model มาทดสอบในรูปที่ VII. และ รูปที่ VIII.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ VII. ภาพจากกล้องด้านหน้า

รูปที่ VIII. ภาพจากกล้อง CorgiDude



รูปที่ IX. Detection Accuracy

III. สรุป

งานวิจัยนี้นำเสนอการพัฒนาการตรวจจับและจำแนกวัตถุ สำหรับปลาที่มีรูปร่างและโครงสร้างคล้ายคลึงกัน โดยใช้บอร์ด Corgi Dude ในการตรวจจับแบบเรียลไทม์บนสายพานลำเลียง ชุดข้อมูลประกอบด้วยปลา 8 สายพันธุ์ โดยงานนี้ใช้ MobileNet ซึ่งเป็นอัลกอริธึมที่ออกแบบมาเพื่อให้สามารถทำงานได้บนอุปกรณ์ที่มีทรัพยากรน้อย เช่น โทรศัพท์มือถือ และงานนี้ยังทดสอบกลับปลาอื่นๆ ที่ไม่ได้อยู่ใน 8 สายพันธุ์นี้ พบว่าไม่มีการตรวจจับ

จาก รูปที่ IX. ผลการทดลองปลาทั้ง 8 สายพันธุ์ วิ่งบนสายพานลำเลียงด้วยความเร็วสายพาน 3 ระดับ ความเร็วสายพาน 0.004 m/s มีความแม่นยำเฉลี่ย 93% ความเร็วสายพาน 0.012 m/s มีความแม่นยำเฉลี่ย 92% และความเร็วสายพาน 0.022 m/s มีความแม่นยำเฉลี่ย 87% ผลลัพธ์ถือว่าค่อนข้างดีและสามารถปรับปรุงได้ในอนาคต งานนี้คาดว่าจะมีส่วนช่วยในการพัฒนาการตรวจจับและจำแนกวัตถุสำหรับปลาที่มีรูปร่างและโครงสร้างคล้ายคลึงกัน

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ องค์การตลาด สาขาบางคล้า จังหวัดฉะเชิงเทรา กระทรวงมหาดไทย และแพปลาเฮียนัน ผู้สนับสนุนปลา 8 สายพันธุ์ สำหรับงานวิจัยนี้

บรรณานุกรม

[1] M. A. Ranney and L. Velautham, "Climate change cognition and education: Given no silver bullet for denial, diverse information-hunks increase global warming acceptance," Current Opinion in Behavioral Sciences, vol. 42, pp. 139–146, 2021. DOI: 10.1016/j.cobeha.2021.08.001.

[2] F. Bader and S. Rahimifard, "Challenges for industrial robot applications in food manufacturing," in ISCSIC'18: Proceedings of the 2nd International Symposium on Computer Science and Intelligent Control, 2018, pp. 1–8. DOI: 10.1145/3284557.3284723.

[3] A. Goncharuk, "Food business and food security challenges in research," Journal of Applied Management and Investments, vol. 4, no. 4, pp. 223–230, 2015. Available at: http://www.jami.org.ua/Papers/JAMI_4_4_223-230.pdf.

[4] A. A. Dos Santos and W. N. Gonçalves, "Improving pantanal fish species recognition through taxonomic ranks in convolutional neural networks," Ecological Informatics, vol. 53, p. 100977, 2019. DOI: 10.1016/j.ecoinf.2019.100977.

[5] M. K. Alsmadi and I. Almarashdeh, "A survey on fish classification techniques," Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences, 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.07.005.

[6] N. S. M. Abinaya, D. Susan, and S. Rakesh Kumar, "Naive Bayesian fusion-based deep learning networks for multisegmented classification of fishes in aquaculture industries," Ecological Informatics, vol. 61, p. 101248, 2021. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101248.

[7] H. E.-D. Mohamed, A. Fadl, O. Anas, Y. Wageeh, N. ElMasry, A. Nabil, and A. Atia, "Msr-yolo: Method to enhance fish detection and tracking in fish farms," Procedia Computer Science, vol. 170, pp. 539–546, 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.123.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[8] A. Salman, S. Maqbool, A. H. Khan, A. Jalal, and F. Shafait, "Real-time fish detection in complex backgrounds using probabilistic background modelling," Ecological Informatics, vol. 51, pp. 44–51, 2019.
DOI: https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2019.02.011.

[9] A. Jalal, A. Salman, A. Mian, M. Shortis, and F. Shafait, "Fish detection and species classification in underwater environments using deep learning with temporal information," Ecological Informatics, vol. 57, p. 101088, 2020.
DOI: https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2020.101088.

[10] M. M. M. Fouad, H. M. Zawbaa, N. El-Bendary, and A. E. Hassanien, "Automatic nile tilapia fish classification approach using machine learning techniques," in 13th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS 2013), 2013. DOI: https://doi.org/10.1109/HIS.2013.6920477.

[11] Y. Kutlu, B. Iscimen, and C. Turan, "Multi-stage fish classification system using morphometry," Fresenius Environmental Bulletin, vol. 26, no. 3, pp. 1910–1916, 2017. Available at: https://www.researchgate.net/publication/314284234_MULTI-STAGE_FISH_CLASSIFICATION_SYSTEM_USING_MORPHOMETRY.

[12] J. Hu, D. Li, Q. Duan, Y. Han, G. Chen, and X. Si, "Fish species classification by color, texture and multi-class support vector machine using computer vision," Computers and Electronics in Agriculture, vol. 88, pp. 133–140, 2012. DOI: https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.07.008.

[13] Maker Asia. "CorgiDude" https://corgidude.makerasia.com/. (accessed Oct. 1, 2023)

[14] WISESIGHT (THAILAND) "ทำความรู้จัก Image Label เครื่องมือวิเคราะห์ภาพให้กลายเป็น Insight สำหรับธุรกิจ" https://wisesight.com/th/image-label-article/. (accessed Sep. 5, 2023)

[15] Pan Park. "สาย Machine Learning ไม่ควรพลาดกับ Google Colab" https://bit.ly/3uJNm0k. (accessed Dec. 5, 2022)

[16] Surapong Kanoktipsatharporn "MobileNet คืออะไร" https://bit.ly/47HGFud

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายภรัณยู แพร่น่าน
วัน เดือน ปีเกิด	6 ตุลาคม 2542 อุตรดิตถ์
ที่อยู่	93 หมู่ 9 ตำบลท่าเสา อำเภอเมือง จังหวัดอุตรดิตถ์ 53000
ประวัติการศึกษา:	
2564	วิทยาศาสตร์บัณฑิต สาขาฟิสิกส์ประยุกต์ (หลักสูตร 4 ปี) สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ประสบการณ์การทำงานและความเชี่ยวชาญ :	
2564	โครงการศึกษา ระบบช่วยฟื้นฟูผู้ป่วยข้อไหล่ติดด้วยตนเอง
2567	Research and Development Software Engineering (R&D Software Engineering)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Plagiarism Checking Report

Created on 2024-11-03 00:46:06 at 00:46 AM

Submission Information

ID	SUBMISSION DATE	SUBMITTED BY	ORGANIZATION	FILENAME	STATUS	SIMILARITY INDEX
3996424	Nov 3, 2024 at 00:43 AM	65016067@kmitl.ac.th	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง	วิทยานิพนธ์.pdf	Completed	0.72 %

Match Overview

NO.	TITLE	AUTHOR(S)	SOURC
1	http://occ.sci.dusit.ac.th/oldweb/assets/file/95c93925fdaeb76ae5ec077236f5304414615652 53.pdf	occ.sci.dusit.ac.th	occ.sci.d

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Match Details

TEXT FROM SUBMITTED DOCUMENT	TEXT FROM SOURCE DOCUMENT(S)
iv สารบัญหน้าบทคัดย่อภาษาไทย i บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ii กิตติกรรมประกาศ iii สารบัญ iv สารบัญตาราง vii สารบัญรูป viii บทที่ 1 บทนำ 1 11 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1 12 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 2 13 ขอบเขตของงานวิจัย 2 14 ขั้นตอนการวิจัยและวิธีการดำเนินงาน 2 15 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 2 บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 3 21 กระบวนการคัดแยกปลา 3 22 คอมพิวเตอร์วิชัน Computer Vision 4 221 การจำแนกประเภทภาพ Image Classification และการ	ปีงบประมาณ 255 หัวข้อวิจัยผู้ดำเนินการวิจัยที่ปรึกษาถ้ามีหน่วยงานระบุหน่วยงานที่ทำวิจัยหลักสูตรคณะศูนย์มหาวิทยาลัยสวนดุสิตปีพศปีปฏิทินที่ทำงานวิจัยเสร็จการวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์ดังนี้ประชากรและกลุ่มตัวอย่างเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยสถิติที่ใช้ในงานวิจัยผลการวิจัยมีดังนี้หมายเหตุในส่วนของหน่วยงานให้เรียงลาดับตามลาดับชื่อผู้ดำเนินการวิจัย Research Title TH SarabunPSK 16pt Researcher TH SarabunPSK 16pt Research Consultants TH SarabunPSK 16pt Organization TH SarabunPSK 16pt Suan Dusit Rajabhat University Year 201 Text of Abstract TH SarabunPSK 16pt Tab 127 cm หมายเหตุเนื้อหาในส่วนของบทคัดย่อภาษาอังกฤษต้องสอดคล้องกับบทคัดย่อภาษาไทยกิตติกรรมประกาศข้อความ TH SarabunPSK 16pt Tab 127 cm ชื่อผู้ทำงานวิจัยปีปฏิทินที่ทำงานวิจัยเสร็จหากมีผู้ทำงานวิจัยมากกว่า 1 คนให้ใช้คำว่าคณะผู้วิจัยสารบัญหน้าบทคัดย่อภาษาไทยกบทคัดย่อภาษาอังกฤษขกิตติกรรมประกาศคสารบัญงสารบัญตารางฉสารบัญภาพชบทที่ 1 บทนำ 1 ความเป็นมาและความสำคัญ 1 วัตถุประสงค์ของการวิจัยขอบเขตการวิจัยข้อจำกัดถ้ามีสมมติฐานการวิจัยถ้ามีคำจำกัดความที่ใช้ในงานวิจัยประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับบทที่ 2 แนวคิดทฤษฎีเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกรอบแนวคิดในการวิจัยจหน้าบทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัยประชากรและการสุ่มกลุ่มตัวอย่างเครื่องมือในการวิจัยและการตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือ
แบบสมบูรณ์จะเชื่อมโยงระหว่าง Feature Map และ Output โดยทุกนิวรอลในชั้นสุดท้ายของ Feature Map จะถูกเปลี่ยนรูป Reshape หรือเรียกว่า Flatten เพื่อส่งไปคำนวณในชั้นถัดไปซึ่งก็คือชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP สำหรับงานด้าน MultiClass Classification โครงข่าย Neural Network จะใช้ Softmax Function เพื่อคำนวณคำตอบ 17 รูปที่ 28 FullyConnected Layer	และกล่าวได้ว่าเป็นการรู้จำรูปภาพที่ทันสมัยที่สุดแบบหนึ่งณปัจจุบันได้แก่2.1โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน(Convolutional Neural Network - CNN) CNN เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่จำลองการมองเห็นของมนุษย์ในการจำแนกคุณลักษณะ(Feature)โดยทั่วไปแล้ว CNN จะประกอบด้วย 3 ชั้น[2]2.1.1ชั้นคอนโวลูชัน(Convolutional Layer)ชั้นคอนโวลูชันเป็นการทำเพื่อสกัดเอาคุณลักษณะที่สำคัญออกมาผลลัพธ์ที่ได้หลังจากผ่านชั้นนี้จะได้ผังคุณลักษณะ(Feature Map)2.1.2ชั้นพูลลิ่ง(Pooling Layer)ชั้นพูลลิ่งเป็นชั้นที่คั่นกลางระหว่างชั้นคอนโวลูชันโดยมีวัตถุประสงค์หลักเพื่อลดขนาดของผังคุณลักษณะที่ได้จากชั้นคอนโวลูชันและฟังก์ชันที่สำคัญได้แก่การพูลลิ่งด้วยค่าสูงสุดและการพูลลิ่งด้วยค่าเฉลี่ย(Mean Pooling)2.1.3การเชื่อมต่อกันของแต่ละเลเยอร์อย่างสมบูรณ์(Fully Connected Layer)เป็นชั้นที่เชื่อมโยงระหว่างผังคุณลักษณะและเอาต์พุตแบบสมบูรณ์โดยนิวรอลทุกๆตัวที่อยู่ในชั้นสุดท้ายของผังคุณลักษณะจะถูกนำไปเปลี่ยนรูป(Reshape หรือเรียกว่าแฟลทเทน(Flatten)เพื่อส่งไปคำนวณต่อในชั้นถัดไปนั่นคือชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซปตรอน(MLP)ดังนั้นผังคุณลักษณะในชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้