

Classifying the ripeness of mangoes using Image Processing and Deep Learning

การพิจารณาความสุกของมะม่วงและการจำแนกสายพันธุ์ของมะม่วง
โดยใช้ Image Processing และ Deep Learning

Presented by
นายสุเมร์ จิรภัทรสกุล และ นางสาวศิริญญา รัณณเจริญ

Project Advisor
ผศ. ดร. กวีศักดิ์ ยิ่งกานต์สุข



Introduction



สถิติการส่งออกม่วงของประเทศไทย
ในปี พ.ศ 2566

การส่งออกอยู่ที่ประมาณ 19.3 ล้านกิกิโลกรัม

- สายพันธุ์น้ำดอกไม้
- สายพันธุ์มหาชนก
- สายพันธุ์แรด
- สายพันธุ์ฟ้าลัน

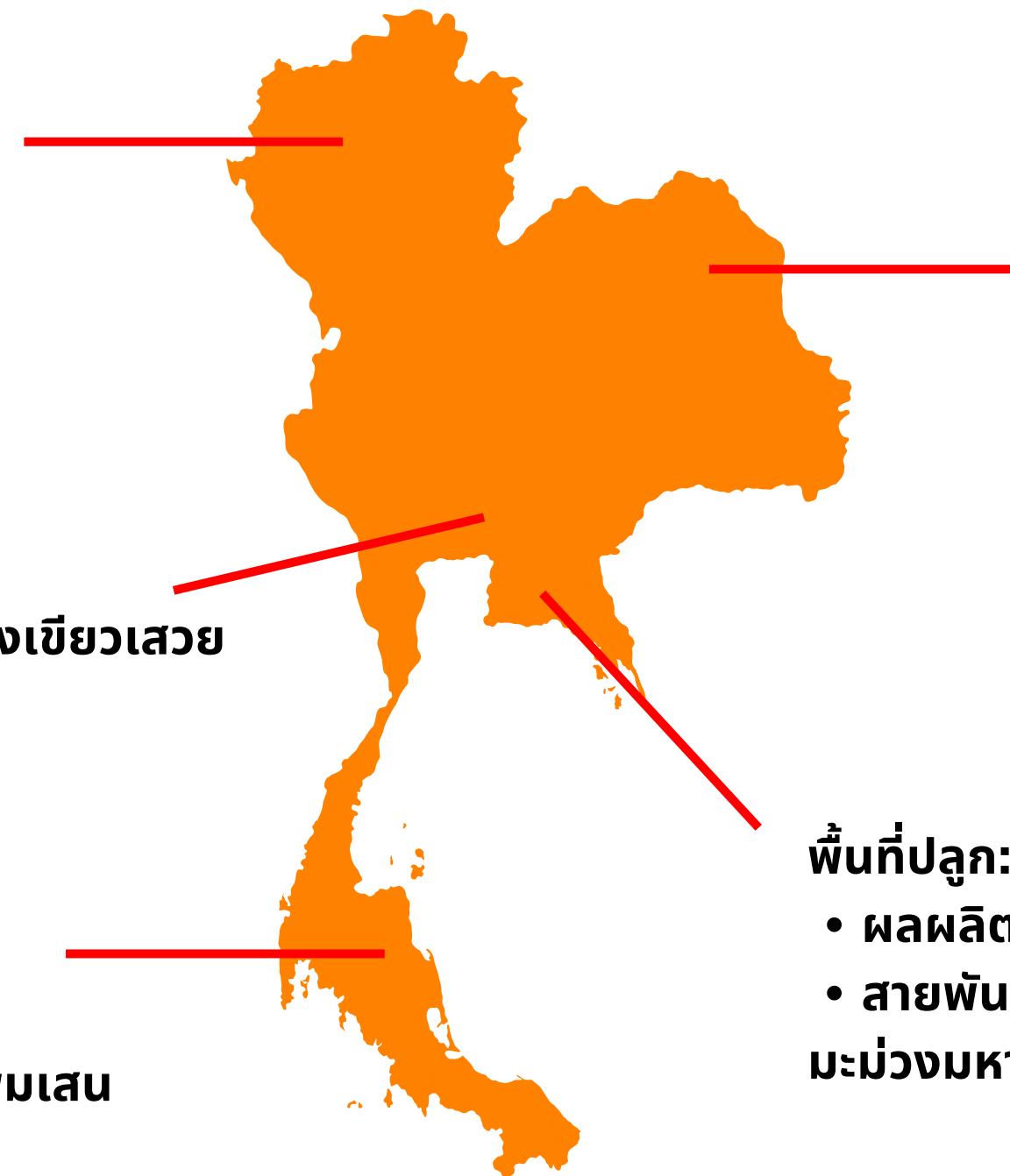


ส่งออกประเทศไทยมาเลเซีย	42.79%
ส่งออกประเทศไทยมาเลเซีย	36.66%

Introduction

พื้นที่ปลูก: ประมาณ 130,000 ไร่

- ผลผลิต: ประมาณ 160,000 ตัน ต่อปี
- สายพันธุ์ที่ปลูก: มะม่วงน้ำดอกไม้สีทอง
มะม่วงฟ้าลัน มะม่วงโชคอนบันต์



พื้นที่ปลูก: ประมาณ 105,000 ไร่

- ผลผลิต: ประมาณ 140,000 ตัน ต่อปี
- สายพันธุ์ที่ปลูก: มะม่วงเขียวเสวย มะม่วงฟ้าลัน
มะม่วงแก้วขมิ้น

พื้นที่ปลูก: ประมาณ 270,000 ไร่

- ผลผลิต: ประมาณ 360,000 ตัน ต่อปี
- สายพันธุ์ที่ปลูก: มะม่วงน้ำดอกไม้สีทอง มะม่วงเขียวเสวย
มะม่วงอกร่อง

พื้นที่ปลูก: ประมาณ 35,000 ไร่

- ผลผลิต: ประมาณ 45,000 ตัน ต่อปี
- สายพันธุ์ที่ปลูก: มะม่วงพันธุ์เบา เช่น มะม่วงพิมเสน
มะม่วงแก้ว

พื้นที่ปลูก: ประมาณ 75,000 ไร่

- ผลผลิต: ประมาณ 85,000 ตัน ต่อปี
- สายพันธุ์ที่ปลูก: มะม่วงน้ำดอกไม้ มะม่วงเขียวเสวย
มะม่วงมหาชนก

Objective

(1)

เพื่อออกแบบและพัฒนาโปรแกรม
คอมพิวเตอร์คัดกรองความสุกของ
มะม่วง

(2)

เพื่อประเมินหาประสิทธิภาพการ
ทำงานของโปรแกรมที่ออกแบบ

(3)

เพื่อพัฒนาและทดลองใช้งานระบบ
จำแนกความสุกของมะม่วงจริงบน
อุปกรณ์ Raspberry Pi 4 เพื่อ
ประเมินความแม่นยำในการทำงาน
นอกสถานที่และลดเวลาของระบบประมวล
ผลประสิทธิภาพสูง

Problem

(1)

การขาดระบบการคัดเกรดที่ไม่ได้
มาตรฐานการเก็บเกี่ยว

(2)

การขาดเทคโนโลยีที่ช่วยสำหรับการ
เก็บเกี่ยวมะม่วง การคัดแยก
การคัดเกรดมะม่วง

(3)

ภัยมานตรฐานความปลอดภัยของ
อาหารและทางสุขภาพ

Background

A novel approach to classify fruit ripeness using MobileNetV2 and transfer learning

Yao, Y., Wang, Q., และ Li, X. [3] นำเสนอวิธีจำแนกระดับความสุกของผลไม้โดยใช้โมเดล MobileNetV2 ร่วมกับเทคนิค Transfer Learning ซึ่งมีจุดเด่นคือบนขาดเล็กและน้ำหนักเบา ช่วยลดเวลาในการประมวลผลและเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานแบบเรียลไทม์ ทำให้เหมาะสมสำหรับการจำแนกระดับความสุกของผลไม้อย่างมีประสิทธิภาพ

Mango Maturity Classification Using VGG16

Dong, X. และ Phoophuangpairoj, R. [9] ศึกษาการจำแนกความสุกของมะม่วงโดยใช้โมเดล VGG16 ซึ่งมีประสิทธิภาพในการดึงคุณลักษณะภาพเช่น สีและพื้นผิว ผลการทดลองพบว่า VGG16 สามารถจำแนกความสุกของมะม่วงได้อย่างแม่นยำสูงสุด เมื่อเปรียบเทียบกับโมเดลอื่น ๆ เช่น ResNet และ MobileNet

Automated fruit ripeness detection using deep learning techniques

Jiang, J., Yin, L., และ Wang, H. [1] ศึกษาการตรวจจับความสุกของผลไม้โดยใช้ Deep Learning ผ่านโมเดล Convolutional Neural Network (CNN) เพื่อวิเคราะห์ภาพถ่ายผลไม้ ผลการวิจัยพบว่า โมเดล CNN สามารถจำแนกระดับความสุกได้อย่างแม่นยำ โดยอาศัยลักษณะทางสีและพื้นผิวของผลไม้ ทำให้เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการคัดแยกความสุกโดยอัตโนมัติ

Background

Real-time Fruit Ripeness Detection Using Raspberry Pi and CNN

Sharma, R., Kumar, A., และ Patel, N. [10] ได้พัฒนาอุปกรณ์ตรวจจับความสุกของผลไม้โดยใช้ Raspberry Pi เป็นหน่วยประมวลผลหลักร่วมกับกล้อง Pi Camera โดยใช้โมเดล CNN ที่ฝึกไว้ล่วงหน้าในการประมวลผลภาพภายในอุปกรณ์โดยตรง จุดเด่นของงานวิจัยนี้คือการออกแบบระบบให้สามารถทำงานได้ในพื้นที่ไร่หรือสวนผลไม้โดยไม่ต้องเชื่อมต่อกับคลาวด์หรือเซิร์ฟเวอร์ภายนอก ซึ่งแสดงให้เห็นว่า Raspberry Pi มีศักยภาพในการรันโมเดล Deep Learning เป็นต้นได้จริงในภาคสนาม

Portable Leaf Disease Classification Device Using Raspberry Pi and Deep Learning

Liang, Y., และ Tang, F. [11] ได้พัฒนาอุปกรณ์พกพาสำหรับจำแนกโรคในใบพืชโดยใช้กล้องถ่ายภาพที่เชื่อมต่อกับ Raspberry Pi ซึ่งประมวลผลภาพด้วยโมเดล CNN ที่ฝึกจากข้อมูลภาพโรคพืชแบบต่าง ๆ อุปกรณ์สามารถประมวลผลและแสดงผลลัพธ์ผ่านจอเล็กในตัวได้ทันทีโดยไม่ต้องพึ่งพาระบบเซิร์ฟเวอร์ เป็นแนวทางที่แสดงถึงการประยุกต์ใช้งาน Deep Learning บนอุปกรณ์ Edge Device ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Fruit Quality Inspection System Based on Raspberry Pi and TensorFlow Lite

Mehta, S., และ Bansal, P. [12] ได้นำเสนอระบบตรวจสอบคุณภาพของผลไม้ที่สามารถรันโมเดล TensorFlow Lite บน Raspberry Pi เพื่อลดขนาดของโมเดลและเพิ่มความเร็วในการประมวลผล จุดเด่นของงานวิจัยนี้คือการปรับขนาดโมเดล CNN เพื่อให้เหมาะสมกับหน่วยประมวลผล ARM ของ Raspberry Pi โดยเฉพาะ และออกแบบให้อุปกรณ์สามารถใช้ในงานตรวจสอบคุณภาพในแหล่งผลิตจริง เช่น ตลาดหรือจุดคัดแยกผลผลิต

Project Scope

ขอบเขตเนื้อหา

การคัดกรองสายพันธุ์มะม่วงและความสุกของมะม่วงเพื่อพัฒนาวิธีการคัดกรองมะม่วงอัตโนมัติ โดยมีเนื้อหาเกี่ยวข้องกับขั้นตอนการจำแนกความสุก-ดิบ และสายพันธุ์ของมะม่วง

กลุ่มตัวอย่าง

สายพันธุ์มะม่วง โดยมี 2 สายพันธุ์ คือ สายพันธุ์อกร่อง สายพันธุ์มหาชนก

การเก็บข้อมูล

เราจะทำการเก็บข้อมูลจากมาเป็นไฟล์ h5 เพราะสามารถนำเอาไปพัฒนาต่อในล่วงหน้าง Raspberry Pi ได้

Performance Metric

การทำนายแบบ Classification วัดผลประสิทธิภาพโมเดล ในงานวิจัยนี้ใช้คำว่า Confusion Matrix ซึ่งได้แก่ค่า Accuracy ดังสมการ (1), Precision ดังสมการ (2), Recall ดังสมการ (3), F1-Score ดังสมการ (4) ดังสมการนี้

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

$$\text{F1-Score} = 2 \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

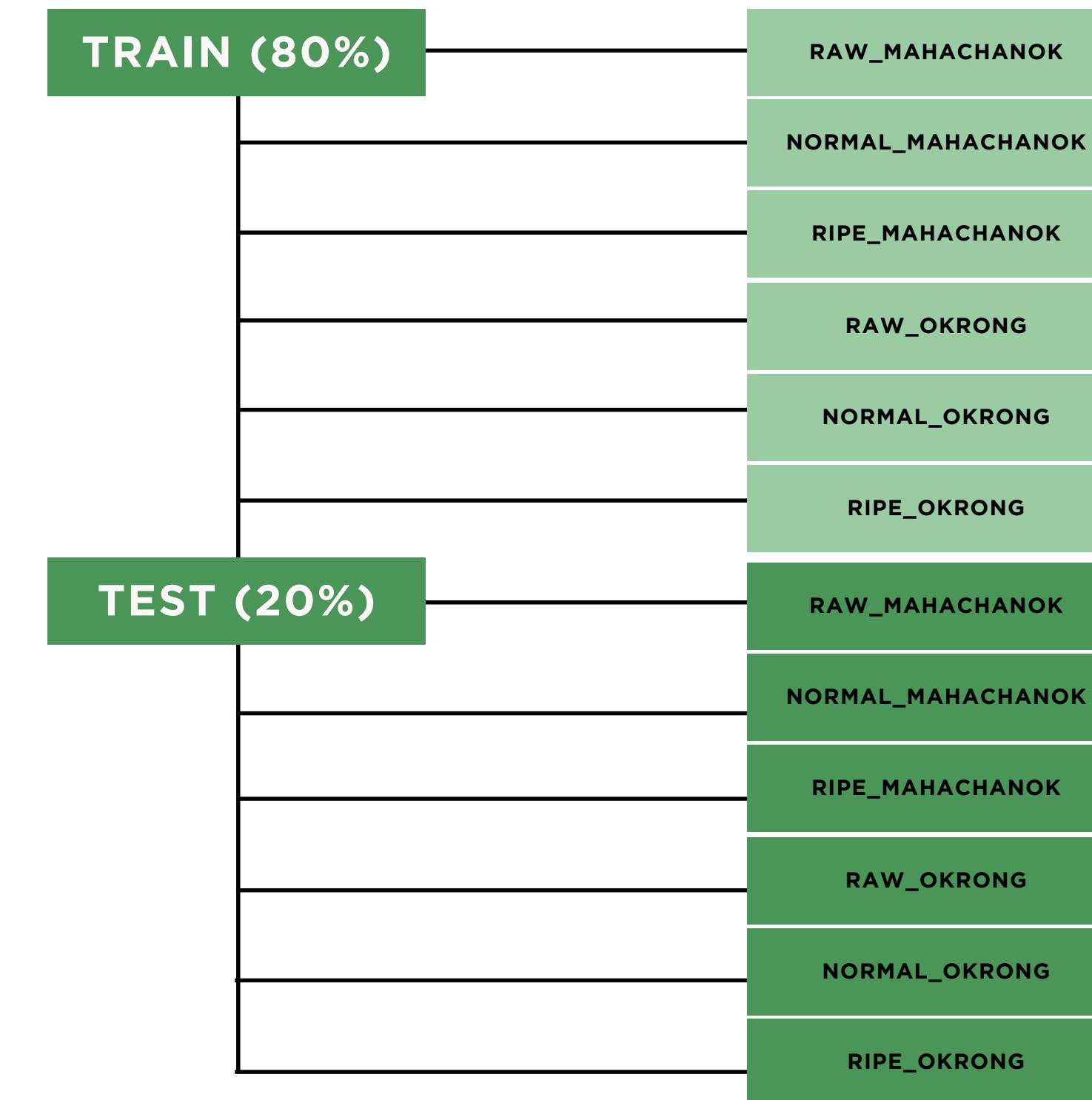
True Position(TP) : ทำนายว่า จริง มีค่าเป็นจริง

True Negative(TN) : ทำนายว่า เท็จ มีค่าเป็นเท็จ

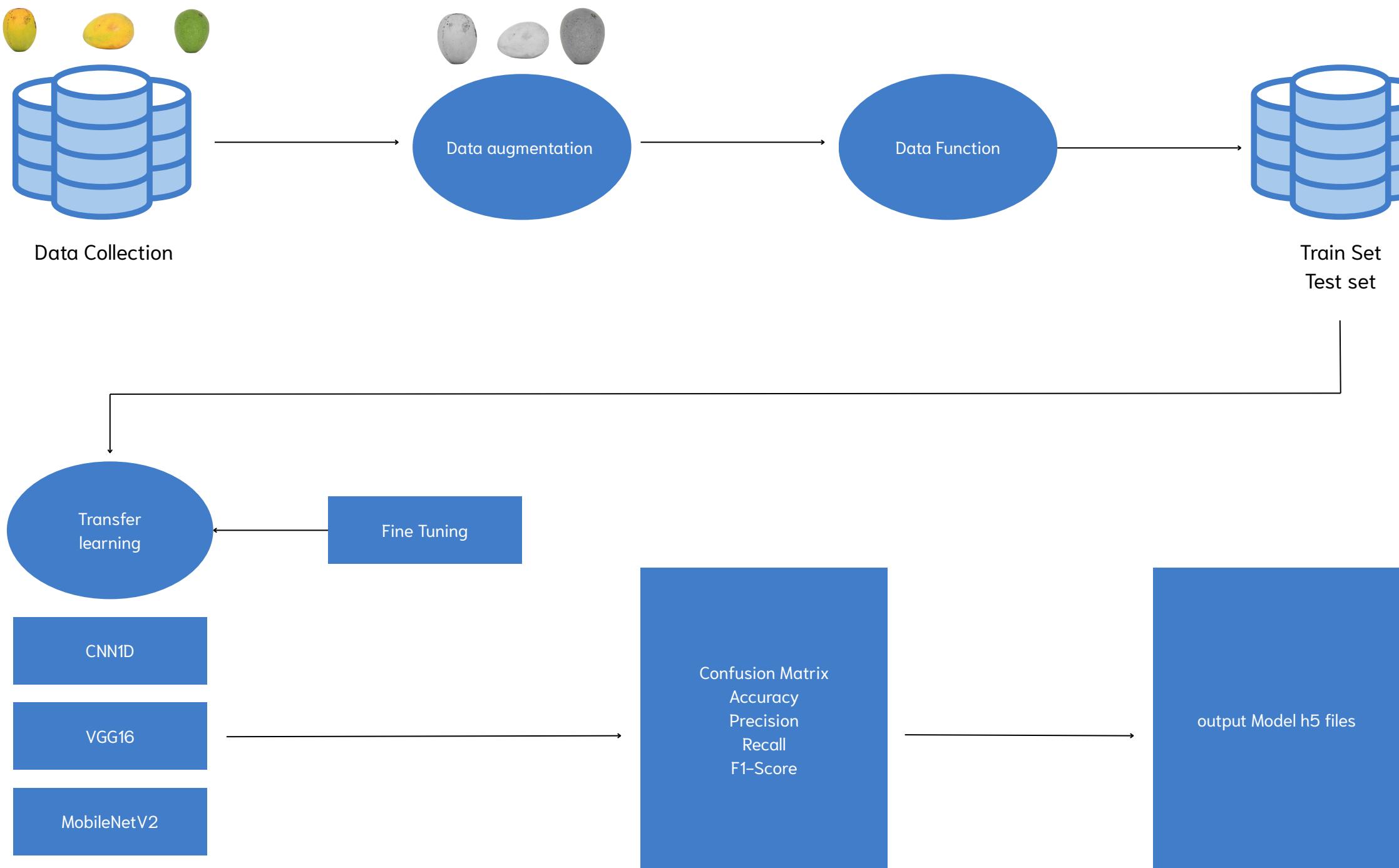
False Positive(FP) : ทำนายว่า จริง มีค่าเป็นเท็จ

False Negative(FN) : ทำนายว่า เท็จ มีค่าเป็นจริง

Training and Testing Data Folder



Proposed Methodology for Deep learning Model



Analysis

การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ย กับค่าสูงสุด

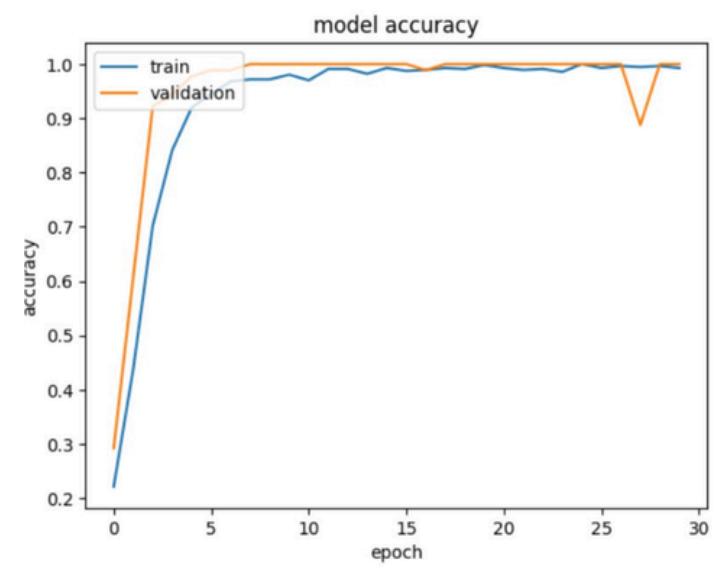
Optimizer	ค่าสูงสุด	ค่าเฉลี่ย
Accuracy	1.00	0.99

ปรับค่า learning rate

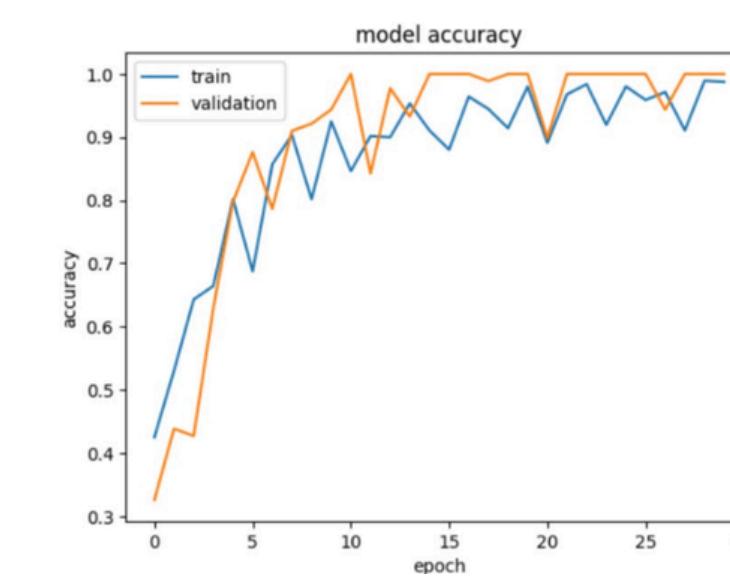
Optimizer	Learning rate = 0.001	Learning rate = 0.0001
Accuracy	0.99	0.96

Analysis

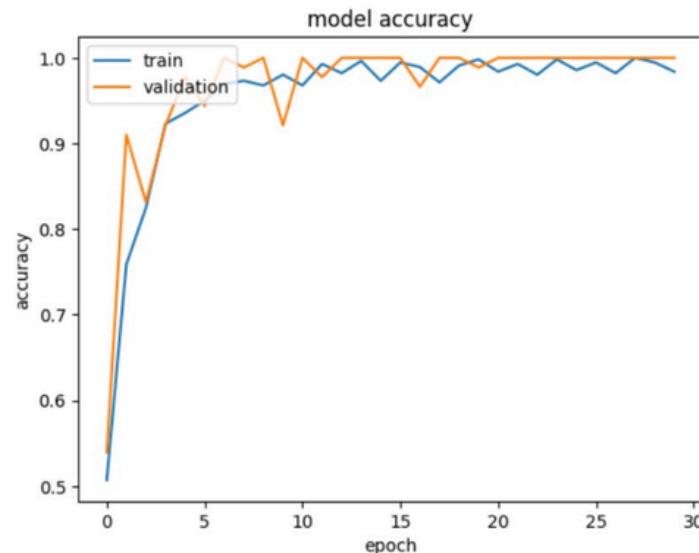
โมเดล VGG16
Batch size 16



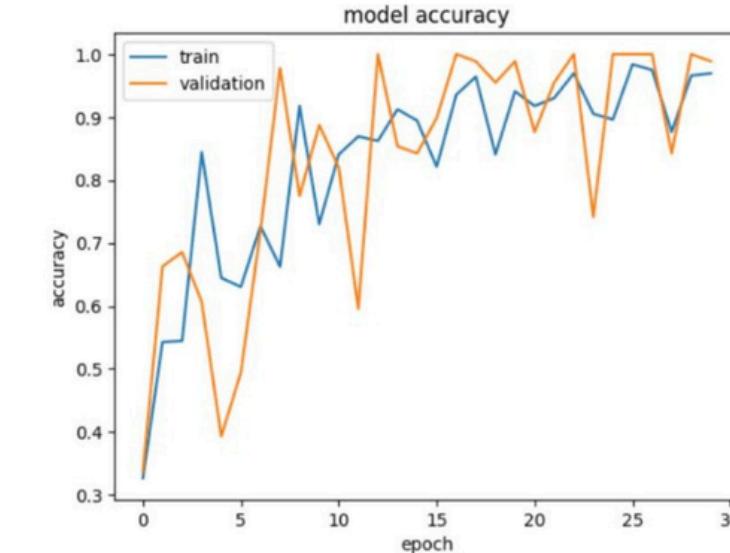
โมเดล VGG16
Batch size 32



โมเดล VGG16
Batch size 64

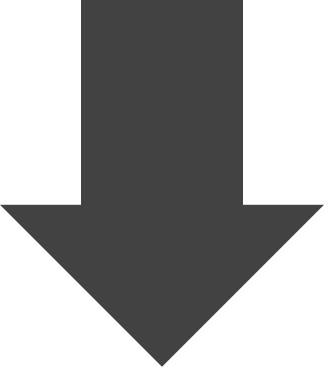


โมเดล VGG16
Batch size 128



Results

ในขั้นตอน Fine Tuning สรุปได้ว่า ค่าสูงสุดของโมเดลคือ 1.00 และค่าเฉลี่ยความแม่นยำของโมเดล VGG16 คือ 0.99 และค่า learning rate ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการเตรียมความพร้อมในการทดสอบคือ 0.001 ที่มีความแม่นยำถึง 0.99 เมื่อเปรียบเทียบกับค่า learning rate ที่ 0.0001 ที่มีความแม่นยำ 0.96



ดังนั้น ในการเตรียมความพร้อมสำหรับทดสอบครั้ง
นี้ ทางทีมวิจัยได้เลือก
- ค่า Learning rate ที่ 0.001
- ค่า Batch Size ที่ 16

Experiment and Results

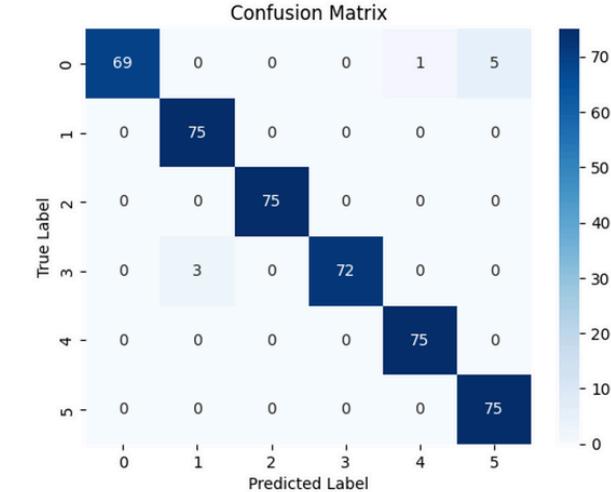
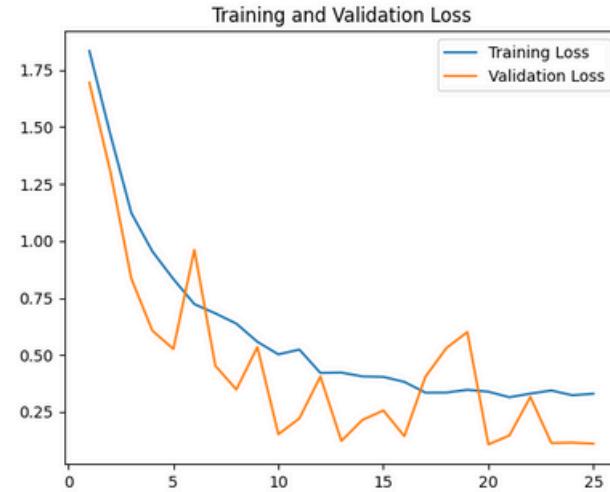
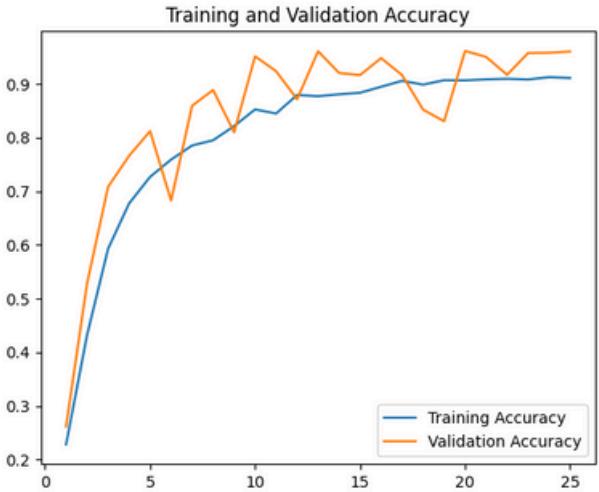
ในขั้นตอนได้ทำการเพิ่ม library ที่จำเป็นสำหรับการทดสอบ โดย library ที่นำมาใช้ได้แก่

- L2
- Dropout
- K-fold
- Early stopping

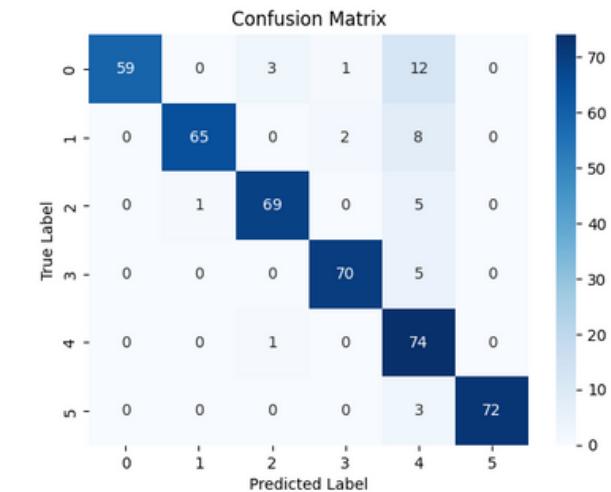
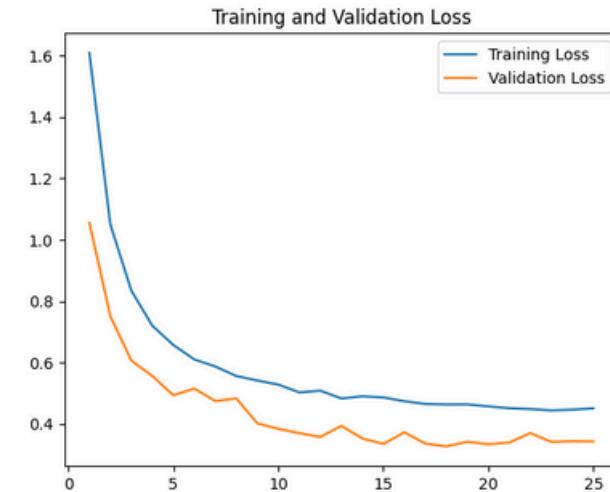
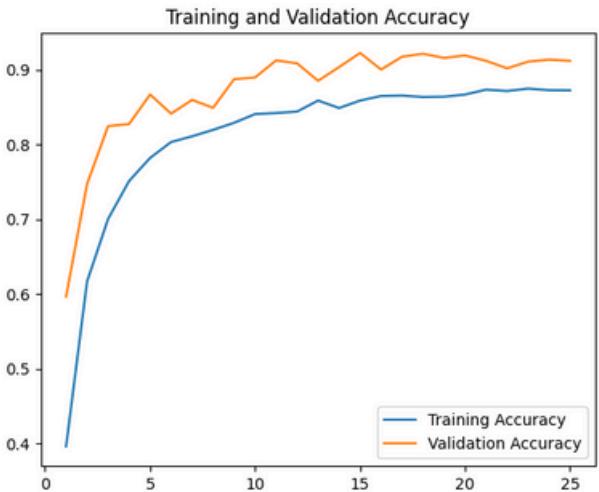
ในการทดลองครั้งนี้มีการทดลอง 3 แบบ

- คัดแยกสายพันธุ์และคัดแยกความสุกของมะม่วง
มหาชนก และ อกร่อง
- คัดแยกความสุกเฉพาะมะม่วงสายพันธุ์มหาชนก
- คัดแยกความสุกเฉพาะมะม่วงสายพันธุ์อกร่อง

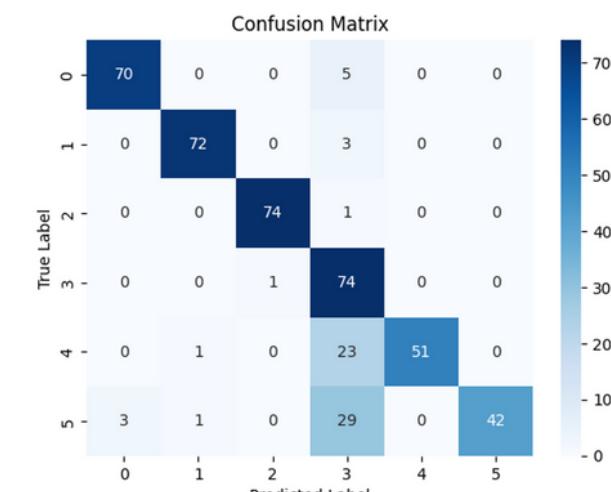
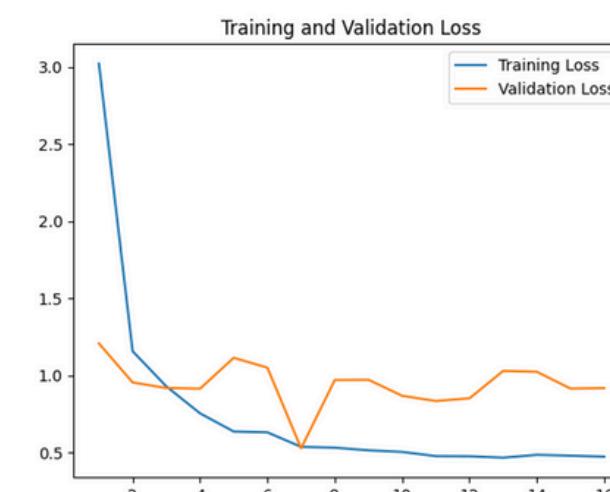
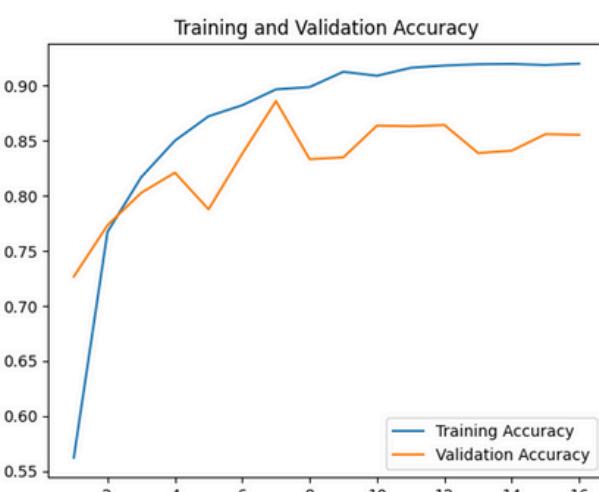
Results of Each Model



ประสิทธิภาพของโมเดล VGG16
มะม่วงมหาชนก และอกร่อง มีความแม่นยำสูงสุด 96%



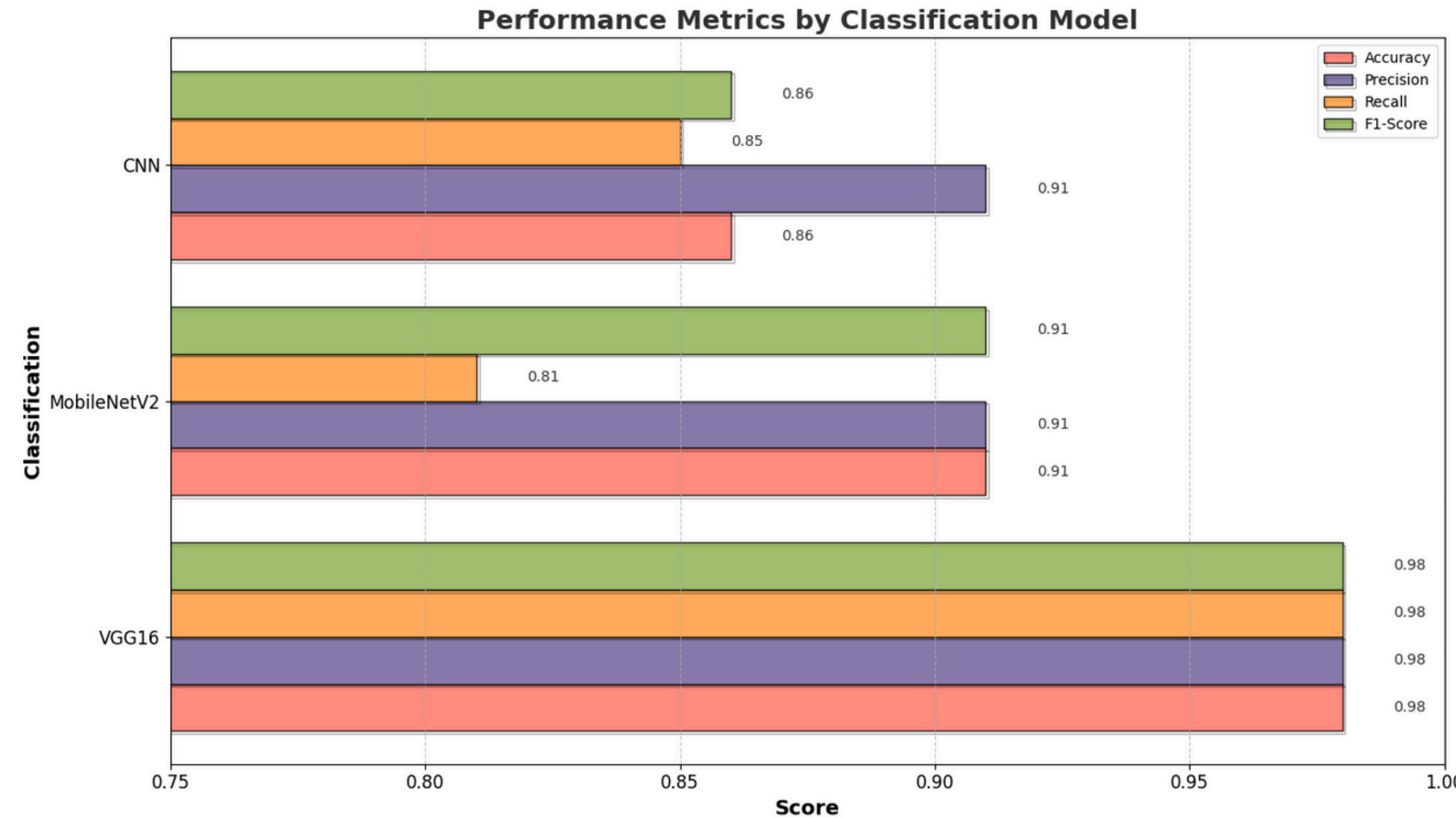
ประสิทธิภาพของโมเดล MobileNetV2
มะม่วงมหาชนก และอกร่อง มีความแม่นยำสูงสุด 91%



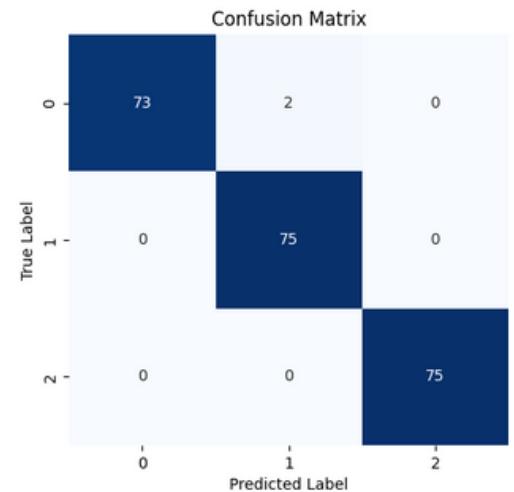
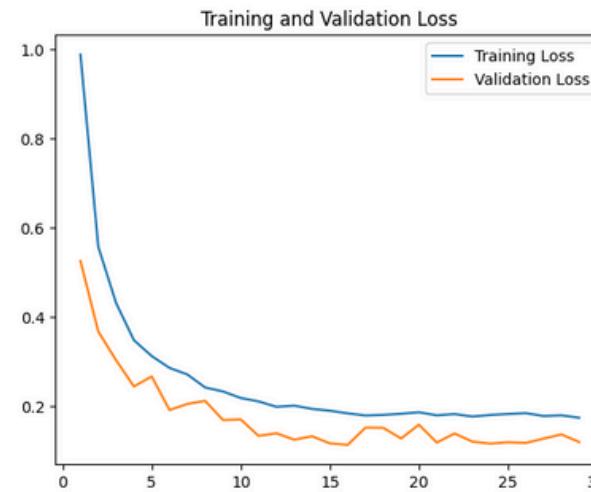
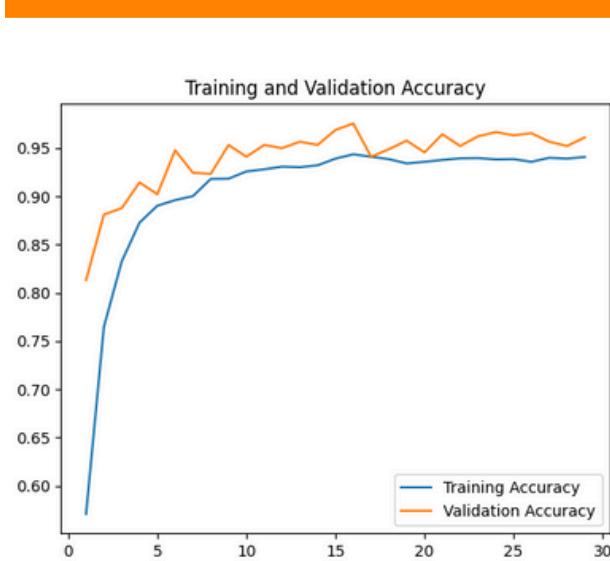
ประสิทธิภาพของโมเดล CNN1D
มะม่วงมหาชนก และอกร่อง มีความแม่นยำสูงสุด 81%

Compare all Models

สรุปได้ว่าโมเดลที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดสำหรับการจำแนกสายพันธุ์มะม่วงทั้ง 2 สายพันธุ์
โดยใช้เทคนิค Deep Learning คือ VGG16

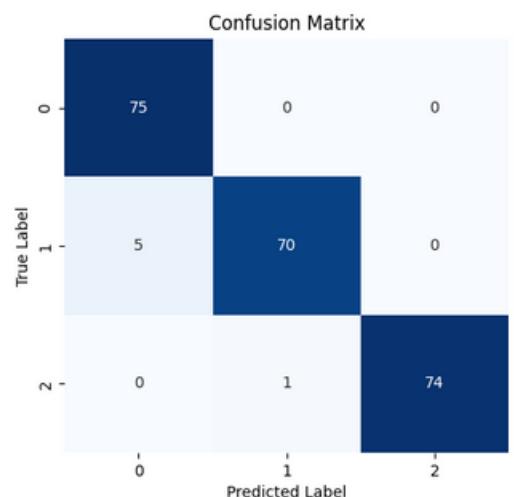
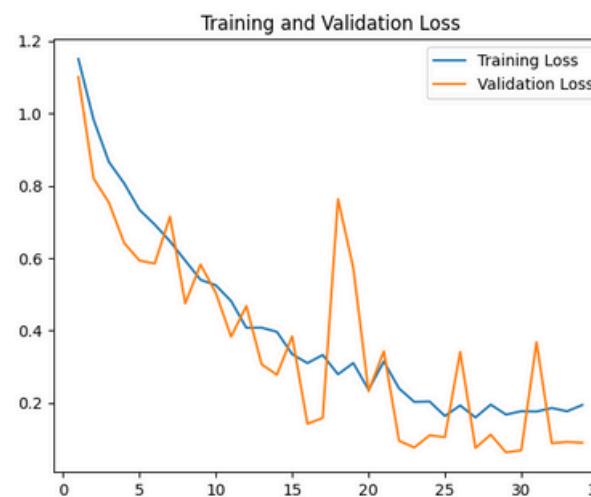
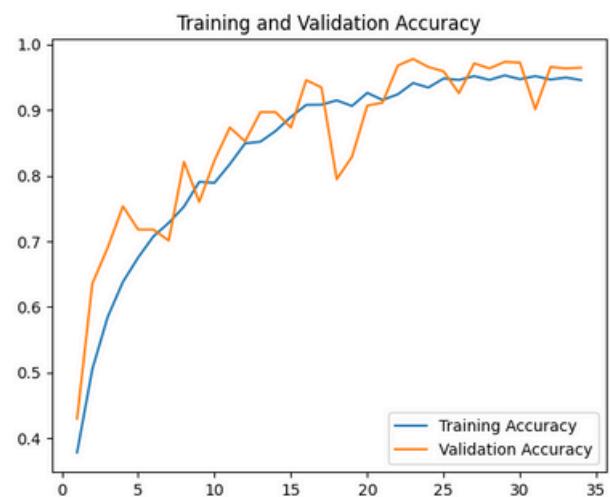


Comparison of Mahachanok Species Models



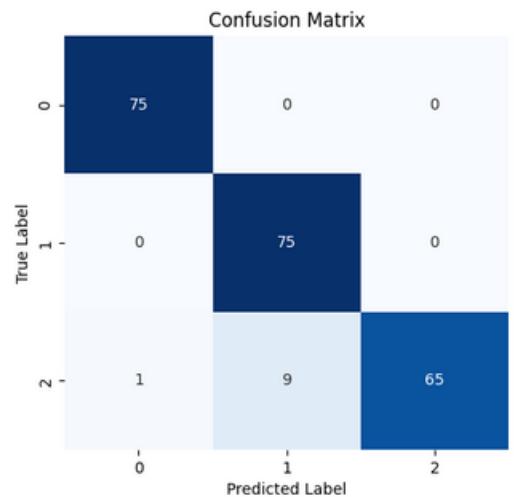
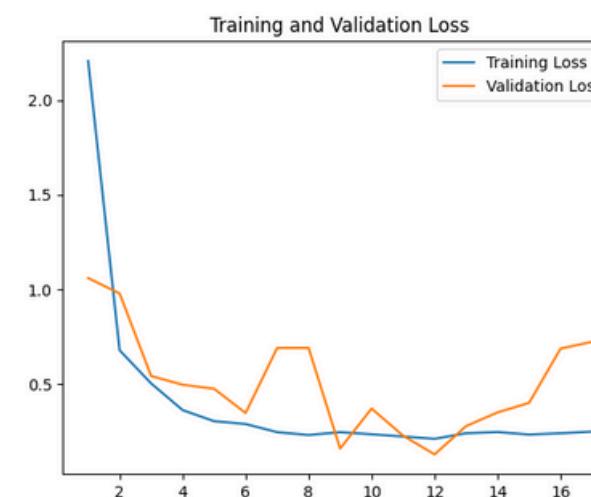
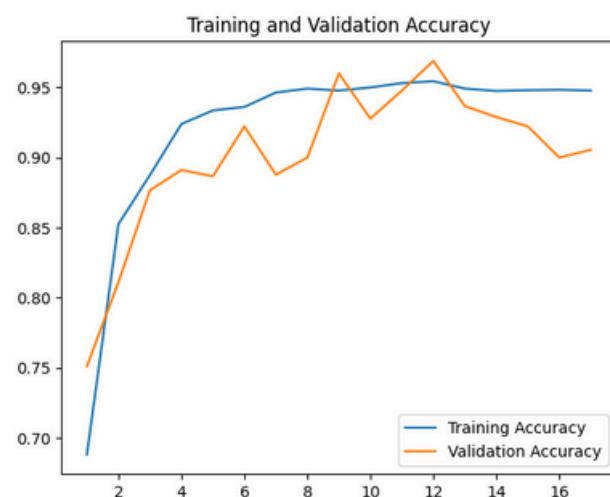
ประสิทธิภาพของโมเดล VGG16

มะม่วงมหาชนก มีความแม่นยำสูงสุด 99.11%



ประสิทธิภาพของโมเดล MobileNetV2

มะม่วงมหาชนก มีความแม่นยำสูงสุด 97.33%



ประสิทธิภาพของโมเดล CNN1D

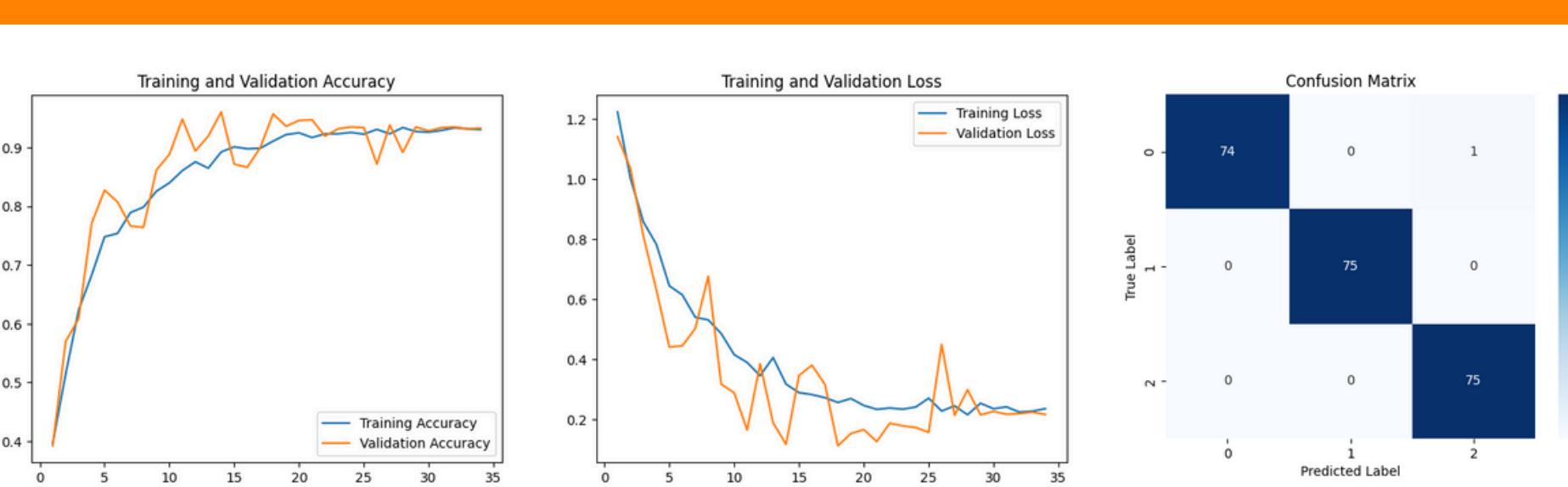
มะม่วงมหาชนก มีความแม่นยำสูงสุด 96%

Comparison of Mahachanok Species Models

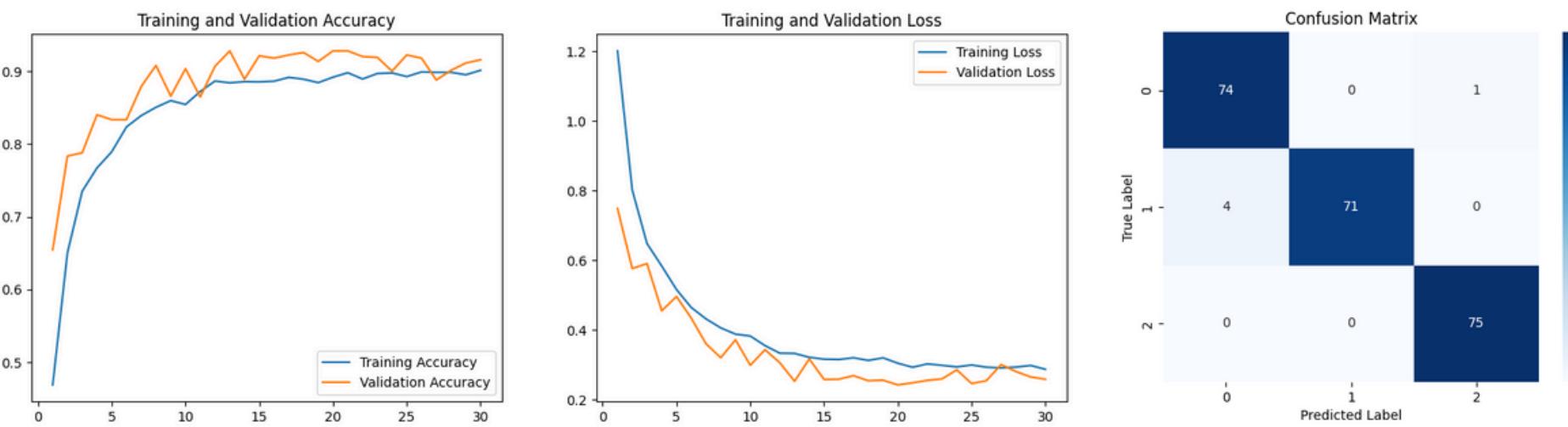
สรุปได้ว่าโมเดลที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดสำหรับการจำแนกสายพันธุ์ม่วงมหาชนก
โดยใช้เทคนิค Deep Learning คือ VGG16



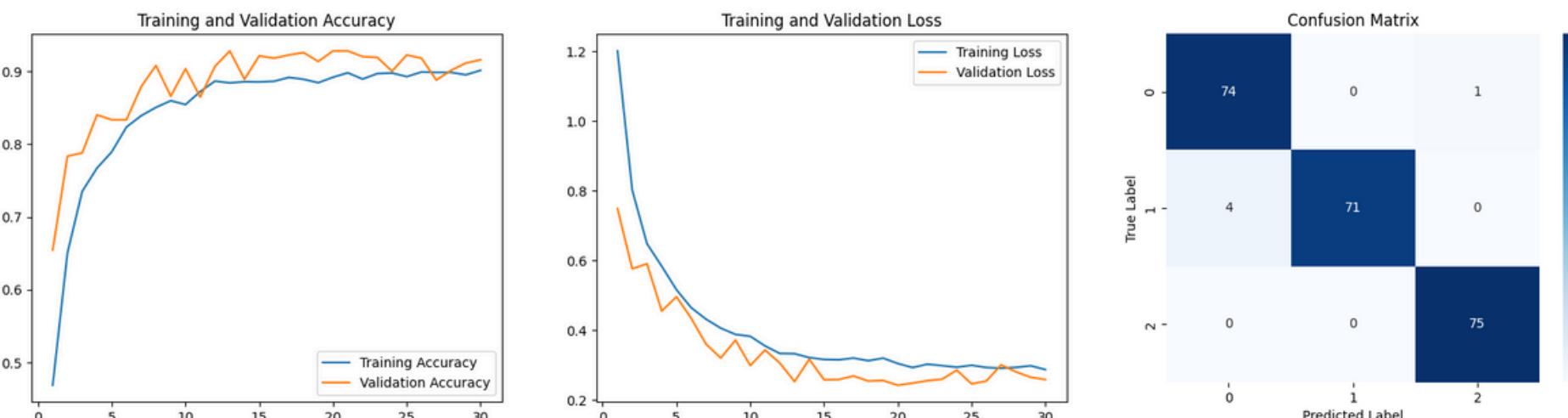
Comparison of Okrong Species Models



ประสิทธิภาพของโมเดล VGG16
มะม่วงอกร่อง มีความแม่นยำสูงสุด 99.60%



ประสิทธิภาพของโมเดล MobileNetV2
มะม่วงอกร่อง มีความแม่นยำสูงสุด 97.80%



ประสิทธิภาพของโมเดล CNN1D
มะม่วงอกร่อง มีความแม่นยำสูงสุด 96%

Comparison of Okrong Species Models

สรุปได้ว่าโมเดลที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดสำหรับการจำแนกสายพันธุ์ม่วงอกร่อง โดยใช้เทคนิค Deep Learning คือ VGG16



Discussion

ประสิทธิภาพของโมเดล VGG16

- ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดล VGG16 ให้ความแม่นยำสูงสุดในการจำแนกระดับความสุกของมะม่วงทึ้งพันธุ์องและมหาชนก
- ความแม่นยำที่สูงของ VGG16 เกิดจากความสามารถในการดึงคุณลักษณะของภาพได้อย่างละเอียด โดยเฉพาะในส่วนของ สี และ พื้นผิว ซึ่งเป็นลักษณะสำคัญในการแยกระดับความสุก-ดิบของมะม่วง
- การใช้สถาปัตยกรรมที่ลึกของ VGG16 ทำให้โมเดลสามารถเรียนรู้ความแตกต่างระหว่างคลาสได้ดี แม้ในกรณีที่มีความคล้ายคลึงกัน ระหว่างภาพ เช่น ระหว่างระดับกึ่งสุกและสุก

ข้อได้เปรียบของ MobileNetV2

- โมเดล MobileNetV2 ให้ความแม่นยำรองลงมา แต่มีข้อได้เปรียบในด้าน ความเร็วในการประมวลผล และ การใช้ทรัพยากรห์ที่น้อยกว่า เนื่องจากมีขนาดเล็ก
- ข้อจำกัดของ MobileNetV2 คือความสามารถในการดึงคุณลักษณะภาพอาจน้อยกว่า VGG16 ทำให้ผลลัพธ์มีความแม่นยำน้อยกว่าเล็กน้อย

Discussion

ประสิทธิภาพของ CNN1D

- โมเดล CNN1D มีความแม่นยำน้อยกว่า VGG16 และ MobileNetV2 โดยให้ผลลัพธ์ที่ประมาณ 92-95%
- ข้อจำกัดของ CNN1D คือโครงสร้างโมเดลที่ไม่ซับซ้อนเท่ากับ VGG16 และ MobileNetV2 จึงอาจไม่สามารถจับคุณลักษณะเชิงลึกของภาพได้ดีพอ

Discussion

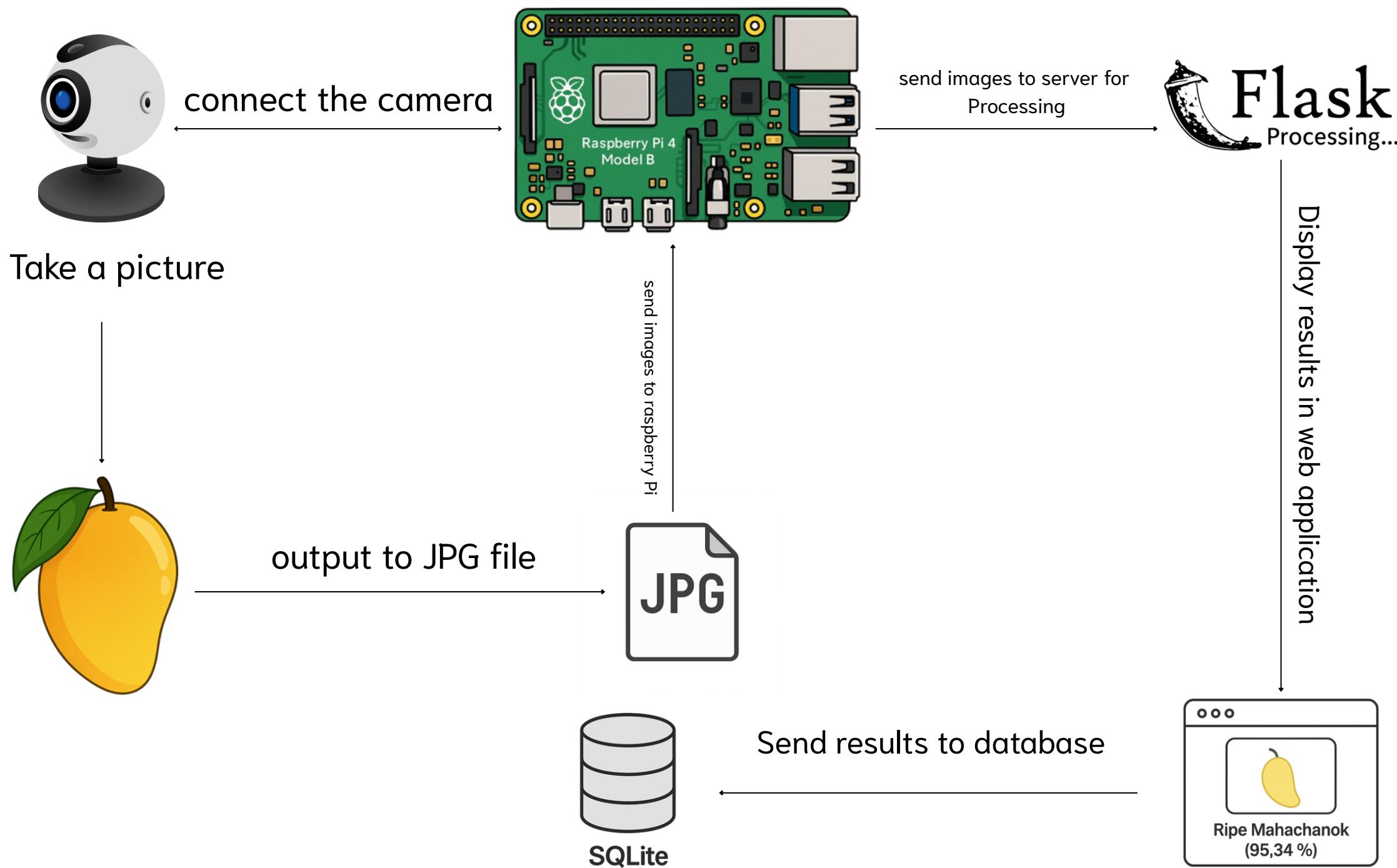
จากการทดลอง พบว่าโมเดล VGG16 มีความแม่นยำสูงสุดทั้งในการคัดกรองระดับความสุกและการจำแนกสายพันธุ์มะม่วง ทีมวิจัยจึงเลือก โมเดล VGG16 เพื่อนำไปประยุกต์ใช้งานจริงบนอุปกรณ์ Raspberry Pi 4 สำหรับการประมวลผลภาพในระบบ IoT.

Model Deployment uu Raspberry Pi

การนำโมเดล VGG16 ไปประยุกต์ใช้งานบน Raspberry Pi 4

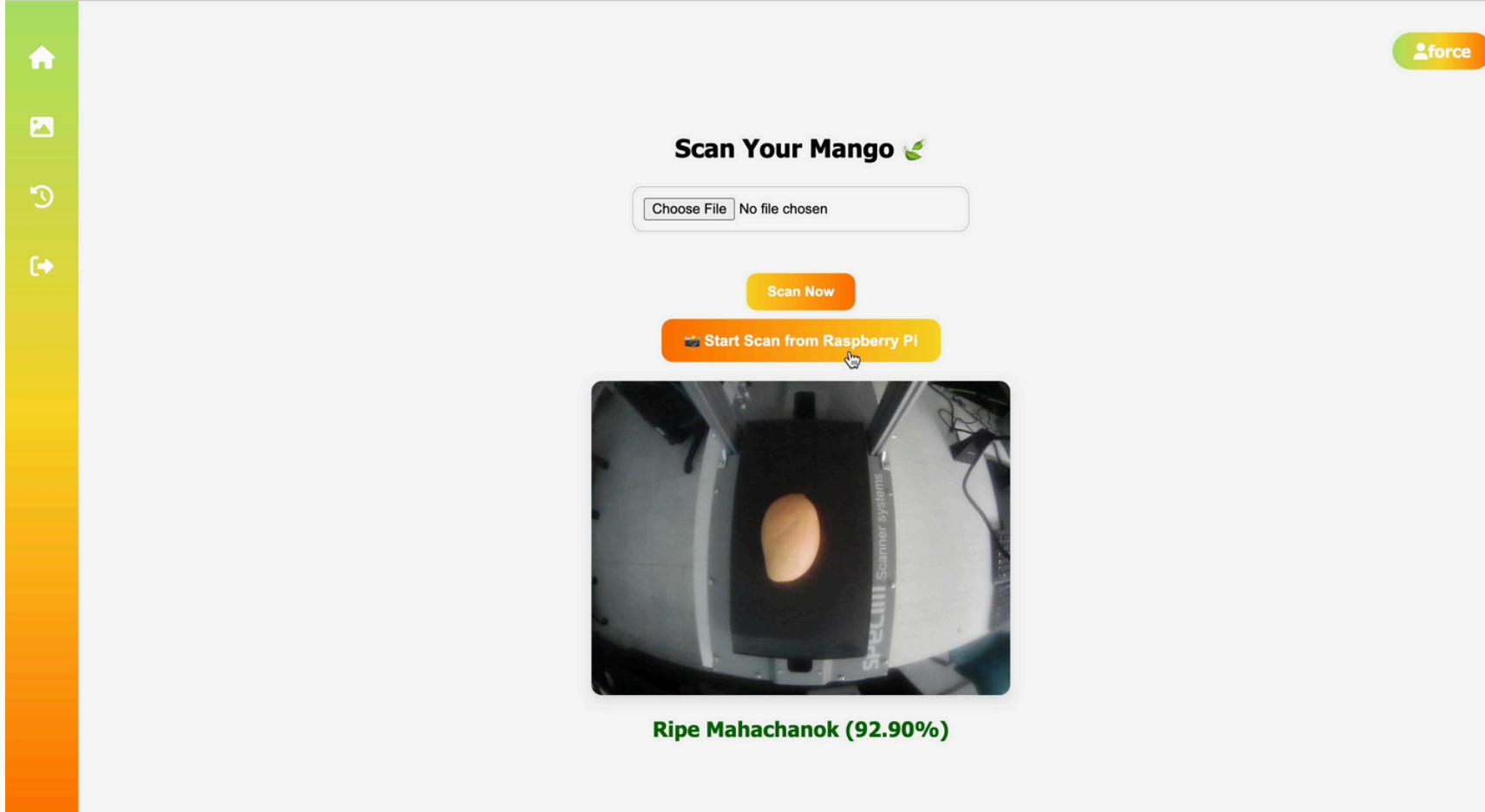
- โมเดล .h5 ที่ฝึกสำเร็จถูกติดตั้งไว้บน Server (เครื่องหลัก)
- พัฒนา Web Application ด้วย Flask Framework ทำหน้าที่รันโมเดลและแสดงผลลัพธ์
- Raspberry Pi 4 เชื่อมต่อกับกล้อง USB เพื่อ ถ่ายภาพมะม่วงแบบเรียลไทม์
- ภาพจาก Raspberry Pi ถูกส่งผ่าน HTTP ไปยังเซิร์ฟเวอร์ที่มีโมเดล VGG16
- Server ประมวลผลและแสดงผลผ่าน Web Interface (เข้าผ่าน PC หรือมือถือ)

System Architecture Diagram



System Workflow

- ระบบรับภาพจากกล้อง
- ทำการประมวลผลจำแนกความสุก (Raw / Normal / Ripe)
- แสดงผลบนเว็บเซิร์ฟเวอร์ที่ Raspberry Pi เปิดไว้
- หน้าเว็บมีระบบบริเฟรชอัตโนมัติทุก 5 วินาที
- สามารถลับภาษาการแสดงผล (ไทย-อังกฤษ)



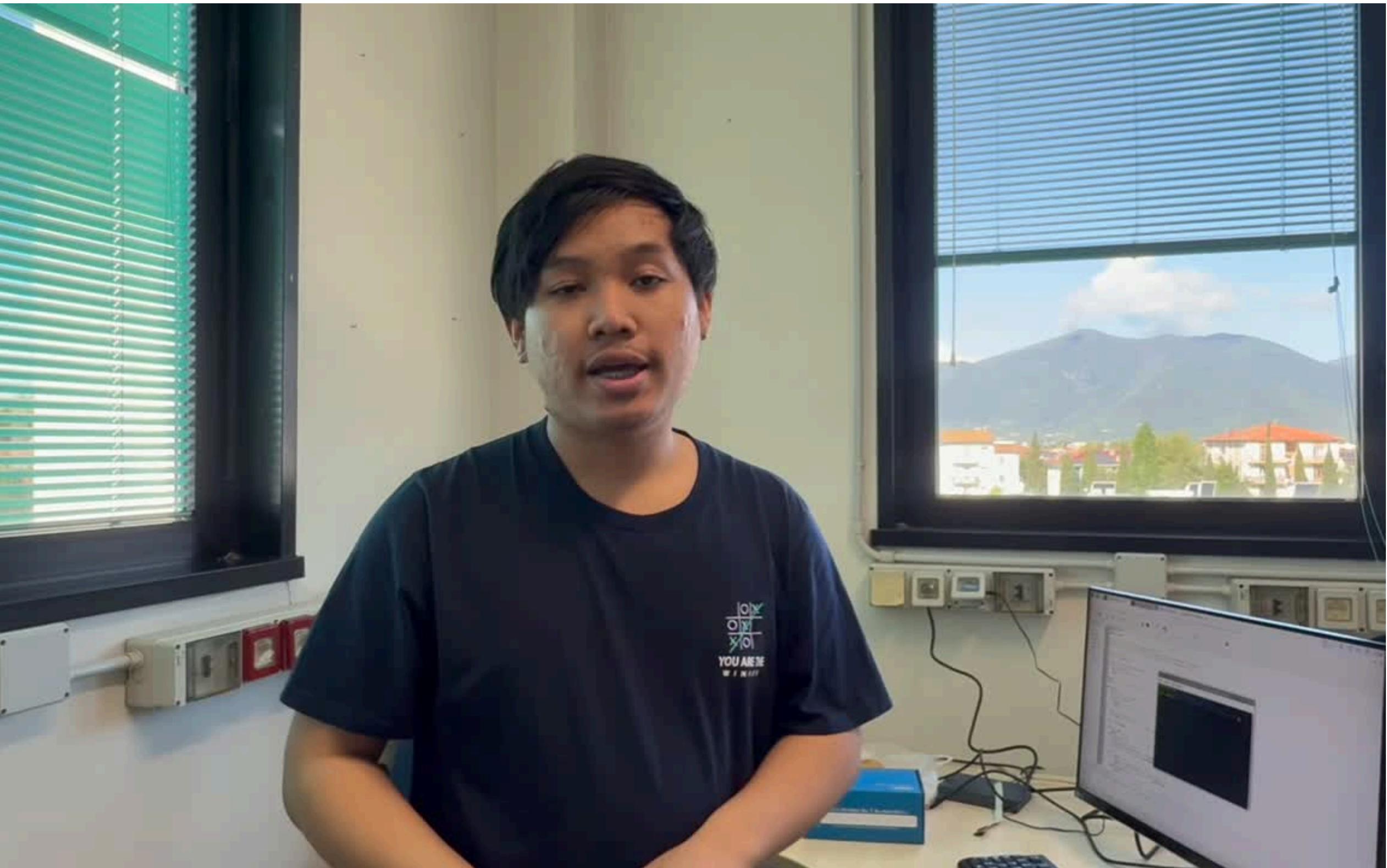
Experimental Results on Raspberry Pi

สรุปผลการทดสอบการทำงานจริงบน Raspberry Pi

- ทดสอบกับมะม่วง 60 ลูก (แบ่ง 2 สายพันธุ์ 3 ระดับสุก)
- Accuracy เฉลี่ย 91.66%
- ความเร็วเฉลี่ยการประมวลผลต่อภาพ = ~1.2 วินาที
- สามารถดูประวัติย้อนหลังได้ในระบบ /history
- รองรับการใช้งานทั้งคอมพิวเตอร์และโทรศัพท์มือถือในเครือข่าย

Variety	Ripeness Level	Correctly Classified	Misclassified	Remarks
OkRong	Raw	10	0	-
OkRong	Normal	7	3	Skin color close to ripe
OkRong	Ripe	10	0	-
Mahachanok	Raw	10	0	-
Mahachanok	Normal	8	2	Yellowish skin
Mahachanok	Ripe	10	0	-

teaser



Conclusion

สรุปผลการวิจัยและการนำไปประยุกต์ใช้

- โมเดล VGG16 มีประสิทธิภาพสูงสุดในการจำแนกสายพันธุ์และระดับความสุก
- ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้จริงในงานเกษตรกรรม เช่น การคัดเกรดมะม่วง ก่อนส่งออก
- ระบบมีความยืดหยุ่นสูง เข้าถึงได้ผ่านมือถือ/Tablet
- สามารถต่อยอดไปยังผลไม้อื่น เช่น ทุเรียน, องุ่น, ส้ม ฯลฯ
- เป็นก้าวสำคัญสู่การพัฒนา "เกษตรอัจฉริยะ" (Smart Agriculture)

Operational flowchart

ขั้นตอนการ ดำเนินงาน	ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2566					ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2567					ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2567		
	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.
ศึกษาและค้นคว้า ข้อมูล													
หา dataset ของสาย พันธุ์ม่วง													
ออกแบบและพัฒนา อัลกอริทึม													
เพิ่มโมเดลในการ ทดสอบ													
แก้ไขอัลกอริทึมเพื่อ เพิ่มประสิทธิภาพ													
ติดตั้งและทดสอบ ระบบบน Raspberry Pi													
เชื่อมต่อระบบกับ Flask Web Application และ ฐานข้อมูล													
ทดลองการใช้งานของ ระบบ Raspberry Pi กับ กล้อง													
สรุปผลการทดลอง													
นำเสนอ													

Team Management



หน้าที่
1. ศึกษาข้อมูลที่ใช้ทำงานวิจัย
2. จัดหา dataset ในการทำงานวิจัย
3. ออกรอบแบบโปรแกรมเพื่อกำกับ Data Augmentation เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการ
ทำงาน
4. ออกรอบแบบหน้าเว็บไซต์
5. ออกรอบแบบระบบฐานข้อมูล



หน้าที่
1. ศึกษาข้อมูลที่ใช้ทำงานวิจัย
2. ออกรอบแบบโปรแกรมสำหรับอัลกอริทึม
3. ทำการเพิ่มโมเดลที่ใช้ในอัลกอริทึม
4. สรุปผลโมเดล
5. กำรระบบ Raspberry Pi สำหรับการจำแนก
6. ออกรอบแบบโปรแกรมสำหรับ Raspberry Pi

References

- [1] Jiang, J., Yin, L., & Wang, H. (2020). Automated fruit ripeness detection using deep learning techniques. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 17(4), 1230-1241.
- [2] Zhao, L., Chen, M., & Li, F. (2021). Mango ripeness classification based on convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*, 182, 105- 116. DOI: 10.1016/j.compag.2020.105116
- [3] Yao, Y., Wang, Q., & Li, X. (2022). A novel approach to classify fruit ripeness using MobileNetV2 and transfer learning. *IEEE Access*, 10, pp. 28760-28770.
- [4] Patel, S., Joshi, R., & Shah, N. (2021). Image processing techniques for fruit ripeness classification. *Journal of Food Engineering*, 292, pp.110-118. DOI: 10.1016/j.jfoodeng.2020.110118
- [5] Mishra, A., Verma, R., & Singh, A. (2020). Application of deep learning for fruit quality assessment in agriculture. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 16(5), 3570-3578.
- [6] Kumar, V., & Gupta, P. (2020). Convolutional neural network-based system for mango ripeness detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 175, 105590. DOI: 10.1016/j.compag.2020.105590
- [7] Liang, Z., Peng, Z., & Xu, F. (2021). Use of deep learning for mango ripeness evaluation. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 11(2), pp. 454-461.
- [8] Chowdhury, S., & Mazumdar, D. (2021). A study on transfer learning for mango ripeness detection using VGG16. *IEEE Sensors Journal*, 21(12), 14130-14138.
- [9] Dong, X., & Phoophuangpairoj, R. (2024). Mango Maturity Classification UsingVGG16. In 2024 International Electrical Engineering Congress (iEECON), Pattaya Chonburi, Thailand. IEEE. DOI: 10.1109/IEECON60677.2024.10537862

References

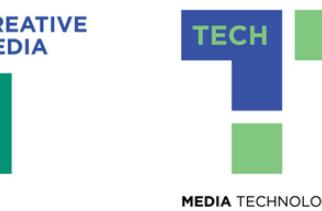
- [10] Singh, P., & Sharma, A. (2021). Real-time fruit classification using Raspberry Pi and deep learning. *Procedia Computer Science*, 192, 3557–3566. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.09.116>
- [11] Ahmed, S., & Khan, R. A. (2020). Implementation of fruit ripeness classification on embedded Raspberry Pi platform using CNN. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(6), 211–218. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0110627>
- [12] Noor, M. H., Wahab, M. H. A., & Hassan, M. F. (2022). Edge AI for agriculture: Mango maturity detection on Raspberry Pi with TensorFlow Lite. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 27(2), 1121–1130. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v27.i2>



Istituto di Scienze e Tecnologie
dell'Informazione "A. Faedo"



King Mongkut's
University of
Technology
Thonburi



โครงการนี้ได้ถูกตอบรับให้นำเสนอในการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ GCMM 2024: 18th Global Congress on Manufacturing and Management หมวดหมู่ Intelligent and Autonomous Robotics



Classifying the Ripeness of Mangoes Using Image Processing and Deep Learning

Authors

Sumetee Jirapattarasakul , Sirinya Thanyacharoen , Giuseppe Riccardo Leone, Thaweepong Akkaralaertsest, Thaweesak Yingthawornsuk



GCMM2024



Istituto di Scienza e Tecnologie
dell'Informazione "A. Faedo"



King Mongkut's
University of
Technology
Thonburi



CREATIVE
MEDIA



TECH

MEDIA TECHNOLOGY

Q & A