



ระบบจำแนกสมุนไพรด้วยเทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวລูชัน

## HERBAL CLASSIFICATION SYSTEM USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

นางสาววรัญญา หันจางสิทธิ์

นางสาวศรัญญา ยืนยง

นางสาวราพร จำنجเพียร

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

ภาควิชาชีวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตเฉลิมพระเกียรติ จังหวัดสกลนคร

พ.ศ.2567

## ระบบจำแนกสมุนไพรด้วยเทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

นางสาววรัญญา หันจางสิทธิ์

นางสาวครรญญา ยืนยง

นางสาวราพร จำนำงเพียร

ปริญนานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิគารมศาสตรบัณฑิต  
ภาควิชาบริการมัฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์และวิគารมศาสตร์  
มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตเฉลิมพระเกียรติ จังหวัดสกลนคร

HERBAL CLASSIFICATION SYSTEM USING CONVOLUTIONAL NEURAL  
NETWORK

MISS WARANYA HANJANGSIT

MISS SARAYA YUENYONG

MISS WARAPON CHAMNONGPHAEN

A PROJECT REPORT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF

THE REQUIREMENTS FOR THE DEGREE OF ENGINEERING

DEPARTMENT OF ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING

FACULTY OF SCIENCE AND ENGINEERING

KASETSART UNIVERSITY

CHALERMPHRAKIAT SAKONNAKORN PROVINCE CAMPUS

2024

วรัญญา หันจางสิทธิ์, วราพร จำนำงเพียร, ศรัณยู�่า ยืนยง 2567. ระบบจำแนกสมุนไพรด้วยเทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวโลชัน. ปริญนานิพนธ์วิศวกรรมศาสตร์บัณฑิต (วิศวกรรมคอมพิวเตอร์) คณะวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตเฉลิมพระเกียรติ จังหวัดสกลนคร.

ที่ปรึกษาปริญนานิพนธ์: ผศ. ศุภมา โชคเพิ่มพูน

## บทคัดย่อ

ปริญนานิพนธ์นี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเผยแพร่ความรู้เกี่ยวกับปัจจัยที่มีผลต่อความสามารถในการจำแนกสมุนไพรให้แก่บุคคลที่ยังขาด ความรู้ หรือผู้ที่สนใจศึกษาข้อมูลเกี่ยวกับสมุนไพรที่มีลักษณะคล้ายคลึงกัน เพื่อให้สามารถ จดจำและนำไปใช้ได้อย่างถูกต้อง โดยได้พัฒนาแอปพลิเคชันระบบการจำแนกสมุนไพรโดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวโลชัน (Convolutional Neural Network: CNN) ซึ่งเป็นเทคโนโลยีที่นิยมใช้อย่างแพร่หลายในงานด้านการรับรู้ภาพ การจำแนกภาพ และการตรวจจับวัตถุ ในงานวิจัยนี้ ระบบการจำแนกสมุนไพรใช้ชุดข้อมูลภาพใบสมุนไพรจำนวน 10 ชนิด ได้แก่ ใบมะกรูด, ใบย่านาง, ใบมะนาว, ใบชะพลู, ใบสาบเสือ, ใบสาระแน, ใบพ้าทรายJOR, ใบพลู, ใบโทรศพา และใบกะเพรา รวมทั้งหมด 2,400 ภาพ โดยทำการเปรียบเทียบโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่แตกต่างกัน 4 โครงสร้าง ได้แก่ VGG16, VGG19, MobileNet และ CNN (ที่พัฒนาขึ้นเอง) เพื่อหาโครงสร้างที่สามารถจำแนก สมุนไพรได้ดีที่สุดผลการทดลองพบว่า โครงสร้าง MobileNet มีความแม่นยำในการจำแนกสมุนไพรมากที่สุด รองลงมาคือ VGG19 และ VGG16 ตามลำดับ ส่วน CNN ที่พัฒนาขึ้นเองมีความแม่นยำอยู่ที่สุด

Waranya Hanjangsit , Warapon Chamnongphaen , Saraya Yuenyong.  
2024.***HERBAL CLASSIFICATION SYSTEM USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK.*** BACHELOR DEGREE OF ENGINEERING IN COMPUTER ENGINEERING  
FACULTY OF SCIENCE AND ENGINEERING, KASETSARTUNIVERSITY,  
CHALERMPHAKIAT SAKONNAKHON PROVINCE CAMPUS

**PROJECT ADBISOR:** Asst. Prof. SUSAMA CKOKPHOEMPHUN

## ABSTRACT

This thesis aims to disseminate knowledge about medicinal plants to individuals who lack such knowledge or those interested in studying similar herbs, enabling them to recognize and use them correctly. The project involves developing an herbal classification application using Convolutional Neural Networks (CNN), a widely used technology in image recognition, image classification, and object detection. In this research, the herbal classification system uses a dataset of leaf images from 10 types of herbs: Piper Lolot, Andrographis paniculata, Ocimum basilicum Linn, Ocimum sanctum, Citrus aurantifolia, Kaffir lime, Piper betle, Chromolaena odorata, Tiliacora triandra a Melissa officinalis total of 2,400 images. Four different neural network architectures VGG16, VGG19, MobileNet, and a custom-developed CNN were compared to identify the most effective structure for herbal classification. The experimental results showed that the MobileNet architecture achieved the highest classification accuracy, followed by VGG19 and VGG16, while the custom-developed CNN had the lowest accuracy.

## กิตติกรรมประกาศ

ปริญญาบัตรนี้สำเร็จไปได้ด้วยดี เพราะได้รับความกรุณาในการแนะนำและความอนุเคราะห์อย่างดีจากบุคคลหลายท่าน ซึ่งให้คำปรึกษาและเป็นกำลังใจที่ดีเสมอมา

ขอขอบพระคุณอาจารย์ศุภมา โชคเพิ่มพูน อาจารย์ที่ปรึกษาปริญญาบัตรนี้ที่ได้ให้คำปรึกษาที่ได้ให้คำแนะนำและเสนอแนะ ตลอดจนชี้แนวทางการแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ด้วยความเอาใจใส่เป็นอย่างดีโดยตลอดปริญญาบัตรนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณอาจารย์และบุคลากรคณะวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์ ที่ให้การสนับสนุนไม่ว่าจะเป็นเรื่องการให้คำปรึกษาและห้องทดลองจนทำให้ปริญญาบัตรนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีสุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณบิดามารดา ที่ให้การอุปการะเลี้ยงดู สนับสนุนและส่งเสริมให้ได้รับการศึกษาที่ดี รวมทั้งเป็นผู้ที่เคยให้กำลังใจเป็นอย่างดี และขอขอบคุณกำลังใจจากเพื่อนๆ นักศึกษาร่วมชั้นเรียนทุกท่านที่ได้เป็นส่วนร่วมในการทำปริญญาบัตรนี้ และหวังเป็นอย่างยิ่งว่า ปริญญาบัตรนี้จะเป็นประโยชน์กับท่านผู้สนใจและผู้เกี่ยวข้อง

นางสาวรัณญา หันจางสิทธิ์

นางสาวราพร จำนำเพียร

นางสาวศรัณญา ยืนยง

ตุลาคม 2567

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ข
กิตติกรรมประกาศ	ค
สารบัญตาราง	ซ
สารบัญภาพ	ญ
<b>บทที่ 1 บทนำ</b>	<b>1</b>
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของโครงงาน	1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงงาน	2
1.3 ขอบเขตของโครงงาน	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
1.5 แผนการดำเนินงาน	3
<b>บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง</b>	<b>4</b>
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	4
2.1.1 สมนูนไพร	4
2.1.2 ลักษณะและประเภทของพืชสมนูนไพร	5
2.1.3 การใช้สมนูนไพรในการดูแลสุขภาพตัวเอง	9
2.2 การเรียนรู้ข้อมูลเชิงลึก	9
2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน	10
2.3.1 ชั้นคอนโวลูชัน (Convolution Layer)	12
2.3.2 ชั้นพูลิ่ง (pooling Layer)	12
2.3.3 ชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ (Fully Connected Layer)	12
2.4 ความรู้เบื้องต้นเกี่ยวกับการประมวลผลภาพดิจิทัล	13
2.4.1 ภาพดิจิทัล	13
2.5 การเพิ่มจำนวนรูปภาพ (Image Augmentation)	15
2.5.1 เทคนิคการเพิ่มความหลากหลายของภาพ	15

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.6 TensorFlow	16
2.6.1 สถาปัตยกรรม TensorFlow	16
2.7 TensorFlow Lite (TFLite)	17
2.7.1 TensorFlow Lite Interpreter	17
2.7.2 TensorFlow Lite Converter	17
2.8 การเปรียบเทียบกับการประเมิน Classification Report	17
2.8.1 Precision	17
2.8.2 Recall	18
2.8.3 F1-Score	18
2.8.4 Accuracy	18
2.9 Total params	19
2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	19
2.10.1 การจำแนกประเภทพันธุ์เมล็ดข้าว ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก	20
2.10.2 การจำแนกภาพใบสมุนไพร ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก	20
<b>บทที่ 3 ขั้นตอนและการดำเนินงาน</b>	<b>22</b>
3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน	23
3.2 การเก็บข้อมูล	24
3.3 การเตรียมชุดข้อมูล	25
3.3.1 การเพิ่มภาพด้วยเทคนิค Data Augmentation	26
3.4 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network: CNN) การจำแนกสมุนไพร	28
3.5 การเลือกสถาปัตยกรรมแบบจำลองที่น่าทำนายใบสมุนไพร	29
3.5.1 VGG16	29
3.5.2 VGG19	31
3.5.3 MobileNet	33

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.5.4 CNN	34
3.6 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง	37
บหที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง	38
4.1 ระบบที่ใช้ในการทดลอง	38
4.1.1 คอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการทดลอง	38
4.1.2 การเขียนโปรแกรมเฟรมเวิร์คที่ใช้ในการทดลอง	38
4.2 ชุดข้อมูลในการทดลอง	39
4.2.1 ชุดข้อมูลต้นฉบับ	39
4.2.2 การแปลงชุดข้อมูลทั้งหมด	40
4.2.3 การเพิ่มชุดข้อมูลด้วยเทคนิคเพิ่มภาพ (Data Augmentation)	41
4.3 การดำเนินการทดลอง	43
4.3.1 การสอนแบบจำลองด้วยชุดข้อมูลที่มีการเตรียมไว้	43
4.3.2 การทดลองแบบจำลองด้วยชุดข้อมูลที่มีการเตรียมตัวไว้	44
4.3.3 การทดสอบ Dropout ของแต่ละโมเดล	44
4.4 ผลการทดลอง	47
4.4.1 ผลการทดลองของ VGG16	47
4.4.2 ผลการทดลองของ VGG19	51
4.4.3 ผลการทดลองของ MobileNet	56
4.4.4 ผลการทดลองของ CNN	63
4.5 วิเคราะห์ผลการทดลอง	72
4.6 การสร้างแอปพลิเคชัน	77
บหที่ 5 สรุปและข้อเสนอแนะ	83
5.1 สรุปผลการทดลอง	83
5.2 อภิปรายผลและข้อเสนอแนะ	84
เอกสารอ้างอิง	85
ภาคผนวก	87
ภาคผนวก ก. การสร้างแอปพลิเคชันระบบจำแนกสมุนไพร	88

## สารบัญ (ต่อ)

หน้า

ภาคผนวก ข. ภาพการจำแนกสมุนไพร ด้วยแอปพลิเคชันระบบจำแนกสมุนไพร	96
ประวัติผู้เขียน	101

## สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 3-1 จำนวนภาพแต่ละคลาส	24
ตารางที่ 3-2 การแบ่งปริมาณชุดข้อมูล Training dataset = 80%, Test dataset = 20%	25
ตารางที่ 3-3 ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแอปพลิเคชัน	26
ตารางที่ 3-4 ตารางเปรียบเทียบจำนวนชั้น Convolutional Layer	36
ตารางที่ 3-5 ตารางเปรียบเทียบขนาด Kernel	36
ตารางที่ 3-6 ตารางเปรียบเทียบชั้น Max – Pooling	36
ตารางที่ 4-1 Class Number Dataset	39
ตารางที่ 4-2 แสดงการแบ่งปริมาณชุดข้อมูล Training dataset = 80%, Test dataset = 20%	40
ตารางที่ 4-3 ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแอปพลิเคชัน	41
ตารางที่ 4-4 เทคนิคการเพิ่มภาพ VGG16	41
ตารางที่ 4-5 เทคนิคการเพิ่มภาพ VGG19	42
ตารางที่ 4-6 เทคนิคการเพิ่มภาพ MobileNet	42
ตารางที่ 4-7 เทคนิคการเพิ่มภาพ CNN	43
ตารางที่ 4-8 การ Dropout ไม่เดล VGG16	45
ตารางที่ 4-9 การ Dropout ไม่เดล VGG19	45
ตารางที่ 4-10 การ Dropout ไม่เดล MobileNet	46
ตารางที่ 4-11 การ Dropout ไม่เดล CNN	46
ตารางที่ 4-12 ตารางเปรียบเทียบ epoch ของแบบจำลอง VGG16	49
ตารางที่ 4-13 ตารางเปรียบเทียบ epoch ของแบบจำลอง VGG19	53
ตารางที่ 4-14 ตารางเปรียบเทียบ epoch ของแบบจำลอง MobileNet	59
ตารางที่ 4-15 ตารางเปรียบเทียบ epoch ของแบบจำลอง Proposed_CNN	65
ตารางที่ 4-16 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 4 แบบ	69
ตารางที่ 4-17 เปรียบเทียบการเมินประสิทธิภาพแต่ละ Class ของแบบจำลอง MobileNet	71
ตารางที่ 4-18 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 4 แบบ จาก Confusion Matrix	72
ตารางที่ 4-19 ตารางเปรียบเทียบ epoch ของแบบจำลอง MobileNet	73
ตารางที่ 4-20 ผลการทดลองของแอปพลิเคชันกับชุดข้อมูล unknown	79

## สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 4-21 ผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล VGG16 กับชุดข้อมูล unknown	79
ตารางที่ 4-22 ผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล VGG19 กับชุดข้อมูล unknown	80
ตารางที่ 4-23 ผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล MobileNet กับชุดข้อมูล unknown	80
ตารางที่ 4-24 ผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล CNN กับชุดข้อมูล unknown	81
ตารางที่ 4-25 ประสิทธิภาพของ MobileNet กับชุดข้อมูลและไฟล์โมเดล	81

## สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 2-1 แสดงโครงข่าย CNN. ที่ประกอบด้วย Convolutional Layers และ Filters	11
ภาพที่ 2-2 แสดงสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน	11
ภาพที่ 2-3 การเชื่อมต่อกันแต่ละชั้นอย่างสมบูรณ์	13
ภาพที่ 2-4 แสดงภาพ Binary Image	14
ภาพที่ 2-5 แสดงภาพ Grayscale Image	14
ภาพที่ 2-6 แสดงภาพ RGB Image หรือ Truecolor Image	15
ภาพที่ 2-7 แสดงภาพ Indexed Image	15
ภาพที่ 3-1 แผนภาพการดำเนินงาน	23
ภาพที่ 3-2 ตัวอย่างภาพโรคสมุนไพรแต่ละประเภท	24
ภาพที่ 3-3 ตัวอย่างการ Zoom จากรูปภาพใบสมุนไพร	27
ภาพที่ 3-4 ตัวอย่างการ shear จากรูปภาพใบสมุนไพร	27
ภาพที่ 3-5 ตัวอย่างการ width shift จากรูปภาพใบสมุนไพร	28
ภาพที่ 3-6 แสดงสถาปัตยกรรมของ VGG16	30
ภาพที่ 3-7 โครงสร้าง VGG16	30
ภาพที่ 3-8 แสดงสถาปัตยกรรมของ VGG16 ที่ปรับแต่งแล้ว	31
ภาพที่ 3-9 แสดงสถาปัตยกรรมของ VGG19	32
ภาพที่ 3-10 แสดงสถาปัตยกรรมของ VGG19 ที่ปรับแต่งแล้ว	33
ภาพที่ 3-11 โครงสร้าง MobileNet	34
ภาพที่ 3-12 แสดงสถาปัตยกรรมของ MobileNet ที่ปรับแต่งแล้ว	34
ภาพที่ 3-13 โครงสร้าง CNN	35
ภาพที่ 3-14 แสดงสถาปัตยกรรมของ CNN ที่สร้างขึ้นมาเอง	35
ภาพที่ 4-1 ชุดข้อมูลการทดลองใบสมุนไพร 10 ชนิด	39
ภาพที่ 4-2 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG16 ในจำนวนครั้งการฝึก 10 รอบ	47
ภาพที่ 4-3 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG16 ในจำนวนครั้งการฝึก 20 รอบ	48
ภาพที่ 4-4 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG16 ในจำนวนครั้งการฝึก 30 รอบ	48
ภาพที่ 4-5 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG16 ในจำนวนครั้งการฝึก 40 รอบ	48
ภาพที่ 4-6 แผนภูมิสรุปผลการประเมินผล Predicted แบบจำลอง VGG16	49

## สารบัญภาพ (ต่อ)

	หน้า
ภาพที่ 4-7 ผล Predicted VGG16 10 Epochs ค่าความแม่นยำ 98.00%	50
ภาพที่ 4-8 ผล Predicted VGG16 20 Epochs ค่าความแม่นยำ 98.25%	50
ภาพที่ 4-9 ผล Predicted VGG16 30 Epochs ค่าความแม่นยำ 98.50%	51
ภาพที่ 4-10 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG19 ในจำนวนครั้งการฝึก 20 รอบ	52
ภาพที่ 4-11 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG19 ในจำนวนครั้งการฝึก 30 รอบ	52
ภาพที่ 4-12 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG19 ในจำนวนครั้งการฝึก 40 รอบ	52
ภาพที่ 4-13 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG19 ในจำนวนครั้งการฝึก 50 รอบ	53
ภาพที่ 4-14 แผนภูมิสรุปผลการประเมินผล Predicted แบบจำลอง VGG19	54
ภาพที่ 4-15 ผล Predicted VGG19 20 Epochs ค่าความแม่นยำ 99.00%	54
ภาพที่ 4-16 ผล Predicted VGG19 30 Epochs ค่าความแม่นยำ 98.50%	55
ภาพที่ 4-17 ผล Predicted VGG19 40 Epochs ค่าความแม่นยำ 97.50%	55
ภาพที่ 4-18 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของ โมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 10 รอบ	56
ภาพที่ 4-19 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของ โมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 20 รอบ	56
ภาพที่ 4-20 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของ โมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 30 รอบ	57
ภาพที่ 4-21 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของ โมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 40 รอบ	57
ภาพที่ 4-22 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของ โมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 50 รอบ	57
ภาพที่ 4-23 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของ โมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 60 รอบ	58
ภาพที่ 4-24 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของ โมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 80 รอบ	58
ภาพที่ 4-25 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของ โมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 100 รอบ	58

## สารบัญภาพ (ต่อ)

	หน้า
ภาพที่ 4-26 แผนภูมิสรุปผลการประเมินผล Predicted แบบจำลอง MobileNet	60
ภาพที่ 4-27 ผล Predicted MobileNet 20 Epochs ค่าความแม่นยำ 98.60%	60
ภาพที่ 4-28 ผล Predicted MobileNet 40 Epochs ค่าความแม่นยำ 99.50%	61
ภาพที่ 4-29 ผล Predicted MobileNet 60 Epochs ค่าความแม่นยำ 99.50%	61
ภาพที่ 4-30 ผล Predicted MobileNet 80 Epochs ค่าความแม่นยำ 99.50%	62
ภาพที่ 4-31 ผล Predicted MobileNet 100 Epochs ค่าความแม่นยำ 99.75%	62
ภาพที่ 4-32 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล CNN ในจำนวนครั้งการฝึก 10 รอบ	63
ภาพที่ 4-33 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล CNN ในจำนวนครั้งการฝึก 20 รอบ	63
ภาพที่ 4-34 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล CNN ในจำนวนครั้งการฝึก 30 รอบ	64
ภาพที่ 4-35 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล CNN ในจำนวนครั้งการฝึก 40 รอบ	64
ภาพที่ 4-36 แผนภูมิสรุปผลการประเมินผล Predicted แบบจำลอง CNN ที่ปรับแต่งเอง	65
ภาพที่ 4-37 ผล Predicted CNN 10 Epochs ค่าความแม่นยำ 94.70 %	66
ภาพที่ 4-38 ผล Predicted CNN 20 Epochs ค่าความแม่นยำ 96.40%	66
ภาพที่ 4-39 ผล Predicted CNN 30 Epochs ค่าความแม่นยำ 95.41 %	67
ภาพที่ 4-40 ผล Predicted CNN 40 Epochs ค่าความแม่นยำ 97.00%	67
ภาพที่ 4-41 ผล Predicted CNN 50 Epochs ค่าความแม่นยำ 93.10%	68
ภาพที่ 4-42 ผล Predicted CNN 100 Epochs ค่าความแม่นยำ 93.10%	68
ภาพที่ 4-43 แผนภูมิสรุปความแม่นยำของแบบจำลองทั้ง 4 แบบ	70
ภาพที่ 4-44 แผนภูมิสรุปการสูญเสียของแบบจำลองทั้ง 4 แบบ	70
ภาพที่ 4-45 แผนภูมิประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 4 แบบ จาก Confusion Matrix	72
ภาพที่ 4-46 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 20 รอบ	73
ภาพที่ 4-47 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 40 รอบ	74
ภาพที่ 4-48 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 60 รอบ	74
ภาพที่ 4-49 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 80 รอบ	75
ภาพที่ 4-50 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 100 รอบ	75
ภาพที่ 4-51 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 120 รอบ	76
ภาพที่ 4-52 แผนภูมิสรุป epoch ของแบบจำลอง MobileNet	76

## สารบัญภาพ (ต่อ)

	หน้า
ภาพที่ 4-53 ขั้นตอนการดำเนินงานสร้างแอปพลิเคชัน	77
ภาพที่ 4-54 แผนการทำงานการสร้างแอปพลิเคชัน	78
ภาพที่ 4-55 ภาพชุดข้อมูล unknown	78

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของโครงการ

ปัจจุบันประเทศไทยมีสมุนไพรหลากหลายชนิด บางชนิดนำมาใช้บรรเทารักษาอาการเจ็บป่วยแทนยาแผนปัจจุบัน บางชนิดรับประทานเพื่อบำรุงร่างกายให้แข็งแรง จึงทำให้สมุนไพรได้รับความสนใจและถูกนำมาใช้เพิ่มมากขึ้น เนื่องจากสมุนไพรเป็นผลิตภัณฑ์ที่ได้จากการธรรมชาติและก่อให้เกิดผลข้างเคียงน้อยหรือไม่มีเลย จากที่สมุนไพรมีหลากหลายชนิดบางชนิดมีลักษณะที่คล้ายคลึงกันมาก จึงก่อให้เกิดปัญหาคือ ผู้ใช้สมุนไพรเกิดความสับสนและไม่สามารถจำแนกสมุนไพรบางชนิดออกจากกันได้ ซึ่งอาจก่อให้เกิดอันตรายต่อสุขภาพของร่างกายเมื่อใช้สมุนไพรผิดชนิดและไม่ตรงกับความต้องการหรืออาการของโรคที่มีอยู่ นอกจากนี้ปัญหาเกี่ยวกับข้อมูลรูปภาพของสมุนไพรในปัจจุบันที่มีอยู่เป็นจำนวนมาก ซึ่งบางข้อมูลอาจจัดไม่แม่นยำและไม่สามารถจำแนกชนิดที่ชัดเจนหรืออาจเป็นข้อมูลที่ไม่ถูกต้อง จึงยากต่อการจำแนกด้วยตาเปล่า เพราะในที่ที่มีแสงน้อย หรือมีสภาพอื่นๆ ที่ทำให้การใช้ตาเปล่า อาจทำให้มองไม่ชัด

จากปัญหาดังกล่าว ประเทศไทยอุดมไปด้วยสมุนไพรนับพันนับหมื่นชนิด เป็นของขวัญจากธรรมชาติที่มอบให้กับเรามาช้านาน สมุนไพรแต่ละชนิดล้วนมีสรรพคุณต่างกันไป บางใช้ก็ ก้านใบลำต้น หรือราก นำมาต้มทานได้แบบสุดๆ หรือไม่ก็นำมาสกัดเอ้าอโสสสารสำคัญ เพื่อการเยียวยารักษา อาการเจ็บไข้ หากมีแนวทางที่สามารถจำแนกพืชสมุนไพรไทยได้อย่างถูกต้อง จะทำให้สามารถใช้ประโยชน์จากสมุนไพรไทยได้อย่างเหมาะสมหรือตรงตามสรรพคุณ และยังเป็นการใช้ประโยชน์ของสมุนไพรเพื่อสุขภาพสร้างความเข้มแข็ง ชุมชนที่ใช้ต้นทุนทางทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อมที่มีอยู่อีกทั้งยังเป็นการสนับสนุนให้เกิดการใช้สมุนไพรไทยมากขึ้น เพื่อเป็นทางเลือกหนึ่งในการดูแลสุขภาพ และพบว่าในปัจจุบันถึงแม้มีการทำให้ระบบเทคโนโลยีเข้ามาจำแนก แต่ยังไม่มีผลลัพธ์ที่ได้ 100 % จึงอยากศึกษาต่อเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ได้ใกล้เคียงมากที่สุด [1]

ดังนั้นการวิจัยครั้งนี้จึงได้นำตัวอย่างใบสมุนไพร จำนวน 10 ชนิด ได้แก่ ใบมะกรูด , ใบย่านาง , ใบมะนาว, ใบชะพลู , ใบสาบเสือ , ใบสาระแห่น , ใบฟ้าทลายโจร, ใบพลู , ใบ霍霍pa , ใบกะเพรา ซึ่งภาพสมุนไพรทั้งหมดจะถูกนำมาเป็นตัวอย่างในการทดลองด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวโลชัน เพื่อพัฒนาโมเดลให้เกิดการเรียนรู้ที่แม่นยำอย่างที่สุด และสามารถทำนายภาพใบสมุนไพรได้อย่างถูกต้อง ดังนั้นโมเดลที่ได้จากการวิจัยครั้งนี้จะสามารถนำไปพัฒนาเป็นเว็บไซต์หรือโมบายแอปพลิเคชันในการจำแนกพืชสมุนไพรได้อย่างสะดวก รวดเร็วและมีประสิทธิภาพ เนื่องจาก

ระบบสามารถจำแนกได้ว่ารูปภาพสมุนไพรนั้นเป็นประเภทใด และสามารถแยกได้ว่าสมุนไพรนั้นเป็นประเภทไหนและมีสรรพคุณอย่างไร รวมไปถึง ข้อควรระวังในการใช้

### 1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการ

1.2.1 เพื่อศึกษาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ( convolutional neural network : CNN ) ในการจำแนกสมุนไพร

1.2.2 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ที่มีความแม่นยำ และนำไปทำแอปพลิเคชันการจำแนกสมุนไพร

### 1.3 ขอบเขตของโครงการ

1.3.1 เพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองคอนโวลูชันที่สร้างขึ้นมาเองกับแบบจำลองของโมเดลที่เป็น Transfer 3 โมเดลคือ VGG16, VGG19 และ MobileNetV2

1.3.2 สามารถจำแนกสมุนไพรที่คล้ายคลึงกันได้ โดยพิจารณาจากชุดข้อมูลรูปภาพที่ถ่ายใบสมันไพรจากสิ่งแวดล้อมจริง โดยมีสมุนไพรจำนวน 10 ชนิดได้แก่ ใบมะกรูด , ใบย่านาง , ใบมะนาว, ใบชะพลู , ใบสาบเสือ , ใบสาระแน , ใบฟ้าทลายโจร, ใบพู , ใบโหระพา , ใบกะเพรา ชนิดละ 240 ตัวอย่าง ในชุมชน

1.3.3 เลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดการจำแนกสมุนไพรด้วยเทคโนโลยีคอนโวลูชันอย่างถูกต้อง ผ่านระบบออนไลน์

### 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 ได้ศึกษาและออกแบบ แบบจำลอง convolutional neural network ในการจำแนกสมุนไพรได้อย่างแม่นยำ

1.4.2 สามารถนำเอาไปประยุกต์ใช้ผ่านแอปพลิเคชันได้

## 1.5 แผนการดำเนินงาน

- 1) ศึกษาและทำความเข้าใจทฤษฎี convolutional neural network และเอกสารที่เกี่ยวข้อง
- 2) ศึกษาแบบจำลองโมเดลที่เป็นของ Transfer
- 3) เก็บรวบรวมข้อมูลสมุนไพร 10 ชนิด
- 4) เตรียมชุดข้อมูล
- 5) สร้างแบบจำลอง ระบบจำแนกสมุนไพรด้วยเทคโนโลยี convolutional neural network
- 6) เปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง CNN และเลือกแบบจำลองที่ดีสุด และนำไป Deploy ขึ้นบนแอปพลิเคชัน
- 7) สรุปและประเมินผล

## บทที่ 2

### ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในส่วนของทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง จะกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องที่ใช้เป็นหลักการในโครงงานฉบับนี้ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบ convolutional neural network : CNN โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

- 2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง
- 2.2 โครงข่ายประสาทเทียม Convolution Neural Network
- 2.3 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม convolutional neural network
- 2.4 ความรู้เบื้องต้นเกี่ยวกับการประมวลผลภาพดิจิทัล
- 2.5 เทิมประสิทธิภาพแบบจำลอง
- 2.6 TensorFlow
- 2.7 TensorFlow lite
- 2.8 การเปรียบเทียบกับการประเมิน Classification Report
- 2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

##### 2.1.1 สมุนไพร [2]

สมุนไพร หมายถึง พืชที่ใช้ทำเป็นเครื่องยา สมุนไพรมาจากการธรรมชาติ และมีความหมายต่อชีวิตมนุษย์โดยเฉพาะในทางสุขภาพ ในทางสุขภาพ อันหมายถึงทั้งการส่งเสริมสุขภาพ และการรักษาโรคความหมายของยาสมุนไพรในพระราชบัญญัติฯ พ.ศ.2510 ได้ระบุว่า ยาสมุนไพรหมายความว่า ยาที่ได้จากพุทธาชาติ สัตว์หรือแร่ธาตุ ซึ่งมีได้ผสมปุรงหรือแปรสภาพ เช่น พืชกึ่งยัง เป็นส่วนของราก ลำต้น ใบ ดอก ผล ฯลฯ ซึ่งมีได้ผ่านขั้นตอนการแปรรูปใดๆ แต่ในทางการค้า สมุนไพรมักจะถูกดัดแปลงในรูปแบบต่างๆ เช่น ถูกหั่นให้เป็นชิ้นเล็กลง บดเป็นผงละเอียด หรืออัดเป็นแท่ง แต่ในความรู้สึกของคนทั่วไปเมื่อกล่าวถึง สมุนไพรมักนึกถึงเฉพาะ ต้นไม้ที่นำมาใช้เป็นยา เท่านั้น (จำนวนกรมฉบับราชบัณฑิตยสถาน 2525)

สมุนไพร (Herb) และ สมุนไพรไทย (Thai Herb) คือ พืช ผัก และผลไม้ที่ถูกนำมาใช้เป็นยาและสิ่งบำรุงร่างกายมานานนับพันปี โดยที่สมุนไพรเหล่านี้มีทั้งแบบนำผล ใบ ราก เปลือก ยาง เนื้อไม้ เกา หัวและดอก หรือทั้งต้นมาใช้งาน ประโยชน์และสรรพคุณของสมุนไพรไทยเหล่านี้มีทั้งการ

นำมารับประทานสด การนำมาต้มรับประทานแบบยาแผนโบราณ บางชนิดก็ใช้ทาหรือพอกเพื่อรักษาโรค

### 2.1.2 ลักษณะและประเภทของพืชสมุนไพร

พืชสมุนไพร มีมากมายหลายลักษณะและหลายประเภท สามารถจำแนกได้หลายวิธี จะทำการจำแนกพืชสมุนไพรพอสังเขปได้ ดังนี้

#### 1) การจำแนกตามลักษณะการใช้ประโยชน์

1.1 น้ำมันหอมระ夷 (Essential oil) พืชสมุนไพรหลายชนิดสามารถนำมาสกัด น้ำมันหอมระ夷ได้โดยวิธีการกลั่น ซึ่งจะได้น้ำมันหอมระ夷มีกลิ่นหอมแตกต่างกันไปตามชนิด ของพืชสมุนไพร น้ำมันหอมระ夷นี้มีสารสำคัญที่สกัดออกมากซึ่งจะใช้ประโยชน์ได้ตรงตาม วัตถุประสงค์มากกว่ารวมทั้งการใช้ในปริมาณที่น้อยกว่าเมื่อเทียบกับการนำพืชสมุนไพรมาใช้ในรูปอื่น ตัวอย่างของพืชสมุนไพรที่นำมาสกัดน้ำมันหอมระ夷 เช่น น้ำมันตะไคร้หอม ใช้ในอุตสาหกรรมผลิต สบู่ แชมพู น้ำหอมหรือใช้ทำสารไล่แมลง น้ำมันไพล ใช้ในผลิตภัณฑ์ครีมทากายานอก ลดอาการ อักเสบจากการพกข้ามน้ำมันกระวน ใช้แต่งกลิ่นเหล้า เครื่องดื่มต่าง ๆ รวมทั้งใช้ในอุตสาหกรรม น้ำหอมน้ำมันพุด ใช้ในอุตสาหกรรมเครื่องสำอางหรือใช้เป็นเจลทากายานอกแก้คัน

1.2 ยารับประทาน พืชสมุนไพรหลายชนิด สามารถนำมาใช้รับประทานเพื่อ รักษาอาการของโรคได้ อาจใช้สมุนไพรชนิดเดียว หรือหลายชนิดรวมกันก็ได้ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับสารสำคัญที่ มีอยู่ในพืชสมุนไพรชนิดนั้น ๆ ที่ออกฤทธิ์เพื่อการบำบัดรักษา เช่น

#### 1) แก๊ซ

- บอระเพ็ด
- ฟ้าทะลายโจร
- หญ้าตีนกาน

#### 2) แก๊สห้องอีด ห้องเพ้อ

- กะเพรา
- ไพล
- ขิง

#### 3) ระจับประสาท

- ขี้เหล็ก
- ไมยราพ
- เห็ดหลินจือ

#### 4) ลดไขมันในเส้นเลือด

- คำฝอย

- กระเจี้ยบแดง
- กระเทียม

1.3 ยาสำหรับใช้ภายนอก เป็นพืชสมุนไพรที่สามารถนำมาบำบัดโรคที่เกิดขึ้นตามผิวนัง แผลที่เกิดขึ้นตามร่างกายรวมทั้งแผลในปาก อาจใช้สมุนไพรชนิดเดียวหรือหลายชนิดรวมกันก็ได้ ลักษณะของการนำมาใช้มีหลายลักษณะมีทั้งใช้สด บดเป็นผง ครีม ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับสารสำคัญที่มีอยู่ในพืชสมุนไพร และความสะดวกในการนำมาใช้ ตัวอย่างของพืชสมุนไพรที่นำมาใช้เป็นยาสำหรับใช้ภายนอก เช่น

- 1) รักษาแผลในปาก
  - บัวบก
  - หว้า
  - โถงเทง
- 2) ระจับคลินปาก
  - ฝรั่ง
  - กานพลู
  - แก้แพ้
  - ผักบุ้งทะเล
  - ตำลึง
  - เท้ายายม่อม
  - เสลดพังพอน
  - รักษาแผลน้ำร้อนลวก
  - บัวบก
  - ยาสูบ
  - ว่านหางจระเข้
- 3) แก้กุ้งสวัด
  - ตำลึง
  - พุดตาน
  - ว่านมหาการ
  - เสลดพังพอน

1.4 ผลิตภัณฑ์เสริมอาหารและเครื่องดื่ม พืชสมุนไพรหลายชนิดสามารถนำมาทำเป็นผลิตภัณฑ์จากธรรมชาติ ผู้บริโภคจึงรู้สึกปลอดภัยในการนำมารับประทาน เช่น ดูดจับไขมน้ำจากเส้นเลือด ลดน้ำหนัก

- บุก
- ไม้ยราบ
- เปลี่ยนไขมันเป็นพลังงาน ลดน้ำหนัก
- ส้มแขก
- เครื่องดื่มบำรุงสุขภาพ
- หญ้าหวานดแนว
- คำฝอย หญ้าหวาน

1.5 เครื่องสำอาง เป็นการนำพืชสมุนไพรมาใช้อีกลักษณะหนึ่ง การนำพืชสมุนไพรมาใช้เป็นเครื่องสำอางมีนานานแล้ว และในปัจจุบันได้รับการยอมรับมากขึ้น เนื่องจากปลอดภัยกว่าการใช้สารสังเคราะห์ทางเคมี ทำให้มีผลิตภัณฑ์ที่ผลิตขึ้นโดยมีส่วนผสมของพืชสมุนไพรเกิดขึ้นมากมาย เช่น แซมพู ครีมนวดผmom สนบู๊ โลชั่น ตัวอย่างพืชสมุนไพรที่นำมาใช้เป็นเครื่องสำอางเช่น อัญชันว่านหางจระเข้ มะคำดีคิวย เห็ดหลินจือ เป็นต้น

1.6 ผลิตภัณฑ์ป้องกันกำจัดศัตรูพืช เป็นสมุนไพรที่มีฤทธิ์เบื้องเม้า หรือมีรีสขม ซึ่งมีคุณสมบัติในการปราบหรือควบคุมปริมาณการระบาดของแมลงศัตรูพืช โดยไม่มีพิษตกค้างในผลผลิต ไม่มีพิษต่อผู้ใช้และสภาพแวดล้อม ตัวอย่างพืชสมุนไพรที่ใช้ป้องกันกำจัดศัตรูพืช เช่น สะเดา ยาสูบ ตะไคร้หอม พাতะลายโจร ใบพล เป็นต้น

## 2. การจำแนกตามลักษณะภายนอกของพืช

พืชสมุนไพร ประกอบด้วยส่วนต่าง ๆ ได้แก่ ราก ลำต้น ใบ ดอก และผล แต่ละส่วนทำหน้าที่แตกต่างกัน เพื่อประโยชน์ในการดำรงชีวิต พืชชนิดเดียวกันมีลักษณะของส่วนเหล่านี้เหมือนกัน แต่อาจมีรูปร่าง ขนาด หรือสีแตกต่างกันบ้างซึ่งอยู่กับปัจจัยต่าง ๆ เช่น ภูมิภาค ประเภทและความอุดมสมบูรณ์ของดิน เป็นต้น

1.7 ใน เป็นส่วนประกอบที่สำคัญกับต้นพืชมีหน้าที่ สังเคราะห์แสง ผลิตอาหาร และเป็นส่วนแลกเปลี่ยนน้ำและออกซิเจนของต้นพืช ในเกิดจากด้านนอกของกิงหรือตากิ่ง ลักษณะที่พบโดยทั่วไปเป็นแผ่นที่มีสีเขียว (สีเขียวเกิดจากสารชีโคลอฟิลล์อยู่ในใบของพืช) ในของพืชหลายชนิดใช้เป็นยาสมุนไพรได้ เช่น มะกา พাতะลายโจร กะเพรา ชุมเห็ดเทศ ผั่ง มะขามแขก เป็นต้น

รูปร่างและลักษณะของใบ ในที่สมบูรณ์มีส่วนประกอบ 3 ส่วน คือ ตัวใบ ก้านใบ และทูใบ ในที่มีส่วนประกอบครบถ้วน 3 ส่วน เรียกว่าใบสมบูรณ์ และใบที่มีส่วนประกอบไม่ครบ อาจมีเพียงหนึ่งหรือสองส่วน แผ่นใบ มีรูปร่างหลายอย่าง อาจเป็นรูปไข่ รูปวงรี รูปใบหอก รูปหัวใจ รูปขอบขนาน หรือสามเหลี่ยม ขอบใบอาจเรียบ หยักเว้าเป็นแฉก หยักเป็นซี่ฟัน หรือเป็นคลื่น ปลายใบแหลม

โคนใบ ก็มีลักษณะแตกต่างกันได้ เช่นปลายมน ปลายแหลม ถ้าเราสามารถสังเกตแล้วจะจำลักษณะเหล่านี้ของพืชแต่ละชนิดได้ จะช่วยในการจำแนกพืชที่ดูเพียงผิวเผินว่ามีลักษณะคล้ายกัน ออกจากกันได้อย่างชัดเจน ชนิดของใบ แบ่งได้เป็น 2 แบบ คือ

แบบใบเดี่ยว มีแผ่นใบชั้นเดียว ก้านใบอันหนึ่งมีเพียงใบเดียว เช่น กระวน กาบคลุ ชลุ ยอด เป็นต้น บางชนิดขอบใบเว้าเล็กเป็นแฉกจนถึงเกือบเส้นกลางใบ แต่ตัวใบไม่ขาดออกจากกัน เช่น ใบมันสำปะหลังก็ยังจัดเป็นใบเดี่ยว

แบบใบประกอบ แผ่นใบแยกย่อยเป็นหลายแผ่น แต่ละแผ่นย่อยเรียกว่าใบย่อย แต่ละใบย่อยอาจจะมีส่วนประกอบครบ 3 ส่วน เมื่ອนใบเดี่ยวหรือไม่ก็ได้ บางครั้งอาจเป็นการยกที่จะบอกได้ว่า ในนั้นเป็นใบเดี่ยวหรือใบประกอบ เพราะขนาดของใบย่อยในพืชแต่ละชนิดไม่เท่ากัน และไม่จำเป็นต้องมีขนาดเล็กเสมอไป ในย่อยบางชนิดมีขนาดใหญ่ เช่นใบชุมเห็ด บางครั้งใบเดี่ยวที่มีขนาดเล็กจะทำให้เข้าใจผิดได้ว่าเป็นใบประกอบ เช่น ต้นลูกไต่ใบ เป็นต้น สิ่งที่จะช่วยในการสังเกต คือ ตาซอกใบ ซึ่งจะเกิดขึ้นบริเวณซอกระหว่างใบและกิ่ง ไม่ออกอยู่ในซอกระหว่างใบย่อยและแกนกลางใบ รวมถึงการสังเกตความแก่ก่อนของใบ ในประกอบความแก่ก่อนของใบย่อย จะเท่ากันตลอดตั้งแต่โคนใบถึงปลายใบ ตรงปลายสุดไม่เป็นยอดที่จะเจริญต่อไป เช่น มะขามแขก แคบ้าน ขี้เหล็ก เป็นต้น

ใบประกอบชั้นเดียว ใบประกอบ อาจแบ่งได้เป็น 2 ชนิด

- ใบประกอบแบบพัด ใบย่อยทุกใบแยกออกจากกันหมดเดี่ยวกัน เช่น ใบหนามประisan กาย เป็นต้น
- ใบประกอบแบบขนนก ใบย่อยแยกออกจากแกนกลาง ที่เป็นก้าน ยาวเรียว ในประกอบชนิดนี้ อาจมีชั้นเดียว คือมีการแตกใบย่อยครั้งเดียว เช่น ในสะเดา หรือแตงเพิ่มเป็น 2-3 ครั้ง เรียกว่าใบประกอบ 2 ชั้น ใบประกอบ 3 ชั้น ตามลำดับ

ตัวอย่างใบประกอบ 2 ชั้น

- เช่น ใบก้มปู ใบสีเสียด เป็นต้น

ตัวอย่างใบประกอบ 3 ชั้น

- เช่น ใบปีบ ใบเพกา เป็นต้น  
ใบประกอบ 2 ชั้น

การเรียงตัวของใบ ลักษณะการเรียงตัวของใบที่พบบ่อย ๆ ได้แก่

ออกสplaying แต่ละข้อมี 1 ใบ

ออกตรงข้าม แต่ละข้อมีใบ 1 คู่ เช่น ใบกะเพรา

3. ออกรอบข้อ แต่ละข้อมีมากกว่า 2 ใบ เรียงรอบข้อ เช่น ใบบานบูรี ยีโภ

สิ่งที่น่าสังเกตอีกอย่างของใบ คือเส้นใบ โดยทั่วไป เส้นใบมี 2 แบบ คือ แบบขนานและแบบร่องแพร รวมทั้งยังมีความแตกต่างของเนื้อใบ เนื้อใบมีหลายอย่างเช่น แบบหนัง แบบหญ้า แบบกระดาษ แบบ

omnā หากสังเกตตัวไปควรสังเกตความหนาบางและความอวนน้ำของใบด้วย จะช่วยให้เรารู้จักต้นไม้ นั้นดียิ่งขึ้น

### 2.1.3 การใช้สมุนไพรในการดูแลสุขภาพตนเอง

สมุนไพรสำหรับงานสาธารณสุขมูลฐานส่วนใหญ่เป็นต้นไม้ซึ่งต้นไม้เหล่านี้จะมี ส่วนประกอบสำคัญอยู่ 5 ส่วน คือ ราก ลำต้น ใบ ดอก และผล ส่วนของพืชเหล่านี้ต่างมีรูปร่าง ลักษณะโครงสร้าง และบทบาทหน้าที่แตกต่างกันไป เช่นเดียวกับร่างกายมนุษย์ที่มีอวัยวะแตกต่างกัน และต่างก็ทำหน้าที่ ไม่เหมือนกัน ข้อสำคัญในการนำสมุนไพรมาใช้ก็ต้องคำนึงถึงหลักการใช้ให้ถูกต้อง ดังนี้ (เพลunnerغا ทรัพย์เจริญ, 2548)

1. ใช้ให้ถูกต้น สมุนไพรที่มีชื่อพ้อง หรือซ้ำกันมาก และบางท้องถิ่นก็เรียก ไม่ เหมือนกัน จึงต้องรู้จักสมุนไพรและใช้ให้ถูกต้น
2. ใช้ให้ถูกส่วน ต้นสมุนไพรไม่ว่าจะเป็นราก ใน ดอก เปลือก ผล เมล็ด จะ มีฤทธิ์ไม่ เท่ากัน ผลแก่/ผลอ่อนจะมีฤทธิ์แตกต่างกัน ดังนั้นจึงต้องรู้ว่าส่วนใดใช้เป็นยาได้
3. ใช้ให้ถูกขนาด สมุนไพรถ้าใช้น้อยไปก็รักษาไม่ได้ผล แต่ถ้ามากไปอาจ เป็น อันตราย หรือเกิดพิษต่อร่างกายได้
4. ใช้ให้ถูกวิธี สมุนไพรบางชนิดต้องใช้สด บางชนิดต้องปนกับเหล้า บาง ชนิดใช้ต้ม จะต้องรู้จักวิธีใช้ให้ถูกต้อง
5. ใช้ให้ถูกกับโรค เช่น ท้องผูกต้องใช้ยาระบายน้ำ ถ้าใช้ยาที่มีฤทธิ์ผัด spanning จะทำให้ ท้องผูกยิ่งขึ้น

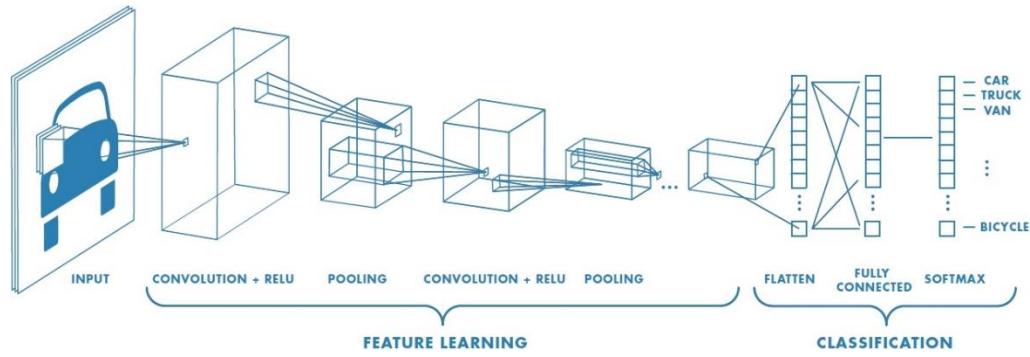
## 2.2 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

การเรียนรู้เชิงลึก [3] เป็นสาขานึงของการเรียนรู้ของเครื่องจักร(Machine Learning) และ ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ซึ่งถูกกล่าวถึงโดย Smola และ Vishwanathan การ เรียนรู้เชิงลึกเป็นความสามารถในการใช้หลักการคิดพร้อมทั้งหลักการประมวลผลแบบสมองมนุษย์ซึ่ง เรียกว่าโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ซึ่งได้ถูกสร้างขึ้นโดยการนำระบบ โครงข่ายประสาทเทียมมาทำการซ้อนกันจำนวนหลายชั้นพร้อมทั้งเรียนรู้ข้อมูลโดยการนำชุดข้อมูล สำหรับการเรียนรู้ของแบบจำลองเพิ่มเข้าไปในส่วนของชั้นรับข้อมูล (Input Layer) เพื่อส่งต่อข้อมูล ไปประมวลผลชั้นซ่อน (Hidden Layer) และนำเสนอผลลัพธ์ของการประมวลผลที่ชั้นแสดงผล (Output Layer) ซึ่งในโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมระหว่าง Input Layer และ Output Layer ประกอบไปด้วยชั้นจำนวนมากเนื่องจากในแต่ละชั้นนั้นจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของ แบบจำลองให้สามารถตรวจจับหรือจำแนกประเภทข้อมูลได้ถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้น และการเรียนรู้

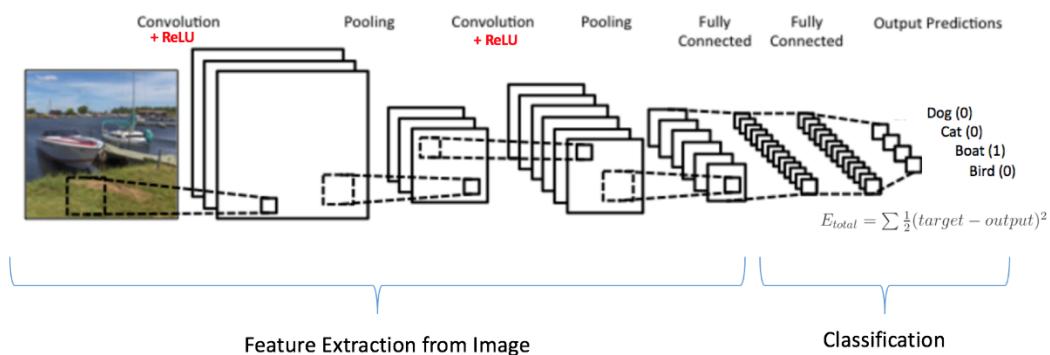
ข้อมูลของแบบจำลอง สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ประเภท ได้แก่ การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised Learning) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised Learning) และการเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้สอน (Semi Supervised Learning) โดยโครงข่ายประสาท เที่ยมถูกนำเสนอด้วยหลากหลายรูปแบบ เช่น โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) โครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับ (Recurrent Neural Network: RNN) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันย้อนกลับ (Recurrent Convolutional Neural Network: RCNN) เป็นต้น

### 2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network) [4]

โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network; CNN) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Network) ที่ประกอบด้วยเซ็ตของฟิลเตอร์ (Filter) ซึ่งฟิลเตอร์เหล่านี้จะใช้เพื่อทำคอนโวลูชันกับอินพุต และในระหว่างขั้นตอนการฝึกฝน (train neural network) ฟิลเตอร์เหล่านี้จะถูกปรับค่าเพื่อให้ได้ฟิลเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดโดยมี จุด ประสงค์คือการสกัดฟีเจอร์จากภาพ (Feature Extraction) โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันได้รับความนิยมอย่างมากหลังจาก Krizhevsky ได้นำเสนอ AlexNet (Krizhevsky, Sutskever, & Hinton, 2012) ซึ่งสามารถเอาชนะในการแข่งขัน ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) โดยสามารถทำคะแนนได้สูงกว่าเทคนิคแบบเดิม และ CNN Based Architecture ยังถูกพัฒนาอย่างต่อเนื่องเห็นได้จาก top 5 error rate ของชุดข้อมูล ImageNet ลดจาก ~25% จนเหลือ ~2.25% ภายใน 5 ปีหลังจาก Alex Net ถูกนำเสนอ ซึ่ง error rate ที่ ~2.5 % นั้น ถือว่าน้อยกว่า human error อีกด้วย ปัจจุบัน CNN ถูกประยุกต์ไปใช้ในคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (Computer vision) ไม่ว่าจะเป็นการทำ Image Classification, Object Detection, Image and Video Recognition ฯลฯ



ภาพที่ 2-1 แสดงโครงข่าย CNN. ที่ประกอบด้วย Convolutional Layers และ Filters ที่นำไปประมวลผลกับภาพสำหรับเรียนรู้ (Image DataSet) และผลลัพธ์ของภาพที่ได้ในแต่ละขั้นตอนจะเป็นภาพ Input สำหรับป้อนเข้าไปยังกระบวนการถัดไป  
ที่มา : <https://witscodes.wordpress.com/2020/01/26/>



ภาพที่ 2-2 แสดงสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม convolutional neural networks.  
ที่มา: <https://www.kdnuggets.com/2016/11/intuitive-explanation-convolutional-neural-networks.html/3>

ขั้นตอนหลักของโครงข่ายประสาทเทียมคือ convolution มีทั้งหมด 3 ชั้น คือ

### 2.3.1 ชั้น convolution (Convolution Layer)

เป็นการค้นหาคุณลักษณะที่สำคัญของภาพ โดยขั้นตอนนี้จะใช้ตัวกรอง (Filter หรือ Kernel) เพื่อแยกองค์ประกอบต่างๆ ของภาพ เช่น ขอบ สี เป็นต้น โดยปกติภาพจะมีสีหลัก 3 สี (RGB) คือ สีแดง สีน้ำเงิน และสีเขียว แบ่งเป็น 3 Channel และภาพแสดงเป็นเมทริกซ์ 3 มิติ คือ ความกว้าง ความสูง และความลึก (Width, Height, Depth) โดยความลึกสอดคล้องกับช่องสี (RGB) ซึ่งแต่ละพิกเซลบอกความเข้มของสี ตั้งแต่ 0 ถึง 255 และทำการ Convolution เพื่อเก็บค่าไว้ในเมทริกซ์ใหม่ที่เรียกว่า Feature Map

Stride เป็นตัวกำหนดว่าเราจะเลื่อนตัวกรอง (Filter) ไปด้วย Step เท่าไร สามารถกำหนดค่าของ Stride ให้มากขึ้นได้ ถ้าต้องการให้การคำนวนหา คุณลักษณะมีพื้นที่ทับซ้อนกันน้อยลง เมื่อทำการ Convolution จะทำให้ภาพมีขนาดเล็กลง จึงทำการ Padding ให้ Output มีขนาดใหญ่ขึ้นและทำให้เล็กลงในขั้นตอนของ Pooling layer แทน

การ Convolution ใน การส่งข้อมูล โดยแต่ละครั้งใช้ตัวกรองที่แตกต่างกัน ทำให้มีการรวม Feature Map ที่ได้ทั้งหมดเข้าด้วยกันและแสดงผลข้อมูลสุดท้ายใน Convolution layer ด้วยการค้นหาองค์ประกอบของภาพด้วยการจากการทำงานของ CNN ทำได้ด้วยสมการดังนี้

$$\text{Output of size} = \text{Output Feature Map} = \frac{w - F + 2P}{s} + 1$$

โดยที่ W คือ ขนาดของภาพ

F คือ ขนาดของ Filter

P คือ ขนาดของ Padding

S คือ จำนวนการ Stride

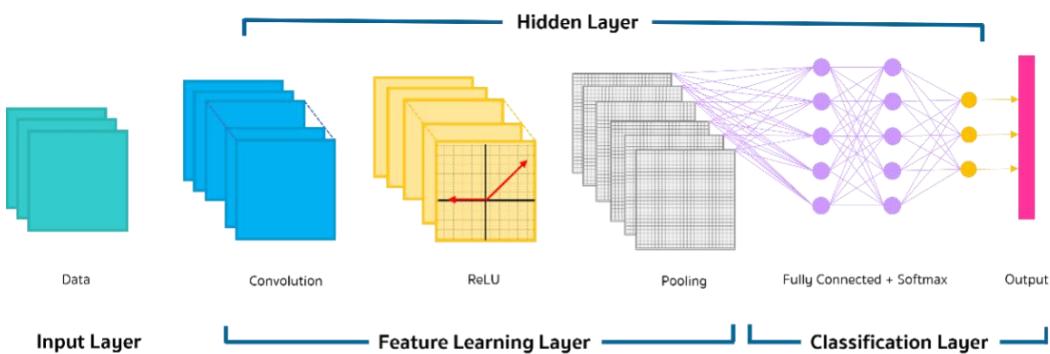
### 2.3.2 ชั้น pooling (pooling Layer)

มีภาวะต่อจากชั้น convolution จะถูกใช้เพื่อลดขนาดของฟีเจอร์แมป (Feature Map, Activation Map) กล่าวคือฟีเจอร์แมปที่ได้จากชั้น convolution จะถูกส่งไปยังชั้น pooling เพื่อทำการลดขนาดความกว้างและความสูง ทำให้ข้อมูลที่ส่งไปยังชั้นถัดไปทำให้เป็นการมีขนาดเล็กลงซึ่งจะเป็นการลดพารามิเตอร์ไปด้วย

### 2.3.3 ชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ Fully Connected Layer

ชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ (Fully Connected Layer) จะอยู่ในส่วนท้ายของเครือข่ายซึ่งอาจจะมี 1-2 ชั้นก่อนส่งข้อมูลเข้า Soft max Function โดยให้ทุก Neuron ในชั้นนี้จะต่อกับฟีเจอร์

แม่พก่อนหน้าแบบ Fully-Connected โดยจะต้องทำการ (Flatten) ให้เป็นເງິເຕີຣ໌ທີ່ມີຕົກອນໃນຂັ້ນຕອນນີ້ຈະເປັນການທຳຫ້າຕັ້ງແຕ່ຂັ້ນຕອນຂອງຄອນໄວລູ້ຊັ້ນ (Convolution) ລຶ້ງການພູລືລຶ້ງ (Pooling) ຈົນກວ່າຈະເກີດການເຂື່ອມຕ່ອກນີ້ແຕ່ລະຫັ້ນອ່າງສົມບູຮົນ (Fully Connected Layer) ເຮົາສາມາດຮັບອີເມວຍກາພຽມຂອງຂັ້ນຕອນທີ່ 1 ຄອນໄວລູ້ຊັ້ນ (Convolution) ແລະ ຂັ້ນຕອນທີ່ 2 Rectified Linear Unit (ReLU) ໄວດ້ວຍກັນໄດ້ດັ່ງນັ້ນໃນກາພ ຈຶ່ງເປັນເພີ່ມຂັ້ນຕອນຂອງຄອນໄວລູ້ຊັ້ນ(Pooling) ແລະ Fully Connected ຈຸດປະສົງຂອງຂັ້ນຕອນນີ້ເພື່ອຈະນຳລັກຂະນະເດັ່ນ ຖໍ່ທີ່ສຳຄັນຂອງຮູບທີ່ໄດ້ຈາກກະບວນກາຮັບອີເມວຍກາພ ເຊັ່ນ Neural Network ສໍາຫຼັບການເຮືອນຮູ້ແລະ ທຳນາຍປະເທດຂອງຮູບກາພທີ່ 2-3 ໂດຍຈະທຳການຄັດກອງຮູບທີ່ຮັບເຂົ້າມາແລະ ຈັດໃຫ້ອູ້ໃນຮູບຂອງຄລາສ (Classes) ແລະ ພລັບພົມທີ່ໄດ້ຈະແສດງຄ່າຄວາມມື້ນໃຈ (Confident) ທຳນາຍປະເທດຂອງຮູບກາພດັ່ງຕ້ວຍ່າງໃນຮູບກາພທີ່ 2-3



### ກາພປະກອບທີ່ 2-3 ກາຮື່ອມຕ່ອກນີ້ແຕ່ລະຫັ້ນອ່າງສົມບູຮົນ

ທີ່ມາ : <https://www.nectec.or.th/news/news-public-document/machine-learning-manufact-1.html#:~:text=Classification%20Layer>

## 2.4 ຄວາມຮູ້ເບື້ອງຕົ້ນເກີຍກັບການປະມວລຜລກາພດິຈິຫຼັດ

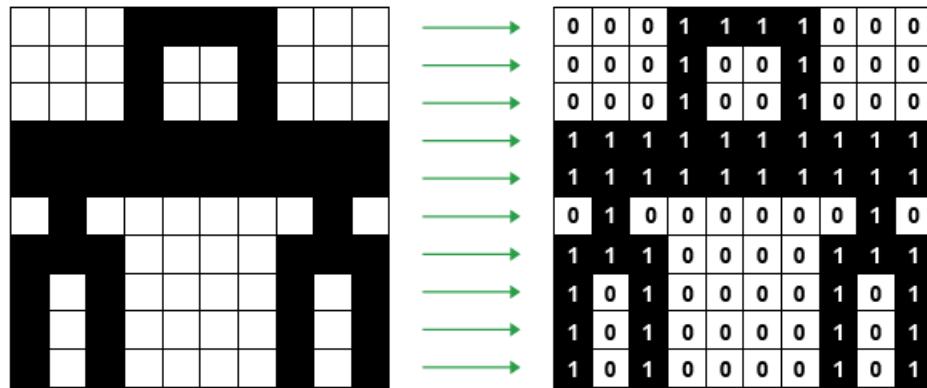
ກະບວນການປະມວລຜລ ແລະ ວິເຄຣາຍທີ່ຮູບກາພໃຫ້ເປັນຂ້ອນມູລທີ່ອູ້ໃນຮູບແບບດິຈິຫຼັດ ເພື່ອໃຫ້ໄດ້ຂ້ອນມູລໃນເຊີງຄຸນກາພ ແລະ ປຣິມານ ໂດຍການໃໝ່ອັກໂຮງໝາຍໃນການທຳການເຂົ້າໃຈກາພ

### 2.4.1 ກາພດິຈິຫຼັດ [5]

ໃນການແປ່ງກາພໃຫ້ເປັນສັງຄູານດິຈິຫຼັດນັ້ນຮະບບຈະນຳຮູປທີ່ຮັບເຂົ້າມາໄປຄໍານວນໂດຍກະບວນການSampling ແລະ Quantization ແລະ ສ່າງຂ້ອນມູລອອກນາໃນຮູບແບບດິຈິຫຼັດ ຄອມພິວເຕີຣ໌ຈະເກີບຂ້ອນມູລກາພລົງໜ່ວຍຄວາມຈຳ ໂດຍກາຈອງໜ່ວຍຄວາມຈຳກາຍໃນເຄື່ອງໃນຮູບແບບຂອງອາຮີເຮີຍ ໂດຍຄ່າໃນແຕ່ລະຫັ້ນຂອງອາຮີເຮີຍແສດງລຶ້ງຄຸນສມບັດຕິຕ່າງໆຂອງຮູປທີ່ຈຸດພິກເຊັນນັ້ນ ແລະ ຕຳແໜ່ງຂອງໜ່ອງ

อาร์เรย์ก็เป็นตัวกำหนดตำแหน่งของจุดพิกเซล ก่อนที่เราจะนำภาพไปประมวลผล เราต้องทำการแปลงรูปภาพนั้นเป็นภาพดิจิทัลก่อน โดยภาพดิจิทัลมีทั้งหมด 4 ประเภทดังนี้

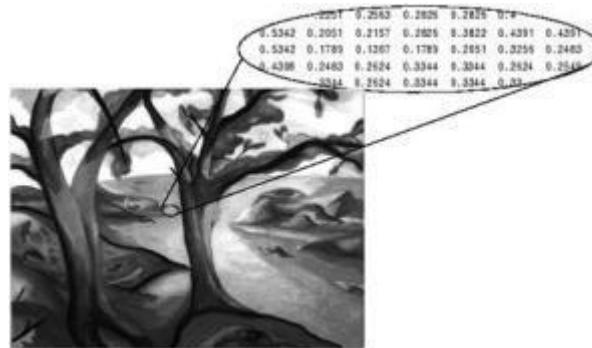
- **Binary Image** ภาพขาว-ดำ 1 บิตต่อพิกเซล ค่าสีมี 2 ค่า คือ 0 สีดำ 1 สีขาว หมายความว่าภาพที่เกี่ยวกับตัวอักษร ภาพลายนิ่มมือ



ภาพที่ 2-4 แสดงภาพ Binary Image

ที่มา : [https://www.researchgate.net/figure/Example-of-binary-image-Google\\_fig1\\_329283490](https://www.researchgate.net/figure/Example-of-binary-image-Google_fig1_329283490)

- **Grayscale Image** อาร์เรย์ 2 มิติ โดยค่าที่เก็บจะแตกต่างกันไป ตั้งแต่สีขาวไปยังสีดำ ภาพระดับสีเทา มีความละเอียด 8 บิต ค่าความเข้มของแสงสีดำ 0 ค่าความเข้มของแสงสีขาว 255



ภาพที่ 2-5 แสดงภาพ Grayscale Image

ที่มา : <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/images/>

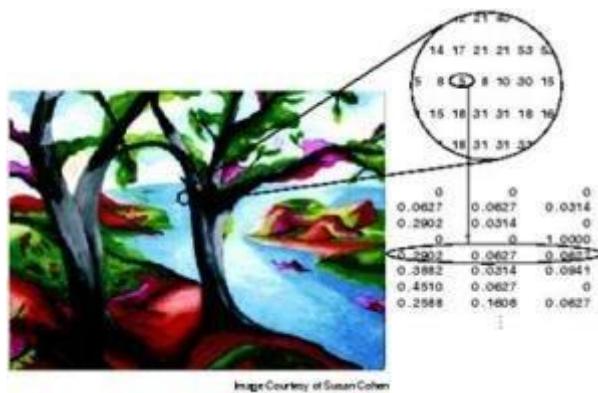
- RGB Image หรือ Truecolor Image อาร์เรย์ 3 มิติ ขนาด  $m \times n \times 3$  โดยที่  $m$  คือความยาว และ  $n$  คือ ความกว้างของภาพในหน่วยพิกเซล ส่วนมิติด้านนี้ ในแต่ละ มิติจะเก็บค่าสีแยกกัน คือสีแดง (Red) สีเขียว (Green) และสีน้ำเงิน (Blue)



ภาพที่ 2-6 แสดงภาพ RGB Image หรือ Truecolor Image ที่มา :

<http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/images/>

- Indexed Image มีรูปแบบการเก็บแบบ indexed คือ ภาพประเท่านี้จะเก็บ ค่าสี เป็น indexed และในแต่ละช่องอาร์เรย์ จะเก็บตำแหน่งของสีใน indexed นั้นๆไว้



ภาพที่ 2-7 แสดงภาพ Indexed Image

ที่มา : <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/images/>

## 2.5 การเพิ่มจำนวนรูปภาพ (Image Augmentation)

การสร้างโมเดลเพื่อให้คอมพิวเตอร์ช่วยในการวิเคราะห์ทำนาย หรือจำแนกข้อมูลนั้น จำเป็นต้องอาศัยฐานข้อมูลเพื่อฝึกสอน (Training) ให้คอมพิวเตอร์รู้ การมีข้อมูลที่มากเพียงพอจะทำให้คอมพิวเตอร์ มีประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ได้ถูกต้องแม่นยำแต่เนื่องจากบางครั้ง ข้อมูลที่มีอยู่นั้น มีจำนวนจำกัดดังนั้นเทคนิคการเพิ่มภาพ (image augmentation) จึงเข้ามาช่วยในการแก้ปัญหา ดังกล่าว ได้กล่าวถึง วัตถุประสงค์ของเทคนิคการเพิ่มภาพไว้ว่า เป็นการสร้างภาพแบบอัตโนมัติ

หรือเรียกได้ว่าเป็นการสร้างข้อมูลเทียมเพื่อขยายชุดข้อมูล เพื่อนำไปใช้ในการเรียนรู้ของเครื่องคอมพิวเตอร์ โดยเฉพาะการเรียนรู้แบบเชิงลึก เช่น โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ได้อธิบายถึงการเพิ่มภาพ สามารถทำได้หลายวิธี เช่น การบิดหมุนภาพ พลิกกลับด้านในมุมต่าง ๆ ยืดภาพ หดภาพ เปลี่ยนสี การตัดบางส่วน ของภาพออก ย่อ ขยาย และเทคนิคที่นำเสนใจอย่างหนึ่งก็คือ การลด ความซัดเจนของภาพ ทำให้ภาพเพี้ยนไปจากความเป็นจริง

2.5.1 เทคนิคการเพิ่มความหลากหลายของภาพ [6] (Augmentation) เป็นการแก้ปัญหา Overfitting ของ Model สามารถแก้ไขได้ด้วยการเพิ่มจำนวน Data ในการ Train แต่ด้วย Dataset (ที่มีอย่างจำกัด ดังนั้นในบางกรณีจึงต้องสังเคราะห์ชุดข้อมูล ขึ้นมาเองในกรณีของชุดข้อมูล แบบ Image นั้น สามารถใช้เทคนิค เช่น การหมุนภาพ การเลื่อนภาพ และการกลับภาพ ฯลฯ ซึ่งนอกจาก เป็นการขยายจำนวน Data แล้ว Image Augmentation ยังช่วยเพิ่มความหลากหลายของภาพที่จะนำไปใช้ Train อีกด้วย โดยตัวอย่างการทำ Image Augmentation ในแบบต่าง ๆ ได้แก่ Zoom, Shear, Width shift

## 2.6 TensorFlow

TensorFlow [7] คือ ไลบรารีสำหรับสร้างแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งมีการนำไปประยุกต์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพกับ ผลิตภัณฑ์หลากหลายประเภท เช่น เครื่องมือค้นหา, การแปลงภาษา, คำบรรยายภาพ และการแนะนำ TensorFlow ถูกพัฒนาโดย Google เพื่อให้นักวิจัยและนักพัฒนาทำงานกับแบบจำลอง AI ได้ เมื่อพัฒนาและปรับปรุงซึ่งระยะหนึ่ง TensorFlow ก็ถูกปล่อยออกมายังทั่วโลกในปี 2015 และถูกปล่อยตัวสมบูรณ์ ออกมายังทั่วโลกในปี 2017 พร้อมลิขสิทธิ์แบบ Apache Open Source ให้คนทั่วไปใช้งาน ตัดแปลง และแจกจ่ายตัวที่ถูกตัดแปลง มาแล้วโดยไม่มีค่าใช้จ่าย TensorFlow เป็นที่นิยมเนื่องจากถูกสร้างมาเพื่อให้ทุกคนเข้าถึงได้ จ่าย TensorFlow ได้รวมเอา API ที่แตกต่างกัน เพื่อสร้างสถาปัตยกรรมแบบการเรียนรู้เชิงลึกอย่าง Convolutional Neural Network : CNN และ Recurrent Neural Network : RNN TensorFlow ยังมี Graph เป็นตัวคำนวณหลัก เพื่อช่วยให้นักพัฒนาเห็นภาพโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน รวมทั้งสามารถทำงานร่วมกับ Tensorboard เครื่องมือที่ช่วยให้นักพัฒนาหาข้อผิดพลาดของโปรแกรม และสุดท้าย TensorFlow สามารถทำงานได้ทั้งบน CPU และ GPU

### 2.6.1 สถาปัตยกรรม TensorFlow ด้านสถาปัตยกรรมแบ่งเป็น 3 ส่วน

#### 2.6.1.1 การเตรียมประมวลผลข้อมูล

#### 2.6.1.2 การสร้างแบบจำลอง

### 2.6.1.3 ฝึกและประเมินแบบจำลอง

ชื่อของ TensorFlow มาจากการที่ TensorFlow รับข้อมูลเป็นอาร์เรย์หลายมิติ หรือที่เรียกว่า tensors และเรามีหน้าที่จัดเรียงลำดับการประมวลผลเป็น flowchart (หรือที่เรียกว่ากราฟ) ข้อมูลที่ถูกป้อนไป ก็จะผ่าน (flow) กระบวนการจนออกมาเป็นผลลัพธ์ หรือเอาต์พุต นั่นเองเป็นเหตุผลที่ซื้อได้ TensorFlow เพราะว่า tensor ผ่านกระบวนการมากมายก่อนจะออกมาเป็นผลลัพธ์

## 2.7 TensorFlow Lite (TFLite)

TensorFlow Lite (TFLite) [8] คือ เครื่องมือที่ช่วยให้นักพัฒนาสามารถรันโมเดล TensorFlow ทำ Inference บนมือถือ Mobile, Android, iOS, อุปกรณ์ Edge, IoT Device, Raspberry Pi, Jetson Nano, Arduino, Embedded, Microcontroller, Etc. ได้ ด้วยโมเดลที่มีขนาดเล็กลงทำงานได้เร็วขึ้น ลด Latency โดยจะลดความแม่นยำลงไปบ้าง TensorFlow Lite ประกอบด้วย 2 ส่วน

### 2.7.1 TensorFlow Lite Interpreter

เป็นตัวรันโมเดลที่ถูกแปลง และ Optimize มาเป็นพิเศษบน Hardware ที่กำหนด เช่น มือถือ, Embedded Linux และ Microcontroller

### 2.7.2 TensorFlow Lite Converter

เป็นตัวแปลงโมเดล TensorFlow ไปเป็นโมเดลขนาดเล็ก ที่ทำงานได้รวดเร็ว สำหรับรันกับ Interpreter

## 2.8 การเปรียบเทียบกับการประเมิน Classification Report

### 2.8.1 Precision [9]

คือ ความแม่นยำ (Precision) ค่าที่ใช้วัดความถูกต้องของโมเดลเมื่อพิจารณาผลลัพธ์เชิงบวก (Positive results) โดยเฉพาะ Precision บ่งบอกถึงสัดส่วนของผลลัพธ์เชิงบวกที่ถูกคาดการณ์ไว้อย่างถูกต้อง เมื่อเทียบกับผลลัพธ์ที่คาดการณ์ว่ามีค่าเป็นบวกทั้งหมด สูตรของ Precision คือ:

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

- True Positives (TP): จำนวนผลลัพธ์ที่เป็นบวกจริงและโมเดลทำนายว่าบวก
- False Positives (FP): จำนวนผลลัพธ์ที่โมเดลทำนายว่าบวกแต่จริง ๆ แล้วเป็นลบ

### 2.8.2 Recall

Recall หรือ Sensitivity (ความไว) เป็นอีกหนึ่งตัวชี้วัดในทางสถิติและการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งใช้เพื่อวัดประสิทธิภาพของโมเดลในการทำนายผลลัพธ์เชิงบวก (Positive results) โดยเฉพาะ Recall วัดความสามารถของโมเดลในการระบุค่าบวกทั้งหมดที่มีอยู่ในชุดข้อมูล

สูตรของ Recall คือ:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- True Positives (TP): จำนวนผลลัพธ์ที่เป็นบวกจริงและโมเดลทำนายว่าบวก
- False Negatives (FN): จำนวนผลลัพธ์ที่เป็นบวกจริงแต่โมเดลทำนายว่าเป็นลบ

#### 2.8.3 F1-Score

F1-Score เป็นตัวชี้วัดที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยเชิงกลมเกลี่ย (Harmonic Mean) ระหว่าง Precision และ Recall เพื่อรวมค่าทั้งสองเข้าด้วยกันในกรณีที่เราต้องการความสมดุลระหว่างความแม่นยำ (Precision) และความไว (Recall)

สูตรของ F1-Score คือ:

$$F1 = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$$

F1-Score จึงช่วยในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลในกรณีที่มีการกระจายข้อมูลที่ไม่สมดุล ระหว่างกลุ่มข้อมูล เช่น เมื่อมีข้อมูลบวกน้อยและลบมาก หรือในกรณีที่การคาดทำนายทั้งในเชิงบวกและเชิงลบมีความสำคัญเท่าๆ กัน

- Precision จะวัดอัตราที่โมเดลทำนายผลลัพธ์บวกแล้วถูกต้อง
- Recall จะวัดอัตราที่โมเดลสามารถทำนายผลบวกที่แท้จริงได้

F1-Score มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 โดยค่าที่เข้าใกล้ 1 หมายถึงโมเดลมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้นทั้งในด้าน Precision และ Recall อย่างสมดุล

#### 2.8.4 Accuracy

Accuracy หรือ ความถูกต้อง เป็นตัวชี้วัดที่ใช้บ่งบอกว่าโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องทำนายได้ถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยคำนวณจากจำนวนการทำนายที่ถูกต้องทั้งหมด หารด้วยจำนวนการทำนายทั้งหมด

สูตรของ Accuracy คือ:

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

True Positive (TP) คือ แบบจำลองจำแนกว่า "ถูกต้อง" และ มีค่าเป็น "ถูกต้อง"

True Negative (TN) คือ แบบจำลองจำแนกว่า "ไม่ถูกต้อง" และ มีค่า "ไม่ถูกต้อง"

False Positive (FP) คือ แบบจำลองจำแนกว่า "ถูกต้อง" แต่ มีค่าเป็น "ไม่ถูกต้อง"

False Negative (FN) คือ แบบจำลองจำแนกว่า "ไม่ถูกต้อง" แต่ มีค่าเป็น "ถูกต้อง"

## 2.9 Total Params

Total Params หมายถึงจำนวนพารามิเตอร์ทั้งหมดในโมเดล Machine Learning หรือ Neural Network ซึ่งรวมทั้งน้ำหนัก (weights) และอฟเซต (biases) ของทุกเลเยอร์ในโมเดล พารามิเตอร์เหล่านี้เป็นค่าที่โมเดลจะต้องเรียนรู้จากข้อมูลเพื่อใช้ในการทำนายผลลัพธ์ เมื่ออินพุตถูกป้อนเข้าไปในโมเดล พารามิเตอร์จะถูกใช้ในการคำนวณผลลัพธ์ออกมา ยิ่งพารามิเตอร์มาก โมเดล จะยิ่งซับซ้อนและสามารถจับรูปแบบที่ซับซ้อนได้ดีขึ้น แต่ถ้ามีพารามิเตอร์มากเกินไป อาจทำให้เกิด overfitting ได้ การคำนวณจำนวนพารามิเตอร์ทำโดยรวมค่าจากทุกเลเยอร์ เช่น ในレイเยอร์ Dense จะนับจากจำนวนการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอนแต่ละตัวบวกกับอฟเซต

## 2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.9.1 การจำแนกประเภทพันธุ์เมล็ดข้าวด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวโลชันเชิงลึก

ปัจจุบันมีงานวิจัยเกี่ยวกับการเรียนรู้ของเครื่องอยู่เป็นจำนวนมาก เช่น งานวิจัยของ Panmuangel al. (2021) ที่ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวโลชันเชิงลึกในการจำแนกประเภทพันธุ์เมล็ดข้าว โดยเลือกใช้โมเดล VGG16 จำแนกพันธุ์ข้าว จำนวน 5 ชนิด ประกอบด้วย กข 23, สุพรรณบุรี 1, ปทุมธานี 1, ชัยนาท 1 และหอนมะลิ 105 ผลการทดลองพบว่า สามารถจำแนกพันธุ์ข้าวได้อย่างถูกต้องร้อยละ 85.00 ในขณะที่การวิจัยของ Schwartz el al. (2019) ที่ได้นำเสนอโมเดลประสาทเชิงลึกเพื่อประมวลผลภาพ ซึ่งโมเดลสามารถเรียนรู้ในการจำแนกรายละเอียดของภาพไม่ว่า ภาพจะมีแสงมากน้อยเพียงใด นอกจากนั้นงานวิจัยของ ภูมินทร์ ตันอุตม์ และณัฐกร ชำสุวรรณ (2562) ยังได้ใช้วิธีการประมวลผลภาพในการพัฒนาเครื่องตั้งแบบคัดแยกออกจากเรื่อง โดยทดสอบจากตัวอย่าง 100 ตัว พบว่ามีความถูกต้องที่ร้อยละ 97.20%

อย่างไรก็ตาม สำหรับงานวิจัยที่ประยุกต์ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพในการทดลองกับพืช หรือสมุนไพรพบว่า เทคนิคการประมวลผลภาพสามารถนำมาประยุกต์ใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังเช่นการวิจัยของ อุมาวรรณ สายแสงจันทร์และคณะ (2565) ที่ได้เปรียบเทียบวิธีการวิเคราะห์โรคใบ มะนาวด้วยการเรียนรู้เชิงลึกโดยเลือกใช้สถาปัตยกรรม LeNet-5 VGG16 RestNet-50 และ สถาปัตยกรรมที่นิ่ง เช่นอบนพื้นฐานของ VGG16ผลการวิจัยพบว่าประสิทธิภาพการวิเคราะห์ด้วย LeNet-5 มีความถูกต้องร้อยละ 78.90 ซึ่งมีประสิทธิภาพต่ำสุดในขณะที่สถาปัตยกรรมที่นิ่งเสนอ มีความถูกต้องร้อยละ 89.06 ซึ่งมีค่าสูงสุด แต่ไม่แตกต่างกับ ResNet-50 มากนัก และงานวิจัยของ Sun et al.(2022) ที่ได้ประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกในการพัฒนาโมบายแอปพลิเคชันเพื่อเพิ่ม ประสิทธิ์ในการจดจำสมุนไพร โดยใช้สถาปัตยกรรม ResNet-50 และ MobileNet-V2 ผลการวิจัย พบว่า smallResNeXt-101 + transfer มีค่าความถูกต้องสูงสุดคือร้อยละ 94.50% [10]

### 2.9.2 การจำแนกภาพใบสมุนไพรด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก

ปัจจุบันประเทศไทยมีสมุนไพรหลากหลายชนิด บางชนิดนำมาใช้บรรเทารักษา อาการเจ็บป่วยแทนยาแผนปัจจุบัน บางชนิดรับประทานเพื่อบำรุงร่างกายให้แข็งแรง จึงทำให้ สมุนไพรได้รับความสนใจและถูกนำมาใช้เพิ่มมากขึ้น เนื่องจากสมุนไพรเป็นผลิตภัณฑ์ที่ได้จากธรรมชาติและก่อให้เกิดผลข้างเคียงน้อยหรือไม่มีเลย จากที่สมุนไพรมีหลากหลายชนิดบางชนิดมีลักษณะที่คล้ายคลึงกันมาก จึงก่อให้เกิดปัญหาคือ ผู้ใช้สมุนไพรเกิดความสับสนและไม่สามารถจำแนก สมุนไพรบางชนิดออกจากกันได้ ซึ่งอาจก่อให้เกิดอันตรายต่อสุขภาพของร่างกายเมื่อใช้สมุนไพรผิดชนิดและไม่ตรงกับความต้องการหรืออาการของโรคที่มีอยู่ นอกจากนี้ปัญหาเกี่ยวกับข้อมูลรูปภาพ ของสมุนไพรในปัจจุบันที่มีอยู่เป็นจำนวนมาก ซึ่งบางข้อมูลอาจยังไม่มีการจำแนกชนิดที่ชัดเจนหรืออาจเป็นข้อมูลที่ไม่ถูกต้อง จึงยากต่อการจำแนกด้วยตาเปล่า (กฤตชัย บุญศิวนนท์ และรักษาวนิรุณศิลป์, 2558) โดยเฉพาะพืชสมุนไพรที่บางชนิดอาจจะมีพิษต่อร่างกาย เช่น มันสำปะหลัง หญ้าคลา พญาไร่ใบ ชوانชม โป๊ยเชียน มะม่วงหิมพานต์ เป็นต้น และจากการจัดลำดับของศูนย์พิษวิทยารามาธิบดี (ศูนย์พิษวิทยารามาธิบดี, 2564) พบว่า มีพืชพิษที่คนไทยป่วยบ่อย 10 ชนิดได้แก่ 1) สบู่ดำ/สบู่ขาว ร้อยละ 54.102) กลอย ร้อยละ 8.703) มันสำปะหลัง ร้อยละ 5.904) ลำโพงหรือมะเขือบ้า ร้อยละ 4.205) โพธิ์ศรี/โพธิ์ทะเล/โพธิ์ฟรัง ร้อยละ 4.106) ฝินตัน ร้อยละ 2.807) มะกล่าตาหนู ร้อยละ 2.508) บอน ร้อยละ 2.109) ละหุ่ง ร้อยละ 1.40 และ 10) สาวน้อยประแป้ง ร้อยละ 1.20 นอกจากนี้ ยังมีพืชอื่น ๆ ที่ประชาชนได้รับพิษและปรึกษาเข้ามาที่ศูนย์ฯ อีก 89 ชนิดซึ่งการแยก

ว่าผู้ป่วยถูกพิจารณาเป็นนี่เป็นเรื่องยาก เพราะบางครั้งผู้ป่วยไม่รู้หรือรู้ซึ่งแต่ก็เป็นภาษาอีกน ทำให้ไม่ทราบพื้นที่แท้จริง เป็นต้น

จากปัญหาดังกล่าว หากมีแนวทางที่สามารถจำแนกพืชสมุนไพรไทยได้อย่างถูกต้อง ทั้งที่มีพิษและไม่มีพิษ จะทำให้สามารถใช้ประโยชน์จากสมุนไพรไทยได้อย่างเหมาะสมหรือตรงตามสรรพคุณ และยังเป็นการใช้ประโยชน์ของสมุนไพรเพื่อสุขภาพสร้างความเข้มแข็งชุมชน ที่ใช้ต้นทุนทางทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อมที่มีอยู่อีกทั้งยังเป็นการสนับสนุนให้เกิดการใช้สมุนไพรไทยมากขึ้น เพื่อเป็นทางเลือกหนึ่งในการดูแลสุขภาพ(นรศร บุญเลิศ, 2561) ดังนั้นในการวิจัยครั้งนี้ จึงได้ประยุกต์ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพ (Image Processing) เพื่อจำแนกใบสมุนไพรด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ทั้งนี้เพื่อสอนให้เครื่องได้เกิดการเรียนรู้และจดจำคุณลักษณะของใบสมุนไพร ที่อาศัยศาสตร์ทางด้านสถิติ วิทยาการข้อมูล และปัญญาประดิษฐ์ หรือ AI (Artificial Intelligence) เข้ามาช่วย (Jordan & Mitchell, 2015)

ดังนั้น การวิจัยครั้งนี้ได้นำตัวอย่างใบสมุนไพรที่มีพิษและไม่มีพิษ จำนวน 4 ชนิด ได้แก่ ใบฝรั่ง ใบสบู่ดำ/สบู่ขาว ใบมะนาว และใบบัวทิมโดยนำภาพมาจากเว็บไซต์ Mendeley Data (<https://data.mendeley.com/datasets/nnytj2v3n5>) (Roopashree& Anitha, 2020) ซึ่งภาพสมุนไพรทั้งหมดจะถูกนำมาเป็นตัวอย่างในการทดลองด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวอลูชันพร้อมทั้งเปรียบเทียบอัลกอริทึมในการเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดล ประกอบด้วย AdaDelta, AdaGrad, Adam, RMSprop และ SGD และเปรียบเทียบการใช้ฟังก์ชันกระตุ้นได้แก่ ReLU, Sigmoid และ Tanh ทั้งนี้เพื่อพัฒนาโมเดลให้เกิดการเรียนรู้ที่แม่นยำ และสามารถนำภาพใบสมุนไพรได้อย่างถูกต้อง ดังนั้นโมเดลที่ได้จากการวิจัยครั้งนี้จะสามารถนำไปพัฒนาเป็นเว็บไซต์หรือโมบายแอปพลิเคชันในการจำแนกพืชสมุนไพรได้อย่างสะดวก รวดเร็วและมีประสิทธิภาพเนื่องจากระบบสามารถทำงานได้รวดเร็วและแม่นยำ สามารถแยกได้ว่าสมุนไพรใดมีพิษหรือไม่มีพิษ [11]

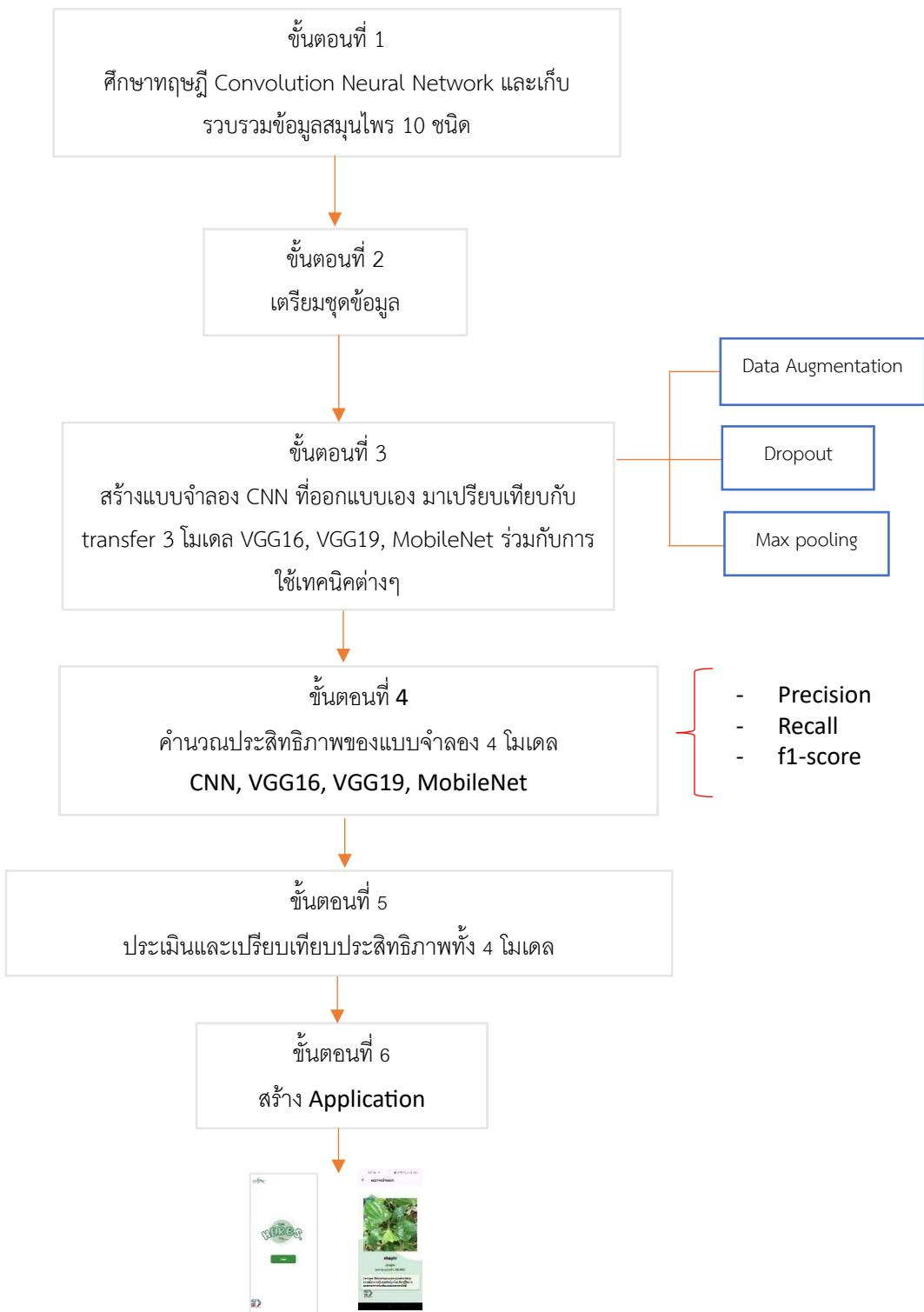
## บทที่ 3

### ขั้นตอนและการดำเนินงาน

โครงการนี้สนใจงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาระบบจำแนกสมุนไพรโดยเทคโนโลยี โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยแยกคลาสออกมาเป็น 10 คลาส ได้แก่ ใบมะกรูด, ใบย่านาง, ใบมะนาว, ใบชะพลู, ใบสาบเสือ, ใบสาระแห่ง, ใบฟ้าทลายโจร, ใบพลู, ใบโหระพา, ใบกะเพรา และมีวิธีดำเนินงานการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน เพื่อจำแนก สมุนไพร แบ่งออกเป็น 7 ขั้นตอนหลัก ดังนี้

- 1) ศึกษาทฤษฎี Convolution Neural Network และเก็บรวบรวมข้อมูลสมุนไพร 10 ชนิด
- 2) เตรียมชุดข้อมูล
- 3) สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network : CNN) ที่ออกแบบเอง เพื่อให้เหมาะสมกับการจำแนกสมุนไพร 10 คลาส
- 4) เปรียบเทียบแบบจำลองคอนโวลูชันที่สร้างขึ้นมาเองกับแบบจำลองของโมเดลที่เป็น Transfer 3 โมเดลคือ VGG19, VGG16 และ MobileNet
- 5) เลือก Model ที่ดีที่สุด
- 6) สร้าง Application
- 7) ทดสอบผ่านแอปพลิเคชัน

### 3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน



ภาพที่ 3-1 แผนภารกิจดำเนินงาน

### 3.2 การเก็บข้อมูล

เก็บข้อมูลของสมุนไพรเป็นรูปภาพที่ถ่ายจากสภาพแวดล้อมจริง จำนวน 10 คลาส ได้แก่ ในมะกรูด, ใบย่านาง, ใบมานาว, ใบชะพลู, ใบสาบเสือ, ใบสาระแน, ใบพักลายจรอ, ใบพลู, ใบโหรรพา, ใบกะเพรา ซึ่งภาพสมุนไพรทั้งหมดจะถูกนำมาเป็นตัวอย่างในการทดลองด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวอลูชัน เพื่อพัฒนาโมเดลให้เกิดการเรียนรู้ที่แม่นยำอย่างที่สุด และสามารถทำนายภาพใบสมุนไพรได้อย่างถูกต้อง รายละเอียดดังภาพที่ 3-2 ตารางที่ 3-1 ภาพทั้งหมดกำหนดค่าความละเอียดภาพเท่ากับ 224x224 พิกเซล



ภาพที่ 3-2 ตัวอย่างภาพสมุนไพรแต่ละประเภท

ตารางที่ 3-1 จำนวนภาพแต่ละคลาส

ข้อมูลแต่ละคลาส	จำนวน(ภาพ)
Piper Lolot	240
Andrographis paniculata	240
Ocimum basilicum Linn	240
Ocimum sanctum	240
Citrus aurantifolia	240
Kaffir lime	240
Piper betle	240
Chromolaena odorata	240
Melissa officinalis	240
Tiliacora triandra	240
รวม	2400

### 3.3 การเตรียมชุดข้อมูล

การจัดเตรียมชุดข้อมูลสอนภาพสมุนไพร เนื่องจากข้อมูลภาพใบสมุนไพร ภาพต้นฉบับมีขนาด  $1024 \times 1024$  พิกเซล ไม่เหมาะสมสำหรับเป็นข้อมูลสอนของการสร้างแบบจำลองโครงข่ายคอนโวลูชันจำเป็นต้องทำ การปรับขนาดภาพของใบสมุนไพรเพื่อลดเวลาที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง ทำ การปรับขนาดรูปภาพให้เป็นขนาด  $224 \times 224$  พิกเซล ซึ่งเป็นขนาดปกติของชุดข้อมูลสอนเพื่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และทำการสุมรูปภาพจากรูปภาพในแต่ละคลาส การปรับขนาดภาพใบสมุนไพรเพื่อลดเวลาที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง แบ่ง Dataset เป็น 2 ส่วน คือ 1) Train Set ใช้ป้อนข้อมูลเพื่อใช้สำหรับการเทรน 2) Validation Set ทดสอบหา Metrix เมื่อเทรนเสร็จจะพบว่า Model ทำงานได้ดีแค่ไหน หลังจากปรับจูนรูปแต่ละครั้งจะพบว่า Model ได้ทำงานดีกว่า Test ทดสอบหลังจากที่ได้ Model ที่ดีที่สุด ในการแบ่งข้อมูลที่จะนำไปทดสอบชุดข้อมูลภาพใบสมุนไพร 1 ชุดข้อมูล จะถูกแบ่งออกเป็น ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ (Training dataset) ของตัวแบบจำลอง 80% ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (Test dataset) ของตัวแบบจำลอง 20% ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด และอีก 1 ชุดข้อมูล สำหรับการทดสอบและพัฒนา

ตารางที่ 3-2 การแบ่งบริมาณชุดข้อมูล Training dataset = 80%, Test dataset = 20%

ชุดข้อมูล	ภาพทั้งหมด	(Train)	(Validate)
Piper Lolot	240	200	40
Andrographis paniculata	240	200	40
Ocimum basilicum Linn	240	200	40
Ocimum sanctum	240	200	40
Citrus aurantifolia	240	200	40
Kaffir lime	240	200	40
Piper betle	240	200	40
Chromolaena odorata	240	200	40
Melissa officinalis	240	200	40
Tiliacora triandra	240	200	40

ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแอปพลิเคชัน โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น ชุดข้อมูล unknown คือชุดข้อมูลที่ไม่ได้ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน มีชุดข้อมูลทดสอบ 10 คลาส คลาสละ 20 ภาพ ทั้งหมด 200 ภาพ

ตารางที่ 3-3 ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแอปพลิเคชัน

ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแอปพลิเคชัน	ข้อมูล unknown
Piper Lolot	20
Andrographis paniculata	20
Ocimum basilicum Linn	20
Ocimum sanctum	20
Citrus aurantifolia	20
Kaffir lime	20
Piper betle	20
Chromolaena odorata	20
Melissa officinalis	20
Tiliacora triandra	20

### 3.3.1 การเพิ่มภาพด้วยเทคนิค Augmentation

ในการเพิ่มจำนวนของชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของแบบจำลอง เพื่อให้มีจำนวนมุ่งมอง และมิติ ของรูปภาพเพิ่มมากขึ้น อีกทั้งการที่มีจำนวนข้อมูลสำหรับการเรียนรู้จำนวนมากขึ้น ส่งผลให้ประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของแบบจำลองมีความถูกต้องมากขึ้น พร้อมทั้งสามารถหลีกเลี่ยงการเกิดปัญหา Overfitting ได้อีกด้วย โดยในการวิจัยนี้ได้เลือกใช้เทคนิค

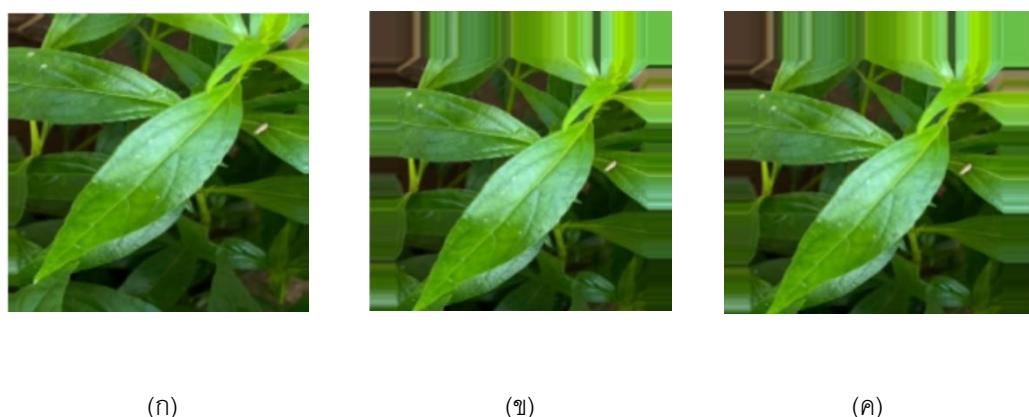
Data Augmentation 3 รูปแบบ และเป็นการเรียกใช้จาก Image Data Generator ซึ่งเป็นไอลบรารีของ Keras โดยสามารถปรับเปลี่ยนรูปภาพได้ตามการตั้งค่าที่ผู้ใช้งานกำหนด และในการวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ทำการกำหนดค่าโดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

1) รูปแบบ Zoom เป็นการขยายบางส่วนในรูปภาพตามขนาดที่ j กำหนดโดยในการวิจัยนี้ได้ทำการกำหนดขอบเขตในการขยายรูปภาพเป็นแบบสุ่มที่มีค่าตั้งแต่ 0 – 0.2 เพื่อให้รูปภาพไม่บิดเบือนไปจากต้นฉบับมากเกินความจำเป็น โดยตัวอย่างของการ Zoom รูปภาพจะแสดง ดังภาพที่ 3-3 โดยที่รูป (ก) เป็นรูปภาพต้นฉบับ (ข) และ (ค) เป็นรูปภาพที่มีการ Zoom จากรูปภาพใบสมุนไพร



ภาพที่ 3-3 ตัวอย่างการ Zoom จากรูปภาพใบสมุนไพร

2) รูปแบบ shear การบิดเบือนหรือการเปลี่ยนรูปทรงของภาพโดยการเลื่อนพิกเซลของภาพตามแกน x หรือ y ในลักษณะที่ไม่เท่ากัน ทำให้ภาพดูเหมือนถูกดึงหรือบิดเบี้ยวไปทางใดทางหนึ่ง การทำเช่นนี้ช่วยให้ไม่เดลเรียนรู้จากข้อมูลที่หลากหลายมากขึ้น โดยไม่ทำให้ข้อมูลสูญเสียมากเกินไป โดยตัวอย่างของการ shear รูปภาพจะแสดง ดังภาพที่ 3-3 โดยที่รูป (ก) เป็นรูปภาพต้นฉบับ (ข) และ (ค) เป็นรูปภาพที่มีการ shear จากรูปภาพใบสมุนไพร



ภาพที่ 3-4 ตัวอย่างการ shear จากรูปภาพใบสมุนไพร

3) รูปแบบ width shift ขอบเขตของการเลื่อนตำแหน่งในแนวนอนตามสัดส่วนของความกว้างของภาพ เช่น การเลื่อนจากซ้ายไปขวาหรือจากขวาไปซ้าย ภาพสามารถถูกเลื่อนในแนวนอนได้สูงสุด 20% ของความกว้างของภาพต้นฉบับ โดยตัวอย่างของการ shear รูปภาพจะแสดง ดังภาพที่ 3-3 โดยที่รูป (ก) เป็นรูปภาพต้นฉบับ (ข) และ (ค) เป็นรูปภาพที่มีการ width shift จากรูปภาพใบสมุนไพร



ภาพที่ 3-5 ตัวอย่างการ width shift จากรูปภาพใบสมุนไพร

### 3.4 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบconvอลูชัน (Convolution Neural Network : CNN) การจำแนกสมุนไพร

สร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบconvอลูชัน (Convolution Neural Network : CNN) จำแนกสมุนไพรโดยทฤษฎี Deep Learning เป็นการเรียนรู้แบบอัตโนมัติด้วยการเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ (Neurons) โดยนำระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) มาช้อนกันหลายชั้น (Layer) และทำการเรียนรู้ข้อมูลตัวอย่าง ข้อมูลจะถูกนำมาใช้ในการตรวจจับรูปแบบหรือจัดหมวดหมู่ข้อมูล โดย Deep Learning การที่เครื่องจะสามารถเข้าใจสิ่งต่างๆ ได้จำเป็นต้องมีองค์ความรู้(Input layer) ก่อน จากนั้นจะประเมินชุดข้อมูล (Hidden layer) และนำเสนอบริการหรือแทนองค์ความรู้นั้น (Output layer) และใช้เทคนิคการเพิ่มภาพ Augmentation เพื่อหมุนภาพ เลื่อนภาพ กลับภาพ และยังช่วยเพิ่มความหลากหลายของภาพที่จะนำไป Train อีกด้วย

เครื่องมือที่ใช้ในการทำโครงงานนี้ คือ Keras และ TensorFlow โดยจะทำการสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทconvอลูชัน และทำการวิเคราะห์จำแนกรูปภาพใบสมุนไพร การสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทconvอลูชัน จะสร้างโมเดล 4 โมเดล ได้แก่ VGG19, VGG16, MoblieNet และ

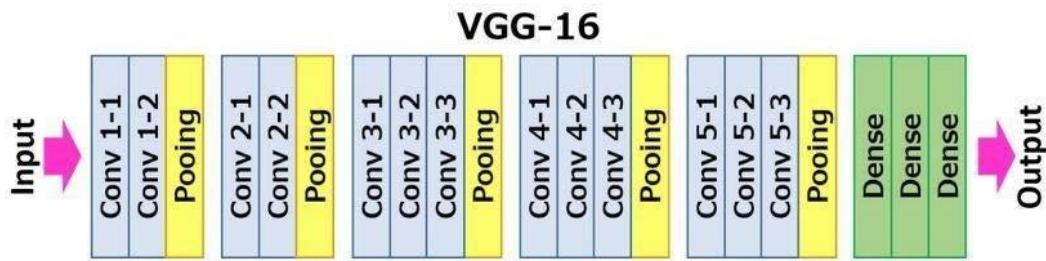
โมเดลที่สร้างเอง เพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกชื่อลักษณะของใบสมุนไพร ทำการปรับแต่งโครงสร้างต่างๆ ในแต่ละโมเดลทำให้ประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น

### 3.5 การเลือกสถาปัตยกรรมแบบจำลองที่นำมาทำนายใบสมุนไพร

#### 3.5.1 VGG16

VGG16 เป็นสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบสั้นวัดนาการ(CNN)ที่เรียบง่ายและใช้กันอย่างแพร่หลายซึ่งใช้สำหรับ ImageNet ซึ่งเป็นโครงการฐานข้อมูลภาพขนาดใหญ่ที่ใช้ในการวิจัยซอฟต์แวร์การรู้จำภาพ สถาปัตยกรรม VGG16 ในการพัฒนาโดย karen Simonyan และ Andrew Zisserman จาก University of Oxford ในปี 2014 ผ่านบทความเรื่อง "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition" 'VGG' เป็นตัวย่อของ Visual Geometry Group ซึ่งเป็นกลุ่มนักวิจัยจาก University of Oxford ที่พัฒนาสถาปัตยกรรมนี้และ '16' บ่งบอกว่าสถาปัตยกรรมนี้มีความลึก 16 ชั้น โดยโมเดล VGG16 ได้รับความแม่นยำในการทดสอบ 5 อันดับสูงสุด 92.7% ใน ImageNet ซึ่งเป็นชุดข้อมูลมากกว่า 14 ล้านภาพที่อยู่ใน 1,000 คลาส เป็นหนึ่งในโมเดลที่มีชื่อเสียงที่ส่งไปยัง ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)

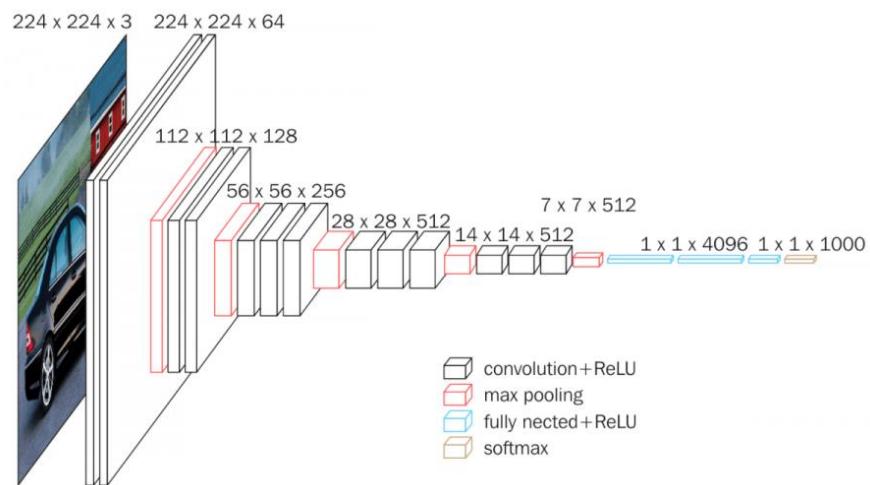
โครงสร้าง VGG16 ประกอบไปด้วย 13 Convolution layer และ 3 Fully connected layer ซึ่ง Convolution layer จะทำหน้าที่ดึงคุณลักษณะภาพออกมา (Extract feature) โดยชั้น conv 1-2 จะมี 64 ตัวกรอง ชั้น conv 3-4 จะมี 128 ตัวกรอง ชั้น conv 5-7 จะมี 256 ตัวกรอง และชั้น conv 8-13 มี 512 ตัวกรอง ขนาดตัวกรองที่ใช้ในแต่ละชั้นคือ  $3 \times 3$  ชั้น conv 2, conv 4, conv 7, conv 10 และ conv13 จะมีการรวมค่ามากที่สุด (Max Pooling Layer) มีขนาด  $2 \times 2$  และจะมีการทำ Batch Normalize เพื่อที่จะช่วยเพิ่มความเร็วในการเรียนรู้ของโมเดลให้มากยิ่งขึ้น มีการใช้ Activation function ที่ใช้ในแต่ละชั้นคือ Relu function ยกเว้นในชั้น FC 3 ที่จะใช้ Activation function เป็น SoftMax function เพื่อที่จะให้ในชั้นสุดท้ายของ fully connected layer นี้เป็นชั้น ที่ไว้ทำนายภาพเอกสารเรียบปอดว่าเป็นปกติหรือเป็นวัณโรคปอดหรือไม่ มีการตั้งค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) 0.0001 และ Optimizer ที่ใช้คือ Stochastic Gradient Descent (SGD) รายละเอียดของโครงสร้างแต่ละชั้น ดังภาพที่ 3-4 และ 3-5



ภาพที่ 3-6 แสดงสถาปัตยกรรมของ VGG16

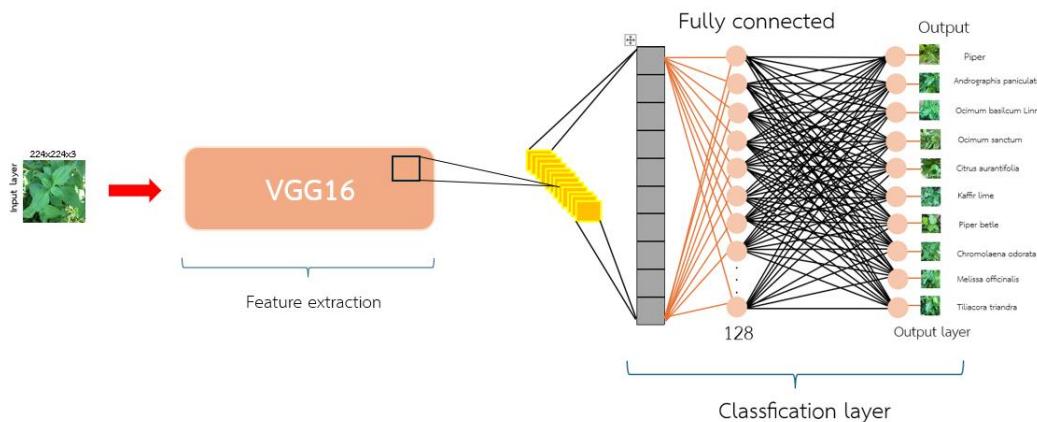
ที่มา:

[https://miro.medium.com/v2/resize:fit:1400/format:webp/0\\*6VP81rFoLWp10FcG](https://miro.medium.com/v2/resize:fit:1400/format:webp/0*6VP81rFoLWp10FcG)



ภาพที่ 3-7 โครงสร้าง VGG16

ที่มา: <https://www.kaggle.com/code/blurredmachine/vggnet-16-architecture-a-complete-guide/notebook>



ภาพที่ 3-8 แสดงสถาปัตยกรรมของ VGG16 ที่ปรับแต่งแล้ว

### 3.5.2 VGG19

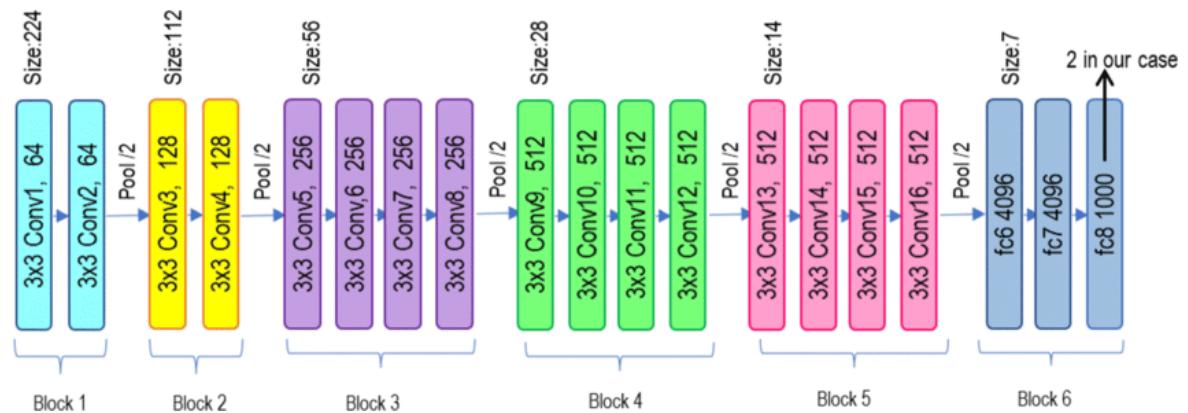
โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวโลว์ชัน เป็นโครงข่ายประสาทเชิงลึกเฉพาะที่สามารถประมวลผลข้อมูลที่มีรูปร่างอินพุตเช่นเมทริกซ์ 2 มิติ โดยทั่วไปรูปภาพจะแสดงเป็นเมทริกซ์ 2 มิติ และ CNN มีประโยชน์เมื่อทำงานกับรูปภาพ โดยจะสแกนรูปภาพจากบนลงล่างและจากซ้ายไปขวา 25 เพื่อแยกคุณสมบัติที่สำคัญออกจากรูปภาพ และรวมคุณสมบัติที่แยกออกมาระบบบุรูปภาพสามารถจัดการภาพที่แปลง หมุน ปรับขนาด และเปลี่ยนมุมมองได้ สำหรับโปรเจกต์เฉพาะนี้ จะใช้ VGG -19 ประเภทของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวโลว์ชัน ซึ่งเป็นชั้นน้ำหนัก 19 ชั้นซึ่งประกอบด้วยชั้นแบบบิด 16 ชั้น โดยมีชั้นที่เชื่อมต่อกันอย่างเต็มที่ 3 ชั้น และชั้นรวมกลุ่ม 5 ชั้น เดียว กัน อินพุตเป็นอิมเมจ RGB  $224 \times 224$  ไปยัง convNet ที่ใช้ VGG เลเยอร์การประมวลผล ล่วงหน้าใช้ ภาพ RGB ด้วยค่าพิกเซลในช่วง 0–255 และลบค่ารูปภาพเฉลี่ยที่คำนวณจากคอลเลกชัน การฝึกอบรม ImageNet ทั้งหมด หลังจากการประมวลผลล่วงหน้า รูปภาพที่ป้อนจะถูกส่งผ่าน เลเยอร์ น้ำหนัก รูปภาพการฝึกจะถูกประมวลผลผ่านเลเยอร์ที่ซับชั้นหลาຍชั้น สองชั้นแรกเป็น เลเยอร์แบบม้วนที่มีตัวกรอง  $3 \times 3$  และสองชั้นแรกใช้ตัวกรอง 64 ตัว ซึ่งได้ผลลัพธ์เป็น  $224 \times 224 \times 64$  ตัวกรองจะเป็น  $3 \times 3$  เสมอโดยก้าวเป็น 1

ถัดไปคือเลเยอร์รวมกลุ่มที่มีพูลสูงสุด  $2 \times 2$  ขนาดและก้าว 2 ซึ่งจะลดขนาดรูปภาพ จาก  $224 \times 224 \times 64$  เป็น  $112 \times 112 \times 64$

นำหน้าด้วย Convolution Layer อีก 2 เลเยอร์พร้อมฟิลเตอร์ 128 ตัว ซึ่งส่งผลให้ได้มิติใหม่เป็น  $112 \times 112 \times 128$  ใช้การรวมเลเยอร์อีกครั้ง ซึ่งเปลี่ยนขนาดเป็น  $56 \times 56 \times 128$

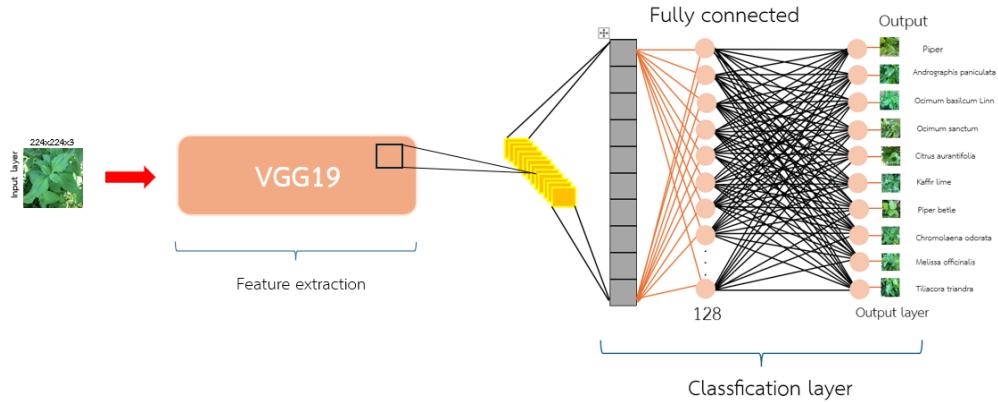
เพิ่มเลเยอร์ Convolution อีกสองชั้นด้วยตัวรอง 256 ตัว แต่ละเลเยอร์ตามด้วย เลเยอร์การสูตร化อย่างด้านล่าง ซึ่งจะลดขนาดลงเหลือ  $28 \times 28 \times 256$

มีอีกสองสเต็ก แต่ละสเต็กที่มีเลเยอร์ Convolution 3 เลเยอร์จะถูกคั่นด้วย เลเยอร์พูลสูงสุดที่มีปริมาตร  $7 \times 7 \times 512$  ซึ่งถูกทำให้แบบเป็นเลเยอร์ Fully Connected (FC) และตามด้วยเลเยอร์ SoftMax เป็นเอาต์พุต



ภาพที่ 3-9 แสดงสถาปัตยกรรมของ VGG19

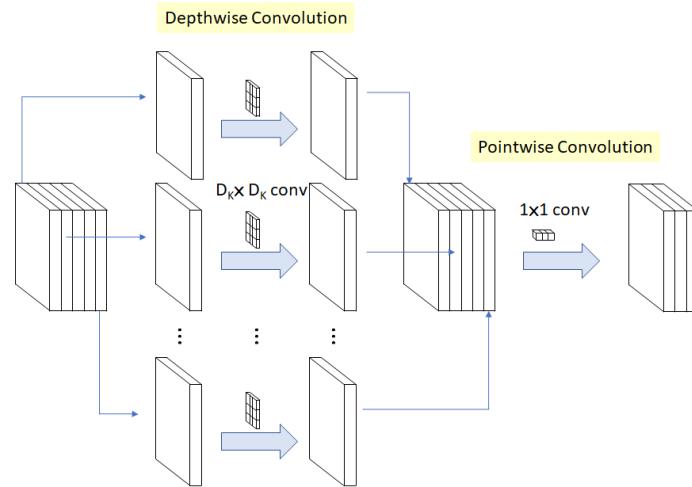
ที่มา: [https://www.researchgate.net/figure/VGG-19-Architecture-39-VGG-19-has-16-convolution-layers-grouped-into-5-blocks-After\\_fig5\\_359771670](https://www.researchgate.net/figure/VGG-19-Architecture-39-VGG-19-has-16-convolution-layers-grouped-into-5-blocks-After_fig5_359771670)



ภาพที่ 3-10 แสดงสถาปัตยกรรมของ VGG19 ที่ปรับแต่งแล้ว

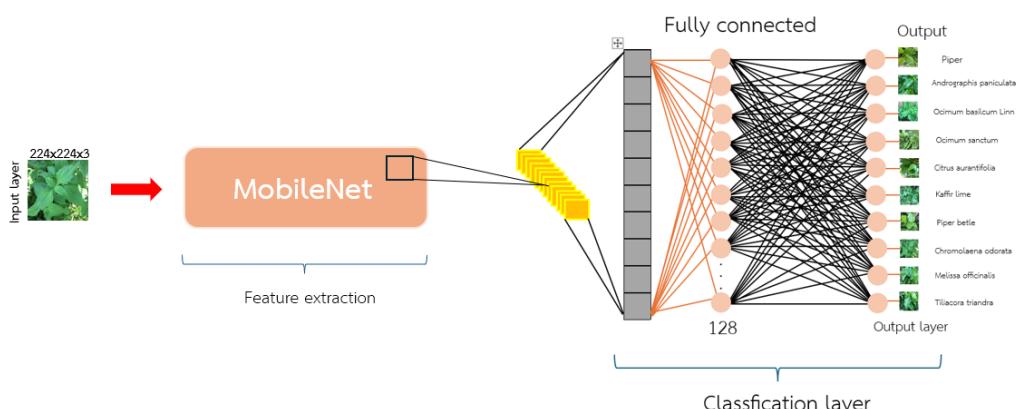
### 3.5.3 สถาปัตยกรรม MobileNet

สถาปัตยกรรม MobileNet มีレイเยอร์คอนโวลูชันเต็ม เริ่มต้นพร้อมตัวกรอง 32 ตัว 19 ชั้นฟัลกอขวดที่เหลือ ReLU6 ใช้ในความแม่นยำต่อการวัดแบบไม่มีเชิงเส้นเนื่องจากความทนทาน MobileNet ใช้ขนาดเครื่องเนล  $3 \times 3$ , batch normalization และออกแบบกลา้งคัน MobileNet เป็นสถาปัตยกรรมที่สร้างขึ้นเพื่อตอบสนองความต้องการการออกแบบแอพพลิเคชันของอุปกรณ์พกพาและอุปกรณ์ผังตัว MobileNet มีเครือข่ายที่มีประสิทธิภาพและเป็นกลุ่มของเครือข่ายประกอบด้วยให้สปอร์พารามิตเตอร์สองตัวเพื่อสร้างไฟล์แบบจำลองที่มีเวลาแฟงต่ำและทำ MobileNet ด้วยวิธี Semi-Convolutional เชิงลึกเพื่อลดการคำนวนสองสามชั้นแรกอธิบายความซับซ้อนแยกกันได้ในเชิงลึกเป็นรูปแบบของการแปลงตัวประกอบโดยใช้มาตราฐานแยกตัวประกอบปรับตัวสู่การโน้มน้าวอย่างลึกซึ้งและกว้างย่าง  $1 \times 1$  Convolution คือการสนทนาแบบซึ่งจุดเพื่อร่วมมือกันการส่งออกที่มีความลึกความสับสนวิธีนี้จะช่วยลดไฟล์การคำนวนและขนาดของแบบจำลอง



ภาพที่ 3-11 โครงสร้าง MobileNet

ที่มา: <https://www.bualabs.com/archives/3439/tensorflow-js-tutorial-build-image-classification-javascript-mobilenet-pretrained-model-tfjs-ep-7/>

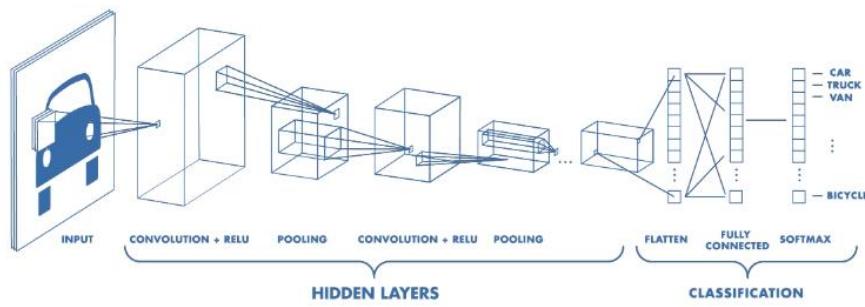


ภาพที่ 3-12 แสดงสถาปัตยกรรมของ MobileNet ที่ปรับแต่งแล้ว

### 3.5.4 สถาปัตยกรรม CNN

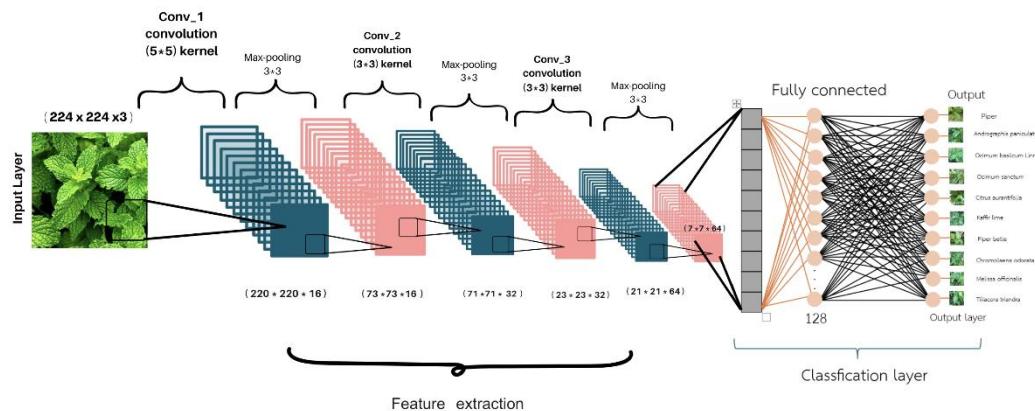
รูปภาพที่ใช้ในการทดลองกำหนดให้มีขนาด 224x224x3 พิกเซล ดังนั้นชั้นคอลลิวส์ชั้นในจะมีรูปแบบ 16 เดอร์นอล โดยที่แต่ละเดอร์นอลมีขนาด 5x5 พิกเซล ใช้ฟังก์ชัน ReLU ทำการรวมແຜนที่พีเจอร์โดยใช้วิธีการ Max Pooling กำหนดให้มีขนาด 3x3 ส่วนชั้นที่

สองจะถูกกำหนดให้มี 32 เครื่องกอล โดยแต่ละเครื่องกอลมีขนาด  $3 \times 3$  พิกเซล ใช้ฟังก์ชันกราตัน ReLU และทำการรวมแผนที่พีเจอร์โดย Max Pooling ขนาด  $3 \times 3$  ส่วน ในชั้นที่สามกำหนดให้มี 64 เครื่องกอล มีขนาด  $3 \times 3$  พิกเซล ใช้ฟังก์ชันกราตัน ReLU ทำการรวมแผนที่พีเจอร์โดยใช้วิธีการ Max Pooling กำหนดให้มีขนาด  $3 \times 3$  ส่วน ใช้ Flatten เปลี่ยนพีเจอร์ที่มีรูปแบบ 3 มิติ ให้เป็นเวกเตอร์ 1 มิติ ป้อนเข้าชั้น Fully connected โดยมี Neural 128 ตัว ใช้ฟังก์ชันกราตัน ReLU สำหรับ Dense Layer โดยมี Neural 10 ตัว กระตุ้นด้วย Softmax



ภาพที่ 3-13 โครงสร้าง CNN

ที่มา:[https://miro.medium.com/v2/resize:fit:1400/format:webp/1\\*kkyW7BR5FZJq4\\_oBTx3OPQ.png](https://miro.medium.com/v2/resize:fit:1400/format:webp/1*kkyW7BR5FZJq4_oBTx3OPQ.png)



ภาพที่ 3-14 แสดงสถาปัตยกรรมของ CNN ที่สร้างขึ้นมาเอง

ตารางที่ 3-4 ตารางเปรียบเทียบจำนวนชั้น Convolutional Layer

Convolutional Layer	Training	Validation
16/32	96.96%	87.50%
64/128	96.92%	87.25%
16/32/64	97.53%	90.50%
32/64/128	97.74%	86.75%

จากการทดลองในตาราง พบร้าชั้น Conv 16/32/64 มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่า Training Accuracy อยู่ที่ 97.53% และค่า Validation Accuracy อยู่ที่ 90.50%

ตารางที่ 3-5 ตารางเปรียบเทียบขนาด Kernel

ขนาด Kernel	Training	Validation
(3*3)/(3*3)/(3*3)	94.41%	87.00%
(5*5)/(5*5)/(5*5)	95.47%	85.75%
(5*5)/(3*3)/(3*3)	98.79%	90.00%

จากการทดลองใช้ขนาด KERNEL (5\*5)/(3\*3)/(3\*3) พบร้ามีผลลัพธ์ดีที่สุด โดยได้ค่าอัตราการฝึกอบรม (Training) อยู่ที่ 98.79% และค่าอัตราการตรวจสอบ (Validation) อยู่ที่ 90.00%

ตารางที่ 3-6 ตารางเปรียบเทียบชั้น Max – Pooling

Max - Pooling	Training	Validation
2*2	94.42%	90.50%
3*3	94.07%	92.50%
4*4	88.67%	84.25%

จากการทดลองใช้ Max - Pooling 3\*3 พบร้ามีผลลัพธ์ดีที่สุด โดยได้ค่าอัตราการฝึกอบรม (Training) อยู่ที่ 94.07% และค่าอัตราการตรวจสอบ (Validation) อยู่ที่ 92.50%

### 3.6 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง

ตัวชี้วัดในการประเมินแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันสำหรับการจำแนกสมุนไพร คือ ความแม่นยำ และค่าการสูญเสีย แสดงดังสมการ ตามลำดับใช้ในการวัดผลว่า ขณะนี้โมเดลทำหน้าที่ได้ดีแค่ไหน โดย loss นี้ทำหน้าที่เป็นเป้าหมายของ optimizer โดย optimizer จะใช้เทคนิคต่างๆเพื่อลด loss ให้ได้มากที่สุด ซึ่ง optimizer ที่ใช้ในโครงงานนี้คือ Adam (Adaptive Moment Estimation)

$$\text{Cross - entropy} = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_{i,j} \log(p_{i,j})$$

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{No of correct predictions}}{\text{Total no of predictions}}$$

แสดงสมการความแม่นยำและค่าสูญเสีย

การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ Confusion Matrix หากค่าตัววัด มาทำการวิเคราะห์ความแม่นยำ(Accuracy) เป็นการวัดความถูกต้องของแบบจำลอง โดยพิจารณารวมทุกคลาส

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

แสดงการแจกแจงสมการการหาความแม่นยำ

True Positive (TP) คือ แบบจำลองจำแนกว่า "ถูกต้อง" และ มีค่าเป็น "ถูกต้อง"

True Negative (TN) คือ แบบจำลองจำแนกว่า "ไม่ถูกต้อง" และ มีค่า "ไม่ถูกต้อง"

False Positive (FP) คือ แบบจำลองจำแนกว่า "ถูกต้อง" แต่ มีค่าเป็น "ไม่ถูกต้อง"

False Negative (FN) คือ แบบจำลองจำแนกว่า "ไม่ถูกต้อง" แต่ มีค่าเป็น "ถูกต้อง"

## บทที่ 4

### การทดลองและผลการทดลอง

#### 4.1 ระบบที่ใช้ในการทดลอง

##### 4.1.1 คอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการทดลอง

การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันแบบ CNN, VGG16, MobileNet และ VGG19 พัฒนาบนเครื่องที่มีหน่วยประมวลผลกลางเป็น Intel(R) Core(TM) i5-12500H CPU @4.50 GHz และมีหน่วยความจำกราฟิกขนาด 32 GB มีหน่วยประมวลผล กราฟฟิก คือ Nvidia GeForce GTX 3050 และมีหน่วยความจำกราฟฟิกขนาด 4 GB ปฏิบัติการ Windows 11 แบบ 64 bit

##### 4.1.2 การเขียนโปรแกรมและเฟรมเวิร์คที่ใช้ในการทดลอง

การเขียนโปรแกรมเพื่อลดขนาดภาพและการเพิ่มจำนวนรูปด้วยเทคนิคการเพิ่มภาพ พัฒนาโดยใช้ภาษา python ร่วมกับเฟรมเวิร์ค OpenCV

การเขียนโปรแกรมสำหรับโหลดข้อมูลรูปภาพเป็นแฉ่งลักษณะ (Array) ซึ่งแต่ละ พิกเซล (Pixel) ของภาพจะเป็นตัวเลขที่บ่งบอกสีในพิกเซล พัฒนาโดยใช้ภาษา python ร่วมกับ ไลบรารี Pillow และ Python Imaging Library (PIL)

การเขียนโปรแกรมสำหรับโหลดข้อมูลสอน (Training Data) และชุดข้อมูลทดสอบ (Test Data) พัฒนาโดยใช้ภาษา Python ร่วมกับการใช้ไลบรารี scikit learn

สำหรับการเขียนโปรแกรมโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันแบบ VGG16 VGG19 MobileNet และ CNN จะใช้ภาษา Python ร่วมกับเฟรมเวิร์ก TensorFlow และ Keras โดยมี การปรับปรุงเพิ่มเติมจากโครงสร้างของแบบจำลองในแบบต่างๆ จากต้นฉบับ ซึ่งเปิดโอเพนซอร์ส (Open source) โค้ดทั้งหมดถูกพัฒนาด้วยเครื่องมือ Kaggle ซึ่งเป็นเฟรมเวิร์กของ Python

## 4.2 ชุดข้อมูลในการทดลอง

### 4.2.1 ชุดข้อมูลต้นฉบับ

ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองนี้ ทำการแบ่งเป็นขนาดรูป 224 x 224 Pixel มีชุดข้อมูลในสมุนไพร 10 ชนิด เป็นรูปภาพสมุนไพรที่ถ่ายจากสภาพแวดล้อมจริง



ภาพที่ 4-1 ชุดข้อมูลการทดลองในสมุนไพร 10 ชนิด

ตารางที่ 4-1 Class Number Dataset

Code No.	English names of herbs	Thai names of herbs	Dataset
0	Piper Lolot	ใบชะพลู	240
1	Andrographis paniculata	ใบฟ้าทะลายโจร	240
2	Ocimum basilicum Linn	ใบโหระพา	240
3	Ocimum sanctum	ใบกะเพรา	240
4	Citrus aurantifolia	ใบมะนาว	240
5	Kaffir lime	ใบมะกรูด	240
6	Piper betle	ใบพลู	240
7	Chromolaena odorata	ใบสาบเสือ	240
8	Melissa officinalis	ใบสาระแน	240
9	Tiliacora triandra	ใบย่านาง	240

#### 4.2.2 การแบ่งชุดข้อมูลทั้งหมด

ในการทดลองในครั้งนี้ได้มีการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 10 ชุดได้แก่ ใบกะเพรา ใบ荷荷pa ใบชะพลูใบพลู ใบมะนาว ใบมะกรูด ใบย่านาง ใบฟ้าทะลายโจร ใบสาระแห่น ใบสาบสือ โดยแต่ละชุดจะมีปริมาณจำนวนภาพ 240 ภาพ มีการแบ่งเป็นภาพสำหรับฝึกสอนโมเดล 200 ภาพ ภาพสำหรับตรวจสอบและทดสอบโมเดล 40 ภาพ ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 4-2 แสดงการแบ่งปริมาณชุดข้อมูล Training dataset = 80%, Test dataset = 20%

ชุดข้อมูล	ภาพทั้งหมด	(Train)	(Validate)
Piper Lolot	240	160	40
Andrographis paniculata	240	160	40
Ocimum basilicum Linn	240	160	40
Ocimum sanctum	240	160	40
Citrus aurantifolia	240	160	40
Kaffir lime	240	160	40
Piper betle	240	160	40
Chromolaena odorata	240	160	40
Melissa officinalis	240	160	40
Tiliacora triandra	240	160	40

ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแอปพลิเคชัน โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น ชุดข้อมูล unknown คือชุดข้อมูลที่ไม่ได้ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวโลชัน มีชุดข้อมูลทดสอบ 10 คลาส คลาสละ 20 ภาพ ทั้งหมด 200 ภาพ

ตารางที่ 4-3 ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแอปพลิเคชัน

ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแอปพลิเคชัน	ข้อมูล unknown
Piper Lolot	20
Andrographis paniculata	20
Ocimum basilicum Linn	20
Ocimum sanctum	20
Citrus aurantifolia	20
Kaffir lime	20
Piper betle	20
Chromolaena odorata	20
Melissa officinalis	20
Tiliacora triandra	20

#### 4.2.3 การเพิ่มชุดข้อมูลด้วยเทคนิคเพิ่มภาพ (Data Augmentation) ของแต่ละโมเดล

เพื่อทำการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวโลชันแบบ CNN, VGG16, VGG19 และ MobileNet สำหรับการจำแนกสมุนไพร จะทำการนำชุดข้อมูลมาทำเทคนิค Augmentation และทำ การ Batch Size คือ การเพิ่มข้อมูลจากข้อมูลตั้งเดิม (Original Data) เพื่อป้องกันปัญหา Overfitting กับข้อมูลสอน เนื่องจากชุดข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองมีจำนวนน้อย จึงต้องมีกระบวนการในการทำเทคนิคการเพิ่มภาพ โดยทั้งหมด 1 รูปแบบ ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4-4 เทคนิคการเพิ่มภาพ VGG16

เทคนิค	Training		Validation
	Accuracy	Accuracy	Accuracy
-	100%	97.00%	
VGG16	shear_range	100%	95.75%
	Horizontal_flip	100%	96.00%
	Zoom_range	100%	97.50%
	Rotation_range	100%	97.25%

จากการทดลองเพิ่มเทคนิคการเพิ่มภาพในโมเดล VGG16 ดังแสดงในตารางที่ 4-4 พบร่วมกัน โมเดลที่ใช้เทคนิค Zoom\_range ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำ (Accuracy) ในการฝึกฝน

(Training) 100% และค่าความแม่นยำในการตรวจสอบ (Validation) 97.50% ซึ่งสูงกว่าโมเดลที่ไม่ได้เพิ่มเทคนิคการเพิ่มภาพและโมเดลที่ใช้เทคนิคอื่นๆ

ตารางที่ 4-5 เทคนิคการเพิ่มภาพ VGG19

	เทคนิค	Training	Validation
		Accuracy	Accuracy
VGG19	-	100%	96.75%
	shear_range	100%	95.25%
	Horizontal_flip	100%	96.50%
	Zoom_range	100%	97.25%
	Rotation_range	100%	95.75%

จากการทดลองเพิ่มเทคนิคการเพิ่มภาพในโมเดล VGG19 ดังแสดงในตารางที่ 4-5 พบว่า โมเดลที่ใช้เทคนิค Zoom\_range ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำ (Accuracy) ในการฝึกฝน (Training) 100% และค่าความแม่นยำในการตรวจสอบ (Validation) 97.25% ซึ่งสูงกว่าโมเดลที่ไม่ได้เพิ่มเทคนิคการเพิ่มภาพและโมเดลที่ใช้เทคนิคอื่นๆ

ตารางที่ 4-6 เทคนิคการเพิ่มภาพ MobileNet

	เทคนิค	Training	Validation
		Accuracy	Accuracy
MobileNet	-	100%	99.75%
	shear_range	99.81%	99.25%
	Horizontal_flip	99.87%	98.75%
	Zoom_range	99.87%	99.25%
	Rotation_range	99.40%	99.25%

จากการทดลองเพิ่มเทคนิคการเพิ่มภาพในโมเดล MobileNet ดังแสดงในตารางที่ 4-4 พบว่า ภาพ Original ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำ (Accuracy) ในการฝึกฝน (Training) 100% และค่าความแม่นยำในการตรวจสอบ (Validation) 99.75% ซึ่งสูงกว่าโมเดลที่ไม่ได้เพิ่มเทคนิคการเพิ่มภาพและโมเดลที่ใช้เทคนิคอื่นๆ

ตารางที่ 4-7 เทคนิคการเพิ่มภาพ CNN

เทคนิค	Training	Validation
	Accuracy	Accuracy
CNN	-	100%
	shear_range	100%
	Horizontal_flip	98.90%
	Zoom_range	97.60%
	Rotation_range	96.50%
	width_shift_range	94.30%
		90.00%

จากการทดลองเพิ่มเทคนิคการเพิ่มภาพในโมเดล CNN ดังแสดงในตารางที่ 4-6 พบร่วมกันที่ใช้เทคนิค Zoom\_range,shear\_range, width\_shift\_range ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด โดย Zoom\_range มีค่าความแม่นยำ (Accuracy) ใน การฝึกฝน (Training) 88.70% และค่าความแม่นยำในการตรวจสอบ (Validation) 97.60% shear\_range มีค่าความแม่นยำ (Accuracy) ใน การฝึกฝน (Training) 100% และค่าความแม่นยำในการตรวจสอบ (Validation) 87.20% width\_shift\_range มีค่าความแม่นยำ (Accuracy) ใน การฝึกฝน (Training) 90.00% และค่าความแม่นยำในการตรวจสอบ (Validation) 94.30 % ตามลำดับ ซึ่งสูงกว่าโมเดลที่ไม่ได้เพิ่มเทคนิคการเพิ่มภาพและโมเดลที่ใช้เทคนิคอื่นๆ

### 4.3 การดำเนินการทดลอง

#### 4.3.1 การสอนแบบจำลองด้วยชุดข้อมูลที่มีการเตรียมไว้

การสอนแบบจำลองเป็นขั้นตอนที่สร้างแบบจำลองโมเดล VGG16 VGG19 MobileNet และแบบจำลองที่สร้างขึ้นมาเอง จากข้อมูลภาพเป้าหมายที่ได้ทำการกำหนดไว้ในหัวข้อ 4.2 เนื่องจากโครงงานนี้เป็นการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมวิเคราะห์ชุดข้อมูลประเภทภาพ แต่ได้มีการนำข้อมูลภาพที่สนใจมาจากเว็บไซต์จากเว็บไซต์ที่เป็นแหล่งเก็บข้อมูลภาพโดยเฉพาะแล้ว จึงทำการปรับค่าน้ำหนักของนิวรอลเน็ตเวิร์คและตัวกรอง จึงต้องมีการแบ่งข้อมูลเป็นกลุ่มตามที่สนใจ แล้วส่งกลุ่มของข้อมูลนั้นไปประมวลผลในแบบจำลองและคำนวณหาค่าน้ำหนักฟังก์ชันกระตุ้นและปรับค่าตาม optimizer ที่ใช้ในแต่ละโครงสร้างโมเดลที่ได้อธิบายไว้แล้วในบทที่ 3 โดยมีเงื่อนไขในแต่

ผลกระทบการเรียนรู้หรือการสอนแบบจำลอง (Epoch) จะทำการคำนวณหาค่าความแม่นยำในแต่ละรอบด้วยชุดข้อมูลตรวจสอบความสมเหตุสมผล (Validation Dataset) ในรอบของ epoch นั้น เปรียบเทียบค่าที่ได้ที่สุดกับรอบที่ผ่านมาทั้งหมดแล้วจะทำการเรียนรู้ไปจนถึงเงื่อนไขในการหยุดการเรียนรู้ของแบบจำลอง เมื่อค่าความแม่นยำมีค่าคงที่หรือเปลี่ยนแปลงน้อยมากจนไม่มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นหรือลดลง และเลือกแบบจำลองที่ให้ค่าความแม่นยำสูงที่สุดหลังจากการเรียนรู้เสร็จสิ้นแล้ว

#### 4.3.2 การทดลองแบบจำลองด้วยชุดข้อมูลที่มีการเตรียมตัวไว้

การทดสอบจะใช้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดหรือให้ค่าความแม่นยำสูงสุด หรือมีค่า loss ต่ำที่สุดกับชุดข้อมูลตรวจสอบความสมเหตุสมผล (Validation Dataset) โดยที่ค่า loss ของ Augmentation ที่ใช้คือ Categorical Cross-entropy ซึ่งคำนวณหาค่ามาจากตัวอย่างที่ทำนายคลาสผิดพลาด การเลือกใช้แบบจำลองที่ให้ค่าน้ำหนักการตรวจสอบโรคในพืชจากข้อมูลต้นฉบับที่ได้ที่สุดจะเลือกวัดจากค่าความแม่นยำของแต่ละรอบการเรียนรู้ ซึ่งเมื่อการปรับค่าน้ำหนักทีละ Batch จนครบชุดข้อมูลการฝึกสอนทั้งหมดจากนั้นจะใช้ค่าน้ำหนักของแบบจำลองในการปรับรอบ สุดท้ายไปทดสอบกับชุดข้อมูลทวนสอบหาค่าความแม่นยำของและค่า loss โดยที่ค่าน้ำหนักของ แบบจำลองในรอบที่ให้ค่าความแม่นยำสูงสุดหรือค่า loss ต่ำสุด จะเก็บค่าน้ำหนักของแบบจำลองตัวนั้นไว้ เพื่อไว้ใช้ เทียบกับค่าน้ำหนักในรอบอื่นๆไป ทำงานรอบการเรียนรู้แต่ละรอบที่ให้ค่าความแม่นยำและค่า loss ที่คงที่หรือเปลี่ยนแปลงน้อยมากจะหยุดการเรียนรู้แบบจำลองและโหลดค่า น้ำหนักที่ได้ที่สุดไปทดสอบ กับชุดข้อมูลทดสอบ เมื่อแบบจำลองที่โหลดค่าน้ำหนักที่ได้ที่สุดและนำไปทดสอบแล้วจะทำการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยตัววัดค่าความแม่นยำ

#### 4.3.3 การทดสอบ Dropout ของแต่ละโมเดล

การทดลองนี้จะทำการเปรียบเทียบขนาดข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง มาทดสอบการใช้ Dropout ตั้งแต่ 0 – 0.4 ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองจะแบ่งเป็นข้อมูลจำนวน 2400 ภาพ โดยจะแบ่งข้อมูลการเรียนรู้ออกเป็น ชุดข้อมูลสอน 80% และชุดข้อมูล ทดสอบ 20% ตามลำดับของจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่ใช้

ตารางที่ 4-8 การ Dropout ในโมเดล VGG16

	Dropout	Train	Train	Validation	Validation
		Accuracy	Loss	Accuracy	Loss
VGG16	-	99.86%	0.1660	97.75%	0.0803
	0.1	98.31%	0.0654	94.00%	0.1626
	0.2	97.93%	0.0874	95.00%	0.1606
	0.3	95.43%	0.1418	97.25%	0.1181
	0.4	91.49%	0.2360	95.00%	0.1303

การทดลองปรับค่า Dropout ในโมเดล VGG16 ตั้งแต่ 0 ถึง 0.4 แสดงผลลัพธ์ดังตารางที่ 4-7 ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าโมเดล VGG16 ที่ไม่ใช้ Dropout ให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำในการฝึกฝน (Train Accuracy) 99.86% และค่าความแม่นยำในการตรวจสอบ (Validation Accuracy) 97.75% นอกจากนี้ ยังมีค่าความสูญเสียในการฝึกฝน (Train Loss) 0.1660 และค่าความสูญเสียในการตรวจสอบ (Validation Loss) 0.0803 ซึ่งต่างจากค่า Dropout อื่นๆ ด้วยเหตุนี้ ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง VGG16 จึงเลือกใช้โมเดลที่ไม่มีการใช้ Dropout

ตารางที่ 4-9 การ Dropout ในโมเดล VGG19

	Dropout	Train	Train	Validation	Validation
		Accuracy	Loss	Accuracy	Loss
VGG19	-	99.99%	0.0181	97.25%	0.0901
	0.1	98.24%	0.0717	93.75%	0.1916
	0.2	96.74%	0.1039	96.50%	0.1179
	0.3	67.14%	0.8487	90.00%	0.4147
	0.4	60.16%	1.1508	98.06%	0.5249

การทดลองปรับค่า Dropout ในโมเดล VGG19 ตั้งแต่ 0 ถึง 0.4 แสดงผลลัพธ์ดังตารางที่ 4-8 ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าโมเดล VGG19 ที่ไม่ใช้ Dropout ให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำในการฝึกฝน (Train Accuracy) 99.99% และค่าความแม่นยำในการตรวจสอบ (Validation Accuracy) 97.25% นอกจากนี้ ยังมีค่าความสูญเสียในการฝึกฝน (Train Loss) 0.0181 และค่าความสูญเสียในการตรวจสอบ (Validation Loss) 0.0901 ซึ่งต่างจากค่า Dropout อื่นๆ ด้วยเหตุนี้ ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง VGG16 จึงเลือกใช้โมเดลที่ไม่มีการใช้ Dropout

ตารางที่ 4-10 การ Dropout โมเดล MobileNet

	Dropout	Train	Train	Validation	Validation
		Accuracy	Loss	Accuracy	Loss
MobileNet	-	100%	0.0012	99.75%	0.0137
	0.1	99.75%	0.0744	99.00%	0.0548
	0.2	99.50%	0.0894	99.25%	0.0647
	0.3	98.19%	0.1149	99.75%	0.0550
	0.4	98.74%	0.1235	99.25%	0.0661

การทดลองปรับค่า Dropout ในโมเดล MobileNet ตั้งแต่ 0 ถึง 0.4 แสดงผลลัพธ์ดังตารางที่ 4-9 ผลการทดลองซึ่งให้เห็นว่าโมเดล MobileNet ที่ไม่ใช้ Dropout ให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำในการฝึกฝน (Train Accuracy) 100% และค่าความแม่นยำในการตรวจสอบ (Validation Accuracy) 99.75% นอกจากนี้ ยังมีค่าความสูญเสียในการฝึกฝน (Train Loss) 0.0012 และค่าความสูญเสียในการตรวจสอบ (Validation Loss) 0.0137 ซึ่งต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับค่า Dropout อื่นๆ ด้วยเหตุนี้ ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง VGG16 จึงเลือกใช้โมเดลที่ไม่มีการใช้ Dropout

ตารางที่ 4-11 การ Dropout โมเดล CNN

	Dropout	Train	Train	Validation	Validation
		Accuracy	Loss	Accuracy	Loss
CNN	-	97.62%	0.0724	91.00%	0.5384
	0.1	95.33%	0.1411	85.75%	0.6839
	0.2	93.89%	0.2147	88.00%	0.4934
	0.3	88.56%	0.3511	87.00%	0.5502
	0.4	81.84%	0.5372	84.75%	0.6063

การทดลองปรับค่า Dropout ในโมเดล CNN ตั้งแต่ 0 ถึง 0.4 แสดงผลลัพธ์ดังตารางที่ 4-10 ผลการทดลองซึ่งให้เห็นว่าโมเดล CNN ที่ไม่ใช้ Dropout ให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำในการฝึกฝน (Train Accuracy) 97.62 % และค่าความแม่นยำในการตรวจสอบ (Validation Accuracy) 91.00 % นอกจากนี้ ยังมีค่าความสูญเสียในการฝึกฝน (Train Loss) 0.0724 และค่าความสูญเสียในการตรวจสอบ (Validation Loss) 0.5384 ซึ่งต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับค่า Dropout อื่นๆ

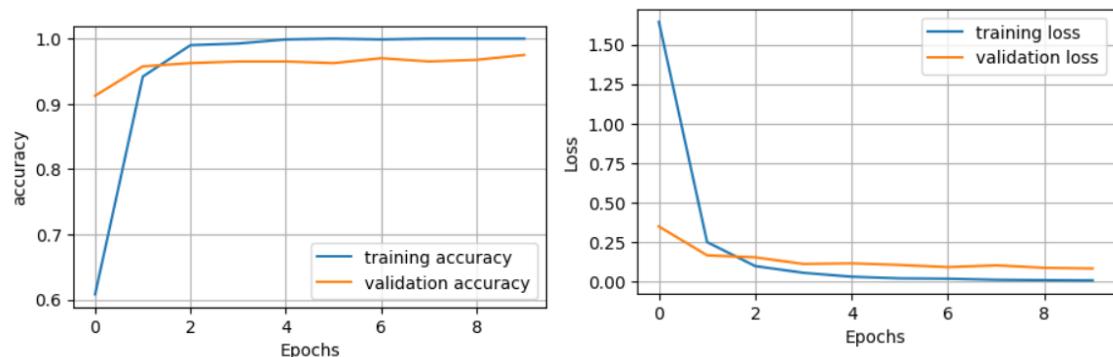
ด้วยเหตุนี้ ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง VGG16 จะเลือกใช้โมเดลที่ไม่มีการใช้ Dropout

#### 4.4 ผลการทดลอง

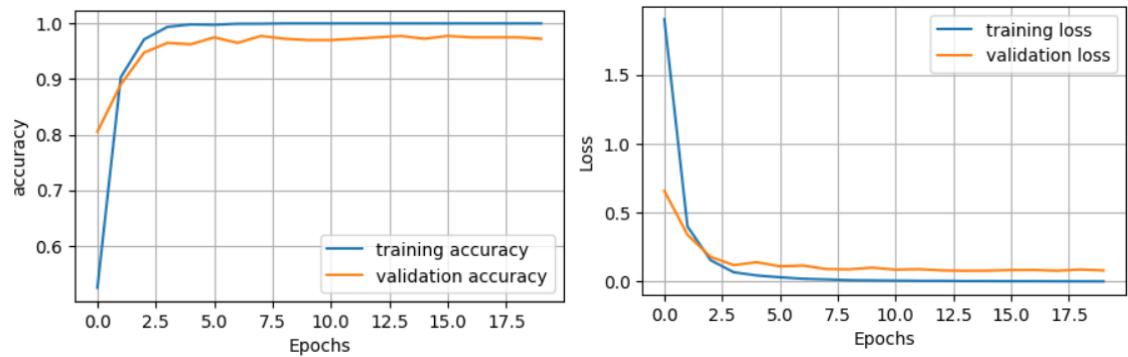
ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองจำนวน 1 ชุด โดยถูกนำมาใช้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยโครงข่ายประสาทเทียม Convolution Neural Network (CNN) โครงสร้าง (Architecture) ที่นำมาเพื่อเปรียบเทียบประกอบด้วย VGG16 VGG19 MobileNet และ CNN ชุดข้อมูลในการเรียนรู้ออกเป็น 80% และชุดทดสอบ 20%

##### 4.4.1 ผลการทดลองของ VGG16

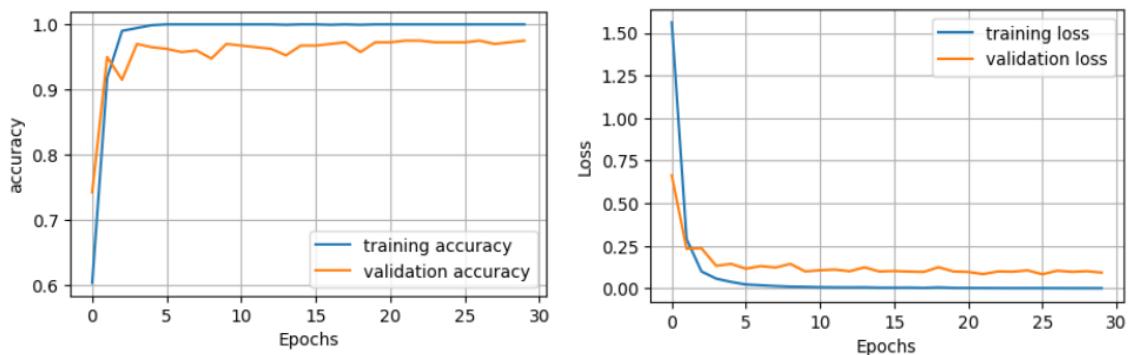
ผลการทดลองจากการทดลองด้วยแบบจำลองโมเดล VGG16 ใน การเรียนรู้ชุดข้อมูลที่เตรียมไว้ในจำนวนครั้งต่างๆ ได้ผลลัพธ์แสดงอัตราการเรียนรู้ของแบบจำลองในจำนวนครั้งต่างๆ โดยเป็นภาพกราฟแสดงความสัมพันธ์แสดงความแม่นยำในช่วงฝึกของโมเดล (Accuracy) และความผิดพลาดในช่วงฝึกของโมเดล (Loss) โดยจะแบ่งชุดข้อมูลการเรียนรู้ออกเป็น ชุดข้อมูลสอน 80% และชุดทดสอบ 20%



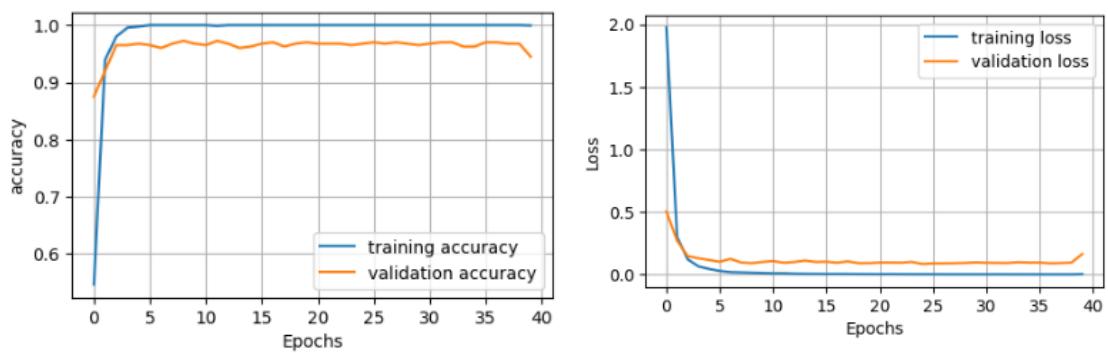
ภาพที่ 4-2 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG16 ในจำนวนครั้งการฝึก 10 รอบ



ภาพที่ 4-3 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG16 ในจำนวนครั้งการฝึก 20 รอบ



ภาพที่ 4-4 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG16 ในจำนวนครั้งการฝึก 30 รอบ



ภาพที่ 4-5 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG16 ในจำนวนครั้งการฝึก 40 รอบ

หลังจากทำการฝึกโมเดลเรียบร้อยแล้วได้มีการนำโมเดลข้างต้นมาประเมินประสิทธิภาพกับชุดข้อมูลที่เตรียมเอาไว้ได้เป็นตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลและภาพแสดงความสัมพันธ์ระหว่างการคาดการณ์ของโมเดลและชุดข้อมูลจริงดังต่อไปนี้

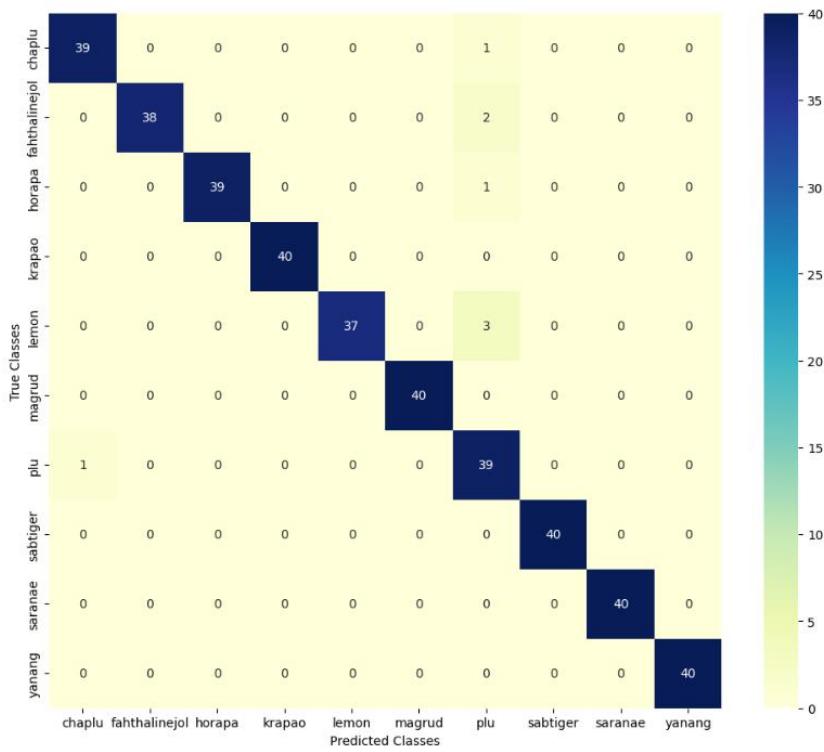
ตารางที่ 4-12 ตารางเปรียบเทียบ epoch ของแบบจำลอง VGG16

	Epochs	Accuracy	
		Training	Validation
VGG16	10	100%	98.00%
	20	100%	98.25%
	30	100%	98.50%
	40	99.99%	96.49%

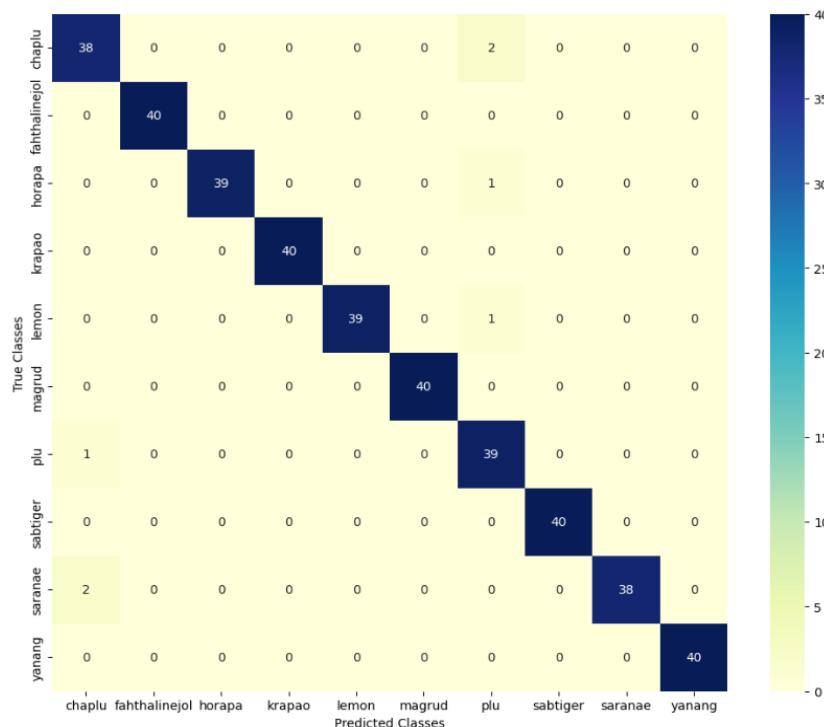
จากตารางพบว่าชุดข้อมูลที่นำมาเรียนรู้ให้กับแบบจำลองและประสิทธิภาพของแบบจำลองเพิ่มขึ้น ซึ่งค่าความแม่นยำของ Training และ Validation ของโมเดล VGG16 กับจำนวน 10 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 98.00% จำนวน 20 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 98.25% จำนวน 30 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 98.50 % และจำนวน 40 epochs ได้ค่า Accuracy Training 99.99% ค่า Validation 96.49%



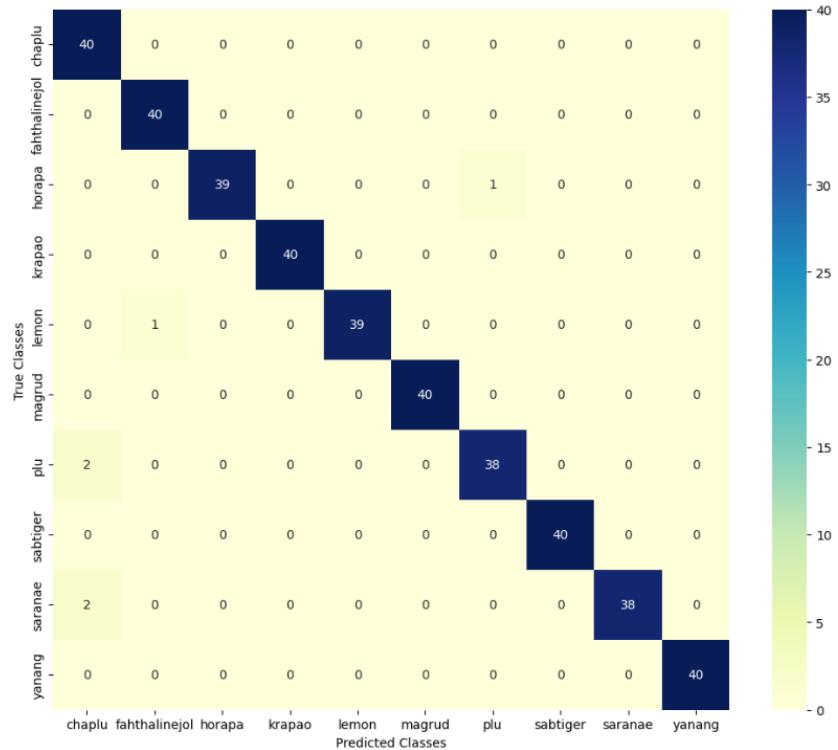
ภาพที่ 4-6 แผนภูมิสรุปผลการประเมินผล Predicted แบบจำลอง VGG16



ภาพที่ 4-7 ผล Predicted VGG16 10 Epochs ค่าความแม่นยำ 98.00%



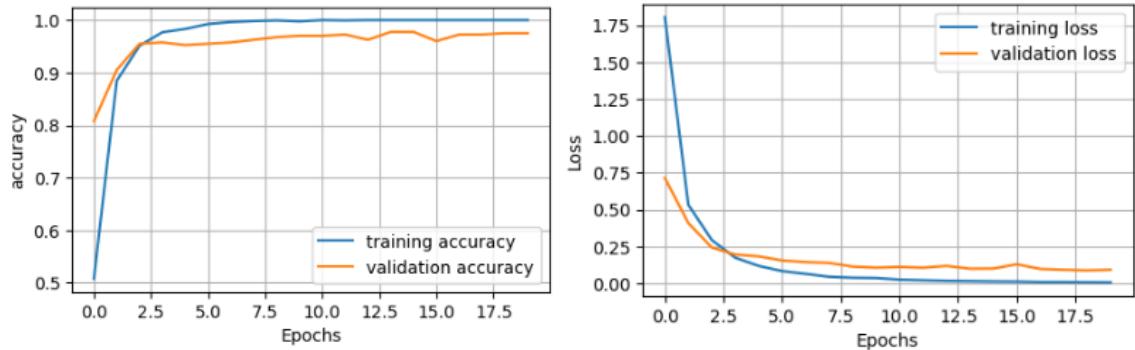
ภาพที่ 4-8 ผล Predicted VGG16 20 Epochs ค่าความแม่นยำ 98.25%



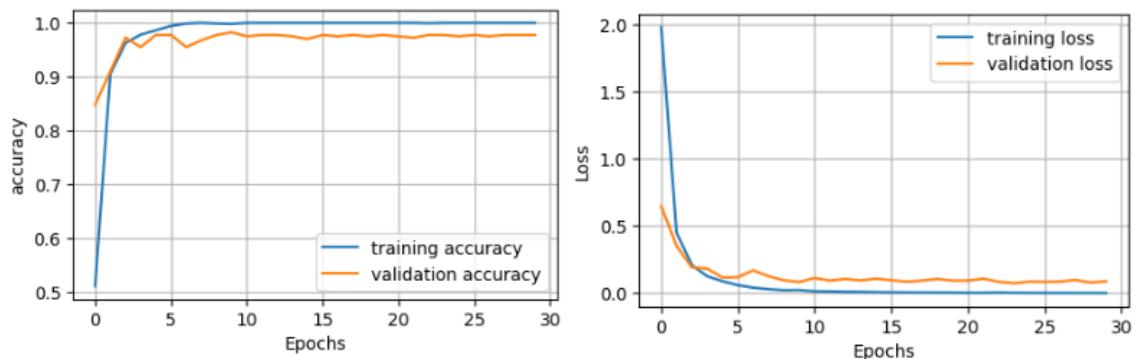
ภาพที่ 4-9 ผล Predicted VGG16 30 Epochs ค่าความแม่นยำ 98.50%

#### 4.4.2 ผลการทดลองของ VGG19

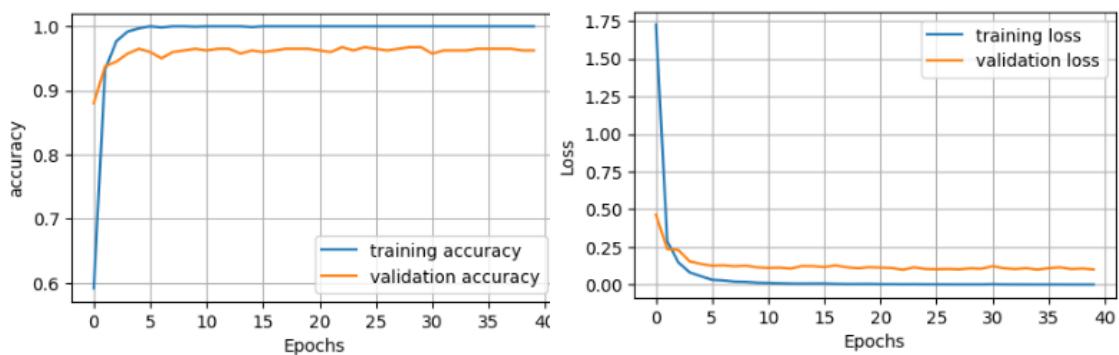
ผลการทดลองจากการทดลองด้วยแบบจำลองโมเดล VGG19 ในการเรียนรู้ชุดข้อมูลที่เตรียมไว้ในจำนวนครั้งต่างๆ ได้ผลลัพธ์แสดงอัตราการเรียนรู้ของแบบจำลองในจำนวนครั้งต่างๆ โดยเป็นภาพกราฟแสดงความสัมพันธ์แสดงความแม่นยำในช่วงฝึกของโมเดล (Accuracy) และความผิดพลาดในช่วงฝึกของโมเดล (Loss) โดยจะแบ่งชุดข้อมูลการเรียนรู้ออกเป็น ชุดข้อมูลสอน 80% และชุดทดสอบ 20%



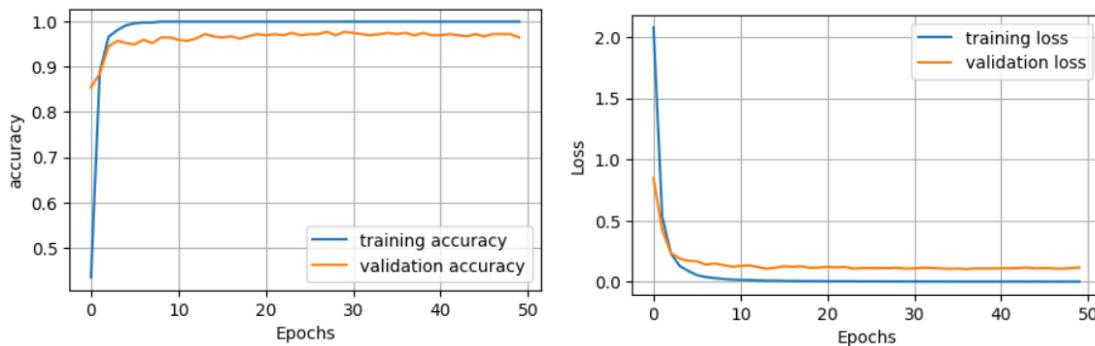
ภาพที่ 4-10 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG19 ในจำนวนครั้งการฝึก 20 รอบ



ภาพที่ 4-11 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG19 ในจำนวนครั้งการฝึก 30 รอบ



ภาพที่ 4-12 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG19 ในจำนวนครั้งการฝึก 40 รอบ



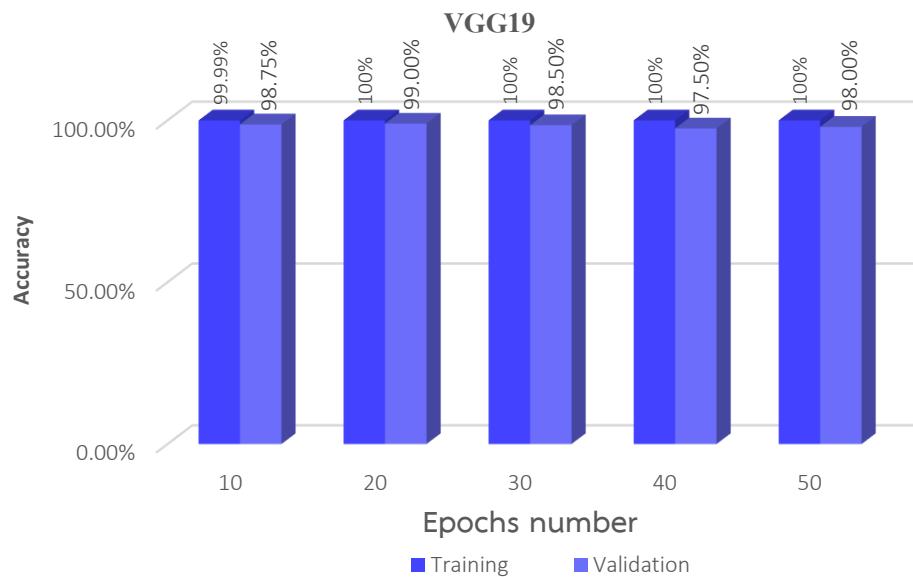
ภาพที่ 4-13 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล VGG19 ในจำนวนครั้งการฝึก 50 รอบ

หลังจากทำการฝึกโมเดลเรียบร้อยแล้วได้มีการนำโมเดลข้างต้นมาประเมินประสิทธิภาพกับชุดข้อมูลที่เตรียมเอาไว้ได้เป็นตารางเบรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลและภาพแสดงความสัมพันธ์ระหว่างการคาดการณ์ของโมเดลและชุดข้อมูลจริงดังต่อไปนี้

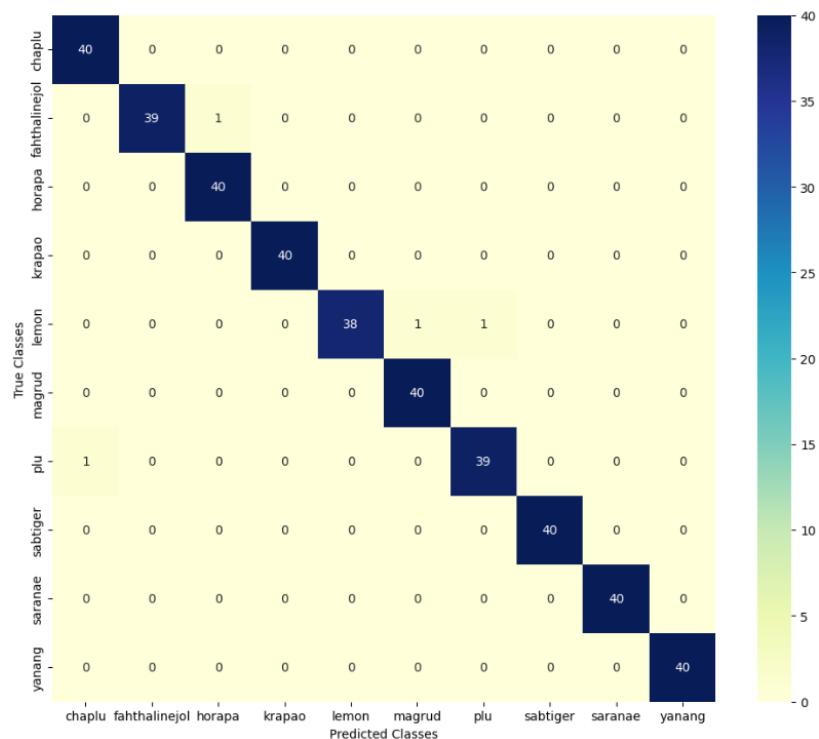
ตารางที่ 4-13 ตารางเบรียบเทียบ epoch ของแบบจำลอง VGG19

	Epochs	Accuracy	
		Training	Validation
VGG19	10	99.99%	98.75%
	20	100%	99.00%
	30	100%	98.50%
	40	100%	97.50%
	50	100%	98.00%

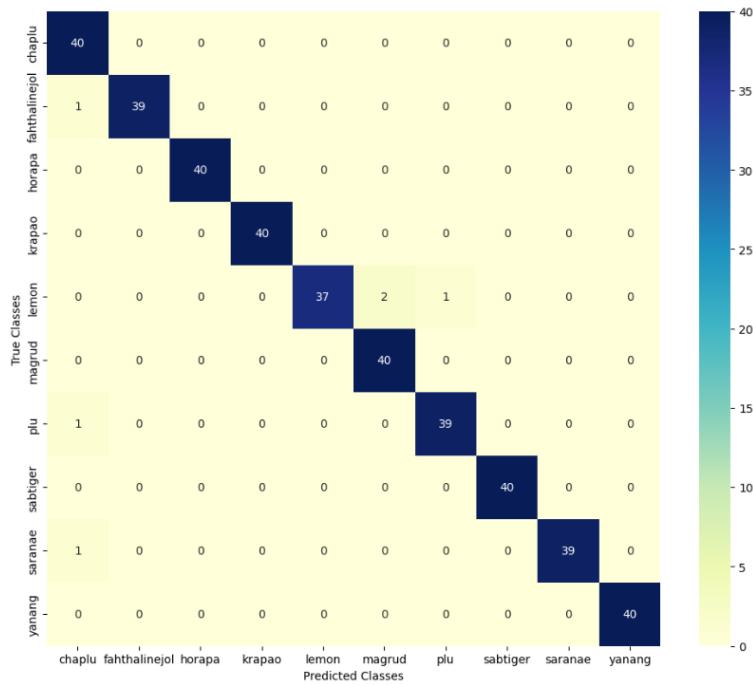
จากตารางพบว่าชุดข้อมูลที่นำไปเรียนรู้ให้กับแบบจำลองและประสิทธิภาพของแบบจำลองเพิ่มขึ้น ซึ่งค่าความแม่นยำของ Training, Validation และ Testing ของโมเดล VGG19 กับ จำนวน 10 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 98.75% จำนวน 20 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 99.00% จำนวน 30 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 98.50 % และจำนวน 40 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 98.00%



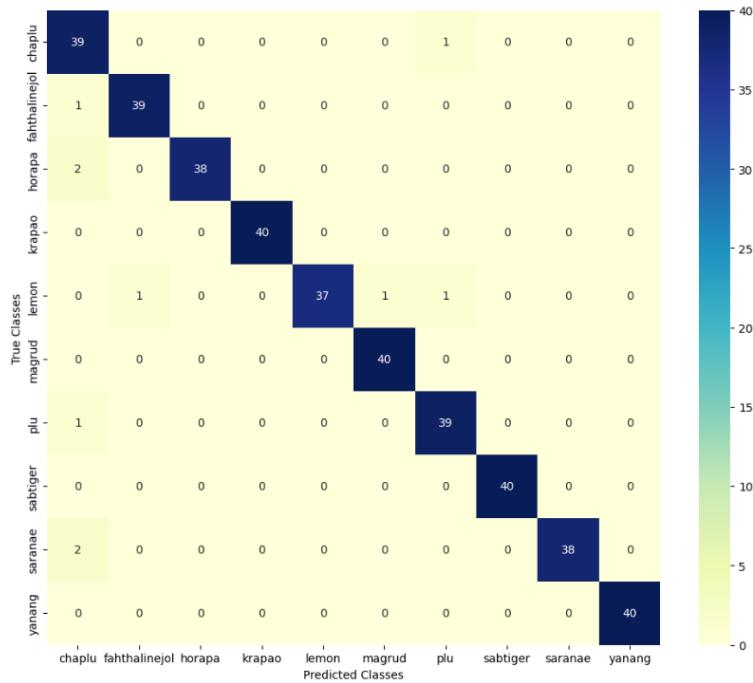
ภาพที่ 4-14 แผนภูมิสรุปผลการประเมินผล Predicted แบบจำลอง VGG19



ภาพที่ 4-15 ผล Predicted VGG19 20 Epochs ค่าความแม่นยำ 99.00%



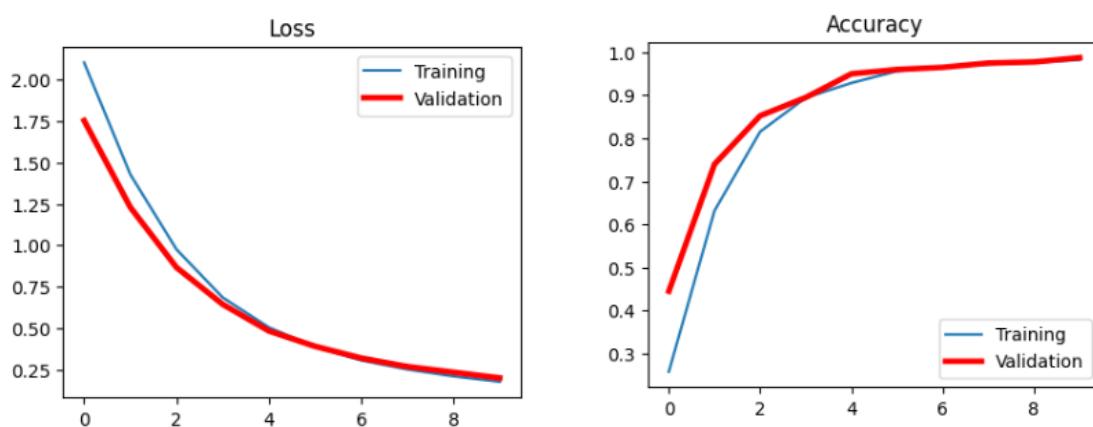
ภาพที่ 4-16 ผล Predicted VGG19 30 Epochs ค่าความแม่นยำ 98.50%



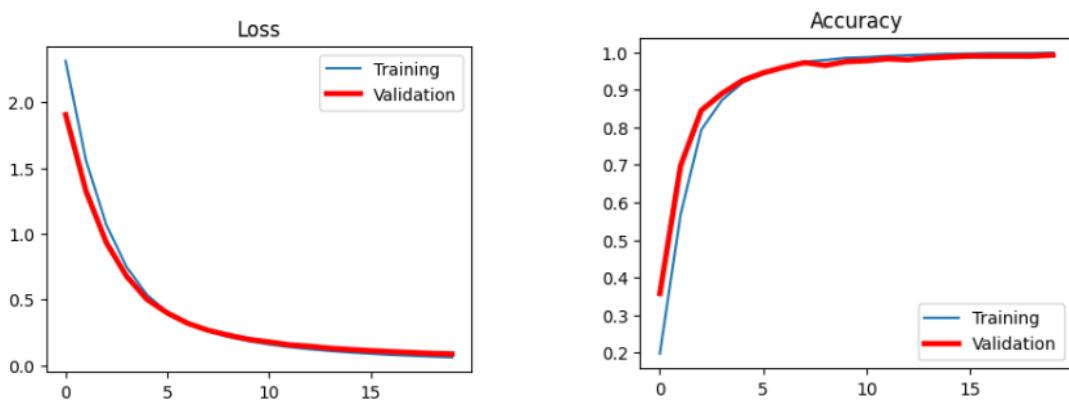
ภาพที่ 4-17 ผล Predicted VGG19 40 Epochs ค่าความแม่นยำ 97.50%

#### 4.4.3 ผลการทดลองของ MobileNet

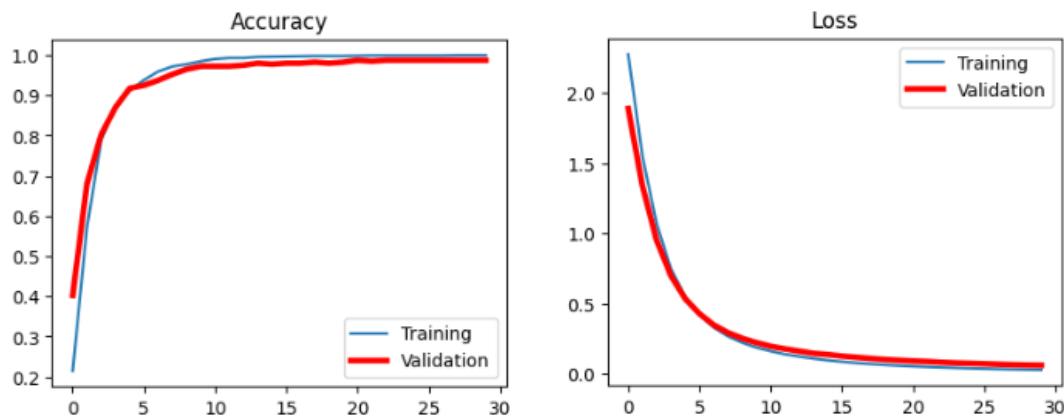
ผลการทดลองจากการทดลองด้วยแบบจำลองโมเดล MobileNet ในการเรียนรู้ชุดข้อมูลที่เตรียมไว้ในจำนวนครั้งต่างๆ ได้ผลลัพธ์แสดงอัตราการเรียนรู้ของแบบจำลองในจำนวนครั้งต่างๆ โดยเป็นภาพกราฟแสดงความสัมพันธ์แสดงความแม่นยำในช่วงฝึกของโมเดล (Accuracy) และความผิดพลาดในช่วงฝึกของโมเดล (Loss) โดยจะแบ่งชุดข้อมูลการเรียนรู้ออกเป็น ชุดข้อมูลสอน 80% และชุดทดสอบ 20%



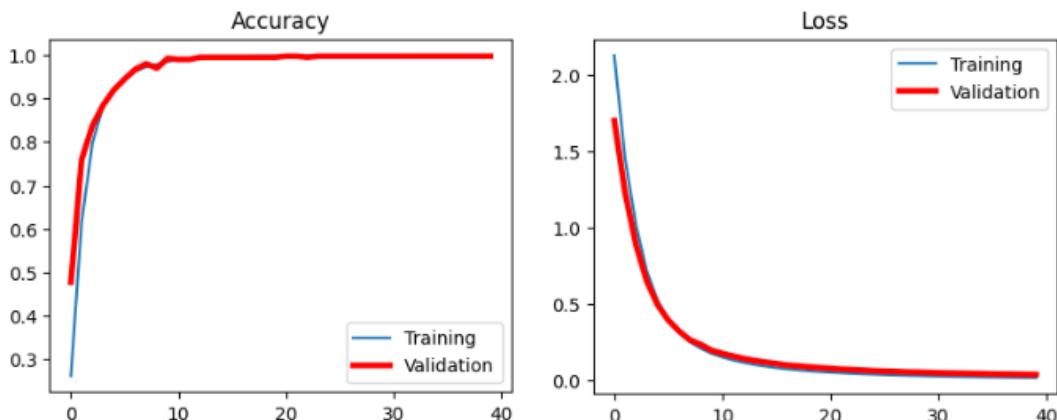
ภาพที่ 4-18 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 10 รอบ



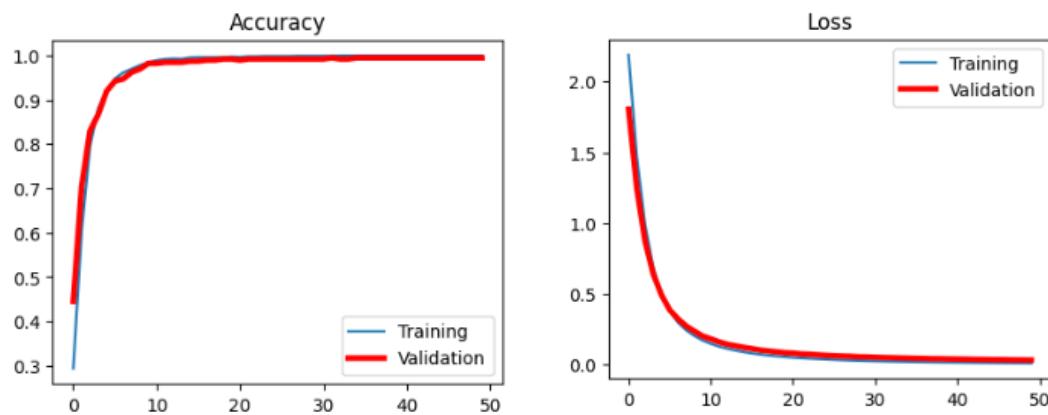
ภาพที่ 4-19 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 20 รอบ



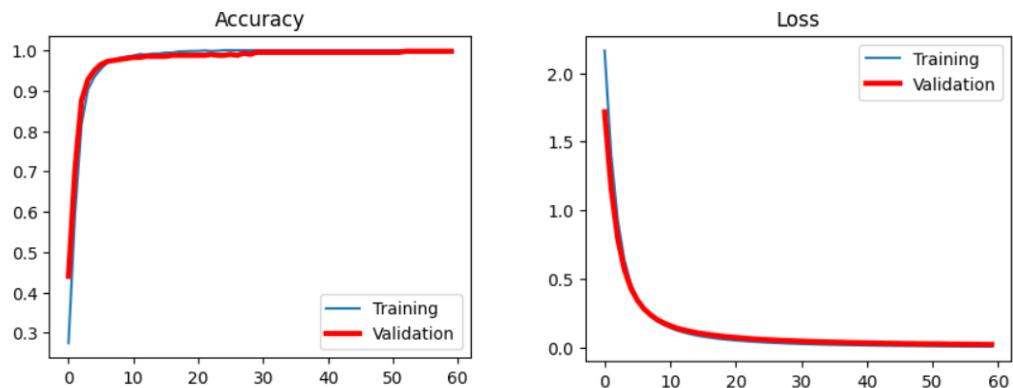
ภาพที่ 4-20 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 30 รอบ



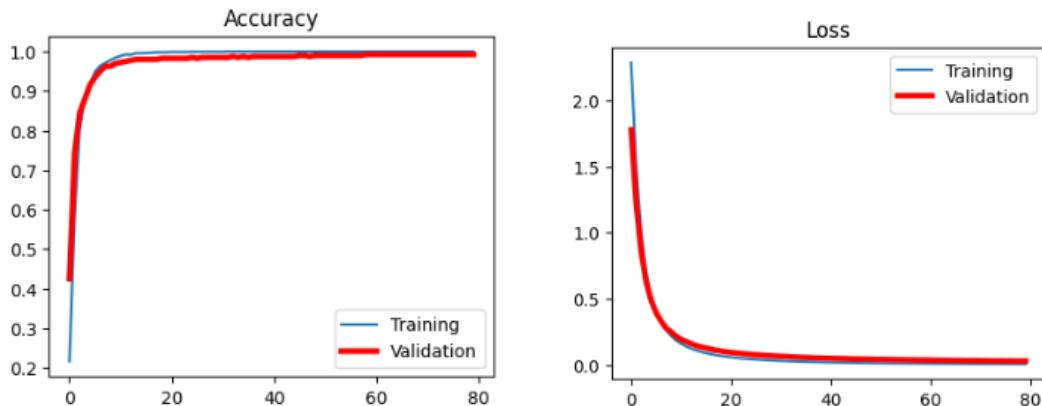
ภาพที่ 4-21 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 40 รอบ



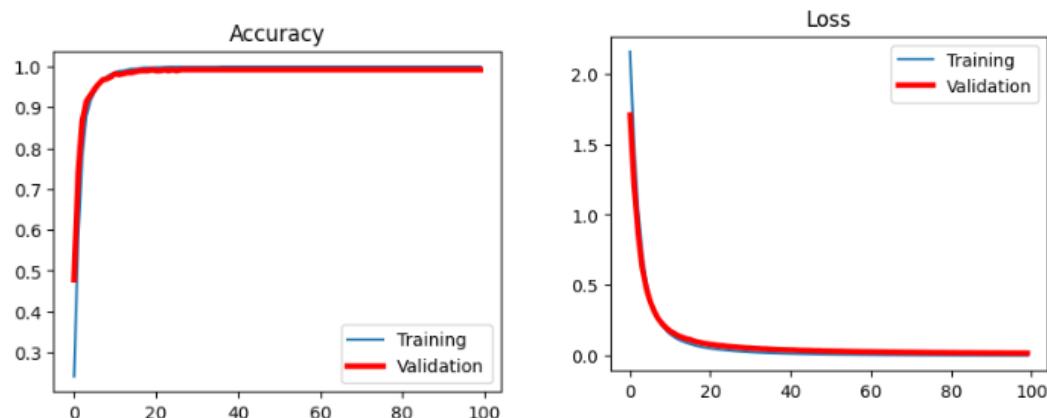
ภาพที่ 4-22 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 50 รอบ



ภาพที่ 4-23 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 60 รอบ



ภาพที่ 4-24 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 80 รอบ



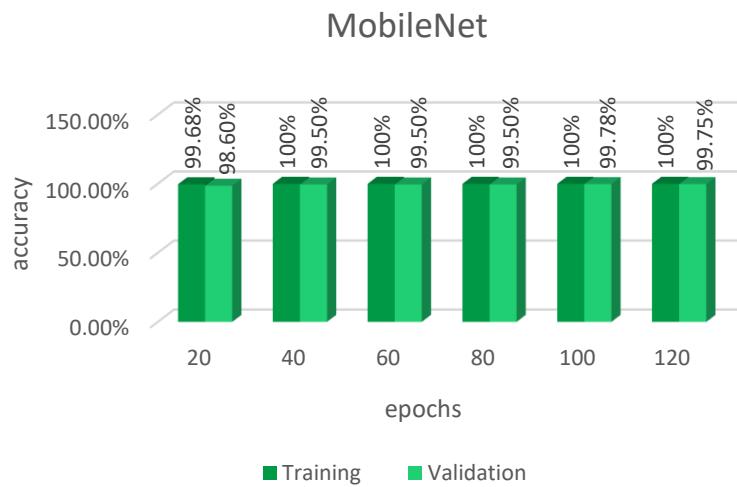
ภาพที่ 4-25 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล MobileNet ในจำนวนครั้งการฝึก 100 รอบ

หลังจากทำการฝึกโมเดลเรียบร้อยแล้วได้มีการนำโมเดลข้างต้นมาประเมินประสิทธิภาพกับชุดข้อมูลที่เตรียมเอาไว้ได้เป็นตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลและภาพแสดงความสัมพันธ์ระหว่างการคาดการณ์ของโมเดลและชุดข้อมูลจริงดังต่อไปนี้

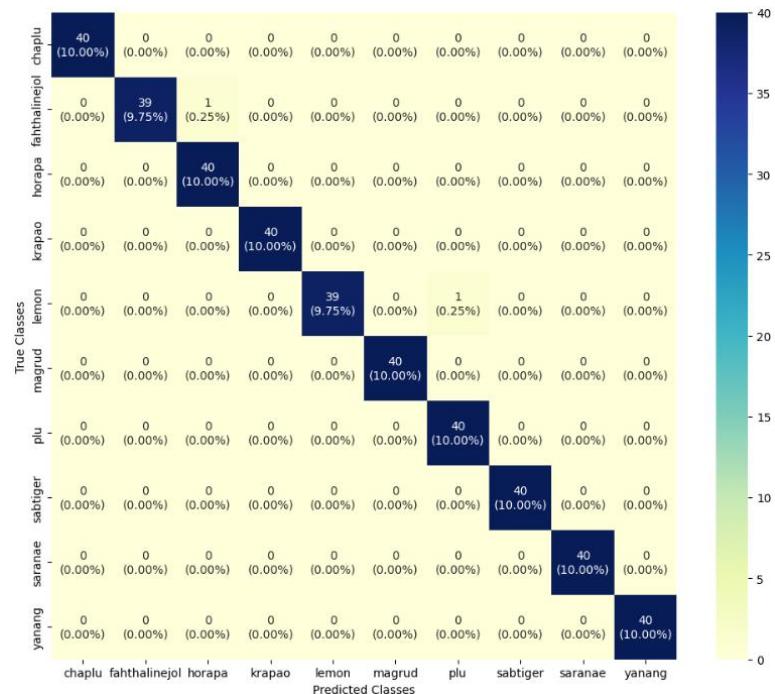
ตารางที่ 4-14 ตารางเปรียบเทียบ epoch ของแบบจำลอง MobileNet

	Epochs	Accuracy	
		Training	Validation
<b>MobileNet</b>	20	99.68%	98.60%
	40	100%	99.50%
	60	100%	99.50%
	80	100%	99.50%
	100	100%	99.78%
	120	100%	99.75%

จากตารางพบว่าชุดข้อมูลที่นำมาเรียนรู้ให้กับแบบจำลองและประสิทธิภาพของแบบจำลองเพิ่มขึ้น ซึ่งค่าความแม่นยำของ Training และ Validation ของโมเดล MobileNet กับ จำนวน 20 epochs ได้ค่า Accuracy Training 99.68% ค่า Validation 98.60% จำนวน 40 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 99.50% จำนวน 60 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 99.50 % จำนวน 80 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 99.78% จำนวน 100 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 99.78% และ จำนวน 120 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 99.75%



ภาพที่ 4-26 แผนภูมิสรุปผลการประเมินผล Predicted แบบจำลอง MobileNet



ภาพที่ 4-27 ผล Predicted MobileNet 20 Epochs ค่าความแม่นยำ 98.60%





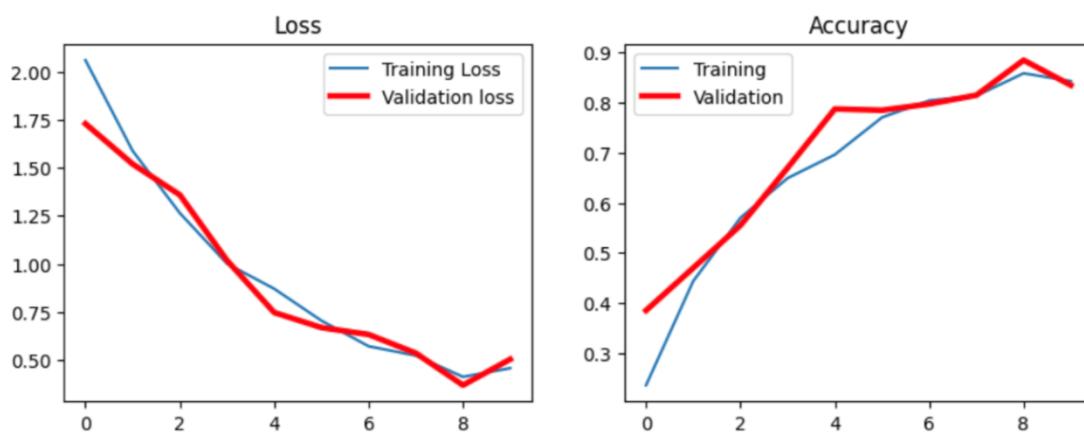
ภาพที่ 4-30 ผล Predicted MobileNet 80 Epochs ค่าความแม่นยำ 99.50%



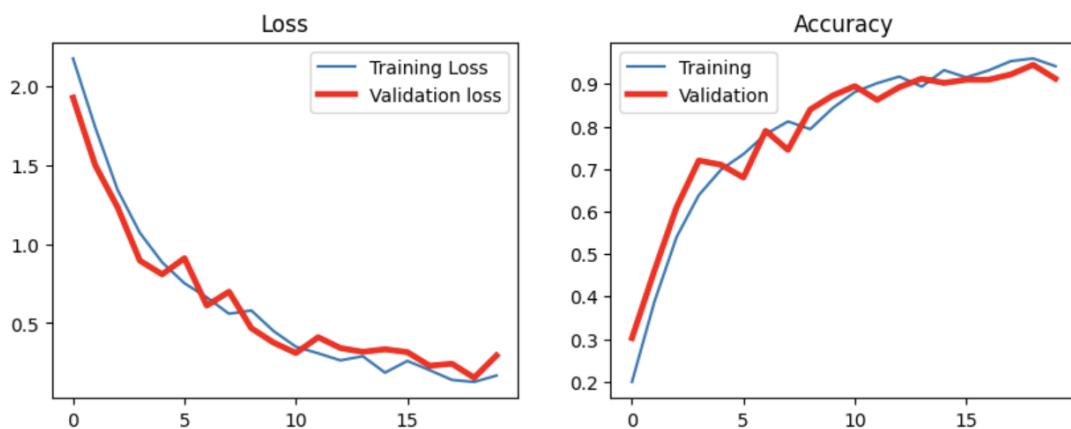
ภาพที่ 4-31 ผล Predicted MobileNet 100 Epochs ค่าความแม่นยำ 99.75%

#### 4.4.4 ผลการทดลองของ CNN

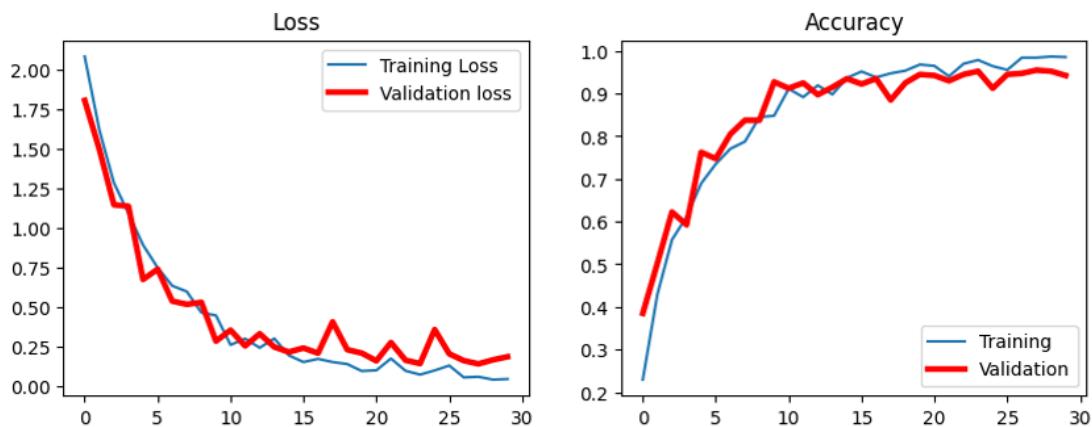
ผลการทดลองจากการทดลองด้วยแบบจำลองโมเดล CNN ในการเรียนรู้ชุดข้อมูลที่เตรียมไว้ในจำนวนครั้งต่างๆได้ผลลัพธ์แสดงอัตราการเรียนรู้ของแบบจำลองในจำนวนครั้งต่างๆโดยเป็นภาพกราฟแสดงความสัมพันธ์แสดงความแม่นยำในช่วงฝึกของโมเดล (Accuracy) และความผิดพลาดในช่วงฝึกของโมเดล (Loss) โดยจะแบ่งชุดข้อมูลการเรียนรู้ออกเป็น ชุดข้อมูลสอน 80% และชุดทดสอบ 20%



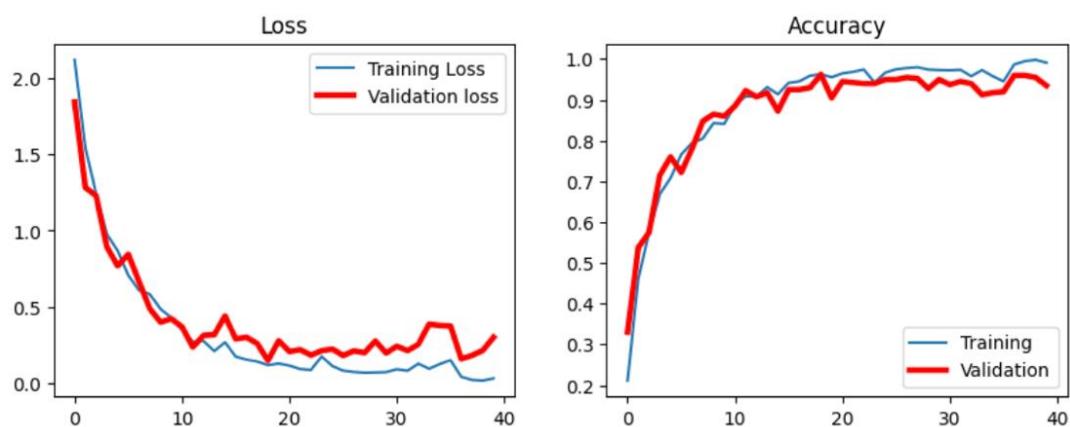
ภาพที่ 4-32 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล CNN ในจำนวนครั้งการฝึก 10 รอบ



ภาพที่ 4-33 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล CNN ในจำนวนครั้งการฝึก 20 รอบ



ภาพที่ 4-34 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล CNN ในจำนวนครั้งการฝึก 30 รอบ



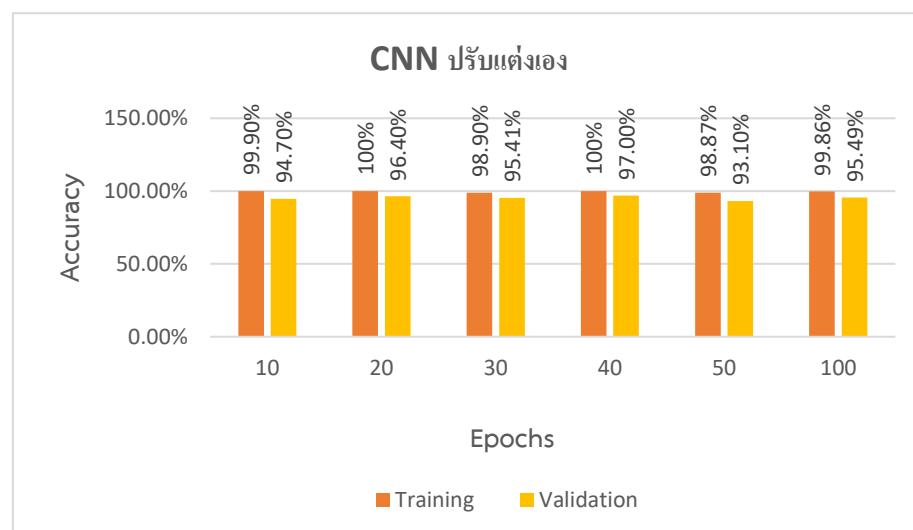
ภาพที่ 4-35 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ของโมเดล CNN ในจำนวนครั้งการฝึก 40 รอบ

หลังจากทำการฝึกโมเดลเรียบร้อยแล้วได้มีการนำโมเดลข้างต้นมาประเมินประสิทธิภาพกับชุดข้อมูลที่เตรียมเอาไว้ได้เป็นตารางเบรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลและภาพแสดงความสัมพันธ์ระหว่างการคาดการณ์ของโมเดลและชุดข้อมูลจริงดังต่อไปนี้

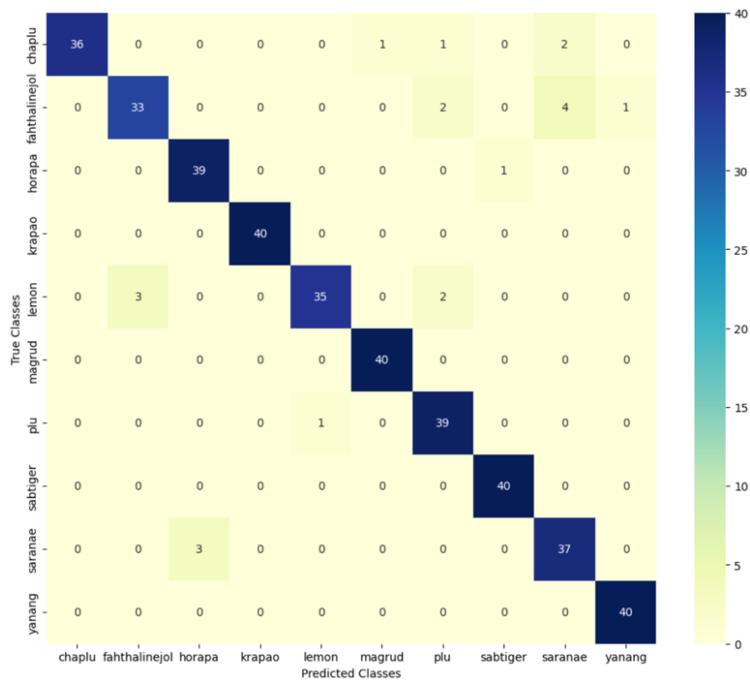
ตารางที่ 4-15 ตารางเปรียบเทียบ epoch ของแบบจำลอง Proposed\_CNN

	Epochs	Accuracy	
		Training	Validation
Proposed_CNN	10	99.90%	94.70%
	20	100%	96.40%
	30	98.90%	95.41%
	40	100%	97.00%
	50	98.87%	93.10%
	100	99.86%	95.49%

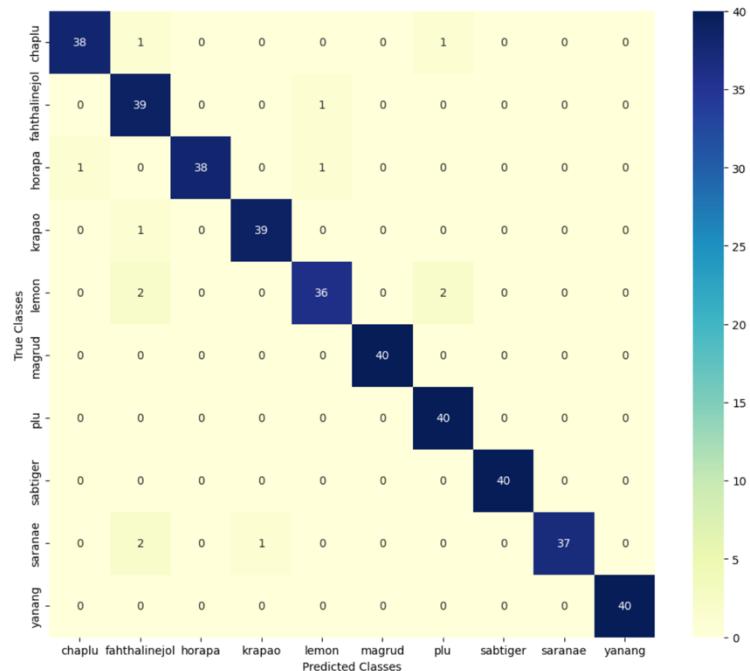
จากตารางพบว่าชุดข้อมูลที่นำไปเรียนรู้ให้กับแบบจำลองและประสิทธิภาพของแบบจำลองเพิ่มขึ้น ซึ่งค่าความแม่นยำของ Training, Validation และ Testing ของโมเดล Proposed\_CNN กับจำนวน 10 epochs ได้ค่า Accuracy Training 99.90% ค่า Validation 94.70% จำนวน 20 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 96.40% จำนวน 30 epochs ได้ค่า Accuracy Training 98.90% ค่า Validation 95.41% จำนวน 40 epochs ได้ค่า Accuracy Training 100% ค่า Validation 97.00% จำนวน 50 epochs ได้ค่า Accuracy Training 98.87% ค่า Validation 93.10% และ จำนวน 100 epochs ได้ค่า Accuracy Training 99.86% ค่า Validation 95.49%



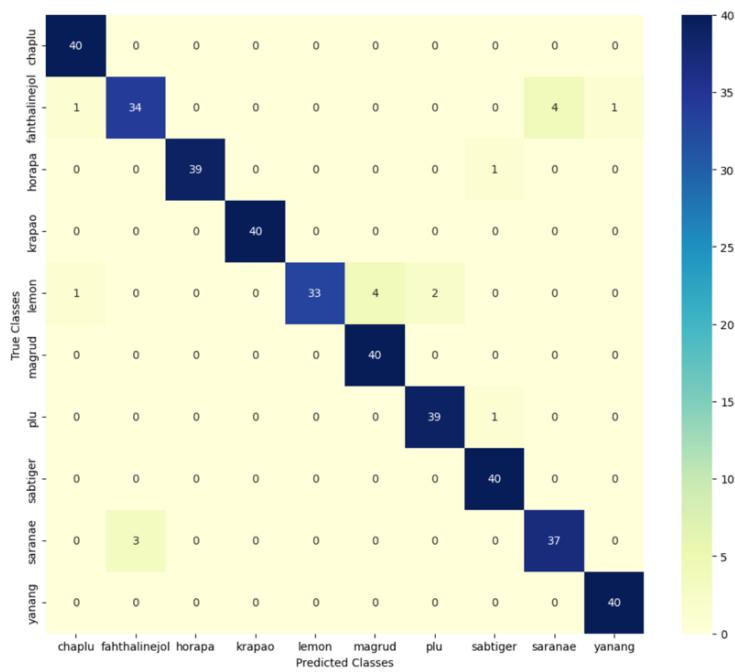
ภาพที่ 4-36 แผนภูมิสรุปผลการประเมินผล Predicted แบบจำลอง CNN ที่ปรับแต่งเอง



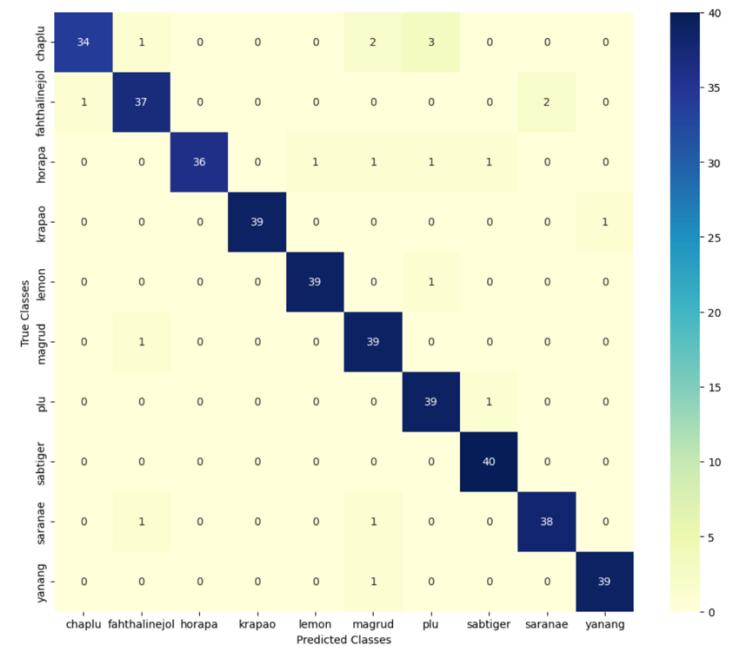
ภาพที่ 4-37 ผล Predicted CNN 10 Epochs ค่าความแม่นยำ 94.70 %



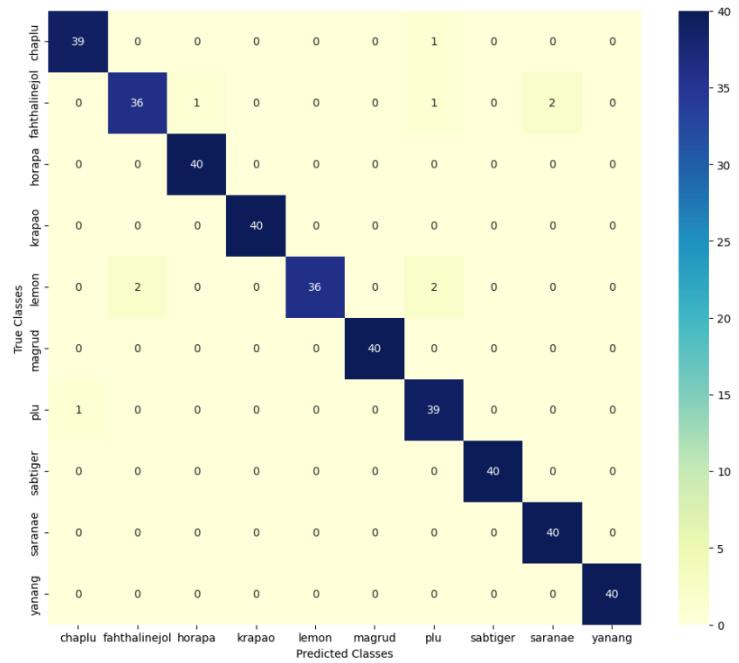
ภาพที่ 4-38 ผล Predicted CNN 20 Epochs ค่าความแม่นยำ 96.40%



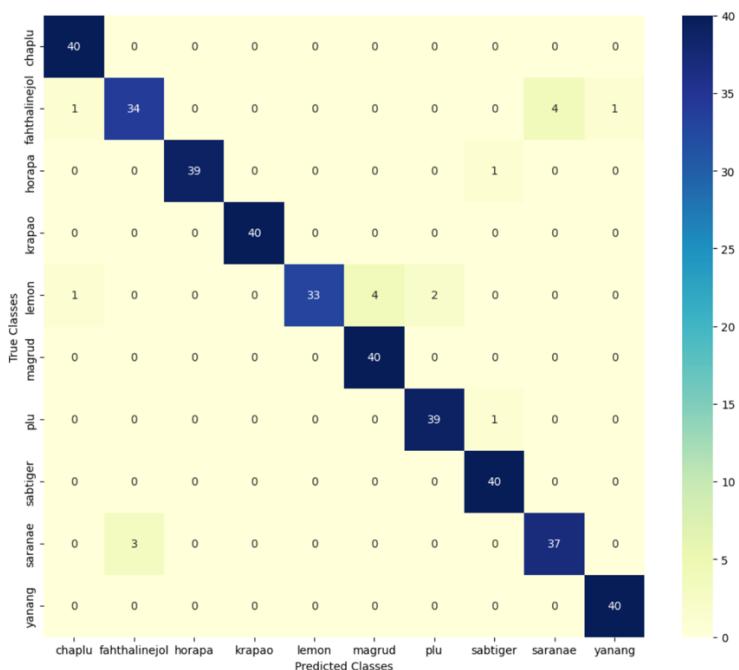
ภาพที่ 4-39 ผล Predicted CNN 30 Epochs ค่าความแม่นยำ 95.41 %



ภาพที่ 4-40 ผล Predicted CNN 40 Epochs ค่าความแม่นยำ 97.00%



ภาพที่ 4-41 ผล Predicted CNN 50 Epochs ค่าความแม่นยำ 93.10%



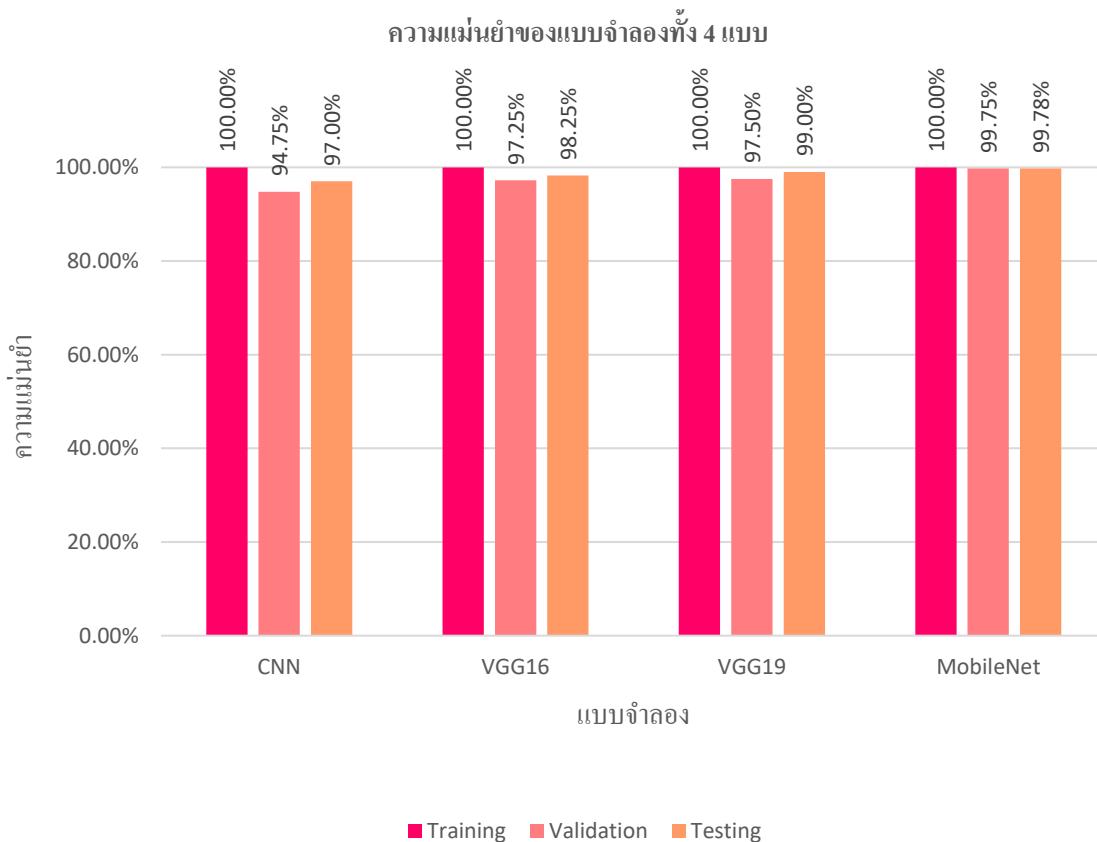
ภาพที่ 4-42 ผล Predicted CNN 100 Epochs ค่าความแม่นยำ 93.10%

ตารางที่ 4-16 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 4 แบบ

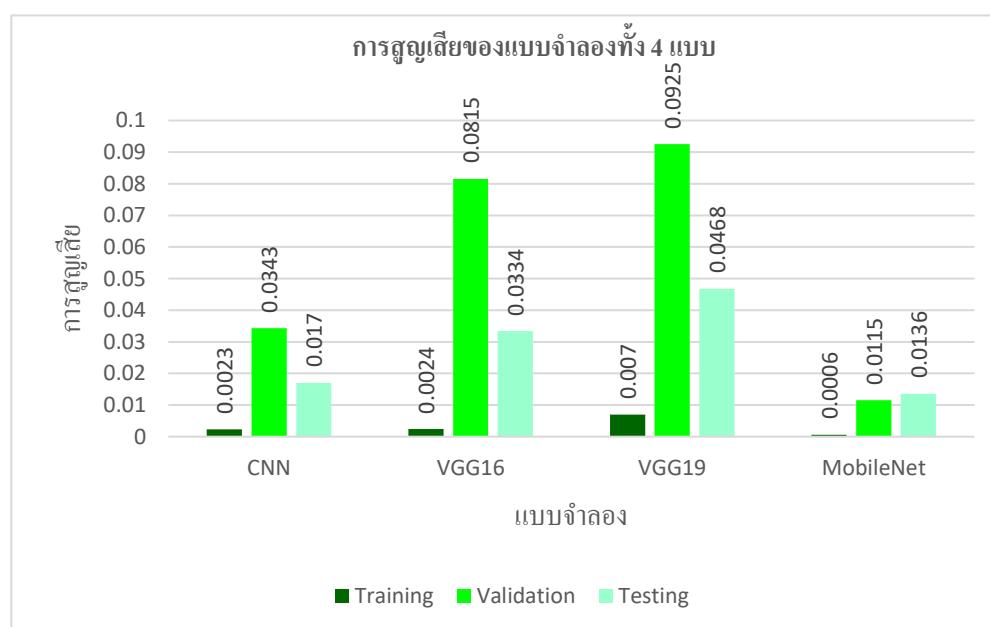
model	Training		Validation		Time (min)	Total parameters
	Accuracy	Loss	Accuracy	Loss		
CNN	100.00%	0.0023	97.00%	0.0170	24.26	427,178
VGG16	100.00%	0.0024	98.25%	0.0334	12.72	17,927,370
VGG19	100.00%	0.0070	99.00%	0.0468	11.62	23,237,066
MobileNet	100.00%	0.0006	99.78%	0.0136	26.88	3,361,354

จากประสิทธิภาพของแบบจำลองของทั้ง 4 แบบ ในตารางที่ 4-18 พบร่วมแบบจำลอง MobileNet มีประสิทธิภาพที่โดดเด่นระหว่างกระบวนการฝึกสอน โดยมีค่าความแม่นยำในการตรวจสอบความสมเหตุสมผล (Validation Accuracy) สูงถึง 99.78% และการสูญเสีย (Validation loss) ต่ำถึง 0.0136 ซึ่งถือว่าเป็นค่าที่ดีที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่นๆ ในการทดสอบชุดข้อมูลสมมุนไพร แม้ว่าโมเดลที่สร้างขึ้นเองจะมีประสิทธิภาพในระดับหนึ่ง แต่ยังเทียบเท่ากับ MobileNet ได้ เนื่องจากโมเดลที่สร้างขึ้นยังไม่ได้รับการฝึกสอนจากข้อมูลขนาดใหญ่และซับซ้อนเท่ากับโมเดล MobileNet ซึ่งได้รับการพัฒนาและปรับแต่งผ่านการเรียนรู้มาอย่างมาก many จึงทำให้ MobileNet มีความสามารถในการจำแนกสมมุนไพรได้กว่าและมีความแม่นยำสูงที่สุด

ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่า MobileNet มีประสิทธิภาพสูงสุด จึงเลือกใช้แบบจำลอง MobileNet สำหรับการนำไปประยุกต์ใช้ในแอปพลิเคชันระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ ซึ่งจะช่วยให้ผู้ใช้สามารถจำแนกสมมุนไพรได้อย่างรวดเร็วและมีความน่าเชื่อถือในอุปกรณ์เคลื่อนที่



ภาพที่ 4-43 แผนภูมิสรุปความแม่นยำของแบบจำลองทั้ง 4 แบบ



ภาพที่ 4-44 แผนภูมิสรุปการสูญเสียของแบบจำลองทั้ง 4 แบบ

จากการทดลอง แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดกับชุดข้อมูล (Training dataset = 200 ภาพ, Validation dataset = 40 ภาพ) มีความแม่นยำเป็น 100% และมีค่าการสูญเสียน้อยที่สุดเป็น 0.0006 คือแบบจำลอง MobileNet

ตารางที่ 4-17 เปรียบเทียบการเมินประสิทธิภาพแต่ละ Class ของแบบจำลอง MobileNet

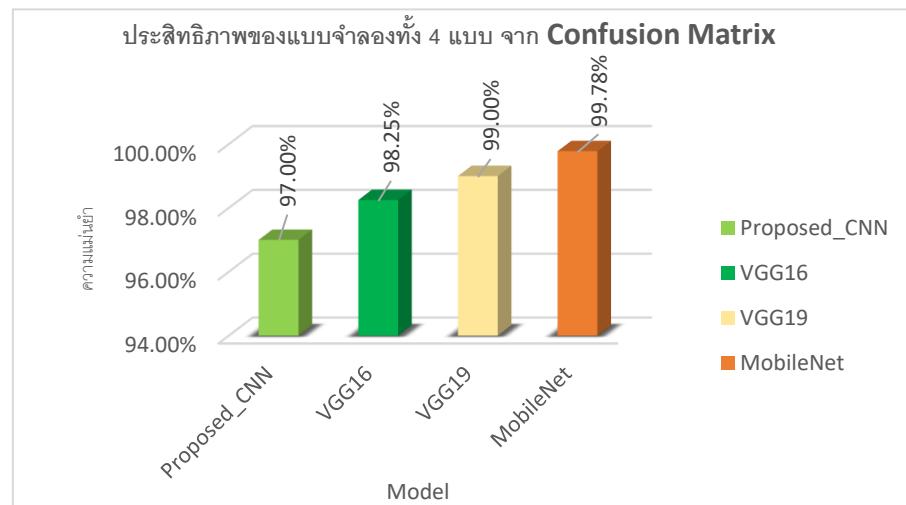
class	Classification Report			
	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
Piper Lolot	1.00	1.00	1.00	100%
Andrographis paniculata	1.00	1.00	1.00	100%
Ocimum basilicum Linn	1.00	1.00	1.00	100%
Citrus aurantifolia	1.00	1.00	1.00	100%
Citrus aurantifolia	1.00	0.97	0.99	98.66%
Kaffir lime	1.00	1.00	1.00	100%
Piper betle	0.98	1.00	0.99	99.00%
Chromolaena odorata	1.00	1.00	1.00	100%
Melissa officinalis	1.00	1.00	1.00	100%
Tiliacora triandra	1.00	1.00	1.00	100%

การเปรียบเทียบกับการประเมินประสิทธิภาพจากสมการทั้ง 4 สูตรได้แก่ Precision, Recall, F1-Score และ Accuracy ใน 4 Class ได้ผลจากการนำแบบจำลอง MobileNet มาทดสอบกับ Unknow Dataset พบร้า MobileNet มีค่า Precision, Recall, F1-score และ Accuracy ดีที่สุด

จาก Confusion Matrix จะได้ผล Predicted ของแบบจำลอง 4 แบบกับชุดข้อมูล คือ ชุดข้อมูลที่ถูก แยก (Training dataset = 80%, Test dataset = 20%) แบบจำลอง MobileNet จะให้ค่าความแม่นยำสูงสุดเป็น 99.78% แบบจำลอง VGG16t จะให้ค่าความแม่นยำสูงสุดเป็น 98.25% แบบจำลอง VGG19 จะให้ค่าความแม่นยำสูงสุดเป็น 99.00% แบบจำลอง CNN จะให้ค่าความแม่นยำสูงสุดเป็น 97.00% จากผลการทดลองพบว่าทั้ง 4 แบบจำลองเมื่อให้จำนวนชุดข้อมูลที่นำไปเรียนรู้แบบจำลองลดลงจะส่งผลให้ประสิทธิภาพของแบบจำลอง VGG19 และ MobileNet ดีขึ้น กล่าวคือค่าความแม่นยำเพิ่มสูงขึ้นกับแบบจำลอง 2 แบบ

ตารางที่ 4-18 ประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 4 แบบ จาก Confusion Matrix

แบบจำลอง	Predicted
Proposed_CNN	97.00%
VGG16	98.25%
VGG19	99.00%
MobileNet	99.78%



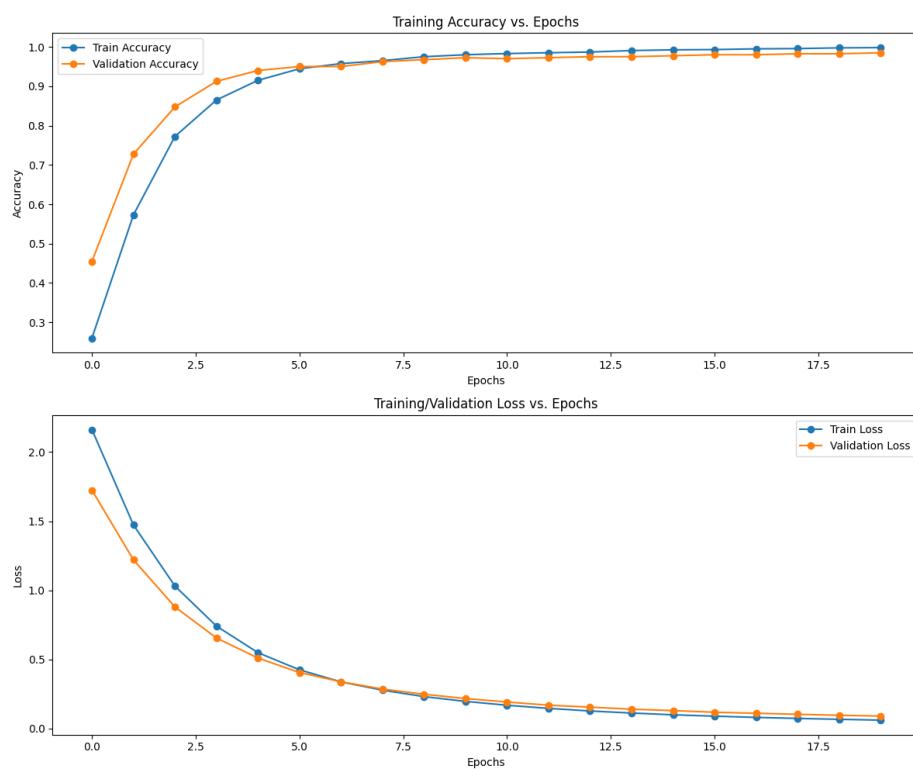
ภาพที่ 4-45 แผนภูมิประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 4 แบบ จาก Confusion Matrix

#### 4.5 วิเคราะห์ผลการทดลอง

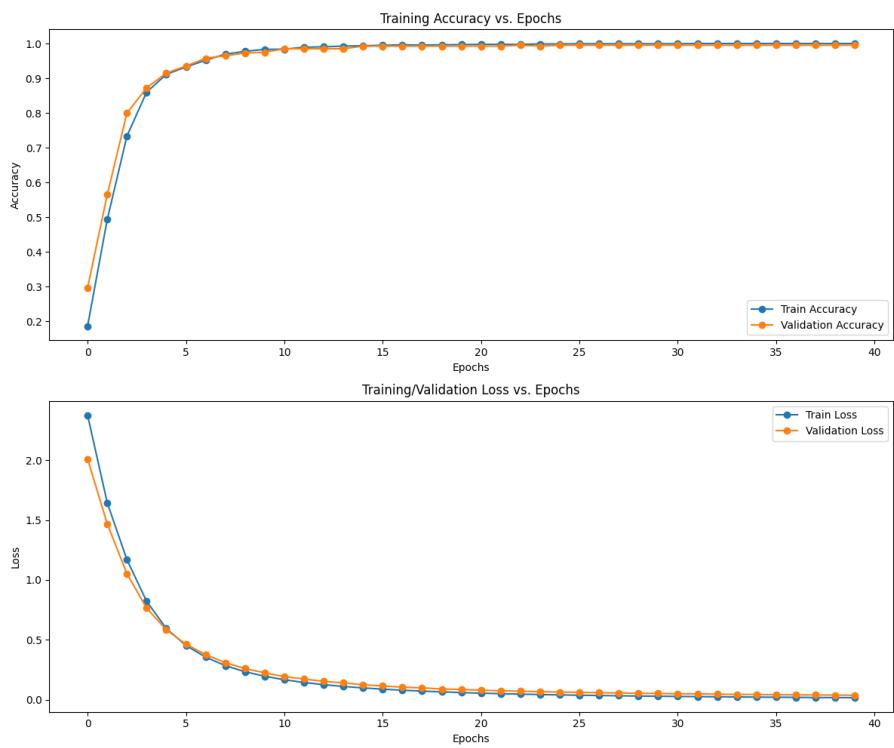
4.5.1 นำแบบจำลอง MobileNet มาเปรียบเทียบ epoch โดยนำแบบจำลอง MobileNet (Training dataset = 80%, Test dataset = 20%) มาทดสอบอีกครั้งเพื่อที่ทำการเปรียบเทียบ epoch จำนวน 20, 40, 60, 80, 100 และ 120 รอบตามลำดับ

ตารางที่ 4-19 ตารางเปรียบเทียบ epoch ของแบบจำลอง MobileNet

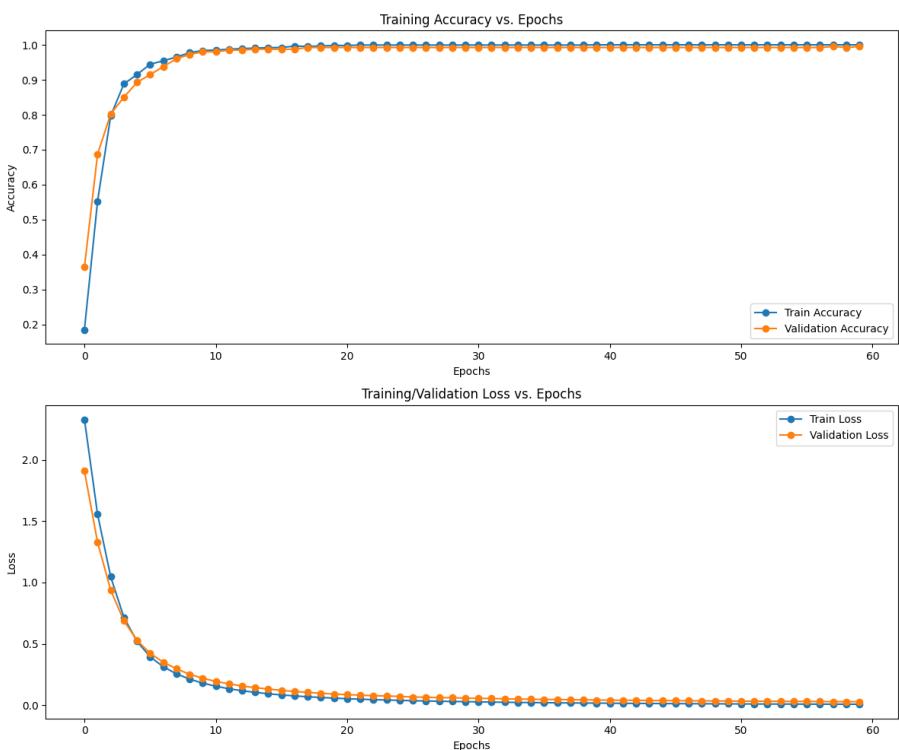
	epoch	ความแม่นยำ	การสูญเสีย
MobileNet	20	99.68%	0.0894
	40	100%	0.0366
	60	100%	0.0282
	80	100%	0.0190
	100	100%	0.0136
	120	100%	0.0093



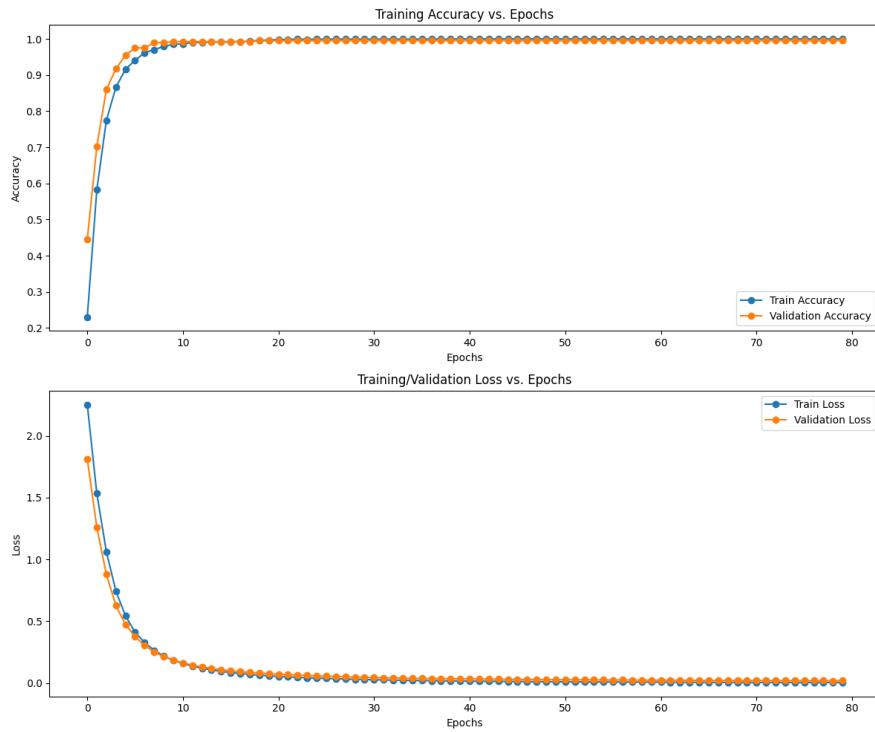
ภาพที่ 4-46 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 20 รอบ



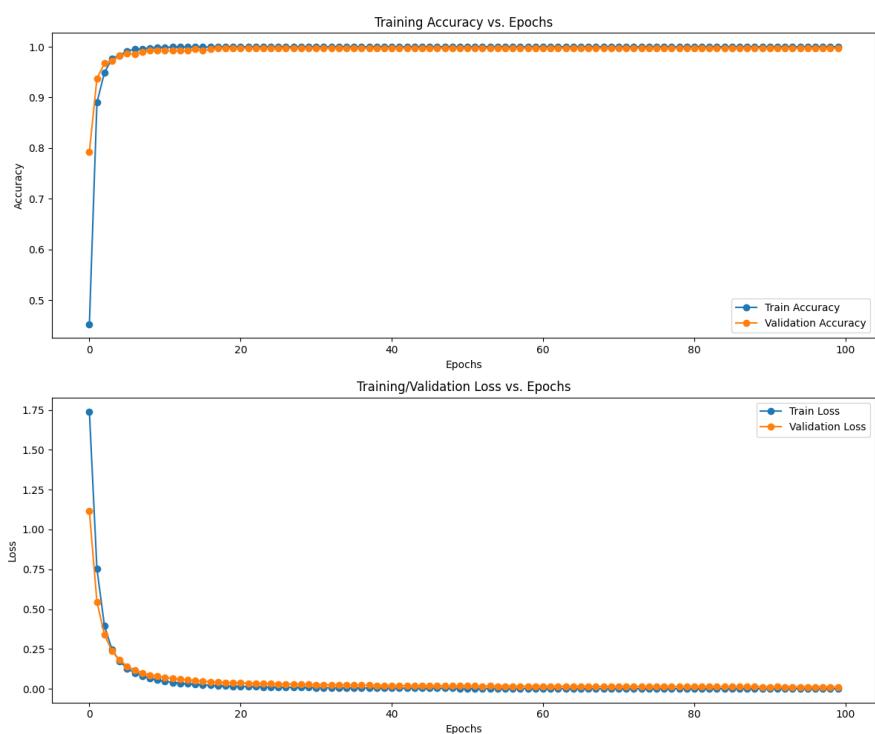
ภาพที่ 4-47 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 40 รอบ



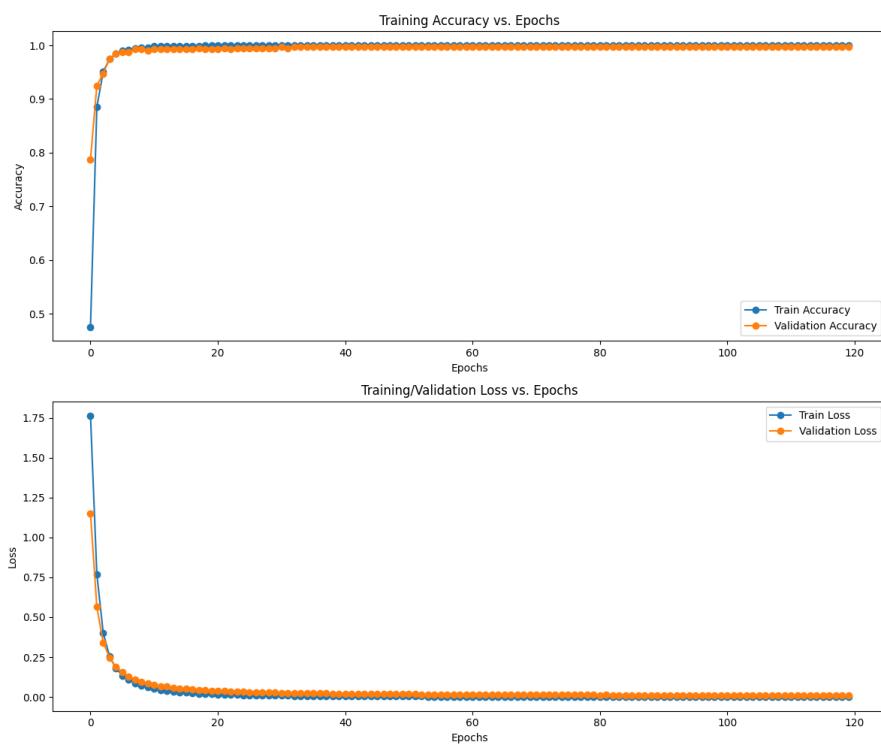
ภาพที่ 4-48 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 60 รอบ



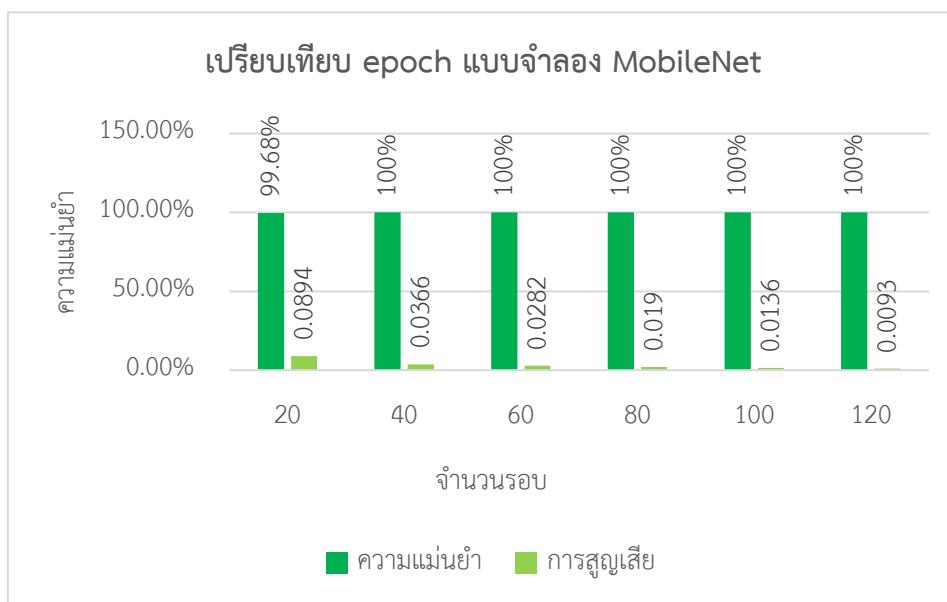
ภาพที่ 4-49 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 80 รอบ



ภาพที่ 4-50 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 100 รอบ



ภาพที่ 4-51 กราฟการเรียนรู้ MobileNet ที่มี epoch จำนวน 120 รอบ

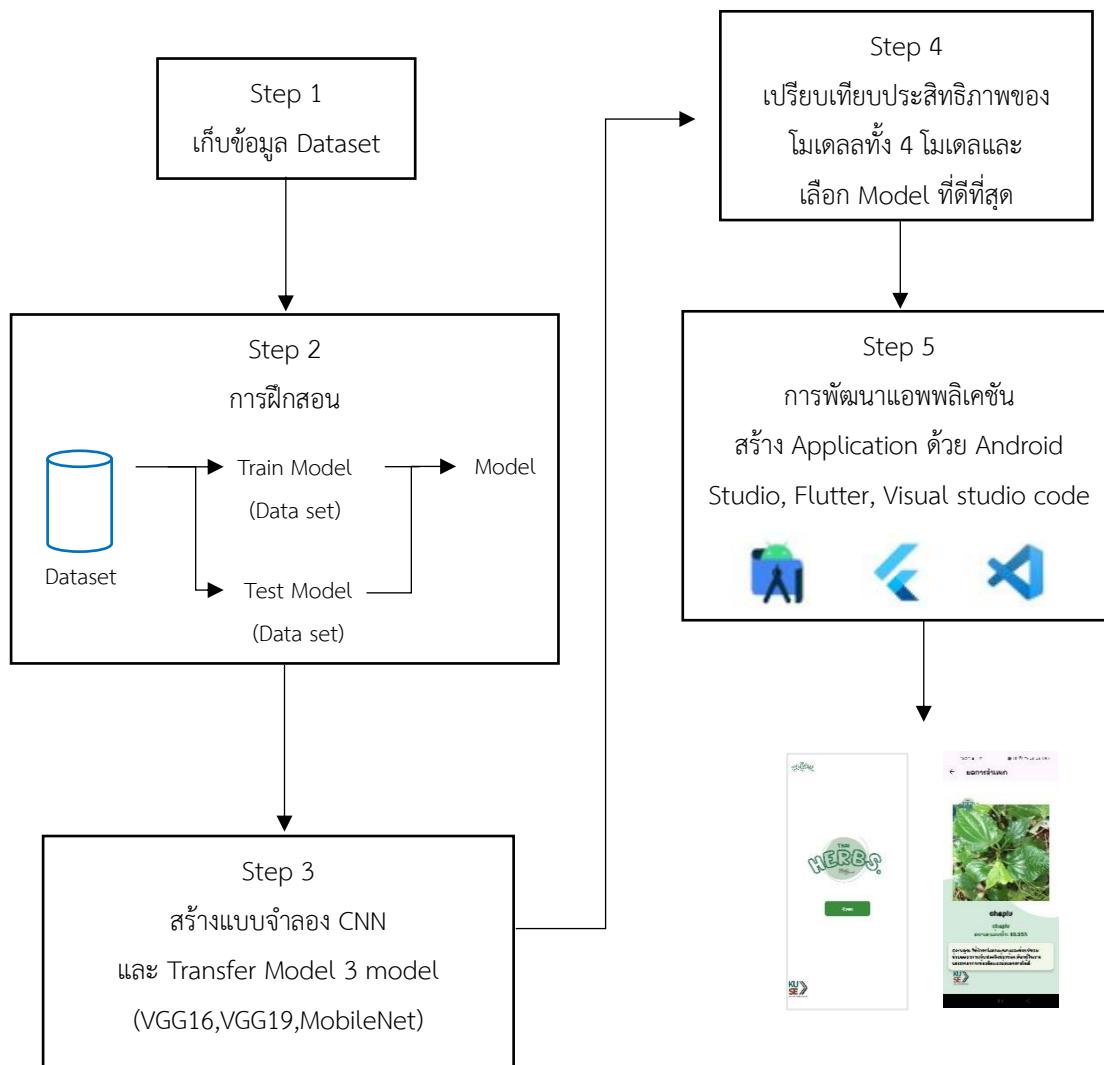


ภาพที่ 4-52 แผนภูมิสรุป epoch ของแบบจำลอง MobileNet

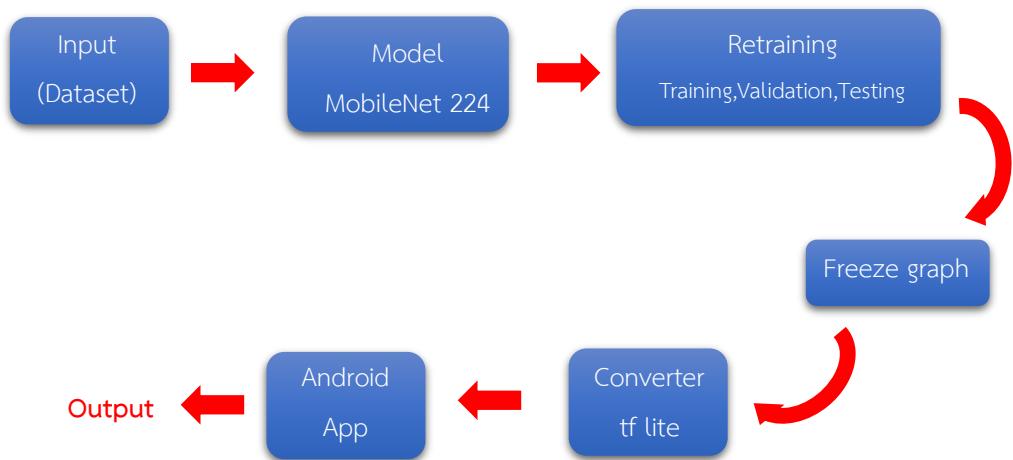
จากแผนภูมิสรุป epoch จะเห็นได้ว่าจำนวน 20 รอบ จะมีค่า ความแม่นยำ 99.68% และ การสูญเสีย 0.0894 จำนวน 40 รอบ จะมีค่าความแม่นยำ 100% และการสูญเสีย 0.0366 จำนวน 60 รอบ มีความแม่นยำ 100% และการสูญเสีย 0.0282 จำนวน 80 รอบ จะมีค่าความแม่นยำ 100% และการสูญเสีย 0.0190 และจำนวน 100 รอบ จะมีค่าความแม่นยำ 100% และการสูญเสีย 0.0136 จะเห็นได้ว่าความแม่นยำที่ดีที่สุดและการสูญเสียน้อยที่สุด คือ จำนวน 100 รอบ

ดังนั้นในการวิจัยนี้ผู้วิจัยจึงทำการเรียนรู้ให้กับทุกแบบจำลองอยู่ที่ epoch จำนวน 100 รอบ เพื่อที่จะได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองมีประสิทธิภาพสูงสุด

#### 4.6 การสร้างแอปพลิเคชัน



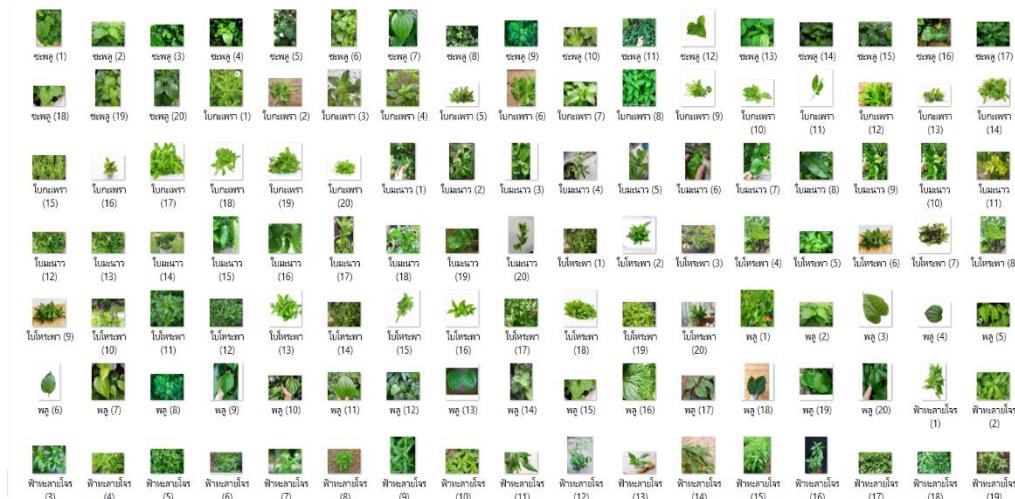
ภาพที่ 4-53 ขั้นตอนการดำเนินงานสร้างแอปพลิเคชัน



ภาพที่ 4-54 แผนการทำงานการสร้างแอปพลิเคชัน

จากผลการทดลอง และการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 4 โครงการสร้างกับชุดข้อมูล จะได้ว่า แบบจำลอง MobileNet มีความแม่นยำสูงสุด ดังนั้นในการสร้างแอปพลิเคชันระบบจำแนกสมุนไพร แบบจำลองที่เลือก จะเป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดก็คือ MobileNet สามารถนำแบบจำลองมาปรับใช้กับโปรเจคได้และสามารถนำไปใช้งานในระบบ Android โดยขั้นตอนการสร้างและผลของการสร้างแอปพลิเคชันสามารถดูได้ที่ ภาคผนวก ก

4.6.1 ผลการทดลองของแอปพลิเคชันกับชุดข้อมูลที่ไม่ได้ใช้ในการเรียนรู้ ชุดข้อมูล unknown การทดสอบความแม่นยำของแอปพลิเคชัน กับชุดข้อมูลสมุนไพร 10 ชนิด โดยชุดข้อมูล ที่นำมาทดสอบ เป็นชุดข้อมูลที่ไม่ได้ใช้ในการเรียนรู้ของโครงการข่ายประสานเที่ยมคอนโวโลชัน มีชุด ข้อมูลทดสอบชนิดละ 20 ภาพ รวมทั้งหมด 200 ภาพ



ภาพที่ 4-55 ภาพชุดข้อมูล unknown

ตารางที่ 4-20 ผลการทดลองของแอปพลิเคชันกับชุดข้อมูล unknown

ชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ	จำนวน
Piper Lolot	20
Andrographis paniculata	20
Ocimum basilicum Linn	20
Ocimum sanctum	20
Citrus aurantifolia	20
Kaffir lime	20
Piper betle	20
Chromolaena odorata	20
Melissa officinalis	20
Tiliacora triandra	20
รวม	200

จากผลการทดลอง พบร่วม ผลการทดสอบความแม่นยำของแอปพลิเคชัน ระบบ จำแนกสมุนไพรกับชุดข้อมูลที่ไม่ได้ใช้ในการเรียนรู้ ชุดข้อมูล unknown โดย มีภาพการจำแนกสมุนไพรด้วยแอปพลิเคชันที่ ภาคผนวก ฯ

ตารางที่ 4-21 ผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล VGG16 กับชุดข้อมูล unknown

ชุดข้อมูลการทดสอบ	แบบจำลอง	ไฟล์โมเดล	ความแม่นยำ
รอบที่ 1	VGG16	TensorFlow lite .tflite)	93%
รอบที่ 2	VGG16	TensorFlow lite .tflite)	92%
รอบที่ 3	VGG16	TensorFlow lite .tflite)	90%
ค่าเฉลี่ย	VGG16	TensorFlow lite .tflite)	92%

สรุปผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล VGG16 กับชุดข้อมูล unknown: ผลการทดสอบ: รอบที่ 1: ความแม่นยำ 93% รอบที่ 2: ความแม่นยำ 92% รอบที่ 3: ความแม่นยำ 92% ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ: 92% จากการทดสอบ โมเดล VGG19 มีความแม่นยำสูงโดยเฉลี่ยอยู่ที่ 92%

ตารางที่ 4-22 ผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล VGG19 กับชุดข้อมูล unknown

ชุดข้อมูลการทดสอบ	แบบจำลอง	ไฟล์โมเดล	ความแม่นยำ
รอบที่ 1	VGG19	TensorFlow lite (.tflite)	96%
รอบที่ 2	VGG19	TensorFlow lite (.tflite)	95%
รอบที่ 3	VGG19	TensorFlow lite (.tflite)	93%
ค่าเฉลี่ย	VGG19	TensorFlow lite (.tflite)	95%

สรุปผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล VGG19 กับชุดข้อมูล unknown: ผลการทดสอบ: รอบที่ 1: ความแม่นยำ 96% รอบที่ 2: ความแม่นยำ 95% รอบที่ 3: ความแม่นยำ 93% ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ: 95% จากการทดสอบ โมเดล VGG19 มีความแม่นยำสูงโดยเฉลี่ยอยู่ที่ 95%

ตารางที่ 4-23 ผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล MobileNet กับชุดข้อมูล unknown

ชุดข้อมูลการทดสอบ	แบบจำลอง	ไฟล์โมเดล	ความแม่นยำ
รอบที่ 1	MobileNet	TensorFlow lite (.tflite)	98%
รอบที่ 2	MobileNet	TensorFlow lite (.tflite)	97%
รอบที่ 3	MobileNet	TensorFlow lite (.tflite)	97%
ค่าเฉลี่ย	MobileNet	TensorFlow lite (.tflite)	97%

สรุปผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล MobileNet กับชุดข้อมูล unknown: ผลการทดสอบ: รอบที่ 1: ความแม่นยำ 98% รอบที่ 2: ความแม่นยำ 97% รอบที่ 3: ความแม่นยำ 97% ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ: 97% จากการทดสอบ โมเดล MobileNet มีความแม่นยำสูงโดยเฉลี่ยอยู่ที่ 97%

ตารางที่ 4-24 ผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล CNN ออกแบบเอง กับชุดข้อมูล unknown

ชุดข้อมูลการทดสอบ	แบบจำลอง	ไฟล์โมเดล	ความแม่นยำ
รอบที่ 1	CNN	TensorFlow lite (.tflite)	72%
รอบที่ 2	CNN	TensorFlow lite (.tflite)	72%
รอบที่ 3	CNN	TensorFlow lite (.tflite)	73%
ค่าเฉลี่ย	CNN	TensorFlow lite (.tflite)	72%

สรุปผลการทดสอบแอปพลิเคชันของโมเดล CNN ออกแบบเอง กับชุดข้อมูล unknown: ผลการทดสอบ: รอบที่ 1: ความแม่นยำ 72% รอบที่ 2: ความแม่นยำ 72% รอบที่ 3: ความแม่นยำ 73% ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ: 72% จากการทดสอบ โมเดล CNN ออกแบบเอง มีความแม่นยำสูงโดยเฉลี่ยอยู่ที่ 72%

ตารางที่ 4-25 ประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 4 แบบ กับชุดข้อมูลและไฟล์โมเดล

ชุดข้อมูลการทดสอบ	แบบจำลอง	ไฟล์โมเดล	ความแม่นยำ
ชุดข้อมูล unknown	CNN ออกแบบเอง	TensorFlow lite (.tflite)	72%
ชุดข้อมูล unknown	VGG19	TensorFlow lite (.tflite)	95%
ชุดข้อมูล unknown	VGG16	TensorFlow lite (.tflite)	92%
ชุดข้อมูล unknown	MobileNet	TensorFlow lite (.tflite)	97%

ในการทดสอบแบบจำลองหลายประเภทนั้นชุดข้อมูล unknown เราได้ทำการเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลองที่สร้างขึ้นในรูปแบบไฟล์ TensorFlow Lite (.tflite) ซึ่งใช้สำหรับการพัฒนาแอปพลิเคชันบนอุปกรณ์มือถือหรืออุปกรณ์ที่มีข้อจำกัดด้านการประมวลผล ผลการทดสอบแสดงให้เห็นความแม่นยำของแต่ละแบบจำลองดังนี้: CNN (Convolutional Neural Network):

โมเดลนี้ให้ผลการทดสอบด้วยความแม่นยำที่ 72.00% แม้ว่า CNN จะเป็นโมเดลพื้นฐานที่มีประสิทธิภาพในการประมวลผลภาพและการจัดหมวดหมู่ข้อมูล แต่ในกรณีนี้ผลลัพธ์ไม่สูงนักเมื่อเปรียบเทียบกับโมเดลอื่น ๆ VGG19 (Visual Geometry Group 19): โมเดล VGG19 ให้ความแม่นยำสูงถึง 95.00% ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีมากในการจำแนกข้อมูลที่ทดสอบ โมเดลนี้ประกอบด้วยเลเยอร์จำนวนมาก ทำให้การเรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อนมีประสิทธิภาพสูง แต่มีข้อเสียคือขนาดไฟล์โมเดลที่ใหญ่และต้องการพลังการประมวลผลที่สูง VGG16 (Visual Geometry Group 16): ผลการทดสอบของโมเดล VGG16 ได้ความแม่นยำ 92.00% ซึ่งใกล้เคียงกับ VGG19 แต่ยังคงมีขนาดไฟล์โมเดลที่ใหญ่ และยังต้องใช้พลังการประมวลผลที่มาก MobileNet: โมเดล MobileNet ให้ผลการทดสอบด้วยความแม่นยำสูงสุดที่ 97.00% โดยมีความแม่นยำสูงกว่าโมเดลอื่น ๆ ในกลุ่มทดลอง แม้ว่าจะเป็นโมเดลที่ออกแบบมาให้เหมาะสมกับอุปกรณ์ที่มีข้อจำกัดด้านทรัพยากร เช่นสมาร์ทโฟน โมเดลนี้ยังคงประสิทธิภาพการทำงานที่ยอดเยี่ยม โดยมีการลดความซับซ้อนและจำนวนพารามิเตอร์ เพื่อให้การประมวลผลทำได้รวดเร็วและมีประสิทธิภาพในอุปกรณ์ที่มีพลังการประมวลผลต่ำ และการเลือกใช้ MobileNet จะช่วยให้แอปพลิเคชันที่พัฒนาสามารถทำงานได้รวดเร็วและมีประสิทธิภาพบนอุปกรณ์พกพา ในขณะที่ยังคงรักษาความแม่นยำในการประมวลผล

## บทที่ 5

### สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 สรุปผลการทดลอง

โครงการระบบจำแนกสมุนไพรด้วยเทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียม convolutional neural network (CNN) ได้มีการปรับโครงสร้างให้เหมาะสมกับชุดข้อมูลการจำแนกสมุนไพร โดยดำเนินการตามขوبเขตตังนี้:

- ทำการเปรียบเทียบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม convolutional neural network จำนวน 4 แบบ ได้แก่ VGG16, VGG19, MobileNet และ CNN ที่ออกแบบเอง
- แบบจำลอง CNN ได้รับการฝึกฝนและทดสอบกับชุดข้อมูลรูปภาพที่ประกอบด้วยสมุนไพรไทยจำนวน 10 ชนิด ได้แก่ ใบชา แพลงก์ ใบพื้นที่ ใบมะกรูด ใบมะนาว ใบพลู ใบสาบเสือ ใบสะระแหน่ ใบย่านาง ใบโภ祠พ และใบกะเพรา
- ทำการเพิ่มจำนวนข้อมูลด้วยเทคนิค Data Augmentation เพื่อเพิ่มความหลากหลายของชุดข้อมูล โดยใช้วิธีการต่างๆ ได้แก่ การปรับขนาด (Zoom) ในแบบจำลอง VGG16, VGG19 และ การปรับขนาด (Zoom, Shear, Width shift) ในแบบจำลอง CNN ที่ออกแบบเอง
- เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง VGG16, VGG19, MobileNet และ CNN เพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด
- พัฒนาแอปพลิเคชันสำหรับการจำแนกสมุนไพรโดยใช้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุด

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า VGG19 และ MobileNet มีประสิทธิภาพที่ดีขึ้นเมื่อใช้กับชุดข้อมูลที่แบ่งไว้ โดยผู้วิจัยเลือกใช้แบบจำลอง MobileNet สำหรับการพัฒนาแอปพลิเคชัน เนื่องจากสามารถปรับเปลี่ยนตัวกรองและพารามิเตอร์อื่นๆ เพื่อให้ได้ผลการทดลองที่ดีที่สุด โดยให้ค่าความแม่นยำสูงสุดที่ 91% สำหรับชุดข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน (unknown data) และ 98.50% สำหรับชุดข้อมูลที่มีจำนวน 200 ภาพ (20 ภาพต่อคลาส 10 คลาส)

เมื่อทำการแปลงโมเดล MobileNet ไปเป็น TensorFlow Lite เพื่อให้มีขนาดเล็กลงและทำงานได้รวดเร็วขึ้น ค่าความแม่นยำลดลงเล็กน้อย แต่ยังสามารถนำไปพัฒนาแอปพลิเคชันได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ประสิทธิภาพ โดยยังคงค่าความแม่นยำสูงสุดที่ 98.50% ซึ่งแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของแบบจำลอง MobileNet ในการจำแนกสมุนไพร

ประโยชน์ที่ได้รับจากการใช้แบบจำลองนี้คือช่วยให้ผู้ใช้สามารถเรียนรู้และทำความเข้าใจเกี่ยวกับสมุนไพรและสรรพคุณของสมุนไพรแต่ละชนิดได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น

## 5.2 อภิปรายผลและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเผยแพร่ความรู้เกี่ยวกับพืชสมุนไพรแก่บุคคลที่ขาดความรู้ดังกล่าวหรือผู้ที่สนใจศึกษาสมุนไพรที่คล้ายคลึงกัน เพื่อให้บุคคลเหล่านั้นสามารถจดจำและนำไปใช้ประโยชน์ได้อย่างถูกต้อง โครงการนี้เกี่ยวข้องกับการพัฒนาแอปพลิเคชันจำแนกประเภทสมุนไพรโดยใช้เครือข่ายประสาทแบบ Convolutional Neural Networks (CNN) ซึ่งเป็นเทคโนโลยีที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการจดจำภาพ การจำแนกประเภทภาพ และการตรวจจับวัตถุ ในการวิจัยนี้ ระบบจำแนกสมุนไพรใช้ชุดภาพใบไม้จากสมุนไพร 10 ชนิด ได้แก่ ใบชะพลู ใบมะกรูด ใบมะนาว ใบชะพลู ใบเหระพา ใบกะเพรา ใบสาบเสือ ใบฟ้าทะลายโจร และใบย่านางรวม 2,400 รูป มีการเปรียบเทียบสถาปัตยกรรมเครือข่ายระบบประสาทที่แตกต่างกัน 4 แบบ คือ VGG16, VGG19, MobileNet และ CNN ที่พัฒนาขึ้นเอง เพื่อรับรู้โครงสร้างที่มีประสิทธิภาพที่สุดสำหรับการจำแนกประเภทสมุนไพร ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าสถาปัตยกรรม MobileNet ได้รับความแม่นยำสูงสุดคือ 99.78% VGG19 99.00% VGG16 98.25% ในขณะที่ CNN ที่พัฒนาขึ้นเองมีค่า ความแม่นยำน้อยที่สุด 97.00% แต่มี parameters น้อยที่สุดเพียง 427,178

จากการทดลองสามารถนำโมเดลที่ผู้วิจัยได้ปรับแต่งประยุกต์ใช้ในการพัฒนาเว็บไซต์หรือโมบายแอปพลิเคชันเพื่อจำแนกใบสมุนไพรได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยแบบจำลอง MobileNet พบว่าให้ค่าความแม่นยำกับชุดข้อมูล unknown สูงสุด เป็น 97% จากการทดลองของแอปพลิเคชันสำหรับการวิจัยครั้งต่อไปควรเพิ่มจำนวนชุดข้อมูลรูปภาพ และจำนวนภาพ พร้อมทั้งนำภาพใบสมุนไพรไปปรับแต่งรูปแบบต่างๆเพิ่มขึ้น เช่น การหมุนรูปภาพ (Rotate) การปรับแต่งความชัด (Contrast) การเปลี่ยนสี (Recolor) การเบลอรูปภาพ (Blur) เป็นต้น ทั้งนี้เพื่อให้รูปภาพมีลักษณะแตกต่างกันออกໄປ และเพื่อทำให้โมเดลได้เกิดการเรียนรู้และจดจำรูปภาพในลักษณะต่าง ๆ ได้มากยิ่งขึ้น

## เอกสารอ้างอิง

- [1] ยาสมุนไพรไทย ปลดภัยเมื่อใช้ถูกหลัก [Online] Available : <https://www.gj.mahidol.ac.th/main/ttm/herb-right/> Accessed: Aug. 26,2023
- [2] ประเภทของสมุนไพร. Accessed: Aug. 26,2023. [Online] Available <https://www.chumpakpaew.go.th/fileupload/1396793029.pdf>
- [3] “การเรียนรู้เชิงลึก,” วิกิพีเดีย. May 22, 2022. Accessed: Aug. 26,2023. [Online]. Available: <https://th.wikipedia.org/w/index.php>
- [4] “07.ทฤษฎี และระบบงานที่เกี่ยวข้อง.pdf.” Accessed: Aug. 26, 2023. [Online]. Available: <http://digital.csmsu.net:8080/library/bitstream/123456789/175/7/07>.
- [5] การประมวลผลภาพเบื้องต้น. Accessed: Aug. 26, 2023. [Online]. บทความนี้เหมาะสมสำหรับบุคคลทั่วไป... | by Ponnipa Oum | Super AI Engineer | Medium
- [6] “Pichada\_Saichua65.pdf.” Accessed: Oct. 09, 2023. [Online]. Available: [https://khoon.msu.ac.th/\\_dir/fulltext/2023/01/Pichada\\_Saichua65.pdf?fbclid=IwAR0rqVWqgiQSujBqT2LZ3BHG1EyeTlsjE0aZM40rKbMPYyf8HMQvHd5xUDIP](https://khoon.msu.ac.th/_dir/fulltext/2023/01/Pichada_Saichua65.pdf?fbclid=IwAR0rqVWqgiQSujBqT2LZ3BHG1EyeTlsjE0aZM40rKbMPYyf8HMQvHd5xUDIP)
- [7] P. Tongpradit, “มาทำความรู้จัก Tensorflow - ราชเทวี, กรุงเทพฯ, ประเทศไทย,” Thai Programmer Association. Accessed: Aug. 26, 2023. [Online]. Available: <https://www.thaiprogrammer.org/2018/12/มาทำความรู้จัก-tensorflow/>
- [8] “TensorFlow Lite (TFLite) คืออะไร สอนแปลงโมเดล TensorFlow ใน Python ไปรันบนมือถือ Mobile, Android, iOS, อุปกรณ์ Edge, IoT Device, Raspberry Pi, Arduino, Embedded, Microcontroller - tflite ep.1,” BUA Labs. Accessed: Aug. 26, 2023. [Online]. Available: <https://www.bualabs.com/archives/3562/what-is-tensorflow-lite-tflite-how-to-convert-tensorflow-python-to-run-on-edge-device-raspberry-pi-jetson-nano-arduino-sparkfun-microcontroller-tflite-ep-1/>
- [9] Accessed: Aug. 26, 2023. [Online]วัดประสิทธิภาพของโมเดลด้วย Evaluation Metrics Part 1 | Medium
- [10] การจำแนกพันธุ์เมล็ดข้าวไทยด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลดูชัน Thai Rice Seed Variety Classification by Convolutional Neural Networks . Accessed: Sep. 05,2024. [https://kukrdb.lib.ku.ac.th/proceedings/PKPS/search\\_detail/dowload\\_digital\\_file/20015796/198588](https://kukrdb.lib.ku.ac.th/proceedings/PKPS/search_detail/dowload_digital_file/20015796/198588)

- [11] การจำแนกภาพใบสมุนไพรด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก : Accessed: Aug. 28,2024.  
<https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/JSTNSRU/article/view/248311>

ภาคผนวก

## ภาคผนวก ก

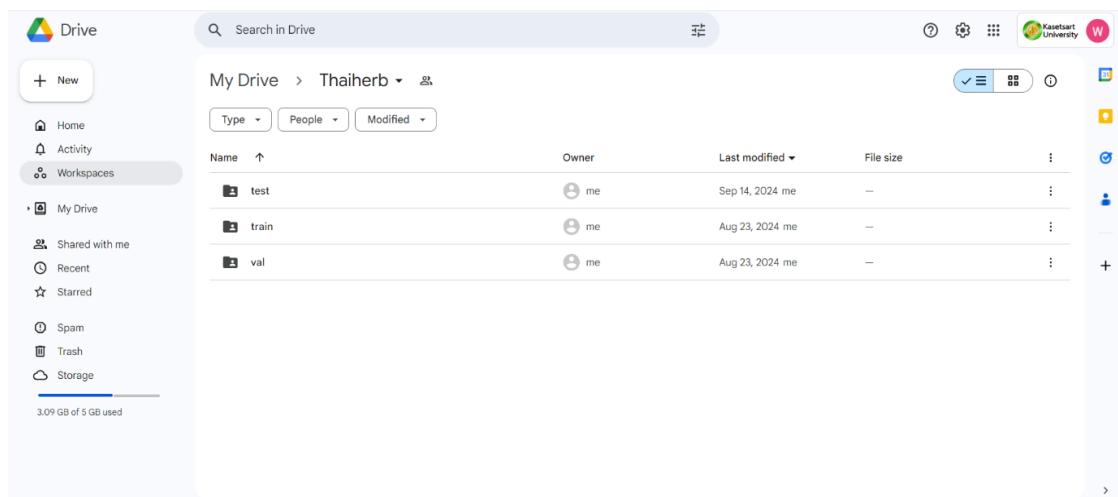
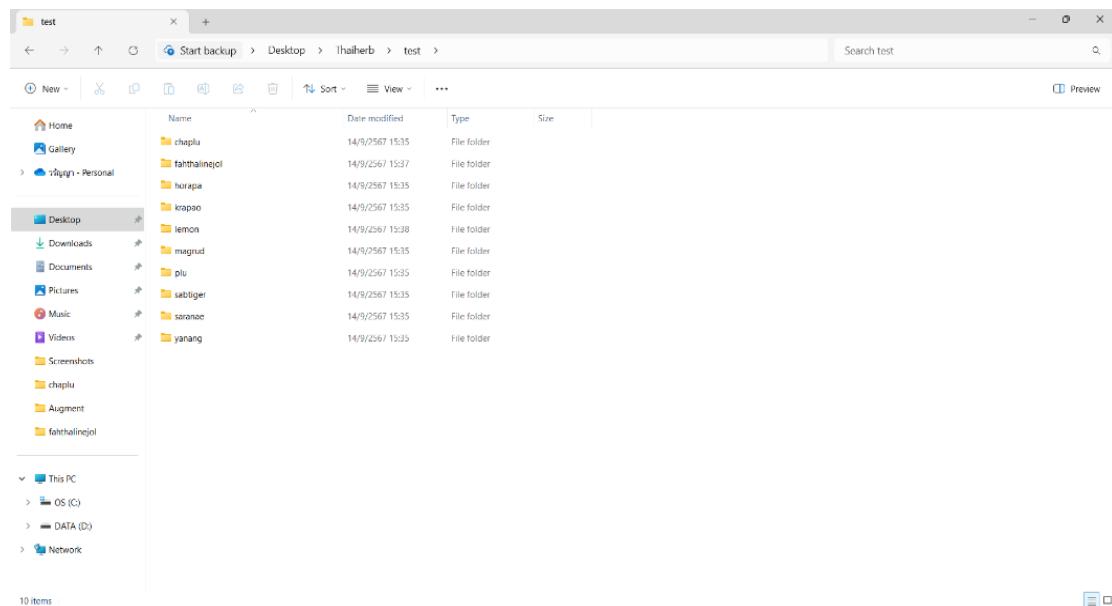
การสร้างแอปพลิเคชันระบบจำแนกสมุนไพร

## การสร้างแอปพลิเคชัน ระบบจำแนกสมุนไพร

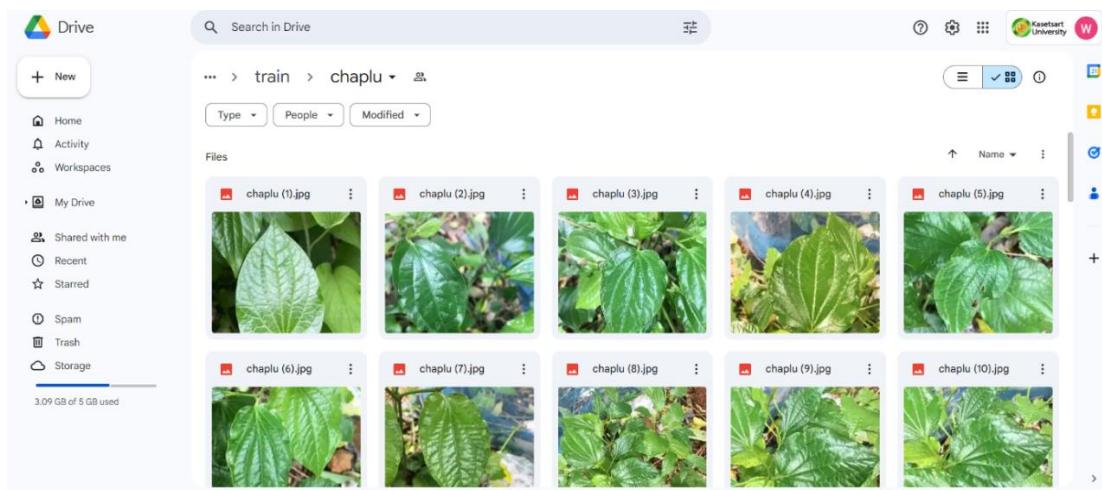
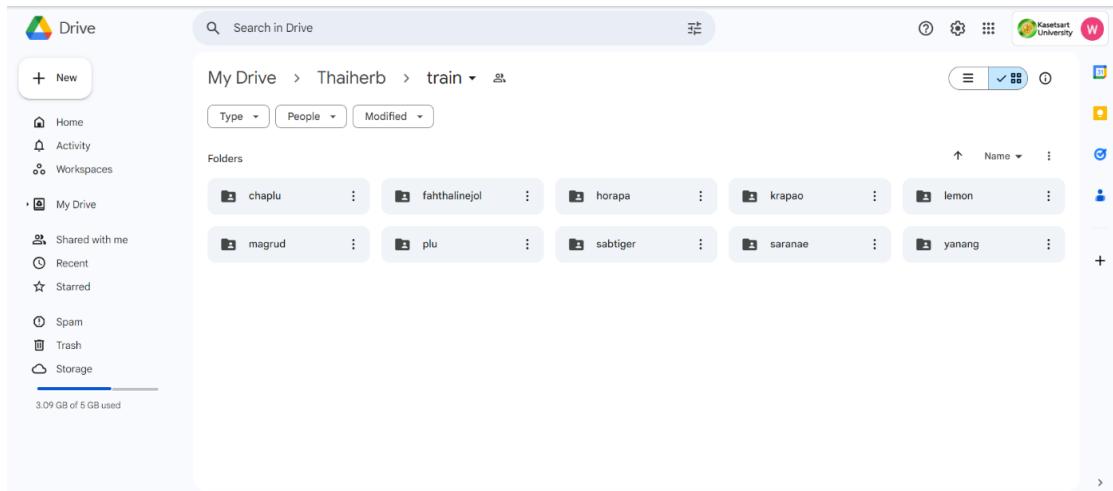
โมเดลที่ทำการเลือกและเป็น Model ที่ดีที่สุดคือ Model MobileNet สามารถนำมาปรับใช้กับโปรเจคนี้ได้และสามารถนำไปใช้กับงานในระบบ Android โดยจะมีทั้งหมด 2 ขั้นตอน

### ขั้นตอนที่ 1 : เตรียม Dataset

เตรียม Dataset ที่จะนำมาทำ Train Model โดยจะแบ่งคลาสออกจากกัน ในที่นี่มีจำนวน 10 คลาส ทำการแบ่ง Training และ Validation อัปโหลดขึ้น Google Drive

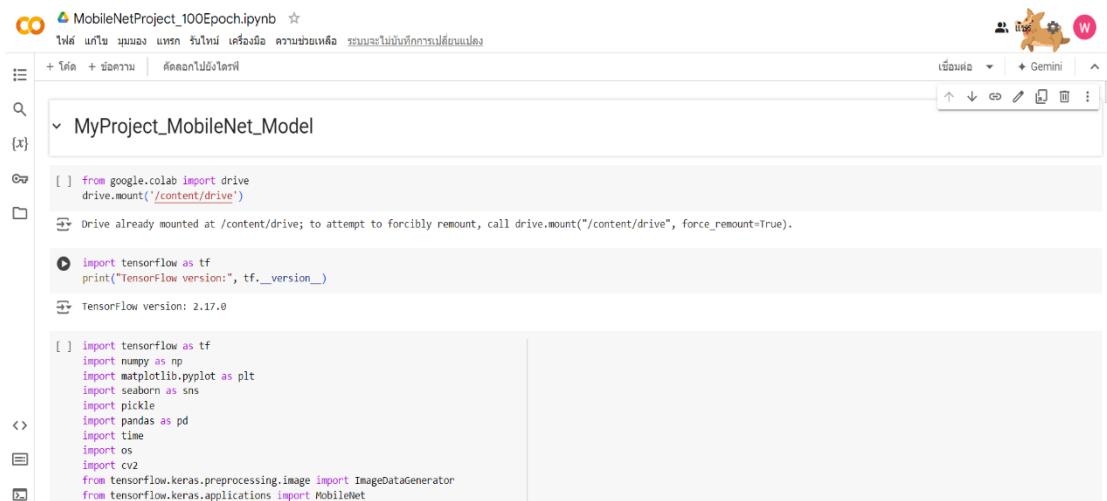


จากนั้นจะได้ Dataset ใน Google Drive



## ขั้นตอนที่ 2 : เตรียม Model ใน Google Colab

ทำสร้าง new notebook เพื่อทำการเตรียม model ใน Google Colab



```

MobileNetProject_100Epoch.ipynb ☆
ไฟล์ แก้ไข บันทึก รันในไฟล์ เรซีฟเมล ดาวน์โหลดเพิ่ม รายงานให้กับผู้ดูแลระบบ
+ โน๊ต + ช่องคำนวณ | ลักษณะป้องกันการปลอมแปลง
☰ 🔍 MyProject_MobileNet_Model {x}
⟳ [ ] from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call drive.mount("/content/drive", force_remount=True).

[ ] import tensorflow as tf
print("TensorFlow version:", tf.__version__)
TensorFlow version: 2.17.0

[ ] import tensorflow as tf
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import pickle
import pandas as pd
import time
import os
import cv2
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.applications import MobileNet

```

ทำการเตรียม Model ในที่นี้เลือกใช้ MobileNet และในภาพเป็นการ Setup Model สำหรับ Dataset ที่มีเตรียมไว้ ณ ข้างต้น ถ้าต้องการเปลี่ยน Dataset จะเป็นต้องเปลี่ยนการตั้งค่าของ Model ใหม่เพื่อให้สอดคล้องกับ Dataset ใหม่

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_layer_12 (InputLayer)	(None, 224, 224, 3)	0
mobilenet_1.00_224 (Functional)	(None, 7, 7, 1024)	3,228,864
global_average_pooling2d_4 (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1024)	0
dense_8 (Dense)	(None, 512)	524,800
dense_9 (Dense)	(None, 10)	5,130

ทำการ Train Model โดยจำนวนครั้งในการ Train ขึ้นอยู่กับการตั้งค่า Model โดยทำการ Train จนกว่าจะได้ค่าความถูกต้องตามที่ต้องการ

```

25/25 ━━━━━━━━━━━━━━━━ 677s 20s/step - accuracy: 0.2395 - loss: 2.2677 - val_accuracy: 0.7225 - val_loss: 1.2234
Epoch 2/100
25/25 ━━━━━━ 12s 388ms/step - accuracy: 0.8142 - loss: 0.9771 - val_accuracy: 0.9050 - val_loss: 0.6247
Epoch 3/100
25/25 ━━━━━━ 20s 363ms/step - accuracy: 0.9280 - loss: 0.4803 - val_accuracy: 0.9625 - val_loss: 0.3709
Epoch 4/100
25/25 ━━━━━━ 21s 369ms/step - accuracy: 0.9665 - loss: 0.2891 - val_accuracy: 0.9775 - val_loss: 0.2487
Epoch 5/100
25/25 ━━━━━━ 20s 376ms/step - accuracy: 0.9786 - loss: 0.2014 - val_accuracy: 0.9850 - val_loss: 0.1828
Epoch 6/100
25/25 ━━━━━━ 20s 361ms/step - accuracy: 0.9900 - loss: 0.1498 - val_accuracy: 0.9850 - val_loss: 0.1476
Epoch 7/100
25/25 ━━━━━━ 20s 375ms/step - accuracy: 0.9877 - loss: 0.1158 - val_accuracy: 0.9925 - val_loss: 0.1202
Epoch 8/100
25/25 ━━━━━━ 21s 350ms/step - accuracy: 0.9929 - loss: 0.0954 - val_accuracy: 0.9950 - val_loss: 0.1023
Epoch 9/100
25/25 ━━━━━━ 12s 400ms/step - accuracy: 0.9972 - loss: 0.0729 - val_accuracy: 0.9925 - val_loss: 0.0880
Epoch 10/100
25/25 ━━━━━━ 12s 383ms/step - accuracy: 0.9987 - loss: 0.0611 - val_accuracy: 0.9925 - val_loss: 0.0777
Epoch 11/100
25/25 ━━━━━━ 20s 372ms/step - accuracy: 0.9974 - loss: 0.0506 - val_accuracy: 0.9950 - val_loss: 0.0697
Epoch 12/100
25/25 ━━━━━━ 11s 337ms/step - accuracy: 0.9995 - loss: 0.0450 - val_accuracy: 0.9950 - val_loss: 0.0624
Epoch 13/100
25/25 ━━━━━━ 12s 373ms/step - accuracy: 0.9977 - loss: 0.0402 - val_accuracy: 0.9925 - val_loss: 0.0581
...

```

หลังจากได้ค่าความถูกต้องที่ต้องการแล้ว ให้ทำการ Save Model และแปลง Model ให้เป็นไฟล์ .tflite เพื่อนำไปอัปโหลด mobile ต่อไป

```

!mkdir saved_model
model.save('saved_model/MobileNet_lastest.h5')
model.save_weights('saved_model/MobileNet.weights.h5')

```

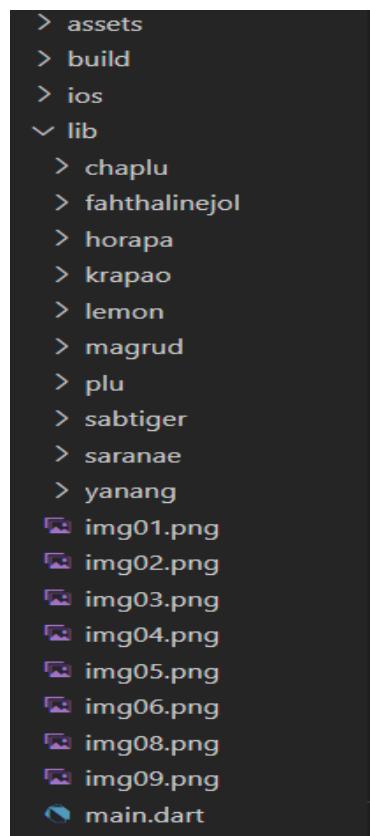
```

tflite_converter= tf.lite.TFLiteConverter.from_keras_model(model)
tflite_model = tflite_converter.convert()

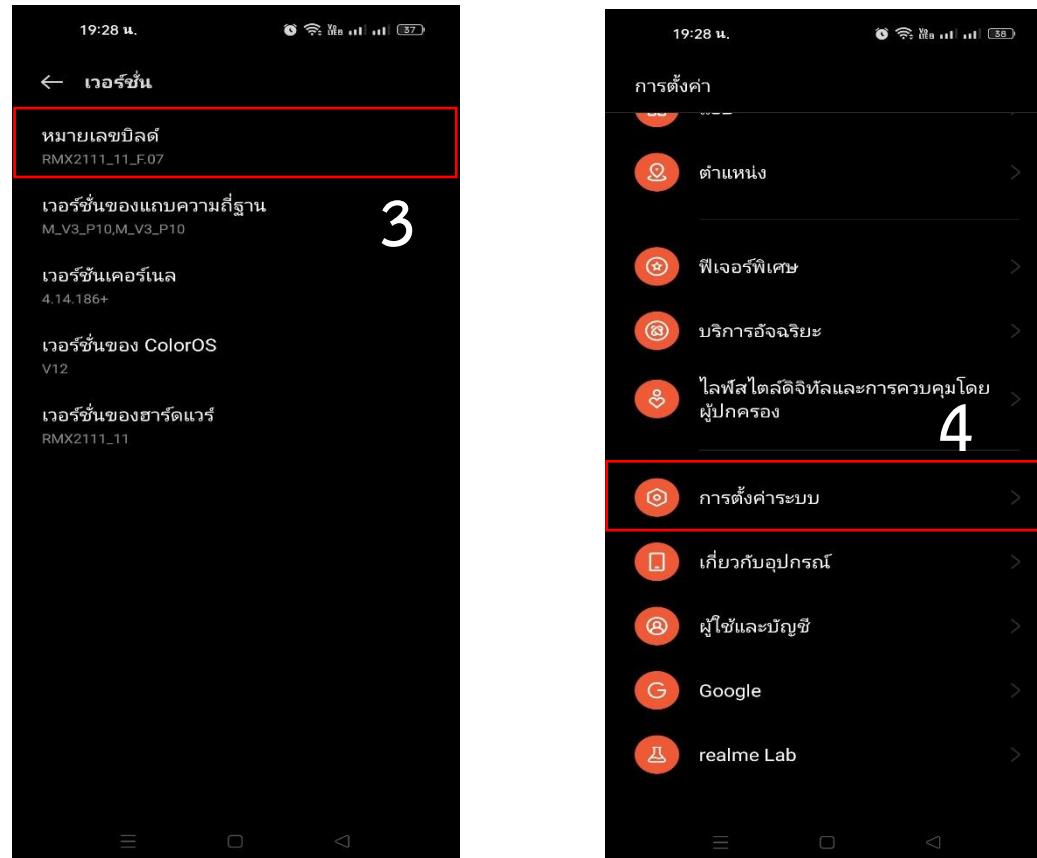
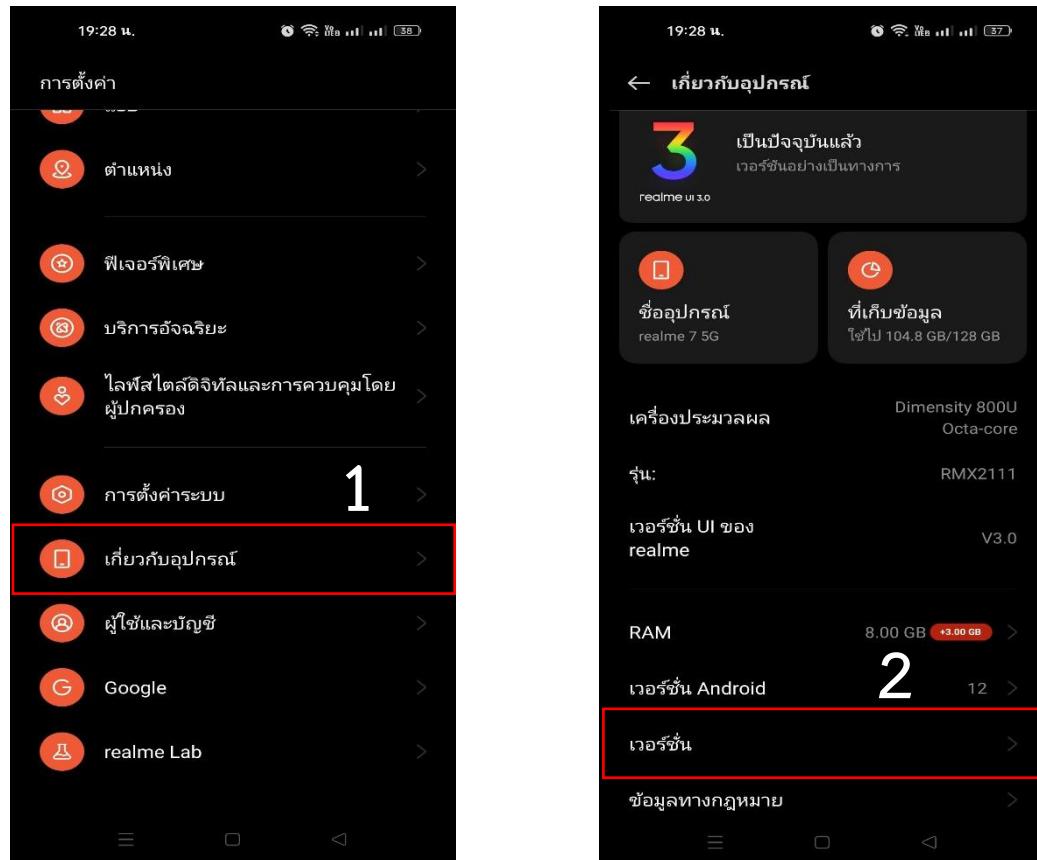
with open("Models.tflite","wb") as f:
    f.write(tflite_model)

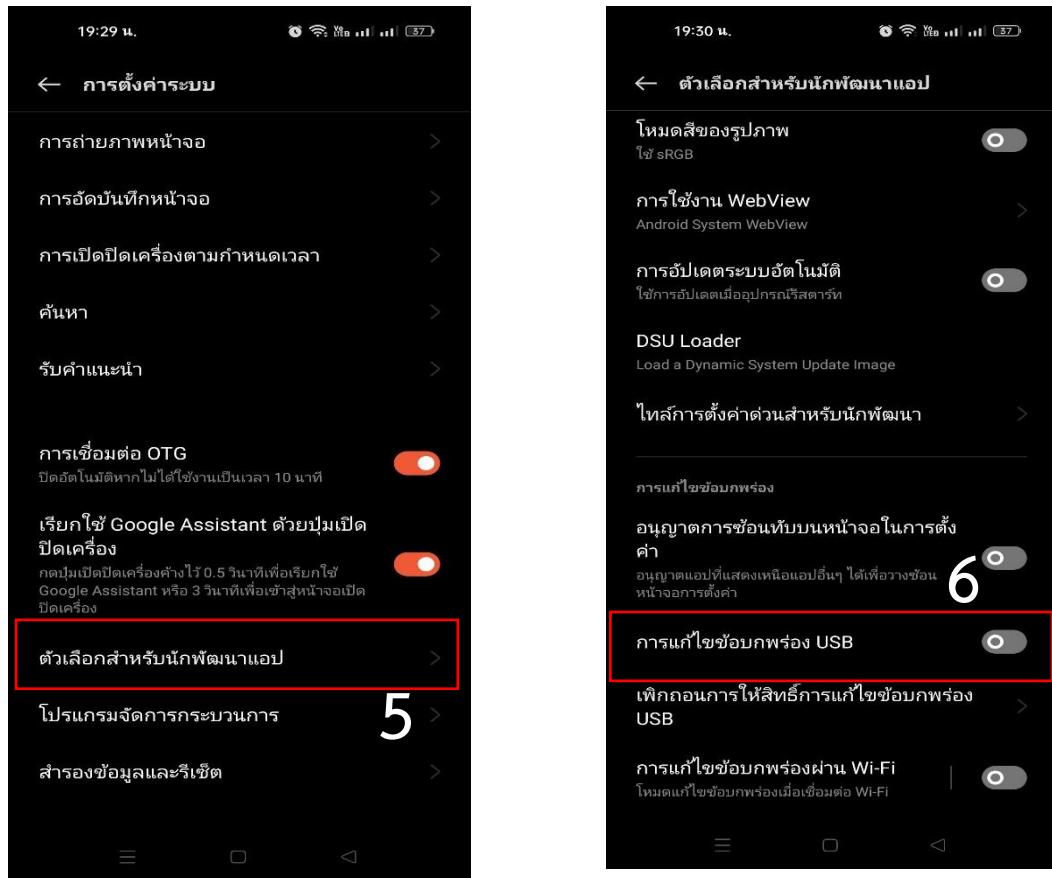
```

จากนั้นนำ model ที่ได้ไปในไฟล์ assets ในแอปพลิเคชัน ที่ทำการเตรียมไว้แล้ว จากนั้นทำการอัป model ลง mobile ต่อไป



โดยโทรศัพท์จำเป็นจะต้องเปิดเป็นการแก้ไขข้อบกพร่อง USB ในโหมดผู้พัฒนา ก่อนทำการอัปโหลดไฟล์

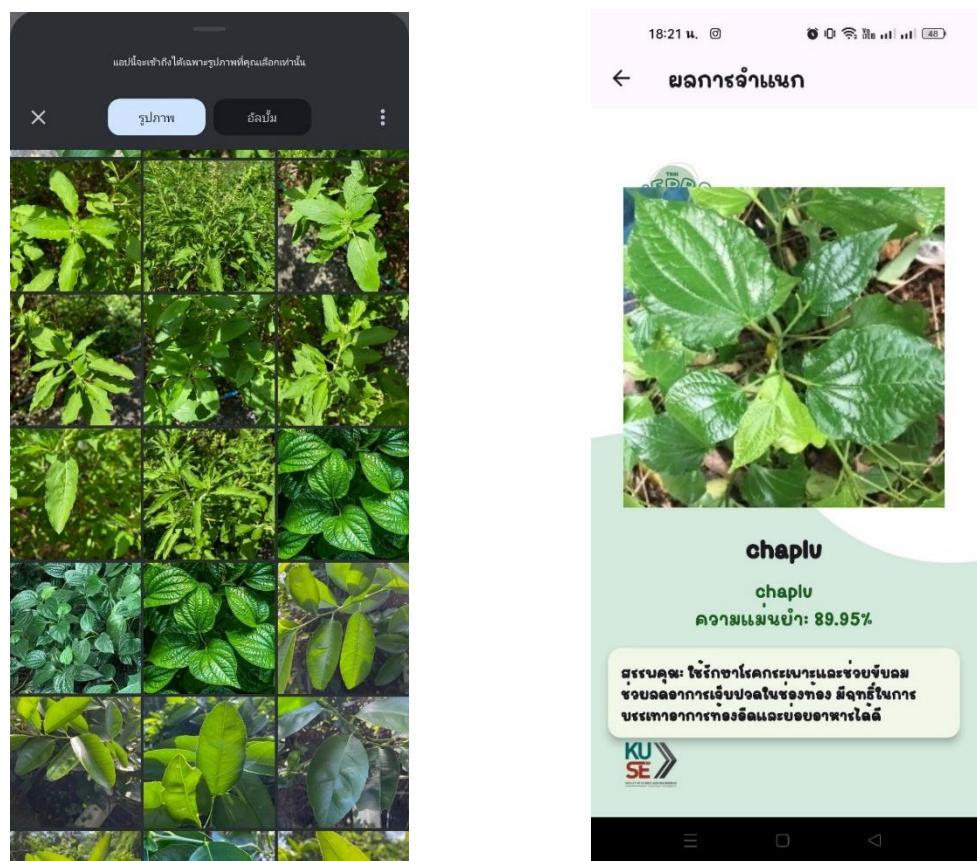
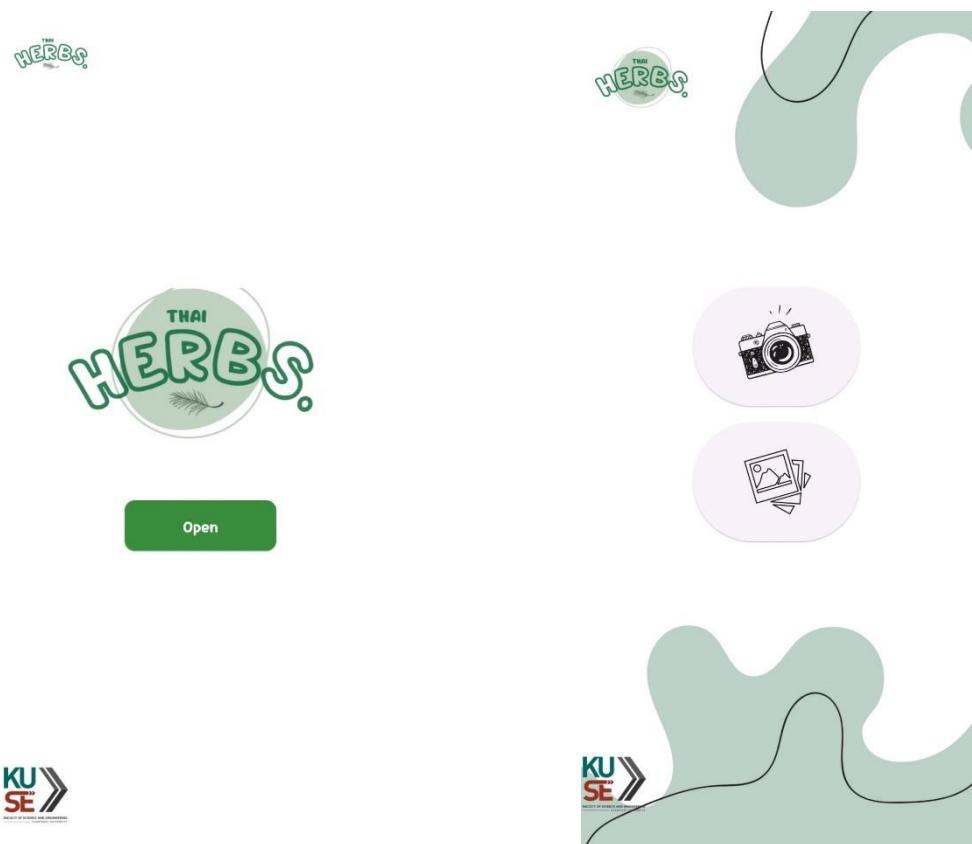




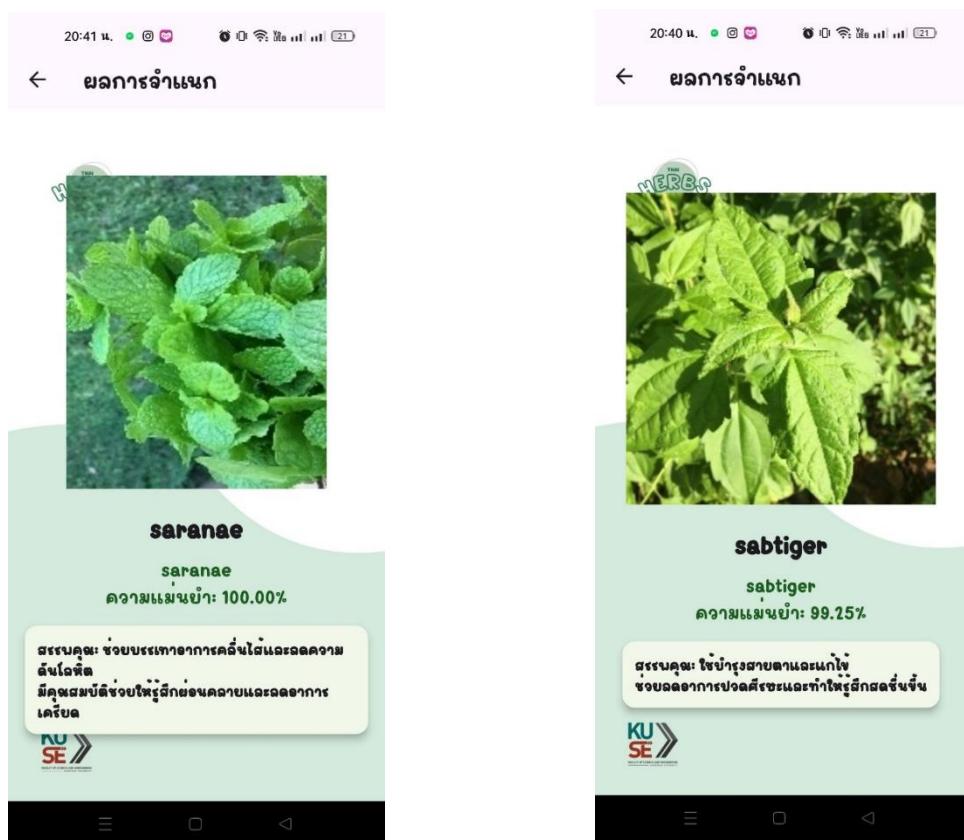
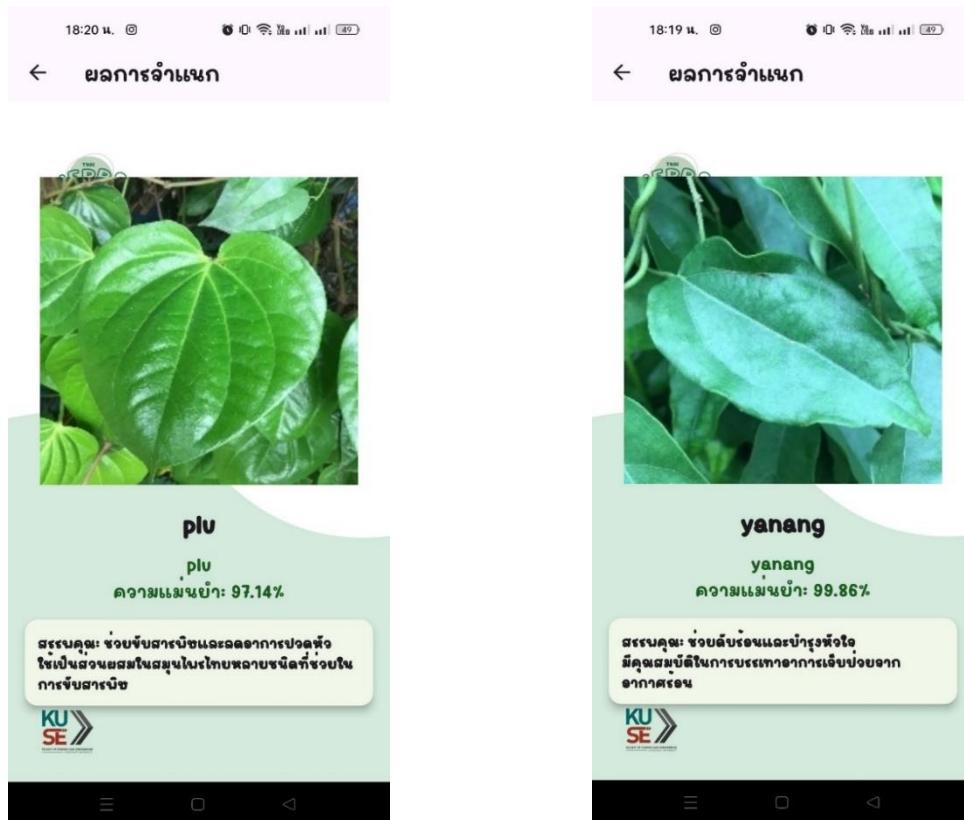
เมื่อเปิดโหมดผู้พัฒนาแล้วให้ทำการอัปโหลดโปรแกรมลงมือถือ

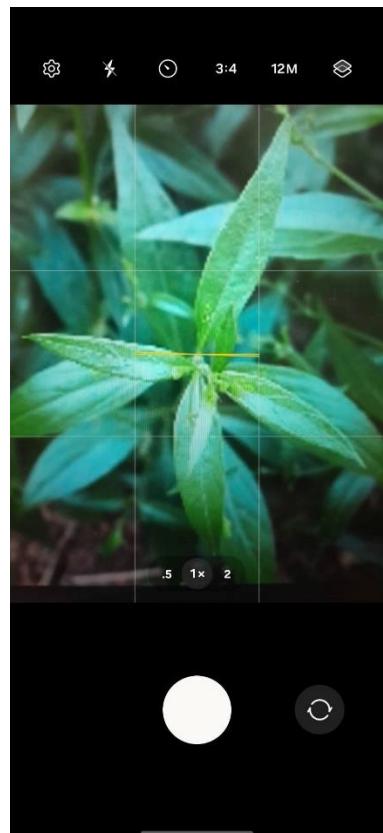
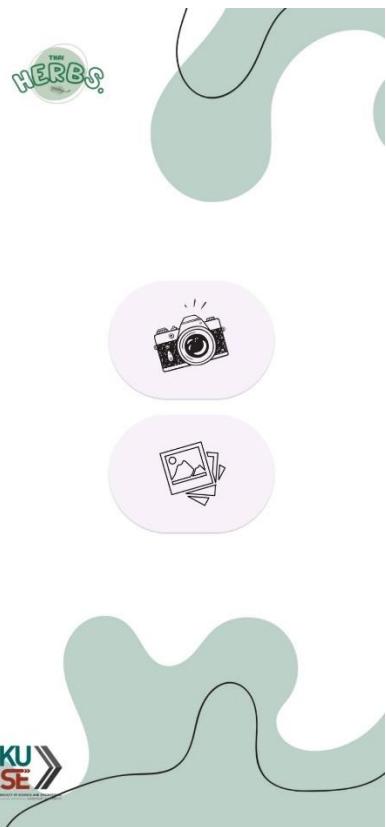
## ภาคผนวก ๙

ภาพการจำแนกสมุนไพร ด้วยแอพพลิเคชันระบบจำแนกสมุนไพร









## ประวัติผู้แต่ง

1. นางสาวรัญญา หันจางสิทธิ์

ชื่อ-สกุล(ภาษาอังกฤษ) : Waranya Hanjangsit

วัน เดือน ปีเกิด : 6 เมษายน 2546

ภูมิลำเนา บ้านโคกสะอาด เลขที่ 162 หมู่ 6 ตำบลโคกสาร อำเภอชานุมาน  
จังหวัดอํามาจเจริญ

e-mail [waranya.ha@ku.th](mailto:waranya.ha@ku.th)

การศึกษา จบมัธยมศึกษาตอนปลาย จาก โรงเรียนชานุมานวิทยาคม

ปัจจุบัน กำลังศึกษาชั้นปีที่ 4

คณะวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

หลักสูตรวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตเฉลิม  
พระเกียรติ จังหวัดสกลนคร

รหัสนิสิต 6440203294

2. นางสาวศรัณญา ยืนยง

ชื่อ-สกุล(ภาษาอังกฤษ) : Saranya Yuenyong

วัน เดือน ปีเกิด : 24 กันยายน 2545

ภูมิลำเนา บ้านส้มป่อຍ เลขที่ 143 หมู่ 2 ตำบลนาสีนวน อำเภอเมืองมุกดาหาร  
จังหวัดมุกดาหาร

e-mail [saranya.yue@ku.th](mailto:saranya.yue@ku.th)

การศึกษา จบมัธยมศึกษาตอนปลาย จาก โรงเรียนพาเทบวิทยา

ปัจจุบัน กำลังศึกษาชั้นปีที่ 4

คณะวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

หลักสูตรวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตเฉลิม  
พระเกียรติ จังหวัดสกลนคร

รหัสนิสิต 6440206057

3. นางสาวราพร จำนวนเพียร

ชื่อ-สกุล(ภาษาอังกฤษ) : Waraphon Chamnongphaen

วัน เดือน ปีเกิด : 05 พฤษภาคม 2546

ภูมิลำเนา บ้านอุดมพร เลขที่ 100 หมู่ 8 ตำบลอุดมพร อำเภอ悱ไธ

จังหวัดหนองคาย

e-mail [waraphon.cha@ku.th](mailto:waraphon.cha@ku.th)

การศึกษา จบมัธยมศึกษาตอนปลาย จาก โรงเรียนเชิญพิทยาคม)

ปัจจุบัน กำลังศึกษาชั้นปีที่ 4

คณะวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

หลักสูตรวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตเฉลิม

พระเกียรติ จังหวัดสกลนคร

รหัสนิสิต 6440206412