

การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันเพื่อจำแนกกล้วยต่างด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

Development of Web Application for Classification of Variegated Banana with Machine Learning

ธนภัทร มัชวาท^{1*}, สุตทิพงษ์ ดวงสุภา², และ รัตนาวดี พานทอง³

Thanapat Makkawal^{1*}, Suttipong Duangsupa², and Rattanawadee Panthong³

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร มหาวิทยาลัยพะเยา^{1,2,3}

Department of Information Technology, Faculty of Information and Communication Technology,

University of Phayao^{1,2,3}

E-Mail 62020268@up.ac.th¹, 62020370@up.ac.th² and rattanawadee.pa@up.ac.th³

บทคัดย่อ

งานวิจัยเรื่องการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันเพื่อจำแนกกล้วยต่างด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง นำเสนอเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบการเรียนรู้เชิงลึกด้วยอัลกอริทึมคอนโวลูชันนิวรอนเน็ตเวิร์ค มาพัฒนาแบบจำลองการจำแนกและหาความสัมพันธ์ของกล้วยต่าง โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) หาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Model of Machine Learning) มาประยุกต์ใช้กับการจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่าง 2) พัฒนาเว็บแอปพลิเคชันเพื่อจำแนกกล้วยต่างด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง และ 3) หาประสิทธิภาพด้านความด้านความถูกต้องของแบบจำลองการเรียนรู้ ได้ดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลภาพใบกล้วยต่างจากฐานข้อมูลขององค์การสวนพฤกษศาสตร์ จำนวน 5 สายพันธุ์ ได้แก่ 1) กล้วยพริดาต่าง 2) กล้วยน้ำหว้าต่าง 3) กล้วยตานีต่าง 4) กล้วยเทพพนมต่าง และ 5) กล้วยแดงอินโดต่าง โดยแบ่งชุดข้อมูลสำหรับการสอนร้อยละ 70 และข้อมูลสำหรับทดสอบร้อยละ 30 จากนั้นใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยอัลกอริทึมคอนโวลูชันนิวรอนเน็ตเวิร์คในการประมวลผลภาพเพื่อสร้างแบบจำลอง แล้วนำไปพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันด้วยภาษาไพธอน โดยการวิจัยพบว่า 1) ได้แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Model of Machine Learning) มาประยุกต์ใช้กับการจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่าง และ 2) ประสิทธิภาพด้านความด้านความถูกต้องของแบบจำลองการเรียนรู้ วัดด้วยวิธี F1 score ได้รับค่าความถูกต้องสูงสุดที่ 83.00

คำสำคัญ: การจำแนก, กล้วยต่าง, การเรียนรู้ของเครื่อง, การเรียนรู้เชิงลึก

ABSTRACT

This research aims to develop a web application to classify variegated bananas with machine learning to introduce deep learning machine learning techniques with convolutional neuron network algorithms and to develop a classification and association model of variegated bananas. The objectives were to 1) find a machine learning model to apply to the classification of variegated banana species, 2) develop web applications for the classification of variegated bananas with machine learning, and 3) find the efficiency in the accuracy of the learning model. Data were collected from the database of 5 species of variegated banana leaves from the Botanical Garden Organization, namely 1) Florida variegated bananas, 2) Nam Wah variegated bananas, 3) Taneer variegated bananas, 4) Thepphanom variegated bananas and 5) Red Indo variegated bananas. The datasets were divided into 70 percent teaching and 30 percent test data. Then use a deep learning method using convolutional neuron network algorithms to process the image, create the model, and develop web applications with Python. The research found that 1) the Model of Machine Learning was applied to the classification of variegated banana species and 2) the efficiency in the

accuracy of the learning model was measured by the F1 method at a maximum score accuracy of 83.00 percent.

Keywords: Classification, Variegated banana, Machine learning, Deep learning

บทนำ

ปัจจุบันเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง [1] เป็นศาสตร์ที่ประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อให้ประมวผล แก้ไขปัญหาแทนมนุษย์ ด้วยการป้อนข้อมูลเพื่อให้เครื่องเกิดการเรียนรู้ และจดจำข้อผิดพลาด แล้วนำไปปรับปรุง กระบวนการเรียนรู้ให้ได้ผลลัพธ์ที่เกิดข้อผิดพลาดน้อยที่สุด ซึ่งปัจจุบันได้มีการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในด้าน การแพทย์ [2], การศึกษา [3], การเกษตร [4] และด้านการขนส่งโลจิสติก [5] เป็นต้น และสภาพปัญหาและแนวทาง ในการทำวิจัยนี้เกิดจากกระแสมนิยมในกล้วยต่างในปัจจุบันที่มีมูลค่าทางการตลาดสูง ทำให้ผู้ที่สนใจแต่ไม่มี ข้อมูลประกอบการจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่าง ทำให้เกิดความผิดพลาดหรือเกิดปัญหาในการจำแนกกล้วยต่างขึ้นได้

งานวิจัยนี้ได้นำเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) โดยประมวผลภาพวิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) [6] ใช้อัลกอริทึมคอนโวลูชันนิวรอนเน็ตเวิร์ค (Convolution Neuron Network : CNN) [7] พัฒนาแบบจำลองเพื่อจำแนกและหาความสัมพันธ์ของกล้วยต่าง โดยได้ดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลภาพใบ กล้วยต่างจากฐานข้อมูลขององค์การสวนพฤกษศาสตร์ เก็บข้อมูลกล้วยต่าง 5 สายพันธุ์ ได้แก่ 1) กล้วยฟอรัด้าต่าง, 2) กล้วยน้ำว้าต่าง, 3) กล้วยตานีต่าง, 4) กล้วยเทพพนมต่าง และ 5) กล้วยแดงอินโดต่าง จากนั้นใช้วิธี Deep Learning ด้วยอัลกอริทึม CNN ในการประมวผลภาพเพื่อสร้างแบบจำลอง ซึ่งสามารถสกัดคุณลักษณะเด่นจาก รูปภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ดังนั้นคณะผู้วิจัยจึงได้พัฒนาแบบจำลองการจำแนกและหาความสัมพันธ์ของกล้วยต่าง แล้วนำ แบบจำลองที่ได้มาพัฒนาเป็นเว็บแอปพลิเคชันจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่าง โดยใช้ชุดข้อมูลสำหรับการสอน แบบจำลองร้อยละ 70 และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบแบบจำลองร้อยละ 30 และหาความถูกต้องของแบบจำลอง ด้วยวิธี F1 Score [8] และมีความมุ่งหวังว่าแอปพลิเคชันการจำแนกกล้วยต่างที่พัฒนาขึ้นจะสามารถใช้ประกอบการ จำแนกสายพันธุ์กล้วยต่างของกลุ่มผู้ที่สนใจ กลุ่มเกษตรกรผู้ปลูก กลุ่มผู้จำหน่ายกล้วยต่างสายพันธุ์ต่าง ๆ ให้สามารถ จำแนกสายพันธุ์ และลักษณะของกล้วยต่างได้

1. วัตถุประสงค์การวิจัย

- 1.1 เพื่อหาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Model of Machine Learning) มาประยุกต์ใช้กับ การจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่าง
- 1.2 เพื่อพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันเพื่อจำแนกกล้วยต่างด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง
- 1.3 เพื่อหาประสิทธิภาพด้านความด้านความถูกต้องของแบบจำลองการเรียนรู้

2. เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จักรินทร์ สุนุกแสน [9] ได้ทำการวิจัยเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึก เพื่อใช้ จำแนกพรรณไม้ที่อยู่ในสิ่งแวดล้อมทางธรรมชาติ โดยมีจุดประสงค์เพื่อเปรียบเทียบ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ คอนโวลูชัน จำนวน 4 โครงสร้าง ประกอบด้วย LeNet-5, AlexNet, GoogLeNet และ VGGNet ข้อมูลพรรณไม้ที่ นำมาใช้ในการทดสอบมีจำนวนทั้งสิ้น 3 ชุดข้อมูลคือ PNE, 102 Flower และ Folioทั้งนี้ชุดข้อมูล PNE และ 102 Flower เป็นรูปภาพที่อยู่ในสิ่งแวดล้อม ทางธรรมชาติทำให้มีพื้นหลังที่ซับซ้อน สำหรับข้อมูลชุด Folio เป็น รูปภาพใบไม้ที่ถ่ายในห้องทดลองโดยกำหนดให้พื้นหลังของภาพเป็นสีขาว จากผลเปรียบเทียบระหว่างโครงข่าย ประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกโดยใช้โครงสร้าง GoogLeNet และ VGGNet พบว่าโครงสร้างแบบ GoogLeNet มีประสิทธิภาพสูงที่สุดในชุดข้อมูล PNE และ 102 Flower และยังใช้เวลาในการเรียนรู้ที่เร็วกว่าเมื่อ

เทียบกับโครงสร้างแบบ VGGNet โดยใช้จำนวนรอบในการเรียนรู้ 10,000 รอบ แต่ทั้งนี้โครงสร้างแบบ VGGNet มีอัตราความถูกต้องสูงที่สุดในชุดข้อมูล Folio ซึ่งเป็นรูปภาพที่ถ่ายในท้องทดลองที่มีพื้นหลังเป็นสีขาว และใช้จำนวนรอบในการเรียนรู้เพียง 1,000 รอบ จึงสรุปได้ว่าหากต้องการที่จะสร้างโมเดลเพื่อนำไปใช้ในการจำแนกพรรณไม้ที่อยู่ในสิ่งแวดล้อมทางธรรมชาติควรจะใช้โครงสร้างแบบ GoogLeNet

จิรศักดิ์ วงษ์บงกชไพศาล [10] ได้นำเสนอวิธีการเพิ่มข้อมูลเชิงพื้นที่ของการเกิดโรคกับข้อมูลฝึกสอน เรียกว่า Local-based images augmentation หรือ LoBIA สำหรับฝึกสอนโมเดลจำแนกโรคพืชโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งเป็นวิธีการเพิ่มข้อมูลลงบนภาพด้วยการกระจายข้อมูลแบบสุ่มบนพื้นที่บริเวณภาพใบไม้ จากวิธีที่ได้กล่าวข้างต้นจะแตกต่างกับการเพิ่มจำนวนข้อมูลภาพแบบ Data augmentation ทั่ว ๆ ไปที่กระทำกับข้อมูลภาพทั้งภาพ เช่น การหมุนภาพ ปรับสีภาพ ปรับความสว่าง หรือสร้างสัญญาณรบกวน เป็นต้น ในงานวิจัยนี้เรียกว่า Global-based images augmentation ด้วยวิธีการทำ LoBIA นี้จะทำให้การเพิ่มจำนวนรูปแบบของข้อมูลมีความหลากหลายและใกล้เคียงกับความเป็นจริงของการเกิดโรคบนใบไม้ได้มากที่สุด ค่าความถูกต้องในการจำแนกชนิดของโรคพืชที่ใช้กลุ่มข้อมูล Original+LoBIA เป็นชุดข้อมูลฝึกสอน ให้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงหรือมากกว่าการฝึกสอนจากกลุ่มข้อมูล Original หรือฝึกสอนด้วยกลุ่มข้อมูล Original+Global เนื่องจากการใช้ข้อมูลฝึกสอน LoBIA จะมีจำนวนของข้อมูลที่น้อยกว่าจึงทำให้ตัวโมเดลสามารถเรียนรู้ได้รวดเร็วและประหยัดทรัพยากรของเครื่องคอมพิวเตอร์ ในงานนำข้อมูลภาพจากฐานข้อมูลออนไลน์ Kaggle และ PlantVillage มาใช้สำหรับการทำวิจัยเป็นข้อมูลของโรคพืช 2 ชนิด ได้แก่ ข้อมูลของโรคใบจุด และข้อมูลของโรคใบไหม้ และโมเดลที่ใช้ฝึกสอนชุดข้อมูล ประกอบด้วยโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (CNN) ที่ออกแบบขึ้น โมเดล VGG19 และ MobileNet

Jonburom W. [11] ได้ศึกษาการเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยเทคนิคเกลวูฟอปติไมเซชัน โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์สัญญาณลมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งใช้หลักการของการพยากรณ์ทางสถิติเชิงตัวเลข และข้อมูลอนุกรมเวลาจากข้อมูลความกดอากาศ, อุณหภูมิ และความเร็วลม แล้วหาประสิทธิภาพด้านความถูกต้องของแบบจำลองการพยากรณ์ที่พัฒนาขึ้น โดยแบ่งชุดข้อมูลอนุกรมเวลาเป็น 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ 70% ของข้อมูลทั้งหมดเพื่อให้แบบจำลองได้เรียนรู้จากชุดข้อมูลจริง และชุดข้อมูลทดสอบ 30% ผลลัพธ์แบบจำลองการพยากรณ์ที่ได้คือแบบจำลอง 3-24-12-1 ใช้ข้อมูลขั้นนำเข้ามีจำนวนโหนด 3 โหนด ชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวนโหนด 24 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนฮิกม์ ชั้นซ่อนที่ 2 มีจำนวนโหนด 12 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนฮิกม์ และชั้นผลลัพธ์มีจำนวนโหนด 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเพียวลินน์ ได้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองในการพยากรณ์ที่ 0.0054 สรุปได้ว่าแบบจำลองการพยากรณ์ สามารถใช้พยากรณ์สัญญาณลมได้เป็นอย่างดี ในการวิจัยในอนาคตอาจใช้อัลกอริทึมการฝึกสอนโดยเครื่องมือเพิ่มประสิทธิภาพเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ผิดพลาดน้อยที่สุด

วิธีดำเนินการวิจัย

1. เครื่องมือการวิจัย

ผู้วิจัยได้ใช้เครื่องมือในการวิจัยดังนี้

- 1.1 วัดประสิทธิภาพด้วยความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธี F1 Score
- 1.2 ใช้ Django Framework และภาษาไพทอน (Python) ในการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน [12-13]
- 1.3 ใช้โปรแกรม VS Code เป็นเครื่องมือในการเขียนโปรแกรมภาษาคอมพิวเตอร์

2. กลุ่มเป้าหมาย

ผู้ติดตั้ง และใช้งานเว็บแอปพลิเคชันเพื่อจำแนกกล้วยต่าง จำนวน 30 คน

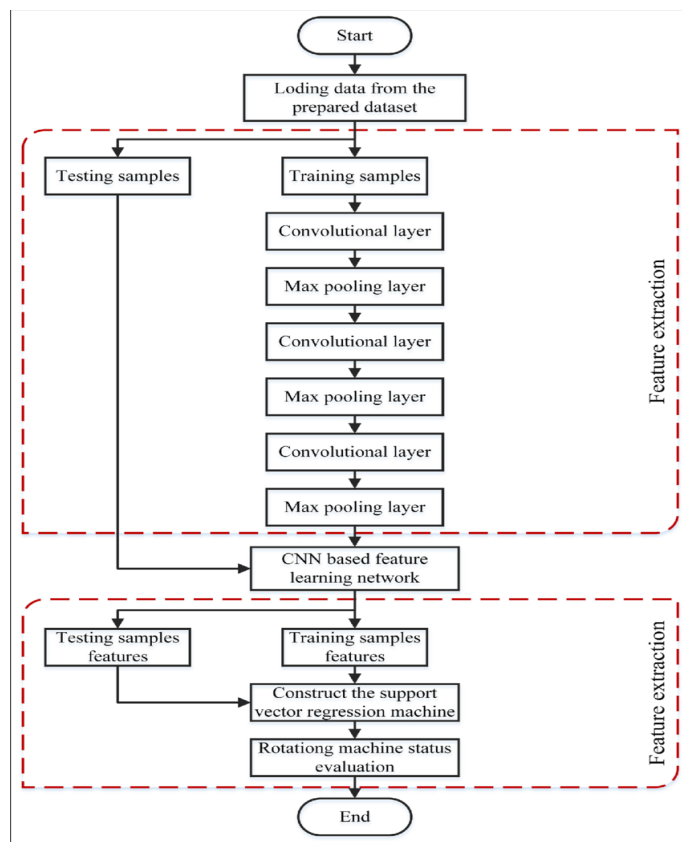
3. ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

คณะผู้วิจัยได้ดำเนินการวิจัยโดยการสร้างแบบจำลองการจำแนกและหาความสัมพันธ์ของกล้วยต่าง 5 สายพันธุ์ ดังนี้

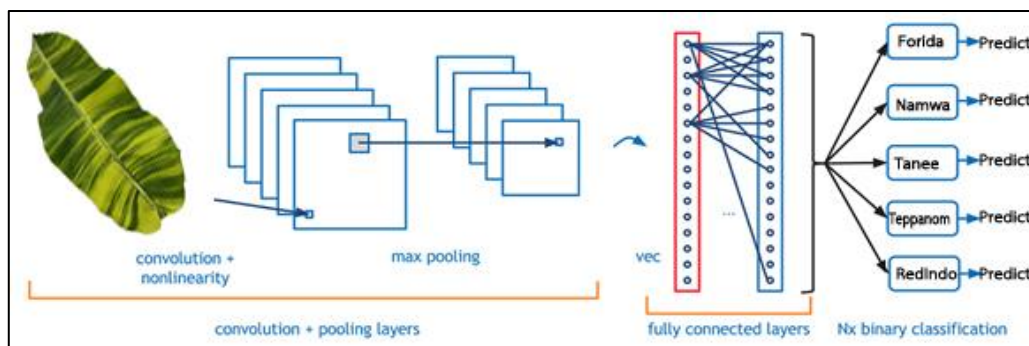
3.1 ข้อมูลนำเข้า (Input data) หรือชั้นนำเข้า (Input Layer) 1 โหนด ซึ่งเป็นข้อมูลเข้ารหัสแบบเจพีจี (.jpg) ขนาด 30x30 พิกเซลล์ จำนวน 100 ภาพ โดยแบ่ง 70 เปอร์เซ็นต์ เป็นข้อมูลสำหรับการสอนโมเดล (Trainings set) และ 30 เปอร์เซ็นต์ สำหรับการทดสอบโมเดล (Test set) และกำหนดชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งจะมีจำนวนโหนดไม่คงที่ และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) จำนวน 1 โหนด

3.2 การแปลงข้อมูล (Data transformation) ข้อมูลนำเข้าจะถูกเข้ารหัสแบบเจพีจี (.png) ดังนั้นเพื่อให้เหมาะสมกับการทำงานของโมเดล ข้อมูลจะถูกแปลงเป็นภาพแบบขาวดำ (Grey scale) [14] และทำการปรับรูปแบบของภาพให้มีหลายมิติด้วยการหมุนองศาภาพ เพื่อให้ได้จำนวนของข้อมูลที่เหมาะสมสำหรับการสอนโมเดล และการทดสอบหาผลลัพธ์

3.3 การสร้างแบบจำลอง ขั้นตอนนี้จะใช้การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี Convolution neuron network (CNN) [15] ขั้นตอนการทำงานของการสกัดคุณสมบัติเฉพาะของใบกล้วยต่างด้วย CNN ดังภาพที่ 1 และภาพที่ 2



ภาพที่ 1 ขั้นตอนการสกัดคุณสมบัติเฉพาะของใบกล้วยต่างด้วย Convolution neuron network (CNN)



ภาพที่ 2 แบบจำลองการหาความสัมพันธ์และจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่าง

3.4 การทดสอบแบบจำลอง

3.5 พัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน

4. สถิติที่ใช้ในการวิจัย

วัดประสิทธิภาพการหาความสัมพันธ์และจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่างด้วยวิธี F1 Score ซึ่งเป็นเครื่องมือในการหาค่าเฉลี่ยแบบฮาร์โมนิก (Harmonic Mean) วัดระหว่างค่าความถูกต้อง (Accuracy) และ Recall โดยสร้าง F1 ขึ้นมาเพื่อเป็น Single metric ที่วัดความสามารถของแบบจำลอง ดังสมการดังภาพที่ 3

$$F1 = 2 * (precision * recall) / (precision + recall)$$

ภาพที่ 3 สมการ F1 Score

ผลการวิจัย

1. ผลการหาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง

ตารางที่ 1 แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง

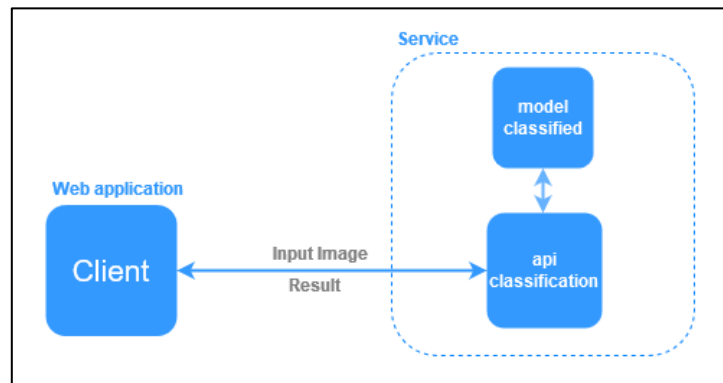
Learning Algorithm=Deep Learning, Goals=100			
Network Model		Algorithm	Performance (F1Score)
1	4-9-3-1	Logistic regression	60.12
2	4-9-3-1	Random forest	59.45
Learning Algorithm=Deep Learning, Goals=100			
Network Model		Algorithm	Performance (F1Score)
3	4-9-3-1	Support Vector Machines: SVM	68.08
4	4-9-3-1	Gaussian Naive Bayes	75.83
5*	4-9-3-1	Convolution neuron network: CNN	83.00
6	4-9-3-1	Decision Trees	71.96

จากตารางที่ 1 โครงข่ายแบบจำลองที่ 5 รูปแบบโครงข่าย 4-9-3-1 ซึ่งมีชั้นข้อมูลนำเข้า 4 โหนด ชั้นซ่อนที่ 1 มี 9 โหนด ชั้นซ่อนที่ 2 มี 3 โหนด และจำนวนชั้นผลลัพธ์มี 1 โหนด โดยใช้อัลกอริทึมแบบ CNN ได้ค่า

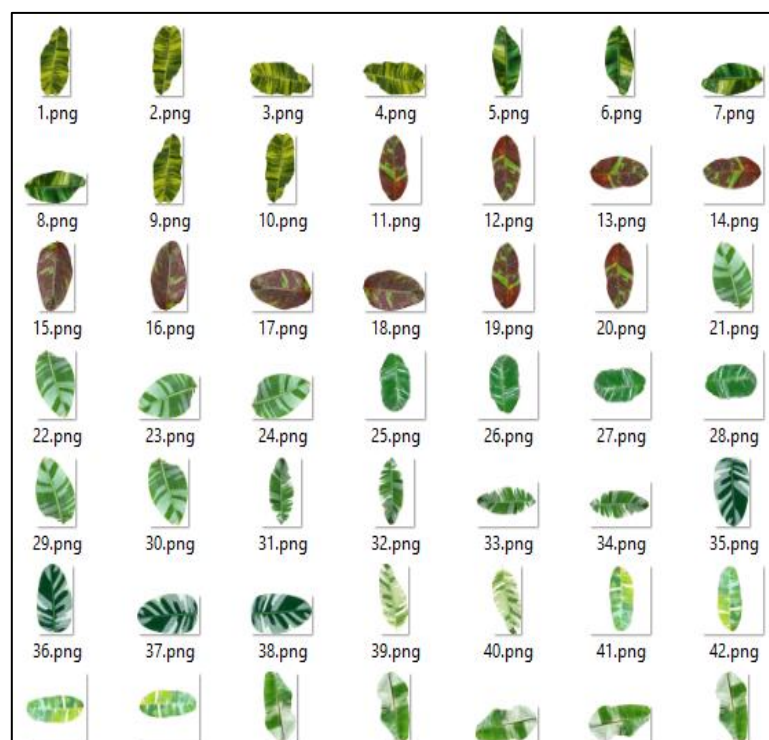
F1Score เท่ากับ 83.00 ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีความถูกต้องที่สุด เมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ

2. ผลการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน

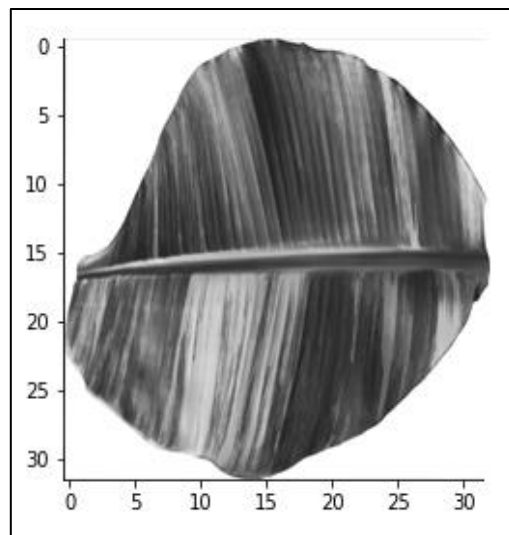
ผู้วิจัยได้ดำเนินการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันเพื่อจำแนกกล้วยต่างด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องตามขั้นตอนการวิจัย ซึ่งได้โมเดลของเว็บแอปพลิเคชันจำแนกกล้วยต่างดังภาพที่ 4 จากนั้นนำข้อมูลจากการศึกษาและเตรียมข้อมูลนำเข้าสำหรับการสอนแบบจำลองดังภาพที่ 5 และแปลงข้อมูลให้เหมาะสม แสดงดังภาพที่ 6



ภาพที่ 4 โมเดลของเว็บแอปพลิเคชันจำแนกกล้วยต่าง

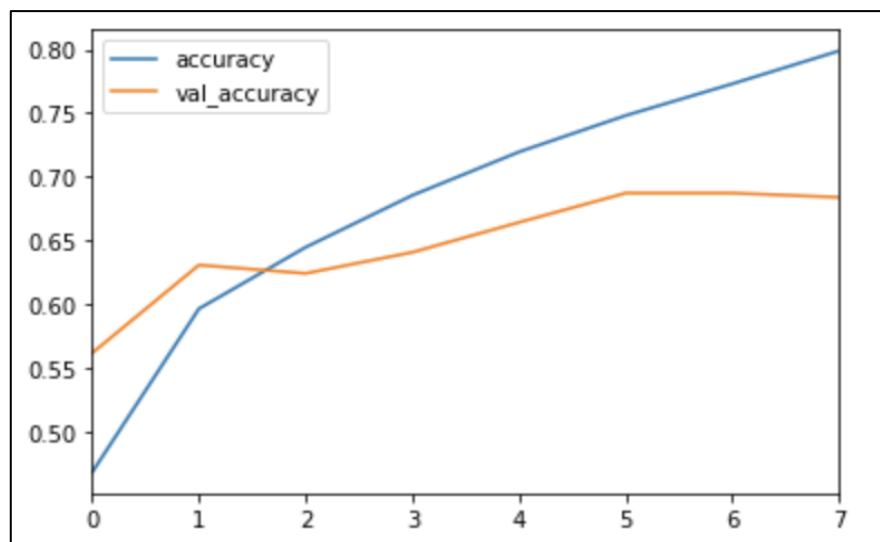


ภาพที่ 5 ภาพใบกล้วยต่างทั้ง 5 สายพันธุ์



ภาพที่ 6 การแปลงข้อมูล

จากนั้นจะนำข้อมูลที่ได้นำทดสอบหาประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองหาความสัมพันธ์และจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่าง ดังภาพที่ 7 และวัดประสิทธิภาพความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธี F1 Score ดังภาพที่ 8



ภาพที่ 7 ทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

	precision	recall	f1-score	support
0	0.74	0.70	0.72	1000
1	0.83	0.73	0.78	1000
2	0.71	0.46	0.56	1000
3	0.55	0.49	0.51	1000
4	0.59	0.70	0.64	1000
5	0.58	0.63	0.60	1000
6	0.74	0.78	0.76	1000
7	0.71	0.74	0.72	1000
8	0.75	0.81	0.78	1000
9	0.69	0.80	0.74	1000
accuracy			0.68	10000
macro avg	0.69	0.68	0.68	10000
weighted avg	0.69	0.68	0.68	10000

ภาพที่ 8 วัดประสิทธิภาพความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธี F1 Score

หลังจากได้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่ทำให้แบบจำลองหาความสัมพันธ์และจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่างที่มีความถูกต้องมากที่สุดแล้ว จากนั้นนำแบบจำลองที่ได้เข้าสู่ขั้นตอนการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน ดังภาพที่ 9



ภาพที่ 9 หน้าหลักของเว็บแอปพลิเคชัน

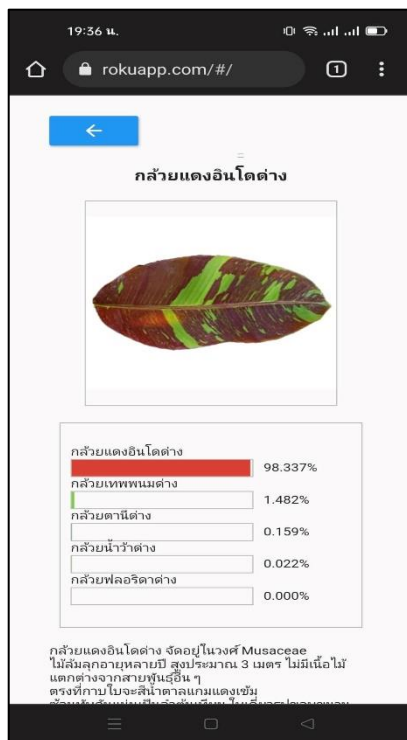
จากภาพที่ 9 หลังจากที่ใช้เรียกเว็บแอปพลิเคชันผ่าน URL : <https://banana-web-app.herokuapp.com> ระบบจะแสดงหน้าหลัก ผู้ใช้สามารถคลิกเลือกภาพจากนั้นระบบจะแสดงหน้าต่างสำหรับเลือกภาพใบกล้วยต่างที่ต้องการนำไปจำแนกสายพันธุ์ ดังภาพที่ 10 จากนั้นกดปุ่ม → เพื่อเข้าสู่ขั้นตอนการจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่าง



ภาพที่ 10 หน้าเลือกภาพจากไลบรารี

2. ผลการทดลองใช้งานเว็บแอปพลิเคชัน

ผู้วิจัยดำเนินการทดลองใช้งานเว็บแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้น โดยนำเข้าภาพถ่ายใบกล้วยต่างแล้วระบบจะแสดงผลลัพธ์ของการจำแนก และความสัมพันธ์ของภาพที่นำเข้ากับภาพที่เกิดจากการเรียนรู้ของระบบว่าภาพเข้ามีความสัมพันธ์กับผลการเรียนรู้ของระบบอย่างไร โดยจะแสดงผลการจำแนกกล้วยต่างสายพันธุ์ที่มีข้อมูลเปอร์เซ็นต์ความคล้ายคลึงกับภาพนำเข้ามากที่สุด แสดงดังภาพที่ 11(ก) ถ้าระบบไม่สามารถจำแนกได้จะแสดงดังรูปที่ 11(ข)



(ก)



(ข)

ภาพที่ 11 แสดงผลลัพธ์และเปอร์เซ็นต์ความสัมพันธ์ของกล้วยต่าง

ตารางที่ 2 ผลการประเมินความพึงพอใจต่อการใช้งานเว็บแอปพลิเคชันจำแนกกล้วยต่างของผู้ใช้

รายการ	$\bar{X}$	SD.	ระดับความคิดเห็น
1. ด้านความง่ายต่อการใช้งาน			
1.1 ออกแบบหน้าจอ ข้อความ ที่เหมาะสม	4.25	0.87	มาก
1.2 ใช้งานง่าย และมีความสะดวก	4.08	0.79	มาก
1.3 มีความสอดคล้องกับความต้องการของผู้ใช้	4.60	0.83	มาก
รวม	4.06	0.84	มาก
2. ด้านประสิทธิภาพของระบบ			
2.1 ความถูกต้องของผลลัพธ์ (Accuracy)	4.26	0.83	มาก
2.2 ความแม่นยำของการจำแนก (Precision)	4.25	0.81	มาก
รวม	4.20	0.82	มาก
โดยรวม	4.10	0.82	มาก

จากตารางที่ 2 ผลการประเมินความพึงพอใจต่อการใช้งานเว็บแอปพลิเคชันจำแนกกล้วยต่าง พบว่าได้ค่าความพึงพอใจอยู่ในระดับมาก และมีความแตกต่างของระดับความพึงพอใจ มีความแตกต่างกันน้อยหรือมีความใกล้เคียงกัน โดยค่าเฉลี่ยรวมเท่ากับ 4.10 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.82

อภิปรายผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) โดยประมวลผลภาพวิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ใช้อัลกอริทึมคอนโวลูชันนิวรอนเน็ตเวิร์ค (Convolution Neuron Network : CNN) พัฒนาแบบจำลองจำแนกและหาความสัมพันธ์ของกล้วยต่าง โดยได้ดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลภาพใบกล้วยต่างจากฐานข้อมูลขององค์การสวนพฤกษศาสตร์ เก็บข้อมูลกล้วยต่าง 5 สายพันธุ์ ได้แก่ 1) กล้วยฟอรัด้าต่าง, 2) กล้วยน้ำหว้าต่าง, 3) กล้วยตานีต่าง, 4) กล้วยเทพพนมต่าง และ 5) กล้วยแดงอินโดต่าง จากนั้นใช้วิธี Deep Learning ด้วยอัลกอริทึม CNN ในการประมวลผลภาพเพื่อสร้างแบบจำลอง โดยผลหาแบบจำลองการเรียนรู้ได้แบบจำลองที่มีรูปแบบโครงข่าย 4-9-3-1 ซึ่งมีชั้นข้อมูลนำเข้า 4 โหนด ชั้นซ่อนที่ 1 มี 9 โหนด ชั้นซ่อนที่ 2 มี 3 โหนด และจำนวนชั้นผลลัพธ์มี 1 โหนด โดยใช้อัลกอริทึมแบบ CNN ได้ค่า F1Score เท่ากับ 83.00 ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีความถูกต้องที่สุด เมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ แสดงถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองสำหรับจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่างด้วยวิธี Deep Learning สอดคล้องกับงานวิจัย [16] ที่แสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้วิธี Deep Learning ด้วยอัลกอริทึม CNN มีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลประเภทที่ไม่ได้มีโครงสร้างเป็นรูปแบบเฉพาะตัว (Unstructured Data) อย่างเช่น รูปภาพ (Image) ซึ่งสามารถสกัดคุณลักษณะเด่นจากรูปภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ และงานวิจัยเลือกใช้ GPUS (Graphics Processing Unit) ที่สามารถเพิ่มความเร็วในการประมวลผลข้อมูลกราฟิกได้ดีกว่า CPU และ FPGA

จากนั้นงานวิจัยนี้ได้นำแบบจำลองมาพัฒนาเป็นเว็บแอปพลิเคชันจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่าง การทดลองใช้งานเว็บแอปพลิเคชันมีอัตราความถูกต้องไม่น้อยกว่าร้อยละ 68 ซึ่งจากผลลัพธ์การทดสอบใช้งานเว็บแอปพลิเคชันแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองการจำแนกสายพันธุ์ด้วยต่างที่สร้างขึ้นมีความสามารถในการจำแนกสายพันธุ์กล้วยต่างและหาความสัมพันธ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ และยังช่วยสนับสนุนการจำแนกกล้วยต่างในกลุ่มผู้ที่สนใจ กลุ่มเกษตรกรผู้ปลูก กลุ่มผู้จำหน่ายกล้วยต่างสายพันธุ์ต่าง ๆ ให้สามารถจำแนกสายพันธุ์ และลักษณะของกล้วยต่างได้

ข้อเสนอแนะ

การทดสอบระดับคะแนนประสิทธิภาพความถูกต้องของแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นโดยใช้ F1-score ซึ่งเป็นการหาค่าเฉลี่ยระหว่างผลการทำนายคำตอบเทียบกับคำตอบจริง โดยผลลัพธ์ของกราฟระหว่างค่า loss ที่ได้จากชุดข้อมูล train กับ ชุดข้อมูล test แสดงให้เห็นว่าในรอบการรันที่มากขึ้น ค่า loss ของชุดข้อมูล train ยังคงลดลง แต่ค่า loss ของชุดข้อมูล test เริ่มเพิ่มขึ้น หากยัง train model ต่อไปก็อาจทำให้แบบจำลองเกิด overfit ขึ้นได้ ดังนั้นในอนาคตควรหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม หรือใช้วิธีเพิ่มประสิทธิภาพ (Optimize) โดยใช้เมตาฮิวริสติก (Meta-heuristics) ซึ่งเป็นวิธีการในการหาคำตอบอย่างมีเหตุผล ที่ได้รับความนิยมอย่างมากในการหาคำตอบในปัจจุบัน โดยมีความรวดเร็วในการประมวลผลสำหรับการแก้ไขปัญหาที่มีความสลับซับซ้อน วิธีเมตาฮิวริสติกที่มีความนิยมแพร่หลาย เช่น วิธีซิมูเลทเทด แอนนีลลิง (Simulated Annealing) วิธีทาบูเสิร์ช (Taboo Search) วิธีนิวรอลเน็ตเวิร์ก (Neural Network) วิธีทางพันธุกรรม (Genetic Algorithm) และวิธีฝูงมด (Ant Colony Optimization) วิธีหาค่าเหมาะสมแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization) วิธีมีมิก (Memetic Algorithms) วิธีบีส์ (The Bees Algorithm) วิธีฮาร์โมนีเซิร์ช (Harmony Search Algorithm) และ วิธีการใหม่คือ วิธีแบท (Bat Algorithm) เป็นต้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] Nasteski, V. (2017). An overview of the supervised machine learning methods. *Horizons*, b, 4, 51-62.
- [2] Horn, W. (2001). AI in medicine on its way from knowledge-intensive to data-intensive systems. *Artificial Intelligence in Medicine*, 23(1), 5-12.
- [3] Guilherme, A. (2019). AI and education: the importance of teacher and student relations. *AI & society*, 34(1), 47-54.
- [4] Dharmaraj, V., & Vijayanand, C. (2018). Artificial intelligence (AI) in agriculture. *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences*, 7(12), 2122-2128.
- [5] Bruzzone, A., & Orsoni, A. (2003). AI and simulation-based techniques for the assessment of supply chain logistic performance. In *36th Annual Simulation Symposium*. (pp. 154-164). IEEE.
- [6] Li, S., Song, W., Fang, L., Chen, Y., Ghamisi, P., & Benediktsson, J. A. (2019). Deep learning for hyperspectral image classification: An overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(9), 6690-6709.
- [7] Rawat, W., & Wang, Z. (2017). Deep convolutional neural networks for image classification: A comprehensive review. *Neural computation*, 29(9), 2352-2449.
- [8] Kamilaris, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2018). A review of the use of convolutional neural networks in agriculture. *The Journal of Agricultural Science*, 156(3), 312-322.
- [9] จักรินทร์ สนุกแสน, โอฟริก สุรินตะ. (2019). โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกสำหรับการจำแนกพรรณไม้ที่อยู่ในสิ่งแวดล้อมทางธรรมชาติ. *Journal of Science & Technology MSU*, 38(2).
- [10] WONGBONGKOTPAISAN, J., & PHUMEECHANYA, S. (2021). *Development of Plant Diseases Classification Method sing Deep Learning* (Doctoral dissertation, Silpakorn University).
- [11] Jonburom, W., Angkawisitpan, N., Nuan-On, A., & Ooi, P. C. (2022). Wind Speed Prediction using Artificial Neural Networks Based on Grey Wolf Optimizer. *Engineering Access*, 8(1), 45-52.
- [12] Burch, C. (2010). Django, a web framework using python: Tutorial presentation. *Journal of Computing Sciences in Colleges*, 25(5), 154-155.
- [13] Burch, C. (2010). Django, a web framework using python: Tutorial presentation. *Journal of Computing Sciences in Colleges*, 25(5), 154-155.
- [14] Fang, Q., & Boas, D. A. (2009). *Tetrahedral mesh generation from volumetric binary and grayscale images*. In IEEE international symposium on biomedical imaging: from nano to macro (pp. 1142-1145). IEEE.
- [15] Dhillon, A., & Verma, G. K. (2020). Convolutional neural network: a review of models, methodologies and applications to object detection. *Progress in Artificial Intelligence*, 9(2), 85-112.
- [16] LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.