การคัดแยกสายพันธุ์มะม่วงของไทยด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

เมธากาญจน์ ง้อตระกูล[1*], เรืองศักดิ์ ตระกูลพุทธิรักษ์[2]

บทคัดย่อ

งานวิจัยฉบับนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองการคัดแยกสายพันธุ์มะม่วงของไทยโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) และแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว (Transfer Learning) ด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 (Visual Geometry Group :VGG16) เพื่อสร้างแบบจำลอง โดยมีการนำอัลกอริทึ่ม Root Mean Square Propagation (RMSProp) และ Adaptive Moment Estimation (Adam) เข้ามาเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ซึ่งชุดข้อมูลที่ใช้ประกอบด้วยภาพถ่ายมะม่วง 4 สายพันธุ์ ได้แก่ มะม่วงแก้วขมิ้น, มะม่วงเขียวเสวย, มะม่วงน้ำดอกไม้, และมะม่วงน้ำดอกไม้สีทอง รวมทั้งนำภาพมะม่วงจากต่างประเทศมาทำการทดลองในงานวิจัย ซึ่งประกอบไปด้วยจำนวนภาพมะม่วงของไทยทั้งหมด 492 ภาพ และมะม่วงสายพันธุ์ต่างประเทศจำนวน 123 ภาพ ผู้วิจัยได้เพิ่มการทดลองแบบจำลองด้วยการนำเทคนิคในการปรับเสริมของภาพมาใช้ร่วมกับการเรียนรู้ของแบบจำลอง และได้เปรียบเทียบการเรียนรู้ของอัลกอริทึ่มของทั้งสองอัลกอริทึ่ม ดังนั้นผู้วิจัยกำหนดให้มีการค่าความถูกต้องและความแม่นยำในการจำแนกข้อมูลจาก 5 วิธีประกอบด้วยค่าความถูกต้อง (Accuracy), ค่าความแม่นยำ (Precision), ค่าความถูกต้องของการทำนายว่าจะเป็นจริง (Recall) และค่าเฉลี่ยที่วัดความสามารถของแบบจำลอง (F1-Score Macro Average) และพื้นที่ใต้โค้ง (ROC) หลังจากทำการหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดแล้ว แม้ว่ามาจากผลการทดลองชี้ว่าประสิทธิภาพผลการทำนายมีความใกล้เคียงกัน แต่แบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว (Transfer Learning) ด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 (Visual Geometry Group :VGG16) จากการใช้อัลกอริทึ่ม RMSProp ดีกว่าการใช้อัลกอริทึ่ม Adam และดีกว่าการใช้แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) ในแง่ของความแม่นยำการจำแนกสายพันธุ์มะม่วงมะม่วงของไทย

คำสำคัญ : การรู้ของภาพ, การสกัดคุณลักษณะของภาพ, การเรียนรู้ของเครื่อง, การจัดกลุ่มของข้อมูล

---

[1] หลักสูตรวิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิทยาการข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ กรุงเทพฯ 10110

[2] คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ กรุงเทพฯ 10110

* Corresponding author: Tel.: 0955352932 E-mail address: methakan.ngo@g.swu.ac.th

CLASSIFICATION OF THAI MANGOES USING MACHINE LEARNING TECHNIQUES

Methakan Ngotrakun[1*], Ruangsak Trakunphutthirak [2]

Abstract

The objective of this research is to create a model for classifying Thai mangoes using machine learning techniques, including Convolutional Neural Network (CNN) and Transfer Learning with Visual Geometry Group (VGG16) and algorithms such as Root Mean Square Propagation (RMSProp) and Adaptive Moment Estimation (Adam) to enhance the model's learning performance. The dataset use of 492 Thai mango images representing 4 varieties: Keawkramin, Khiao Sa-woey, Nam Dok Mai, and Nam Dok Mai-Srithong. The researchers also included 123 foreign mango images in the experiment. Additionally, the researchers applied image enhancement techniques to the model and compared the learning performance of both algorithms. The accuracy and precision of the model were evaluated using five methods: Accuracy, Precision, Recall, and F1-Score Macro Average, as well as the Receiver Operating Characteristic (ROC). after finding the best parameters. Although the experimental results showed similar prediction performance between the models, the data model with the VGG transfer learning technique using the RMSProp algorithm performed better than the model using the Adam algorithm and the CNN model in terms of reducing model training time and accuracy in identifying each Thai mango correctly.

Keywords: Image Recognition, Feature Extraction, Machine Learning, Clustering

---

[1] Data Science, Faculty of Science, Srinakharinwirot University, Bangkok, 10110, Thailand

[2] Faculty of Science, Srinakharinwirot University, Bangkok, 10110, Thailand

* Corresponding author: Tel.: 0955352932 E-mail address: methakan.ngo@g.swu.ac.th

บทนำ

เนื่องจากในประเทศไทยเป็นประเทศเขตฤดูร้อนตลอดทั้งปี และอยู่ในกลุ่มประเทศอาเซียน ดังนั้นผลผลิตทางการเกษตรที่นิยมเพาะปลูกทั้งการบริโภคและจำหน่ายส่งออกไปยังต่างประเทศและเป็นที่นิยมคือ มะม่วง ซึ่งจากข้อมูลการส่งออกมะม่วงของประเทศไทยตั้งแต่ปี พ.ศ. 2560 ถึงปี 2565 ประเทศไทยมีการส่งออกมะม่วงโดยเฉลี่ยอยู่ที่ 101,046.36 ตัน หรือคิดเป็น 4,475.37 ล้านบาท [1] จากข้อมูลอ้างอิงข้างต้นการส่งออกมะม่วงของไทยจึงถือว่าเป็นเศรษฐกิจหลักในภาคผลไม้ของประเทศไทยจากการผลิตมะม่วงของชาวเกษตรกรแต่กระบวนการตรวจสอบและคัดแยกสายพันธุ์ของมะม่วงยังคงเป็นระบบ การคัดแยกมะม่วงจากประสบการณ์และความสามารถของมนุษย์เท่านั้น ซึ่งส่งผลให้เกิดความล่าช้าและคุณภาพต่ำ รวมทั้งส่งผลต่อความต้องการของลูกค้ากระบวนการตรวจสอบ และจำแนกมะม่วงพันธุ์ของมะม่วง ซึ่งมะม่วงแต่ละสายพันธุ์มีความแตกต่างในลักษณะเฉพาะอาจจะทำการแยกยากสำหรับคนทั่วไป นอกจากนี้ลักษณะเฉพาะของมะม่วงแต่ละสายพันธุ์มีความแตกต่างกันเพียงเล็กน้อย โดยแตกต่างลักษณะของสี ผิว และผลของมะม่วง [2] ดังนั้นจุดมุ่งหมายของการวิจัยเพื่อสร้างแบบจำลองการคัดแยกสายพันธ์มะม่วงของไทยด้วยเทคนิคการประมวลผลที่หลากหลายและแยกประเภทของการเรียนรู้ของเครื่อง ทั้งแบบจำลอง Convolution Neural Networks และ Transfer Learning เพื่อนำมาใช้ในการคัดแยกสายพันธุ์ของมะม่วงจากจำนวนชุดข้อมูลทั้งหมด 615 ข้อมูล โดยแบ่งออกเป็นมะม่วงสายพันธุ์ของไทย ได้แก่ มะม่วงแก้วขมิ้น มะม่วงเขียวเสวย มะม่วงน้ำดอกไม้ และมะม่วงน้ำดอกไม้สีทอง และมะม่วงสายพันธุ์ต่างประเทศ

ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยเล็งเห็นถึงความสำคัญของการคัดแยกพันธุ์มะม่วงของไทย และเห็นถึงปัญหาและโอกาสดังข้ างต้น ประกอบกับปัจจุบันนี้ได้มีความรู้เรื่องเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องทั้งแบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) และแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว (Transfer Learning) ซึ่งเป็นกระบวนการที่สามารถนำไปใช้เพื่อแก้ปัญหากับรูปภาพเป็นอย่างดีซึ่งผู้วิจัยได้ดำเนินการถ่ายภาพมะม่วงสายพันธุ์ของไทยทั้ง 4 สายพันธุ์ และนำข้อมูลชุดมะม่วงจากต่างประเภทมาใช้ในงานวิจัย เนื่องจากการเรียนรู้ด้วยเครื่องนั้นเป็นองค์ความรู้ที่มีความนิยมและมีการใช้งานกันอย่างแพร่หลายในสมัยนี้ โดยการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องยังช่วยลดเวลาในการปรับเปลี่ยนข้อมูลหรือการจัดการกับคุณลักษณะต่างๆของข้อมูลลง จากข้อดีที่พบข้างต้น ทางผู้วิจัยจึงได้จัดทำแบบจำลองการคัดแยกสายพันธุ์มะม่วงด้วยการเรียนรู้ของเครื่องที่มีโครงสร้างแบบที่เป็นที่นิยมใช้กันส่วนใหญ่ และมีประสิทธิภาพที่ดีในปัจจุบัน โดยจะคัดแยกสายพันธุ์ของมะม่วงของไทยออกเป็นจำนวน 4 สายพันธุ์ได้แก่ มะม่วงแก้วขมิ้น มะม่วงเขียวเสวย มะม่วงน้ำดอกไม้ และมะม่วงม่วงน้ำดอกไม้สีทอง รวมทั้งมะม่วงสายพันธุ์ต่างประเทศ ซึ่งข้อมูลมากจากผลมะม่วงที่ต่างกัน และเปรียบเทียบผลค่าความถูกต้องของการปรับแต่งเสริมข้อมูลภาพ รวมทั้งการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทความวิจัยที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาแก้ปัญหานั้น มีตัวอย่างดังต่อไปนี้ Raut และคณะ [3] ได้ศึกษาวิธีการสร้างแบบจำลองการจำแนกประเภทของผลไม้ในซุปเปอร์มาเก็ตด้วยการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ Convolution Neural Networks และเป็นชุดข้อมูลที่มีผลไม้หลากหลาย ซึ่งมีจำนวนชุดข้อมูลทั้งหมด 90,380 ภาพ และแบ่งออกเป็น 131 ชนิดทั้งผลไม้และผัก และได้แบ่งจำนวนของชุดการฝึกฝน และการทดลองออกเป็นร้อยละ 80 และร้อยละ 20 ตามลำดับ โดยหลังจากกการวิเคราะห์อย่างละเอียดด้วยการแยกตัวอย่างและการจัดกลุ่มรูปภาพ การใช้ แบบจำลองจำแนก

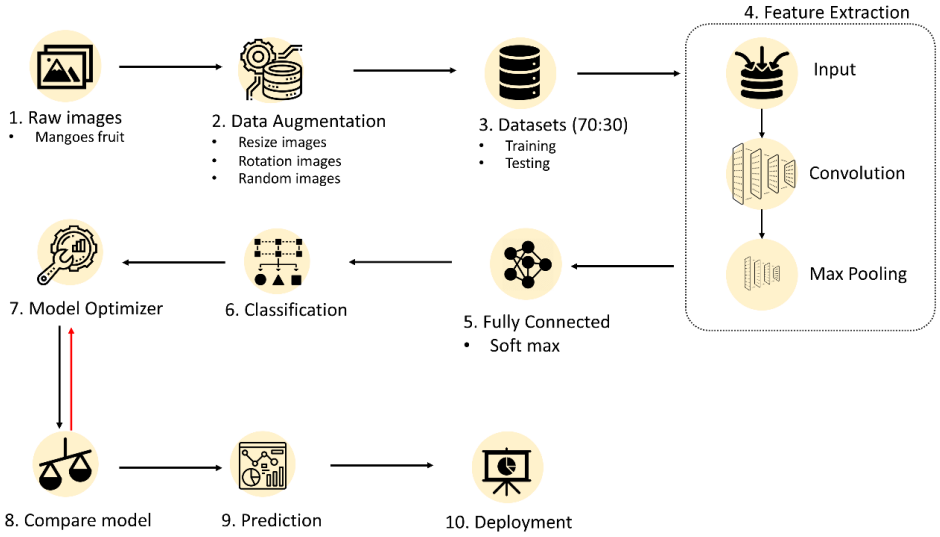
ข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) ให้ค่าความแม่นยำดีกว่าโมเดลอื่นๆ จึงเน้นไปที่การจัดหมวดหมู่ผลไม้ต่างๆ แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) ให้ค่าความแม่นยำได้ถึงร้อยละ 98 บทวิจัยถัดไป Rizwan และคณะ [4] ได้ศึกษาวิธีการสร้างแบบจำลองการจำแนกประเภทของมะม่วง ด้วยเทคนิคการประมวลผลภาพต่างๆ และตัวแยกประเภทการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ Support Vector Machine, Convolution Neural Networks และ Transfer Learning โดยใช้ชุดข้อมูลจำนวน 2,400 ภาพ จากการทดสอบโมเดลต่างๆ ได้มีความแม่นยำในการจำแนกประเภทสูงถึงร้อยละ 99 และร้อยละ 97 ตามลำดับ ซึ่งโมเดลที่สามารถทำงานได้ดีที่สุดคือ Inception v3 ซึ่งเป็นหนึ่งใน Transfer Learning อีกแบบจำลอง บทวิจัยถัดไป Li และคณะ [5] ได้ศึกษาการวิธีการใช้อัลกอริทึ่มเพื่อทำให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองมีความสเถียร โดยใช้ชุดข้อมูลจากภาพถ่ายสมาชิกในการแข่งขันจากกล้องจำนวน 21,996 ภาพ และได้ใช้แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) โดยมีการใช้อัลกอริทึ่ม Stochastic Gradient Descent (SGD) และ Root Mean Square Propagation (RMSProp) ทั้งนี้ยังมีการปรับแต่งทั้งในส่วนของอัตราการเรียนรู้ของอัลกอริทึ่ม (Learning rate) และค่ามาตรฐานของโมเดล (Regularization) ได้แก่ Dropout, Batch normalization, Weight matrix initialization และ Data Augmentation Method ได้เพิ่มความสามารถของโมเดลในสองด้านคือการปรับปรุง Underfitting และ Overfitting ของโมเดล และอัตราความแม่นยำของโมเดลได้ถูกเพิ่มจากร้อยละ 89 เป็นร้อยละ 93 ตามลำดับ บทวิจัยถัดไป Unal และคณะ [6] ได้ศึกษาวิธีการสร้างแบบจำลองในการจำแนกผลไม้โดยใช้วิธีการประมวลผลภาพ โดยได้ใช้ชุดข้อมูลจาก Fruit-360 และมีการใช้อัลกอริทึ่ม ได้แก่ SGD, Adam และ RMSprop โดยผลลัพธ์ที่ออกมานั้น Optimizer อัลกอริทึ่ม ที่นำมาใช้ประกอบการทำนายที่ทำให้ได้ค่าความแม่นยำสูงสุด คือ Adam, RMSprop และ SGD ตามลำดับ บทวิจัยถัดไป Zheng และคณะ [7] ได้ศึกษาวิธีการเสนอกลยุทธ์ในการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ในส่วนของการการออกกลางคัน หรือ Dropout จากการใช้แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) การทดลองเกี่ยวกับงานการจดจำโทรศัพท์แสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอมีการปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานอย่างมาก การคำนวณสำหรับการเผยแพร่ที่ใช้ในกระดาษคือ EQUATION x (l) = dropout(y (l) , p) 2 <= l <= L และผลการทดลองเกี่ยวกับงานการจดจำโทรศัพท์แสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอมีการปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานอย่างมาก กลยุทธ์นี้ส่งผลให้หน่วยเอาต์พุตกระจัดกระจายมากขึ้นและลดอัตราข้อผิดพลาดของโทรศัพท์ การกระจายของเอาต์พุตของหน่วยที่ซ่อนอยู่แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์ของหน่วยที่ใช้กลยุทธ์การออกกลางคันแบบกระจัดกระจายมีแนวโน้มที่จะเกือบเป็นศูนย์และไม่สมดุลมากขึ้น และบทวิจัยถัดไป Fitrianto และคณะ [8] ได้ศึกษาวิธีการจำแนกเนื้อหมูและเนื้อวัวจากความแตกต่างของสี และลักษณะของเนื้อด้วยการใช้แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) โดยมีการปรับค่าการออกกลางคัน เพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ จากผลการทดลองการปรับ Dropout, L2 และ Max-Norm ถูกนำไปใช้กับแบบจำลองและเปรียบเทียบเพื่อให้ได้ผลการจำแนกประเภทที่ดีที่สุดและอาจทำนายข้อมูลใหม่ได้อย่างแม่นยำ ค่าความแม่นยำสูงสุดร้อยละ 97 ที่ได้จากแบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ

(Convolutional Neural Network) โดยใช้การปรับค่า Dropout เป็น 0.7, ฟังก์ชันการเปิดใช้งาน ReLu และเพิ่มชั้นของเลเยอร์เป็น 3 ชั้น หลังการทดลองพบว่าการปรับค่าต่างๆ ข้างต้นสามารถลดข้อผิดพลาดของโมเดลอยู่ที่ร้อยละ 11.1

วิธีดำเนินการ

ขั้นตอนที่ 1 : กระบวนการสร้างแบบจำลอง

จากภาพประกอบ 1 แผนผังกระบวนการสร้างแบบจำลอง งานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยที่ศึกษาการจำแนกสายพันธุ์มะม่วงของไทยด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยดำเนินการตั้งแต่การเก็บรวบรวมภาพสำหรับการทำวิจัย โดยการถ่ายภาพเดี่ยวในลักษณะ 360 องศาในพื้นหลังสีขาวทั้งหมด จากนั้นดำเนินการสำรวจข้อมูล (Exploratory data analysis : EDA) ถึงจำนวนภาพมะม่วงทั้งหมด และนำไปสู่การดำเนินการทำความสะอาดข้อมูล และจัดเตรียมข้อมูลก่อนดำเนินการทำโมเดล โดยในงานวิจัยนี้ ได้ดำเนินการปรับเปลี่ยนขนาดภาพจากขนาด 4,000 x 6,000 พิกเซล เป็น 100 x 100 พิกเซล และได้ดำเนินการเลือกชุดข้อมูลฝึกฝนในอัตราส่วนร้อยละ 80 และ 20 ตามลำดับ ที่จะใช้นำไปสู่การ Feature Exaction จนถึงการจำแนกข้อมูลในแต่ละพันธุ์ออก เพื่อสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลอง และประเมินผลลัพธ์ของโมเดลด้วยการวัดประสิทธิภาพ



ภาพประกอบ 1 แผนผังกระบวนการสร้างแบบจำลอง

ขั้นตอนที่ 2 : การสำรวจข้อมูล

ข้อมูลภาพที่นำมาใช้ในงานวิจัย เป็นภาพที่มาจากการเก็บรวบรวมถ่ายภาพเดี่ยวในลักษณะ 360 องศา โดยมีพื้นหลังสีขาว ขนาดของภาพจะอยู่ที่ 4,000 x 6,000 พิกเซล โดยในชุดข้อมูลประกอบด้วยมะม่วงของไทยทั้งหมด 4 สายพันธุ์ มีจำนวนภาพมะม่วงสายพันธุ์ของไทยรวมทั้งหมด 492 ภาพ และจำนวนภาพมะม่วงสายพันธุ์ต่างประเทศทั้งหมด 123 ภาพ ซึ่งผ่านการจัดประเภทเป็น 5 ประเภทแยกตามสายพันธุ์ หรือเรียกว่า Class (Label) ซึ่งจำแนกชุดข้อมูลตามตารางที่ 1 ดังนี้

ตาราง 1 จำนวนข้อมูลภาพมะม่วงทั้ง 4 สายพันธุ์ของไทย และมะม่วงพันธุ์ต่างประเทศ

Label	Number of Training Images	Number of Test Images
Keawkramin	98	25
Khiaosawoey	98	25
Namdokmai	98	25
Namdokmai Srithong	98	25
Not Thai mangoes	98	25

จากการนำข้อมูลภาพมะม่วงของไทยทั้ง 4 สายพันธุ์ และมะม่วงจากต่างประเทศ มาทำการสำรวจข้อมูล (Exploratory data analysis: EDA) จากการเลือกภาพมะม่วงของไทย 4 สายพันธุ์ และมะม่วงจากต่างประเทศที่ใช้ในการฝึกฝนข้อมูล (Training data) และใช้ในการทดสอบโมเดล (Testing data) ดังภาพประกอบที่ 2 และ 3

ภาพประกอบ 2 ตัวอย่างข้อมูลภาพที่เป็นมะม่วงสายพันธุ์ของไทยทั้ง 4 สายพันธุ์

ภาพประกอบ 3 ตัวอย่างข้อมูลภาพที่เป็นมะม่วงสายพันธุ์ของต่างประเทศ

ขั้นตอนที่ 3 : การเตรียมข้อมูล

ในงานวิจัยนี้มีกระบวนในการจัดเตรียมข้อมูล แบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน ได้แก่

3.1 ข้อมูลภาพมะม่วงแต่ละสายพันธุ์ของไทยจำนวน 492 ภาพ โดยประกอบด้วยมะม่วงสายพันธุ์แก้วขมิ้น เขียวเสวย น้ำดอกไม้ และน้ำดอกไม้สีทอง ทั้งยังได้นำภาพมะม่วงจากสายพันธุ์ต่างประเทศจำนวน 123 ภาพมาทำการทดลองแบบจำลองในครั้งนี้ ซึ่งภาพมะม่วงจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือชุดภาพใช้ในการฝึกฝน และชุดภาพแบบทดสอบ โดยชุดภาพที่ใช้ในการทดลองมาจากมะม่วงที่ไม่ใช่ผลเดียวกับชุดภาพที่ใช้ในการฝึกฝน

3.2 การลดขนาดภาพจาก 4,000 x 6,000 พิกเซล เป็น 100 x 100 พิกเซล

3.3 การแยกภาพมะม่วงทั้ง 4 สายพันธุ์ของไทย และสายพันธุ์จากต่างประเทศ โดยสุ่มภาพแยกเป็นชุดข้อมูลการฝึกฝน (Training data) และชุดข้อมูลแบบทดสอบ (Testing data) ออกเป็นร้อยละ 80 และร้อยละ 20 ตามลำดับ

ขั้นตอนที่ 4 : การเสริมข้อมูล

การเสริมข้อมูลของภาพ ในงานวิจัยนี้ได้ทำการใช้เทคนิคการสุ่มการปรับขนาดของภาพชุดข้อมูลการฝึกฝน (Training Data) โดยมีการปรับเปลี่ยนภาพจากหลากหลายตัวแปร เพื่อให้โมเดลมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น ซึ่งการปรับเปลี่ยนภาพ ดังตารางที่ 2 ต่อไปนี้

ตาราง 2 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการทำการปรับเสริมข้อมูล

Parameter	Value	Description
Rotation	0.05	การสุ่มค่าหมุนของภาพด้วยมุมที่สุ่มได้ในช่วง -0.05 ถึง +0.05 แสดงว่าภาพสามารถหมุนได้โดยไม่เกิน 0.05 หรือประมาณ 3 องศา
Zoom	0.2	การสุ่มค่าการขยายขนาดของภาพด้วยค่าสุ่มที่ไม่เกิน 0.2 แสดงว่าภาพสามารถซูมได้โดยไม่เกิน 0.2 เท่าของขนาดภาพ
Width shift	0.1	การสุ่มค่าตำแหน่งของภาพแนวนอนด้วยค่าสุ่มที่ไม่เกิน 0.1 แสดงว่าภาพสามารถเลื่อนตำแหน่งได้โดยไม่เกิน 10% ของความกว้างของภาพ
Hight shift	0.1	การสุ่มค่าตำแหน่งของภาพแนวตั้งด้วยค่าสุ่มที่ไม่เกิน 0.1 แสดงว่าภาพสามารถเลื่อนตำแหน่งได้โดยไม่เกิน 10% ของความสูงของภาพ

ตาราง (ต่อ) 2 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการทำการปรับเสริมข้อมูล

Parameter	Value	Description
Shear	0.05	การสุ่มค่าการเอียงภาพด้วยมุมที่สุ่มได้ในช่วง -0.05 ถึง +0.05 แสดงว่าภาพสามารถเอียงได้โดยไม่เกิน 0.05 หรือประมาณ 3 องศา

ขั้นตอนที่ 5 : การสร้างแบบจำลอง

ผู้วิจัยได้สร้างแบบจำลองในการคัดแยกสายพันธุ์มะม่วงของไทยทั้งหมด 16 แบบจำลอง โดยการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องได้แก่ แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) และแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว (Transfer Learning) ด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 (Visual Geometry Group :VGG16) และยังได้ทำการปรับเปลี่ยนภาพระหว่างการเรียนรู้ของโมเดล มีการกำหนดไฮเปร์พารามิเตอร์ต่างๆ เช่น การกำหนดจำนวนรอบในการหยุดเทรนโมเดลหากไม่มีการปรับปรุง การนำเทคนิคการปรับเสริมข้อมูลภาพ และการกำหนดอัตราการเรียนรู้ของโมเดล การกำหนดค่าเพื่อลด Overfitting ตลอดจนการนำอัลกอริทึ่มมาใช้ได้แก่ Adam และ RMSprop เข้ามาใช้เพื่อให้ทิศทางการทำนายมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น นอกจากนี้ยังได้นำการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องและแม่นยำทั้งในส่วนของค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความถูกต้องของการทำนายว่าจะเป็นจริง (Recall) ค่าเฉลี่ยที่วัดความสามารถของแบบจำลอง (F1 Score Macro Average) และค่าประสิทธิภาพของแบบจำลอง (ROC) โดยในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ทำการทดลองที่กำหนดขนาดการทดลองอยู่ที่ 128 Batch Size และกำหนดจำนวนรอบสูงสุดอยู่ที่ 500 รอบ แต่มีการกำหนดการหยุดรอบที่ไม่สามารถเรียนรู้อยู่ที่ 20 รอบ รวมทั้งการปรับเสริมข้อมูลภาพ และการเปรียบเทียบอัตราการเรียนรู้ของแบบจำลอง โดยแบ่งการทดลองออกเป็นแบบจำลองละ 8 แบบการทดลอง จำนวนรวมทั้งหมด 16 แบบจำลอง ดังตารางที่ 4 นอกจากนี้ยังมีการกำหนดพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ใช้สำหรับการสร้างแบบจำลองการคัดแยก ดังตารางที่ 3

ตาราง 3 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

Hyperparameter	Value
ขนาดของภาพ (Images size)	100 x 100 pixels
จำนวนน้ำหนัก (Weight)	ImageNet เป็น Transfer learning
กำหนด Fully-Connected layer (Include top)	False คือกำหนดให้ไม่รวม Fully Connected layer
รูปแบบการทำ Feature Extraction (Pooling)	Average เป็นค่าเฉลี่ยในการดึงรูปภาพประยุกต์ใช้ผลลัพธ์ 2 มิติ

ตาราง (ต่อ) 3 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

Hyperparameter	Value
จำนวนรอบในการทดลอง (Epochs)	กำหนดจำนวนรอบสูงสุดที่ 500 รอบ แต่มีการกำหนดจำนวน 20 รอบหากการเทรนโมเดลไม่มีการปรับปรุง
ขนาดของการเทรนโมเดล (Batch size)	กำหนดเป็น 128 สำหรับในการเทรนโมเดล
อัตราการเรียนของแบบจำลอง (Learning rate)	กำหนดเป็นค่าคงที่ 0.001 แต่มีการทดลองโดยปรับค่าเป็น 0.0001

ตาราง 4 ข้อมูลแบบจำลองที่ใช้ในงานวิจัย

Number of models	Deep Learning	Optimizer	Data Augmentation	Learning rate
1	CNN	Adam	No	0.001
2	CNN	Adam	Yes	0.001
3	CNN	Adam	No	0.0001
4	CNN	Adam	Yes	0.0001
5	CNN	RMSProp	No	0.001
6	CNN	RMSProp	Yes	0.001
7	CNN	RMSProp	No	0.0001
8	CNN	RMSProp	Yes	0.0001
9	VGG	Adam	No	0.001
10	VGG	Adam	Yes	0.001
11	VGG	Adam	No	0.0001
12	VGG	Adam	Yes	0.0001
13	VGG	RMSProp	No	0.001
14	VGG	RMSProp	Yes	0.001
15	VGG	RMSProp	No	0.0001
16	VGG	RMSProp	Yes	0.0001

ผลการวิจัยและอภิปรายผลการวิจัย

จากผลการทดลองพบว่าแบบจำลองการคัดแยกสายพันธุ์มะม่วงด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยใช้แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) และแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว (Transfer Learning) ด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 (Visual Geometry Group :VGG16) จากภาพชุดข้อมูลที่ทางผู้วิจัยได้ดำเนินการรวบรวมภาพมะม่วงสายพันธุ์ของไทยจำนวน 423 ภาพ ประกอบไปด้วย มะม่วงพันธุ์แก้วขมิ้นจำนวน 123 ภาพ มะม่วงพันธุ์เขียวเสวยจำนวน 123 ภาพ มะม่วงพันธุ์น้ำดอกไม้จำนวน 123 ภาพ มะม่วงพันธุ์น้ำดอกไม้สีทองจำนวน 123 ภาพ และชุดข้อมูลภาพจากต่างประเทศจำนวน 123 ภาพ รวมทั้งหมด 615 ภาพ โดยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุดข้อมูลคือ ชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝน และชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองโดยแบ่งในอัตราร้อยละ 80 และ 20 ตามลำดับ นอกจากนี้มีการใช้การปรับเสริมข้อมูลของชุดฝึกฝนให้มีความซับซ้อนของข้อมูล รวมทั้งนำอัลกอริทึ่มเพื่อใช้ในการเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลทั้ง 2 อัลกอริทึ่ม ได้แก่ RMSProp และ Adam โดยมีการใช้อัตราการเรียนรู้ของแบบจำลองที่ 0.001 และ 0.0001

จากผลการทดลองพบว่าแบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ จากตารางที่ 5 ซึ่งเป็นผลการทำนายจากอัตราการเรียนรู้ที่ 0.001 และมีทั้งการเปรียบเทียบการปรับเสริมข้อมูลภาพของการเรียนรู้ของแบบจำลอง แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ และมีการใช้อัลกอริทึ่ม Adam แบบไม่ปรับเสริมข้อมูลมีค่าความถูกต้องทั้งหมดร้อยละ 91 แต่เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้วด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 พบว่าอัลกอริทึ่ม RMSProp แบบปรับเสริมข้อมูลมีค่าความถูกต้องทั้งหมดร้อยละ 96 แต่เวลาในการดำเนินการในแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้วด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 มีเวลาในการดำเนินการที่นานกว่าถึง 3.2 ชั่วโมง เพราะแบบจำลองมีความซับซ้อนและใช้เวลาในการประมวลภาพมากกว่าแบบจำลองก่อนหน้า อย่างไรก็ตามหากเปรียบเทียบแบบจำลองเดียวกัน โดยมีความแตกต่างในส่วนของไม่มีส่วนของการปรับเสริมข้อมูลจะมีค่าความแม่นยำน้อยกว่าร้อยละ 94 มีประสิทธิภาพของแบบจำลองร้อยละ 99.1 และเวลาในการดำเนินการน้อยกว่าถึง 0.63 ชั่วโมง และจากผลการทดลองแบบจำลองที่มีการปรับอัตราการเรียนรู้จาก 0.001 เป็น 0.0001 จากตารางที่ 6 แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ และมีการใช้อัลกอริทึ่ม Adam แบบไม่ปรับเสริมข้อมูลมีค่าความถูกต้องทั้งหมดร้อยละ 96 โดยมากกว่าการใช้อัตราการเรียนรู้เดิม แต่เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้วด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 พบว่าอัลกอริทึ่ม RMSProp แบบไม่ปรับเสริมข้อมูลมีค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นทั้งหมดร้อยละ 96 และแบบไม่ปรับเสริมข้อมูลมีค่าความถูกต้องใกล้เคียงกับอัตราการเรียนเดิม หากเปรียบเทียบเวลาในการดำเนินการในแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว ด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 มีเวลาในการดำเนินการที่นานกว่าถึง 3.1 ชั่วโมง เพราะแบบจำลองมีความซับซ้อนและใช้เวลาในการประมวลภาพมากกว่าแบบจำลองก่อนหน้า

ตาราง 5 การเปรียบเทียบผลการทดลองของแบบจำลองโดยการใช้ค่าคงที่ของอัตราการเรียนรู้ที่ 0.001

Model	Algorithm	Data Augmentation	Epochs	Accuracy	ROC	Compute time (hr.)
1. CNN	Adam	ไม่ปรับ	274	0.91	0.993	0.342
2. CNN	Adam	ปรับ	222	0.89	0.999	0.286
5. CNN	RMSProp	ไม่ปรับ	73	0.83	0.994	0.065
6. CNN	RMSProp	ปรับ	157	0.89	0.999	0.206
9. VGG	Adam	ไม่ปรับ	58	0.94	0.999	1.0103
10. VGG	Adam	ปรับ	120	0.87	0.998	2.142
13. VGG	RMSProp	ไม่ปรับ	53	0.94	0.991	0.663
14. VGG	RMSProp	ปรับ	153	0.96	0.997	3.221

ตาราง 6 การเปรียบเทียบผลการทดลองของแบบจำลองโดยการใช้ค่าคงที่ของอัตราการเรียนรู้ที่ 0.0001

Model	Algorithm	Data Augmentation	Epochs	Accuracy	ROC	Compute time (hr.)
3. CNN	Adam	ไม่ปรับ	431	0.96	0.998	0.516
4. CNN	Adam	ปรับ	443	0.91	0.999	0.482
7. CNN	RMSProp	ไม่ปรับ	425	0.86	0.996	0.519
8. CNN	RMSProp	ปรับ	387	0.88	0.993	0.542
11. VGG	Adam	ไม่ปรับ	86	0.94	0.999	1.690
12. VGG	Adam	ปรับ	113	0.92	0.996	2.225
15. VGG	RMSProp	ไม่ปรับ	124	0.96	0.998	2.190
16. VGG	RMSProp	ปรับ	171	0.96	0.996	3.093

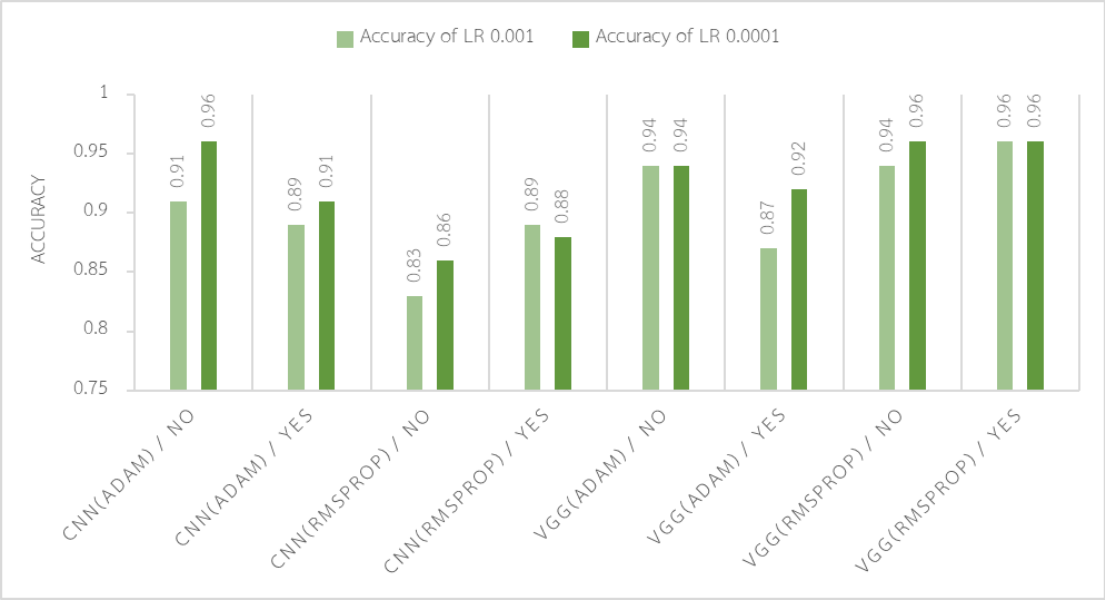
หลังจากการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการคัดแยกสายพันธุ์มะม่วงด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ทั้งแบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ และแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้วด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 ด้วย Confusion Matrix แล้ว ผู้วิจัยได้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 16 แบบจำลองด้วยค่าความถูกต้อง (Accuracy), ค่า F1-Score Macro Avg และค่าพื้นที่ใต้กราฟ (ROC) สรุปได้ว่าค่าความถูกต้องของแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว ด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 ที่ไม่มีการปรับเสริมข้อมูลมีค่าใกล้เคียงกับ CNN ร้อยละ 96 แต่เมื่อเปรียบเทียบกับการปรับเสริมข้อมูลพบว่าแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้วด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 ดีกว่าแบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ โดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 96, ค่า F1-Score Macro Avg คือค่าเฉลี่ยของ Precision และ Recall ของทั้ง 5 Class ผลคือแบบจำลองการคัดแยกสายพันธุ์มะม่วงด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง โดยแบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ โดยการปรับอัตราการเรียนรู้นั้นดีกว่า แบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้วด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 ร้อยละ 96 และ 96 ตามลำดับ โดยหากเมื่อเปรียบเทียบการปรับเสริมข้อมูลของภาพของแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้วด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 ค่าของ F1-Score และ Macro Avg ของการปรับเสริมข้อมูลมากกว่าร้อยละ 96 และ 96 ตามลำดับ และสุดท้ายคือการวัดประสิทธิภาพด้วยพื้นที่ใต้กราฟ (ROC) โดยทั้ง 16 แบบจำลองมีความใกล้เคียงกัน โดยแบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการมีค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ดีที่สุดคือ การปรับเสริมข้อมูล และใช้อัลกอริทึ่ม Adam มีค่าประสิทธิภาพร้อยละ 99 และแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้วด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 ที่มีการปรับที่ไม่มีการปรับเสริมข้อมูลและใช้อัลกอริทึ่ม Adam มีค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองอยู่ที่ร้อยละ 99 ตามตารางที่ 7 และภาพประกอบ 4

ตาราง 7 การเปรียบเทียบผลการทดลองของแบบจำลองการคัดแยกสายพันธุ์มะม่วงด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยใช้แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) และแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว (Transfer Learning) ด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 (Visual Geometry Group :VGG16)

Models	Algorithms	Data Augmentation layers	Accuracy	F1-Score, Macro Avg	ROC
1. CNN	Adam	ไม่ปรับ	0.91	0.92	0.993
2. CNN	Adam	ปรับ	0.89	0.91	0.999
3. CNN	Adam	ไม่ปรับ	0.96	0.96	0.998
4. CNN	Adam	ปรับ	0.91	0.91	0.999
5. CNN	RMSProp	ไม่ปรับ	0.83	0.84	0.994
6. CNN	RMSProp	ปรับ	0.89	0.90	0.999
7. CNN	RMSProp	ไม่ปรับ	0.86	0.86	0.996

ตาราง (ต่อ) 7 การเปรียบเทียบผลการทดลองของแบบจำลองการคัดแยกสายพันธุ์มะม่วงด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยใช้แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) และแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว (Transfer Learning) ด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 (Visual Geometry Group :VGG16)

Models	Algorithms	Data Augmentation layers	Accuracy	F1-Score, Macro Avg	ROC
8. CNN	RMSProp	ปรับ	0.88	0.87	0.993
9. VGG	Adam	ไม่ปรับ	0.94	0.94	0.999
10. VGG	Adam	ปรับ	0.87	0.87	0.998
11. VGG	Adam	ไม่ปรับ	0.94	0.94	0.999
12. VGG	Adam	ปรับ	0.92	0.92	0.996
13. VGG	RMSProp	ไม่ปรับ	0.94	0.95	0.991
14. VGG	RMSProp	ปรับ	0.96	0.96	0.997
15. VGG	RMSProp	ไม่ปรับ	0.96	0.96	0.998
16. VGG	RMSProp	ปรับ	0.96	0.96	0.996



ภาพประกอบ 4 เปรียบเทียบผลการทดลองแบบจำลองทั้ง 16 แบบจำลอง

จากภาพประกอบ 4 เปรียบเทียบผลการทดลองแบบจำลองทั้ง 16 แบบจำลองด้วยการใช้โดยใช้แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ และแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้วการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 และใช้อัลกอริทึ่ม Adam และRMSProp รวมทั้งการปรับเสริมข้อมูล และการปรับอัตราการเรียนรู้ของแบบจำลอง โดยภาพรวมของแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้วด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 จะมีค่าความถูกต้องในการจำแนกสายพันธุ์มะม่วงของไทยได้ดีกว่า

สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้สร้างขึ้นมาเนื่องจากปัญการการคัดแยกพันธุ์มะม่วงของไทยแต่ละชนิดมีความคล้ายคลึงกันมาก และมะม่วงของไทยเป็นผลไม้ทางเศรษฐกิจที่สร้างรายได้ให้แก่ชาวเกษตรกรจึงจำเป็นต้องใช้ความแม่นยำในการคัดแยกมะม่วงแต่ละสายพันธุ์ โดยการวิจัยนี้จะช่วยให้สามารถลดเวลาในการคัดแยกสายพันธุ์ของมะม่วงจากกระบวนการคัดแยกมะม่วงจากการใช้ความสามารถของมนุษย์

จากปัญหาที่กล่าวมาทั้งหมดผู้วิจัยได้ทำการสร้างแบบจำลองการคัดแยกสายพันธุ์มะม่วงด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) และแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว (Transfer learning) ด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 (Visual Geometry Group :VGG16) เพื่อใช้ในการดึงลักษณะเด่นของภาพออกมา (Feature Extraction) ซึ่งส่งผลต่อมิติที่เพิ่มขึ้น และนำหลักการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principle Component Analysis: PCA) เพื่อลดมิติลงและนำเข้าแบบจำลองต่อไป หลังจากที่นำเข้าข้อมูลทดสอบ (Testing Data) เข้าแบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยเครื่องทั้งแบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) และแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว (Transfer Learning) ด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 (Visual Geometry Group :VGG16) รวมทั้งการปรับเสริมข้อมูลของภาพ และอัตราการเรียนรู้จากการใช้อัลกอริทึ่ม Adam และ RMSProp ตลอดจนการแสดงผลลัพธ์ค่าความถูกต้องของแบบจำลอง และประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยจากการทดลองทั้ง 16 แบบจำลองนั้นพบว่า แบบจำลองจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Network) ที่มีการใช้อัลกอริทึ่ม Adam และยังไม่ใช้เทคนิคการปรับเสริมของภาพ ได้ผลลัพธ์อยู่ร้อยละ 91 และมีค่า ROC หรือประสิทธิภาพของแบบจำลองอยู่ที่ร้อยละ 99.3 เมื่อมีการปรับอัตราการเรียนรู้ของแบบจำลองอยู่ที่ 0.0001 พบว่าค่าความแม่นยำร้อยละ 96 และมีค่า ROC อยู่ที่ร้อยละ 99.8 ซึ่งถือว่าได้ผลลพันธ์ออกมาดีกว่าการใช้ค่าอัตราการเรียนรู้เดิมที่ 0.001 และยังทำงานได้ดีกว่าการปรับเสริมของภาพ นอกจากนี้แบบจำลองที่ถูกฝึกฝนแล้ว (Transfer Learning) ด้วยการใช้กลุ่มภาพเรขาคณิต 16 (Visual Geometry Group :VGG16) ที่มีการใช้ RMSProp ที่มีการใช้เทคนิคการปรับเสริมของภาพได้ค่าความแม่นยำร้อยละ 96 แต่มีค่า ROC อยู่ร้อยละ 99.7 แต่เมื่อเปรียบเทียบการปรับอัตราการเรียนรู้เป็น 0.0001 พบว่าการใช้เทคนิคการปรับเสริมของภาพ และไม่ใช้เทคนิคการปรับเสริมของภาพ มีค่าความแม่นยำอยู่ที่ 96 และมีค่า ROC อยู่ที่ 99.6 และร้อยละ 99.8 ตามลำดับ อย่างไรก็ตามการเลือกใช้แบบจำลองขึ้นอยู่กับความเหมาะสมข้อจำกัดในเรื่องของขนาดความจำและความสามารถในการประมวลผลของเครื่องด้วยเช่นกัน งานวิจัยในอนาคต ผู้วิจัยจะเก็บรวบรวมชุดข้อมูลชองมะม่วงสายพันธุ์ของไทยให้มีจำนวนมากขึ้น และมีความหลากหลายขึ้นทั้งที่

เป็นภาพมะม่วงจากบนต้นไม้ และภาพมะม่วงที่อยู่รวมกับผลไม้ชนิดอื่นๆ และศึกษาเทคนิควิธีการเรียนรู้ของเครื่องประเภทการจัดกลุ่มของข้อมูลแบบอื่นๆที่สามารถนำมาสร้างตัวแบบเพื่อใช้ในการคัดแยกสายพันธุ์มะม่วงของไทยให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

การจัดทำวิจัยได้รับการสนับสนุนจากบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ในการนำเสนอผลงานวิจัย ผู้วิจัยจึงขอขอบคุณมา ณ ที่นี้

เอกสารอ้างอิง

[1] รุ่งนภา พิมมะศรี, “ไทยส่งออกมะม่วงเป็นอันดับ 1 ของโลก ทำเงินปีละ 4,500 ล้านบาท แต่ยังไม่พอ ต้องหาตลาดใหม่ๆ เพิ่ม ,” *ไทยส่งออกมะม่วงเป็นอันดับ 1 ของโลก ทำเงินปีละ 4,500 ล้านบาท แต่ยังไม่พอ ต้องหาตลาดใหม่ๆ เพิ่ม*, Apr. 18, 2022. https://plus.thairath.co.th/topic/money/101401

[2] Kaset GO, “พันธุ์มะม่วงและต้นพันธุ์มะม่วงเพื่อการผลิตทางการค้า,” *พันธุ์มะม่วงและต้นพันธุ์มะม่วงเพื่อการผลิตทางการค้า*, Mar. 21, 2022. https://kasetgo.com/t/topic/210509

[3] R. Raut, A. Jadhav, C. Sorte, and A. Chaudhari, “Classification of Fruits using Convolutional Neural Networks,” in *2022 Second International Conference on Advances in Electrical, Computing, Communication and Sustainable Technologies (ICAECT)*, Bhilai, India: IEEE, Apr. 2022, pp. 1–4. doi: 10.1109/ICAECT54875.2022.9808070.

[4] H. M. Rizwan Iqbal and A. Hakim, “Classification and Grading of Harvested Mangoes Using Convolutional Neural Network,” *International Journal of Fruit Science*, vol. 22, no. 1, pp. 95–109, 2022, doi: 10.1080/15538362.2021.2023069.

[5] Q. Li, M. Yan, and J. Xu, “Optimizing Convolutional Neural Network Performance by Mitigating Underfitting and Overfitting,” in *2021 IEEE/ACIS 19th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*, Shanghai, China: IEEE, Jun. 2021, pp. 126–131. doi: 10.1109/ICIS51600.2021.9516868.

[6] H. B. Unal, E. Vural, B. K. Savas, and Y. Becerikli, “Fruit Recognition and Classification with Deep Learning Support on Embedded System (fruitnet),” in *Proceedings - 2020 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference, ASYU 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Oct. 2020. doi: 10.1109/ASYU50717.2020.9259881.

[7] H. Zheng, M. Chen, W. Liu, Z. Yang, and S. Liang, “Improving deep neural networks by using sparse dropout strategy,” in *2014 IEEE China Summit & International Conference on Signal and Information Processing (ChinaSIP)*, Xi’an, China: IEEE, Jul. 2014, pp. 21–26. doi: 10.1109/ChinaSIP.2014.6889194.

[8] A. Fitrianto and B. Sartono, “Image Classification Modelling of Beef and Pork Using Convolutional Neural Network,” *International Journal of Sciences: Basic and Applied Research (IJSBAR) International Journal of Sciences: Basic and Applied Research*, vol. 57, no. 2, pp. 26–38, 2021.