

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกภาพผลไม้ส่งออกของไทย Comparison the Performance of Models for Classifying Thai Exported Fruit Images

วลัยภรณ์ ศรีเกลี้ยง¹, วรภัทร ใจห้าว¹, ภูมิรพี ทองแก้ว¹, ธนบดีนทร์ เหมทานนท์¹,
พิชยุตม์ ศรีนวลแก้ว¹, กฤตภาส สงศรีอินทร์^{1,*}

Walaiporn Sornkliang¹, Woraphat Jaihao¹, Prumrapee Thongkaew¹,
Thanabdin Hemtanon¹, Pichayut Srinuankaew¹, Kritaphat Songsri-in^{1,*}

¹ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏนครศรีธรรมราช จังหวัดนครศรีธรรมราช 80280 ประเทศไทย

¹ Faculty of Science and Technology, Nakhon Si Thammarat Rajabhat University, Nakhon Si Thammarat 80280, Thailand

* Corresponding Author: Kritaphat Songsri-in, kritaphat_son@nstru.ac.th

Received:

4 November 2023

Revised:

15 January 2024

Accepted:

2 April 2024

คำสำคัญ:

การจำแนกรูปภาพ, โครงข่ายประสาทเทียม, ผลไม้ส่งออก

Keywords:

Image Classification, Artificial Neural Network, Exported Fruits

บทคัดย่อ: ผลไม้เป็นสินค้าเกษตรที่มีความสำคัญทางเศรษฐกิจชนิดหนึ่งของประเทศไทย ทั้งในด้านเป็นอาชีพหลักและสร้างรายได้ให้แก่เกษตรกรจำนวนมาก งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกประเภทรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทย โดยรวบรวมชุดข้อมูลรูปภาพเป็นจำนวนกว่า 710 รูป กระบวนการเรียนรู้แบบจำลองประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน ได้แก่ การลดมิติของข้อมูลรูปภาพ และการเรียนรู้แบบจำลอง ในขั้นตอนของการลดมิติมีการทดลอง 2 รูปแบบ ได้แก่ การบีบรูปภาพ และการใช้โครงข่ายประสาทเทียม แบบจำลองที่ศึกษาในขั้นตอนที่ 2 ประกอบไปด้วยแบบจำลองจำนวน 3 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ และแบบจำลอง การถดถอยโลจิสติกส์ ผลการวิจัยบนชุดข้อมูลที่ถูกรวบรวมพบว่า ประสิทธิภาพการจำแนกรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทย โดยใช้เทคนิคการลดมิติด้วยโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงกว่าการลดมิติด้วยการบีบรูปภาพ และแบบจำลองที่สามารถจำแนกรูปภาพได้ดีที่สุด คือ แบบจำลองการถดถอย โลจิสติกส์ ซึ่งให้ค่าความถูกต้องและค่าความจำแนกสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 95.21 ค่าความแม่นยำสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 95.50 ค่าเอฟวันสกอร์สูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 95.16 โดยใช้ระยะเวลาในการเรียนรู้มากที่สุดอยู่ที่ 25.809 วินาที แต่มีระยะเวลาในการทำนายน้อยที่สุดอยู่ที่ 7.70 มิลลิวินาที

Abstract: Fruits are a major economic crop in Thailand, providing both primary employment and income for many farmers. This research aims to develop and evaluate the performance of a classification model for Thai export fruits. A dataset of over 710 images of Thai export fruits was collected. The model learning process consists of two steps: dimensionality reduction of image data and model learning. In the dimensionality reduction step, two methods were experimented with: image squashing and convolutional neural network. The models studied in the second step consisted of three models: the nearest neighbor model, the decision tree model, and the logistic regression model. The research results on the collected dataset found that the image classification performance of Thai export fruits using dimensionality reduction techniques with convolutional neural networks is higher than that of image flattening, and the model that can best classify images is the logistic regression model, which achieves a maximum accuracy and recall of 95.21%, a precision at 95.50%, F1 score at 95.16%. It used the most training time of 25.809 seconds but only took 7.70 milliseconds for inference.

1. บทนำ (Introduction)

ผลไม้ส่งออกของไทยมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อเศรษฐกิจและภาพลักษณ์ของประเทศในตลาดโลก ด้วยความหลากหลายของผลไม้ที่มีรสชาติเฉพาะตัว และคุณค่าทางโภชนาการสูง ทำให้ไทยกลายเป็นหนึ่งในผู้ส่งออกผลไม้ชั้นนำของโลก ไม่เพียงแต่เป็นแหล่งรายได้หลักให้กับเกษตรกรและผู้ประกอบการ แต่ยังช่วยสร้างชื่อเสียงและเพิ่มมูลค่าให้กับผลไม้ไทย

ในตลาดต่างประเทศ ผลไม้ไทยเป็นหนึ่งในสินค้าเกษตรที่สำคัญของประเทศไทย โดยภาพรวมของการส่งออกผลไม้ไทยในปี 2566 มีมูลค่าการส่งออกกว่า 2.37 แสนล้านบาท เมื่อเปรียบเทียบกับภาพรวมของการส่งออกผลไม้ไทยในปี 2565 มีมูลค่าการส่งออกกว่า 2.14 แสนล้านบาท แสดงว่าการส่งออกผลไม้ไทยมีมูลค่าเพิ่มขึ้นคิดเป็นร้อยละ 10 ของมูลค่าการส่งออกสินค้าเกษตรกรรม ผลไม้ไทยได้รับความนิยมอย่างมากในต่างประเทศ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในตลาดเอเชียและยุโรป ในปี 2566 ผลไม้ไทยส่งออกไปยังประเทศจีน สหรัฐอเมริกา ฮองกง มาเลเซีย เกาหลีใต้ เวียดนาม และญี่ปุ่น ผลไม้ไทยที่ส่งออกได้รับความนิยม ได้แก่ทุเรียน มะพร้าวอ่อน มะม่วง มังคุด ลำไย สับปะรด และมะละกอ (Office of Agricultural Economics, 2023) ผลไม้ไทยที่ส่งออกไปตลาดต่างประเทศทำให้เกษตรกรมีความจำเป็นในการเก็บเกี่ยวผลผลิตที่ต้องอาศัยประสบการณ์หรือใช้อุปกรณ์ในการคัดแยกผลไม้เพื่อให้ได้ผลไม้ที่ได้คุณภาพตรงตามขนาดมาตรฐานการส่งออกให้ได้มากที่สุด หากผลไม้ที่คัดแยกออกมาได้ตรงตามความต้องการแล้วจะทำให้สามารถเพิ่มรายได้ให้กับเกษตรกร (Klodpeng, 2023) การส่งออกผลไม้ที่มีคุณภาพและได้มาตรฐานจะช่วยเสริมสร้างความเชื่อมั่นและเปิดโอกาสทางการค้าในระดับสากล นอกจากนี้การส่งออกผลไม้ยังเป็นการส่งเสริมวัฒนธรรมและความหลากหลายทางชีวภาพของไทยให้โลกได้รับรู้ ซึ่งถือเป็นส่วนสำคัญในการสร้างความยั่งยืนทางเศรษฐกิจและสิ่งแวดล้อมในระยะยาว ผลไม้ส่งออกของไทยมีความหลากหลายทั้งทางสายพันธุ์ รสชาติ สี และกลิ่น อีกทั้งผลไม้ส่งออกของไทยหลายชนิดยังเป็นผลไม้พื้นถิ่นซึ่งอาจยังไม่เป็นที่รู้จักของผู้คนในต่างประเทศ นอกจากนี้การตรวจสอบคุณภาพรวมถึงการดูแลรักษาผลไม้ระหว่างการขนส่งอาจมีการจัดการที่แตกต่างกันตามชนิดของผลไม้

เทคโนโลยีการวิเคราะห์ภาพและการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เป็นวิธีหนึ่งที่ได้รับ

ความนิยมในการนำมาประยุกต์ใช้งานในการจำแนกสิ่งของจำนวนมากๆ เพื่อการตรวจสอบความถูกต้อง ความแม่นยำ และความสะดวกรวดเร็วในการจำแนกสิ่งของเหล่านั้น ปัจจุบันการจำแนกผลไม้ไทยที่ส่งออกไปตลาดต่างประเทศเกษตรหรือผู้ประกอบการใช้ประสบการณ์ด้วยสายตาในการคัดแยกประเภทผลไม้หรือใช้อุปกรณ์ในการคัดแยกประเภทของผลไม้ไม่มีความผิดพลาดจากการคัดแยกประเภทของผลไม้ไม่ตรงตามต้องการ และใช้เวลานานในการคัดแยกผลไม้ อีกทั้งการใช้อุปกรณ์ในการคัดแยกประเภทผลไม้ทำให้มีต้นทุนสูง ซึ่งในปัจจุบันได้มีการนำเทคโนโลยีที่ทันสมัยที่จะช่วยในการวิเคราะห์ภาพและการเรียนรู้ของเครื่องได้อย่างถูกต้อง แม่นยำและใช้เวลาน้อยในการจำแนกประเภท จากการทบทวนงานวิจัยพบว่าการนำเทคโนโลยีที่ทันสมัยมาใช้ในงานวิจัยเหล่านี้จะเน้นเป็นการจำแนกผลไม้หรือข้อมูลเพียงหนึ่งชนิด ดังงานวิจัยของ Kummong (2021) ได้นำเสนอการตรวจจับมั่งคุดด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก โครงข่ายประสาทคอนโวลูชันแนลเปรียบเทียบกับแบบจำลองฟาสเตอร์อาร์ซีเอ็นเอ็น เพื่อตรวจจับภาพมั่งคุดในการจำแนกมั่งคุดแก่หรือสุก การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ฟาสเตอร์อาร์ซีเอ็นเอ็นสามารถจำแนกมั่งคุดแก่หรือสุกได้ค่าร้อยละของค่าความถูกต้องและค่าความเที่ยงสูงกว่าโครงข่ายประสาทคอนโวลูชันแนล งานวิจัยของ Suksukont et al. (2022) ได้นำเสนอการวิเคราะห์การสุกของผลไม้โดยใช้หลักการประมวลผลภาพที่สามารถแยกสีของผลไม้สุกตามระยะเวลาจริง ทำให้สามารถนับจำนวนของผลไม้ได้อย่างถูกต้องและผู้ใช้งานระบบมีความพึงพอใจมากที่สุด และงานวิจัยของ Utanon et al. (2020) ได้นำเสนอการจำแนกผลไม้โดยใช้เทคนิค การประมวลผลภาพและการจำแนกด้วยฐานกฎจำแนกความเกี่ยวพันของลักษณะสีกับคุณภาพด้านลักษณะเนื้อมีความแม่นยำสูงกว่าการจำแนกด้วยฐานกฎจำแนกความเกี่ยวพันของลักษณะสีกับคุณภาพด้านรสชาติ จากการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับ

การจำแนกผลไม้ส่งออกของไทยจากจำนวนผลไม้หลากหลายชนิดยังไม่มีงานวิจัยที่มีการนำเทคโนโลยีที่ทันสมัยมาใช้เพื่อจำแนกประเภทรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทยแบบอัตโนมัติ

ดังนั้น จากที่กล่าวมาข้างต้นคณะผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะนำเสนอแนวทางการใช้เทคโนโลยีที่ทันสมัยเพื่อพัฒนาระบบจำแนกประเภทรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทยแบบอัตโนมัติโดยใช้เทคโนโลยีการวิเคราะห์ภาพและการเรียนรู้ของเครื่อง งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกประเภทรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทย งานวิจัยนี้ช่วยให้เกษตรกรหรือผู้ประกอบการหรือผู้บริโภคสามารถวิเคราะห์จำแนกประเภทของผลไม้ได้อย่างถูกต้อง แม่นยำ และรวดเร็ว ลดขั้นตอนการคัดแยกประเภทและลดปัญหาการระบุประเภทการส่งออกผลไม้ไทยให้มีคุณภาพและน่าเชื่อถือในตลาดโลก การใช้เทคโนโลยีประมวลผลภาพสมัยใหม่ในการจำแนกผลไม้ไทยยังสามารถลดต้นทุนและจะช่วยเพิ่มศักยภาพของผลไม้ไทยในการส่งออกไปยังตลาดโลกได้ สามารถตอบสนองความชอบของผู้บริโภค และช่วยให้สามารถควบคุมคุณภาพของผลไม้ได้ตลอดห่วงโซ่อุปทาน

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (Related Work)

ทีมผู้วิจัยได้ทำการศึกษาทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเกี่ยวกับแบบจำลองที่นำมาใช้ในการคัดแยกผลไม้ เทคนิค การจำแนกประเภทข้อมูลที่ประยุกต์ใช้กับการจำแนกผลไม้หรือจำแนกข้อมูลอื่นๆ ที่ต้องการจำแนกประเภทข้อมูล การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองจากการประยุกต์ใช้เทคนิคต่างๆ โดยมีรายละเอียดของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องดังนี้

Chotichatmala & Wiwatwattana (2021) ได้นำเสนอ แบบจำลองการคัดแยกผลไม้แบบหนึ่งชนิดด้วยการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อตรวจจับรูปแบบเปิดเพื่อสร้างแบบจำลองการคัดแยกผลไม้แบบหนึ่งชนิด

ด้วยการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อตรวจจบบรูปแบบเปิด โดยใช้เทคนิคการตรวจสิ่งผิดปกติ (Novelty Detection) คือ เทคนิคที่เรามีชุดข้อมูลปกติ (Training Data) ซึ่งคือรูปแบบเปิดเพียงชนิดเดียวทั้งหมดและต้องการตรวจจบบรูปแบบใหม่หรือข้อมูลผิดปกติในชุดข้อมูลทดสอบ (Test Data) ที่อยู่นอกเหนือจากชุดข้อมูลปกติซึ่งก็คือการทำนายว่าข้อมูลใหม่นั้นเป็นหรือไม่ โดยในงานวิจัยการคัดแยกผลไม้สร้างจากเทคนิคการตรวจสิ่งผิดปกติ (Novelty Detection) โดยใช้ แบบจำลองการจำแนกข้อมูลด้วยเครื่องเวกเตอร์ค้ำยันประเภทเดียว (One-Class Support Vector Machine) และแบบจำลองต้นไม้ (Isolation Forest) ซึ่งทั้ง 2 แบบจำลองเป็นเทคนิคสำหรับการสร้างแบบจำลองแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) ซึ่งสามารถนำแบบจำลองที่ได้ไปประยุกต์ใช้กับการคัดแยกผลไม้แบบเปิดได้ต่อไป

Kummong (2021) ได้นำเสนอ การตรวจจบบังคับที่อยู่บนต้นที่ได้จากภาพด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกโครงข่ายประสาทคอนโวลูชันแนล เปรียบเทียบกับฟาสเตอร์อาร์ชีเอ็นเอ็น โดยมีขั้นตอนการวิจัย 3 ขั้นตอน คือ 1) การเตรียมภาพ 2) การฝึกสอนการเรียนรู้เชิงลึกตรวจจบบังคับแก่หรือสุก และ 3) การทดสอบตรวจจบบังคับแก่หรือสุก ประเมินประสิทธิภาพโมเดลด้วยคอนฟิวชันเมตริกซ์ ผลการทดลอง พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทคอนโวลูชันแนลสามารถจำแนกมั่งคุดแก่หรือสุกได้ค่าความถูกต้องร้อยละ 50.62 ค่าความเที่ยงร้อยละ 26.42 ค่าความครบถ้วนร้อยละ 93.33 และเอฟวันสกอร์ร้อยละ 41.16 แบบจำลองฟาสเตอร์อาร์ชีเอ็นเอ็นสามารถจำแนกมั่งคุดแก่หรือสุก ได้ค่าความถูกต้องร้อยละ 90.22 ค่าความเที่ยง ร้อยละ 63.16 ค่าความครบถ้วนร้อยละ 48.98 และค่าเอฟวันสกอร์ร้อยละ 55.17

Pakamwang, Khoomsab, & Srimuang (2020) ได้นำเสนอ การเปรียบเทียบแบบจำลองจำแนกประเภทเพื่อการพัฒนาการท่องเที่ยวอำเภอ

เขาค้อ จังหวัดเพชรบูรณ์ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองจำแนกประเภทเพื่อใช้พัฒนา การท่องเที่ยว อำเภอเขาค้อ จังหวัดเพชรบูรณ์ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล การสร้างแบบจำลองการวิจัยนี้ใช้เทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูล จำนวน 7 วิธี ได้แก่ 1) Bayes Network Classifier 2) Naive Bayes 3) Multi-Layer Perceptron 4) Logistic Regression 5) Sequential Minimal Optimization 6) Decision Tree และ 7) Random Forest ด้วยโปรแกรม RapidMiner Studio เพื่อทดสอบความแม่นยำของโมเดลจากความคิดเห็นของนักท่องเที่ยวต่อการพัฒนาแหล่งท่องเที่ยวอำเภอเขาค้อ จังหวัดเพชรบูรณ์ การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลด้วยวิธีการตรวจสอบไขว้ (k-Fold Cross Validation) โดยกำหนด k=10 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง พบว่าแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องมากที่สุดคือ แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) ซึ่งมีค่าเท่ากับ 94.57 โดยผลจากการวิจัยสามารถนำไปใช้ในการพัฒนาแบบจำลองทางสารสนเทศเพื่อทำนายการพัฒนาการท่องเที่ยวของอำเภอเขาค้อ จังหวัดเพชรบูรณ์ต่อไป

Sereepong & Wiwatwattana (2021) ได้นำเสนอการจำแนกคุณภาพของเมล็ดกาแฟโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันโดยเปรียบเทียบกับแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องแบบดั้งเดิมเพื่อจำแนกคุณภาพของเมล็ดกาแฟที่มีข้อบกพร่องทั้ง 5 ชนิดได้แก่ เมล็ดดำ เมล็ดขึ้นรา ขึ้นเมล็ดแตก เมล็ดไม่สมบูรณ์ และเมล็ดถูกแมลงทำลาย ออกจากเมล็ดกาแฟแบบปกติ โดยได้ใช้ข้อมูลรูปภาพเมล็ดกาแฟมาจางานวิจัยเรื่อง การสกัดและคัดเลือกคุณลักษณะของเมล็ดกาแฟเพื่อจำแนกประเภทตามคุณภาพด้วยการประมวลผลภาพถ่าย มาสร้างแบบจำลองต่างๆ ได้แก่ ResNet50, ResNet101, ResNet50 โดยใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูลรูปภาพ, ResNet101 โดยใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูลรูปภาพ และ SGDClassifier โดยใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูลรูปภาพ ซึ่งจากการวัดผล

ด้วยชุดข้อมูลทดสอบได้ค่าความถูกต้องอยู่ที่ 0.74, 0.75, 0.77, 0.74 และ 0.61 ตามลำดับ ซึ่งแสดงให้เห็นได้ชัดว่าแบบจำลองที่ใช้สถาปัตยกรรมแบบ ResNet ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า SGDClassifier และเทคนิคการเพิ่มข้อมูลรูปภาพสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองให้ดีขึ้นได้

3. วิธีการ (Method)

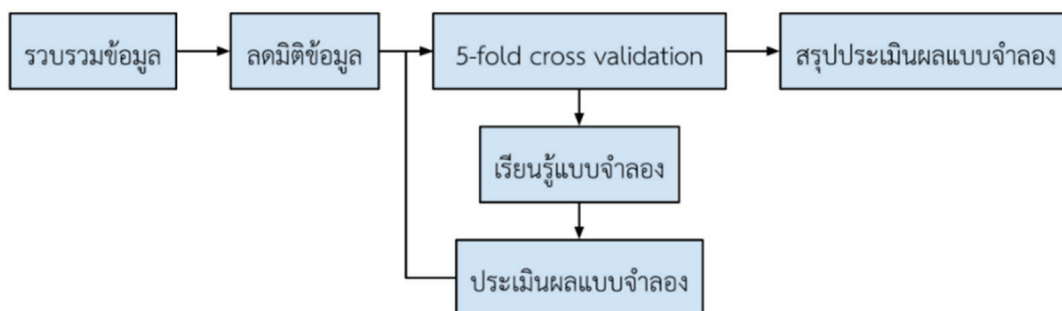
การวิจัยนี้มุ่งศึกษาประเด็นการใช้เทคนิคการจำแนกและวิเคราะห์ภาพของผลไม้ส่งออกของไทยเพื่อตรวจสอบประเภทของผลไม้ โดยมีวิธีดำเนินการวิจัยแบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอน ได้แก่ การรวบรวมชุดข้อมูล การเตรียมข้อมูล (การลดมิติ) การเรียนรู้แบบจำลอง และการวัดประสิทธิภาพแบบจำลอง โดยระหว่างขั้นตอนการเรียนรู้และวัดประสิทธิภาพแบบจำลองจะใช้ 5-fold Cross Validation เพื่อความน่าเชื่อถือของ

ผลด้วยการแสดงค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานแสดงดังภาพประกอบ 1

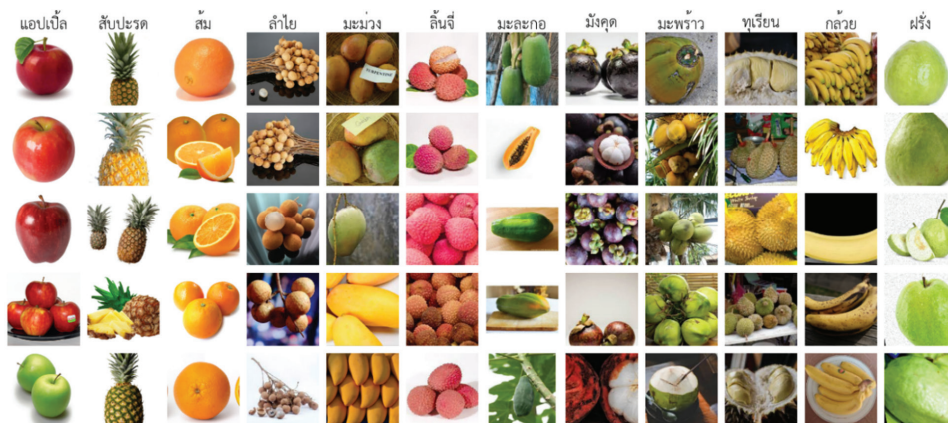
3.1 ชุดข้อมูลรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทย

3.1.1 การรวบรวมชุดข้อมูล

ในงานวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้รวบรวมข้อมูลผลไม้ส่งออกของไทยในช่วงเวลาระหว่างปี พ.ศ. 2564-2565 จาก การสืบค้นรูปภาพผ่านเครือข่ายอินเทอร์เน็ตผ่านเว็บไซต์ Google โดยใช้ชื่อผลไม้ส่งออกไทยเป็นคำค้นหาซึ่งประกอบด้วยผลไม้ทั้งหมด 12 ประเภท ได้แก่ แอปเปิ้ล สับปะรด ส้ม ลำไย มะม่วง ลิ้นจี่ มะละกอ มังคุด มะพร้าวทุเรียน และกล้วย รูปภาพของผลไม้แต่ละชนิดที่ถูกรวบรวมมาแล้วจะถูกยืนยันความถูกต้องทั้งหมดอีกครั้งโดยสมาชิกในทีมวิจัย



ภาพประกอบ 1 ภาพรวมของระบบเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองจำแนกประเภทผลไม้ส่งออกไทย



ภาพประกอบ 2 ประเภทของผลไม้ส่งออกของไทย 12 ประเภท

ชุดข้อมูลสุดท้ายมีจำนวนรูปภาพทั้งหมด 710 รูป ตัวอย่างของรูปภาพผลไม้ถูกแสดงดังภาพประกอบ 2

3.1.2 การเตรียมข้อมูล

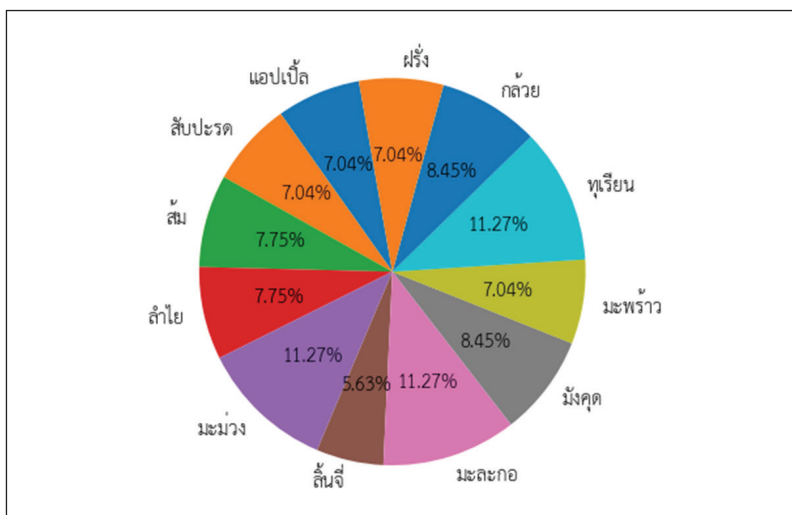
ในงานวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้รวบรวมข้อมูลรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทยโดยแบ่งออกเป็น 12 ประเภทและมีจำนวนรวมทั้งสิ้น 710 รูป รูปภาพตั้งต้นทั้งหมดที่ได้ถูกรวบรวมนั้นมักมีขนาดและอัตราส่วนที่แตกต่างกัน เพื่อความสะดวกในการเรียนรู้แบบจำลอง ภาพเหล่านี้จึงถูกปรับให้มีรูปทรงสี่เหลี่ยมจัตุรัสโดยทำการตัดด้านที่ยาวกว่าของรูปภาพออกและปรับรูปภาพให้เป็นขนาดเดียวกันที่ขนาด 224 × 224 พิกเซล นอกจากนี้รูปภาพผลไม้แต่ละชนิดยังถูกรวบรวมมาโดยพยายามให้มีอัตราส่วนของรูปภาพผลไม้ในแต่ละชนิดที่ใกล้เคียงกันมากที่สุดเพื่อลดอคติต่อการทำนายของแบบจำลอง อัตราส่วนชุดข้อมูลรูปภาพในแต่ละชนิดแสดงดังภาพประกอบ 3

3.2 ภาพรวมของระบบ

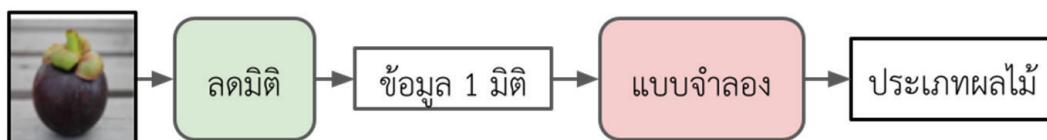
การพัฒนาแบบจำลองเพื่อจำแนกภาพเป็นกระบวนการที่ใช้เวลาและทรัพยากรสำหรับการประมวลผลเป็นจำนวนมากเนื่องจากข้อมูลรูปภาพมักมีความซับซ้อนและมีขนาดใหญ่เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลในรูปแบบอื่น ทีมวิจัยจึงนำเสนอแนวทางในการปรับปรุงและเร่งความเร็วในกระบวนการเรียนรู้และการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองจำแนกประเภทรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทยโดยแบ่งขั้นตอนของระบบออกเป็น 2 ขั้นตอน ได้แก่ การลดมิติของข้อมูลรูปภาพ และการเรียนรู้แบบจำลอง ดังภาพประกอบ 4

3.2.1 การลดมิติของข้อมูลรูปภาพ

การลดมิติของข้อมูลรูปภาพเป็นการทำให้รูปภาพซึ่งมีขนาดหลายมิติกลายเป็นข้อมูลมิติเดียวโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดจำนวนคุณสมบัติที่ไม่จำเป็นหรือทับซ้อนกัน ซึ่งไม่เพียงแต่ช่วยลดปริมาณของ



ภาพประกอบ 3 แผนภาพวงกลมแสดงอัตราส่วนของรูปภาพผลไม้ในแต่ละชนิด



ภาพประกอบ 4 ภาพรวมของระบบ

ข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณและเรียนรู้แบบจำลอง แต่ยังคงส่งผลให้แบบจำลองสามารถเน้นไปที่คุณสมบัติสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการจำแนกประเภท ทำให้กระบวนการเรียนรู้เป็นไปอย่างรวดเร็ว รวมถึงเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองในลำดับถัดไปอีกด้วย ในขั้นตอนนี้มีการทดสอบรูปแบบการลดมิติจำนวน 2 รูปแบบ ได้แก่ การบีบรูปภาพ และการใช้โครงข่ายประสาทเทียม

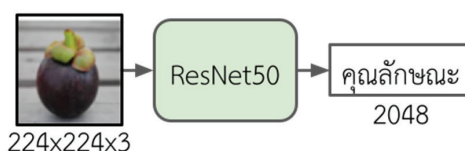
3.2.1.1 การบีบรูปภาพ เป็นการทำให้ขนาดของรูปภาพซึ่งปกติมีรูปแบบ 3 มิติ (กว้าง x ยาว x สี) ไปเป็นข้อมูลมิติเดียวด้วยการจัดเรียงข้อมูลของรูปภาพใหม่ให้ต่อกันเป็นสายยาวในรูปแบบ 1 มิติ ตัวอย่างเช่น รูปภาพตั้งต้นที่มีขนาด $224 \times 224 \times 3$ จะถูกบีบให้กลายเป็นข้อมูลขนาด 1 มิติ ที่มีขนาด เท่ากับ $224 \times 224 \times 3 = 150,528$ ตัวอย่างการลดมิติของภาพด้วยการบีบรูปภาพแสดงดังภาพประกอบ 5

3.2.1.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นการสร้างแบบจำลองด้วยระบบคอมพิวเตอร์ที่เลียนแบบรูปแบบและวิธีการทำงานของสมองมนุษย์เพื่อทำให้คอมพิวเตอร์สามารถจดจำและแก้ปัญหาต่างๆ ได้ การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมอาศัยวิธี Back Propagation Algorithm ในการปรับปรุงโครงสร้างของแบบจำลองเพื่อให้สามารถ

แก้ปัญหาได้ดีขึ้นเรื่อยๆ ในปัจจุบันลักษณะโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีรูปแบบและวิธีการเรียนรู้ที่หลากหลาย มีการพัฒนาความสามารถในการแก้ปัญหาต่างๆ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในด้านการประมวลผลภาพให้สามารถแก้ปัญหาได้ดีจนมีขีดความสามารถทัดเทียมกับมนุษย์ งานวิจัยชิ้นนี้ได้ปรับใช้แบบจำลอง ResNet50 (He et al., 2016) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงในการจำแนกประเภท และ ตรวจสอบวัตถุ โดยอาศัยเทคนิค Identity Mappings ช่วยให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้คุณสมบัติที่ซับซ้อนของรูปภาพให้ดีขึ้นได้โดยการเพิ่มจำนวนชั้นให้มากขึ้น แบบจำลองนี้มักใช้เป็นแบบจำลองพื้นฐานสำหรับงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประมวลผลภาพเนื่องจากแบบจำลองได้เรียนรู้การจำแนกรูปภาพ 1,000 ประเภทจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ ImageNet (Deng et al., 2009) มาแล้ว ส่งผลให้แบบจำลองสามารถสกัดคุณลักษณะพิเศษของรูปภาพได้ดีเมื่อนำไปปรับใช้กับชุดข้อมูลรูปภาพขนาดเล็ก ในงานวิจัยนี้แบบจำลอง ResNet50 ถูกนำไปใช้เพื่อลดมิติข้อมูลรูปภาพผลไม่ส่งออกของไทย โดยย่อขนาดข้อมูลรูปภาพจาก $224 \times 224 \times 3$ พิกเซล ไปเป็นข้อมูล 1 มิติ ขนาด 2048 โดยยังคงรักษาคุณสมบัติสำคัญของข้อมูลรูปภาพไว้ได้ดังภาพประกอบ 6



ภาพประกอบ 5 การลดมิติของภาพโดยการบีบรูปภาพ



ภาพประกอบ 6 การลดมิติของภาพโดยแบบจำลอง ResNet50

3.3.2 แบบจำลอง

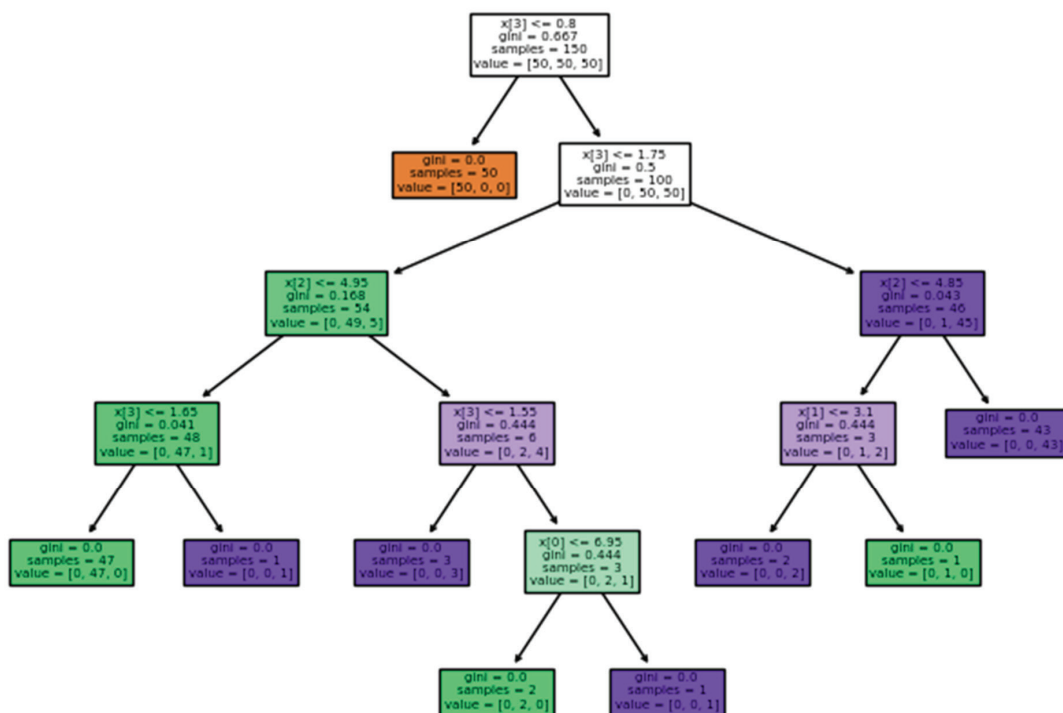
ในส่วนของการเรียนรู้ของเครื่องในการทดสอบ ผู้วิจัยได้ใช้แบบจำลอง 3 แบบจำลอง ดังนี้

3.3.2.1 ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree)

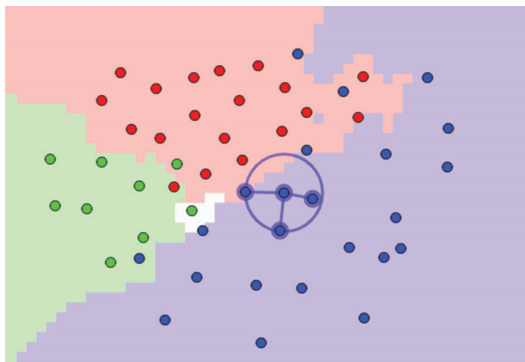
เป็นแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนที่สามารถแก้ปัญหาทั้งแบบจำแนกประเภทและทำนายตัวเลขได้ ต้นไม้ตัดสินใจอาศัยข้อมูลจากชุดเรียนรู้ในการสร้างแบบจำลองที่มีลักษณะเป็นโครงสร้างข้อมูลต้นไม้ ซึ่งประกอบไปด้วยส่วนของ โหนด (Node) เส้นเชื่อม (Branch) และใบ (Leaf) การทำนายข้อมูลใหม่ของต้นไม้ตัดสินใจอาศัยการจำแนกข้อมูลตามลักษณะของโครงสร้างข้อมูลต้นไม้จนกระทั่งข้อมูลไหลลงจนถึงระดับใบ ซึ่งจะมีผลของป้ายกำกับระบุอยู่ ภาพตัวอย่างของโครงสร้างต้นไม้ตัดสินใจแสดงดังภาพประกอบ 7

3.3.2.2 แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด

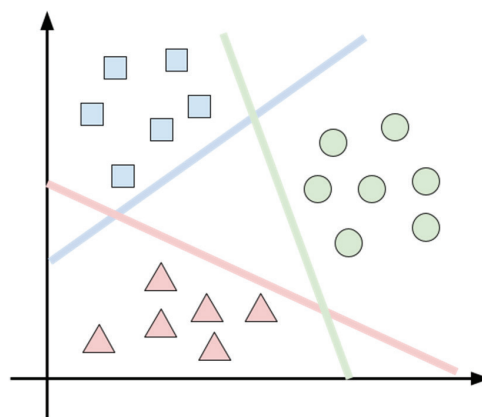
(K Nearest Neighbor Model) เป็นหนึ่งในแบบจำลอง การเรียนรู้ของเครื่องที่สามารถแก้ปัญหาการจำแนกประเภทและการทำนายตัวเลขได้ โดยอาศัยการคำนวณหาข้อมูลที่มีระยะใกล้เคียงกับจุดทดสอบ โดยใช้การวัดระยะทางในรูปแบบต่างๆ เช่น ระยะทางยูคลิดีเนียน หรือ ระยะทางแมนฮัตตัน เป็นต้น แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดนิยมใช้ค่าฐานนิยมของป้ายกำกับของเพื่อนบ้านเพื่อหาค่าทำนายของปัญหาจำแนกประเภท ส่วนการทำนายค่าตัวเลขนิยมใช้ค่าเฉลี่ย แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดเป็นแบบจำลองที่เรียบง่ายแต่สามารถจดจำรูปแบบและนำไปใช้กับการแก้ปัญหาได้หลากหลาย ตัวอย่างการทำงานของแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดแสดงดังภาพประกอบ 8



ภาพประกอบ 7 ตัวอย่างโครงสร้างแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ



ภาพประกอบ 8 เพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดเมื่อกำหนด
จำนวนเพื่อนบ้าน K เท่ากับ 3



ภาพประกอบ 9 ตัวอย่างแบบจำลอง
การถดถอยโลจิสติกส์

3.3.2.3 การถดถอยโลจิสติกส์ (Logistic Regression) เป็นแบบจำลองทางสถิติที่มีเป้าหมายเพื่อทำนายโอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์ที่สนใจ โดยคำนวณความน่าจะเป็นของป้ายกำกับตามลักษณะข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์จาก การคำนวณเชิงเส้นจะถูกแปลงเป็นความน่าจะเป็นโดยฟังก์ชัน Softmax แบบจำลองนี้เรียนรู้โดยลดความแตกต่างระหว่างผลลัพธ์ของความน่าจะเป็นที่ถูกทำนายและค่าของป้ายกำกับจริง การถดถอยโลจิสติกส์ มีการนำไปใช้กันอย่างแพร่หลายเนื่องจากความเรียบง่ายและสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรและป้ายกำกับได้ชัดเจน (Chuchip, 2018) ตัวอย่างลักษณะการทำงานของแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์ แสดงดังภาพประกอบ 9

3.3 การเรียนรู้แบบจำลอง

การเรียนรู้และเปรียบเทียบแบบจำลองจำแนกรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทยมืองค์ประกอบและขั้นตอนที่หลากหลาย เพื่อความสะดวกและรวดเร็วในการพัฒนา งานวิจัยนี้ใช้ภาษา Python ผ่านเว็บไซต์ Google Colab เพราะมีการให้บริการหน่วยประมวลผลกราฟิกโดยไม่มีค่าใช้จ่าย ในส่วนของการประมวลผลรูปภาพ การลดมิติข้อมูล และการใช้โครงข่ายประสาทเทียม มีการใช้ไลบรารี Tensorflow (Abadi et al.,

2016) และ Keras ในการดำเนินการ ส่วนแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด ต้นไม้ตัดสินใจ และการถดถอยโลจิสติกส์ใช้ไลบรารี Scikit-Learn (Pedregosa et al., 2011) ในการเรียนรู้และประเมินผลแบบจำลอง

3.4 การวัดประสิทธิภาพแบบจำลอง

การวัดประสิทธิภาพการจำแนกรูปภาพของกระบวนการ ใช้การวัดประสิทธิภาพด้วยค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าจำแนกได้ (Recall) และค่าเอฟวันสกอร์ (F1 Score) ใช้สูตรในการคำนวณโดยที่ True Positive (TP) คือ ค่าที่พยากรณ์ความน่าจะเป็นความถูกต้องเชิงบวก True Negative (TN) คือ ค่าที่พยากรณ์ความน่าจะเป็นถูกต้อง เชิงลบ False Positive (FP) คือ ค่าที่พยากรณ์ความน่าจะเป็นผิดพลาดเชิงบวก และ False Negative (FN) คือ ค่าที่พยากรณ์ความน่าจะเป็นผิดพลาดเชิงลบ

3.4.1 ค่าความถูกต้อง

ค่าความถูกต้อง (Accuracy) สามารถวัดและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของรูปแบบการลดมิติและแบบจำลองแต่ละประเภทได้อย่างมีประสิทธิภาพเมื่อป้ายกำกับนั้นมีการกระจายตัวคงที่ โดยค่าความถูกต้องเป็นค่าที่ได้จากการคำนวณอัตราส่วน

ของค่าพยากรณ์ที่ถูกต้องของป้ายกำกับต่อจำนวนของข้อมูลทั้งหมด โดยคิดเป็นร้อยละและใช้สูตรการคำนวณ ดังนี้

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

3.4.2 ค่าความแม่นยำ

ค่าความแม่นยำ (Precision) เป็นค่าที่เปรียบเทียบความแม่นยำจากการทำนายของแบบจำลองเมื่อแบบจำลองทำนายว่าจริง โดยมีวิธีการคำนวณ คือ อัตราส่วนของจำนวนตัวอย่างที่แบบจำลองทำนายว่าจริงได้ถูกต้อง (True Positive) ต่อจำนวนตัวอย่างข้อมูลที่แบบจำลองทำนายว่าจริง โดยคิดเป็นร้อยละและใช้สูตรการคำนวณ ดังนี้

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

3.4.3 ค่าจำแนกได้

ค่าจำแนกได้ (Recall) เป็นค่าที่เปรียบเทียบการจำแนกได้จากการทำนายของแบบจำลองเมื่อป้ายกำกับนั้นมีค่าเป็นจริง โดยมีวิธีการคำนวณ คือ อัตราส่วนของจำนวนตัวอย่างที่แบบจำลองทำนายว่าจริงได้ถูกต้อง (True Positive) ต่อจำนวนตัวอย่างข้อมูลที่ผลของป้ายกำกับเป็นจริง (TP + FN)

$$\text{ค่าจำแนกได้} = \frac{TP}{TP + FN}$$

3.4.4 ค่าเอฟวันสกอร์

ค่าเอฟวันสกอร์ (F1 Score) เป็นค่าเฉลี่ยแบบฮาร์โมนิก (Harmonic Mean) ระหว่างค่าความแม่นยำและ ค่าจำแนกได้ ซึ่งจะให้ผลของค่าเฉลี่ยที่ต่ำหากค่าใดค่าหนึ่งของค่าความแม่นยำหรือค่าจำแนกได้มีค่าที่ต่ำ และจะมีผลของค่าเฉลี่ยที่สูงก็ต่อเมื่อผลของค่าความแม่นยำและค่าจำแนกได้มีค่าที่สูงทั้งคู่

$$\text{ค่าเอฟวันสกอร์} = \frac{2 \times \text{ค่าความแม่นยำ} \times \text{ค่าจำแนกได้}}{\text{ค่าความแม่นยำ} + \text{ค่าจำแนกได้}}$$

4. ผลการวิจัย (Experimental Result)

ผลการทดสอบรูปแบบการลดมิติและการเรียนรู้แบบจำลองประเภทต่างๆ ด้วยค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ ค่าความจำแนก ค่าเอฟวันสกอร์ ระยะเวลาการเรียนรู้ ระยะเวลาการทำนายสำหรับปัญหาการจำแนกผลไม้ส่งออกของไทย โดยรูปแบบการลดมิติประกอบไปด้วย 2 การทดลอง ได้แก่ การปรับรูปภาพ และการใช้โครงข่ายประสาทเทียม ส่วนแบบจำลองที่ศึกษา ประกอบไปด้วย 3 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ และแบบจำลอง การถดถอยโลจิสติกส์ ผลการทดลองรวมทั้งหมดจำนวน 6 รายการ ซึ่งผลค่าความถูกต้องของแบบจำลองแสดงดังตาราง 1 ผลค่าความแม่นยำของแบบจำลองแสดงดังตาราง 2 ผลค่าความจำแนกของแบบจำลองแสดงดังตาราง 3 ผลค่าเอฟวันสกอร์ของแบบจำลองแสดงดังตาราง 4 ผลระยะเวลาการเรียนรู้ของแบบจำลองแสดงดังตาราง 5 และผลระยะเวลาการทำนายของแบบจำลองแสดงดังตาราง 6

ตาราง 1 ตารางค่าความถูกต้องของแบบจำลอง

ความถูกต้อง (ร้อยละ)			
No.	แบบจำลอง	การลดมิติ	
		การบีบรูปภาพ	โครงข่ายประสาทเทียม
1	เพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด	36.90 ± 2.87	62.25 ± 3.17
2	ต้นไม้ตัดสินใจ	31.27 ± 5.39	49.30 ± 3.09
3	การถดถอยโลจิสติกส์	39.44 ± 3.59	95.21 ± 1.63

ตาราง 2 ตารางค่าความแม่นยำของแบบจำลอง

ค่าความแม่นยำ (ร้อยละ)			
No.	แบบจำลอง	การลดมิติ	
		การบีบรูปภาพ	โครงข่ายประสาทเทียม
1	เพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด	38.59 ± 2.86	74.96 ± 2.48
2	ต้นไม้ตัดสินใจ	34.03 ± 5.80	52.63 ± 1.98
3	การถดถอยโลจิสติกส์	39.19 ± 3.80	95.50 ± 1.51

จากตาราง 1 แสดงค่าความถูกต้องของแบบจำลองเมื่อใช้รูปแบบการลดมิติที่แตกต่างกันสำหรับการลดมิติด้วยวิธีการบีบรูปภาพ พบว่าแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 39.44 รองลงมา คือ แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด มีค่าความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 36.90 และแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจมีค่าความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 31.27 และ ส่วนวิธีการลดมิติด้วยโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 95.21 รองลงมาเป็นแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดมีค่าความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 62.25 และแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจมีค่า ความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 49.30

จากตาราง 2 แสดงค่าความแม่นยำของแบบจำลองเมื่อใช้รูปแบบการลดมิติที่แตกต่างกันสำหรับการลดมิติด้วยวิธีการบีบรูปภาพ พบว่าแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 39.19 รองลงมา คือ แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด มีค่าความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 38.59 และแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ มีค่าความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 34.03 และ ส่วนวิธีการลดมิติด้วยโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 95.50 รองลงมาเป็นแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดมีค่าความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 74.96 และแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจมีค่า ความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 52.63

ตาราง 3 ตารางค่าความจำแนกของแบบจำลอง

ค่าความจำแนก (ร้อยละ)			
No.	แบบจำลอง	การลดมิติ	
		การบีบรูปภาพ	โครงข่ายประสาทเทียม
1	เพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด	36.90 ± 2.87	62.25 ± 3.17
2	ต้นไม้ตัดสินใจ	31.27 ± 5.39	49.30 ± 3.09
3	การถดถอยโลจิสติกส์	39.44 ± 3.59	95.21 ± 1.63

ตาราง 4 ตารางค่าเอฟวันสกอร์ของแบบจำลอง

ค่าเอฟวันสกอร์ (ร้อยละ)			
No.	แบบจำลอง	การลดมิติ	
		การบีบรูปภาพ	โครงข่ายประสาทเทียม
1	เพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด	34.08 ± 2.87	59.46 ± 1.88
2	ต้นไม้ตัดสินใจ	31.57 ± 5.37	49.70 ± 2.71
3	การถดถอยโลจิสติกส์	38.45 ± 3.72	95.16 ± 1.62

จากตาราง 3 แสดงค่าความจำแนกของแบบจำลองเมื่อใช้รูปแบบการลดมิติที่แตกต่างกัน สำหรับการลดมิติด้วยวิธีการบีบรูปภาพ พบว่า แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าความจำแนกอยู่ที่ร้อยละ 39.44 รองลงมา คือ แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด มีค่าความจำแนกอยู่ที่ร้อยละ 36.90 และแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ มีค่าความจำแนกอยู่ที่ร้อยละ 31.27 และ ส่วนวิธีการลดมิติด้วยโครงข่ายประสาทเทียม พบว่า แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าความจำแนกอยู่ที่ร้อยละ 95.21 รองลงมาเป็นแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดมีค่าความจำแนกอยู่ที่ร้อยละ 62.25 และแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ มีค่า ความจำแนกอยู่ที่ร้อยละ 49.30

จากตาราง 4 แสดงค่าเอฟวันสกอร์ของแบบจำลองเมื่อใช้รูปแบบการลดมิติที่แตกต่างกัน สำหรับการลดมิติด้วยวิธีการบีบรูปภาพ พบว่า แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าเอฟวันสกอร์อยู่ที่ร้อยละ 38.45 รองลงมา คือ แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด มีค่าเอฟวันสกอร์อยู่ที่ร้อยละ 34.08 และแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ มีค่าเอฟวันสกอร์อยู่ที่ร้อยละ 31.57 และ ส่วนวิธีการลดมิติด้วยโครงข่ายประสาทเทียม พบว่า แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าเอฟวันสกอร์อยู่ที่ร้อยละ 95.16 รองลงมาเป็นแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดมีค่าเอฟวันสกอร์อยู่ที่ร้อยละ 59.46 และแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ มีค่าเอฟวันสกอร์อยู่ที่ร้อยละ 49.70

ตาราง 5 ตารางระยะเวลาการเรียนรู้ของแบบจำลอง

ระยะเวลาการเรียนรู้ (ms)			
No.	แบบจำลอง	การลดมิติ	
		การบีบภาพ	โครงข่ายประสาทเทียม
1	เพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด	864 ± 245	4,590 ± 386
2	ต้นไม้ตัดสินใจ	49,230 ± 1023	39,014 ± 737
3	การถดถอยโลจิสติกส์	129,542 ± 3199	25,809 ± 706

ตาราง 6 ตารางระยะเวลาการทำนายของแบบจำลอง

ระยะเวลาการทำนาย (ms)			
No.	แบบจำลอง	การลดมิติ	
		การบีบภาพ	โครงข่ายประสาทเทียม
1	เพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด	1,217 ± 90.7	1,532 ± 301
2	ต้นไม้ตัดสินใจ	70.5 ± 21.0	81.0 ± 22.4
3	การถดถอยโลจิสติกส์	56.8 ± 4.50	7.70 ± 1.70

จากตาราง 5 แสดงค่าระยะเวลาการเรียนรู้ของแบบจำลองเมื่อใช้รูปแบบการลดมิติที่แตกต่างกัน สำหรับการลดมิติด้วยวิธีการบีบภาพมีค่าระยะเวลาการเรียนรู้เรียงจากน้อยสุดไปมากที่สุด พบว่า แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดมีค่าระยะเวลาการเรียนรู้ อยู่ที่ 864 มิลลิวินาที รองลงมา คือ แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจมีค่าระยะเวลาการเรียนรู้ อยู่ที่ 49,230 มิลลิวินาที และแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าระยะเวลาการเรียนรู้ อยู่ที่ 129,542 มิลลิวินาที ส่วนวิธีการลดมิติด้วยโครงข่าย ประสาทเทียม พบว่า แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดมีค่าระยะเวลาการเรียนรู้ อยู่ที่ 4,590 มิลลิวินาที รองลงมาเป็นแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจมีค่าระยะเวลาการเรียนรู้ อยู่ที่ 39,014 มิลลิวินาที และแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าระยะเวลา การเรียนรู้ อยู่ที่ 25,809 มิลลิวินาที

จากตาราง 6 แสดงค่าระยะเวลาการทำนายของแบบจำลองเมื่อใช้รูปแบบการลดมิติที่แตกต่างกัน สำหรับการลดมิติด้วยวิธีการบีบภาพมีค่าระยะเวลาการทำนายเรียงจากน้อยสุดไปมากที่สุด พบว่า แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าระยะเวลาการทำนาย อยู่ที่ 56.8 มิลลิวินาที รองลงมา คือ แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ มีค่าระยะเวลาการทำนายอยู่ที่ 70.5 มิลลิวินาที และแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดมีค่าระยะเวลาการทำนายอยู่ที่ 1,217 มิลลิวินาที และส่วนวิธีการลดมิติด้วยโครงข่ายประสาทเทียมพบว่า แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์มีค่าระยะเวลาการทำนายอยู่ที่ 7.70 มิลลิวินาที รองลงมาเป็นแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจมีค่าระยะเวลาการทำนาย อยู่ที่ 81.0 มิลลิวินาที และแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดมีระยะเวลาการทำนายอยู่ที่ 1,532 มิลลิวินาที

5. อภิปรายผล (Discussion)

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองจำแนกประเภทรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทย โดยรวบรวมชุดข้อมูลรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทยจำนวน 710 รูป กระบวนการเรียนรู้แบบจำลองประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนของการลดมิติของข้อมูลรูปภาพ ซึ่งมีการทดลอง 2 รูปแบบ ได้แก่ การปรับรูปภาพ และการใช้โครงข่ายประสาทเทียม และขั้นตอนของการเรียนรู้แบบจำลอง ซึ่งมีการทดลองด้วยแบบจำลองจำนวน 3 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ และแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์ การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองมี 6 วิธี คือ การวัดค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ ค่าความจำแนก ค่าเอฟวันสกอว์ ระยะเวลาการเรียนรู้ และระยะเวลาการทำนาย

การเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของการลดมิติสำหรับแบบจำลองจำแนกประเภทผลไม้ส่งออกของไทย พบว่า การใช้โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าการปรับรูปภาพ เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลอง 3 ประเภท พบว่า ค่าความถูกต้องของแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 36.90 เป็นร้อยละ 62.25 ค่าความถูกต้องของแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 31.27 เป็นร้อยละ 49.30 และค่าความถูกต้องของแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์เพิ่มขึ้นจากร้อยละ 39.44 เป็นร้อยละ 95.21 เมื่อทำการเปรียบเทียบความสามารถของแบบจำลอง พบว่า แบบจำลอง การถดถอยโลจิสติกส์ ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด โดยการลดมิติด้วยการปรับรูปภาพให้ค่าความถูกต้องสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 39.44 และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความถูกต้องสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 95.21 รองลงมาคือแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด โดย การลดมิติด้วยการปรับรูปภาพมีค่าความถูกต้องอยู่ที่ร้อยละ 36.90 และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความถูกต้องอยู่ที่ ร้อยละ 62.25

แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพน้อยที่สุด คือ แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจโดยการลดมิติด้วยการปรับรูปภาพมีค่าความถูกต้องน้อยสุดอยู่ที่ร้อยละ 31.27 และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความถูกต้องน้อยสุดอยู่ที่ร้อยละ 49.30

การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำของการลดมิติสำหรับแบบจำลองจำแนกประเภทผลไม้ส่งออกของไทย พบว่า การใช้โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความแม่นยำสูงกว่าการปรับรูปภาพ เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลอง 3 ประเภท พบว่า ค่าความแม่นยำของแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 38.59 เป็นร้อยละ 74.96 ค่าความแม่นยำของแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 34.03 เป็นร้อยละ 52.63 และค่าความแม่นยำของแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์เพิ่มขึ้นจากร้อยละ 39.19 เป็นร้อยละ 95.50 เมื่อทำการเปรียบเทียบความสามารถของแบบจำลอง พบว่า แบบจำลอง การถดถอยโลจิสติกส์ให้ค่าความแม่นยำสูงที่สุด โดยการลดมิติด้วยการปรับรูปภาพให้ค่าความแม่นยำสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 39.19 และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความแม่นยำสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 95.50 รองลงมาคือแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด โดย การลดมิติด้วยการปรับรูปภาพมีค่าความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 38.59 และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความแม่นยำอยู่ที่ ร้อยละ 74.96 แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพน้อยที่สุด คือ แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจโดยการลดมิติด้วยการปรับรูปภาพมี ค่าความแม่นยำน้อยสุดอยู่ที่ร้อยละ 34.03 และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความแม่นยำน้อยสุดอยู่ที่ร้อยละ 52.63

การเปรียบเทียบค่าความจำแนกของการลดมิติสำหรับแบบจำลองจำแนกประเภทผลไม้ส่งออกของไทย พบว่า การใช้โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความจำแนกสูงกว่าการปรับรูปภาพ เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลอง 3 ประเภท พบว่า ค่าความจำแนกของแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดเพิ่มขึ้นจากร้อยละ

36.90 เป็นร้อยละ 62.25 ค่าความจำแนกของแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 31.27 เป็นร้อยละ 49.30 และค่าความจำแนกของแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์เพิ่มขึ้นจากร้อยละ 39.44 เป็นร้อยละ 95.21 เมื่อทำการเปรียบเทียบความสามารถของแบบจำลองพบว่า แบบจำลอง การถดถอยโลจิสติกส์ให้ค่าความจำแนกสูงสุดที่สุด โดยการลดมิติด้วยการบีรูภาพให้ค่าความจำแนกสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 39.44 และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความจำแนกสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 95.21 รองลงมาคือแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด โดย การลดมิติด้วยการบีรูภาพมีค่าความจำแนกอยู่ที่ร้อยละ 36.90 และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความจำแนกอยู่ที่ 62.25 แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพน้อยที่สุดคือ แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจโดยการลดมิติด้วยการบีรูภาพมีค่าความจำแนกน้อยสุดอยู่ที่ร้อยละ 31.27 และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความจำแนกน้อยสุดอยู่ที่ร้อยละ 49.30

การเปรียบเทียบค่าเอฟวันสกอร์ของการลดมิติสำหรับแบบจำลองจำแนกประเภทผลไม้ส่งออกของไทย พบว่า การใช้โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าเอฟวันสกอร์สูงกว่าการบีรูภาพ เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลอง 3 ประเภท พบว่า ค่าเอฟวันสกอร์ของแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 34.08 เป็นร้อยละ 59.46 ค่าเอฟวันสกอร์ของแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 31.57 เป็นร้อยละ 49.70 และค่าเอฟวันสกอร์ของแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์เพิ่มขึ้นจากร้อยละ 38.45 เป็นร้อยละ 95.16 เมื่อทำการเปรียบเทียบความสามารถของแบบจำลอง พบว่า แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์ให้ ค่าเอฟวันสกอร์สูงสุดที่สุด โดยการลดมิติด้วยการบีรูภาพให้ค่าเอฟวันสกอร์สูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 38.45 และการใช้โครงข่าย ประสาทเทียมให้ค่าเอฟวันสกอร์สูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 95.16 รองลงมาคือแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด โดยการลดมิติด้วยการบีรูภาพมีค่าเอฟวันสกอร์อยู่ที่ร้อยละ 34.08

และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเอฟวันสกอร์อยู่ที่ร้อยละ 59.46 แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพน้อยที่สุด คือ แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจโดยการลดมิติด้วยการบีรูภาพมีค่าเอฟวันสกอร์น้อยสุดอยู่ที่ร้อยละ 31.57 และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเอฟวันสกอร์ น้อยสุดอยู่ที่ร้อยละ 49.70

การเปรียบเทียบด้านเวลาจะทำการเปรียบเทียบ 2 รูปแบบ คือ ระยะเวลาการเรียนรู้ และระยะเวลาการทำนาย โดยระยะเวลาการเรียนรู้ของแบบจำลอง พบว่า แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดใช้ระยะเวลาการเรียนรู้ที่น้อยที่สุด โดยการบีรูภาพใช้ระยะเวลาการเรียนรู้อยู่ที่ 864 มิลลิวินาที และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมใช้ระยะเวลาการเรียนรู้อยู่ที่ 4,590 มิลลิวินาที สำหรับระยะเวลาการทำนายของแบบจำลอง พบว่า แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์ใช้ระยะเวลาการทำนายน้อยที่สุด โดย การบีรูภาพใช้ระยะเวลาการทำนายอยู่ที่ 56.8 มิลลิวินาที และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมใช้ระยะเวลาการทำนายอยู่ที่ 7.70 มิลลิวินาที

ดังนั้นผลการวิจัยการเปรียบเทียบรูปแบบการลดมิติสำหรับแบบจำลองจำแนกประเภทผลไม้ส่งออกของไทย พบว่า การใช้โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ ค่าความจำแนกค่าเอฟวันสกอร์ได้ค่าสูงกว่าการบีรูภาพ เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองแต่ละประเภท พบว่า แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์ให้ค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ ค่าความจำแนก และค่าเอฟวันสกอร์สูงที่สุดกว่าแบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด และแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ เมื่อเปรียบเทียบรูปแบบการลดมิติของระยะเวลาการเรียนรู้ พบว่า แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดใช้ระยะเวลาการเรียนรู้ของการบีรูภาพน้อยที่สุดกว่าโครงข่ายประสาทเทียม การเปรียบเทียบระยะเวลาการทำนายของแบบจำลองพบว่า แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์ใช้ระยะเวลาการทำนายของโครงข่ายประสาทเทียมน้อยที่สุดกว่า

การปรับปรุงภาพ ถึงแม้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้เวลาในการเรียนรู้ แต่โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงในการจำแนกรูปภาพจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ส่งผลให้แบบจำลองสามารถสกัดคุณลักษณะพิเศษของรูปภาพได้ดีเมื่อนำไปปรับใช้กับชุดข้อมูลรูปภาพขนาดเล็ก ส่งผลให้โครงข่ายประสาทเทียมเมื่อนำไปใช้งานจะใช้ระยะเวลาการให้นานน้อยที่สุดสำหรับแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์ ถ้าใช้โครงข่ายประสาทเทียมดีกว่าในการลดมิติ จากผลการวิจัยมีความสอดคล้องกับงานวิจัยของ Chotichatmala & Wiwatwattana (2021) ที่ได้ศึกษาการสร้างแบบจำลองการคัดแยกผลไม้แบบหนึ่งชนิดด้วยการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อตรวจจับรูปแบบเปิดโดยใช้เทคนิคการตรวจจับผิดปกติ (Novelty Detection) ผู้วิจัยได้สร้างแบบจำลองการจำแนกข้อมูลด้วยเครื่องเวกเตอร์ค้ำยันประเภทเดียว (One-Class Support Vector Machine) และแบบจำลองป่าแยก (Isolation Forest) ซึ่งทั้ง 2 แบบจำลองมีประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงกัน อีกทั้งยังสอดคล้องกับงานวิจัยของ Kummong (2021) ได้ศึกษาการตรวจจับมังคุดที่อยู่บนต้นที่ได้จากภาพด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก โครงข่ายประสาทคอนโวลูชันแนล เปรียบเทียบกับฟาสเตอร์อาร์ซีเอ็นเอ็น ผลการทดลอง พบว่า แบบจำลองฟาสเตอร์อาร์ซีเอ็นเอ็นสามารถจำแนกมังคุดแก่หรือสุก ได้ค่าความถูกต้อง ค่าความเที่ยง ค่าเอฟวันสกอร์ สูงกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทคอนโวลูชันแนล ยกเว้นค่าความครบถ้วนที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทคอนโวลูชันแนลได้ ค่ามากกว่า นอกจากนี้ยังสอดคล้องกับงานวิจัยของ Pakamwang, Khoomsab, & Srimuang (2020) ที่ได้ศึกษาการเปรียบเทียบแบบจำลองจำแนกประเภทเพื่อการพัฒนาการท่องเที่ยวอำเภอเขาต้อ จังหวัดเพชรบูรณ์ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล โดยใช้เทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูลจำนวน 7 วิธี ได้แก่ 1) Bayes Network Classifier 2) Naive Bayes 3) Multi-Layer Perceptron 4) Logistic Regression 5) Sequential Minimal

Optimization 6) Decision Tree และ 7) Random Forest ด้วยโปรแกรม RapidMiner Studio ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองพบว่า แบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องมากที่สุด คือแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ (Decision tree) และยังสอดคล้องกับงานวิจัยของ Sereepong & Wiwatwattana (2021) ได้ศึกษาการจำแนกคุณภาพของเมล็ดกาแฟโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันโดยเปรียบเทียบกับแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องแบบดั้งเดิม โดยสร้างแบบจำลองได้แก่ ResNet50, ResNet101, ResNet50 พบว่า แบบจำลองแบบ ResNet ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า SGDClassifier และเทคนิคการเพิ่มข้อมูลรูปภาพสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองให้ดีขึ้นได้ ดังนั้นโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นเทคนิคการลดมิติที่มีประสิทธิภาพและแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์เป็นแบบจำลองที่จะนำมาสร้างแบบจำลองการจำแนกประเภทรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทย เพื่อช่วยให้เกษตรกร ผู้ประกอบการ ผู้บริโภค สามารถวิเคราะห์จำแนกประเภทของผลไม้ได้อย่างถูกต้อง แม่นยำ และรวดเร็ว ในการส่งออกผลไม้ไทยไปยังตลาดโลกได้

6. สรุปผลการวิจัย (Conclusion)

ทีมผู้วิจัยได้รวบรวมชุดข้อมูลรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทยเป็นจำนวน 710 รูป ซึ่งประกอบไปด้วยผลไม้ 12 ชนิด ได้แก่ แอปเปิ้ล สับปะรด ส้ม ลิ้นจี่ ลำไย มังคุด มะละกอ มะม่วง มะพร้าว ฝรั่งทุเรียน และกล้วย โดยชุดข้อมูลนั้นได้ ถูกประมวลผลด้วยการปรับให้มีขนาดที่เท่ากันในรูปแบบของสี่เหลี่ยมจัตุรัสที่มีขนาด 224×224 สำหรับกระบวนการเรียนรู้แบบจำลองจำแนกรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทยนั้น ประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน ได้แก่ การลดมิติของข้อมูลรูปภาพ และการเรียนรู้แบบจำลอง ในขั้นตอนของการลดมิติ มีการทดลอง 2 รูปแบบ ได้แก่ การปรับปรุงภาพ และการใช้โครงข่ายประสาทเทียม แบบจำลองที่ศึกษาในขั้นตอนที่ 2 ประกอบไปด้วยแบบ

จำลองจำนวน 3 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลองเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจ และแบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์ ผลการวิจัยบนชุดข้อมูลพบว่า ประสิทธิภาพการจำแนกรูปภาพผลไม้ส่งออกของไทย โดยใช้เทคนิคการลดมิติด้วยโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงกว่าการลดมิติด้วยการบีบรูปภาพ และแบบจำลองที่สามารถจำแนกรูปภาพได้ดีที่สุด คือ แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกส์ ซึ่งให้ค่าความถูกต้องสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 95.21 ค่าความแม่นยำสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 95.50 ค่าความจำแนกสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 95.21 ค่าเอฟวันสกอร์สูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 95.16 ระยะเวลาการเรียนรู้มากที่สุดอยู่ที่ 25,809 มิลลิวินาที และระยะเวลาการทำนายใช้เวลาไม่น้อยที่สุดอยู่ที่ 7.70 มิลลิวินาที

งานวิจัยในอนาคตสามารถพัฒนาไปได้ในหลายแนวทาง เช่น การรวบรวมชุดข้อมูลให้มีความหลากหลายและมีขนาดที่ใหญ่ขึ้น การปรับใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสมัยใหม่ รวมถึงแนวทางในการแก้ปัญหาใหม่ๆ เช่น การระบุความสุกของผลไม้แต่ละชนิด หรือ การจำแนกโรคหรือการเข้าของผลไม้ เป็นต้น

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนสถานที่และอุปกรณ์สำหรับการทำวิจัยจากคณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏนครศรีธรรมราช

เอกสารอ้างอิง

Abadi, M. et al. (2016). Tensorflow: a system for large-scale machine learning. *Proceeding of the 12th USENIX Conference on Operating Systems Design and Implementation*, Savannah GA, USA, November 2-4, 2016, 265–283. <https://www.usenix.org/conference/osdi16/technical-sessions/presentation/abadi>

Chotichatmala, S. & Wiwatwattana, N. (2021). Machine learning-based one-class fruit classification models for apple images detection. *Proceeding of the 1st Data Science Conference, Bangkok, Thailand, 2021*, 16-20. <http://ir-ithesis.swu.ac.th/dspace/handle/123456789/1085> [In Thai]

Chuchip, K. (2018). *Remote Sensing Technical Note No.5 : Logistic Regression*. Faculty of Forestry, Kasetsart University. [In Thai]

Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L.-J., Li, K., & Fei-Fei, L. (2009). ImageNet: A large-scale hierarchical image database. In *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 248-255.<https://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206848>

He, K., Zhang, X., Ren, S. & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770-778. IEEE. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>

Klodpeng, J. (2023). *Fruit classification system*. Center for Agricultural Technology and Innovation, Bank for Agriculture and Agricultural Cooperatives, Naresuan University. Retrieved 5 November 2023. Retrieved from <https://www.gosmartfarmer.com/innovation/21350>. [In Thai]

Kummong, R. (2021). Mangosteen detection using deep learning. *Information Technology Journal*, 18(1), 47-55. [In Thai]

- Office of Agricultural Economics. (2023). *Thailand's database system and foreign agricultural trade information services*. Retrieved 15 November 2023. Retrieved from <https://impexpth.oae.go.th>. [In Thai]
- Pakamwang, j., Khoomsab, K., & Srimuang, W. (2020). Model comparisons of classification for tourism development of Khao Kho district, Phetchabun Province using data mining techniques. *Rajabhat Journal of Sciences Humanities & Social Sciences*, 21(1), 213-223. <https://ph01.tci-thaijo.org/index.php/psru/article/view/240641> [In Thai]
- Pedregosa, F. et al. (2011). Scikit-learn: machine learning in Python. *Journal of Machine Research*, 12, 2825–2830. <https://dl.acm.org/doi/10.5555/1953048.2078195>
- Sereepong, C. & Wiwatwattana, N. (2021). Coffee bean quality classification using convolutional neural network. *Proceeding of the 1st Data Science Conference, Bangkok, Thailand, 2021*, 74-85. [In Thai]
- Suksukont, A., Santingamwong, C., Khamkhaek, W., & Pansuwan, S. (2022). Fruits ripening analysis system using image processing technology. *Journal of Information Science and Technology*, 12(1), 61-66. <https://doi.org/10.14456/jist.2022.6> [In Thai]
- Utanon, W., Phongsuphap, S., Sawangarom, W., & Singkleewan, N. (2020). Non-destructive image processing technique and rule-based classification in estimating the quality of fruit. *Journal of Information*, 19(1), 130-138. [In Thai]