

## ต้นแบบการใช้ปัญญาประดิษฐ์คัดเกรดมะม่วงมหาชนกส่งออก โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

Prototype of AI-based Grading of Mahachanok Mangoes for Export Using Deep Learning Techniques

อูดร จิตจักร, กนกกลดา ท้าวไทยชนะ และ สุอารีย์ นครพันธ์\*

Udon Jitjuk, Kanoklada Taothaichana and Suaree Nakornpan\*

คณะเทคโนโลยีการเกษตร มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม

Faculty of Agricultural Technology, Rajabhat MahaSarakham University

เพ็ญนารถ กลั่นวาริ

Pennart Klanwari

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม

Faculty of Engineering Rajabhat Mahasarakham University

E-mail : udon.ji@rmu.ac.th, kanoklada.nuch2025@gmail.com, suaree.na@rmu.ac.th\* and pkk5120@gmail.com

\*Corresponding author

(Received: 30 July 2025, Revised: 5 January 2026, Accepted: 23 January 2026)

<https://doi.org/10.57260/stc.2026.1260>

### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาต้นแบบการใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการคัดเกรดมะม่วงมหาชนกสำหรับส่งออก โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ และความแม่นยำ ในกระบวนการคัดเกรดมะม่วงมหาชนก การรวบรวมข้อมูลได้จากรูปถ่ายมะม่วงมหาชนกจำนวน 1,000 รูป ซึ่งถูกกำหนดเป็นเกรดภายใต้ใช้เงื่อนไข ได้แก่ รอยตำหนิของเปลือก (เป็นปัจจัยหลัก) ความแก่ (ร้อยละ 85 – 90) รูปร่าง (ไม่บิดเบี้ยว) น้ำหนัก (ระหว่าง 300–500 กรัม) โดยกำหนดเป็นเกรด A, เกรด B, เกรด C, และเกรด D โดยใช้เครื่องมือปัญญาประดิษฐ์โปรแกรม CIRA CORE ในการตรวจจับและจำแนกมะม่วงมหาชนก ที่ผ่านฝึกฝนให้จดจำคุณลักษณะของแต่ละเกรดเพื่อเป็นต้นแบบเกรดส่งออก ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าต้นแบบปัญญาประดิษฐ์มีประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ในระดับสูง โดยมีค่า F1-Score เฉลี่ยรวมร้อยละ 91.90 และมีประสิทธิภาพที่โดดเด่นในการจำแนกมะม่วงมหาชนก โดยเกรด A มีค่า F1-Score สูงสุดที่ร้อยละ 96.20 (Precision 97.40%, Recall 95.00%) ตามมาด้วยเกรด B ที่ร้อยละ 95.20 (Precision 94.00%, Recall 96.50%) สำหรับเกรด C และ D มีค่า F1-Score ที่ร้อยละ 89.00 (Precision 90.00%, Recall 88.00%) และร้อยละ 87.20 (Precision 85.50%, Recall 89.00%) ตามลำดับ

**คำสำคัญ:** ปัญญาประดิษฐ์ การคัดเกรดมะม่วงมหาชนก เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก โปรแกรม CIRA CORE

## Abstract

This research aims to develop a prototype of using artificial intelligence (AI) in grading Mahachanok mangoes for export by applying deep learning techniques to increase efficiency and accuracy in the grading process of Mahachanok mangoes. Data was collected from 1,000 Mahachanok mango photos, which were graded under the following conditions: peel defects (the main factor), maturity (85-90%), shape (no distortion), and weight (between 300-500 grams), which were graded as A, B, C, and D. The CiRA CORE artificial intelligence tool was used to detect and classify Mahachanok mangoes, which were trained to recognize the characteristics of each grade to serve as a prototype for export grades. The test results show that the AI prototype has a high overall performance, with an average F1-Score of 91.90 percent and outstanding performance in classifying Mahachanok mangoes, with Grade A having the highest F1-Score at 96.20% (Precision 97.40%, Recall 95.00%), followed by Grade B at 95.20% (Precision 94.00%, Recall 96.50%), while Grade C and D have F1-Score at 89.00% (Precision 90.00%, Recall 88.00%) and 87.20% (Precision 85.50%, Recall 89.00%), respectively.

**Keywords:** Artificial intelligence, Mahachanok mango grading, Deep learning techniques, CiRA CORE program

## บทนำ

มะม่วง (Mango) เป็นผลไม้เศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทยโดยเฉพาะมะม่วงมหาชนก (Mahachanok) ซึ่งเป็นพันธุ์ลูกผสมที่มีเอกลักษณ์โดดเด่น ทั้งในด้านรูปทรงที่เรียวยาว กลิ่นหอมเฉพาะตัว และสีผิวที่เปลี่ยนจากสีเขียวเป็นสีแดงอมชมพูเมื่อสุก มะม่วงมหาชนกเกิดจากการผสมข้ามพันธุ์ตามธรรมชาติระหว่างมะม่วงพันธุ์ซันเซตกับมะม่วงหนังกวางวันได้รับการยอมรับว่าเป็นพันธุ์ที่ถูกต้องตามหลักเพื่อการส่งออกสู่ตลาดต่างประเทศมีผิวสวยรูปทรงดีทนทานต่อการขนส่งวางจำหน่ายได้นานรสชาติดี ด้านการตลาดผู้ส่งออกมุ่งทั้งยุโรปและเอเชียด้วยการพยายามสร้างฐานลูกค้ารายใหม่ๆ มะม่วงมหาชนกนอกจากถูกส่งออกในรูปแบบสดแล้วยังถูกส่งออกไปในรูปแบบแปรรูป มีปริมาณการส่งออกเติบโตอย่างรวดเร็ว เป็นผลไม้ที่มีคุณค่าทางโภชนาการสูงโดยเฉพาะคาร์โบไฮเดรตเส้นใยอาหารวิตามินโดยเฉพาะวิตามินเอในรูปของเบต้าแคโรทีน และแร่ธาตุต่างๆ ทำให้เป็นที่ต้องการอย่างมากในตลาดต่างประเทศ เช่น ญี่ปุ่น เกาหลีใต้ และประเทศในแถบยุโรป จากข้อมูลของ (กรมส่งเสริมการค้าระหว่างประเทศ, 2567) พบว่า ประเทศไทยส่งออกมะม่วงสดเป็นอันดับต้นๆ ของโลก โดยในปี พ.ศ. 2566 มีมูลค่าการส่งออกมะม่วงสดรวมกว่า 3,500 - 4,200 ล้านบาท ซึ่งมะม่วงมหาชนกถือเป็นหนึ่งในสายพันธุ์หลักที่ทำรายได้สูงเนื่องจากเป็นสินค้าเกรดพรีเมียม อย่างไรก็ตามมาตรฐานการส่งออกไปยังประเทศปลายทางมีความเข้มงวดสูงมาก ทั้งในด้านขนาด น้ำหนัก และที่สำคัญที่สุดคือ ตาหนิบนผิวและระดับความสมบูรณ์ของสีผิว นกระบวนการหลังการเก็บเกี่ยว เกษตรกรและผู้ประกอบการ

ส่วนใหญ่ยังคงพึ่งพา "แรงงานมนุษย์" (Manual grading) ในการคัดแยกเกรด ซึ่งก่อให้เกิดปัญหาสำคัญหลายประการ เช่น ความไม่แน่นอน (Subjectivity) มาตรฐานการตัดสินใจของแต่ละบุคคลอาจแตกต่างกัน ความเหนื่อยล้า (Fatigue) ส่งผลให้เกิดความผิดพลาดในการคัดแยกเมื่อต้องทำงานเป็นเวลานาน ต้นทุนและเวลา การคัดแยกด้วยมือทำได้ช้า ไม่รองรับปริมาณผลผลิตจำนวนมากในช่วงฤดูการ ด้วยเหตุนี้ การนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence: AI) โดยเฉพาะการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) เข้ามาประยุกต์ใช้จึงเป็นแนวทางที่ยั่งยืนในการยกระดับมาตรฐานสินค้าเกษตรไทย เพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าวต้นแบบการใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AI) เข้ามาช่วยในการคัดเกรดมะม่วงมหาชนกสำหรับการส่งออก โดยมุ่งเน้นการประยุกต์ใช้ เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ซึ่งเป็นสาขาหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ที่โดดเด่นในด้านการวิเคราะห์และจัดจำรูปแบบจากข้อมูลขนาดใหญ่ โดยเฉพาะข้อมูลภาพ การนำเทคนิคนี้มาใช้จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการคัดแยกมะม่วงตามเกณฑ์มาตรฐานที่กำหนดได้อย่างแม่นยำ และรวดเร็วยิ่งขึ้น ลดข้อผิดพลาดที่เกิดจากมนุษย์ และเพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันของมะม่วงไทยในตลาดโลก ในปัจจุบัน เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มีศักยภาพและมีความสำคัญมากขึ้นสำหรับการใช้งานการคัดเกรดผลไม้ เนื่องจากคุณภาพของผลไม้เป็นปัจจัยสำคัญสำหรับผู้บริโภคและจำเป็นอย่างยิ่งต่อการตลาดผลิตภัณฑ์ที่มีคุณภาพสูง และสม่ำเสมอ เทคนิคการคัดเกรดผลไม้อัตโนมัติได้พัฒนาขึ้นเพื่อลดต้นทุนการผลิต ปรับปรุงคุณภาพผลไม้ และแทนการคัดด้วยมือในการคัดเกรดผลไม้ เนื่องจากการตรวจสอบด้วยมือกำลังประสบปัญหาในการรักษาความสม่ำเสมอ การประเมินคุณภาพผลไม้ได้รับการวิจัยอย่างต่อเนื่องในช่วงไม่กี่ทศวรรษที่ผ่านมา ในเอกสารทางวิชาการ นักวิจัยหลายคนได้นำระบบการคัดแยกและการคัดเกรดมาใช้โดยใช้คอมพิวเตอร์ วิชันและวิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักรกับผลไม้พันธุ์ต่างๆ เช่น ส้ม (Capizzi et al., 2016) ซึ่งเป็นการประเมินอัลกอริทึมการจำแนกประเภทใหม่ตามเครือข่ายประสาทเทียมแบบความน่าจะเป็นเชิงรัศมี (RBPN) สำหรับการจำแนกข้อบกพร่องบนพื้นผิวผลไม้ในด้านสีและเนื้อสัมผัส ได้ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าความแม่นยำในการจำแนกประเภทที่ทำได้นั้นสูงถึง 88% แอปเปิล (Dubey & Jalal, 2016) เป็นวิธีการจำแนกโรคแอปเปิลโดยใช้ลักษณะเฉพาะตามสี พื้นผิว และรูปร่าง วิธีการประมวลผลภาพการตรวจจับชิ้นส่วนผลไม้ที่ติดเชื้อพลัม (Kaur et al., 2018) ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพเป็นพื้นฐานสำหรับการนำภาพ JPEG ของระยะความสูงที่แตกต่างกันของพลัมพันธุ์ 'Satluj Purple' ที่ปลูกในสภาพอากาศที่ร้อนชื้น คุณลักษณะคุณภาพภายนอก เช่น สี พื้นผิว และขนาด ลูกพลัม (Mohammadi et al., 2015) ใช้เทคนิคการวิเคราะห์ภาพในการแบ่งเกรดผลพลัม พัฒนาอัลกอริทึมอัตโนมัติเพื่อจำแนกผลไม้ตามสีภายนอกของผลไม้ พิจารณาคุณสมบัติทางกายภาพเชิงกล และคุณค่าทางโภชนาการของผลไม้เพื่อเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ภาพกับการจัดหมวดหมู่ด้วยภาพ ในระหว่างกระบวนการแบ่งส่วนภาพกล้วย (Olaniyi et al., 2017) ระบบการให้คะแนนอัจฉริยะสามารถนำไปใช้จริงในโรงงานผลิตรกล้วย เพื่อคัดแยกกล้วยที่มีตำหนิหรือดีก่อนออกสู่ตลาด ส่งผลให้ปริมาณและคุณภาพของการผลิตรกล้วยดีขึ้น สตรอว์เบอร์รี่ (Raut & Bora, 2016) มะม่วง (Mohammed & Thai, 2017; Naik, 2019; Nandi et al., 2014 ; Sahu et al., 2017) เป็นต้น โดยใช้สี ขนาด และข้อบกพร่องเป็นพารามิเตอร์คุณภาพหลัก และบรรลุความแม่นยำในช่วง 60-100% ความรู้เกี่ยวกับปัจจัยภายนอกและภายใน

ของผลไม้มีความจำเป็นต่อการออกแบบระบบ เช่น การคัดแยก การจัดระดับ เป็นต้น การเรียนรู้เชิงลึก (DL) ได้กลายเป็นมุมมองใหม่ในวงการวิจัยทั่วโลก นอกจากนี้ยังเป็นแนวทางปฏิบัติที่นิยมในงานการจำแนกและจดจำภาพ การพัฒนางานวิจัยการเรียนรู้เชิงลึกได้ดึงดูดความสนใจจากอุตสาหกรรมเกษตรกรรมสำหรับแอปพลิเคชัน เช่น การตรวจจับคุณภาพและการจำแนกผลไม้และผัก นอกจากนี้ ยังได้มีการเสนอให้ใช้ในอุตสาหกรรมอาหารเพื่อตรวจสอบภาพสเปกตรัมของอาหาร (Sa et al., 2016)

งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนา ต้นแบบระบบคัดเกรดมะม่วงมหาชนก โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ร่วมกับแพลตฟอร์ม CiRA CORE ซึ่งเป็นแพลตฟอร์มบริหารจัดการ AI ที่พัฒนาโดยคนไทย แพลตฟอร์มนี้มีความโดดเด่นในการเชื่อมต่อกับระบบ Vision เข้ากับอุตสาหกรรมได้ง่าย (Low-code/Visual programming) (CiRA CORE Team, 2023) การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks: CNN) ภายใต้สถานะควบคุมผ่าน CiRA CORE จะช่วยให้ระบบสามารถจดจำรูปแบบตำหนิ (Defects) และการไล่เฉดสีของมะม่วงมหาชนกได้อย่างแม่นยำ ซึ่งจะเป็นการสร้างมาตรฐานใหม่ในการส่งออก ลดการตีคืนสินค้าจากต่างประเทศ และเพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันของภาคเกษตรกรรมไทยในยุคดิจิทัล

## ระเบียบวิธีวิจัย

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของต้นแบบการใช้ปัญญาประดิษฐ์คัดเกรดมะม่วงมหาชนกส่งออกโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ระเบียบวิธีวิจัยจะแบ่งออกเป็นขั้นตอนดังนี้

### 1. การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data collection)

1.1 การเลือกพื้นที่และพันธุ์มะม่วงมหาชนก เก็บรวบรวมข้อมูลภาพของมะม่วงมหาชนกที่มีคุณภาพและลักษณะที่แตกต่างกัน ซึ่งสะท้อนถึงเกณฑ์การคัดเกรดสำหรับการส่งออก ข้อมูลที่เก็บรวบรวมจะประกอบด้วย แหล่งข้อมูล มะม่วงมหาชนกจากสวนที่ได้มาตรฐานการส่งออก

1.2 การเก็บภาพถ่ายมะม่วงมหาชนก ใช้สมาร์ทโฟนหรือกล้องดิจิทัลถ่ายภาพมะม่วงมหาชนกจากต้นตัวอย่างที่ได้เลือกไว้ โดยใช้กล่องถ่ายภาพมาตรฐาน (Standardized box) ที่มีแสงสว่างคงที่และพื้นหลังสีที่เป็นกลาง เพื่อลดความคลาดเคลื่อนจากสภาพแสง โดยแบ่งการเก็บข้อมูลทั้งหมด 1,000 รูป โดยอาศัยหลักการเรื่องเกรดมะม่วงมหาชนกตามเกณฑ์การส่งออกได้แก่รอยตำหนิของเปลือก (เป็นปัจจัยหลัก) ความแก่ (ร้อยละ 85 – 90) รูปปร่าง (ไม่บิดเบี้ยว) น้ำหนัก (ระหว่าง 300–500 กรัม) โดยกำหนดเป็นเกรด A, เกรด B, เกรด C, และเกรด D ซึ่งเกรดของมะม่วงมหาชนกที่ส่งออก ดังนี้

- ข้อมูลภาพถ่ายมะม่วงมหาชนกแต่ละเกรด (มีทุกเกรด) จำนวน 200 รูป นำมาใช้สำหรับสร้างโมเดลการตรวจจับ (Detection model) มะม่วงมหาชนก โดยใช้เครื่องมือ Deep detect
- ข้อมูลภาพถ่ายมะม่วงมหาชนก เกรดเอ (Grade A) จำนวน 200 รูป นำไปใช้สำหรับสร้างโมเดลการจำแนก (Classification model) โดยใช้เครื่องมือ Classif train

- ข้อมูลภาพถ่ายมะม่วงมหาชนก เกรดบี (Grade B) จำนวน 200 รูป นำไปใช้สำหรับสร้างโมเดลการจำแนก (Classification model) โดยใช้เครื่องมือ Classif train
- ข้อมูลภาพถ่ายมะม่วงมหาชนก เกรดซี (Grade C) จำนวน 200 รูป นำไปใช้สำหรับสร้างโมเดลการจำแนก (Classification model) โดยใช้เครื่องมือ Classif train
- ข้อมูลภาพถ่ายมะม่วงมหาชนก เกรดดี (Grade D) จำนวน 200 รูป นำไปใช้สำหรับสร้างโมเดลการจำแนก (Classification model) โดยใช้เครื่องมือ Classif train

2. การเตรียมข้อมูล (Data preprocessing) ข้อมูลรูปภาพที่ได้มาจะถูกนำมาเตรียมความพร้อมก่อนนำเข้าสู่กระบวนการฝึกฝนโมเดล เพื่อให้โมเดลเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด การปรับขนาดภาพ ปรับขนาดภาพให้มีขนาดมาตรฐานเดียวกัน เพื่อความสอดคล้องในการประมวลผลของโมเดล

3. การพัฒนาระบบ (System development) ในขั้นตอนนี้จะทำการเลือกและพัฒนาโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกที่เหมาะสมสำหรับการตรวจจับและการจำแนกเกรดมะม่วงมหาชนก โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep neural network architecture) ผ่านโปรแกรม CiRA CORE ใช้เครื่องมือ Deep train และเครื่องมือ Classification train

4. การประเมินผล (Evaluation) หลังจากที่ได้พัฒนาต้นแบบต้นแบบการใช้ปัญญาประดิษฐ์คัดเกรดมะม่วงมหาชนกส่งออกโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ทางทีมวิจัยทำการประเมินประสิทธิภาพของต้นแบบตัวชี้วัดประสิทธิภาพ (Performance metrics): ใช้ตัวชี้วัดที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกประเภท ได้แก่

ค่าความแม่นยำ (Precision) คือ สัดส่วนของมะม่วงมหาชนกที่จำแนกเป็นเกรดหนึ่งๆ ได้ถูกต้อง เทียบกับมะม่วงมหาชนกทั้งหมดที่โมเดลจำแนกว่าเป็นเกรดนั้น ซึ่งมีสูตรการคำนวณดังนี้

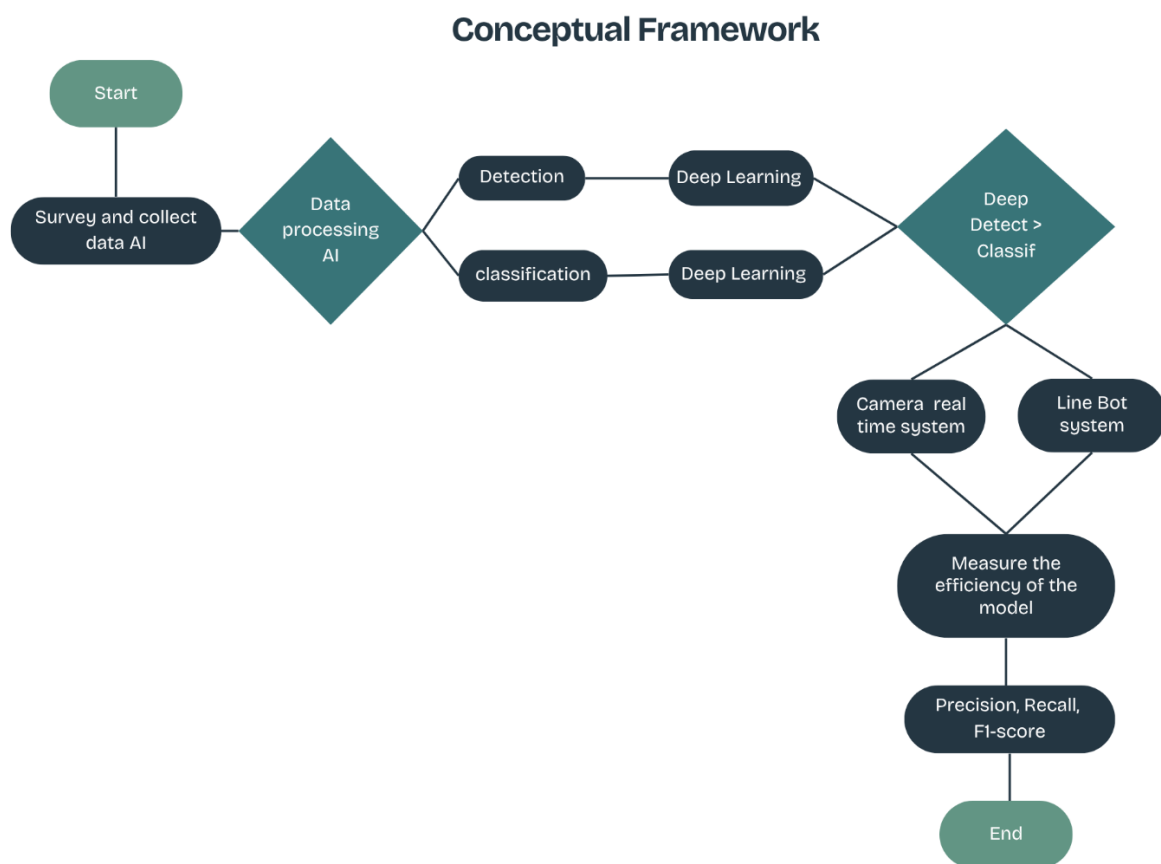
$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positives (TP)}}{\text{True Positives (TP)} + \text{False Positives (FP)}}$$

ค่าความไว Recall (Sensitivity) คือ สัดส่วนของมะม่วงมหาชนกที่เป็นเกรดหนึ่งๆ จริงๆ ที่โมเดลสามารถจำแนกได้อย่างถูกต้อง ซึ่งมีสูตรการคำนวณดังนี้

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positives (TP)}}{\text{True Positives (TP)} + \text{False Negatives (FN)}}$$

ค่า F1-Score: ค่าเฉลี่ยฮาร์โมนิกของ Precision และ Recall ซึ่งเป็นค่าที่ใช้ประเมินความสมดุลของโมเดล ซึ่งมีสูตรการคำนวณดังนี้

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



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดการวิจัย (ที่มา: คณะผู้วิจัย, 2568)

จากภาพที่ 1 กรอบแนวคิดการวิจัย แนวคิดนี้เริ่มจากกระบวนการสำรวจและคัดเลือกข้อมูลรูปภาพมะม่วงมหาชนกเพื่อการส่งออก นำรูปภาพที่ได้มาประมวลผลข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์โดยใช้เครื่องมือ CiRACORE โดยนำมาผ่านกระบวนการตรวจจับ (Detection) และ กระบวนการตัดแยก (Classification) ซึ่งจะเกิดขึ้นพร้อมกันตอนที่ใช้งานจริงโดยจะตรวจจับว่าวัตถุนี้คือมะม่วงมหาชนกและจะทำการตัดแยกว่าเป็นเกรดอะไรและประมวลผลออกมา ซึ่งในระบบจะสามารถทำงานผ่านระบบไลน์บอทหรือกล้องแบบเรียลไทม์ได้ จากนั้นเรานำระบบที่ได้มาประเมินประสิทธิภาพระบบ โดยประเมินค่า Precision, ค่าRecall และค่า F1-Score

## ผลการวิจัย

### ผลการสำรวจและรวบรวมข้อมูล

ข้อมูลเกรดมะม่วงมหาชนกเพื่อการส่งออก ซึ่งพิจารณาจาก ปัจจัย ได้แก่ รอยตำหนิของเปลือก (เป็นปัจจัยหลัก) ความแก่ (ร้อยละ 85 – 90) รูปร่าง (ไม่บิดเบี้ยว) น้ำหนัก (ระหว่าง 300–500 กรัม) โดยกำหนดเป็นเกรด A, เกรด B, เกรด C, และเกรด D ซึ่งเกรดของมะม่วงมหาชนกที่ส่งออก ได้ผลดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 เกรดของมะม่วงมหาชนกที่ส่งออก

เกรด	รอยตำหนิของเปลือก	ความแก่	น้ำหนัก
เอ (A)	รอยตำหนิไม่เกินร้อยละ 5	ความแก่ ร้อยละ 85-90	300 – 500 กรัม
บี (B)	รอยตำหนิร้อยละ 10 – 15	ความแก่ ร้อยละ 85-90	300 – 500 กรัม
ซี (C)	รอยตำหนิร้อยละ 16 – 30	ความแก่ ร้อยละ 85-90	300 – 500 กรัม
ดี (D)	รอยตำหนิร้อยละ 31 ขึ้นไป	ความแก่ ร้อยละ 85-90	300 – 500 กรัม

ในปัจจุบันมะม่วงมหาชนกที่ส่งออกไปยังต่างประเทศ หลักๆจะมีประเทศเกาหลีใต้ และประเทศญี่ปุ่น มะม่วงมหาชนกที่แยกเป็นเกรดต่างๆ จะมีเงื่อนไขเรื่องรอยตำหนิของเปลือกเป็นเกณฑ์หลักในการซึ่งรายละเอียดตามตารางที่ 1 ซึ่งพบว่า มะม่วงมหาชนกเกรดเอ(A)จะต้องรอยตำหนิไม่เกินร้อยละ 5 เกรดบี (B) มีรอยตำหนิระหว่างร้อยละ 10 – 15 เกรดซี (C) มีรอยตำหนิระหว่างร้อยละ 16 – 30 และเกรดดี (D) มีรอยตำหนิร้อยละ 31 ขึ้นไป เกรดเอ (A) และเกรดบี (B) จะสามารถส่งออกไปยังต่างประเทศได้ ส่วนเกรดซี (C) และเกรดดี (D) จะไม่สามารถส่งออกได้จะเป็นเกรดที่ใช้จำหน่ายในประเทศและใช้แปรรูป

### ผลการเตรียมข้อมูล

การเตรียมข้อมูลข้อมูลในรูปแบบภาพ ทั้งหมด 1,000 รูป ประกอบด้วย

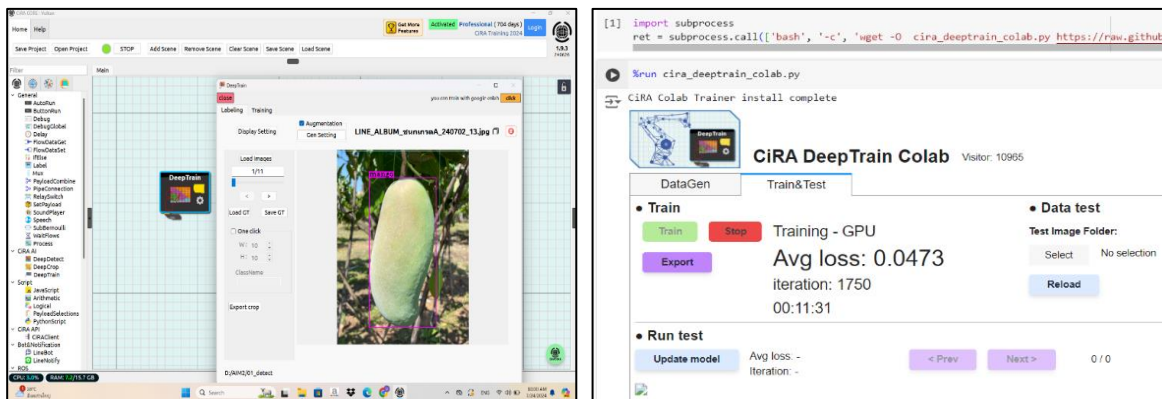
1. รูปถ่ายมะม่วงมหาชนกที่ไม่บุเกรด จำนวน 200 รูป เพื่อนำไปสร้างการตรวจจับมะม่วงมหาชนก (Detection)
2. รูปถ่ายมะม่วงมหาชนกที่เกรดเอ (A) จำนวน 200 รูป เพื่อนำไปสร้างการการแยกเกรดมะม่วงมหาชนก (Classification)
3. รูปถ่ายมะม่วงมหาชนกที่เป็นเกรดบี (B) จำนวน 200 ภาพ ภาพเพื่อนำไปสร้างการจำแนกเกรดมะม่วงมหาชนก (Classification)
4. รูปถ่ายมะม่วงมหาชนกที่เป็นเกรดซี (C) จำนวน 200 ภาพ ภาพเพื่อนำไปสร้างการจำแนกเกรดมะม่วงมหาชนก (Classification)
5. รูปถ่ายมะม่วงมหาชนกที่เป็นเกรดดี (D) จำนวน 200 ภาพ ภาพเพื่อนำไปสร้างการจำแนกเกรดมะม่วงมหาชนก (Classification)

## ผลการพัฒนาระบบ

การสร้างเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์ (AI) ด้วยกระบวนการ Deep learning โดยใช้โปรแกรม CiRA CORE การสร้างเครื่องมือปัญญาประดิษฐ์ (AI) ด้วยกระบวนการ Deep learning เป็นการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในการพัฒนาระบบที่สามารถเรียนรู้และปรับปรุงตัวเองจากข้อมูลจำนวนมาก โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks) ที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ มีขั้นตอนดังนี้

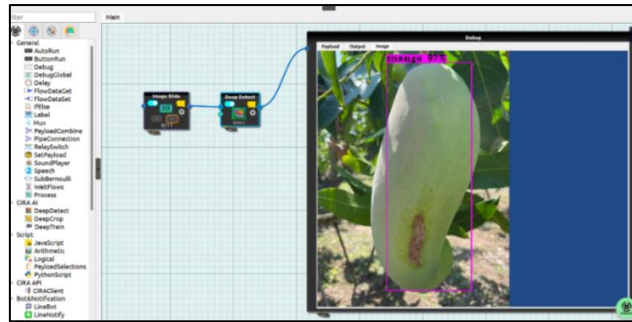
1. กำหนดปัญหาที่พบคือการคัดเกรดมะม่วงมหาชนกส่งออก โดยใช้แรงงานคนมีความผิดพลาด
2. ศึกษาข้อมูลการคัดเกรดมะม่วงมหาชนกส่งออก
3. ออกแบบโมเดล โดยใช้เครื่องมือ CiRA CORE ซึ่ง CiRA CORE คือแพลตฟอร์มเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ที่ล้ำสมัยที่สุดของเมืองไทย เป็น Deep learning ที่มีการเรียนรู้เชิงลึก เลียนแบบเครือข่ายเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ ทำให้เกิดการเรียนรู้ จดจำ วิเคราะห์ แยกแยะ ตัดสินใจ ได้อย่างแม่นยำ
4. พัฒนาโมเดล ใช้เครื่องมือ CiRA CORE ในการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ โดยใช้เทคนิค Deep learning และใช้เครื่องมือ ดังนี้

### 4.1 การวิเคราะห์ข้อมูลด้วย เครื่องมือ Detection



ภาพที่ 2 Data analysis using Detection tool (ที่มา: คณะผู้วิจัย, 2568)

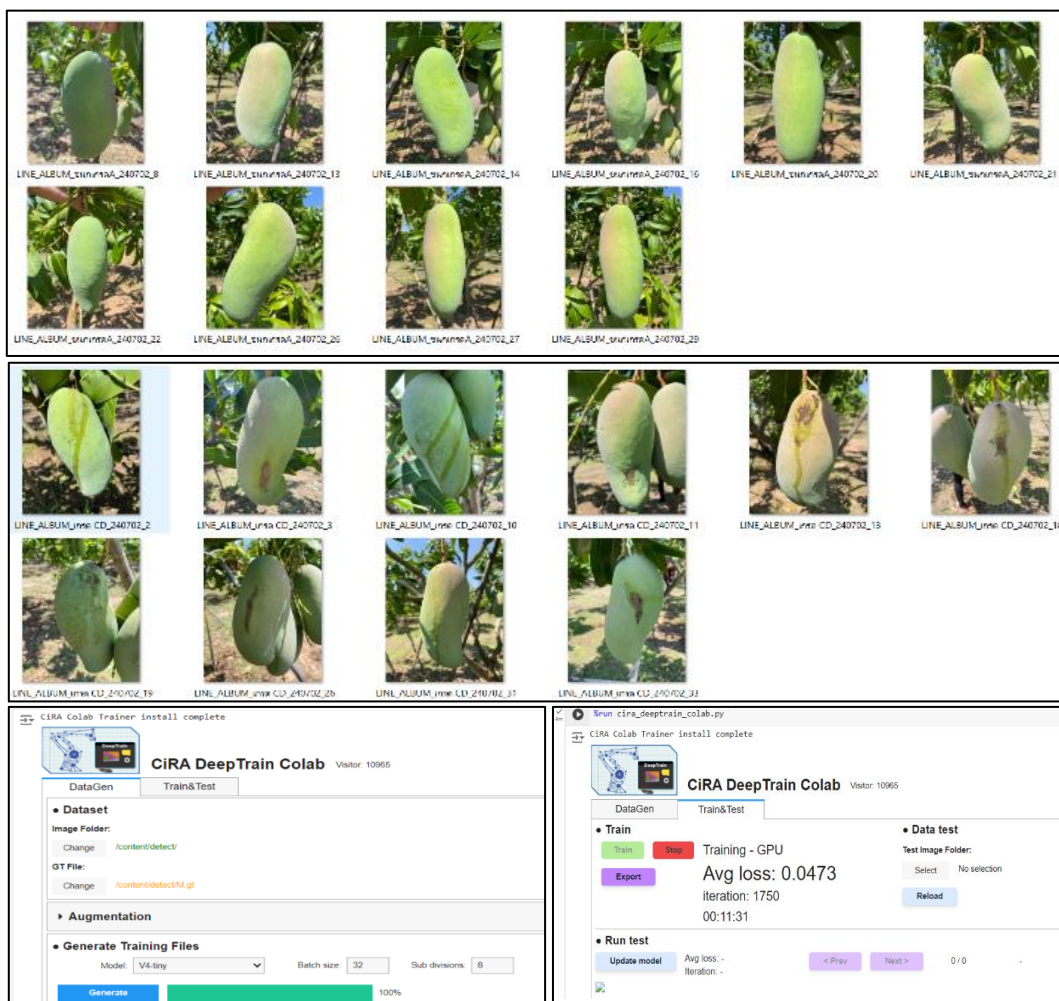
จากภาพที่ 2 เป็นการใช้เครื่องมือ Deep train จากโปรแกรม CiRA CORE เพื่อให้โปรแกรมวิเคราะห์การตรวจจับของมะม่วงมหาชนกได้ โดยขั้นตอนนี้เป็นการใช้รูปภาพมะม่วงมหาชนกที่จำนวน 100 ภาพเพื่อนำไปสร้างการตรวจจับมะม่วงมหาชนก (Detection) ที่ไม่มีการระบุเกรดเป็นข้อมูลในการ Detection ของมะม่วงมหาชนก จากนั้นนำข้อมูลที่ได้ออกไปฝึกสอนโมเดลโดยใช้เครื่องมือ CiRA\_Deep train\_colab ในการฝึกเทรนโมเดลให้เกิดการเรียนรู้ หลังจากที่ได้ฝึกสอนโมเดล Detection เสร็จแล้วขั้นตอนต่อไปคือการทดสอบโมเดลที่พัฒนาขึ้น ดังแสดงในภาพที่ 2



ภาพที่ 3 Testing the Mahachanok Mango Detection Model (ที่มา: คณะผู้วิจัย, 2568)

จากภาพที่ 3 การทดสอบโมเดลพบว่าโมเดลที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการตรวจจับวัตถุที่เป็นมะม่วงมหาชนกได้อย่างแม่นยำที่ระดับ 97 เปอร์เซ็นต์ แสดงให้เห็นว่าโมเดลที่พัฒนาขึ้นสามารถทำงานได้ถูกต้องและเชื่อถือได้

#### 4.2 การวิเคราะห์ข้อมูลด้วย เครื่องมือ Classification



ภาพที่ 4 Data analysis using Classification tool (ที่มา: คณะผู้วิจัย, 2568)

จากภาพที่ 4 เป็นการใช้เครื่องมือ Classification train จากโปรแกรม CIRA CORE เพื่อให้โปรแกรมวิเคราะห์แยกเกรดของมะม่วงมหาชนกได้ โดยขั้นตอนนี้เป็นการใช้ภาพมะม่วงมหาชนกเกรด A, B, C และ D จำนวน 400 ภาพ ซึ่งเป็นข้อมูลในการ Classification ของมะม่วงมหาชนก จากนั้นนำข้อมูลที่ได้ออกไปฝึกสอนโมเดลโดยใช้เครื่องมือ CiRA\_Deep train\_colab ในการฝึกเทรนโมเดลให้เกิดการเรียนรู้ หลังจากที่ได้ฝึกสอนโมเดล Classification เสร็จแล้วขั้นตอนต่อไปคือการทดสอบโมเดลที่พัฒนาขึ้น ดังแสดงภาพที่ 4



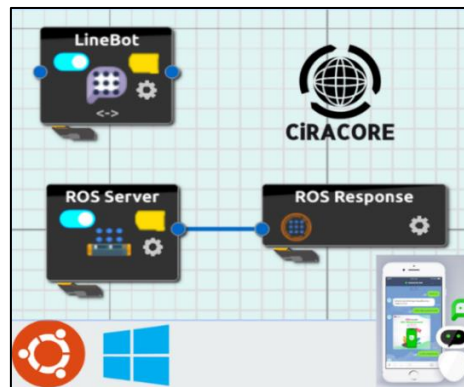
ภาพที่ 5 Testing the Mahachanok Mango Classification Model (ที่มา: คณะผู้วิจัย, 2568)

จากภาพการทดสอบโมเดลพบว่าโมเดลที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการตรวจจับผลมะม่วงมหาชนกได้ที่ความแม่นยำที่ระดับ 98 เปอร์เซ็นต์ และสามารถจำแนกวัตถุที่เป็นเกรดมะม่วงมหาชนกได้อย่างแม่นยำที่ระดับ 99 เปอร์เซ็นต์ แสดงให้เห็นว่าโมเดลที่พัฒนาขึ้นสามารถทำงานได้จริง

### การทดสอบและการปรับแต่งโมเดล

ทำการทดสอบโมเดลที่พัฒนาขึ้นโดยใช้ข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยใช้ในการฝึกสอน เพื่อตรวจสอบความแม่นยำของการตัดเกรด หากผลลัพธ์ไม่เป็นที่น่าพอใจ สามารถปรับปรุงโมเดลได้ตามความจำเป็น และสามารถปรับแต่งโมเดลเพื่อความสะดวกและเพิ่มประสิทธิภาพในการใช้งานดังนี้

## 1. การปรับแต่งใช้งานผ่านระบบ Line Bot



ภาพที่ 6 CiRACORE Line Bot (ที่มา: คณะผู้วิจัย, 2568)

การเชื่อมโยงกับแอปพลิเคชัน Line bot โปรแกรม CiRACORE สามารถเชื่อมโยงกับแอปพลิเคชัน Line Bot เพื่อให้สามารถรับข้อมูลและส่งคำตอบกลับไปยังผู้ใช้ได้ การเชื่อมโยงนี้เป็นขั้นตอนสำคัญในการติดต่อกับผู้ใช้ โดยใช้การประยุกต์ใช้ ROS (Robot operating system) ซึ่งเป็นระบบสมองกลเชื่อมโยงกับอุปกรณ์ต่างๆ ที่ต้องการ ซึ่งเมื่อทำการตั้งค่าและเชื่อมโยงแล้วจะได้รับการประมวลส่งกลับมายังแอปพลิเคชันไลน์ โดยที่มีการเขียนโค้ดโปรแกรมด้วยภาษา Javascript และภาษา Python ดังแสดง ในภาพที่ 7

```
1 dts = payload.DeepD_C.detects
2
3 cnt_level_1 = 0
4 cnt_level_2 = 0
5 cnt_level_3 = 0
6 cnt_level_4 = 0
7
8 for(var i = 0; i < dts.length; i++) {
9   name = dts[i].classify[0].name
10  if(name == 'G-A') { cnt_level_1++ }
11  if(name == 'G-B') { cnt_level_2++ }
12  if(name == 'G-C') { cnt_level_3++ }
13  if(name == 'G-D') { cnt_level_4++ }
14 }
15
16
17 txt = 'GRADE-A : ' + cnt_level_1 + '\n'
18 txt += 'GRADE-B : ' + cnt_level_2 + '\n'
19 txt += 'GRADE-C : ' + cnt_level_3 + '\n'
20 txt += 'GRADE-D : ' + cnt_level_4 + '\n'
21
22
23 payload.line_msg = txt
24
```

ภาพที่ 7 Customize the model for use via the Line Bot system (ที่มา: คณะผู้วิจัย, 2568)

การปรับแต่งการใช้งานผ่านระบบ Line Bot ทำให้สะดวกต่อผู้ใช้งานมาก โดยใช้งานผ่านไลน์ได้โดยสามารถใช้ได้หลายคนพร้อมกัน ซึ่งใช้งานง่ายประหยัดค่าใช้จ่ายในสร้างเครื่องมือขึ้นมาใหม่

## 2. การปรับแต่งใช้งานเชื่อมกับกล้อง Camera ผ่านการทำงานแบบ Real time



ภาพที่ 8 Customize the connection to the camera through real time operation  
(ที่มา: คณะผู้วิจัย, 2568)

เป็นการปรับแต่งระบบให้ใช้งาน และสะดวกมากขึ้นผ่านการเชื่อมกับกล้องซึ่งระบบรับค่าจากกล้องส่งข้อมูลไปที่เครื่อง CiRA CORE Server ประมวลผลและส่งค่าข้อมูลที่ได้กลับมาแสดงผล

### การนำไปใช้งานจริง

นำโมเดลที่พัฒนาขึ้นไปใช้ในการคัดเกรดมะม่วงมหาชนกในกระบวนการส่งออกโดยสามารถใช้งานผ่านระบบ Line bot และสามารถใช้งานเชื่อมกับกล้อง Camera ผ่านการทำงานแบบ Real time ได้ง่ายและสะดวกสำหรับผู้ใช้ในภาคสนาม โดยนำไปทดลองใช้งานจริงเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ

### การประเมินผลประสิทธิภาพของต้นแบบที่พัฒนาขึ้น

ประสิทธิภาพและความแม่นยำของต้นแบบการใช้ปัญญาประดิษฐ์คัดเกรดมะม่วงมหาชนกส่งออกด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ทางผู้วิจัย ได้ประเมินต้นแบบโดยใช้เมตริกที่หลากหลาย เพื่อให้มั่นใจถึงความน่าเชื่อถือและความสามารถในการนำไปใช้งานจริง ได้วิเคราะห์ประสิทธิภาพของต้นแบบสำหรับแต่ละเกรดมะม่วง (เกรด A, เกรด B, เกรด C, และเกรด D โดยใช้เมตริก Precision, Recall และ F1-score ซึ่งสรุปได้ดังตารางที่ 2

**ตารางที่ 2** ผลการประเมินประสิทธิภาพต้นแบบการใช้ปัญญาประดิษฐ์คัดเกรดมะม่วงมหาชนกส่งออกด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (ค่า Precision, Recall, F1-score)

Grade	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
A	97.40	95.00	96.20
B	94.00	96.50	95.20
C	90.00	88.00	89.00
D	85.50	89.00	87.20
<b>F1-Score Avg.</b>	<b>91.70</b>	<b>92.10</b>	<b>91.90</b>

การวิเคราะห์จากตารางที่ 2 พบว่า ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าต้นแบบปัญญาประดิษฐ์มีประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ในระดับสูง โดยมีค่า F1-Score เฉลี่ยรวมที่ ร้อยละ 91.90 และมีประสิทธิภาพที่โดดเด่นในการจำแนกมะม่วงมหาชนก โดยเกรด A มีค่า F1-Score สูงสุดที่ ร้อยละ 96.20 (Precision 97.40%, Recall 95.00%) ตามมาด้วยเกรด B ที่ร้อยละ 95.20 (Precision 94.00%, Recall 96.50%) สำหรับเกรด C และ D มีค่า F1-Score ที่ร้อยละ 89.00 (Precision 90.00%, Recall 88.00%) และร้อยละ 87.20 (Precision 85.50%, Recall 89.00%) ตามลำดับ

ผลการประเมินยืนยันว่าต้นแบบปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่พัฒนาขึ้นมีประสิทธิภาพและความแม่นยำในระดับสูงในการคัดเกรดมะม่วงมหาชนกเพื่อการส่งออก ความสามารถในการจำแนกเกรดได้อย่างถูกต้อง จะเป็นปัจจัยสำคัญในการเพิ่มมูลค่าและขีดความสามารถในการแข่งขันของมะม่วงมหาชนกไทยในตลาดโลก ต้นแบบนี้พร้อมเป็นรากฐานสำคัญสำหรับการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) มายกระดับอุตสาหกรรม การเกษตรของประเทศไทยให้ก้าวหน้ายิ่งขึ้น

## การอภิปรายผล

การพัฒนาและทดสอบต้นแบบระบบปัญญาประดิษฐ์ (AI) สำหรับการคัดเกรดมะม่วงมหาชนกเพื่อการส่งออก โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) แสดงให้เห็นถึงศักยภาพที่สำคัญในการยกระดับมาตรฐานและประสิทธิภาพของอุตสาหกรรมมะม่วงไทย ผลการทดสอบที่สรุปในรูปของ F1-Score สำหรับแต่ละเกรดยืนยันว่าระบบปัญญาประดิษฐ์นี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในสภาพแวดล้อมจริงได้

การวิเคราะห์ประสิทธิภาพของต้นแบบ AI ในการคัดเกรดมะม่วงมหาชนกโดยใช้ตัวชี้วัดทั้ง 3 ค่า (Precision, Recall และ F1-score) ช่วยให้เราเห็นภาพรวมของคุณภาพระบบในมุมมองที่ต่างกัน ค่า Precision เกรด A มี Precision สูงที่สุด (97.40%) มีความผิดพลาดน้อยมาก (False positive ต่ำ) ค่า Recall เกรด B มี Recall สูงที่สุด (96.50%) และเกรด A อยู่ที่ (95%) แสดงว่าระบบสามารถตรวจจับและเก็บรวบรวมมะม่วงเกรดดีที่มีอยู่จริงออกมาได้เกือบครบถ้วน ส่วนค่า F1-Score เฉลี่ยที่ 91.90% ยืนยันว่าโมเดลมีความสมดุล ไม่เอนเอียงไปด้านใดด้านหนึ่ง ค่า F1-Score เฉลี่ยที่ 91.9% ยืนยันว่าโมเดลมีความสมดุล

ไม่เอนเอียงไปด้านใดด้านหนึ่ง ระบบ AI นี้มีประสิทธิภาพเพียงพอสำหรับการนำไปใช้ในสายการผลิตจริงเพื่อยกระดับมาตรฐานมะม่วงมหาชนกส่งออก โดยจุดเด่นอยู่ที่ ความแม่นยำในเกรดพรีเมียม (A และ B) ซึ่งเป็นกลุ่มสร้างรายได้หลัก

ประสิทธิภาพโดยรวมและการจำแนกเกรดค่า F1-Score เฉลี่ยรวมที่ร้อยละ 91.90 สะท้อนให้เห็นว่าต้นแบบปัญญาประดิษฐ์มีความสามารถในการจำแนกเกรดมะม่วงมหาชนกได้อย่างสมดุล ทั้งในด้านความเที่ยงตรง (Precision) และความครอบคลุม (Recall) นั่นหมายความว่าปัญญาประดิษฐ์ไม่เพียงแต่คัดเกรดได้อย่างถูกต้องแม่นยำเท่านั้น แต่ยังสามารถตรวจจับมะม่วงมหาชนกในแต่ละเกรดได้อย่างครบถ้วน เกรด A (F1-Score 96.20%) และ เกรด B (F1-Score 95.20%) ประสิทธิภาพที่โดดเด่นในเกรดคุณภาพสูงเหล่านี้มีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการส่งออก การที่ปัญญาประดิษฐ์สามารถคัดแยกมะม่วงเกรด A ได้อย่างแม่นยำ (Precision) และความครอบคลุม (Recall) จะช่วยเพิ่มมูลค่าการส่งออก และรักษาชื่อเสียงของผลิตภัณฑ์มะม่วงมหาชนกไทยในตลาดโลก การลด False positives และ False negatives เป็นสิ่งจำเป็นอย่างยิ่งในการแข่งขันทางการค้า เกรด C (F1-Score 89.00%) และ เกรด D (F1-Score 87.20%) แม้ว่า F1-Score สำหรับเกรดเหล่านี้จะต่ำกว่าเกรด A และ B เล็กน้อย แต่ก็ยังถือว่าอยู่ในระดับที่ดีและมีประโยชน์ในทางปฏิบัติ ความท้าทายในการจำแนกเกรดเหล่านี้ อาจมาจากความหลากหลายของลักษณะมะม่วงมหาชนก เช่น ตำแหน่งที่มีรูปแบบซับซ้อน หรือความผันแปรของสีที่บ่งบอกความแก่ที่ละเอียดอ่อนกว่า ทำให้ปัญญาประดิษฐ์ต้องใช้ความซับซ้อนในการวิเคราะห์มากขึ้น อย่างไรก็ตาม การที่ปัญญาประดิษฐ์สามารถจำแนกมะม่วงมหาชนกตกเกรด (เกรด D) ได้อย่างมีประสิทธิภาพก็ช่วยให้สามารถคัดแยกผลผลิตที่ไม่ผ่านเกณฑ์ออกไปได้อย่างรวดเร็ว ลดต้นทุนและเวลาในการตรวจสอบซ้ำ

## บทสรุปและข้อเสนอแนะ

ต้นแบบปัญญาประดิษฐ์มีประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ในระดับสูง และมีประสิทธิภาพที่โดดเด่นในการจำแนกมะม่วงมหาชนก โดยเกรด A มีค่า F1-Score สูงสุด ตามมาด้วยเกรด B เกรด C และ D ต้นแบบปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่พัฒนาขึ้นมีประสิทธิภาพและความแม่นยำในระดับสูงในการคัดเกรดมะม่วงมหาชนกเพื่อการส่งออก ความสามารถในการจำแนกเกรดได้อย่างถูกต้อง

### ข้อเสนอแนะ

เพื่อให้ระบบปัญญาประดิษฐ์มีประสิทธิภาพสูงสุดและสามารถนำไปใช้งานได้จริง ควรเพิ่มเติมในประเด็นดังนี้

1. ปรับขนาดชุดข้อมูล (Dataset augmentation) เพิ่มความหลากหลายของมะม่วงมหาชนกในชุดข้อมูลฝึกฝนให้ครอบคลุมลักษณะที่แตกต่างกันมากขึ้น
2. การปรับปรุงโมเดล (Model Fine-tuning) ทดลองใช้สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network architectures) ที่แตกต่างกัน หรือปรับแต่งพารามิเตอร์ของโมเดลให้เหมาะสมยิ่งขึ้น

3. การทดสอบภาคสนาม (Field testing) นำต้นแบบไปทดสอบในโรงคัดบรรจุภายใต้สภาวะแวดล้อมการทำงานจริง เพื่อระบุปัญหาที่อาจเกิดขึ้นและทำการปรับปรุงแก้ไข

4. บูรณาการกับระบบอื่นเพื่อพัฒนาระบบให้สามารถเชื่อมต่อและทำงานร่วมกับระบบลำเลียงอัตโนมัติหรือระบบจัดการคลังสินค้า เพื่อสร้างกระบวนการคัดเกรดและบรรจุภัณฑ์ที่เป็นอัตโนมัติอย่างสมบูรณ์

## กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ กลุ่มวิสาหกิจชุมชนไม้ผลบ้านหนองบัวชุม ตำบลหนองหิน อำเภอหนองจอกศรี จังหวัดกาฬสินธุ์ ที่ได้กรุณาเอื้อเฟื้อสถานที่และอำนวยความสะดวกในการจัดเก็บข้อมูลและภาพถ่ายมะม่วงมหาชนก ซึ่งเป็นสิ่งสำคัญอย่างยิ่งต่อการพัฒนาระบบนี้ ขอขอบพระคุณ สำนักงานเกษตรอำเภอหนองจอกศรี และสำนักงานเกษตรจังหวัดกาฬสินธุ์ ที่ช่วยอนุเคราะห์ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับมะม่วงมหาชนกส่งออก ขอขอบพระคุณ ทางสาขาเทคโนโลยีสารสนเทศการเกษตร คณะเทคโนโลยีการเกษตร มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม ที่กรุณาเอื้อเฟื้อสถานที่และอำนวยความสะดวกในการใช้เครื่องมือในการสร้างและการวิเคราะห์ข้อมูล ขอขอบพระคุณทีมวิจัยทุกท่านที่ได้ให้กำลังใจและช่วยเหลือในการดำเนินงานวิจัยมาโดยตลอดจนทำให้งานวิจัยนี้จนสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

## เอกสารอ้างอิง

กรมส่งเสริมการค้าระหว่างประเทศ. (2567). *รายงานสถานการณ์สินค้าเกษตรและผลไม้ไทยในตลาดโลก*.

กระทรวงพาณิชย์.

Capizzi, G., Sciuto, G., Napoli, C., Tramontana, E., & Wozniak, M. (2016). A Novel Neural Networks-Based Texture Image Processing Algorithm for Orange Defects Classification. *International Journal of Computer Science and Applications (IJCSA)*, 13( 2), 45-60.  
<https://iris.uniroma1.it/handle/11573/1328557>

CiRA CORE Team. (2023). *CiRA CORE: The Industrial AI Platform for Everyone*.

<https://www.ciracore.com>

Dubey, S. R., & Jalal, A. S. (2016). Apple disease classification using color, texture and shape features from images. *SIVIP 10*, 819–826. <https://doi.org/10.1007/s11760-015-0821-1>

Kaur, H., Sawhney, B. K., & Jawandha, S. K. (2018). Evaluation of plum fruit maturity by image processing techniques. *J Food Sci Technol*, 55, 3008–3015.  
<https://doi.org/10.1007/s13197-018-3220-0>

- Mohammed A. H., & Thai, K. W. (2017). Automated fruit grading system. *IEEE 3<sup>rd</sup> International Symposium in Robotics and Manufacturing Automation (ROMA)*, Kuala Lumpur, Malaysia, pp. 1-6. <https://doi.org/10.1109/ROMA.2017.8231734>
- Mohammadi, V., Kheiralipour, K., & Ghasemi-Varnamkhasti, M. (2015). Detecting maturity of persimmon fruit based on image processing technique. *Scientia Horticulturae*. 184(5), 123-128. <https://www.researchgate.net/publication/271645830>
- Nandi, C. S., Tudu, B., & Koley, C. (2014). Machine vision based automatic fruit grading system using fuzzy algorithm. *Proceedings of The 2014 International Conference on Control, Instrumentation, Energy and Communication (CIEC)*, Calcutta, India, pp. 26-30. <https://doi.org/10.1109/CIEC.2014.6959043>.
- Naik, S. (2019). Non-Destructive Mango (*Mangifera Indica* L., CV. Kesar) Grading Using Convolutional Neural Network and Support Vector Machine. *Proceedings of International Conference on Sustainable Computing in Science, Technology and Management (SUSCOM)*, Amity University Rajasthan, Jaipur - India, pp. 26-28, <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3354473>
- Olaniyi, E. O., Oyedotun, O. K., & Adnan, K. (2017), Intelligent Grading System for Banana Fruit Using Neural Network Arbitration. *Journal of Food Process Engineering*, 40(1), e12335. <https://doi.org/10.1111/jfpe.12335>
- Raut, K., & Bora, V. (2016). Assessment of Fruit Maturity using Digital Image Processing. *International Journal of Science Technology and Engineering*, 3(1), 273-279. <http://www.ijste.org/Article.php?manuscript=IJSTEV3I1122>
- Sa, I., Ge, Z., Dayoub, F., Upcroft, B., Perez, T., & McCool, C. (2016). Deep-fruits: a fruit detection system using deep neural networks. *Sensors*, 16(8), 1222. <https://doi.org/10.3390/s16081222>
- Sahu, D., & Potdar, R.M. (2017) Defect Identification and Maturity Detection of Mango Fruits Using Image Analysis. *American Journal of Artificial Intelligence*, 1(1), 5-14. <https://www.sciencepublishinggroup.com/article/10.11648/j.ajai.20170101.12>