

บทสรุปผู้บริหาร

กระบวนการผลิตแป้งมันสำปะหลังในระดับอุตสาหกรรมมีความเสี่ยงจากการปะปนของเหง้ามันสำปะหลัง ซึ่งมีลักษณะเป็นเนื้อไม้แข็ง มีความหนาแน่นสูง และมีรูปร่างไม่แน่นอน หากเหง้ามันสำปะหลังหลุดรอดเข้าสู่กระบวนการบด อาจเพิ่มความเสี่ยงต่อการสึกหรอหรือความเสียหายของใบมีด ส่งผลให้เกิดการหยุดเดินเครื่องจักรเพื่อซ่อมบำรุงและเพิ่มต้นทุนในการผลิต ดังนั้นโครงการนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบตรวจจับเหง้ามันสำปะหลังโดยประยุกต์ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพร่วมกับปัญญาประดิษฐ์เพื่อเป็นพื้นฐานสำหรับการพัฒนาระบบคัดแยกอัตโนมัติในอนาคต

การดำเนินงานเริ่มจากการรวบรวมและจัดเตรียมข้อมูลภาพเหง้ามันสำปะหลัง การกำหนดป้ายกำกับและตำแหน่งวัตถุด้วยกรอบล้อมรอบผ่านโปรแกรม CiRA CORE จากนั้นดำเนินการพัฒนาและเปรียบเทียบแบบจำลองตรวจจับวัตถุ ได้แก่ YOLO11-m และ YOLOv8-m ภายใต้เงื่อนไขการทดลองเดียวกัน โดยประเมินประสิทธิภาพด้วยค่า precision, recall และ F1-score ผลการประเมินเบื้องต้นพบว่าแบบจำลอง YOLOv8-m ให้ผลการตรวจจับที่เหมาะสมกว่าแบบจำลอง YOLO11-m โดยมีค่า precision เท่ากับ 48.55% recall เท่ากับ 24.70% และ F1-score เท่ากับ 32.74% จึงถูกเลือกเป็นแบบจำลองหลักสำหรับนำไปพัฒนาและปรับปรุงในขั้นตอนต่อไป

เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลอง ได้ดำเนินการฝึกสอนเพิ่มเติมแบบจำลอง YOLOv8-m โดยกำหนดจำนวนรอบการฝึกเป็น 5 ระดับ ได้แก่ 100, 200, 300, 400 และ 500 รอบการฝึกสอน และดำเนินการฝึกสอนเพิ่มเติม ระดับละ 4 รอบ รวมทั้งหมด 20 การทดลอง จากนั้นนำแบบจำลองแต่ละการทดลองมาประเมินด้วยชุดข้อมูลชุดที่ 3 ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่มีลักษณะหลากหลาย ทั้งภาพเหง้ามันสำปะหลังที่แยกออกจากกัน ภาพที่มีการกองซ้อนหรือบดบังกัน รวมถึงพื้นหลังและสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพและคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด

ผลการเปรียบเทียบพบว่าแบบจำลองที่ผ่านการฝึกสอนเพิ่มเติม จำนวน 200 รอบการฝึกสอนรอบที่ 4 ให้ค่า F1-score สูงที่สุดในกลุ่มการทดลอง โดยมีค่า precision เท่ากับ 79.41% recall เท่ากับ 58.59% และ F1-score เท่ากับ 67.43% จึงได้รับการคัดเลือกเป็นแบบจำลองสำหรับนำไปใช้งานในขั้นตอนต่อไป เมื่อเปรียบเทียบกับข้อกำหนดทางวิศวกรรมที่กำหนดให้ค่า precision, recall และ F1-score ไม่น้อยกว่า 60% พบว่า precision และ F1-score ผ่านเกณฑ์ที่กำหนด ขณะที่ Recall ยังต่ำกว่าเกณฑ์อยู่ 1.41% แสดงว่าแบบจำลองยังมีข้อจำกัดในการตรวจพบเหง้ามันสำปะหลังบางตำแหน่ง

จากผลการดำเนินงานแสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง YOLOv8-m สามารถใช้ตรวจจับและระบุตำแหน่งของเหง้ามันสำปะหลังจากข้อมูลภาพได้ และสามารถใช้เป็นต้นแบบสำหรับการพัฒนาระบบตรวจจับและคัดแยกอัตโนมัติในอนาคต อย่างไรก็ตามก่อนนำระบบไปประยุกต์ใช้งานในสภาพการผลิตจริงควรเพิ่มจำนวนและความหลากหลายของข้อมูลภาพ โดยเฉพาะภาพที่มีวัตถุจำนวนมาก มีการซ้อนทับหรือบดบัง รวมถึงสภาพแสงและพื้นหลังที่แตกต่างกัน พร้อมทั้งปรับปรุงกระบวนการฝึกสอนและพารามิเตอร์ของแบบจำลอง เพื่อลดจำนวนการตรวจไม่พบวัตถุและเพิ่มค่า recall ให้เป็นไปตามข้อกำหนดที่กำหนดไว้

คำสำคัญ: เหง้ามันสำปะหลัง, การตรวจจับวัตถุ, YOLOv8-m, ปัญญาประดิษฐ์, การประมวลผลภาพ



คำแก้ว ธรรมนิยม
เดือนนภา อัจฉริยะ
ธนภรณ์ จันท์พวง
สุภาวดี ผิวขำ

Faculty of Engineering,

Executive Summary

The industrial production of cassava starch faces the risk of cassava rhizomes being mixed with cassava roots. Cassava rhizomes have a hard, woody structure, high density, and irregular shapes. If they enter the crushing process, they may increase the risk of wear or damage to the crusher blades, resulting in machine downtime for maintenance and increased production costs. Therefore, this project aims to develop a cassava rhizome detection system by applying image processing techniques and artificial intelligence as a foundation for the future development of an automated sorting system.

The project began with the collection and preparation of cassava rhizome images. Object labels and locations were annotated using bounding boxes through the CiRA CORE program. Two object detection models, YOLO11-m and YOLOv8-m, were then developed and compared under the same experimental conditions. Their performance was evaluated using precision, recall, and F1-score. The preliminary evaluation showed that YOLOv8-m performed better than YOLO11-m, achieving a precision of 48.55%, a recall of 24.70%, and an F1-score of 32.74%. Therefore, YOLOv8-m was selected as the primary model for further development and improvement.

To improve the model's performance, YOLOv8-m was retrained using five training epoch levels: 100, 200, 300, 400, and 500 epochs. Four retraining runs were conducted at each level, resulting in a total of 20 experiments. Each model was then evaluated using Dataset 3, which contained diverse images, including separated cassava rhizomes, overlapping or occluded objects, and variations in backgrounds and environmental conditions. The results were compared to identify the most suitable model.

The comparison showed that the fourth retraining run at 200 epochs achieved the highest F1-score among all experiments, with a precision of 79.41%, a recall of 58.59%, and an F1-score of 67.43%. This model was selected for the next stage of implementation. Based on the engineering requirements, which specified that precision, recall, and F1-score must each be at least 60%, the model met the requirements for precision and

F1-score. However, recall remained 1.41 percentage points below the target, indicating that the model still had limitations in detecting some cassava rhizomes.

The results demonstrate that YOLOv8-m can detect cassava rhizomes and identify their locations in images. The developed model can serve as a prototype for future automated detection and sorting systems. However, before implementation in actual production environments, the quantity and diversity of image data should be increased, particularly images containing numerous objects, overlapping or occluded objects, and variations in lighting and backgrounds. In addition, the training process and model parameters should be further optimized to reduce missed detections and improve recall to meet the specified requirements.

Keywords: Cassava Rhizome, Object Detection, YOLOv8-m, Artificial Intelligence, Image Processing

Khamkaew Tamniyom

Dueannapha Artsamai

Thanaporn Chanphuang

Supawadee Phiwkham