

การปรับปรุงเครื่องสำหรับตรวจสอบข้อบกพร่องของจานอัดจากใบตองตึงด้วยปัญญาประดิษฐ์

Improving machine for detection defects in pressed gurjun leaf plates using Artificial intelligence

ปิยงกุล ชาติ¹ อรสา สิริษามล^{1*} อนันต์ วงษ์ จันทร² อนุชา วิทยากร³ และวิชัย สุขประเสริฐกุล⁴

¹ สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา เชียงใหม่, piyanguul_piyanguul@live.rmutil.ac.th

¹ สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า หลักสูตรวิศวกรรมซอฟต์แวร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนาเชียงใหม่, orsa_k@rmutil.ac.th*

² สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า หลักสูตรวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และระบบควบคุมอัตโนมัติ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนาเชียงใหม่,
anandata@rmutil.ac.th

^{3,4} บริษัท ฮานาไมโครอิเล็กทรอนิกส์ จำกัด มหาชน 101/2 หมู่ 4 นิคมอุตสาหกรรมภาคเหนือ ตำบลบ้านกลาง อำเภอเมือง จังหวัดลำพูน
anuchaw@lpn.hanabk.th.com, wichais@lpn.hanabk.th.com

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบตรวจสอบข้อบกพร่องของจานอัดจากใบตองตึงในกระบวนการผลิตอุตสาหกรรม เพื่อลดข้อจำกัดของการตรวจสอบคุณภาพด้วยแรงงานคนซึ่งมีความแม่นยำต่ำและใช้เวลานานระบบที่พัฒนานี้ผสมผสานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์และการประมวลผลภาพเข้ากับโมเดล YOLOv8 ผ่านไลบรารี PyTorch ร่วมกับกล้อง USB ความละเอียด 4K และระบบควบคุม RS232 Relay เพื่อถ่ายภาพและวิเคราะห์ข้อบกพร่องแบบเรียลไทม์ ข้อมูลภาพถูกจัดเก็บและติดป้ายกำกับเป็น 4 ประเภท ได้แก่ Good, Hole, Crack และ Contaminate เพื่อนำไปฝึกโมเดล การทดลองฝึกโมเดลดำเนินทั้งหมด 3 รอบ โดยปรับจำนวน Epochs ให้แตกต่างกันเพื่อประเมินความแม่นยำและความเสถียรของระบบ ผลการทดสอบพบว่ารอบที่ 3 ให้ประสิทธิภาพสูงสุด โดยมีค่า F1-Score 0.90, Precision 0.88, Recall 0.90 และ mAP@0.5 เท่ากับ 91% โมเดลสามารถจำแนกคลาส Crack ได้ถูกต้อง 96%, Hole 89% และ Contaminate 87% แม้ยังมีความสับสนในบางคลาส แต่โดยรวมระบบมีความแม่นยำสูง รวดเร็ว และสามารถทำงานได้เสถียรในสายการผลิตจริง ความโดดเด่นของงานวิจัยนี้อยู่ที่การออกแบบและปรับปรุงฮาร์ดแวร์ซอฟต์แวร์ให้เหมาะสมกับสภาพแวดล้อมการผลิตของชุมชน ด้วยต้นทุนต่ำและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้จริง ซึ่งช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการตรวจสอบ ลดอัตราของเสีย และสนับสนุนการผลิตที่เป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อม

คำสำคัญ: จานอัดใบตองตึง, การตรวจสอบข้อบกพร่อง, ปัญญาประดิษฐ์, YOLOv8

Abstract

This research aims to develop an automated defect detection system for pressed plates made from Ton-Tung leaves in industrial production, addressing the limitations of manual quality inspection, which often results in low accuracy and time-consuming operations. The proposed system

integrates artificial intelligence and image processing with the YOLOv8 model via the PyTorch library, combined with a 4K USB camera and an RS232 relay control system to capture and analyze defects in real time. Image data were collected and labeled into four categories: Good, Hole, Crack, and Contaminate for model training. The experiments involved three training rounds with different numbers of epochs to evaluate the accuracy and stability of the system. The results indicate that the third round achieved the highest performance, with an F1-Score of 0.90, Precision of 0.88, Recall of 0.90, and mAP@0.5 of 91%. The model correctly classified Crack at 96%, Hole at 89%, and Contaminate at 87%. Although some misclassifications occurred, the system demonstrated high accuracy, speed, and operational stability in real production environments. The novelty of this work lies in the hardware-software co-design tailored for community-based production environments at low cost, making it suitable for practical deployment. This approach enhances inspection efficiency, reduces defect rates, and supports environmentally friendly manufacturing practices.

Keywords: Pressed Ton-Tung leaf plate, Defect detection, Artificial intelligence, YOLOv8

1. บทนำ

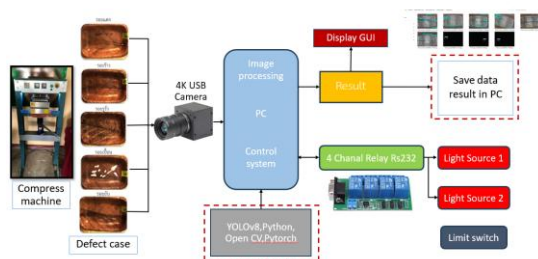
ปัจจุบันปัญหาฝุ่นควันจากการเผาไหม้และเศษวัสดุทางการเกษตรเป็นหนึ่งในสาเหตุสำคัญของมลพิษทางอากาศ โดยเฉพาะฝุ่นละอองขนาดเล็ก PM2.5 ซึ่งก่อให้เกิดผลกระทบต่อสุขภาพของประชาชนและสิ่งแวดล้อมอย่างรุนแรง ในหลายพื้นที่ของประเทศไทย รวมถึงชุมชนบ้านต้นผึ้ง จังหวัดเชียงใหม่ ยังคงมีการเผาไหม้เพื่อกำจัดวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตร ส่งผลให้เกิดหมอกควันหนาแน่นในช่วงฤดูแล้ง

เพื่อแก้ไขปัญหานี้ ชุมชนบ้านต้นผึ้งได้ร่วมกันจัดตั้ง “วิสาหกิจชุมชนป่าต้นผึ้ง” เพื่อแปรรูปใบตองตึง (Ton-Tung leaves) ให้เกิดมูลค่าเพิ่ม ลดการเผาทำลาย และสร้างรายได้เสริม ผลิตภัณฑ์หลักที่พัฒนาขึ้นคือ “จานอัดจากใบตองตึง” [1] ซึ่งเป็นภาชนะทางเลือกที่สามารถย่อยสลายได้เอง เป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อม และได้รับความนิยมเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องตามกระแสความตระหนักด้านสิ่งแวดล้อมของผู้บริโภค

อย่างไรก็ตาม กระบวนการผลิตจานอัดจากใบตองตึงยังคงมีข้อจำกัดในขั้นตอนการตรวจสอบคุณภาพ (Manual Quality Inspection) ที่ต้องอาศัยแรงงานคนเพื่อตรวจหารอยแตก รอยร้าว และรอยเปื้อน ซึ่งกระบวนการดังกล่าวมีความเสี่ยงต่อความผิดพลาด ใช้เวลานาน และไม่สามารถรับประกันคุณภาพที่สม่ำเสมอในทุกชิ้นงาน [2] แม้ในปัจจุบันจะมีเทคโนโลยีการตรวจสอบอัตโนมัติ แต่ส่วนใหญ่ยังมีข้อจำกัดด้านต้นทุน ความซับซ้อนของระบบ และไม่สามารถปรับใช้ได้ง่ายในสภาพการผลิตของชุมชน

เพื่อแก้ไขข้อจำกัดดังกล่าว งานวิจัยนี้จึงมุ่งพัฒนาระบบตรวจสอบข้อบกพร่องของจานอัดจากใบตองตึงด้วย ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) [4] โดยประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพ (Image Processing) ร่วมกับโมเดล YOLOv8 ซึ่งเป็นโมเดลตรวจจับวัตถุแบบหนึ่งขั้นตอน (One-stage Detector) ที่มีความแม่นยำสูงและประมวลผลได้รวดเร็ว เหมาะสำหรับงานตรวจจับข้อบกพร่องในสภาพการทำงานจริงแบบเรียลไทม์ [5] ระบบที่พัฒนายังผสานการทำงานกับฮาร์ดแวร์ต้นทุนต่ำ เช่น กล้อง USB ความละเอียด 4K และ RS232 Relay สำหรับควบคุมการทำงานของแหล่งกำเนิดแสง พร้อมระบบบันทึกผลอัตโนมัติและการแสดงผลผ่าน GUI (Graphical User Interface) ที่ออกแบบให้ใช้งานง่าย และเหมาะสมกับผู้ปฏิบัติงานในชุมชนดังรูปที่ 1

ด้วยแนวทางนี้ คาดว่าระบบที่พัฒนาจะช่วยเพิ่มความแม่นยำในการตรวจสอบ ลดอัตราของเสียจากการผลิต ลดภาระของแรงงานคน และสนับสนุนการผลิตที่เป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อม ซึ่งสอดคล้องกับแนวทางการพัฒนาที่ยั่งยืนและการแก้ปัญหามลพิษทางอากาศของชุมชน



รูปที่ 1 กรอบแนวคิด

ระบบเริ่มจากการนำชิ้นงานจากเครื่องอัด (Compress Machine) มาวางในตำแหน่งตรวจสอบ กล้อง USB ความละเอียด 4K จะถ่ายภาพชิ้นงานแล้วส่งไปยังคอมพิวเตอร์ (PC) เพื่อประมวลผลด้วยโมเดล YOLOv8 ที่พัฒนาในภาษา Python โดยใช้ OpenCV และ PyTorch PC ทำหน้าที่ควบคุมการทำงานของฮาร์ดแวร์ผ่านรีเลย์ RS232 เพื่อสั่งเปิด-ปิด

แหล่งกำเนิดแสง (Light Source 1 และ 2) ตามลำดับการตรวจสอบ และรับสัญญาณจากลิมิตสวิตช์เพื่อตรวจสอบตำแหน่งชิ้นงาน ผลการตรวจสอบจะแสดงผ่าน GUI แบบเรียลไทม์ และบันทึกข้อมูลลงใน PC เพื่อใช้วิเคราะห์ย้อนหลัง

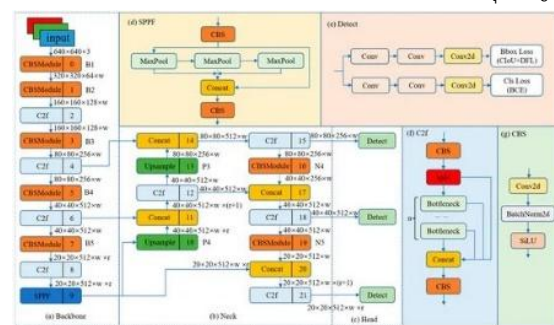
2. การศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 YOLOv8 (You Only Look Once version 8)

YOLOv8 เป็นหนึ่งในโมเดลตรวจจับวัตถุแบบขั้นตอนเดียว (One-stage Detector) ที่มีความแม่นยำสูงและสามารถประมวลผลได้รวดเร็ว เหมาะสำหรับงานตรวจจับวัตถุในสภาพแวดล้อมจริงแบบเรียลไทม์ [6] โมเดลนี้ได้รับการพัฒนาต่อยอดจาก YOLOv5 โดยเพิ่มประสิทธิภาพด้านโครงสร้างเครือข่าย (Network Architecture) การประมวลผลแบบ Anchor-free และการปรับแต่ง Loss Function ให้เหมาะสมกับการตรวจจับวัตถุขนาดเล็กและการทำงานบน Edge Device

เมื่อเปรียบเทียบกับโมเดลอื่น เช่น Faster R-CNN ซึ่งแม้จะมีความแม่นยำสูง แต่มีความหน่วง (latency) สูงกว่า และ SSD (Single Shot Multi Box Detector) ที่มีความเร็วแต่ความแม่นยำอาจต่ำกว่า YOLOv8 ในบางกรณี [7] ผลการศึกษาในงานวิจัยล่าสุด [8], [9] แสดงว่า YOLOv8 ให้ค่าความแม่นยำ (mAP) สูงกว่า YOLOv5 ประมาณ 2-4% และใช้เวลา inference เร็วกว่ารุ่นก่อนหน้า ทำให้เหมาะสมต่อการใช้งานในสายการผลิตที่ต้องการตรวจจับแบบเรียลไทม์

ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ YOLOv8n (nano version) ซึ่งเป็นรุ่นที่มีจำนวนพารามิเตอร์น้อย ขนาดไฟล์โมเดลเล็ก (~6 MB) และสามารถประมวลผลบนฮาร์ดแวร์ต้นทุนต่ำ เช่น Raspberry Pi 5 หรือ Mini-PC ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยไม่ลดทอนความแม่นยำมากนักเมื่อเทียบกับรุ่นใหญ่



รูปที่ 2 สถาปัตยกรรมของโมเดล YOLOv8n

สถาปัตยกรรม YOLOv8 ดังรูปที่ 2 แบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลัก ได้แก่

1. Backbone (ด้านซ้ายของภาพ) ส่วนนี้ทำหน้าที่ดึงคุณลักษณะ (Feature Extraction) จากภาพอินพุต โดยใช้ชั้น Conv, C2f และ SPPF เพื่อจับรายละเอียดในหลายสเกล SPPF (Spatial Pyramid Pooling – Fast) ช่วยเพิ่มความสามารถในการตรวจจับวัตถุขนาดต่าง ๆ ได้ดีขึ้น
2. Neck (ตรงกลางของภาพ) ใช้โครงสร้าง PANet (Path Aggregation Network) รวมข้อมูลจากหลายระดับความละเอียด (Multi-scale Feature Fusion) ประกอบด้วย Upsample และ Concat เพื่อผสาน

ข้อมูลจากเลเยอร์ต้นและเลเยอร์ลึกทำให้โมเดลตรวจจับวัตถุทั้งขนาดเล็กและใหญ่ได้แม่นยำ

3.Head (ด้านขวาของภาพ) ส่วนนี้ทำหน้าที่ทำนาย Bounding Box, Confidence Score และ Class ของวัตถุ YOLOv8 ใช้กลไก Anchor-free ช่วยให้การคาดคะเนตำแหน่งรวดเร็วขึ้นและลดความซับซ้อนในการเทรน ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ YOLOv8n ซึ่งเป็นรุ่นขนาดเล็ก (Nano) เพื่อลดการใช้ทรัพยากรคอมพิวเตอร์ ขนาดโมเดลเล็ก (~6 MB) แต่ยังคงความแม่นยำสูงเหมาะกับการประมวลผลบนฮาร์ดแวร์ต้นทุนต่ำในชุมชนสูตรคำนวณประสิทธิภาพ

$$\begin{cases} P = \frac{TP}{TP+FP} \\ R = \frac{TP}{TP+FN} \\ AP = \int_0^1 P(r)dr \\ mAP = \frac{\sum_{i=1}^n AP(i)}{n} \end{cases} \quad (1)$$

โดยที่สมการที่ (1)

Precision (p) $P = \frac{TP}{TP+FP}$ ซึ่ง TP คือจำนวนตัวอย่างที่จัดประเภทเป็นบวกอย่างถูกต้อง และ FP คือจำนวนตัวอย่างที่จัดประเภทเป็นบวกผิดพลาด

Recall (R) $R = \frac{TP}{TP+FN}$ ซึ่ง TP คือจำนวนตัวอย่างที่จัดประเภทเป็นบวกอย่างถูกต้อง และ FN คือจำนวนตัวอย่างที่จัดประเภทเป็นลบผิดพลาด

Average Precision (AP) $AP = \int_0^1 P(r) dr$ ซึ่งเป็นการคำนวณค่าความแม่นยำเฉลี่ยในกราฟ Precision-Recall curve โดย $P(r)$ คือค่า Precision ที่ระดับ Recall ซึ่งอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ส่วน dr เป็นสัญลักษณ์ที่แสดงถึงการเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยในตัวแปร r

Mean Average Precision (mAP): $mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP(i)$ โดย AP เป็นค่าเฉลี่ยของความแม่นยำที่คำนวณจากพื้นที่ใต้กราฟ Precision-Recall curve และ mAP เป็นค่าเฉลี่ยของ AP สำหรับทุกประเภท

2.2 การตรวจจับวัตถุ (Object Detection)

การตรวจจับวัตถุเป็นกระบวนการระบุวัตถุในภาพหรือวิดีโอ พร้อมทั้งกำหนดตำแหน่ง (Bounding Box) และประเภทของวัตถุ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) บนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Convolutional Neural Networks (CNN) ปัจจุบันนิยมใช้โมเดลแบบ One-stage เช่น YOLO, SSD และ RetinaNet เนื่องจากมีความเร็วและความแม่นยำที่สมดุล เหมาะกับการใช้งานแบบเรียลไทม์[10]

2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบมาเพื่อประมวลผลภาพ โดยใช้ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer) เพื่อดึงคุณลักษณะสำคัญ เช่น ขอบ รูปร่าง และลวดลาย จากนั้น

ลดขนาดด้วยชั้น Pooling Layer และส่งต่อไปยัง Fully Connected Layer เพื่อจำแนกประเภท CNN ได้พิสูจน์แล้วว่าประสิทธิภาพสูงในงานตรวจจับวัตถุและการจำแนกภาพ [11]

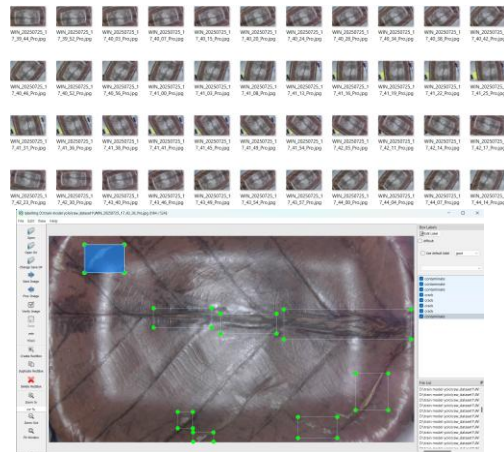
2.4 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นสาขาหนึ่งของ Machine Learning ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นในการเรียนรู้ข้อมูลขนาดใหญ่และซับซ้อน สามารถเรียนรู้คุณลักษณะโดยอัตโนมัติจากข้อมูลดิบลดความจำเป็นในการออกแบบคุณลักษณะด้วยมือ (Hand-crafted Features) [12] ในงานนี้ใช้ Deep Learning ผ่านโมเดล YOLOv8 เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความเร็วในการตรวจจับข้อบกพร่องของจานอัดจากใบตองตึง

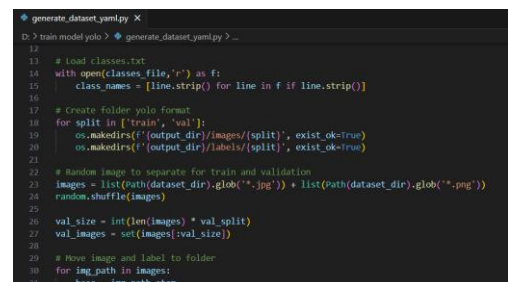
3 ขั้นตอนการดำเนินงาน

3.1 การเก็บรูปภาพ เตรียมรูปภาพ และการ Labeling

เริ่มจากการเก็บภาพจานอัดจากใบตองตึงทั้งที่มีข้อบกพร่องและสภาพดีภายใต้สภาพแสงและมุมมองใกล้เคียงกับการใช้งานจริงเพื่อให้โมเดลสามารถเรียนรู้ลักษณะจริงของชิ้นงานข้อมูลภาพถูกติดป้ายกำกับ (Labeling) ด้วยโปรแกรม labelimg.py ดังรูปที่ 3 โดยแบ่งเป็น 4 ประเภทได้แก่ Good, Hole, Crack และ Contaminate จากนั้นจัดโครงสร้างโฟลเดอร์และสร้างไฟล์ data.yaml ดังรูปที่ 4 เพื่อกำหนดที่อยู่ของข้อมูล และรายชื่อคลาสทั้งหมดสำหรับการฝึกโมเดล



รูปที่ 3 การเก็บรูปภาพ เตรียมรูปภาพ และการ Labeling



รูปที่ 4 การสร้างไฟล์ data.yaml

3.2 การประมวลผลข้อมูลภาพ (Image Preprocessing)

กระบวนการเพื่อเพิ่มความหลากหลายของข้อมูล และลดปัญหา class imbalance ได้ใช้เทคนิคการปรับแต่งข้อมูลภาพ (Data Augmentation) ดังนี้

- (1). **Resize** ขนาดภาพให้เป็น 640×640 พิกเซล
- (2). **Normalize** ค่าพิกเซลให้อยู่ในช่วง 0-1
- (3). **Augmentation** เช่น การหมุน (Rotation $\pm 10^\circ$), ปรับความสว่าง (Brightness $\pm 15\%$), การกลับภาพ (Horizontal Flip) เพื่อให้โมเดลทนทานต่อสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงไป

3.3 การฝึกโมเดล (Model Training)

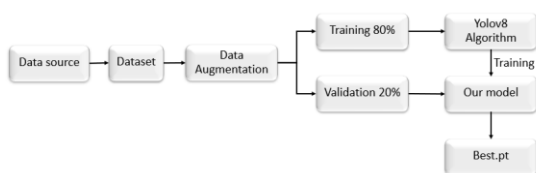
ใช้โมเดล YOLOv8n พร้อมพารามิเตอร์ที่ปรับให้เหมาะสมกับฮาร์ดแวร์ ได้แก่ epochs 100, 200, และ 300 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ผลการฝึกดำเนินการบน GPU ผ่าน PyTorch โดยใช้สคริปต์: yolo task=detect mode=train model=yolov8n.pt data=data.yaml epochs=300 imgsz=640 batch=16

3.4 การทดสอบและปรับใช้โมเดลในฮาร์ดแวร์ (Deployment on Hardware)

โมเดลที่ผ่านการฝึกจะถูกติดตั้งในระบบควบคุมคุณภาพซึ่งมีการเชื่อมต่อกับ:

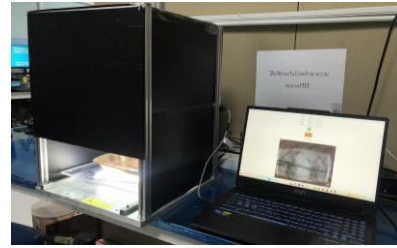
- (1). **4K USB Camera** สำหรับการถ่ายภาพชิ้นงาน
- (2). **RS232 Relay** เพื่อควบคุมการเปิด-ปิดแหล่งกำเนิดแสง
- (3). **Limit Switch** สำหรับตรวจสอบตำแหน่งงานก่อนการตรวจสอบ
- (4). **GUI Interface** แสดงผลตรวจสอบและบันทึกข้อมูลลงใน PC

3.5 ขั้นตอนการทำงาน (System Flowchart)



รูปที่ 5 ขั้นตอนการพัฒนาโมเดล YOLOv8n

รูปที่ 5 แสดงขั้นตอนการพัฒนาโมเดล YOLOv8 สำหรับการตรวจจับข้อบกพร่อง โดยเริ่มจาก Data source รวบรวมเป็น Dataset จากนั้นทำ Data Augmentation เพื่อเพิ่มความหลากหลายของข้อมูล แล้วแบ่งข้อมูลเป็น Training 80% และ Validation 20% ข้อมูลฝึกถูกใช้กับ YOLOv8 Algorithm เพื่อสร้าง Our model และบันทึกโมเดลที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดเป็นไฟล์ Best.pt สำหรับใช้งานจริง



รูปที่ 6 ต้นแบบระบบตรวจสอบข้อบกพร่องของงานอัดจากใบทองตอง

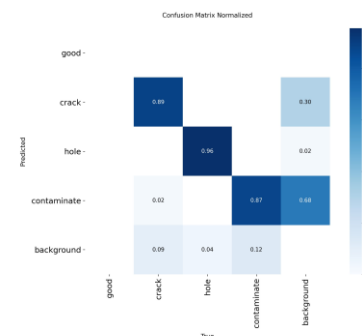
รูปที่ 6 แสดงต้นแบบระบบตรวจสอบข้อบกพร่องของงานอัดจากใบทองตอง ประกอบด้วยกล่องตรวจสอบพร้อมแหล่งกำเนิดแสงและกล้องสำหรับถ่ายภาพชิ้นงาน เชื่อมต่อกับคอมพิวเตอร์ที่รันโปรแกรมประมวลผล YOLOv8 และแสดงผลการตรวจสอบแบบเรียลไทม์บนหน้าจอ

3.6 สเปกฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ (Hardware and Software Specification)

- (1). **CPU:** Intel Core i7-12700H
- (2). **GPU:** NVIDIA RTX 3060 6GB
- (3). **RAM:** 16GB DDR4
- (4). **OS:** Windows 11 Pro 64-bit
- (5). **Framework:** PyTorch 2.0, OpenCV 4.8, YOLOv8

4. ผลลัพธ์ (Results)

4.1 ผลการฝึกและทดสอบโมเดล YOLOv8n



รูปที่ 7 Confusion Matrix แบบ Normalize ของโมเดล YOLOv8n

รูปที่ 7 แสดง Confusion Matrix แบบ Normalize ของโมเดล YOLOv8n สำหรับการตรวจจับข้อบกพร่องของงานอัดจากใบทองตอง โดยแถวแนวนอนคือค่าจริง (True) และแถวแนวตั้งคือค่าที่โมเดลทำนาย (Predicted) ค่าในแต่ละช่องแสดงอัตราส่วนความถูกต้อง เช่น คลาส crack ทำนายถูกต้อง 89% คลาส hole ทำนายถูกต้อง 96% คลาส contaminate ทำนายถูกต้อง 87% แต่ยังคงมีความสับสนกับ background และ hole ข้อมูลนี้ช่วยระบุคลาสที่โมเดลยังมีความสับสนเพื่อใช้ปรับปรุงในอนาคตจากการฝึกโมเดล YOLOv8n ทั้งหมด 3 รอบที่จำนวน Epochs ต่างกัน พบว่ารอบที่ 3 ให้ประสิทธิภาพสูงสุด โดยมีค่า F1-Score 0.90, Precision

0.88, Recall 0.90 และ mAP@0.5 เท่ากับ 0.91 (ตารางที่ 1) ซึ่งแสดงถึงความสมดุลระหว่างความแม่นยำและความสามารถในการตรวจพบข้อบกพร่องครบถ้วน

ตารางที่ 1 ผลการประเมินโมเดล YOLOv8n

ครั้งที่	Precision	Recall	F1-Score	mAP@0.5
1	0.85	0.91	0.79	0.85
2	0.88	0.91	0.88	0.90
3	0.90	0.88	0.90	0.91

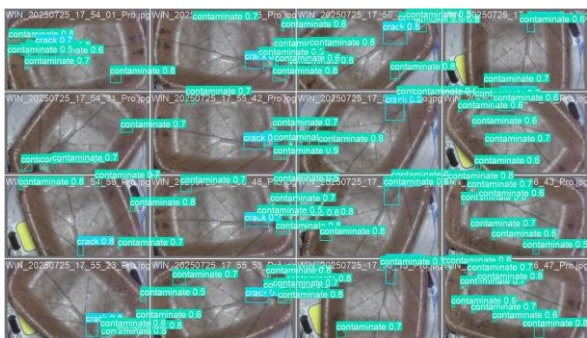
4.2การเปรียบเทียบกับ Baseline

ตารางที่ 2 ผลการเปรียบเทียบกับโมเดลอื่น

วิธีการตรวจสอบ	ความแม่นยำ mAP@0.5	ความเร็ว (FPS)	เวลาเฉลี่ยต่อชิ้นงาน
การตรวจสอบด้วยแรงงานคน (Manual Inspection)	~85%	-	4.5 วินาที
YOLOv5s	mAP@0.5 = 88%	35 FPS	-
SSD-MobileNet	mAP@0.5 = 84%	40 FPS	-
YOLOv8n (วิธีที่พัฒนา)	mAP@0.5 = 91%	45 FPS	-

ผลลัพธ์แสดงว่า YOLOv8n มีความแม่นยำสูงกว่าและใช้เวลาตรวจจับสนับสนุนกว่า เหมาะสมกับการใช้งานแบบเรียลไทม์ในสายการผลิต

4.3ตัวอย่างผลการตรวจจับ



รูปที่ 8 ผลการตรวจจับข้อบกพร่องของงานอัดจากใบทองแดง

รูปที่ 8 แสดงผลการตรวจจับข้อบกพร่องของงานอัดจากใบทองแดง โดยมีการแสดงกรอบ Bounding Box และค่า Confidence Score ของแต่ละคลาส (Good, Hole, Crack, Contaminate) เพื่อยืนยันความถูกต้องของการจำแนก

4.4การวิเคราะห์ข้อผิดพลาด

จากการวิเคราะห์ Confusion Matrix พบว่า

- (1). False Positive สูง เกิดขึ้นในคลาส Contaminate และ Hole เนื่องจากพื้นผิวใบทองแดงมีรอยขีดข่วนหรือรูรั่ว
- (2). False Negative พบในคลาส Crack ขนาดเล็กที่อยู่ใกล้ขอบงาน เนื่องจากแสงสะท้อนทำให้โมเดลตรวจจับไม่สมบูรณ์

แนวทางลดปัญหาในอนาคต

- (1). ปรับปรุงการจัดแสงเพื่อลดแสงสะท้อนและเงา
- (2). เพิ่มข้อมูลฝึกที่มีตัวอย่างข้อบกพร่องหลากหลายขึ้น
- (3). ใช้โมเดล YOLOv8-segmentation เพื่อแยกพื้นที่ข้อบกพร่องอย่างละเอียด

5. สรุปผลและข้อเสนอแนะ (Conclusion & Future Work)

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อแก้ปัญหาฝุ่นควันจากการเผาไหม้และเศษวัสดุการเกษตร โดยชุมชนบ้านต้นผึ้งได้นำใบทองแดงมาแปรรูปเป็น “งานอัด” ซึ่งช่วยลดการเผาและสร้างรายได้ อย่างไรก็ตาม กระบวนการตรวจสอบคุณภาพยังคงพึ่งพาแรงงานคน ทำให้เกิดข้อจำกัดด้านความแม่นยำ ความรวดเร็ว และความสม่ำเสมอของคุณภาพ

เพื่อตอบโจทย์นี้ ผู้วิจัยได้พัฒนาระบบตรวจสอบข้อบกพร่องแบบอัตโนมัติด้วยปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยใช้โมเดล YOLOv8n ร่วมกับเทคนิคการประมวลผลภาพ กล้อง USB ความละเอียด 4K และระบบควบคุม RS232 Relay พร้อมลิมิตสวิตช์ เพื่อถ่ายภาพและตรวจจับข้อบกพร่องได้แก่ รอยแตก (Crack), รอยร้าว (Hole), และ รอยเปื้อน (Contaminate) แบบเรียลไทม์ ข้อมูลภาพถูกเก็บและติดป้ายกำกับเพื่อนำมาฝึกโมเดล 3 รอบด้วยค่า Epochs ที่แตกต่างกัน

ผลการทดสอบพบว่ารอบที่ 3 ให้ประสิทธิภาพสูงสุด โดยมีค่า F1-Score 0.90, Precision 0.88, Recall 0.90 และ mAP@0.5 เท่ากับ 91% โมเดลสามารถจำแนกคลาส Crack ถูกต้อง 96%, Hole 89% และ Contaminate 87% แม้ยังมีความสับสนในบางคลาส แต่ระบบโดยรวมมีความแม่นยำสูง รวดเร็ว และเสถียร เหมาะสำหรับการใช้งานจริงในสายการผลิต

ข้อจำกัดของงานวิจัย

- (1). ความไวต่อสภาพแสงสะท้อนหรือความมืดอาจทำให้โมเดลตรวจจับผิดพลาด
- (2). ความแตกต่างของสีพื้นผิวงานอาจทำให้เกิด False Positive สูง โดยเฉพาะคลาส Contaminate
- (3). ความสามารถในการขยายระบบ (Scalability) การติดตั้งในสายการผลิตหลายจุดอาจต้องปรับฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์เพิ่มเติม

ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต

- (1). ปรับปรุงคุณภาพภาพถ่าย เช่น การจัดแสง, เพิ่มความละเอียด, และลดสัญญาณรบกวน (Noise)

- (2). ทดลองใช้ YOLOv8-segmentation เพื่อแยกพื้นที่ข้อบกพร่องอย่างละเอียด
- (3). นำระบบไปประยุกต์บน Edge Device เช่น Raspberry Pi 5 เพื่อการใช้งานแบบต้นทุ่นต่ำ
- (4). พัฒนาให้รองรับการทำงานหลายสายการผลิต (Multi-line Deployment) ภายใต้ข้อจำกัดด้านทรัพยากร

เอกสารอ้างอิง

- [1] Hanako, " 50638.ตอด้ง (ต้นพลวงหรือต้นกุ) : เสนาสนะป'าในอดิต "[Online]. Available : <http://www.dhammadjak.net/forums/viewtopic.php?t=50638>. Accessed: Aug. 28, 2024.
- [2] G. Duan and X. Yan, "A Real-Time Quality Control System Based on Manufacturing Process Data," IEEE Access, vol. 8, pp. 208506 - 208517, Dec. 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3038394.
- [3] R. and V. Divya, "Feature Extraction to Evaluate the Quality of Data using Machine Learning Technique," 2024 Third International Conference on Distributed Computing and Electrical Circuits and Electronics (ICDCECE), pp. 1-8, 2024, doi: 10.1109/ICDCECE60827.2024.10549606.
- [4] M. Anusuya, P. Kavitha, S. Bathrinath, P. Vundrajavarapu, R. Bharath Kumar, and M. Sakthivel, "Automation of Test and Measurement in Electronics Manufacturing Through AI," in 2024 International Conference on Science Technology Engineering and Management (ICSTEM), 2024, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICSTEM61137.2024.10560845.
- [5] Z. Chen, Q. Zhu, X. Zhou, J. Deng, and W. Song, "Experimental Study on YOLO-Based Leather Surface Defect Detection," IEEE Access, vol. 12, pp. 32830-32848, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3369705.
- [6] Z. Xiong, "A Design of Bare Printed Circuit Board Defect Detection System Based on YOLOv8," Highlights in Science, Engineering and Technology, vol. 57, pp. 203-209, 2023, doi: 10.1109/AIDML.2023.10012345.
- [7] H. Afifi, S. Pochaba, A. Boltres, D. Laniewski, J. Haberer, L. Paeleke, R. Poorzare, D. Stolpmann, N. Wehner, A. Redder, E. Samikwa, and M. Seufert, "Machine Learning With Computer Networks: Techniques, Datasets, and Models," IEEE Access, vol. 12, pp. 54673-54688, Apr. 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3384460.
- [8] V. H. Patil, A. L. N. Rao, A. Shrivastava, P. Chaturvedi, D. Verma, and S. V. Akram, "Smart Agricultural System Based on Machine Learning and IoT Algorithm," 2022 2nd
- [9] V. K. Ancha, F. N. Sibai, V. Gonuguntla, and R. Vaddi, "Utilizing YOLO Models for Real-World Scenarios: Assessing Novel Mixed Defect Detection Dataset in PCBs," IEEE Access, vol. 12, pp. 100983-100990, Jul. 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3430329.
- [10] R. Parimala, K. Srinivasan, and S. K. Sreejith, "Smart and Safe Conveyor Belt System for Bottling Plants Using IoT," 2024 International Conference on Advances in Computing, Communication and Applied Informatics (ACCAI), 2024, pp. 1-6, doi: 10.1109/ACCAI61061.2024.10602050.
- [11] V. Rakesh, P. Sreekaran, P. Chilukuri, P. Sujala, P. Vaishnavi, and D. R. Krishna Yadav, "Real-Time Object Recognition Using OpenCV and NumPy in Python," 2023 International Conference on Innovative Data Communication Technologies and Application (ICIDCA), 2023, pp. 421-426, doi: 10.1109/ICIDCA56705.2023.10099584.



ปิยงกูร ชาลี ระดับปริญญาตรีหลักสูตร วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และระบบควบคุมอัตโนมัติ ปี 2566 ปัจจุบันศึกษาระดับปริญญาโท หลักสูตรวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา เชียงใหม่ สาขาวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา



อรสา สิริขามมล อาจารย์ประจำหลักสูตรวิศวกรรมซอฟต์แวร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา เชียงใหม่ งานวิจัยที่สนใจระบบสมองกลฝังตัว



อนันต์ วงษ์จันทร์ อาจารย์ประจำ หลักสูตรวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และระบบควบคุม คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัย เทคโนโลยีราชมงคลล้านนา เชียงใหม่ งานวิจัยที่สนใจ การประมวลผลภาพในระบบควบคุมระบบอัตโนมัติ



อนุชา วิทยากร บริษัทฮานาไมโครอิเล็กทรอนิกส์ จำกัด มหาชน ปัจจุบันกำลังศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และระบบควบคุมอัตโนมัติมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนาเชียงใหม่



วิชัย สุขประเสริฐกุล บริษัทฮานาไมโครอิเล็กทรอนิกส์ จำกัด มหาชน สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง