

การพัฒนาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv8 ในการคัดแยกประเภท

ของพลาสติกสำหรับการรีไซเคิลด้วยการประมวลผลจากภาพถ่ายดิจิทัล

Development and Comparison of YOLOV8 Models for Plastic Classification Via Digital Image Processing

ภูษิต พญาพรหม, ภูวดล ศิริกongsธรรม**

Poochit Payaprom, Puwadol Sirikongtham**

สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สถาบันเทคโนโลยีไทย - ญี่ปุ่น

Information Technology, Master of Science, Thai-Nichi Institute of Technology

Received: November 7, 2025; Revised: June 9, 2026; Accepted: June 16, 2026; Published: June 30, 2026

ABSTRACT – Currently, plastic waste has caused significant environmental problems in Thailand, with volumes increasing each year. In 2024, Thailand generated approximately 27.20 million tons of solid waste, of which plastic waste constitutes a substantial portion. Efficient plastic waste management is essential, yet current systems rely heavily on manual labor, which leads to inefficient sorting and causes plastics to mix with municipal waste resulting in burial, burning, or leakage into waterways. This research proposes a deep learning-based plastic classification system using the YOLOv8 algorithm applied to digital images of seven plastic types: PET, HDPE, PVC, LDPE, PP, PS, and Other. Five YOLOv8 variants (YOLOv8n, YOLOv8s, YOLOv8m, YOLOv8l, YOLOv8x) were trained on a dataset of 9,156 images and evaluated using Accuracy, Precision, Recall, F1-score, and Top-1/Top-5 accuracy metrics. YOLOv8n achieved the highest overall performance with Accuracy = 0.77, Precision = 0.36, Recall = 0.27, F1-score = 0.27, and Top-1 accuracy = 0.96, while requiring only 1.44M parameters and 3.3G FLOPs making it the most suitable model for real-time deployment on resource-constrained devices. These findings demonstrate the potential of AI-based systems to improve plastic waste management toward a sustainable recycling ecosystem.

KEY WORDS -- Plastic Classification, Deep Learning, YOLOv8, Image Processing, Waste Management

บทคัดย่อ – ปัจจุบันปัญหาขยะพลาสติกมีผลกระทบอย่างมากในประเทศไทยและมีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องในทุกปี ในปี พ.ศ. 2567 ประเทศไทยมีขยะมูลฝอยเกิดขึ้นประมาณ 27.20 ล้านตัน ระบบการคัดแยกพลาสติกที่มีประสิทธิภาพจึงมีความสำคัญอย่างยิ่ง แต่ในปัจจุบันยังคงอาศัยแรงงานคนซึ่งมีข้อจำกัดด้านทักษะ ส่งผลให้พลาสติกปะปนกับขยะมูลฝอยชุมชนและถูกกำจัดด้วยการฝังกลบ เผา หรือรั่วไหลลงสู่แหล่งน้ำ งานวิจัยนี้นำเสนอระบบการคัดแยกประเภทพลาสติกรีไซเคิลจากภาพถ่ายด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้อัลกอริทึม YOLOv8 กับชุดข้อมูลพลาสติก 7 ประเภท ได้แก่ PET, HDPE, PVC, LDPE, PP, PS และ Other โดยฝึกโมเดล YOLOv8 ทั้ง 5 รุ่น ได้แก่ YOLOv8n, YOLOv8s, YOLOv8m, YOLOv8l และ YOLOv8x บนชุดข้อมูลจำนวน 9,156 ภาพ และประเมินด้วยค่า Accuracy, Precision, Recall, F1-score และ Top-1/Top-5 accuracy โมเดล YOLOv8n ให้ประสิทธิภาพโดยรวมสูงที่สุดด้วยค่า Accuracy = 0.77, Precision = 0.36, Recall = 0.27, F1-score = 0.27 และ Top-1 accuracy = 0.96 โดยใช้เพียง 1.44 ล้านพารามิเตอร์และ FLOPs 3.3G ทำให้เหมาะสมที่สุดสำหรับการนำไปใช้งานจริงในอุปกรณ์ที่มีข้อจำกัดด้านทรัพยากร ผลการวิจัยชี้ให้เห็นถึงศักยภาพของระบบปัญญาประดิษฐ์ในการจัดการขยะพลาสติกเพื่อการรีไซเคิลอย่างยั่งยืน

คำสำคัญ – การคัดแยกประเภทพลาสติก, การเรียนรู้เชิงลึก, YOLOv8, การประมวลผลภาพ, การจัดการขยะ

1. บทนำ

ในปัจจุบัน มีปริมาณขยะมูลฝอยที่เกิดขึ้นในประเทศไทยเพิ่มขึ้นอย่างมากในทุกๆ ปี ซึ่งในปี 2567 ประเทศไทยมีขยะมูลฝอยเกิดขึ้นประมาณ 27.20 ล้านตันหรือประมาณ 74,529 ตัน/วัน โดยคิดเป็นอัตราการเกิดขยะมูลฝอยเมื่อเทียบกับจำนวนประชากรในปี 2567 จำนวน 64,953,661 คน เฉลี่ยเท่ากับ 1.15 กิโลกรัม/คน/วัน และเมื่อเปรียบเทียบกับปริมาณขยะมูลฝอยในปีก่อนหน้านี้นี้ปี 2566 ซึ่งมีขยะมูลฝอยเกิดขึ้นประมาณ 26.95 ล้านตัน พบว่ามีปริมาณที่เพิ่มขึ้นประมาณร้อยละ 0.9 [1] ประเทศไทยได้เปลี่ยนแปลงพฤติกรรมการใช้และบริโภค โดยเฉพาะในช่วงหลังสถานการณ์โควิด-19 ร้านค้าจะต้องปรับตัวเข้าสู่ ยุค New Normal โดยคำนึงถึงพฤติกรรมผู้บริโภคที่เปลี่ยนไป ผู้บริโภคหันมาใช้บริการเดลิเวอรี่มีแนวโน้มมากขึ้นในทุกๆ ปี จากสถิติการคาดการณ์ในปี 2567 - 2569 ธุรกิจร้านอาหารและเครื่องดื่มคาดว่าจะเติบโต 4.0-5.0% ต่อปี ด้วยรายได้รวมที่ 275-300 พันล้านบาท [2] ดังนั้นการส่งสินค้าและอาหารออนไลน์เพื่อความสะดวกสบาย จึงทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงรูปแบบของธุรกิจ การค้าขายอาหารในรูปแบบออนไลน์มากขึ้น จึงส่งผลให้ปริมาณขยะมูลฝอยและขยะพลาสติกแบบใช้ครั้งเดียวทิ้ง เพิ่มขึ้นอีกด้วย

จากปัจจัยต่างๆ ที่ได้กล่าวมาการแก้ปัญหาปริมาณขยะมูลฝอยและขยะพลาสติกแบบใช้ครั้งเดียวทิ้งนั้น สิ่งที่เราสามารถทำได้เบื้องต้นในส่วนของผู้บริโภค เช่น การปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการบริโภคเน้นบริโภคในร้านอาหารมากยิ่งขึ้นหรือการแยกประเภทขยะก่อนทิ้งลงถังขยะเป็นต้น ส่วนในภาคอุตสาหกรรมนั้น ควรมีการจัดหากระบวนการกำจัดขยะที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งเป็นสิ่งที่สำคัญอย่างมากในการจัดการขยะอย่างยั่งยืน โดยเริ่มจากการคัดแยกประเภทขยะที่ต้นทาง อาทิ เช่น ที่บ้าน หรือสวนสาธารณะก่อนที่จะนำไปจัดการต่อด้วยวิธีการต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นการรีไซเคิล การเผา และการฝัง ซึ่งการคัดแยกประเภทขยะที่มีประสิทธิภาพจะช่วยให้เราวัสดุกลับมาใช้งานใหม่อีกครั้งได้ การรีไซเคิล เป็นกระบวนการนำวัสดุที่ใช้ไปแล้วนำกลับมาใช้งานใหม่อีกครั้งโดยผ่านการแปรรูปหรือเปลี่ยนแปลงสภาพเป็นผลิตภัณฑ์ใหม่ วัสดุที่สามารถนำมารีไซเคิลนั้นมีหลากหลายรูปแบบ หนึ่งในนั้นก็คือ “พลาสติก” อย่างไรก็ตามการเผชิญกับปัญหาขยะพลาสติกปริมาณมาก แม้

จะมีการพัฒนาระบบจัดการขยะในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา เช่น ระบบคัดแยกในเทศบาลนครบุรีรัมย์ยังใช้แรงงานคนในการคัดแยกจึงทำให้เกิดการคัดแยกที่ไม่มีประสิทธิภาพเนื่องจากขาดคนงานที่มีทักษะ เป็นสาเหตุหนึ่งที่ทำให้พลาสติกไปปะปนกับขยะมูลฝอยชุมชน ส่งผลให้พลาสติกจำนวนมากถูกกำจัดทั้งฝังกลบหรือรื้อไหลลงแม่น้ำและไหลลงทะเลแทนที่จะถูกนำกลับมาใช้ใหม่ [3] ดังนั้นการพัฒนาระบบคัดแยกประเภทพลาสติก โดยการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ที่เรียกว่า YOLOv8 ในโหมด Classification โดยโมเดลจะรับภาพอินพุตทั้งภาพแล้วทำนายว่าภาพนั้นเป็นพลาสติกประเภทใดประเภทหนึ่งจากทั้งหมด 7 ประเภท โดยที่โหมด Classification จะระบุเพียงประเภทของวัตถุหลักในภาพโดยไม่ระบุตำแหน่ง ดังนั้นค่าตัวชี้วัดที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ได้แก่ Accuracy, Precision, Recall, F1-score, Top-1 และ Top-5 accuracy จึงเป็นค่ามาตรฐานสำหรับงาน Classification จึงเป็นอีกแนวทางหนึ่งในการพัฒนาระบบคัดแยกประเภทพลาสติกที่มีประสิทธิภาพ เนื่องจากประเภทของพลาสติกที่สามารถนำมารีไซเคิลได้ในปัจจุบันนั้นมีหลากหลายประเภท และคุณสมบัติแตกต่างกัน [6] ผู้วิจัยจึงเสนอแนวทางในการพัฒนาระบบคัดแยกประเภทพลาสติกด้วยปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบแบบเรียลไทม์ได้ และโครงสร้างของระบบนั้นสามารถทำความเข้าใจได้ง่าย หากต้องการที่จะปรับปรุงประสิทธิภาพ

งานวิจัยนี้มีความใหม่และแตกต่างจากงานที่ใช้ YOLOv8 ที่มีอยู่แล้วในหลายด้าน ดังนี้ 1) งานวิจัยที่ผ่านมาส่วนใหญ่เลือกใช้ YOLOv8 เพียงรุ่นใดรุ่นหนึ่ง งานวิจัยนี้เป็นการเปรียบเทียบ YOLOv8 ทั้ง 5 รุ่น (n, s, m, l, x) อย่างเป็นระบบในงานคัดแยกประเภทพลาสติกรีไซเคิล 7 ประเภทโดยเฉพาะซึ่งยังไม่มีงานวิจัยในบริบทนี้มาก่อน 2) การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่าง Model Efficiency และประสิทธิภาพงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นอย่างชัดเจนว่าโมเดลขนาดเล็ก (YOLOv8n) ไม่เพียงแต่ประหยัดทรัพยากร แต่ยังให้ความแม่นยำโดยรวมสูงกว่าโมเดลขนาดใหญ่กว่าถึง 4 รุ่น ซึ่งเป็นข้อค้นพบที่มีประโยชน์สำหรับการออกแบบระบบ Edge AI หรือก็คือการนำปัญญาประดิษฐ์ (AI) มาประมวลผลบนอุปกรณ์ปลายทางในงานรีไซเคิล

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ประเภทของพลาสติกและความสำคัญของการรีไซเคิลพลาสติก

ปัจจุบันพลาสติก ถือว่าเป็นวัสดุสังเคราะห์ที่มีบทบาทที่สำคัญอย่างมากในยุคปัจจุบัน เพราะมีต้นทุนการผลิตที่ถูก และสามารถใช้ทดแทนวัสดุอื่นๆ ได้ จึงได้รับความนิยมอย่างมากในการนำมาใช้งาน ดังนั้นเมื่อมีการใช้งานพลาสติกอย่างกว้างขวางและมากขึ้น จึงทำให้เกิดขยะพลาสติกจำนวนมาก และเนื่องจากพลาสติกแต่ละชนิดมีคุณสมบัติทางเคมีและกายภาพที่แตกต่างกันออกไป และพลาสติกที่ใช้กันทั่วไปโดยปกติแล้วจะมีอยู่ 7 ประเภทหลัก โดยจะมีสัญลักษณ์ตัวเลขระบุไว้ที่บรรจุภัณฑ์ [4] ดังนี้ PET, HDPE, PVC, LDPE, PP, PS และ Other การรีไซเคิลไม่ได้เพียงแค่ลดปริมาณขยะพลาสติก แต่ยังยังเป็นการใช้ทรัพยากรที่มีอยู่อย่างจำกัด ให้เกิดความคุ้มค่าอีกด้วย ดังนั้นการรีไซเคิลพลาสติกจึงมีความสำคัญดังต่อไปนี้ 1) ช่วยลดการใช้ทรัพยากรธรรมชาติ เนื่องจากการผลิตพลาสติกขึ้นมาใหม่ จะต้องใช้วัตถุดิบจากปิโตรเลียม ซึ่งก็คือน้ำมันดิบและก๊าซธรรมชาติ วัตถุดิบทั้งสองอย่างนั้นเป็นทรัพยากรที่ใช้แล้วหมดไป การนำพลาสติกที่มีอยู่กลับมาใช้ใหม่ช่วยลดความจำเป็นในการขุดเจาะและแปรรูปวัตถุดิบใหม่ได้ 2) ในกระบวนการผลิตพลาสติกขึ้นมาใหม่นั้น จะก่อให้เกิดการปล่อยก๊าซเรือนกระจกปริมาณมาก ซึ่งการรีไซเคิลแทนการผลิตขึ้นมาใหม่นั้น จะใช้พลังงานน้อยกว่าถึง 50-70% ดังนั้นการรีไซเคิลพลาสติก จึงช่วยลดมลพิษทางอากาศและน้ำเสียที่เกิดจากกระบวนการผลิตและการกำจัดพลาสติก 3) ช่วยสร้างมูลค่าทางเศรษฐกิจ ขยะพลาสติกที่ถูกคัดแยกอย่างถูกต้องสามารถกลายเป็นวัตถุดิบที่มีคุณภาพสูงและมีมูลค่าเพิ่มขึ้น การรีไซเคิลจึงช่วยให้ภาคอุตสาหกรรมสามารถดำเนินงานเกี่ยวกับการเก็บรวบรวม คัดแยก และแปรรูปพลาสติกสร้างงานและรายได้ให้กับผู้คนในหลากหลายภาคส่วน

2.2 เทคโนโลยีการคัดแยกประเภทพลาสติกในปัจจุบัน

เทคโนโลยีการคัดแยกประเภทพลาสติกในปัจจุบันมีความก้าวหน้าไปมาก โดยมีการใช้เทคนิคหลากหลายเพื่อจัดการกับปริมาณขยะพลาสติกที่เพิ่มขึ้น โดยมีรายละเอียดดังนี้

1. การคัดแยกด้วยมือ เป็นวิธีดั้งเดิมที่ทำกันมาอย่างเนิ่นนาน โดยพนักงานคัดแยกขยะบนสายพานจะต้องทำการคัดพลาสติกด้วยเกณฑ์ของโรงงาน เช่น เลือกตามสี รูปร่าง โลโก้ หรือรหัสรีไซเคิล ซึ่งการคัดแยกด้วยมือมี ประสิทธิภาพการคัดแยกอยู่ที่ประมาณ 60 ชิ้นต่อชั่วโมง [7]

2. การคัดแยกด้วยเครื่องจักรกลและระบบกลไก เช่น การรีไซเคิลเชิงกล โดยนำพลาสติกที่ใช้แล้วมาคัดแยกตามประเภท โดยนำมาล้างทำความสะอาดก่อนที่จะนำไปบดและหลอมใหม่เพื่อผลิตเป็นเม็ดพลาสติกกรีไซเคิลก่อนนำไปผ่านกระบวนการขึ้นรูป [5] และการคัดแยกด้วยเครื่องตรวจจับ NIR ด้วยการวัดการสะท้อนแสงปริมาณ 0.8–2.5 μm เพื่อจดจำโครงสร้างโพลิเมอร์ของพลาสติก โดยนำบรรจุภัณฑ์พลาสติกวางบนสายพานผ่านเซ็นเซอร์ แล้วยิงลมอากาศเล็งเป้าหมายให้ลอยไป

ยังสายพานแยกตามประเภท จากงานวิจัยเปรียบเทียบความแม่นยำ พบว่าการคัดแยกด้วยเครื่องจักรอัตโนมัติ นั้น ให้ความแม่นยำกว่าการคัดแยกด้วยมือประมาณ 30% [8]

2.3 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) และการประยุกต์ใช้ในประมวลผลภาพ

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นส่วนหนึ่งในแขนงของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ที่เน้นการสร้างโมเดลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (Deep Neural Networks) โดยเฉพาะอย่างยิ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) ซึ่งเหมาะสมสำหรับงานด้านการประมวลผลข้อมูลจากภาพ เช่น การใช้ CNN เพื่อดึงคุณลักษณะ (feature extraction) จากภาพหรือวิดีโอเพื่อที่จะได้ ขอบ (edges), รูปร่าง (shapes) และวัตถุที่ซับซ้อน [9] ดังนั้น CNN จึงมีจุดเด่นอย่างมากในการเรียนรู้ลักษณะเฉพาะของวัตถุในภาพได้โดยอัตโนมัติ จากการวิเคราะห์คุณลักษณะแบบลำดับชั้น ในการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกด้วยการใช้ CNN สำหรับการตรวจจับวัตถุ คือการใช้ CNN ที่สามารถเรียนรู้คุณลักษณะของภาพ ได้โดยอัตโนมัติมาทำการประมวลผลข้อมูลภาพจากระดับพิกเซล ผ่านหลายเลเยอร์ (เพื่อสร้างคุณลักษณะที่ซับซ้อนขึ้นเรื่อยๆ ซึ่งช่วยให้ระบบสามารถจำแนกประเภท และระบุตำแหน่งของวัตถุภายในภาพได้พร้อมกัน ซึ่งในอดีตงานจำแนกและงานตรวจจับ จะทำแยกกันและการนำ CNN มาประยุกต์ใช้นั้น จะช่วยให้

สามารถรวมสองฟังก์ชันนี้เข้าด้วยกันได้ในระบบเดียว และทำให้การตรวจจับวัตถุมีความแม่นยำและรวดเร็วยิ่งขึ้น

2.4 อัลกอริทึม YOLO (You Only Look Once)

อัลกอริทึม YOLO (You Only Look Once) ถูกนำเสนอครั้งแรกโดย Joseph Redmon [12] ในปี ค.ศ. 2016 โดยมีแนวคิดหลักคือการตรวจจับวัตถุจากภาพทั้งภาพในครั้งเดียว (Single-stage Detection) แทนที่วิธีเดิมที่ต้องแบ่งการทำงานออกเป็นหลายขั้นตอน ทำให้มีความเร็วในการประมวลผลสูงและเหมาะสมสำหรับงาน Real-time กระบวนการทำงานของ YOLO ประกอบด้วยขั้นตอนหลัก 6 ขั้นตอน ดังรูปที่ 1 และมีรายละเอียดดังนี้ [14]



รูปที่ 1. แสดงกระบวนการทำงานของอัลกอริทึม YOLO

1) นำเข้าภาพ (Image Input) รับภาพขนาดมาตรฐาน (เช่น 640×640 พิกเซล) เพื่อให้การประมวลผลมีความสม่ำเสมอของข้อมูล 2) การสกัดคุณลักษณะด้วย CNN (Feature Extraction) ภาพถูกประมวลผลผ่านโครงข่าย CNN ที่แบ่งออกเป็น 'ฟิลเตอร์' ทำหน้าที่ตรวจจับคุณลักษณะของภาพ เช่น เส้น ขอบ สี และรูปร่าง เพื่อสร้าง Feature Map 3) การแบ่งภาพเป็นกริด (Grid Division) YOLO แบ่งภาพออกเป็นกริด เช่น 7×7 หรือ 13×13 โดยแต่ละเซลล์ในกริดจะรับผิดชอบการทำนายวัตถุที่อยู่ในพื้นที่นั้น 4) การทำนาย Bounding Box และ Confidence

Score แต่ละเซลล์ในกริดทำนายกรอบล้อมรอบวัตถุ (Bounding Box) พร้อมค่าความน่าจะเป็นที่มีวัตถุอยู่ในกรอบนั้น (Confidence Score) และประเภทของวัตถุ 5) Non-Maximum Suppression (NMS) ลบกรอบที่ซ้อนทับกัน โดยเก็บเฉพาะกรอบที่มีค่า Confidence Score สูงสุดและตัดกรอบที่มีค่า IoU (Intersection over Union) เกินค่าที่กำหนดออก 6) ผลลัพธ์ (Output) แสดงภาพพร้อม Bounding Box ระบุประเภทวัตถุและค่าความมั่นใจในการทำนาย

2.5 YOLOv8 และความแตกต่างของแต่ละรุ่น

YOLOv8 เป็นส่วนหนึ่งของการพัฒนาการของตระกูล YOLO ที่มีวิวัฒนาการต่อเนื่องตั้งแต่ YOLOv1 จนถึง YOLOv10 [13] โดยการพัฒนาการของ YOLO แต่ละรุ่นและการประยุกต์ใช้ในงานด้านต่างๆ พบว่าแต่ละรุ่นมีการปรับปรุงสถาปัตยกรรมเพื่อเพิ่มทั้งความเร็วและความแม่นยำอย่างต่อเนื่อง YOLOv8 มีให้เลือก 5 รุ่นตามขนาดและความสามารถ ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1. ความแตกต่างของ YOLOv8 แต่ละรุ่น

รุ่น	Params	FLOPs	Depth	Width	จุดเด่น	เหมาะกับ
YOLOv8n (Nano)	1.44M	3.3G	ต่ำ	ต่ำ	เร็ว ประหยัดทรัพยากร	Edge device, IoT
YOLOv8s (Small)	5.08M	12.5G	ปานกลาง-ต่ำ	ปานกลาง-ต่ำ	สมดุลระหว่างความเร็วและ	Mobile / embedded
YOLOv8m (Medium)	15.77M	41.6G	ปานกลาง	ปานกลาง	ประสิทธิภาพดี สำหรับงานทั่วไป	Desktop / server
YOLOv8l (Large)	36.19M	98.7G	สูง	สูง	ความแม่นยำสูง ช้ากว่า n/s	งานที่ต้องการความละเอียด
YOLOv8x (XLarge)	56.13M	153.8G	สูงมาก	สูงมาก	แม่นยำสูงสุด ใช้ทรัพยากรมาก	High-end server

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยของ ภัทธมน หุ่นลำพูน [11] ได้ศึกษาการประยุกต์ใช้เทคนิค Convolutional Neural Network ในการจำแนกขยะฝังทะเล ซึ่งแสดงให้เห็นว่า CNN มีศักยภาพในการจำแนกประเภทขยะในสภาพแวดล้อมจริงได้อย่าง

มีประสิทธิภาพ และเป็นพื้นฐานสำคัญของอัลกอริทึม YOLO ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ งานวิจัยของพงศันฤทธิ์ เลหาวิเชียร [15] ได้ประยุกต์ใช้ YOLOv8 ในการตรวจจับทางม้าลายที่เลื่อนหาย โดยใช้เทคนิค Conditional Classification ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความยืดหยุ่นของ YOLOv8 ในการนำไปประยุกต์ใช้กับงานจำแนกประเภทในบริบทที่หลากหลาย นอกเหนือจากงานตรวจจับวัตถุทั่วไป งานวิจัยของธานิต ม่วงพลู และ วริยา เข็นเปิง [16] ได้ทำการศึกษาหัวข้อ การพัฒนาระบบคัดแยกประเภทขยะรีไซเคิลด้วยเทคโนโลยีไอโอที งานวิจัยนี้นำเสนอระบบคัดแยกขยะรีไซเคิลที่ใช้เทคโนโลยี IoT ในการควบคุมการเปิด-ปิดถังขยะ คัดแยกขวดโลหะและขวดพลาสติก พร้อมทั้งบอกจำนวนขยะที่รับเข้าและแสดงพิกัดของถังขยะผ่านแอปพลิเคชัน LINE จากการทดสอบจำนวน 10 รอบพบว่าระบบสามารถคัดแยกประเภทพลาสติกได้พร้อมกับระบุจำนวน และพิกัดผ่านโทรศัพท์มือถือได้ถูกต้อง งานวิจัยของ บพิตร ไชยนอก และ ฤชานนท์ ศรีราชวงศ์ [17] ก็ศึกษาเกี่ยวกับพัฒนาระบบคัดแยกประเภทขวดน้ำอัดโนมิติ โดยใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพและการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อแก้ปัญหาการใช้แรงงานคนในการคัดแยกขยะ ใช้เทคนิค Teachable machine ในการคัดแยกประเภทของขวด ผลการทดลองพบว่าสามารถคัดแยกประเภทขวดน้ำสามารถคัดแยกประเภทของขวดน้ำได้อย่างแม่นยำ โดยมีอัตราความถูกต้องเฉลี่ยอยู่ที่ประมาณ 95% ระบบสามารถประมวลผลภาพและจำแนกประเภทขวดน้ำได้ภายในเวลาไม่ถึง 1 วินาทีต่อขวด ซึ่งผลลัพธ์ที่กล่าวอยู่ในเกณฑ์ที่มีประสิทธิภาพสูง ส่วนการศึกษาของวณิดา วรรณสวัสดิ์กุล [18] งานวิจัยนี้เป็นการสร้างเว็บแอปพลิเคชันสำหรับการให้ข้อมูลคัดแยกขยะซึ่งสามารถใช้งานได้ทั้งคอมพิวเตอร์และสมาร์ตโฟน โดยได้นำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ มาใช้วิเคราะห์ภาพขยะเพื่อให้ได้ประเภทขยะที่ถูกต้อง และจะแสดงผลลัพธ์ที่หน้าจออุปกรณ์ โครงการวิจัยนี้ได้นำ Teachable Machine มาใช้เป็นโมเดลของปัญญาประดิษฐ์ของขยะจำนวน 4 ประเภท โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 12 คลาส โมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่ได้มีความถูกต้องร้อยละ 85.33 จากนั้นใช้เซตที่เอ็มแอล ร่วมกับจาวาสคริปต์ในการพัฒนาแอปพลิเคชัน เว็บไซต์ที่พัฒนาสามารถใช้งานแสดงประเภทขยะได้อย่างถูกต้องร้อยละ 84.67

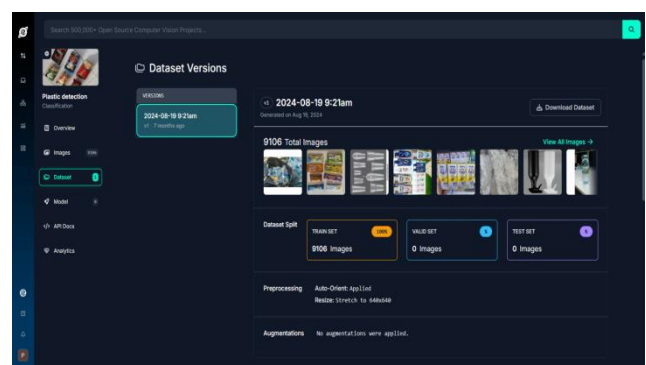
3. วิธีการดำเนินงานวิจัยและผลการวิจัย

ในการพัฒนาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv8 ในการคัดแยกประเภทของพลาสติกสำหรับการรีไซเคิลด้วยการประมวลผลจากภาพถ่ายดิจิทัลนี้ สามารถแบ่งวิธีการดำเนินงานได้ดังนี้

3.1. การรวบรวมข้อมูล

3.1.1 การรวบรวมรูปภาพพลาสติกชนิดต่างๆ ซึ่งในขั้นตอนของการรวบรวมรูปภาพพลาสติกชนิดต่างๆ เพื่อที่จะนำมาใช้เป็นข้อมูล (Dataset) นั้น ผู้วิจัยได้รวบรวม ผ่านแพลตฟอร์มจัดการและเทรนโมเดล Computer Vision โดยช่วยในการสร้างและจัดการชุดข้อมูลสำหรับการทำวิจัยประเภท Computer Vision ชื่อว่า “Roboflow” ซึ่งช่วยในการรวบรวมรูปภาพปริมาณมากและแบ่งออกเป็นประเภทต่างๆ ไว้ให้เรียบร้อยแล้ว ดังรูปที่ 2 รูปภาพพลาสติกที่สกปรก เปียก หรืออยู่ปะปนกับพื้นผิวอื่นๆจากแหล่งภายนอกอีกจำนวน 50 ภาพ รวม 9156 ภาพ

3.1.2 การแบ่งชุดข้อมูลในสัดส่วน Train 70%, Validation 15% และ Test 15% นั้น สอดคล้องกับแนวทางการแบ่งอัตราส่วนชุดข้อมูลฝึกฝน/ทดสอบต่อประสิทธิภาพของโมเดล [19] โดยแบ่งชุดสำหรับการฝึกฝน (Train) จำนวน 6410 ภาพ ชุดสำหรับการตรวจสอบ (Validate) จำนวน 1373 ภาพ ชุดสำหรับการทดสอบ (Test) จำนวน 1373 ภาพ ซึ่งแต่ละชุดข้อมูลจะแบ่งออกเป็น 8 คลาส ก็คือ PET, HDPE, PVC, LDPE, PP, PS, Single use plastic, Multilayer plastic ภาพเพื่อนำไปสร้างโมเดล



รูปที่ 2. แพลตฟอร์ม Roboflow

3.2 เครื่องมือที่ใช้วิจัย

ในการสร้างโมเดล (Model) ผู้วิจัยใช้โปรแกรม Google Colab ในการสร้างและฝึกโมเดลผ่านเว็บเบราว์เซอร์ โดยใช้ GPU รุ่น T4 จาก Google Colab ฝึกโมเดล YOLOv8 ทั้ง 5 รุ่น ด้วยพารามิเตอร์การฝึกดังนี้ จำนวน Epochs = 100, Learning Rate = 0.01 (SGD), Batch Size = 16, Image Size = 640×640 พิกเซล, และใช้ Pre-trained Weights จาก ImageNet เป็นจุดเริ่มต้น (Transfer Learning)

3.3 การหาประสิทธิภาพของโมเดล

3.3.1 การประเมินผลโมเดลใช้ Confusion Matrix เป็นเครื่องมือหลัก โดยมีค่าตัวชี้วัด 4 ค่าหลัก ดังนี้

$$\text{Accuracy} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$$

หมายถึง สัดส่วนของตัวอย่างทั้งหมดที่โมเดลทำนายได้ถูกต้อง ทั้งคลาสบวกและคลาสลบ ค่าสูงแสดงว่าโมเดลมีความถูกต้องโดยรวมสูง

$$\text{Precision} = TP / (TP + FP)$$

หมายถึง ในบรรดาที่โมเดลทำนายว่าเป็นคลาสนั้น มีเท่าไรที่ถูกต้องจริง ค่าสูงหมายความว่าโมเดลไม่ค่อยทำนายผิดพลาดแบบ False Positive

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN)$$

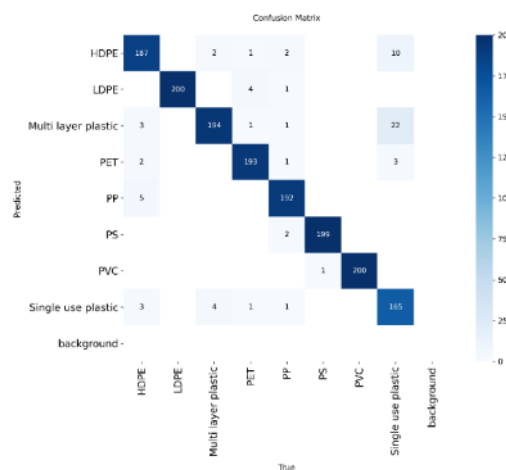
หมายถึง ในบรรดาตัวอย่างที่เป็นคลาสนั้นจริงๆ โมเดลจำแนกได้ถูกต้องเท่าไร ค่าสูงหมายความว่าโมเดลสามารถตรวจจับได้ครบคลุม

$$\text{F1-score} = \frac{2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})}$$

หมายถึง ค่าเฉลี่ยระหว่าง Precision และ Recall เหมาะใช้เมื่อชุดข้อมูลมีความไม่สมดุลระหว่างคลาส เนื่องจากบาลานซ์ระหว่าง Precision และ Recall โดยที่ TP = True Positive (ทำนายถูกว่าเป็นคลาสนั้น), TN = True Negative (ทำนายถูกว่าไม่ใช่คลาสนั้น), FP = False Positive (ทำนายผิดว่าเป็นคลาสนั้น), FN = False Negative (ทำนายผิดว่าไม่ใช่คลาสนั้น)

3.3.2 การแปลงและตรวจสอบค่าจาก Confusion Matrix ผู้วิจัยใช้ “EasyOCR” ซึ่งเป็นเครื่องมือ Optical Character

Recognition ที่ได้พิสูจน์ว่ามีประสิทธิภาพสูงในการรู้จำตัวอักษรและตัวเลขจากภาพในรูปแบบต่างๆ โดยรองรับหลายภาษาและให้ความแม่นยำในระดับที่ยอมรับได้สำหรับการนำไปใช้งานจริง [20] ในการสกัดค่าตัวเลขจากภาพ โดยเหตุที่ต้องใช้ EasyOCR ในการสกัดข้อมูลจาก Confusion Matrix นั้นมาจากข้อจำกัดของ YOLOv8 Classification API บน Google Colab ในขณะทำการวิจัย ซึ่งไม่รองรับการ Export Confusion Matrix ในรูปแบบไฟล์ตัวเลข (.csv หรือ .json) โดยตรง แต่รองรับเฉพาะการบันทึกเป็นไฟล์ภาพ ดังรูปที่ 3 การใช้ OCR จึงเป็นแนวทางที่สมเหตุสมผลภายใต้ข้อจำกัดดังกล่าว



รูปที่ 3. Confusion Matrix ที่ได้จากการ Validate

3.3.3 การนำค่าตัวเลขที่สกัดได้จากการทำ OCR ไปประมวลผลต่อเพื่อคำนวณหาประสิทธิภาพของโมเดล ซึ่งแบ่งออกเป็น 4 ค่า Accuracy, Precision, Recall, F1-Score ดังรูปที่ 4 เพื่อนำค่าที่ได้ไปใช้สำหรับเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv8 รุ่นต่างๆ

```
Precision per class: [ 0.26076 0.40486 0.5452 0.95673 0.0036364 0.0024814]
Recall per class: [ 0.49751 0.26882 0.58663 0.25911 0.0044643 0.029412]
F1 per class: [ 0.34217 0.3231 0.56515 0.40779 0.004088 0.0045767]
Accuracy per class: [ 0.69252 0.66493 0.88125 0.76889 0.00128 0.02607]
Overall Precision: 0.36227679251883593
Overall Recall: 0.2743244826138585
Overall Accuracy: 0.7724910035985606
Overall F1: 0.274466646946349
```

รูปที่ 4. ผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณค่าที่ได้จาก OCR

3.4 การเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพและวิเคราะห์ผล

ใช้ตัวชี้วัดการประเมินผล ได้แก่ จำนวนพารามิเตอร์ของโมเดล, FLOPs, Accuracy, Precision, Recall, F1-score, Top-1 accuracy และ Top-5 accuracy เปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพกับโมเดล YOLOv8 ทุกรุ่น

3.5 ผลการวิจัย

ในการประเมินผลประสิทธิภาพของระบบการคัดแยกประเภทของพลาสติกสำหรับการรีไซเคิลจากนี้จะสามารถแบ่งการทดสอบได้ออกเป็น 2 การทดสอบดังต่อไปนี้

3.5.1 การทดสอบการประเมินด้วยค่าตัวชี้วัด (Validation) จะให้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2. ผลการทดลองหลังจากทำการประเมินประสิทธิภาพ

Method	Params	FLOPs	Accuracy	Precision	Recall	F1 score	Top-1	Top-5
YOLOv8n	1.44m	3.3g	0.77	0.36	0.27	0.27	0.96	1
YOLOv8m	15.77m	41.6g	0.69	0.23	0.21	0.19	0.99	1
YOLOv8s	56.13m	153.8g	0.69	0.23	0.18	0.19	0.99	1
YOLOv8l	36.19m	98.7g	0.68	0.21	0.20	0.18	0.99	1
YOLOv8x	5.08m	12.5g	0.71	0.15	0.16	0.11	0.98	1

ผลการศึกษาได้แสดงค่า Accuracy, Precision, Recall, F1-score, Top-1 accuracy และ Top-5 accuracy ของโมเดล YOLOv8 ในแต่ละรุ่น สรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพดังนี้ 1) ด้านความถูกต้อง (Accuracy) YOLOv8n ให้ค่า Accuracy สูงที่สุดที่ 0.77 สูงกว่า YOLOv8s (0.71), YOLOv8m (0.69), YOLOv8l (0.68) และ YOLOv8x (0.69) อย่างชัดเจน แสดงให้เห็นว่าการเพิ่มขนาดโมเดลและจำนวนพารามิเตอร์ไม่ได้ช่วยเพิ่มความถูกต้องโดยรวม ซึ่งอาจเกิดจากปัญหา ปัญหาที่โมเดล เรียนรู้ข้อมูลชุดฝึกสอน (Training Data) มากเกินไปจนจดจำรายละเอียดที่ลึกเกินไป (Overfitting) ในโมเดลขนาดใหญ่เมื่อชุดข้อมูลมีขนาดจำกัด 2) ด้าน Precision และ Recall YOLOv8n มีค่า Precision สูงสุดที่ 0.36 และ Recall สูงสุดที่ 0.27 ขณะที่รุ่นอื่นๆ อยู่ในช่วง 0.15 - 0.23 และ 0.16 - 0.21 ตามลำดับ ค่าที่ค่อนข้างต่ำในทุกๆ รุ่นบ่งชี้ว่าโมเดลยังมีความยากลำบากในการจำแนกพลาสติกบางคลาสที่มีลักษณะคล้ายกัน โดยเฉพาะ HDPE ซึ่งมีค่า Precision ต่ำที่สุดในหลายรุ่น 3) ด้าน F1-score YOLOv8n ให้ค่า F1-score สูงที่สุดที่ 0.27 สอดคล้องกับ

Precision และ Recall สูงกว่า YOLOv8s (0.11), YOLOv8m (0.19), YOLOv8l (0.18) และ YOLOv8x (0.19) อย่างชัดเจน 4) ด้าน Top-1 และ Top-5 Accuracy ทุกโมเดลมีค่า Top-5 Accuracy = 1.0 หมายความว่าผลลัพธ์ที่ถูกต้องปรากฏใน 5 อันดับแรกเสมอ ส่วน Top-1 Accuracy ของทุกโมเดลใกล้เคียงกันที่ 0.96 - 0.99 แสดงว่าโมเดลทุกตัวสามารถจำแนกพลาสติกประเภทที่ถูกต้องในอันดับแรกได้ดี

5) เวลาที่ใช้ในการคำนวณ (Computational Complexity) ก็เป็นปัจจัยสำคัญ ประเมินได้จาก 3 ด้านหลัก ดังนี้ 1) FLOPs YOLOv8n ใช้ 3.3G FLOPs ต่อการ Inference หนึ่งครั้ง ขณะที่ YOLOv8x ใช้สูงถึง 153.8G FLOPs หรือมากกว่าถึง 46 เท่า 2) จำนวนพารามิเตอร์ YOLOv8n มีเพียง 1.44M พารามิเตอร์เหมาะสำหรับการ Deploy บน Edge Device หรืออุปกรณ์ IoT ซึ่งหากนำไปใช้งานบน CPU หรืออุปกรณ์ Edge ความต่างนี้จะยิ่งเด่นชัดขึ้นอย่างมาก

3.5.2 การประเมินด้วยผลการทดสอบจากการนำเข้ารูปภาพนำเข้าภาพที่มีองค์ประกอบของวัตถุหลากหลายชนิด เช่น พลาสติกที่สกปรก เปียก หรืออยู่ปะปนกับพื้นผิวอื่นๆ โดยพลาสติกส่วนใหญ่ในภาพนั้นจะเป็นพลาสติกชนิดต่างๆ 7 ประเภท แล้วทำการทดลองหาผลการทำนายจากภาพว่าโมเดล YOLOv8 แต่ละรุ่นจะแสดงผลค่าความมั่นใจแค่ไหนว่า การทำนายนั้นถูกต้อง ซึ่งค่านี้จะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ยิ่งใกล้ 1 ยิ่งแม่นยำ โดยจะแสดงผลเป็นกล่องล้อมรอบวัตถุ พร้อมระบุชนิดของพลาสติกและค่าความมั่นใจที่โมเดลทำนายได้ จะให้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3. ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำของแต่ละโมเดลที่ได้ประมวลผลจากภาพพลาสติกแต่ละชนิด

Method	YOLOv8n	YOLOv8s	YOLOv8m	YOLOv8l	YOLOv8x
PET	0.84	0.90	1.00	0.97	0.99
HDPE	0.87	0.21	0.64	0.14	0.59
PVC	0.78	0.51	0.99	0.84	0.97
LDPE	0.87	0.89	0.99	1.00	1.00
PP	0.96	0.99	1.00	1.00	0.99
PS	0.82	0.92	0.91	0.99	0.99
O	0.95	0.87	0.26	0.82	0.91
Avg.	0.87	0.76	0.83	0.82	0.92

จากผลการทดสอบด้วยภาพจริง YOLOv8x มีค่าเฉลี่ย Confidence Score สูงสุดที่ 0.92 ตามด้วย YOLOv8n ที่ 0.87

ขณะที่ YOLOv8m (0.83), YOLOv8l (0.82) และ YOLOv8s (0.76) มีค่าต่ำกว่าค่าเฉลี่ยรวม (0.84) อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณา ร่วมกับผลจากตัวชี้วัดในหัวข้อ 3.5.1 พบว่า YOLOv8n มีประสิทธิภาพโดยรวมสูงสุด เนื่องจากความต่างของค่าเฉลี่ย Confidence Score ระหว่าง YOLOv8n และ YOLOv8x มีเพียง 0.05 ในขณะที่ YOLOv8n มีความได้เปรียบด้านทรัพยากรอย่าง มีนัยสำคัญ

การวิเคราะห์ Confusion Matrix และกรณี Misclassification จากการวิเคราะห์ Confusion Matrix ของโมเดล YOLOv8n ซึ่งให้ประสิทธิภาพสูงสุด พบรูปแบบการจำแนกผิด (Misclassification) ที่น่าสนใจดังนี้ 1) HDPE ถูกจำแนกผิดเป็น PP และ LDPE บ่อยที่สุด เนื่องจากทั้งสามประเภทมีลักษณะ พื้นผิวและสีที่คล้ายคลึงกัน โดยเฉพาะเมื่ออยู่ในสภาพสกปรก หรือเปียก ทำให้คุณลักษณะที่โมเดลสกัดได้มีความซ้อนทับกัน 2) PVC ถูกจำแนกผิดเป็น LDPE ในบางกรณี เนื่องจากบรรจ ุภัณฑ์บางประเภทของสองชนิดนี้มีความโปร่งใสคล้ายกัน 3) Other (พลาสติกกรรม) มีค่า Precision และ Recall ต่ำเป็น พิเศษใน YOLOv8m เนื่องจากคลาสนี้ครอบคลุมพลาสติก หลากหลายชนิดที่ไม่อยู่ในกลุ่มหลัก 6 ประเภท ทำให้โมเดล ยากต่อการเรียนรู้ลักษณะที่ชัดเจน

4. บทสรุป อภิปราย และข้อเสนอแนะ

ในการสรุปผลงานวิจัย ผู้วิจัยได้ทำสรุปผลตาม วัตถุประสงค์ของงานวิจัยในบทที่ 1 ดังนี้ สำหรับการพัฒนาระบบคัดแยกประเภทของขยะพลาสติกโดยใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AI) และเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกจากภาพถ่ายนั้น ผู้วิจัยได้ทำ การวิเคราะห์ว่าจะนำโมเดลไหนมาใช้ จากที่ได้ศึกษาและ เรียนรู้มาพบว่าโมเดล YOLOv8 เป็นโมเดลที่การตรวจจับหรือ คัดแยกประเภทวัตถุที่มีประสิทธิภาพสูง และสามารถใช้ในการ คัดแยกประเภทของพลาสติกได้อย่างแม่นยำ

จากผลการทดสอบทั้ง 2 วิธี พบความแตกต่างในการจัด อันดับโมเดลที่ดีที่สุด กล่าวคือ การทดสอบด้วยค่าตัวชี้วัด (หัวข้อ 3.5.1) ชี้ว่า YOLOv8n ดีที่สุด ขณะที่การทดสอบด้วย Confidence Score จากภาพจริง (หัวข้อ 3.5.2) ชี้ว่า YOLOv8x ดี ที่สุด ซึ่งความไม่สอดคล้องนี้อธิบายได้ดังนี้ Accuracy จาก Validation Set สะท้อนความสามารถในการจำแนกประเภท พลาสติกโดยรวมทั้งชุดข้อมูล ครอบคลุมทุกคลาสและทุก

สภาพภาพ จึงเป็นตัวชี้วัดที่มีความน่าเชื่อถือสูงกว่า Confidence Score จากภาพตัวอย่าง เป็นการทดสอบเฉพาะภาพที่ผู้วิจัยเลือก มา จำนวน 7 ภาพต่อคลาส ซึ่งอาจไม่ครอบคลุมความ หลากหลายของชุดข้อมูลทั้งหมด โมเดลขนาดใหญ่อย่าง YOLOv8x อาจให้ค่า Confidence สูงในภาพที่เลือกมา แต่ ครอบคลุมได้น้อยกว่าเมื่อทดสอบกับชุดข้อมูลทั้งหมดดังนั้น งานวิจัยนี้จึงกำหนดเกณฑ์การตัดสินใจโดยให้น้ำหนักกับ ค่า ตัวชี้วัดจาก Validation Set เป็นหลัก โดยพิจารณาร่วมกับ Model Efficiency (Params และ FLOPs) เป็นเกณฑ์รอง สรุปได้ ว่า YOLOv8n เป็นโมเดลที่เหมาะสมที่สุด สำหรับงานวิจัยนี้ และการนำไปใช้งานจริงสำหรับระบบคัดแยกพลาสติกแบบ Real-time บน Conveyor Belt ที่ต้องการ ความเร็วสูง ดังนั้น “YOLOv8n” จึงมีความเหมาะสมสูงกว่าในเชิงวิศวกรรม ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยครั้งต่อไปมีดังนี้

1. การจัดเตรียมชุดข้อมูลสำหรับฝึกฝน โดยเพิ่มจำนวน รูปภาพพลาสติกให้มีความหลากหลายคุณลักษณะดังนี้ การเพิ่ม ภาพพลาสติกที่อยู่ในสภาวะแสงที่แตกต่างกันเพื่อให้โมเดล เรียนรู้พลาสติกในมุมมองต่างๆ การถ่ายภาพพลาสติกควรจะ ถ่ายเป็นรูปพลาสติกชนิดนั้น แบบโคดเด่นเพื่อให้โมเดลเรียนรู้ คุณลักษณะข้อมูลอย่างมีประสิทธิภาพ หลีกเลี่ยงการถ่ายภาพ พลาสติกหลากหลายชนิดในภาพเดียวกัน

2. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล YOLOv8 กับ โมเดล YOLO รุ่นใหม่ ๆ อย่างเช่น EfficientNet, ResNet หรือ YOLOv11/YOLOv12 เพื่อให้เห็นภาพรวมที่ครอบคลุม มากขึ้น

3. การพัฒนาเว็บไซต์ในการจัดทำ Dashboard สำหรับ ติดตามผลการตรวจจับ เช่น สถิติพลาสติกแต่ละประเภทที่ถูก คัดแยกโดยเชื่อมต่อกับระบบกับฐานข้อมูลเพื่อติดตามปริมาณ พลาสติกที่เข้าสู่กระบวนการรีไซเคิลและอาจพัฒนาเป็น API เพื่อให้โรงงานอื่น ๆ หรือผู้ประกอบการสามารถนำไปใช้ใน ระบบที่มีอยู่แล้วได้

4. การจัดหากล้องอุตสาหกรรม (Industrial Camera) ที่มี ความละเอียดสูง 1080p – 4K เพื่อจับรายละเอียดของพลาสติกที่ อยู่ในสภาวะแสงที่แตกต่างกันเพื่อให้โมเดลเรียนรู้พลาสติกใน มุมมองต่างๆ

เอกสารอ้างอิง

- [1] กรมควบคุมมลพิษ, “รายงานสถานการณ์สถานที่กำจัดขยะมูลฝอยชุมชนของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2567,” กระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม, กรุงเทพฯ, 2567.
- [2] C. L. Liu, P. Bunditsakulchai, and Q. Zhuo, “Impact of COVID-19 on Food and Plastic Waste Generated by Consumers in Bangkok,” *Sustainability*, vol. 13, no. 16, p. 8988, 2021. doi: 10.3390/su13168988.
- [3] G. B. Borongan et al., “Manual on plastics leakage prevention from formal and informal recycling facilities in Nonthaburi, Thailand,” *Asian Institute of Technology; ERIA*, Jul. 4, 2024.
- [4] กรมควบคุมมลพิษ, “คู่มือการจัดการขยะพลาสติกเพื่อการรีไซเคิลอย่างยั่งยืน,” กรุงเทพฯ, 2565.
- [5] R. Geyer et al., “Plastic recycling: Challenges and opportunities,” *Can. J. Chem. Eng.*, 2024.
- [6] J. B. da Costa et al., “Challenges to reducing post-consumer plastic rejects from the MSW sorting system,” *Sustainability*, 2022.
- [7] P. Akkaya, C. Aydin, and R. Yilmaz, “Auto-sorting commonly recovered plastics from waste household appliances and electronics using near-infrared spectroscopy,” *J. Cleaner Prod.*, vol. 254, p. 120153, 2020. doi: 10.1016/j.jclepro.2020.120153.
- [8] E. M. Urban and K. Ragaert, “A review of sorting and separating technologies suitable for compostable and biodegradable plastic packaging,” *Front. Sustain.*, vol. 3, Art. no. 901885, 2022. doi: 10.3389/frsus.2022.901885.
- [9] C. Lubongo and P. Alexandridis, “Assessment of performance and challenges in use of commercial automated sorting technology for plastic waste,” *Recycling*, vol. 7, no. 2, p. 11, 2022. doi: 10.3390/recycling7020011.
- [10] A. R. Pathak, M. Pandey, and S. Rautaray, “Application of deep learning for object detection,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 132, pp. 1706–1717, 2018. doi: 10.1016/j.procs.2018.05.102.
- [11] ภัทรมน หุ่นลำพูน, “การพัฒนาและประยุกต์ใช้เทคนิค Convolutional Neural Network ในการจำแนกขยะชายฝั่งทะเล,” *วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต*, ม.บูรพา, 2566. [Online]. Available: http://digital_collect.lib.buu.ac.th/dcms/files/62910162.pdf.
- [12] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, “You Only Look Once: Unified, real-time object detection,” in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, pp. 779–788, 2016. [Online]. Available: https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.pdf.
- [13] M. A. R. Alif, M. S. Islam, S. Rahman, and M. N. Islam, “YOLOv1 to YOLOv10: A comprehensive review of YOLO variants and their application in the agricultural domain,” *arXiv*, 2024. doi: 10.48550/arXiv.2406.10139.
- [14] N. Wiangkarn and S. Jiriwibhakorn, “Comparison of YOLOv8 Models for Aircraft Detection in Airport Apron Using Digital Image Processing,” *Eng. Technol. Horiz.*, vol. 41, no. 3, p. 410309, 2024. doi: 10.14456/eth.2024.9.
- [15] พ. เลาหวิเชียร, ว. จาริวงษ์ไพฑูริย์, และ ส. วรรณภา, “การตรวจจับทางข้ามที่ชัดเจนโดยการใช้อัลกอริทึมไฮโด, ในการประชุมวิชาการระดับชาติ Rangsit Graduate Research Conference (RGRC), vol. 19, pp. 411–427, 2567.
- [16] ชานิล ม่วงพูล, “การพัฒนาระบบคัดแยกขยะรีไซเคิลด้วยเทคโนโลยีไอโอที,” *วารสารวิจัยและพัฒนา ม.ราชภัฏนครราชสีมา*, vol. 12, no. 2, pp. 45–52, 2563. [Online]. Available: <https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/project-journal/article/view/247933>.
- [17] บพิตร ไชยนอก and ฤชานนท์ ศรีราชวงศ์, “การประยุกต์ใช้ Teachable Machine สำหรับระบบคัดแยกขวดน้ำอัดโนมิติ,” *วารสารเทคโนโลยีและวิศวกรรมก้าวหน้า*, vol. 2, no. 1–2, pp. 13–20, 2567. [Online]. Available: <https://ph03.tci-thaijo.org/index.php/JTEP/article/view/323>.
- [18] วดีนาถ วรรณสวัสดิ์กุล, “การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันแยกประเภทขยะด้วยเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์,” *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ม.ราชภัฏเทพสตรี*, vol. 3, no. 1,

pp. 45–52, 2567. [Online]. Available: <https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/JSTNSRU/article/view/250746..>

[19] H. Bichri, A. Chergui, and M. Hain, “Investigating the Impact of Train/Test Split Ratio on the Performance of Pre-Trained Models with Custom Datasets,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 15, no. 2, pp. 333–340, 2024. doi: 10.14569/IJACSA.2024.0150235.

[20] B. K. Pattanayak, B. B. Dash, and S. S. Patra, “A novel technique for handwritten text recognition using Easy OCR,” *ResearchGate*, 2023. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/376355415_A_Novel_Technique_for_Handwritten_Text_Recognition_using_Easy_OCR..

[21] M. Sokolova and G. Lapalme, “A systematic analysis of performance measures for classification tasks,” *Inf. Process. Manag.*, vol. 45, no. 4, pp. 427–437, 2009. doi: 10.1016/j.ipm.2009.03.002.