

Received: April 24, 2024; Revised: January 6, 2025; Accepted: March 26, 2025

ระบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการคัดแยกขยะด้วยการประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก Artificial intelligence for waste sorting using applied deep learning models

ธนโชติ พลศรีพิมพ์¹ สุนิสา สุขโพพันธ์¹ และเปรม อิงคเวชชากุล^{1*}
Tanachod Pholsripim¹, Sunisa Sukhophan¹ and Prem Enkvetchakul^{1*}

¹คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏบุรีรัมย์ จังหวัดบุรีรัมย์

¹Faculty of Science, Buriram Rajabhat University, Buriram Province

*Corresponding Author E-mail Address : prem.ev@bru.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ในการพัฒนาและประยุกต์ใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อการคัดแยกประเภทขยะ โดยนำเทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้ในการวิเคราะห์และจำแนกขยะชนิดต่าง ๆ โดยการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks: CNN) ซึ่งเป็นเทคนิคที่มีประสิทธิภาพสูงในการประมวลผลภาพ ผ่านแพลตฟอร์มการเรียนรู้เชิงลึกแบบไม่ต้องเขียนโค้ด (No-code machine learning platform) ซึ่งช่วยให้การพัฒนาโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกเป็นไปอย่างสะดวกขึ้น กระบวนการวิจัยถูกแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนหลักได้แก่ การรวบรวมข้อมูล การฝึกสอนโมเดล และการทดสอบโมเดล โดยรวบรวมรูปภาพของขยะจำนวน 2,000 รูป ซึ่งแบ่งออกเป็นสี่ประเภทหลัก ได้แก่ ประเภททั่วไป ประเภทอินทรีย์หรือเปียก ประเภทรีไซเคิล ประเภทอันตราย รูปภาพดังกล่าวถูกนำมาใช้ในการฝึกสอนและทดสอบโมเดล การจำแนกขยะ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถจำแนกประเภทของขยะด้วยความแม่นยำเฉลี่ยสูงถึง 91.50% โดยมีประสิทธิภาพสูงสุดในการจำแนกขยะประเภททั่วไปและรีไซเคิลที่มีความแม่นยำถึง 100% และต่ำสุดในการจำแนกขยะอันตรายที่มีความแม่นยำ 86%

คำสำคัญ: ปัญญาประดิษฐ์ การเรียนรู้เชิงลึก การคัดแยกขยะ โครงข่ายประสาทเทียม

Abstract

This research aimed to develop and apply an artificial intelligence system for waste classification by utilizing deep learning technology to analyze and categorize various types of waste. Specifically, it employed Convolutional Neural Networks (CNN), a highly efficient technique for image processing, through a no-code deep learning platform, which facilitates easier development of deep learning models. The research process was divided into three main stages: data collection, model training, and model testing. A total of 2,000 waste images were collected, categorized into four main types: general waste, organic or wet waste, recyclable waste, and hazardous waste. These images were used to train and test the waste classification model. The experimental results demonstrated that the system could classify waste types with an average accuracy as high as 91.5%. The system achieved the highest efficiency in classifying general and recyclable waste with an accuracy of up to 100%, and the lowest efficiency in classifying hazardous waste with an accuracy of 86%.

Keywords: Artificial intelligence, Deep learning, Waste sorting, Neural networks

บทนำ

ปัญหาขยะในประเทศไทยทวีความรุนแรงขึ้นทุกปี จากการขยายตัวของเศรษฐกิจ การเพิ่มขึ้นของประชากร และความก้าวหน้าทางเทคโนโลยี ขยะเหล่านี้มีทั้งขยะจากครัวเรือน ภาคอุตสาหกรรม ภาคการเกษตร และสารเคมีอันตราย ส่งผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อมและสุขภาพของประชาชน ตัวอย่างคือ กรุงเทพมหานคร มีปัญหาการจัดการเก็บขยะในตลาดบริการไม่รวดเร็วทันต่อเวลา ขาดการพัฒนา ประชาชนไม่พึงพอใจ ส่งผลให้หน่วยงานขาดความน่าเชื่อถือ บุคลากรขาดขวัญประชาชนเดือดร้อน ตลาดสกปรก เกิดมลพิษ แหล่งแพร่เชื้อโรค มาตรฐานตลาดต่ำ ทางแก้ไขคือ เพิ่มขีดความสามารถในการบริหารจัดการขยะ พัฒนาระบบการจัดการเก็บขยะให้มีประสิทธิภาพ รมรณรงค์ให้ประชาชนลดปริมาณขยะ (Jaratwichakom, 2019)

ระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการแก้ปัญหาการคัดแยกขยะ โดยมีการพัฒนาเทคโนโลยีที่หลากหลาย Fang et al. (2023) ได้พัฒนาระบบการมองเห็นของคอมพิวเตอร์และแบบจำลองการตรวจจับวัตถุเพื่อระบุและจัดเรียงขยะประเภทต่าง ๆ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ในการจำแนกประเภทขยะ ในขณะที่ Fahmi and Lubis (2022) ได้พัฒนาบรูคตัดแยกขยะอัตโนมัติที่ขับเคลื่อนด้วย AI ซึ่งสามารถลดเวลาในการคัดแยกขยะลงได้ถึง 60% เมื่อเทียบกับการคัดแยกด้วยแรงงานคน การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks: CNN) ในการคัดแยกขยะได้รับความสนใจอย่างมาก Baojun et al. (2022) ได้พัฒนาแบบจำลอง YOLO สำหรับระบุวัตถุที่ไม่ใช่อินทรีย์ในขยะที่เน่าเสียง่าย ซึ่งช่วยเพิ่มความแม่นยำในการคัดแยกขยะที่บุงส่งของเสียอัจฉริยะ Zheng et al. (2023) ได้พัฒนาระบบ CNN โดยใช้โมเดล MobileNet_V3_Large ร่วมกับเทคนิคการเรียนรู้แบบถ่ายโอน (Transfer learning) ในการจำแนกมัดเศษโลหะ (Scrap bundles) ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพสูง โดยมีความแม่นยำในการทดสอบเฉลี่ย 99.80% บนชุดข้อมูล RSBL และใช้เวลาฝึกฝนเพียง 89.78 วินาทีต่อรอบ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของการใช้เทคนิค Transfer learning ในการพัฒนาระบบจำแนกประเภทวัสดุที่มีความซับซ้อน

งานวิจัยนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าวโดยการพัฒนาและประยุกต์ใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์ในการคัดแยกขยะด้วยการนำเทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก และ CNN มาใช้ในการทำนายและจำแนกประเภทของขยะ งานวิจัยนี้มีส่วนสำคัญในการช่วยให้กระบวนการจัดการขยะเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยเพิ่มความแม่นยำในการคัดแยกขยะ ลดการปนเปื้อนระหว่างขยะประเภทต่าง ๆ ทำให้สามารถนำขยะบางประเภทไปแปรรูปหรือนำกลับมาใช้ใหม่ได้ นอกจากนี้การพัฒนาแพลตฟอร์มการเรียนรู้เชิงลึกที่ไม่ต้องเขียนโค้ดยังช่วยให้ผู้ที่ไม่มีความรู้เฉพาะทางสามารถนำเทคโนโลยีนี้ไปใช้งานจริงได้อย่างสะดวก งานวิจัยนี้ยังได้พัฒนาระบบการจัดการข้อมูลขยะผ่านเว็บแอปพลิเคชันซึ่งช่วยเพิ่มความสะดวกในการติดตามและวิเคราะห์ข้อมูล ทำให้การจัดการขยะในอนาคตมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

วัสดุ อุปกรณ์ และวิธีการ

1. วิธีดำเนินการวิจัย

1.1 ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยใช้รูปภาพของขยะต่าง ๆ ทั้งหมด 4 ประเภท ได้แก่ ประเภททั่วไป ประเภทอินทรีย์หรือเปียก ประเภทรีไซเคิล และประเภทอันตราย ดังแสดงใน Figure 1 จำนวนอย่างละ 500 รูป รวมทั้งสิ้น 2,000 รูป โดยการถ่ายด้วยกล้องโทรศัพท์มือถือ และค้นจากเว็บไซต์ google.com



Figure 1 Examples of images for the four types of waste in the dataset

1.2 การพัฒนาโมเดลที่ใช้ในการคัดแยกประเภทขยะ ใช้ CNN (Zheng et al., 2023) เป็นสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับการออกแบบมาเพื่อประมวลผลข้อมูลภาพโดยเฉพาะ มีองค์ประกอบสำคัญ 4 ส่วน ได้แก่

1.2.1 Convolutional layer เป็นชั้นที่ทำหน้าที่สกัดคุณลักษณะ (Feature extraction) จากภาพอินพุต โดยใช้ตัวกรอง (Filter หรือ Kernel) ขนาดต่าง ๆ เลื่อนไปบนภาพ เพื่อตรวจจบบรรูปแบบต่าง ๆ เช่น ขอบ เส้น หรือรูปร่างพื้นฐาน ในกรณีการตรวจจบบรรูปแบบนี้ ขั้นนี้จะเรียนรู้การจดจำลักษณะเฉพาะของหมวดหมู่ เช่น รูปทรงโค้งมน ขอบด้านบน และพื้นผิวที่เป็นเอกลักษณ์

1.2.2 Pooling layer เป็นชั้นที่ทำหน้าที่ลดขนาดของข้อมูล (Downsampling) โดยยังคงรักษาคุณลักษณะสำคัญไว้ ทำให้แบบจำลองประมวลผลได้เร็วขึ้นและลดปัญหา Overfitting วิธีที่นิยมใช้คือ Max pooling ซึ่งจะเลือกค่าสูงสุดจากพื้นที่ที่กำหนด

1.2.3 Activation function ฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมใช้ใน CNN คือ ReLU (Rectified Linear Unit) ซึ่งจะแปลงค่าลบให้เป็นศูนย์ และคงค่าบวกไว้เหมือนเดิม ช่วยให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้คุณลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้

1.2.4 Fully connected layer เป็นชั้นสุดท้ายที่ทำหน้าที่จำแนกประเภท โดยนำคุณลักษณะที่สกัดได้มาประมวลผล และทำนายว่าภาพนั้นเป็นประเภทใด ในกรณีนี้จะทำนายว่าเป็นภาพผู้สวมหมวกนิรภัยหรือไม่สวมหมวกนิรภัย Teachable machine (Charan et al., 2022) ใช้หลักการของ CNN ในการสร้างแบบจำลอง แต่ซ่อนความซับซ้อนทางเทคนิคไว้ ทำให้ผู้ใช้สามารถฝึกฝนแบบจำลองได้โดยไม่ต้องเขียนโค้ด โดยใช้เทคนิค Transfer learning ซึ่งนำแบบจำลอง CNN ที่ผ่านการฝึกฝนมาก่อนมาปรับแต่งใหม่ให้เหมาะกับงานเฉพาะทาง ช่วยลดเวลาและทรัพยากรในการฝึกฝนแบบจำลอง

1.3 การพัฒนาเว็บไซต์สำหรับใช้ในการแสดงผล โดยใช้ภาษา PHP, HTML, CSS และ Java Script

2. ขอบเขตและการทำงานของระบบ

2.1 ระบบสามารถคัดแยกประเภทของขยะได้ 4 ประเภท ได้แก่ ประเภททั่วไป ประเภทอินทรีย์หรือเปียก ประเภทรีไซเคิล ประเภทอันตราย

2.2 ระบบสามารถนับจำนวนของขยะแต่ละประเภทได้

2.3 ระบบสามารถบันทึกข้อมูลลงฐานข้อมูล ได้แก่ วัน/เดือน/ปี สถานที่ และจำนวนขยะของแต่ละประเภท

2.4 ระบบสามารถแสดงภาพรวมของข้อมูลผ่านทางเว็บแอปพลิเคชัน

3. เครื่องมือที่ใช้ในการตรวจสอบประสิทธิภาพโมเดล

เครื่องมือที่ใช้ในการตรวจสอบประสิทธิภาพโมเดล คือ Confusion matrix เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการจำแนกประเภท เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องโดยการเปรียบเทียบค่าที่คาดการณ์ไว้กับค่าจริงช่วยในการทำ ความเข้าใจความแม่นยำความแม่นยำการเรียกคืนและตัวชี้วัดอื่น ๆ ของแบบจำลอง (Bozic et al., 2023) ดังใน Table 1

Table 1 Confusion Matrix.

	Actually Positive (1)	Actually Negative (0)
Predicted Positive (1)	True Positives (TPs)	False Positives (FPs)
Predicted Negative (0)	False Negatives (FNs)	True Negatives (TNs)

โดย TP, TN, FP และ FN ในตารางจะแทนด้วยค่าความถี่ และสามารถใช้ Confusion matrix มาคำนวณการประเมินประสิทธิภาพของการทำนายด้วย Model ในรูปแบบค่าต่าง ๆ ได้หลายค่า ได้แก่ Accuracy (ความถูกต้องที่หายได้ตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริง) (Chorakhe & Noppitak, 2023) ดังสมการ Eq.1

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (Eq.1)$$

- True positive (TP) = สิ่งที่ทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริง ในกรณี ทำนายว่า จริง และสิ่งที่เกิดขึ้น ก็คือ จริง
 True negative (TN) = สิ่งที่ทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น ในกรณี ทำนายว่า เท็จ และสิ่งที่เกิดขึ้น ก็คือ เท็จ
 False positive (FP) = สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น คือทำนายว่า จริง แต่สิ่งที่เกิดขึ้น คือ เท็จ
 False negative (FN) = สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับที่ที่เกิดขึ้นจริง คือทำนายว่า เท็จ แต่สิ่งที่เกิดขึ้น คือ จริง

ผลการวิจัย

การวิจัยเรื่องระบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการคัดแยกขยะ ด้วยการประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก สามารถแสดงผลการศึกษาได้ดังนี้

1. ผลการพัฒนาาระบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการคัดแยกขยะ ด้วยการประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก

ใช้เทคนิค CNN และ Teachable machine ที่เป็นระบบ No-code machine learning platform ช่วยให้สามารถทำแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก ดังใน Figure 3

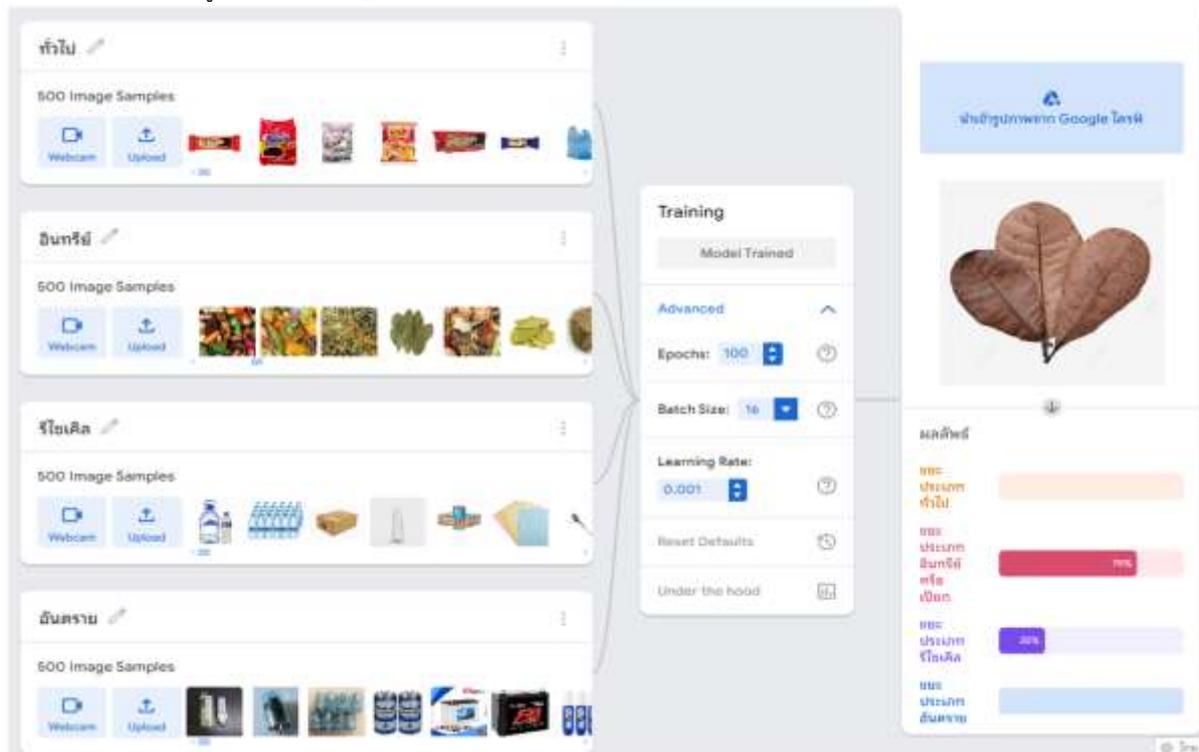


Figure 2 Screenshot of the waste classification model being trained using google teachable machine

จาก Figure 3 เป็นการแสดงการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้จำรูปภาพขยะแต่ละประเภทด้วย Teachable machine ในขั้นตอนการปรับพารามิเตอร์โมเดล มีการปรับ Learning rate ซึ่งตั้งค่าเป็น 0.001 เพื่อช่วยให้โมเดลเรียนรู้ได้ในอัตราที่เหมาะสม และ Batch size ตั้งค่าเป็น 16 เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการประมวลผลและลดการใช้หน่วยความจำ โดยใช้รูปภาพขยะ 4 ประเภท ประกอบด้วย ประเภททั่วไป ประเภทอินทรีย์หรือเปียก ประเภทรีไซเคิล และประเภทอันตราย การแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดฝึกสอน 85% และชุดทดสอบ 15% เพื่อประเมินประสิทธิภาพโดยผลของการทำนายแสดงด้วย Confusion matrix ดัง Figure 4 และประสิทธิภาพในการคัดแยกขยะในแต่ละประเภทอยู่ที่ 80% ถึง 100% จากชุดข้อมูลทดสอบ ดังแสดงใน Table 1

Table 2 Performance of the classification model for each waste type based on 75 test images per category.

Waste type	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
General waste	85.23%	100%	92.02%	100%
Organic waste	95.24%	80%	86.96%	80%
Recyclable waste	92.59%	100%	96.15%	100%
Hazardous waste	95.59%	86.67%	90.91%	86%

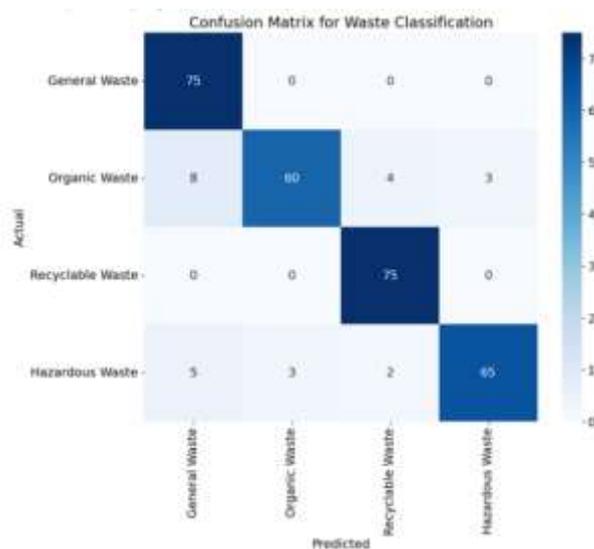


Figure 3 Confusion matrix showing the performance of the waste classification model across the four waste categories: general, organic, recyclable, and hazardous waste

จาก Figure 4 พบว่า ระบบมีความแม่นยำโดยรวม 91.50% โดยสามารถวิเคราะห์ประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองได้จากค่าสถิติต่าง ๆ ตาม Table 1 ดังนี้ สำหรับขยะทั่วไป มีค่า Precision 85.23%, Recall 100% และ F1-score 92.02% แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับขยะทั่วไปได้ครบถ้วน แต่มีการทำนายขยะประเภทอื่นเป็นขยะทั่วไปอยู่บ้าง ในส่วนของขยะอินทรีย์มีค่า Precision 95.24%, Recall 80% และ F1-score 86.96% บ่งชี้ว่าแม้แบบจำลองจะมีความแม่นยำสูงในการระบุขยะอินทรีย์ แต่ยังมีขยะอินทรีย์บางส่วนที่ถูกจำแนกผิดประเภท สำหรับขยะรีไซเคิลซึ่งมีประสิทธิภาพดีที่สุด มีค่า Precision 92.59%, Recall 100% และ F1-score 96.15% แสดงถึงความสามารถในการตรวจจับขยะรีไซเคิลได้อย่างครบถ้วนและแม่นยำ และสำหรับขยะอันตรายมีค่า Precision 95.59%, Recall 86.67% และ F1-score 90.91% แสดงให้เห็นถึงความสมดุลระหว่างความแม่นยำและความครบถ้วนในการตรวจจับ

2. การพัฒนาเว็บไซต์ที่ใช้ในการแสดงผล

หน้าเว็บไซต์แสดงผลจำนวนขยะประเภททั่วไป จำนวนขยะประเภทอินทรีย์หรือเปียก จำนวนขยะประเภทรีไซเคิล และจำนวนขยะประเภทอันตราย สามารถแสดงเป็นกราฟเปรียบเทียบจำนวนได้ ดังใน Figure 5



Figure 4 Screenshot of the web interface showing the output of the waste classification system.

หน้าโปรแกรมที่ใช้คัดแยกประเภทของขยะ โดยเมื่อใช้ขยะที่กล้อง โมเดลจะทำการทำนายผล ประเภทของขยะแต่ละประเภท แสดงออกมาเป็นค่าความน่าจะเป็นของขยะแต่ละประเภท แล้วใช้ความน่าจะเป็นของค่าที่สูงที่สุดมาใช้ในการแสดงสัญลักษณ์ของถังขยะแต่ละประเภท โดยค่าความน่าจะเป็นต้องมากกว่า 50% จึงสรุปได้ว่าเป็นขยะประเภทใด จากนั้นทำการนับจำนวนและช่วงเวลา 10 วินาทีต่อการนับ 1 ครั้ง เมื่อกดบันทึก (Save) จะทำการบันทึกข้อมูลของจำนวนขยะแต่ละประเภทที่แสดง ณ ตอนนั้นลงฐานข้อมูล แล้วจะทำการนับเริ่มที่ 0 ใหม่ ดังใน Figure 6



Figure 5 Screenshot of the program interface developed for classifying different types of waste

3. ผลการทดลองใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการคัดแยกขยะด้วยการประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก

ผู้วิจัยดำเนินการทดลองใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการคัดแยกขยะ ด้วยการประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก ขึ้น โดยให้ผู้เชี่ยวชาญจำนวน 3 ท่าน พิจารณาและประเมินประสิทธิภาพในระบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการคัดแยกขยะด้วยการประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกโดยใช้แบบประเมินคุณภาพ และนำมาวิเคราะห์ด้วยค่าสถิติพื้นฐานเทียบกับเกณฑ์และสรุปผล แสดงดัง Table 2

Table 3 Evaluation results of the artificial intelligence system for waste classification using deep learning model application

Item	Mean	Standard deviation	Level of satisfaction
1. System performance	3.67	0.58	Good
2. Deep learning model processing performance	4.00	0.00	Good
3. Display interface	4.00	0.00	Good
4. System security	4.33	0.58	Good
5. Suitability of the devices used	4.00	1.00	Good
6. User convenience	4.00	0.00	Good
7. Feasibility of real-world implementation	4.00	1.00	Good
8. System processing speed	4.00	0.00	Good
9. Accuracy of waste classification using the deep learning model	4.33	0.58	Good
10. Appropriateness of system design	4.67	0.58	Very Good
Overall Average	4.10	0.43	Good

จาก Table 2 ผลการประเมินคุณภาพของระบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการคัดแยกขยะด้วยการประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก โดยผู้เชี่ยวชาญมีค่าเฉลี่ยรวม 4.10 อยู่ในระดับดี ด้านที่ได้รับค่าเฉลี่ยสูงสุดคือการใช้งานและความสวยงามของส่วนผู้ใช้ และประสิทธิภาพของการออกแบบระบบโดยรวมค่าเฉลี่ย 4.67 ซึ่งอยู่ในระดับดีมาก ด้านที่มีค่าเฉลี่ยรองลงมาคือ ความแม่นยำในการจำแนกขยะของโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกและความปลอดภัยและความเสถียรของระบบค่าเฉลี่ย 4.33 แสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีของโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกในการจำแนกขยะและความน่าเชื่อถือของระบบ ด้านที่มีค่าเฉลี่ยน้อยที่สุดคือ ด้านประสิทธิภาพของระบบค่าเฉลี่ย 3.67 บ่งชี้ว่าควรมีการปรับปรุงเพิ่มเติมในด้านการทำงานร่วมกันระหว่างซอฟต์แวร์และฮาร์ดแวร์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบโดยรวม

การอภิปรายผล

จากวัตถุประสงค์การวิจัยในการพัฒนาและประยุกต์ใช้ระบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการคัดแยกขยะโดยการประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก โดยเฉพาะการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทขยะที่แตกต่างกัน ผลการวิจัยพบว่า ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถจำแนกประเภทของขยะได้ด้วยความแม่นยำเฉลี่ยสูงถึง 91.5% โดยมีประสิทธิภาพสูงสุดในการจำแนกขยะประเภททั่วไปและรีไซเคิลที่มีความแม่นยำถึง 100% และต่ำสุดในการจำแนกขยะอันตรายที่มีความแม่นยำ 86% นอกจากนี้ ผลการประเมินคุณภาพของระบบโดยผู้เชี่ยวชาญมีค่าเฉลี่ยรวม 4.10 อยู่ในระดับดี โดยด้านที่ได้รับคะแนนสูงสุดคือ ความเหมาะสมและประสิทธิภาพของการออกแบบระบบโดยรวมค่าเฉลี่ย 4.67 ทั้งนี้อาจเป็นเพราะโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมีความสามารถในการประมวลผลและวิเคราะห์ภาพ ทำให้ระบบสามารถจำแนกขยะประเภททั่วไปและรีไซเคิลที่มีลักษณะเฉพาะได้อย่างแม่นยำ สอดคล้องกับ Chorakhe and Noppitak (2023) กับ Zulhusni et al. (2024) ที่พบว่า การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันในการจำแนกและคัดแยกขยะสามารถให้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำสูง นอกจากนี้ Phachanai et al. (2022) ยังได้ระบุว่าการใช้ระบบ AI ในการคัดแยกขยะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการจัดการขยะ

ระบบที่พัฒนาขึ้นมีข้อดีในด้านความง่ายต่อการใช้งานและการปรับใช้ เนื่องจากใช้ No-code machine learning platform อย่าง Teachable machine อย่างไรก็ตามข้อจำกัดของแพลตฟอร์มนี้คือไม่สามารถปรับแต่งพารามิเตอร์ของโมเดลได้อย่างละเอียด และไม่รองรับการทำ Data augmentation ที่ซับซ้อนซึ่งอาจช่วยเพิ่มความสามารถในการทำงานของแบบจำลองได้ เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบ ควรมีการเพิ่มจำนวนและความหลากหลายของภาพในชุดข้อมูลฝึกฝน โดยเฉพาะภาพที่ถ่ายจากสภาพแวดล้อมจริง นอกจากนี้ควรพิจารณาการใช้เทคนิค Transfer learning จากโมเดลที่ซับซ้อนกว่า เพื่อเพิ่มความสามารถในการจดจำลักษณะเฉพาะที่ซับซ้อนของขยะแต่ละประเภท

บทสรุป

การวิจัยนี้มุ่งพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อการคัดแยกขยะอัตโนมัติ โดยประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันผ่านแพลตฟอร์ม Teachable machine ระบบได้รับการพัฒนาให้สามารถจำแนกขยะออกเป็น 4 ประเภทหลัก ได้แก่ ขยะทั่วไป ขยะอินทรีย์ ขยะรีไซเคิล และขยะอันตราย โดยใช้ชุดข้อมูลภาพขยะจำนวนทั้งสิ้น 2,000 ภาพ โดยภาพเหล่านี้ถูกนำมาใช้ในกระบวนการฝึกสอนและทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล

ในด้านวิธีการดำเนินการวิจัย ผู้วิจัยได้พัฒนาระบบโดยใช้เทคนิค CNN ผ่านแพลตฟอร์ม Teachable machine ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ออกแบบมาสำหรับผู้ทั่วไปที่ไม่มีพื้นฐานด้านการเขียนโปรแกรม ระบบประกอบด้วยสองส่วนหลัก คือ ส่วนการจำแนกประเภทขยะที่ใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก และส่วนการแสดงผลผ่านเว็บแอปพลิเคชันที่พัฒนาด้วย HTML, CSS, JavaScript และ PHP ซึ่งสามารถแสดงผลการจำแนก บันทึกข้อมูล และสร้างรายงานสรุปได้

ผลการทดสอบประสิทธิภาพของระบบพบว่า มีความแม่นยำโดยรวม 91.50% โดยมีค่า Precision เฉลี่ย 92.16%, Recall เฉลี่ย 91.67% และ F1-score เฉลี่ย 91.51% เมื่อพิจารณาแต่ละประเภทขยะ พบว่าระบบมีประสิทธิภาพสูงสุดในการจำแนกขยะรีไซเคิล (F1-score 96.15%) และขยะทั่วไป (F1-score 92.02%) ขณะที่การจำแนกขยะอินทรีย์มีประสิทธิภาพต่ำที่สุด (F1-score 86.96%) การวิเคราะห์ Confusion matrix แสดงให้เห็นว่ามีความสับสนในการจำแนกขยะอินทรีย์และขยะประเภทอื่น โดยเฉพาะขยะทั่วไป

ข้อเสนอแนะ ระบบปัจจุบันยังมีข้อจำกัดในการจำแนกประเภทขยะที่อยู่ภายในถุงขยะ ซึ่งสามารถปรับปรุงได้ด้วยการใช้เทคนิคการตรวจจับวัตถุ (Object detection) เพื่อช่วยให้ระบบสามารถจำแนกขยะภายในถุงได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น ระบบควรพัฒนาให้สามารถจำแนกประเภทขยะหลายประเภทพร้อมกันได้เพื่อเพิ่มความสามารถในการทำงานและลดเวลาในการคัดแยกขยะในครั้งเดียว

เอกสารอ้างอิง

- Baojun, G., Wei, Z., Zhebin, S., Qiucheng, H., & Dongping, Z. (2022). AI-based detection system of resident's behaviors in automatic trash sorting booths: A background computing-based solution. *Proceedings of the China Automation Congress (CAC)*, 756–1760. <https://doi.org/10.1109/CAC57257.2022.10055608>
- Bozic, D., Runje, B., Lisjak, D., & Kolar, D. (2023). Metrics related to confusion matrix as tools for conformity assessment decisions. *Applied Sciences*, 13(14), 8187. <https://doi.org/10.3390/app13148187>
- Charan, P. V. S., Anand, P. M., Shukla, S. K., Selvan, N., & Chunduri, H. (2022). DOTMUG: A threat model for target specific APT attacks–Misusing Google Teachable Machine. *Proceedings of the 10th International Symposium on Digital Forensics and Security (ISDFS)*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/ISDFS55398.2022.9800780>
- Chorakhe, T., & Noppitak, S. (2023). Comparison of deep learning approach for water bottle waste classification. *Kalasin University Journal of Science Technology and Innovation*, 2(2), 53–65. <https://doi.org/10.14456/ksti.2023.10>. [In Thai].

- Fahmi, F., & Lubis, B. P. (2022). Identification and sorting of waste using artificial intelligence based on convolutional neural network. *Proceedings of the 6th International Conference on Electrical, Telecommunication and Computer Engineering (ELTICOM)*, 222–226.
<https://doi.org/10.1109/ELTICOM57747.2022.10038044>
- Fang, B., Liu, Y., Chen, Z., Wei, X., Li, J., Zou, D., Chen, C., Xue, S., Chen, S., Liu, J., Wu, L., Wang, B., Han, Z., Zhai, Y., Zhu, J., Yi, Z., Wang, Y., & Wu, J. (2023). Artificial intelligence for waste management in smart cities: A review. *Environmental Chemistry Letters*, 21(4), 1959–1989.
- Jaratwichakorn, N. (2019). Increasing management capacity to provide garbage services in the Bangkok metropolitan markets. *UMT Poly Journal*, 16(1), 361–370. [In Thai].
- Phachanai, T., Panngoen, C., Khongam, K., Srisamoodkham, W., & Wongsu, W. (2022). Recyclable waste sorting machine with image processing. *PSRU Journal of Industrial Technology and Engineering*, 4(2), 242–253. [In Thai].
- Zheng, X., Zhu, Z., Xiao, Z., Huang, D., Yang, C., He, F., Zhou, X., & Zhao, T. (2023). CNN-based transfer learning in intelligent recognition of scrap bundles. *ISIJ International*, 63(8), 1383–1393.
<https://doi.org/10.2355/isijinternational.ISIJINT-2023-064>.
- Zulhusni, M., Sari, C. A., & Rachmawanto, E. H. (2024). Implementation of DENSENET121 architecture for waste type classification. *Advance Sustainable Science, Engineering and Technology*, 6(3), 1–9.
<https://doi.org/10.26877/asset.v6i3.673>