

ระบบคิดเงินแบบเรียลไทม์ด้วยการตรวจจับวัตถุจากโยโล

Vision-Based Real-Time Checkout System Using YOLOv8 Object Detection

ประจวบ ปักสำโรง¹ ธนาทิพย์ ปานโต¹ อภิสิทธิ์ กองคำ¹ สุภัทรา เกิดเมฆ¹ ประจวบ อินระวงศ์² และ วิทยา ศรีกุล^{1*}

¹สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน นครราชสีมา Witaya@rmuti.ac.th*

²สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน นครราชสีมา

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอระบบคิดเงินอัตโนมัติ ด้วยการใช้เทคโนโลยีสแกนคิวอาร์โค้ด (QR Code) เพื่อการชำระเงินที่รวดเร็ว โดยระบบสามารถตรวจจับด้วยกล้องแยกสินค้าได้ 3 ประเภท แบบซอง แบบกล่อง และบรรจุภัณฑ์แบบขวด ซึ่งใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการประมวลผลภาพสินค้าแบบเวลา และแสดงผลบนเว็บแอปพลิเคชัน ระบบนี้รองรับการซื้อขายด้วยตัวเอง เพิ่มความสะดวกแก่เจ้าของร้านค้า ลดจำนวนพนักงาน และมีความเที่ยงตรงร้อยละ 97.60 มีความสามารถสร้างข้อมูลรายการสินค้าได้สูงสุด อย่างน้อย 30 รายการ

คำสำคัญ: อัตโนมัติ ระบบคิดเงิน โยโล

Abstract

This article presents an automatic billing system utilizing QR code scanning technology for fast and efficient payment. The system can detect and classify three types of product packaging pouches, boxes, and bottles using a camera and real-time image processing powered by machine learning. The results are displayed on a web application. This system supports self-service purchasing, providing convenience for shop owners and reducing the need for staff. The system achieves an accuracy rate of 97.60%, with the capability to generate up to 30 product records.

Keywords: Automatic, Checkout System, YOLO

1. บทนำ

ในยุคปัจจุบันโลกสมัยใหม่ การใช้ชีวิตในเมืองใหญ่ แต่ละวันเต็มไปด้วยความเร่งรีบ เช่น การเดินทาง การทำธุรกรรมต่าง ๆ การรอคิวซื้อสินค้า ปัญหานี้ทำให้เสียเวลาสำหรับสังคมเมืองที่เวลาที่มีความสำคัญ จากการสังเกตของผู้วิจัยในกรอบระยะเวลา สามเดือนตามจุดบริการร้านค้าต่างพบว่าระบบการคิดเงินในร้านค้าส่วนใหญ่ ให้พนักงานคิดเงินเพื่อบริการลูกค้าผ่านระบบเงินสด หรือโอนเงิน หรือการสแกนแบบบาร์โค้ด ซึ่งมีโอกาสเกิดข้อผิดพลาดจากการทำงานของมนุษย์ (Human Error) ทำให้บางครั้งเกิดความล่าช้า แม้ว่าสินค้าส่วนใหญ่จะมีบาร์โค้ด แต่การใช้งานจริงพบว่ามีความผิดพลาดหลายประการ เช่น บาร์โค้ดอาจชำรุดหรือหลุดออกจากบรรจุภัณฑ์ การสแกนต้องทำทีละชิ้นซึ่งใช้เวลา และบางครั้งเครื่องสแกนไม่

สามารถอ่านได้ ซึ่งทำให้ลูกค้าอาจจะไม่ใช้บริการต่อถ้ามีทางเลือกใหม่ทำให้เสียโอกาสการขายในที่สุด

เพื่อแก้ไขปัญหาผู้วิจัยจึงมีแนวคิดในการพัฒนา และออกแบบระบบคิดเงินอัตโนมัติโดยใช้กล้องเว็บแคม (Webcam) ในการตรวจจับ และประมวลผลภาพสินค้า ระบบนี้จะใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ในการวิเคราะห์รูปแบบของสินค้า เช่น รูปทรง ขนาด สี รวมถึงการคำนวณราคาอย่างแม่นยำ ระบบนี้ช่วยลดภาระงานของพนักงาน และความเสี่ยงจากข้อผิดพลาดของมนุษย์ และประหยัดค่าจ้างพนักงานคิดเงิน ช่วยเพิ่มความสะดวก และรวดเร็วในการชำระเงิน ให้กับลูกค้า และเป็นรากฐานสำคัญของการพัฒนา ระบบร้านค้าไร้พนักงาน (Unmanned Store) ในอนาคต

2. ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 โยโลอัลกอริทึม

YOLOv8 เป็นโมเดลตรวจจับวัตถุแบบขั้นตอนเดียว (Single-stage) ที่พัฒนาต่อจากรุ่นก่อนหน้า โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Convolutional Neural Network (CNN) ในการประมวลผลภาพ และคาดการณ์ตำแหน่งวัตถุพร้อมชนิดของวัตถุในครั้งเดียว โดยไม่ต้องผ่านหลายขั้นตอนเหมือนโมเดลอื่น ๆ โครงสร้างของ YOLOv8 เป็นแบบ Anchor-free ทำให้ลดความซับซ้อนในการคำนวณ และเพิ่มความยืดหยุ่นในการตรวจจับวัตถุขนาดต่าง ๆ รวมถึงมีการใช้ Loss function ที่ได้รับการปรับปรุง เช่น Distribution Focal Loss และ Complete IoU (CIoU) เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการจัดกรอบ จุดเด่นของ YOLOv8 คือความเร็วในการประมวลผลที่สูง ความแม่นยำที่ดีขึ้นจากเวอร์ชันก่อน และรองรับงานได้หลากหลายทั้ง Detection, Segmentation และ Classification ในโมเดลเดียว ขณะที่จุดด้อยคือยังต้องใช้ทรัพยากร GPU ค่อนข้างมากในงานที่ต้องการความแม่นยำสูง และอาจไม่เหมาะกับอุปกรณ์ขนาดเล็กมากสรุปแล้ว YOLOv8 เป็นโมเดลที่มีประสิทธิภาพสูง เหมาะสำหรับงานที่ต้องการความเร็ว และแม่นยำในการตรวจจับวัตถุแบบ Real-time จึงเป็นเหตุผลของการนำมาใช้ในงานวิจัยนี้

2.2 โนเอสคิวแอล

เป็นฐานข้อมูลที่จัดเก็บข้อมูลแบบไม่ใช้โครงสร้างตาราง เช่น Key-Value, Document และ Graph จึงยืดหยุ่นและเหมาะกับข้อมูล

หลากหลายรูปแบบ รองรับการขยายตัวในแนวนอน และทำงานได้ดีในระบบ Big Data จุดเด่นคือความเร็ว ความยืดหยุ่น และเหมาะกับงานที่เปลี่ยนแปลงข้อมูลบ่อย ข้อเสียคือ “ไม่รองรับ ACID” หมายถึงการทำงานบางส่วนที่อาจมีผลในระบบที่ต้องการความแม่นยำสูง เช่น ธุรกรรมการเงินขนาดใหญ่ และไม่มีมาตรฐานกลางที่ชัดเจน โดยรวมแล้ว NoSQL เหมาะกับระบบขนาดใหญ่ที่ต้องการประสิทธิภาพสูง และโครงสร้างข้อมูลไม่ตายตัว

2.3 ชุดข้อมูล (Dataset)

คือกลุ่มของข้อมูลที่ถูกรวบรวมมาอย่างมีระบบ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ ฟังก์ชันโมเดล หรือทดสอบระบบต่าง ๆ ซึ่งในงานวิจัยนี้ ข้อมูลในชุดอยู่ในรูปแบบ รูปภาพสินค้าที่ต้องการสอนระบบ จุดเด่นคือช่วยให้การทดลองมีมาตรฐานและสามารถเปรียบเทียบผลได้ ข้อจำกัดคือบางชุดอาจไม่ครอบคลุม ซึ่งส่งผลต่อความแม่นยำของโมเดล โดยรวมในการรวบรวมชุดข้อมูล ผู้วิจัยได้บันทึกภาพจากกล้องเว็บแคมภายใต้สภาวะแสงและมุมมองที่หลากหลาย โดยจัดเก็บเป็น 3 ประเภท ได้แก่ ช่อง กล้อง และขวด รวมทั้งสิ้น 2,100 ภาพ โดยมีการกระจายดังตารางที่ 1

สินค้า	จำนวนภาพ	สัดส่วน (%)
ช่อง	1500	33.3
กล้อง	1500	33.3
ขวด	1500	33.3

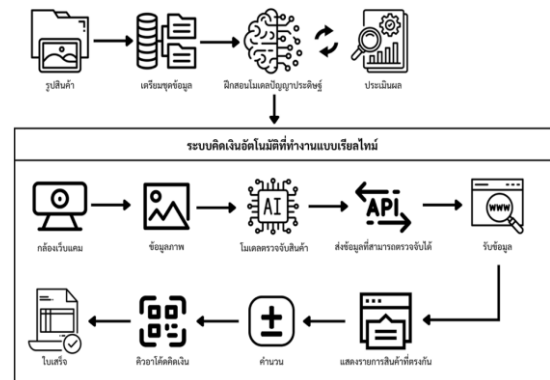
2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทความแรกที่ได้พบทวนวรรณกรรม [1] ใช้บอร์ดพัฒนา ESP32 ที่มีกล้องตรวจจับการมีอยู่ของพนักงานในจุดขาย ประมวลผลภาพแบบ Convolutional Neural Network (CNN) ตรวจสอบทุกๆ 0.7 วินาที และตั้งเงื่อนไข “ไม่มีคนอยู่” ติดต่อกัน 4 นาที จึงส่งอีเมลแจ้งเตือนไปยังหัวหน้างาน ยังมีประเด็นสามารถเพิ่มศักยภาพ ความแม่นยำที่ยังไม่สูง ไม่ทนต่อสถานการณ์แสงเปลี่ยนแปลงสูง และ ไม่สามารถระบุจำนวนบุคคลหรือระบุตัวบุคคลได้ นี่เป็นข้อมูลที่สรุปเบื้องต้น ในบทความถัดไป [2] มีการทดลองกับรายการสินค้า 10 รายการ ได้ผลความเที่ยงตรงถึงร้อยละ 96 และโดยมีค่า Recall สูงกว่า ร้อยละ 79 โดยใช้หลักการของ CNN บนพื้นฐาน MobileNetsV2 ใช้ Dataset 500 ภาพต่อสินค้า 1 รายการในมุมมองแบบต่างๆ และมีการใช้ Raspberry Pi ในการควบคุม Hardware ต่างๆ โดยมีการใช้การติดต่อกับผู้ใช้แบบ Website ประเด็นสังเกตระยะเวลาการประมวลผลขึ้นอยู่กับความเร็วของสายพาน ซึ่งแตกต่างกับการวางสินค้าเลย และถ้าสินค้าวางบนสายพานมากกว่า 1 รายการระบบจะให้ผลเป็นเช่นไรซึ่งไม่ได้สรุปผลให้ทราบ ส่วนในระบบที่ [3] นั้นใช้กล้องเดียวตรวจจับสินค้าหลายรายการแบบ Real-time โดยไม่ต้องมีบาร์โค้ดหรือ RFID โดยใช้ Deep Learning (YOLO + CaffeNet) เพื่อจับรูปร่างและระบุสินค้า พร้อมสร้างฐานข้อมูลจากข้อมูลจริงในตลาดได้ทุกวัน มีความสามารถประมวลผลได้เฉลี่ย 64–75 มิลลิวินาที/เฟรม และให้ความ

แม่นยำเฉลี่ย 76.48% ระบบสามารถคำนวณราคารวม ส่วนงานลำดับที่ได้สืบค้น [4] หลักการทำงานของระบบซึ่งไร้พนักงานจะ ประกอบด้วย การระบุผู้บริโภคที่ใช้เทคโนโลยีการจดจำใบหน้า และลายนิ้วมือ ส่วนที่สองการรู้จำสินค้าโดยใช้กล้อง และเทคโนโลยี AI เช่น MASK-RCNN เพื่อวิเคราะห์ภาพสินค้าในร้าน และส่วนสำคัญคือกระบวนการชำระเงินอัตโนมัติ เกิดเมื่อผู้บริโภคหยิบสินค้า ระบบจะรู้จำสินค้า และสร้างบิลชำระเงินโดยอัตโนมัติ บริการนี้สามารถทำผ่านการสแกน QR code หรือ Biometric ประเด็นที่เป็นจุดสังเกต ต้นทุนด้านเทคโนโลยี และกล้องคุณภาพสูง อีกส่วนก็คือ การเก็บข้อมูลส่วนบุคคลอาจมีความเสี่ยงด้านความปลอดภัย และความเป็นส่วนตัว สรุปภาพรวมระบบ ซึ่งระบบนี้สามารถรู้จำ และนับสินค้าได้อย่างแม่นยำสูงร้อยละ 98% เพิ่มประสิทธิภาพการซื้อแบบไร้พนักงาน และลดต้นทุนเรื่องพนักงาน แต่ก็ยังมีข้อจำกัดด้านเทคโนโลยีและความปลอดภัยในการใช้งานจริง งานลำดับที่ [5] ใช้เทคนิค Object Detection (YOLOv4) ร่วมกับ Optical Character Recognition (OCR) เพื่อวิเคราะห์ และยืนยันประเภทของสินค้าที่มีจุดเด่น และใช้เทคนิค SMOTE/Borderline-SMOTE ช่วยเพิ่ม Precision/Recall ข้อสังเกตประสิทธิภาพลดลงในกรณีที่ข้อมูลของสินค้ากลุ่มใดกลุ่มหนึ่งมีน้อยหรือมีลักษณะหลากหลาย การใช้ OCR ยังขึ้นอยู่กับคุณภาพของฉลาก และข้อความบนบรรจุภัณฑ์ สำหรับบทความสุดท้ายที่สืบค้น [6] ใช้แนวคิดจากการรับรู้ภาพของมนุษย์ โดยพิจารณาตำแหน่งและขนาดของวัตถุในภาพ เพื่อจัดกลุ่มความหมายของภาพ ทดสอบจำแนกภาพด้วย 3 วิธีคือ Naïve Bayes, SVM และ Neural Network มีการเลือกฟีเจอร์สำคัญด้วยเทคนิค Chi-Square และ Information Gain Ratio ข้อสังเกตใช้เฉพาะภาพธรรมชาติ เช่น ภูเขา ทะเล สวน ทำให้ยังไม่ครอบคลุมภาพเชิงพาณิชย์หรืออุตสาหกรรม โดยมีประสิทธิภาพด้านความ เที่ยงตรงสูงสุดถึง 94.8% ด้วยวิธี Multiple Feedforward Neural Network (MFNN)

3. การดำเนินงาน

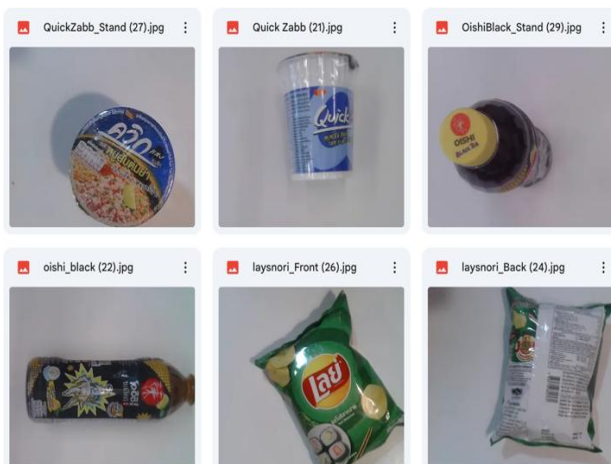
จากปัญหาที่กล่าวมาก่อนหน้าที่วิจัยจึงออกแบบ และพัฒนาระบบ โดยใช้เทคโนโลยีตรวจจับสินค้าผ่านกล้องที่ติดตั้งบนฐานวางสินค้า เพื่อเพิ่มความสะดวก และรวดเร็วในการชำระเงิน



รูปที่ 1 ผังการทำงานของระบบ

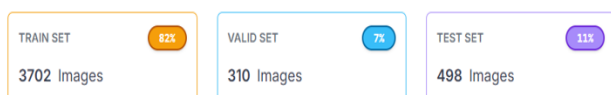
ระบบนี้นำโมเดลปัญญาประดิษฐ์มาช่วยวิเคราะห์ และตรวจสอบสินค้าในขอบเขตกล้องสามารถตรวจจับได้ และระบุสินค้าสำเร็จ โดยข้อมูลจะถูกส่งไปยังจอแสดงผลเพื่อแสดงรายละเอียดสินค้าแบบเรียลไทม์ ทำให้ผู้ใช้งานสามารถชำระเงินได้อย่างรวดเร็วผ่านการสแกนคิวอาร์โค้ดที่ระบบสร้างขึ้น ดังรูปที่ 1 ซึ่งแสดงกระบวนการของระบบคิดเงินอัตโนมัติที่เรียนรู้ได้เอง โดยแบ่งระบบเป็นสองส่วนหลัก ส่วนแรกคือการรวบรวมภาพสินค้าเพื่อฝึกสอนโมเดล YOLOv8 เพื่อให้รู้จักสินค้าได้แม่นยำ ส่วนที่สองคือการใช้งานจริงโดยใช้กล้องจับภาพสินค้าแล้วส่งไปให้โมเดลตรวจจับประเภทสินค้า ข้อมูลสินค้าจะถูกส่งไปยังระบบเพื่อคำนวณราคา และแสดงรายการ จากนั้นระบบจะสร้าง QR Code สำหรับชำระเงิน และออกใบเสร็จอัตโนมัติ

การรวบรวมชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนโดยการบันทึกภาพจากกล้องเว็บแคม ซึ่งประกอบไปด้วยสินค้าทั้งหมด 3 ประเภท ซึ่งยกตัวอย่างประเภทละหนึ่งชิ้น โดยมีประเภทของ, กล้อง และขวดดังรูปที่ 2 ซึ่งข้อมูลที่ได้จากการบันทึกภาพในมุมต่าง ๆ จะช่วยเพิ่มความสามารถจำแนกของสินค้าแต่ละชิ้นได้ ข้อมูลเหล่านี้จะถูกนำไปใช้ในการจัดเตรียมชุดข้อมูลในแพลตฟอร์มโรโบฟลอร์ (Roboflow) เพื่อให้สามารถนำไปใช้ในการฝึกสอนและสร้างโมเดลต่อไป



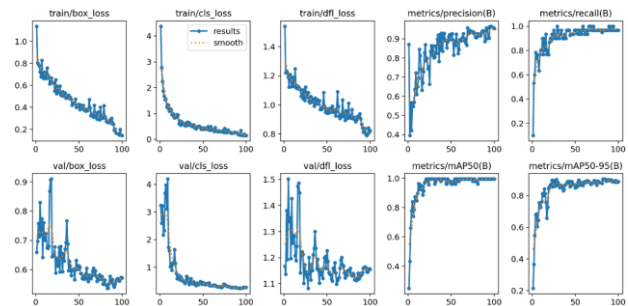
รูปที่ 2 ตัวอย่างชุดข้อมูลสินค้า

ขั้นตอนถัดไปคือการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นชุดฝึกสอน (Training Set), ชุดทดสอบ (Validation Set) และชุดตรวจสอบ (Test Set) ซึ่งจะช่วยในการฝึกสอนโมเดล, ทดสอบการทำงาน และประเมินผลลัพธ์ของโมเดลอย่างถูกต้อง ดังในรูปที่ 3



รูปที่ 3 อัตราส่วน Train - Valid - Test

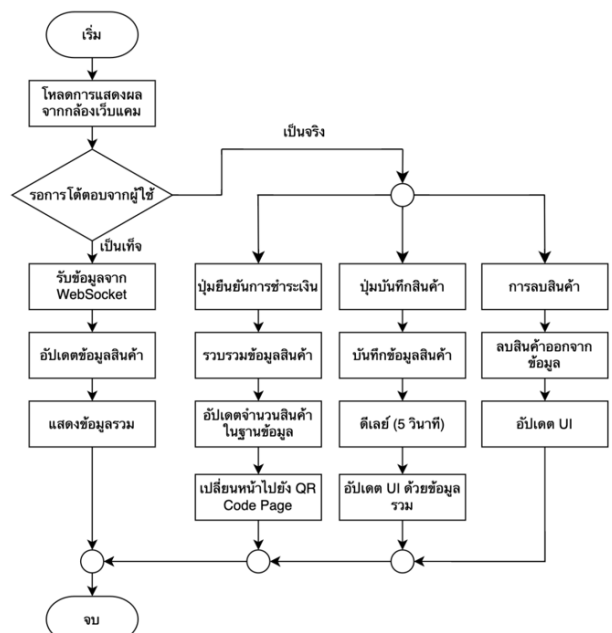
เมื่อนำไปเทรนโมเดล YOLOv8 แล้วได้ภาพรวมของประสิทธิภาพของโมเดลในการตรวจจับวัตถุในภาพ ค่า Precision และ Recall วัดความแม่นยำ และความครอบคลุมของการตรวจจับ ในขณะที่ mAP50 และ mAP50-95 วัดความสามารถในการจับคู่กรอบที่ตรวจจับได้กับกรอบที่เป็นจริงในหลายระดับ ความสำคัญของการมีค่าเหล่านี้คือ ช่วยให้ผู้ใช้เข้าใจว่าโมเดลมีความแม่นยำเพียงใดในการจำแนก ตรวจจับวัตถุจากภาพต่าง ๆ และมีการแสดงผลพินในรูปแบบกราฟดังในรูปที่ 4



รูปที่ 4 ผลลัพธ์จากการเทรน

จากกราฟทั้งหมดในรูปที่ 4 แสดงให้เห็นว่า ค่า Loss ลดลง และค่าประสิทธิภาพของโมเดล (Precision, Recall, mAP) เพิ่มขึ้น ซึ่งเป็นสัญญาณที่ดีว่าโมเดลได้เรียนรู้ และมีความสามารถในการตรวจจับวัตถุในภาพได้ดีขึ้นในระหว่างการเทรน และ Validation

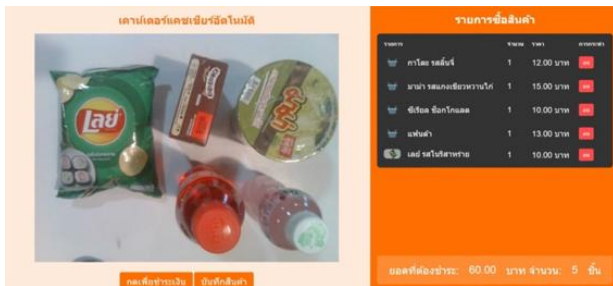
การออกแบบระบบ Website สำหรับการนำโมเดลที่ได้จากการเทรนไปใช้งานสามารถอธิบายกระบวนการทำงานได้ดังผังงานในรูปที่ 5



รูปที่ 5 ผังการทำงานของหน้าเว็บตรวจจับสินค้า

กระบวนการเริ่มต้นเมื่อเปิดหน้าเว็บไซต์สำหรับระบบคิดเงินอัตโนมัติ โดยระบบจะแสดงผลจากกล้องเว็บแคมที่เชื่อมต่อกับเซิร์ฟเวอร์ ในรูปแบบวิดีโอเรียลไทม์ ผู้ใช้สามารถเลือกวิธีการดำเนินการตามต้องการ และระบบจะแสดงรายการสินค้าที่บันทึกไว้ในรูปแบบตาราง โดยประกอบด้วยข้อมูลชื่อสินค้า จำนวนสินค้า และราคาสินค้า เมื่อมีการเพิ่มหรือแก้ไขข้อมูลสินค้า ระบบจะอัปเดตการแสดงผลในตารางพร้อมคำนวณยอดรวมที่ต้องชำระโดยอัตโนมัติ หากผู้ใช้กดปุ่ม "ชำระเงิน" ข้อมูลสินค้าทั้งหมดจะถูกบันทึกและส่งต่อไปยังเซิร์ฟเวอร์เพื่อดำเนินการอัปเดตสต็อกสินค้า

ในขั้นตอนการอัปเดตสต็อก ระบบจะลดจำนวนสินค้าตามคำสั่งซื้อ และอัปเดตข้อมูลในฐานข้อมูลของระบบ หลังจากนั้นระบบจะนำผู้ใช้ไปยังหน้าชำระเงิน พร้อมแสดงยอดเงินที่ต้องชำระ หลังจากขั้นตอนทั้งหมดเสร็จสมบูรณ์ ผู้ใช้สามารถดำเนินการชำระเงินได้ผ่าน QR-Code ที่ถูกสร้างขึ้นตามรายการสินค้า ดังแผนผังงานรูปที่ 5 และเชื่อมต่อการสื่อสารโดยมีภาพหน้าจอ GUI ดังรูปที่ 6



รูปที่ 6 ส่วนเชื่อมต่อกับลูกค้า

4. การทดสอบการใช้งานระบบ

การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของระบบคิดเงินอัตโนมัติมีการกำหนดความต้องการขั้นต่ำของอุปกรณ์ในการใช้งาน ดังตารางที่ 2 ตารางที่ 2 ความต้องการขั้นต่ำของระบบ

อุปกรณ์ / ซอฟต์แวร์	เวอร์ชัน / ประสิทธิภาพ
ระบบปฏิบัติการ (OS)	Windows 10 Home
ระบบประมวลผลกลาง (CPU)	AMD Ryzen 7 หรือ เทียบเท่า
หน่วยความจำหลัก (RAM)	Ram 16 GB
หน่วยความจำถาวรแบบ SSD	SSD 1 TB
การ์ดจอ (GPU)	Nvidia RTX 2060 4 GB

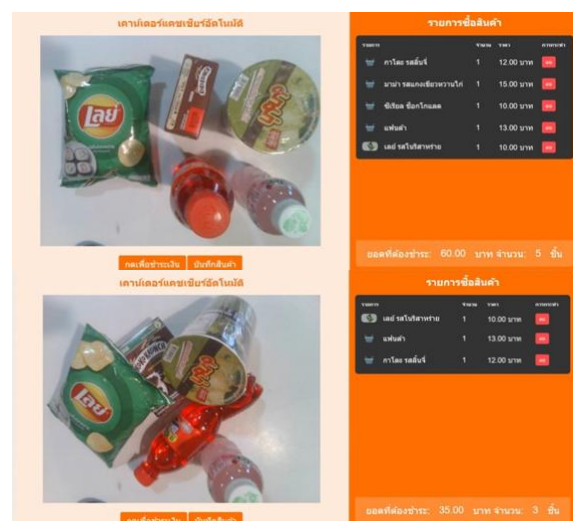
การทดสอบลำดับแรกการทำงานของเว็บเบราว์เซอร์ต่าง ๆ พบว่าเว็บเบราว์เซอร์ที่มีความนิยมในปัจจุบันสามารถทำงานร่วมกับระบบตรวจจับสินค้าได้อย่างราบรื่น และมีประสิทธิภาพ โดยเว็บเบราว์เซอร์แต่ละตัวที่นำมาทดสอบ มีดังนี้ Google Chrome, Brave, Microsoft Edge และ Mozilla Firefox ได้รับการปรับแต่งเพื่อให้เหมาะสมกับหน้าจอของระบบแล้ว ทั้งนี้ สามารถนำระบบไปทดสอบเพิ่มเติมกับหน้าจอที่มีขนาดแตกต่างกันได้ โดยพิจารณาปรับเปอร์เซ็นต์ ขยายเข้า-ออก

การทดสอบการตรวจจับสินค้าในสภาวะความสว่างที่แตกต่างกัน การทดสอบการตรวจจับสินค้าในสภาวะความสว่างต่าง ๆ มีผลกระทบต่อความแม่นยำของระบบอย่างชัดเจน โดยในสภาวะที่มีความสว่างต่ำกว่า 5 ลักซ์ ซึ่งวัดได้จากลักซ์มิเตอร์ ระบบไม่สามารถตรวจจับสินค้าได้ เนื่องจากแสงไม่เพียงพอที่จะทำให้เห็นรายละเอียดของสินค้า อย่างไรก็ตาม เมื่อเพิ่มความสว่างในช่วง 10 ลักซ์ ถึง 50 ลักซ์ ระบบสามารถตรวจจับสินค้าได้ และมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้นตามลำดับ สำหรับการเพิ่มความสว่างที่ระดับ 60 ลักซ์ ถึง 200 ลักซ์ พบว่าระบบทำงานได้ดีที่สุด โดยมีการวางเครื่องมือวัดความเข้มแสงขณะทดสอบการทำงานดังรูปที่ 7



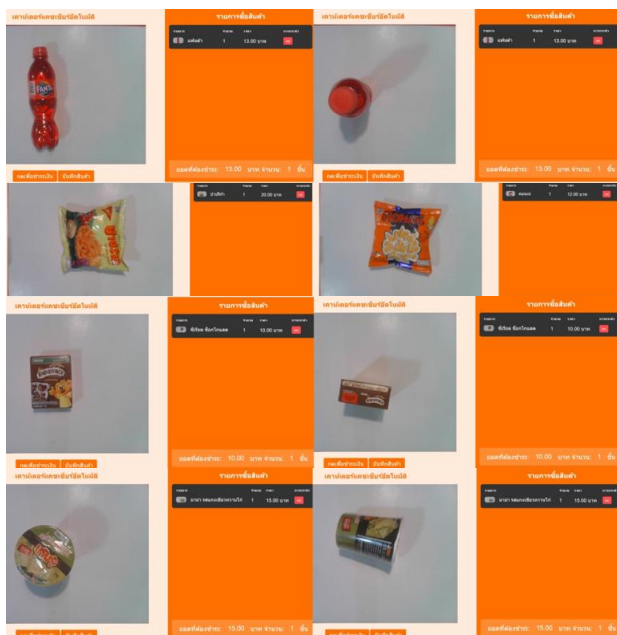
รูปที่ 7 ตัวอย่างการวางเครื่องมือวัดแสง (Lux Meter)

การทดสอบการตรวจจับสินค้าแบบไม่มีการบังคับ สรุปลำดับว่าการตรวจจับสินค้าในรูปแบบที่มีการจัดวางสินค้าอย่างเหมาะสมส่งผลให้ค่าความแม่นยำในการตรวจจับสินค้าสูงขึ้น และสามารถระบุชนิดสินค้าได้อย่างชัดเจน หากมีการวางสินค้าทับซ้อน หรือบดบังกัน ค่าความแม่นยำในการตรวจจับอาจลดลง หรือในบางกรณีระบบอาจไม่สามารถตรวจจับสินค้าได้เลยแสดงดังรูปที่ 7



รูปที่ 7 การทดสอบเปรียบเทียบการบดบังของภาพสินค้า

การทดสอบตรวจสอบจับสินค้าในรูปแบบการวางแบบต่างๆ ในการตรวจจับสินค้าที่มีรูปแบบการวางแบบสินค้ารายการเดียว ในรูปแบบวางแบบแนวตั้ง และแบบแนวนอน โดยในการทดสอบจะวางสินค้าในแต่ละประเภทที่ได้กำหนดในตอนสร้างระบบคือ แบบกล่อง แบบซอง และแบบขวด ซึ่งได้ผลทดสอบพบว่า ทำงานได้อย่างถูกต้องดังแสดงในรูปที่ 8 ซึ่งเป็นผลมาจากโมเดลที่ทำการเทรน ที่มีจำนวนคลาสหลายคลาส ที่ครอบคลุมทุกมุมมองของภาพสินค้า



รูปที่ 8 การทดสอบการวางสินค้าในรูปแบบต่างๆ

การทดสอบเทรนชุดข้อมูล การเทรนข้อมูลเป็นกระบวนการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์ โดยเฉพาะในด้านการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อสอนโมเดลให้สามารถจำแนกวัตถุได้อย่างแม่นยำ โดยในการทดลองนี้จะเลือกสินค้ามา 7 ชิ้น ซึ่งครอบคลุมทั้ง 3 ประเภทหลัก จากนั้นจะทำการเทรนชุดข้อมูลด้วย การปรับจำนวนรอบการเทรนข้อมูล (Epoch) เพื่อตรวจสอบค่าความผิดพลาด (Cls_Loss) โดยค่าความผิดพลาดที่ใกล้เคียง 0 หมายถึงโอกาสที่โมเดลจะทำนายได้อย่างถูกต้องเพิ่มขึ้น ซึ่งสัมพันธ์กับระดับความแม่นยำที่สูงขึ้น การทดลองยังรวมถึงการจับเวลาเพื่อประเมินความเหมาะสมของเวลาในแต่ละจำนวนรอบ โดยการทดลองแบ่งออกเป็น 3 กรณีดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 เวลาและความผิดพลาดต่อจำนวนรอบการเทรน

รายการทดลอง	ค่าความผิดพลาด	เวลาที่ใช้ในการเทรน (นาท)
ทดลองเทรนชุดข้อมูล 100 รอบ	0.411 – 0.433	18 - 23
ทดลองเทรนชุดข้อมูล 250 รอบ	0.2252 - 0.234	44 - 52
ทดลองเทรนชุดข้อมูล 500 รอบ	0.1505 - 0.1624	85 - 99

การประเมินค่าทางสถิติของโมเดล ได้ผลประเมินเฉลี่ยดังตารางที่ 4 โดยจะมีสินค้าบางรายการที่มีเปอร์เซ็นต์ต่ำกว่าค่าเฉลี่ย ในบางคลาส ตารางที่ 4 การประเมินค่าทางสถิติของโมเดล

Metric	ค่า (%)	ความหมาย
Macro Precision	96.53	โมเดลมีความแม่นยำสูง
Macro Recall	96.75	โมเดลสามารถดึงข้อมูลที่เกี่ยวข้องได้ดี
Macro F1 Score	96.55	ความสมดุลระหว่าง Precision และ Recall

แต่การใช้งานจริงจากผลการทดสอบ Confusion Matrix แสดงให้เห็นว่าโมเดลมีความสามารถในการจำแนกวัตถุได้อย่างแม่นยำ รวมสูงถึง 97.60%

5. อภิปราย

จากผลการทดสอบ พบว่ายังมีข้อผิดพลาดที่ควรได้รับการแก้ไข เช่น ความแม่นยำลดลงเมื่อสินค้าวางซ้อนกันหรือถูกบดบัง และการตรวจจับทำงานได้ไม่ดีในสภาวะแสงน้อย รวมถึงการแยกสินค้าที่มีลักษณะคล้ายกัน เช่น ขวดน้ำต่างยี่ห้อที่รูปร่างใกล้เคียงกัน การวิเคราะห์ข้อผิดพลาดเหล่านี้ชี้ให้เห็นทิศทางการพัฒนาในอนาคต ได้แก่ การเพิ่มจำนวน และความหลากหลายของข้อมูล การปรับปรุงคุณภาพภาพด้วย Image Enhancement และการใช้กล้องหลายมุมเพื่อช่วยให้การตรวจจับมีความแม่นยำมากขึ้น

6. สรุป

ระบบสามารถตรวจจับสินค้าได้ 3 ประเภท คือซอง กล่อง และขวด ด้วยความแม่นยำรวมร้อยละ 97.60 ช่วยลดภาระพนักงานและเพิ่มความสะดวกในการชำระเงินผ่าน QR Code อย่างไรก็ดีตาม ระบบยังมีข้อจำกัด ได้แก่ การตรวจจับในกรณีสินค้าวางซ้อนหรือถูกบดบัง รวมถึงการรองรับสินค้าที่จำกัดเพียงไม่กี่ประเภท โดยระบบยังสามารถขยายเพื่อรองรับสินค้าใหม่ได้ โดยใช้กระบวนการเก็บภาพสินค้าเพิ่มเติม ทำการ Annotate ผ่านแพลตฟอร์ม Roboflow และนำไป Re-train โมเดล YOLOv8 กระบวนการนี้ช่วยให้ระบบสามารถเรียนรู้สินค้าใหม่ได้อย่างยืดหยุ่นและต่อยอดได้ง่าย

สำหรับแนวทางในอนาคต ควรเพิ่มจำนวนและความหลากหลายของสินค้า โดยเฉพาะสินค้าที่มีลักษณะใกล้เคียงกัน รวมทั้งนำระบบไปทดสอบในสภาพแวดล้อมจริง เช่น ร้านค้าปลีกหรือซูเปอร์มาร์เก็ต เพื่อประเมินประสิทธิภาพและความเสถียรของระบบในสถานการณ์ใช้งานจริง ซึ่งจะทำให้ผลการวิจัยมีความสมบูรณ์และนำไปใช้ได้จริงมากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] J. Linggarjati, "Person Detection in Point-of-Sale Application at Retail Food-Outlets," 2022 2nd Indian International Conference on Industrial Engineering and Operations Management Warangal, Telangana, India, pp. 2078-2085.
- [2] N. Rondan, J. Palleiro, R. Salveraglio, M. Eugenia, N. Ferro and R. Sotelo, "Self-Checkout System Prototype for Point-

of-Sale using Image Recognition with Deep Neural Networks,” 2021 IEEE URUCON, Montevideo, Uruguay, 2021, pp. 217-221.

- [3] B. Wu, W Tseng, Y. Chen, S. Yao and P. Chang, “An intelligent self-checkout system for smart retail,” 2016 International Conference on System Science and Engineering (ICSSE), Puli, Taiwan, 2016.
- [4] L. Liu¹, B. Zhou, Z. Zou, S. Yeh and L. Zheng, “A Smart Unstaffed Retail Shop Based on Artificial Intelligence and IoT,” 2018 International Workshop on Computer Aided Modeling and Design of Communication Links and Networks (CAMAD), Barcelona, Spain, 2018.
- [5] นพวรรณ ชื่นอารมณ และ ฐากร พุกขวันประสุต, “ระบบตรวจจับวัตถุและจำแนกแยกแยะประเภทของสินค้าจากภาพถ่ายด้วยการยืนยันผ่านเทคนิค OCR ร่วมกับเทคนิคการเรียนรู้ข้อมูลที่ไม่สมดุล,” วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ปีที่ 4 ฉบับที่ 1, 29 มิถุนายน 2567, หน้า 1-9
- [6] นศพ์ชาณณ ชินปัญชณะ, “ระบบตรวจนับวัตถุอัตโนมัติด้วยเทมเพลตแมชชีนแบบนอร์มัลไลซ์คอร์เรชัน,” มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต 2553.[Online]. Available: <https://www.dpu.ac.th/dpurd/research/272>