

■ Research Article



การพัฒนาระบบต้นแบบแยกชิ้นงานขนาดเล็กอัตโนมัติโดยใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพ

Development of a Prototype Automatic Sorting System for Small Workpieces Using Image Processing Technology

ศศิธร พยัคฆ์ทอง¹, ชัชวาลย์ หัสแดง², ณัฐพล ที่รัก³, และสมเกียรติ หมายดมกลาง^{4*}

¹ สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี ตำบลคลองหก อำเภอคลองหลวง ปทุมธานี 12120

² สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์และหุ่นยนต์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์และนวัตกรรม, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลตะวันออก ตำบลบางพระ อำเภอศรีราชา จังหวัดชลบุรี 20110

³ สาขาวิชาวิศวกรรมบูรณาการ คณะวิศวกรรมศาสตร์บูรณาการและเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลตะวันออก ตำบลพลวง อำเภอเขาคิชฌกูฏ จังหวัดจันทบุรี 22210

⁴ ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี ตำบลคลองหก อำเภอคลองหลวง ปทุมธานี 12120

บทคัดย่อ (ภาษาไทย)

การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีระบบอัตโนมัติและการประมวลผลภาพในกระบวนการผลิตขนาดเล็กมีบทบาทสำคัญเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง เนื่องจากช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการดำเนินงานและลดการพึ่งพาแรงงานมนุษย์ อย่างไรก็ตาม งานวิจัยที่ศึกษาผลของพารามิเตอร์สำคัญต่อความแม่นยำของระบบคัดแยกอัตโนมัติภายใต้สภาวะการทำงานยังมีอยู่จำกัด งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อออกแบบและพัฒนาระบบต้นแบบสำหรับการคัดแยกชิ้นงานขนาดเล็กแบบอัตโนมัติ โดยใช้กล้องอัจฉริยะ HuskyLens ซึ่งมีระบบปัญญาประดิษฐ์แบบฝังภายใน ร่วมกับบอร์ดควบคุม Arduino Uno ระบบสามารถตรวจจับ จำแนก และคัดแยกชิ้นงาน 3 ประเภท ได้แก่ นี้อัตตัวผู้ นี้อัตตัวเมีย และสกรู การประเมินประสิทธิภาพของระบบดำเนินการโดยศึกษาผลของระยะห่างระหว่างกล้องกับชิ้นงานในช่วง 40–80 มิลลิเมตร และความเร็วสายพานลำเลียงในช่วง 10–33 มิลลิเมตรต่อวินาที ผลการทดลองพบว่า ระยะห่างกล้อง 60 มิลลิเมตร และความเร็วสายพานลำเลียง 33 มิลลิเมตรต่อวินาที เป็นเงื่อนไขที่เหมาะสมที่สุด โดยให้ความถูกต้องในการคัดแยกชิ้นงานร้อยละ 100 ในทุกประเภท ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่าการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมมีผลโดยตรงต่อความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของระบบคัดแยกอัตโนมัติ ระบบต้นแบบที่พัฒนาขึ้นมีข้อดีด้านโครงสร้างที่เรียบง่าย ต้นทุนต่ำ และสามารถประยุกต์ใช้ได้ทั้งในอุตสาหกรรมขนาดเล็กและขนาดกลาง ตลอดจนใช้เป็นสื่อการเรียนรู้เชิงปฏิบัติในรายวิชาด้านเมคคาทรอนิกส์และระบบอัตโนมัติ เพื่อส่งเสริมทักษะการบูรณาการฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ในสภาพแวดล้อมจริง

คำสำคัญ: ระบบคัดแยกอัตโนมัติ การประมวลผลภาพ ปัญญาประดิษฐ์

Received:
10 September 2025

Revised:
17 June 2026

Accepted:
26 June 2026

Published:
29 June 2026

***Corresponding Author:**
somkiat_m@rmutt.ac.th

Copyright:
© Rajamangala
University of
Technology Lanna.
All right reserved

ISSN
Print: 2586-8500
Electronic: 2586-8632

Abstract

The application of automation and image processing technologies in small-scale manufacturing has become increasingly important, as these technologies help improve operational efficiency and reduce dependence on human labor. However, studies investigating the effects of key parameters on the accuracy of automatic sorting systems under operating conditions remain limited. This research aimed to design and develop a prototype automatic sorting system for small workpieces using a HuskyLens smart camera with embedded artificial intelligence in conjunction with an Arduino Uno controller. The system was capable of detecting, classifying, and sorting three types of workpieces: bolts, nuts, and screws. System performance was evaluated by examining the effects of camera-to-object distance in the range of 40–80 mm and conveyor speed in the range of 10–33 mm/s. The experimental results showed that a camera distance of 60 mm and a conveyor speed of 33 mm/s were the optimal conditions, yielding a sorting accuracy of 100% for all workpiece types. The findings indicate that proper parameter setting has a direct effect on the accuracy and reliability of automatic sorting systems. The developed prototype features a simple structure, low cost, and flexible applicability in small and medium-sized industries. In addition, it can be used as a hands-on learning platform in mechatronics and automation courses to promote hardware–software integration skills in real-world environments.

Keywords: Automatic sorting system, Image processing, Artificial intelligence.

1. บทนำ

ในยุคอุตสาหกรรม 4.0 เทคโนโลยีระบบอัตโนมัติและระบบอัจฉริยะได้กลายเป็นเครื่องมือหลักในการยกระดับกระบวนการผลิตให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ทั้งในด้านความเร็ว ความแม่นยำ และความสามารถในการลดข้อผิดพลาดจากมนุษย์ โดยเฉพาะในอุตสาหกรรมขนาดเล็กและขนาดกลางที่เผชิญกับข้อจำกัดด้านทรัพยากรมนุษย์และต้นทุนการผลิต เทคโนโลยีเหล่านี้ช่วยลดการพึ่งพาแรงงานจากมนุษย์และเพิ่มความสามารถในการแข่งขันขององค์กรในระยะยาว นอกจากนี้ภาคการผลิตแล้วแนวโน้มนี้ยังส่งผลโดยตรงต่อภาคการศึกษา โดยเฉพาะด้านวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี ซึ่งจำเป็นต้องปรับปรุงรูปแบบการเรียนการสอนให้ตอบสนองต่อความต้องการของอุตสาหกรรมในอนาคต (Dhanush et al., 2023; Zhou et al., 2025; Kosiyannurak, et al., 2023; Payakthong et al., 2025) การปลูกฝังทักษะด้านระบบอัตโนมัติ (Automation Systems) และการประมวลผลภาพ (Image Processing) ให้กับนักศึกษาถือเป็นสิ่งสำคัญ เนื่องจากเป็นทักษะพื้นฐานที่จำเป็นสำหรับการทำงานในสายอาชีพวิศวกรรมยุคใหม่ ทั้งในด้านการออกแบบ พัฒนา และประยุกต์ใช้งานจริง ตัวอย่างของกระบวนการผลิตที่เหมาะสมกับการพัฒนาเทคโนโลยีดังกล่าว คือ การคัดแยกวัตถุขนาดเล็ก เช่น นี้อตตัวผู้ นี้อตตัวเมีย และสกรู ซึ่งมักต้องใช้แรงงานคนในการจำแนกและแยกวัตถุ ส่งผลให้เกิดข้อจำกัดด้านเวลา ความสม่ำเสมอ และความแม่นยำ โดยเฉพาะในกระบวนการผลิตแบบปริมาณมาก ด้วยเหตุนี้ การนำเทคโนโลยีการประมวลผลภาพร่วมกับปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence, AI) และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เข้ามาใช้จึงเป็นแนวทางที่มีศักยภาพสูงในการสร้างระบบที่สามารถจำแนกวัตถุได้อย่างถูกต้องและปรับตัวได้กับความหลากหลายของลักษณะวัตถุ (Gonzalez & Woods, 2018; Goodfellow et al., 2016; Al Hinai, R., et al., 2019)

ในช่วงหลายปีที่ผ่านมางานวิจัยที่แสดงให้เห็นถึงความสำเร็จของการนำเทคโนโลยีเหล่านี้มาใช้ในระบบคัดแยกอัตโนมัติ เช่น Okinda et al. (2020) ได้พัฒนาระบบตรวจสอบคุณภาพโซ่บนสายพานลำเลียงโดยใช้กล้องความละเอียดสูงร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Convolutional Neural Network (CNN) เพื่อจำแนกโซ่ที่มีลักษณะแตกต่างกันได้อย่างแม่นยำ ขณะที่ Srinivasan et al. (2024) ได้พัฒนาระบบแขนกลหุ่นยนต์ร่วมกับการประมวลผลภาพเพื่อการตรวจจับ จำแนก และคัดแยกวัตถุตามลักษณะรูปร่าง รวมถึงการแยกชิ้นงานที่มีตำหนิและไม่มีตำหนิได้อย่างอัตโนมัติ โดยใช้กล้องร่วมกับเทคนิคการประมวลผลภาพ นอกจากนี้ Ren et al. (2018) ยังได้เสนอวิธีปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดล Faster R-CNN ให้สามารถตรวจจับวัตถุขนาดเล็กภายใต้สภาพแสงไม่สม่ำเสมอได้อย่างมีประสิทธิภาพ และ Liu et al. (2024) ได้นำเสนอระบบคัดแยกโซ่อัจฉริยะโดยผสานโมเดล CenterNet กับตาข่ายประสาทเทียม เพื่อรองรับการจัดการแบบเรียลไทม์ อย่างไรก็ตามจากการทบทวนวรรณกรรมพบว่า แม้งานวิจัยก่อนหน้าจะสะท้อนให้เห็นถึงศักยภาพของเทคโนโลยีการประมวลผลภาพและปัญญาประดิษฐ์ในระบบคัดแยกอัตโนมัติอย่างชัดเจน แต่งานวิจัยส่วนใหญ่ยังมุ่งเน้นการพัฒนาแบบจำลองหรือระบบต้นแบบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการตรวจจับเป็นสำคัญ ขณะที่การศึกษาผลของพารามิเตอร์เชิงกายภาพของระบบที่มีผลต่อความแม่นยำในการคัดแยก เช่น ระยะติดตั้งกล้องและความเร็วสายพานลำเลียง ยังมีอยู่ค่อนข้างจำกัด โดยเฉพาะในระบบต้นแบบที่ใช้กล้องอัจฉริยะสำเร็จรูปร่วมกับไมโครคอนโทรลเลอร์ เช่น HuskyLens และ Arduino Uno นอกจากนี้ ยังพบว่า งานวิจัยที่เชื่อมโยงการพัฒนาแบบลักษณะดังกล่าวให้สามารถประยุกต์ใช้ได้ทั้งในบริบทของอุตสาหกรรมขนาดเล็กและการเรียนการสอนด้านวิศวกรรมศาสตร์ยังมีไม่มากนัก

จากพื้นฐานดังกล่าวงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อออกแบบและพัฒนาระบบต้นแบบสำหรับการแยกชิ้นงานขนาดเล็กแบบอัตโนมัติโดยใช้กล้องอัจฉริยะ HuskyLens ซึ่งมีระบบปัญญาประดิษฐ์ฝังในตัวทำหน้าที่ในการตรวจจับ เรียนรู้ และจำแนกวัตถุในรูปแบบเรียลไทม์ร่วมกับบอร์ดควบคุม Arduino Uno ที่ใช้ในการส่งงานกลไกแยก และแสดงผลผ่านจอ LCD โดยระบบดังกล่าวสามารถนำไปใช้เป็นชุดฝึกปฏิบัติการเรียนการสอนในรายวิชาด้านวิศวกรรมศาสตร์ที่เกี่ยวข้อง เช่น ไมโครคอนโทรลเลอร์ การควบคุมมอเตอร์ การประมวลผลภาพ และการบูรณาการฮาร์ดแวร์กับซอฟต์แวร์ ซึ่งเป็นสมรรถนะหลักของวิศวกรรมยุคใหม่ ระบบต้นแบบลักษณะนี้จะช่วยให้นักศึกษาได้เรียนรู้วงจรการทำงานของระบบอัตโนมัติอย่างครบถ้วน ตั้งแต่การตรวจจับวัตถุ การประมวลผลข้อมูล การควบคุมเชิงกล ไปจนถึงการแสดงผลในระบบจริง นอกจากนี้ยังส่งเสริมการเรียนรู้แบบลงมือปฏิบัติ (Project-Based Learning) ที่ช่วยฝึกกระบวนการคิด วิเคราะห์ และแก้ปัญหา ในสถานการณ์ใกล้เคียงกับการทำงานในภาคอุตสาหกรรมจริง ซึ่งจะช่วยยกระดับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน และเตรียมความพร้อมให้นักศึกษาสามารถเข้าสู่ตลาดแรงงาน ได้อย่างมั่นใจ (Gonzalez & Woods, 2018)

2. วัตถุประสงค์

เพื่อออกแบบและพัฒนาระบบต้นแบบสำหรับการแยกชิ้นงานขนาดเล็กแบบอัตโนมัติโดยใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพ พร้อมทั้งประเมินประสิทธิภาพของระบบการจำแนกและคัดแยกชิ้นงานในบริบทของอุตสาหกรรมขนาดเล็กและภาคการศึกษา

3. แนวคิดทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การประมวลผลภาพและคอมพิวเตอร์วิทัศน์เป็นองค์ประกอบสำคัญของระบบคัดแยกชิ้นงานอัตโนมัติ เนื่องจากช่วยให้ระบบสามารถรับภาพจากกล้อง วิเคราะห์ ข้อมูลของวัตถุ และตัดสินใจจำแนกประเภทของชิ้นงานได้อย่างเป็นระบบ โดยทั่วไป กระบวนการของคอมพิวเตอร์วิทัศน์เริ่มจากการได้มาซึ่งภาพ (Image Acquisition) การปรับปรุงคุณภาพของภาพ การแยกวัตถุออกจากพื้นหลัง การสกัดคุณลักษณะสำคัญ และการจำแนกหรือรู้จำวัตถุ เพื่อใช้สำหรับการประกอบการตัดสินใจของระบบ (Gonzalez & Woods, 2018; Bhuyan, 2020) ในเชิงทฤษฎีภาพดิจิทัลเกิดจากการที่กล้องรับพลังงานแสงที่สะท้อนจากวัตถุผ่านระบบถ่ายภาพ แล้วแปลงให้อยู่ในรูปแบบของสัญญาณภาพที่สามารถประมวลผลได้ โดยคุณภาพของภาพที่ได้ขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย เช่น คุณสมบัตินៃของระบบถ่ายภาพ ระยะระหว่างกล้องกับวัตถุ ปริมาณแสง สัญญาณรบกวน และลักษณะการสะท้อนแสงของพื้นผิววัตถุ (Bhuyan, 2020) หลักการนี้สอดคล้องกับแนวคิดการเกิดภาพที่อธิบายว่า ภาพที่ระบบได้รับเป็นผลจากการแปลงข้อมูลของฉากจริงผ่านกระบวนการทางแสงและเซนเซอร์ ซึ่งคุณภาพของภาพนำเข้าจะส่งผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพของการวิเคราะห์และการจำแนกวัตถุในขั้นตอนถัดไป

กระบวนการประมวลผลภาพโดยทั่วไปประกอบด้วย การปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Image Enhancement) เช่น การลดสัญญาณรบกวน การเพิ่มความคมชัด และการปรับคอนทราสต์ เพื่อให้วัตถุมีความเด่นชัดมากขึ้น จากนั้นจึงเข้าสู่ขั้นตอนการแยกวัตถุออกจากพื้นหลัง (Segmentation) และการสกัดคุณลักษณะสำคัญของวัตถุ (Feature Extraction) เช่น รูปร่าง ขอบเขต ขนาด และสัดส่วน เพื่อนำไปใช้ในการจำแนกประเภท (Sonka, Hlavac, & Boyle, 2014; Bhuyan, 2020) สำหรับงานคัดแยก

ชิ้นงานขนาดเล็ก คุณลักษณะด้านรูปร่างและขอบของวัตถุมีความสำคัญอย่างยิ่ง เนื่องจากเป็นข้อมูลหลักในการแยกความแตกต่างระหว่างน็อตตัวผู้ น็อตตัวเมีย และ สกฐ อีกประเด็นสำคัญคือ หลักการทางเรขาคณิตของกล่องและการเกิดภาพ ซึ่งอธิบายว่าระยะระหว่างกล่องกับวัตถุส่งผลต่อขนาดของวัตถุในภาพ มุมมองภาพ (Field of View) และปริมาณรายละเอียดที่ปรากฏในภาพ หากกล่องอยู่ใกล้วัตถุเกินไปวัตถุอาจมีขนาดใหญ่เกินขอบเขตการมองเห็นหรือเกิดมุมมองที่แคบลง แต่หากกล่องอยู่ไกลเกินไป จำนวนพิกเซลที่แทนรายละเอียดของวัตถุจะลดลง ทำให้ลักษณะเด่นของวัตถุไม่ชัดเจนเพียงพอต่อการจำแนก (Bhuyan, 2020) ดังนั้น การกำหนดระยะติดตั้งกล่องที่เหมาะสมจึงเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความแม่นยำของระบบตรวจจับและรู้จำวัตถุ

ในการประเมินประสิทธิภาพของระบบจำแนกสามารถอธิบายผลการทำนายได้จากเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ซึ่งประกอบด้วย 4 ค่าหลัก ได้แก่ True Positive (TP) หมายถึง จำนวนตัวอย่างที่ระบบจำแนกเป็นคลาสเป้าหมายได้ถูกต้อง True Negative (TN) หมายถึง จำนวนตัวอย่างที่ระบบจำแนกว่าไม่เป็นคลาสเป้าหมายได้ถูกต้อง False Positive (FP) หมายถึง จำนวนตัวอย่างที่ระบบจำแนกเป็นคลาสเป้าหมาย แต่ผลการจำแนกไม่ถูกต้อง และ False Negative (FN) หมายถึง จำนวนตัวอย่างที่มีค่าจริงเป็นคลาสเป้าหมาย แต่ระบบไม่สามารถตรวจพบหรือจำแนกได้ถูกต้อง ค่าดังกล่าวถูกนำมาใช้ในการคำนวณตัวชี้วัดประสิทธิภาพของระบบ ได้แก่ ความถูกต้อง (Accuracy) ความแม่นยำ (Precision) ความครบถ้วนในการตรวจพบ (Recall) และค่าเอฟวันสกอร์ (F1-score) ดังสมการต่อไปนี้

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

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$\text{F1-score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

โดยค่า Accuracy ใช้แสดงสัดส่วนของจำนวนตัวอย่างที่ระบบจำแนกได้ถูกต้องเมื่อเทียบกับจำนวนตัวอย่างทั้งหมด ขณะที่ Precision แสดงความแม่นยำของการทำนายว่าตัวอย่างเป็นคลาสเป้าหมาย Recall แสดงความสามารถของระบบในการตรวจพบตัวอย่างของคลาสเป้าหมายได้อย่างครบถ้วน และ F1-score เป็นค่าที่ใช้ประเมินสมดุลระหว่าง Precision และ Recall เพื่อสะท้อนประสิทธิภาพโดยรวมของระบบจำแนก (Sokolova & Lapalme, 2009; Powers, 2011; Ma et al., 2019) สำหรับงานวิจัยนี้ ซึ่งเป็นการจำแนกชิ้นงานหลายคลาส ได้แก่ น็อตตัวผู้ น็อตตัวเมีย และสกฐ ค่าตัวชี้วัด Precision, Recall และ F1-score ได้มา

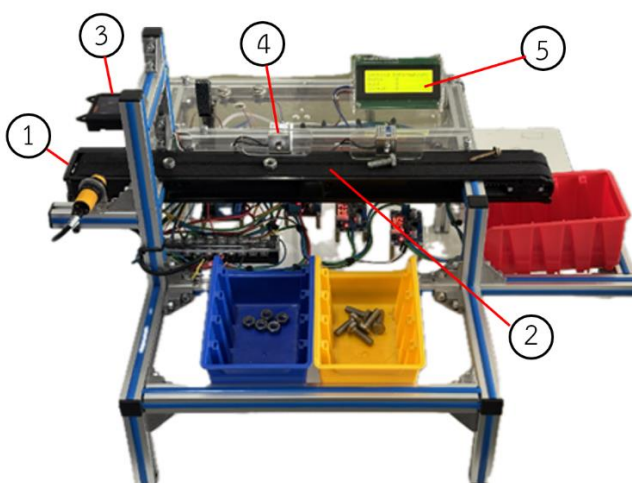
จากผลการจำแนกของแต่ละคลาส และสรุปเป็นค่าเฉลี่ยรวมของระบบ เพื่อใช้สะท้อนประสิทธิภาพโดยรวมของการจำแนกชิ้นงานทั้ง 3 ประเภท

4. วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาวิจัยเชิงทดลองที่มุ่งเน้นการออกแบบและพัฒนา ระบบต้นแบบสำหรับการแยกชิ้นงานขนาดเล็กโดยอัตโนมัติ ได้แก่ น็อตตัวเมีย (Nut) น็อตตัวผู้ (Bolt) และสกรู (Screw) โดยระบบประกอบด้วยกล้องอัจฉริยะ HuskyLens ร่วมกับบอร์ดควบคุม Arduino Uno ซึ่งทำหน้าที่ควบคุมกลไก การทำงานของระบบทั้งหมด กล้องจะตรวจจับและจำแนกประเภทของชิ้นงานที่ เคลื่อนผ่านสายพานลำเลียง จากนั้นส่งข้อมูลไปยัง Arduino เพื่อสั่งการให้กลไก แยกชิ้นงานขับเคลื่อนชิ้นงานเข้าสู่กล่องแยกตามประเภทโดยอัตโนมัติ พร้อมทั้ง แสดงจำนวนชิ้นงานที่แยกได้ในแต่ละประเภทผ่านหน้าจอ LCD ซึ่งรายละเอียด การดำเนินงานวิจัยแสดงได้ดังนี้

4.1 การออกแบบโครงสร้างต้นแบบและระบบการคัดแยกอัตโนมัติ

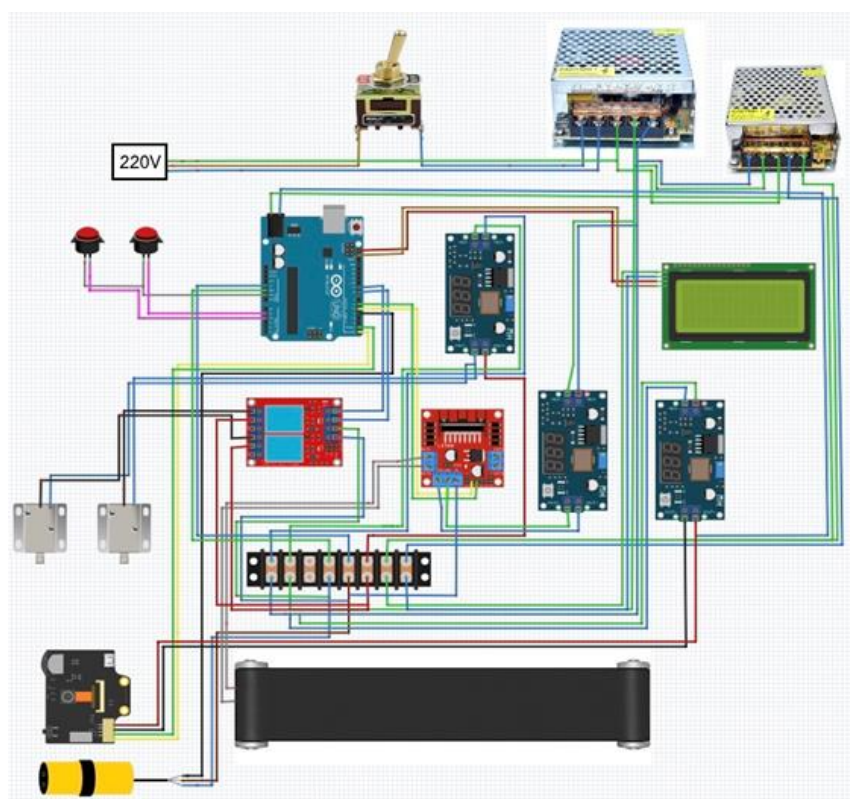
การออกแบบระบบต้นแบบสำหรับแยกชิ้นงานขนาดเล็กในงานวิจัยนี้มี จุดประสงค์เพื่อให้สามารถตรวจจับและแยกชิ้นงานประเภทต่าง ๆ ได้แก่ น็อตตัวเมีย (Nut) น็อตตัวผู้ (Bolt) และสกรู (Screw) ได้โดยอัตโนมัติ โดยอาศัยเทคโนโลยี การประมวลผลภาพและไมโครคอนโทรลเลอร์ควบคุมการทำงานร่วมกันอย่างเป็น ระบบ เพื่อให้กระบวนการทำงานมีความต่อเนื่อง ถูกต้อง แม่นยำ และสามารถแสดงผลได้แบบเรียลไทม์ ระบบต้นแบบที่พัฒนาขึ้นประกอบด้วยองค์ประกอบหลัก 5 ส่วน ดังแสดงในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ชุดต้นแบบแยกชิ้นงานขนาดเล็กอัตโนมัติ

ระบบต้นแบบสำหรับแยกชิ้นงานขนาดเล็กแบบอัตโนมัติที่พัฒนาขึ้นใน งานวิจัยนี้ประกอบด้วยองค์ประกอบหลัก 5 ส่วน ได้แก่ 1) ระบบป้อนชิ้นงาน (Feeding System) ทำหน้าที่ลำเลียงชิ้นงานเข้าสู่สายพานลำเลียง โดยอาศัย แรงโน้มถ่วงร่วมกับการควบคุมด้วยเซอร์โวมอเตอร์และเซนเซอร์ตรวจจับ 2) ระบบ สายพานลำเลียง (Conveyor System) ทำหน้าที่ลำเลียงชิ้นงานจากจุดเริ่มต้น ผ่านตำแหน่งตรวจจับของกล้องไปยังกลไกแยก โดยสามารถควบคุมความเร็วและ ทิศทางการเคลื่อนที่ของมอเตอร์ผ่านวงจรควบคุม เพื่อให้เหมาะสมต่อกระบวนการ

ตรวจจับและคัดแยกชิ้นงาน 3) ระบบตรวจจับวัตถุ (Vision System) ใช้กล้อง HuskyLens ในโหมดการรู้จำวัตถุ (Object Recognition) ซึ่งเป็นระบบปัญญาประดิษฐ์แบบฝังภายใน (Embedded AI) ที่ผู้ผลิตได้พัฒนาและติดตั้งไว้ล่วงหน้าในอุปกรณ์ ผู้ใช้สามารถสอนให้ระบบรู้จำวัตถุได้โดยการบันทึกตัวอย่างของชิ้นงานแต่ละประเภทจากหลายมุมมองและหลายตำแหน่งภายในขอบเขตการมองเห็นของกล้อง เพื่อให้ระบบเรียนรู้ลักษณะเด่นของวัตถุสำหรับการจำแนกในระดับการใช้งานจริง อย่างไรก็ตาม เนื่องจาก HuskyLens เป็นอุปกรณ์ที่มีสถาปัตยกรรมแบบปิด (Closed Architecture) ผู้ใช้จึงไม่สามารถเข้าถึงรายละเอียดเชิงลึกของแบบจำลองภายในได้ เช่น ชนิดของอัลกอริทึม โครงสร้างโมเดล พารามิเตอร์การฝึก หรือกระบวนการแบ่งข้อมูลภายในระบบออกเป็นชุดฝึก (Training Set) ชุดตรวจสอบความถูกต้อง (Validation Set) และชุดทดสอบ (Test Set) ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงประเมินประสิทธิภาพของ HuskyLens ในฐานะอุปกรณ์สำเร็จรูป โดยพิจารณาจากผลลัพธ์ของการตรวจจับ การจำแนก และการคัดแยกชิ้นงานภายใต้เงื่อนไขการทดลองที่กำหนด เมื่อกล้องตรวจพบวัตถุ ระบบจะส่งข้อมูลรหัสประเภทของวัตถุไปยังบอร์ด Arduino Uno ผ่านการสื่อสารแบบอนุกรม (Serial Communication) เพื่อนำไปใช้ในการสั่งงานกลไกคัดแยกโดยอัตโนมัติ 4) ระบบแยกวัตถุ (Sorting Mechanism) ควบคุมโดยบอร์ด Arduino Uno ซึ่งรับข้อมูลจากกล้องแล้วประมวลผลเพื่อตัดสินใจส่งคำสั่งไปยังโซลินอยด์สำหรับผลักชิ้นงานลงสู่ช่องแยกตามประเภทที่กำหนด และ 5) ระบบแสดงผล (Display System) ใช้จอ LCD ขนาด 20×4 ที่เชื่อมต่อผ่านบัส I2C เพื่อแสดงจำนวนและประเภทของชิ้นงานที่ถูกแยกได้แบบเรียลไทม์ ทั้งนี้ แผนผังการต่อวงจรของระบบต้นแบบสำหรับคัดแยกชิ้นงานแสดงดังรูปที่ 2

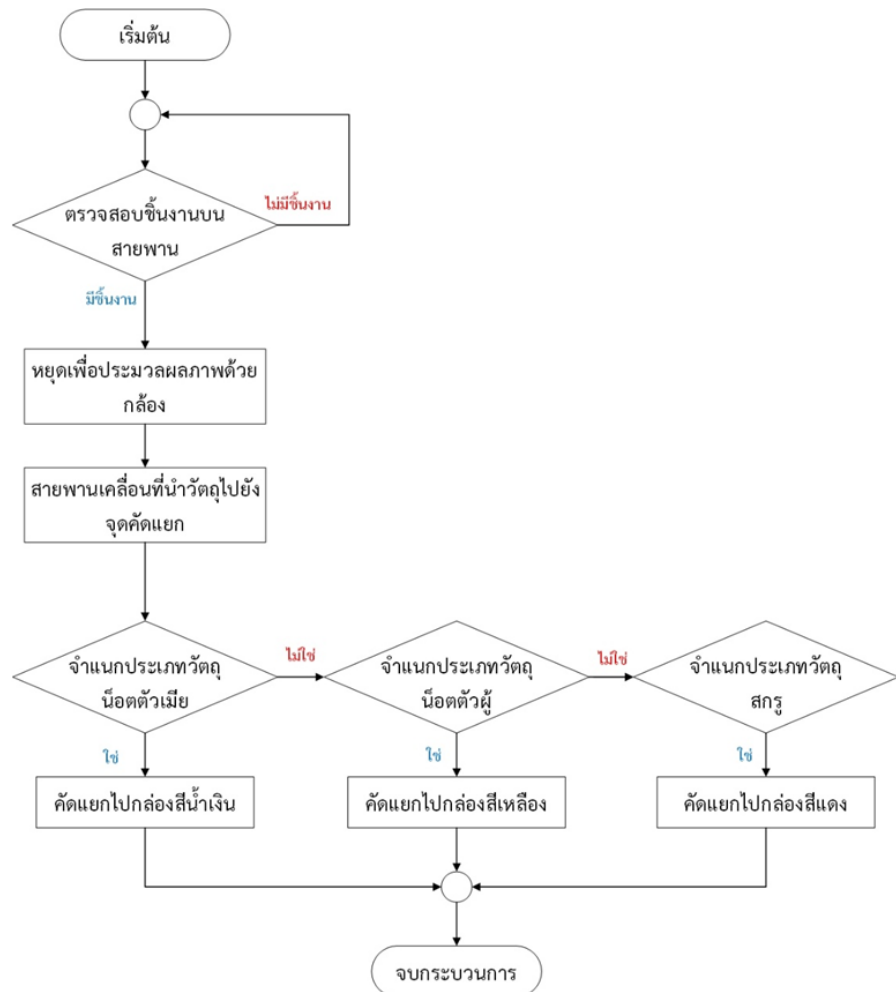


รูปที่ 2 แผนผังการต่อวงจรระบบต้นแบบสำหรับคัดแยกชิ้นงานแบบอัตโนมัติ

ระบบต้นแบบนี้ออกแบบให้สามารถใช้งานได้ทั้งในบริบทของการทดลองในห้องปฏิบัติการ และสามารถปรับขยายเป็นต้นแบบที่ใช้ในภาคอุตสาหกรรมขนาดเล็กได้อย่างยืดหยุ่น โดยเน้นโครงสร้างที่เรียบง่าย ต้นทุนต่ำ และสามารถพัฒนาเพิ่มเติมได้ในอนาคต

4.2 ขั้นตอนการทำงานของระบบการคัดแยกอัตโนมัติ

ระบบคัดแยกชิ้นงานอัตโนมัติที่พัฒนาขึ้นนี้ทำงานตามลำดับขั้นตอนที่วางไว้อย่างเป็นระบบ เพื่อให้สามารถแยกชิ้นงานประเภทน็อตตัวเมีย น็อตตัวผู้ และสกรูได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพ ดังแสดงขั้นตอนการทำงานในรูปที่ 3



รูปที่ 3 ลำดับการทำงานของระบบแยกชิ้นงาน

การทำงานเริ่มต้นจากการเปิดระบบซึ่งจะเข้าสู่โหมดเตรียมพร้อมทำงานโดยอัตโนมัติ จากนั้นชิ้นงานขนาดเล็กจะถูกป้อนเข้าสู่ระบบผ่านชุดป้อนชิ้นงานที่ออกแบบให้สามารถจ่ายวัตถุลงบนสายพานที่ละชิ้นอย่างสม่ำเสมอ เมื่อชิ้นงานเข้าสู่ตำแหน่งที่กล้องตรวจจับกล้อง HuskyLens ซึ่งฝังเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ภายในตัวจะทำการประมวลผลภาพเพื่อจำแนกประเภทของชิ้นงานโดยอาศัยลักษณะทางกายภาพด้านรูปทรงของวัตถุ หลังจากการจำแนกประเภทเสร็จสิ้นชิ้นงานจะถูกเคลื่อนผ่านสายพานไปยังตำแหน่งกลไกแยก ซึ่งควบคุมด้วยบอร์ดควบคุม Arduino Uno ที่

รับข้อมูลจากกล้องโดยตรง จากนั้นบอร์ดควบคุม Arduino จะส่งคำสั่งควบคุมไปยังโซลินอยด์เพื่อผลักชิ้นงานลงไปยังกล่องแยกที่กำหนดไว้ตามประเภท หากระบบตรวจพบว่าเป็น “น็อตตัวเมีย” จะสั่งให้ชิ้นงานตกลงในกล่องสีน้ำเงิน หากเป็น “น็อตตัวผู้” จะตกลงในกล่องสีเหลือง และหากเป็น “สกรู” จะตกลงในกล่องสีแดง พร้อมกันนี้ระบบจะแสดงผลการจำแนกและจำนวนชิ้นงานแต่ละประเภทผ่านจอ LCD แบบเรียลไทม์ เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถตรวจสอบผลการดำเนินงานได้อย่างต่อเนื่อง กระบวนการทั้งหมดจะทำงานซ้ำโดยอัตโนมัติสำหรับชิ้นงานถัดไปจนกว่าจะหยุดการทำงานของระบบ

4.3 การทดสอบประสิทธิภาพของระบบการคัดแยกอัตโนมัติ

การทดสอบระบบต้นแบบในงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินประสิทธิภาพและความแม่นยำในการจำแนกชิ้นงานขนาดเล็ก ได้แก่ น็อตตัวเมีย น็อตตัวผู้ และสกรู โดยได้จัดเตรียมชิ้นงานประเภทละ 100 ชิ้น รวมทั้งหมด 300 ชิ้น สำหรับใช้ในการทดลอง อุปกรณ์หลักที่ใช้ประกอบด้วยกล้องอัจฉริยะ HuskyLens ซึ่งทำหน้าที่ตรวจจับและจำแนกประเภทวัตถุ บอร์ดควบคุม Arduino Uno สำหรับสั่งงานกลไกโซลินอยด์ ชุดสายพานลำเลียงที่ใช้ลำเลียงชิ้นงาน และจอแสดงผล LCD สำหรับแสดงผลจำนวนและประเภทของชิ้นงานที่แยกได้ในแต่ละรอบการทำงาน การทดสอบระบบแบ่งออกเป็น 3 เชื้อไขหลัก ได้แก่ การทดสอบภายใต้ระยะการติดตั้งกล้องประมวลผล เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบในสภาวะทั่วไป การทดสอบในระยะที่แตกต่างกัน (40 50 60 70 และ 80 มิลลิเมตร) เพื่อศึกษาผลกระทบของระยะการติดตั้งต่อความแม่นยำในการตรวจจับ และการทดสอบที่ความเร็วสายพานแตกต่างกัน 3 ระดับ คือ ต่ำสุด ระดับปานกลาง และระดับสูงสุด (10 24 และ 33 มิลลิเมตรต่อวินาที)

5. ผลการวิจัยและการอภิปรายผล

จากการพัฒนาและติดตั้งระบบต้นแบบสำหรับการแยกชิ้นงานขนาดเล็กแบบอัตโนมัติ ได้ดำเนินการทดสอบประสิทธิภาพของระบบภายใต้เงื่อนไขปัจจัยแวดล้อมที่แตกต่างกัน ได้แก่ ระยะการติดตั้งกล้องประมวลผล และความเร็วของสายพานลำเลียง โดยวัดผลตอบสนองหลักสองประการ ได้แก่ จำนวนที่แยกถูกต้อง และความแม่นยำในการจำแนกชิ้นงาน (ร้อยละ) ข้อมูลที่ได้ถูกนำไปวิเคราะห์เพื่อศึกษาผลของแต่ละปัจจัย รวมถึงผลรวมของปัจจัยต่อประสิทธิภาพของระบบต้นแบบ โดยผลการทดลองแสดงไว้ในตารางที่ 1 ซึ่งแสดงผลของระยะการติดตั้งกล้องประมวลผลที่แตกต่างกันต่อความแม่นยำและเวลาเฉลี่ยในการจำแนกชิ้นงาน และตารางที่ 2 แสดงผลของความเร็วสายพานลำเลียงที่แตกต่างกันต่อประสิทธิภาพของระบบในการทำงานภายใต้เงื่อนไขที่มีความเร็วหลากหลาย ดังแสดงต่อไปนี้

จากผลการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของระบบแยกชิ้นงานขนาดเล็กแบบอัตโนมัติ ดังตารางที่ 1 โดยการปรับเปลี่ยนระยะการติดตั้งกล้อง HuskyLens ในการตรวจจับและจำแนกชิ้นงาน ได้แก่ ระยะ 40, 50, 60, 70 และ 80 มิลลิเมตร โดยทดสอบกับชิ้นงาน 3 ประเภท ได้แก่ น็อตตัวผู้ น็อตตัวเมีย และสกรู อย่างละ 100 ชิ้น พบว่า ระยะการติดตั้งกล้องมีผลต่อความแม่นยำของระบบอย่างชัดเจน ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า ระยะติดตั้งกล้องเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความแม่นยำของระบบคัดแยกอย่างชัดเจน โดยพบว่าระยะ 60 มิลลิเมตรให้ความแม่นยำสูงสุดที่ 100% ผลดังกล่าวสอดคล้องกับงานของ Asaduzzaman and Biswas (2023) และ Hao et al. (2023) ซึ่งรายงานว่า ระยะระหว่างกล้องกับวัตถุ รวมถึงคุณภาพของภาพ มีผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพการตรวจจับวัตถุ

ในการศึกษาครั้งนี้ ระยะ 60 มิลลิเมตร นับเป็นตำแหน่งที่เหมาะสมที่สุดสำหรับกล่อง HuskyLens เนื่องจากเป็นช่วงที่ระบบสามารถรักษาสมดุลระหว่างความคมชัดของภาพ ระยะโฟกัส และขอบเขตการมองเห็นได้อย่างเหมาะสม กล่าวคือ ชิ้นงานมีขนาดภาพใหญ่เพียงพอสำหรับการดึงลักษณะเด่นด้านรูปร่าง ขอบ และสัดส่วนของวัตถุ แต่ไม่ใหญ่จนเกินไปจนเกิดการสูญเสียข้อมูลบริเวณขอบภาพหรือความคลาดเคลื่อนจากมุมมองที่แคบเกินไป

ตารางที่ 1 ผลการทดลองภายใต้ระยะการติดตั้งกล่องที่แตกต่างกันเพื่อประเมินขีดความสามารถของระบบ

ระยะติดตั้งกล่อง (มิลลิเมตร)	ประเภทชิ้นงาน	จำนวนชิ้นงาน (ชิ้น)	จำนวนที่แยกถูกต้อง (ชิ้น)	ความแม่นยำระบบคัดแยก (เปอร์เซ็นต์, %)
40	น็อตตัวผู้	100	87	90.33
	น็อตตัวเมีย	100	100	
	สกรู	100	84	
50	น็อตตัวผู้	100	94	96.33
	น็อตตัวเมีย	100	99	
	สกรู	100	96	
60	น็อตตัวผู้	100	100	100.00
	น็อตตัวเมีย	100	100	
	สกรู	100	100	
70	น็อตตัวผู้	100	86	94.67
	น็อตตัวเมีย	100	100	
	สกรู	100	98	
80	น็อตตัวผู้	100	54	84.67
	น็อตตัวเมีย	100	100	
	สกรู	100	100	

ในทางตรงกันข้าม ระยะที่ใกล้เกินไป คือ 40 และ 50 มิลลิเมตร ทำให้ขอบเขตการมองเห็นลดลง ชิ้นงานบางส่วนอาจไม่ปรากฏอย่างครบถ้วนในภาพ หรือเกิดความไวต่อการวางตัวและการหมุนของชิ้นงานมากขึ้น ส่งผลให้ความแม่นยำลดลงเหลือ 90.33% และ 96.33% ตามลำดับ ขณะที่ระยะที่ไกลเกินไป คือ 70 และ 80 มิลลิเมตร ทำให้ภาพของชิ้นงานมีขนาดเล็กลงเมื่อเทียบกับพื้นที่ภาพทั้งหมด จำนวนพิกเซลที่แทนรายละเอียดของวัตถุจึงลดลง ส่งผลให้ระบบแยกแยะความแตกต่างระหว่างน็อตตัวผู้ น็อตตัวเมีย และสกรูได้ยากขึ้น และทำให้ความแม่นยำลดลงเป็น 94.67% และ 84.67% ตามลำดับ นอกจากนี้ ยังพบว่าน็อตตัวเมียมีความแม่นยำในการจำแนกสูงอย่างสม่ำเสมอในหลายเงื่อนไขของการทดลอง ซึ่งอาจอธิบายได้ว่า ชิ้นงานประเภทนี้มีลักษณะทางเรขาคณิตที่เด่นชัดและแตกต่างจากชิ้นงานประเภทอื่น โดยเฉพาะลักษณะช่องเปิดตรงกลางและรูปรองโดยรวมทั้งรูปร่างที่ค่อนข้างเฉพาะ ทำให้ระบบสามารถสกัดลักษณะเด่นและจำแนกได้ง่ายกว่าน็อตตัวผู้และสกรู ซึ่งอาจมีลักษณะภายนอกใกล้เคียงกันมากกว่าในบางมุมมอง ทั้งนี้ ความแม่นยำที่ลดลงในระยะติดตั้งที่มากเกินไปอาจเกิดจากภาพที่ได้มีรายละเอียดไม่เพียงพอสำหรับการวิเคราะห์และจำแนกวัตถุได้อย่างถูกต้อง

ในเชิงทฤษฎีผลการทดลองอธิบายได้ตามหลักการของการประมวลผลภาพ ซึ่งชี้ให้เห็นว่าคุณภาพของภาพนำเข้าเป็นปัจจัยพื้นฐานที่กำหนดประสิทธิภาพของการจำแนกวัตถุ หากภาพมีความคมชัด มีคอนทราสต์ที่เพียงพอ และสามารถคงรายละเอียดเชิงรูปร่างของวัตถุได้ครบถ้วน ความสามารถในการจำแนกย่อมมีแนวโน้มสูงขึ้น (Gonzalez & Woods, 2018; Sonka et al., 2014; Szeliski,

2022) โดยเฉพาะในกรณีของวัตถุขนาดเล็กระยะระหว่างกล้องกับวัตถุมีผลโดยตรงต่อขนาดของวัตถุในภาพ จำนวนพิกเซลที่ใช้แทนวัตถุ และความสมบูรณ์ของลักษณะเด่นที่ใช้ในการตรวจจับ ซึ่งล้วนเป็นปัจจัยสำคัญต่อประสิทธิภาพของระบบ รู้จำ (Hao et al., 2022; Ren et al., 2018) ดังนั้น การกำหนดระยะติดตั้งกล้องที่เหมาะสมจึงมีบทบาทสำคัญทั้งในด้านคุณภาพของภาพและความแม่นยำของอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกวัตถุ

ตารางที่ 2 ผลการทดลองภายใต้ความเร็วสายพานลำเลียงที่แตกต่างกันเพื่อประเมินขีดความสามารถของระบบ

ความเร็วสายพาน (มม./วินาที)	ประเภทชิ้นงาน	จำนวนชิ้นงาน (ชิ้น)	จำนวนที่แยกถูกต้อง (ชิ้น)	ความแม่นยำระบบคัดแยก (เปอร์เซ็นต์, %)
10	น็อตตัวผู้	100	92	96.00
	น็อตตัวเมีย	100	100	
	สกรู	100	96	
24	น็อตตัวผู้	100	94	96.33
	น็อตตัวเมีย	100	100	
	สกรู	100	95	
33	น็อตตัวผู้	100	96	97.00
	น็อตตัวเมีย	100	100	
	สกรู	100	95	

จากผลการทดสอบประสิทธิภาพระบบแยกชิ้นงานขนาดเล็กแบบอัตโนมัติภายใต้ความเร็วสายพานลำเลียงที่แตกต่างกัน ได้แก่ 10, 24 และ 33 มิลลิเมตรต่อวินาที โดยใช้ชิ้นงาน 3 ประเภท ได้แก่ น็อตตัวผู้ น็อตตัวเมีย และสกรู อย่างละ 100 ชิ้น ดังตารางที่ 2 พบว่า ความเร็วของสายพานลำเลียงมีผลกระทบต่อความแม่นยำในการจำแนกชิ้นงานของระบบเช่นเดียวกัน จากผลการทดสอบพบว่า ความเร็วสายพานลำเลียงที่ 33 มิลลิเมตรต่อวินาทีให้ประสิทธิภาพดีที่สุด โดยระบบมีความแม่นยำในการจำแนกชิ้นงานสูงสุดร้อยละ 97.00 รองลงมาคือความเร็ว 24 มิลลิเมตรต่อวินาที ซึ่งให้ความแม่นยำร้อยละ 96.33 และความเร็ว 10 มิลลิเมตรต่อวินาที ซึ่งให้ความแม่นยำต่ำที่สุดร้อยละ 96.00 ผลการทดลองดังกล่าวสะท้อนให้เห็นว่า ความเร็ว 33 มิลลิเมตรต่อวินาทีเป็นระดับที่เหมาะสมต่อการทำงานร่วมกันของระบบ ทั้งในด้านการรับภาพ การประมวลผลข้อมูล และการส่งงานกลไกคัดแยก ส่งผลให้การเคลื่อนที่ของชิ้นงานบนสายพานเป็นไปอย่างต่อเนื่องและช่วยลดความคลาดเคลื่อนในการตัดสินใจของระบบได้ ผลที่ได้สอดคล้องกับแนวคิดของ Zhou et al. (2025) ซึ่งเสนอว่าประสิทธิภาพของระบบอัตโนมัติที่อาศัยการมองเห็นเป็นองค์ประกอบสำคัญนั้นขึ้นอยู่กับกำหนัดและปรับค่าพารามิเตอร์การทำงานของระบบให้เหมาะสม ในเชิงวิศวกรรมความเร็วสายพานลำเลียงมีผลโดยตรงต่อระยะเวลาที่ชิ้นงานอยู่ในขอบเขตการมองเห็นของกล้อง ความสามารถของระบบในการประมวลผลข้อมูล และจังหวะการส่งงานของกลไกคัดแยก หากสายพานเคลื่อนที่ช้าเกินไป แม้ว่าจะมีเวลามากขึ้นในการตรวจจับและจำแนกวัตถุ แต่กำลังการผลิตโดยรวมของระบบจะลดลง ซึ่งอาจไม่เหมาะสมต่อการประยุกต์ใช้ในงานที่ต้องการความต่อเนื่องของกระบวนการผลิต ในทางตรงกันข้าม หากสายพานเคลื่อนที่เร็วเกินไป เวลาที่ชิ้นงานอยู่ในบริเวณตรวจจับจะสั้นลง ทำให้การรับภาพและการประมวลผลต้องดำเนินการภายในช่วงเวลาที่จำกัดมากขึ้น อันอาจนำไปสู่ความคลาดเคลื่อนในการจำแนกวัตถุ รวมถึงความเป็นไปได้ของการเกิดภาพเบลอจากการเคลื่อนที่ และการตอบสนองของกลไกแยกที่ไม่ทันต่อการเคลื่อนที่ของชิ้นงาน ดังนั้น ความเร็ว

33 มิลลิเมตรต่อวินาทีจึงสามารถพิจารณาได้ว่าเป็นระดับที่เหมาะสมสำหรับการทำงานร่วมกันของระบบตรวจจับ ระบบควบคุม และกลไกคัดแยกในงานวิจัยนี้

ในการพัฒนาระบบอัตโนมัติสำหรับการคัดแยกวัตถุขนาดเล็ก ความแม่นยำและประสิทธิภาพในการตรวจจับเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลโดยตรงต่อการประยุกต์ใช้ในภาคอุตสาหกรรม งานวิจัยนี้จึงได้ดำเนินการทดสอบระบบคัดแยกชิ้นงานภายใต้เงื่อนไขที่เหมาะสมที่สุดจากการศึกษาเบื้องต้น ได้แก่ ความเร็วสายพานลำเลียง 33 มิลลิเมตรต่อวินาที และระยะติดตั้งกล้อง HuskyLens ที่ 60 มิลลิเมตร เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบในการคัดแยกชิ้นงานด้วยความแม่นยำสูงสุด รายละเอียดผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 3 ค่าความแม่นยำที่แสดงในตารางที่ 2 เป็นผลการประเมินผลกระทบของความเร็วสายพานลำเลียงภายใต้เงื่อนไขการทดลองเฉพาะด้านความเร็ว โดยพิจารณาผลของตัวแปรนี้เป็นหลัก ขณะที่ผลการทดลองในตารางที่ 3 และตารางที่ 4 เป็นการประเมินระบบภายใต้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมร่วมกันทั้งระยะติดตั้งกล้องและความเร็วสายพานลำเลียง ดังนั้นเมื่อมีการปรับตั้งทุกองค์ประกอบให้อยู่ในสภาวะที่เหมาะสม ระบบจึงสามารถจำแนกและคัดแยกชิ้นงานได้ถูกต้องครบถ้วนร้อยละ 100

ตารางที่ 3 ผลการทดสอบความแม่นยำของระบบคัดแยกชิ้นงานภายใต้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

ประเภทชิ้นงาน	จำนวนชิ้นงาน (ชิ้น)	จำนวนที่แยกถูกต้อง (ชิ้น)	ความแม่นยำระบบคัดแยก (เปอร์เซ็นต์, %)
น็อตตัวผู้	100	100	100
น็อตตัวเมีย	100	100	100
สกรู	100	100	100

ในการทดสอบประสิทธิภาพของระบบคัดแยกวัตถุอัตโนมัติได้กำหนดเงื่อนไขการทำงานที่ความเร็วสายพานลำเลียง 33 มิลลิเมตรต่อวินาที และระยะติดตั้งกล้อง HuskyLens ที่ 60 มิลลิเมตร โดยใช้ชิ้นงาน 3 ประเภท ได้แก่ น็อตตัวผู้ น็อตตัวเมีย และสกรู ประเภทละ 100 ชิ้น รวม 300 ชิ้น ผลการทดลองพบว่า ระบบสามารถคัดแยกชิ้นงานได้ถูกต้องครบถ้วนคิดเป็นร้อยละ 100 ภายใต้เงื่อนไขดังกล่าว สะท้อนให้เห็นว่าการกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสมมีผลโดยตรงต่อความแม่นยำและประสิทธิภาพของระบบคัดแยกอัตโนมัติ ทั้งนี้ ผลการศึกษาสามารถใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการพัฒนาระบบสำหรับการประยุกต์ใช้ในภาคอุตสาหกรรมได้ อย่างไรก็ตาม ระบบต้นแบบยังมีข้อจำกัดเมื่อนำไปใช้งานในสภาพแวดล้อมจริงที่แตกต่างจากห้องปฏิบัติการ เนื่องจากปัจจัย เช่น ความเข้มแสง มุมตกกระทบของแสง เงา แสงสะท้อน สีพื้นหลัง และความคล้ายคลึงของชิ้นงาน อาจส่งผลต่อคุณภาพของภาพและความแม่นยำในการจำแนกวัตถุ ดังนั้น จึงควรมีการทดสอบเพิ่มเติมภายใต้สภาพแวดล้อมที่หลากหลาย พร้อมทั้งพัฒนาระบบแสงสว่าง พื้นหลัง และอัลกอริทึมการตรวจจับ เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือและศักยภาพในการใช้งานจริงของระบบในอนาคต

เพื่อยืนยันประสิทธิภาพของระบบคัดแยกชิ้นงานภายใต้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ผู้วิจัยได้ประเมินผลการทำงานของระบบด้วยตัวชี้วัดด้านการจำแนก ได้แก่ ความถูกต้อง (Accuracy) ความแม่นยำ (Precision) ความครบถ้วนในการตรวจพบ (Recall) และค่าเอฟวันสกอร์ (F1-score) โดยคำนวณจากผลการจำแนกของแต่ละคลาส และสรุปเป็นค่าเฉลี่ยรวมของระบบ ดังแสดงในตารางที่ 4 นอกจากนี้ เพื่อให้เห็นรายละเอียดของผลการจำแนกในแต่ละประเภทของชิ้นงานอย่างชัดเจนยิ่งขึ้น จึงได้นำเสนอเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ดังแสดงในตารางที่ 5

ตารางที่ 4 ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบคัดแยกชิ้นงาน

ตัวชี้วัด	ผลการประเมิน (ร้อยละ)
ความถูกต้อง (Accuracy)	100
ความแม่นยำ (Precision)	100
ความครบถ้วนในการตรวจพบ (Recall)	100
ค่าเอฟวันสกอร์ (F1-score)	100

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินสมรรถนะของระบบต้นแบบภายใต้เงื่อนไขการทำงานที่กำหนดไว้ โดยนำเสนอผลในรูปของตัวชี้วัดมาตรฐานสำหรับงานจำแนกวัตถุ ได้แก่ ความถูกต้อง (Accuracy) ความแม่นยำ (Precision) ความครบถ้วนในการตรวจพบ (Recall) และค่าเอฟวันสกอร์ (F1-score) จากผลการประเมินในตารางที่ 4 พบว่า ตัวชี้วัดทั้ง 4 รายการมีค่าเท่ากับร้อยละ 100 ซึ่งคำนวณจากผลการทดสอบชิ้นงานรวม 300 ชิ้น ภายใต้เงื่อนไขที่เหมาะสมที่สุด และระบบสามารถจำแนกชิ้นงานทั้ง 3 ประเภทได้ถูกต้องครบถ้วนทุกชิ้น สะท้อนให้เห็นว่าระบบมีสมรรถนะสูงทั้งในด้านความถูกต้องของการทำนายและความครบถ้วนของการตรวจจับภายใต้เงื่อนไขการทดลองที่กำหนด อย่างไรก็ตาม ผลการประเมินดังกล่าวเป็นผลจากการทดลองในห้องปฏิบัติการที่มีการควบคุมปัจจัยสำคัญให้คงที่ ได้แก่ ระยะติดตั้งกล้อง ความเร็วสายพานลำเลียง สภาพแสง และพื้นหลังของบริเวณตรวจจับ จึงสะท้อนสมรรถนะของระบบภายใต้เงื่อนไขเฉพาะเป็นหลัก และยังไม่อาจสรุปได้ว่าจะรักษาระดับประสิทธิภาพเดียวกันได้ในทุกสภาพแวดล้อมการใช้งานจริง เนื่องจากปัจจัยแวดล้อม เช่น ความเข้มแสง มุมตกกระทบของแสง เงา แสงสะท้อน ลักษณะฉากหลัง รวมถึงตำแหน่งและการวางตัวของชิ้นงาน อาจส่งผลกระทบต่อคุณภาพของภาพและความแม่นยำในการจำแนก ดังนั้น ควรมีการประเมินเพิ่มเติมภายใต้สภาวะที่หลากหลายและใกล้เคียงการใช้งานจริงมากขึ้น เพื่อยืนยันความน่าเชื่อถือและขยายขอบเขตการประยุกต์ใช้ของระบบในอนาคต

นอกจากนี้ การประเมินประสิทธิภาพของระบบในงานวิจัยนี้ดำเนินการกับชิ้นงานรวมจำนวน 300 ชิ้น ภายใต้เงื่อนไขการทดลองที่กำหนด ดังนั้น การนำผลไปอ้างอิงในระดับอุตสาหกรรมควรมีการทดสอบเพิ่มเติมกับจำนวนตัวอย่างที่มากขึ้น รวมถึงชิ้นงานที่มีความหลากหลายด้านขนาด รูปร่าง และลักษณะพื้นผิว เพื่อยืนยันความสามารถในการทำงานของระบบในสถานการณ์ที่ใกล้เคียงการใช้งานจริง ทั้งนี้ งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการประเมินสมรรถนะของระบบต้นแบบมากกว่าการเปรียบเทียบความแตกต่างเชิงสถิติระหว่างกลุ่มทดลองหรือระหว่างแบบจำลองหลายรูปแบบ จึงไม่ได้ใช้การทดสอบนัยสำคัญทางสถิติในการวิเคราะห์ผล แต่เน้นการอธิบายประสิทธิภาพของระบบจากผลการคัดแยกที่เกิดขึ้นจริงภายใต้เงื่อนไขการทดลองที่กำหนด

ตารางที่ 5 เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ของระบบคัดแยกชิ้นงาน

		ค่าที่ทำนาย (Predicted Label)		
		น็อตตัวผู้	น็อตตัวเมีย	สกรู
ค่าจริง (Actual Label)	น็อตตัวผู้	100	0	0
	น็อตตัวเมีย	0	100	0
	สกรู	0	0	100

ตารางที่ 5 แสดงเมทริกซ์ความสับสนของผลการจำแนกชิ้นงาน 3 ประเภท ได้แก่ นี้อตตัวผู้ นี้อตตัวเมีย และสกรู ภายใต้เงื่อนไขที่เหมาะสมที่สุดของระบบ ผลการทดลองพบว่า ค่าบนแนวทแยงหลักมีค่าเท่ากับ 100 ในทุกประเภท ขณะที่ค่าบนนอกแนวทแยงมีค่าเท่ากับ 0 ทั้งหมด สะท้อนให้เห็นว่าระบบสามารถจำแนกชิ้นงานได้ถูกต้องครบถ้วน และไม่เกิดการจำแนกผิดพลาดระหว่างคลาส ผลลัพธ์ดังกล่าวบ่งชี้ว่า ภายใต้เงื่อนไขการทดลองที่กำหนด ระบบไม่ปรากฏทั้งความคลาดเคลื่อนจากการทำนายเกิน (False Positive) และความคลาดเคลื่อนจากการตรวจไม่พบ (False Negative) ในทุกประเภทของชิ้นงาน จึงสอดคล้องกับผลการประเมินในตารางที่ 4 ซึ่งพบว่า Accuracy, Precision, Recall และ F1-score มีค่าเท่ากับ ร้อยละ 100 ทั้งหมด

6. บทสรุป

งานวิจัยนี้มุ่งออกแบบและพัฒนาระบบต้นแบบสำหรับการแยกชิ้นงานขนาดเล็กแบบอัตโนมัติ โดยประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพร่วมกับกล้องอัจฉริยะ HuskyLens และบอร์ดควบคุม Arduino Uno เพื่อใช้ในการตรวจจับ จำแนก และคัดแยกชิ้นงาน 3 ประเภท ได้แก่ นี้อตตัวผู้ นี้อตตัวเมีย และสกรู ภายใต้แนวคิดการพัฒนาระบบที่มีโครงสร้างไม่ซับซ้อน ต้นทุนต่ำ และสามารถประยุกต์ใช้ได้ทั้งในบริบทของอุตสาหกรรมขนาดเล็กและการจัดการเรียนการสอนด้านวิศวกรรม ผลการทดสอบภายใต้เงื่อนไขของระยะติดตั้งกล้อง 40–80 มิลลิเมตร และความเร็วสายพานลำเลียง 10–33 มิลลิเมตรต่อวินาที แสดงให้เห็นว่า ระยะติดตั้งกล้องที่ 60 มิลลิเมตร และความเร็วสายพานลำเลียงที่ 33 มิลลิเมตรต่อวินาที เป็นเงื่อนไขที่เหมาะสมที่สุดสำหรับระบบต้นแบบที่พัฒนาขึ้น โดยสามารถจำแนกและคัดแยกชิ้นงานได้ถูกต้องครบถ้วนร้อยละ 100 ภายใต้เงื่อนไขการทดลองที่กำหนด นอกจากนี้ ผลการประเมินด้วยตัวชี้วัดด้านการจำแนก ได้แก่ Accuracy, Precision, Recall และ F1-score ยังมีค่าเท่ากับร้อยละ 100 ทุกตัวชี้วัด ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงประสิทธิภาพของระบบทั้งในด้านความถูกต้องของการทำนาย ความครบถ้วนในการตรวจพบ และความสมดุลของผลการจำแนกโดยรวม เมื่อพิจารณาร่วมกับเมทริกซ์ความสับสนของผลการจำแนกชิ้นงาน พบว่า ค่าบนแนวทแยงหลักมีค่าเท่ากับ 100 ทุกประเภท และค่าบนนอกแนวทแยงมีค่าเท่ากับ 0 ทั้งหมด แสดงให้เห็นว่าระบบสามารถจำแนกชิ้นงานทั้งนี้อตตัวผู้ นี้อตตัวเมีย และสกรูได้อย่างถูกต้องครบถ้วนโดยไม่เกิดการจำแนกผิดพลาด

ข้อค้นพบจากการศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่าประสิทธิภาพของระบบคัดแยกอัตโนมัติไม่ได้ขึ้นอยู่กับความสามารถของอุปกรณ์ตรวจจับเพียงอย่างเดียว หากแต่ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของพารามิเตอร์การทำงานของระบบร่วมด้วย โดยเฉพาะระยะติดตั้งกล้องและความเร็วสายพานลำเลียง ซึ่งมีผลโดยตรงต่อคุณภาพของภาพความสามารถในการสกัดลักษณะเด่นของวัตถุ ตลอดจนความสอดคล้องของจังหวะการทำงานระหว่างระบบตรวจจับ ระบบควบคุม และกลไกคัดแยก ผลการวิจัยจึงสนับสนุนแนวคิดว่าการออกแบบระบบอัตโนมัติที่มีประสิทธิภาพจำเป็นต้องคำนึงถึงทั้งการเลือกใช้อุปกรณ์และการปรับตั้งพารามิเตอร์เชิงกายภาพให้เหมาะสมกับลักษณะของชิ้นงานและเงื่อนไขการใช้งานจริง ดังนั้น งานวิจัยในอนาคตควรขยายการทดสอบไปยังสภาพแวดล้อมที่ใกล้เคียงการใช้งานจริงมากขึ้น รวมถึงพัฒนาแบบจำลองการตรวจจับให้รองรับความหลากหลายของชิ้นงานและเชื่อมต่อกับแพลตฟอร์ม IoT เพื่อเพิ่มศักยภาพในการใช้งานอุตสาหกรรม

7. กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบพระคุณ สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์และหุ่นยนต์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์และนวัตกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลตะวันออก และภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ และสาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี ที่ให้การสนับสนุนด้านทรัพยากรและสถานที่ในการดำเนินการวิจัย ตลอดจนการส่งเสริมองค์ความรู้และทักษะที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีระบบอัตโนมัติและการประมวลผลภาพ รวมทั้งผู้เกี่ยวข้องทุกท่านที่มีส่วนช่วยเหลือและสนับสนุนให้การดำเนินงานวิจัยครั้งนี้สำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ ผู้วิจัยขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูงมา ณ โอกาสนี้

8. เอกสารอ้างอิง

- Al Hinai, R., Abdelhamied, F., & Al Hinai, S. (2019). Image processing based automatic color object sorting using PLC system. *International Journal of Electrical and Electronics Research*, 7(2), 50–62.
- Asaduzzaman, M., & Biswas, T. (2023). Implementation of an object tracking system using Arduino and Huskylens camera. *International Journal of Science and Research*, 12(4), 1135–1139.
- Bhuyan, M. K. (2020). *Computer vision and image processing: Fundamentals and applications*. CRC Press.
- Dhanush, G., Khatri, N., Kumar, S., & Shukla, P. K. (2023). A comprehensive review of machine vision systems and artificial intelligence algorithms for the detection and harvesting of agricultural produce. *Scientific African*, 21, e01798. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2023.e01798>.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing* (4th ed.). Pearson.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Hao, Y., Pei, H., Lyu, Y., Yuan, Z., Rizzo, J.-R., Wang, Y., & Fang, Y. (2022). Understanding the Impact of Image Quality and Distance of Objects to Object Detection Performance. In *2023 IEEE/RSJ international conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (pp. 11436–11442). IEEE. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.08237>
- Kosiyannurak, K., Singsri, P., Seangsri, S., & Prompt, S. (2023). Comparison of object detection technique for applications in ETAT automation training set. In *2023 7th International Conference on Information Technology (InCIT)* (pp. 11–16). IEEE. doi: 10.1109/InCIT60207.2023.10413141.
- Liu, J.-A., Lin, W.-L., Hong, W.-C., Chen, L.-S., & Chen, T.-S. (2024). An Egg Sorting System Combining Egg Recognition Model and Smart Egg Tray. In: *International Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence*. Springer Nature Singapore, Singapore, 105–115. https://doi.org/10.1007/978-981-97-1714-9_9.

- Ma, J., Ding, Y., Cheng, J., Tan, Y., Gan, V., & Zhang, J. (2019). Analyzing the Leading Causes of Traffic Fatalities Using XGBoost and Grid-Based Analysis: A City Management Perspective. *IEEE Access*, PP, 1-1. doi:10.1109/ACCESS.2019.2946401
- Okinda, C., Sun, Y., Nyalala, I., Korohou, T., Opiyo, S., Wang, J., & Shen, M. (2020). Egg volume estimation based on image processing and computer vision. *Journal of Food Engineering*, 283, 110041. doi:https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2020.110041
- Payakthong, S., Maithomklang, S. & Deewanichsakul, S. (2025). Development of a machine vision system for damage detection in hexagon nuts sorting machine. *TEM Journal*, 14(3), 1992–2002. doi:10.18421/TEM143-08
- Powers, D. (2011). Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation. *Journal of Machine Learning Technologies*, 2(1), 37-63.
- Ren, Y., Zhu, C., & Xiao, S. (2018). Small Object Detection in Optical Remote Sensing Images via Modified Faster R-CNN. *Applied Sciences*, 8(5), 813. https://doi.org/10.3390/app8050813
- Sonka, M., Hlavac, V., & Boyle, R. (2014). *Image processing, analysis, and machine vision* (4th ed.). Cengage Learning
- Srinivasan, S., Manoharan, L., Arikesh, A., Rani, G. V., & Devi, R. S. (2024). Object identification robotic arm using image processing. In I. Thirunavukkarasu & R. Kumar (Eds.), *Control and information sciences* (Lecture Notes in Electrical Engineering, Vol. 1236, pp. 375–387). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-97-5866-1_27
- Zhou, H., Wolfschlaeger, D., Florides, C., Werheid, J., Behnen, H., Woltersmann, J.-H., Pinto T.C. Kemmerling M., Abdelrazeq A. & Schmitt R. H. (2025). Generative AI in industrial machine vision: a review. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 37, 1 - 24. doi:10.1007/s10845-025-02604-6