

การออกแบบและพัฒนาระบบตรวจสอบชิ้นงานด้วยหลักการปัญญาประดิษฐ์

บนแพลตฟอร์ม CiRA CORE

Design and Development of a Workpiece Inspection System Using Artificial Intelligence on the CiRA CORE Platform

กรัณท์กมล ภูครองหิน^{1*} ปรีชา สมหวัง² เด่น คอกพิมาย³ กฤษฎา ทาสันเทียะ⁴

Kankamon Phookronghin^{1*} Preecha Somwang² Den Kogphimai³ and Kritsada Tasuntia⁴

^{1*,2,3,4} สาขาวิชาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน

ถนนสุรนารายณ์ ตำบลในเมือง อำเภอเมืองนครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมา 30000

^{1*,2,3,4} Mechatronics Engineering, Faculty of Engineering and Technology, Rajamangala University of Technology Isan, Suranarai Road, Nai Mueang Subdistrict, Mueang Nakhon Ratchasima District, Nakhon Ratchasima Province, 30000

*Corresponding author. E-mail: krankamon.ph@rmuti.ac.th

Received:

December 16, 2025

Revised:

December 28, 2025

Accepted:

December 28, 2025

Available online:

December 29, 2025

บทคัดย่อ

การวิจัยในครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างชุดฝึกการตรวจนับจำนวนชุดชิ้นงานแบบอัตโนมัติบนสายพานลำเลียงด้วยเทคนิคประมวลผลภาพดิจิทัลด้วยกล้อง โดยใช้โปรแกรม CiRA CORE ในการออกแบบและใช้แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการตรวจนับชิ้นงานรับสัญญาณภาพด้วยกล้อง และทำการทดสอบการตรวจนับชิ้นงานโดยมีรูปแบบการตรวจนับทั้งหมด 3 รูปแบบ คือ Bolt, Nut และ Washer จากผลการทดสอบพบว่าในกรณีที่วางชิ้นงานตามปกติ โมเดลสามารถตรวจนับชิ้นงานได้ 100 เปอร์เซ็นต์ แต่ในกรณีที่ 2 ที่ชิ้นงานวางทับซ้อนกันโมเดลไม่สามารถตรวจนับชิ้นงานได้ 100 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งมีความแม่นยำตามจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนที่ทำการฝึกสอนหากมีชุดข้อมูลฝึกสอนมากจะทำให้มีความแม่นยำมากขึ้น

คำสำคัญ: ปัญญาประดิษฐ์ ระบบตรวจนับวัตถุ ซีราคอร์

Abstract

The purposes of this study to develop an automated work piece detection system on a conveyor belt using digital image processing techniques with a camera, fulfilling specific

operational conditions. The system design was implemented using the CiRA CORE software, and artificial intelligence (AI) was utilized for object detection. The camera captures image signals, and the system is tested for detecting three types of work pieces: Bolt, Nut, and Washer test results showed that when the work pieces were placed normally, the model achieved a 100% detection rate. However, in cases where work pieces were stacked or overlapped, the model was unable to detect them with 100% accuracy. The detection accuracy is directly correlated with the amount of training data; a larger dataset improves the model's precision.

Keywords: Artificial Intelligence (AI), Detection system, CiRA CORE

1. บทนำ

ในปัจจุบันกระบวนการผลิตของโรงงานอุตสาหกรรม ไม่ว่าจะเป็นอุตสาหกรรมยานยนต์ อุตสาหกรรมอาหาร หรืออุตสาหกรรมแปรรูปต่าง ๆ ต่างให้ความสำคัญกับการเพิ่มประสิทธิภาพและความแม่นยำในสายการผลิตมากขึ้น จึงมีการนำเทคโนโลยี การประมวลผลภาพ (Image Processing) และระบบอัตโนมัติเข้ามาใช้เพื่อช่วยตรวจสอบคุณภาพชิ้นงาน ลดจำนวนบุคลากร ลดข้อผิดพลาดจากความเหนื่อยล้าของมนุษย์ รวมถึงช่วยเพิ่มความสม่ำเสมอของผลิตภัณฑ์ อย่างไรก็ตาม ในอดีตการประมวลผลภาพยังเป็นเรื่องที่ยังยากเนื่องจากข้อจำกัดทางเทคโนโลยีด้านความเร็วในการประมวลผลของคอมพิวเตอร์ ไมโครคอนโทรลเลอร์ [1] และความสามารถของกล้องดิจิทัล ทำให้การพัฒนาและใช้งานระบบตรวจสอบภาพยังทำได้ยากและมีความซับซ้อนสูง ด้วยพัฒนาการทางเทคโนโลยีระดับโลก โดยเฉพาะปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) [2-4] ที่กลายเป็นปัจจัยสำคัญด้านเศรษฐกิจและการแข่งขันระหว่างประเทศ ทำให้ระบบ AI มีบทบาทอย่างกว้างขวางมากขึ้น [5] ประเทศใดที่สามารถพัฒนาเทคโนโลยีนี้ได้ด้วยตนเองก็ย่อมมีความได้เปรียบเชิงยุทธศาสตร์ และลดการพึ่งพาเทคโนโลยีจากบริษัทต่างชาติ ประเทศไทยได้มีการพัฒนาสาระสำคัญด้าน AI อย่างจริงจัง โดยหนึ่งในโครงการที่โดดเด่นคือ CiRA CORE ซึ่งเป็นแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์สัญชาติไทย [6-7] พัฒนาโดยความร่วมมือระหว่างสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง มหาวิทยาลัยขอนแก่น และมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ หลังจากกระแสการเติบโตของ Deep Learning ตั้งแต่ปี 2010 ทำให้ความต้องการใช้งาน AI เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง [8] จนเกิดการพัฒนาแพลตฟอร์ม CiRA CORE ที่สมบูรณ์และถูกนำไปใช้งานจริงในภาคอุตสาหกรรมแล้วในปัจจุบัน [9-13]

ด้วยบริบทดังกล่าวผู้วิจัยจึงได้พัฒนาแนวคิดในการสร้างระบบตรวจสอบชิ้นงานด้วยปัญญาประดิษฐ์บนแพลตฟอร์ม CiRA CORE เพื่อใช้เป็นต้นแบบการเรียนรู้และทดสอบระบบ AI ในงานตรวจสอบชิ้นงานอุตสาหกรรม โดยออกแบบให้ระบบสามารถจำลองการตรวจจับและนับจำนวนชิ้นงานที่เคลื่อนที่บนสายพานลำเลียง จากการรับภาพดิจิทัลด้วยกล้อง [14] จากนั้นประมวลผล [15] เพื่อระบุชิ้นงานและแสดงผลการนับตามต้องการ

2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

- 2.1 เพื่อสร้างระบบจำลองการตรวจสอบชิ้นงานบนสายพานลำเลียงด้วยโปรแกรม CiRA CORE
- 2.2 เพื่อทดสอบประสิทธิภาพระบบจำลองการตรวจสอบชิ้นงาน

3. ทฤษฎีเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงกระบวนการตรวจจับชิ้นงานบนสายพานลำเลียงด้วยเทคนิคการประมวลผลภาพดิจิทัลพร้อมกับปัญญาประดิษฐ์มีดังนี้

3.1 แพลตฟอร์ม CiRA CORE คือโปรแกรมที่ใช้ร่วมกับระบบตรวจวัดด้วยภาพนั้นมีอยู่หลายรูปแบบ ทั้งแบบที่มีโปรแกรมสำเร็จรูปที่พัฒนาโดยบริษัทที่ขายระบบวัดด้วยภาพซึ่งมีราคาสูงและแบบโปรแกรมที่สามารถพัฒนารูปแบบของการใช้งานได้เองอย่างเช่น โปรแกรมที่มีลิขสิทธิ์ เช่น CiRA CORE และ MATLAB หรือโปรแกรมที่ไม่มีลิขสิทธิ์ เช่น Open CV (Open source computer vision), C , Python เป็นต้น โปรแกรมเหล่านี้สามารถพัฒนาให้เหมาะสมตามลักษณะงานที่ต้องการ แต่ผู้พัฒนาจำเป็นต้องมีความรู้พื้นฐานของแต่ละโปรแกรมจึงจะสามารถเขียนใช้งานแต่ละโปรแกรมได้โปรแกรมแต่ละตัวจะมีไอบารีที่มีฟังก์ชันสำหรับการวิเคราะห์และมีการสอบเทียบเกี่ยวกับระบบภาพจึงทำให้การใช้งานสะดวกมากยิ่งขึ้น งานวิจัยนี้จะใช้โปรแกรม CiRA CORE ในการพัฒนาโปรแกรมใช้งานร่วมกับชุดต้นแบบการตรวจสอบด้วยภาพ โปรแกรมที่ใช้เป็นนี้ป็นที่นิยมใช้ทั้งในอุตสาหกรรม งานวิจัย [10], [13] การเรียนการสอน และโปรแกรมนี้อย่างมีฟังก์ชันที่พัฒนาไว้สำหรับการพัฒนาโปรแกรมตรวจสอบชิ้นงานด้วยภาพ จึงทำให้การพัฒนาโปรแกรมสะดวก และปรับเปลี่ยนรูปแบบการวิเคราะห์ได้ง่ายขึ้น

3.1.1 CiRA CORE เป็นแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์ (AI) [9], [11-12] ที่เกิดจากการความร่วมมือระหว่างสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังกับมหาวิทยาลัยขอนแก่นและมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ โดยย้อนกลับไปก่อนหน้านี้ นับตั้งแต่ปี 2010 เป็นต้นมา Deep learning [5], [8] ซึ่งเป็นสาขาของ AI เริ่มได้รับความนิยมมากขึ้น และมีความต้องการใช้ในการพัฒนามีเพิ่มมากขึ้นอย่างยิ่งยวด การพัฒนา CiRA CORE ในปัจจุบันให้มีประสิทธิภาพและความเสถียรมากพอในการนำไป implement ตามความต้องการใช้งานได้ และได้มีการเพิ่มประสิทธิภาพในการประมวลผล ที่จะทำให้สามารถเทรน AI ได้เร็วขึ้น โดย CiRA CORE ประกอบไปด้วย 3 ส่วน ได้แก่ Programming engine และส่วนที่ติดต่อกับ Hardware ทั้งหลายซึ่งจะอยู่ได้ทุกที่ไม่ว่าจะเป็นสมาร์ตโฟนหรือคอมพิวเตอร์พีซี ซึ่งสอดคล้องกับผลงานวิจัยของ (ศิริเดช บุญแสง. 2563) ได้พัฒนาแพลตฟอร์มเทคโนโลยีฐานการบูรณาการระบบเพื่องานหุ่นยนต์ระบบอัตโนมัติ และปัญญาประดิษฐ์ สำหรับใช้งานในระบบอุตสาหกรรม 4.0” โดยสำนักงานคณะกรรมการส่งเสริมวิทยาศาสตร์ วิจัยและนวัตกรรม (สกสว.) จึงมีแนวคิดในการพัฒนาเทคโนโลยี CiRA COREปัญญาประดิษฐ์ นำมาช่วยในการลดความเสี่ยงในการแพร่ระบาดของ COVID-19 โดยวิธีนำ CiRA CORE มาใช้ร่วมกับกล้องถ่ายวิดีโอที่จับภาพผู้คนในสถานที่ต่าง ๆ โดย CiRA CORE จะทำหน้าที่วิเคราะห์ปริมาณความหนาแน่นของประชากรที่เข้าไปอยู่ในสถานที่หากไม่มีการเว้นระยะห่างทางสังคมหรือSocial

Distancing ระบบCiRA CORE ก็จะสามารถส่งสัญญาณเตือนผ่านแอปพลิเคชัน Line เพื่อแจ้งเตือนให้หลีกเลี่ยงการเข้าไปในสถานที่เสี่ยง [6]

3.1.2 การประยุกต์ใช้งานปัจจุบัน CiRA CORE เป็นที่นิยมซึ่งจะพบเห็นในระบบอุตสาหกรรมหลายแห่งเนื่องจากการพัฒนาโปรแกรมทำได้ง่าย ไม่ซับซ้อน ทำงานได้ดี มีการประยุกต์ทั้งใน บริษัทซีเกท เทคโนโลยี ประเทศไทย จำกัด บริษัท ซีพีเอฟ จำกัด (มหาชน) และอื่นๆ แม้แต่การใช้งานกับ PLC [3] ส่งงานควบคุมสายการผลิต หรือการติดต่อสื่อสารผ่าน Line ก็สามารถใช้งานได้

3.2 ปัญญาประดิษฐ์หรือโมเดล AI (Artificial Intelligence Models) [2-3] คืออัลกอริทึมที่ถูกออกแบบมาเพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถ "เรียนรู้" และ "ทำนาย" จากข้อมูลที่ได้รับ ปัจจุบันมีโมเดล AI หลายประเภทที่ใช้ในงาน เช่น การประมวลผลภาพ การรู้จำเสียง การทำนายตัวเลข และอื่นๆ โมเดล AI สามารถแบ่งออกเป็นหลายประเภทตามการใช้งานหรือวิธีการทำงาน

3.2.1 ประเภทของโมเดล AI อาทิเช่นโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning Models) ใช้เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) ที่มีเลเยอร์ซ้อนกันหลายชั้นเพื่อเรียนรู้ข้อมูลเชิงซับซ้อน เช่น CNN (Convolutional Neural Networks) สำหรับการประมวลผลภาพ หรือ RNN (Recurrent Neural Networks) สำหรับการประมวลผลข้อมูลตามลำดับ เช่น ข้อความและเสียง ตัวอย่างโมเดล คือ YOLO (You Only Look Once) สำหรับการตรวจจับวัตถุในภาพ โมเดลการเรียนรู้เชิงลึกแบบไม่ต้องกำกับดูแล (Unsupervised Learning Models) ไม่จำเป็นต้องมีฉลากข้อมูล (label) สำหรับการฝึกโมเดล โมเดลจะค้นหารูปแบบและความเชื่อมโยงในข้อมูลเอง เช่น การจัดกลุ่ม (Clustering) ตัวอย่างโมเดล คือ K-Means สำหรับการจัดกลุ่มข้อมูล, Autoencoders สำหรับการลดมิติของข้อมูล เป็นต้น

3.2.2 โมเดล YOLO (You only look once) เป็นโมเดลการตรวจจับวัตถุ (object detection) ที่มีความเร็วสูงมาก ซึ่งสามารถตรวจจับวัตถุหลายชนิดในภาพพร้อมกันได้ในเวลาเดียวกัน (one pass) โมเดล YOLO ใช้สำหรับการตรวจจับวัตถุในภาพหรือวิดีโอ โดยทำการแบ่งพื้นที่ภาพออกเป็นหลายๆ ช่อง (grid) และทำนาย bounding box และคลาสของวัตถุที่อยู่ในแต่ละช่องของภาพ โดยข้อดีของโมเดล YOLO ความเร็วสูง YOLO มีประสิทธิภาพสูงมากในด้านความเร็ว เพราะทำการตรวจจับวัตถุในครั้งเดียว โดยไม่ต้องแบ่งภาพหรือประมวลผลหลายรอบ ความสามารถในการตรวจจับหลายวัตถุ YOLO สามารถตรวจจับวัตถุหลายชิ้นในภาพพร้อมกันได้ ใช้งานง่าย YOLO ถูกพัฒนาให้สามารถใช้งานได้ง่าย มีหลายเวอร์ชันให้เลือกใช้งานตามความต้องการ เช่น YOLOv4, YOLOv5, YOLOv6, YOLOv7, YOLOv8 ซึ่งมุ่งเน้นความเร็วสูงขึ้นและความแม่นยำที่ดีกว่าเดิมโดยเฉพาะในการตรวจจับ real-time และการทำงานบนอุปกรณ์ที่มีทรัพยากรจำกัด

3.3 สรุปแนวทางการดำเนินงาน

เครื่องตรวจจับชิ้นงานจะมีส่วนประกอบที่สำคัญคือ อุปกรณ์สายพาน มอเตอร์ไฟฟ้า กล้องเว็บแคม และ PLC (Programmable Logic Controller) งานวิจัยนี้จะเป็นการพัฒนากระบวนการตรวจจับชิ้นงานด้วยกล้องเว็บแคม เบื้องต้นที่จะออกแบบและสร้างชุดต้นแบบระบบตรวจตรวจจับชิ้นงานด้วยกล้องเว็บแคม และพัฒนาโปรแกรมตรวจตรวจจับชิ้นงานด้วยกล้องเว็บแคมอย่างง่าย เพื่อตรวจสอบว่าชิ้นงานที่กำหนดได้ผ่านการ

ตรวจจับหรือไม่ ในส่วนโปรแกรม CiRA CORE, Image processing ที่ใช้ในการพัฒนาเครื่องต้นแบบนี้งานวิจัยนี้ทำขึ้นเพื่อให้ศึกษาเกี่ยวกับโปรแกรม CiRA CORE และ Image processing และใช้เป็นสื่อการเรียนการสอน

4. ขั้นตอนวิธีการดำเนินงานวิจัย

ในหัวข้อนี้อธิบายขั้นตอนการออกแบบและสร้างชิ้นงานอย่างละเอียด เริ่มตั้งแต่การกำหนดแนวคิด การออกแบบ การสร้างต้นแบบ การทดสอบ การวิเคราะห์ผลลัพธ์ ไปจนถึงการปรับปรุงแก้ไขจนบรรลุผลตามเป้าหมายที่ตั้งไว้ กรณีที่ผลลัพธ์ไม่เป็นไปตามจุดประสงค์จะมีการอธิบายถึงกระบวนการทดสอบซ้ำเพื่อหาผลลัพธ์ที่ต้องการ เพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์ของการดำเนินงานคณะผู้จัดทำตามขั้นตอนดังนี้

4.1 การศึกษาข้อมูลเบื้องต้น

การศึกษาในขั้นตอนนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาข้อมูลเบื้องต้นที่เกี่ยวข้องกับการใช้ Image มาประยุกต์ใช้งานในการตรวจจับชุดชิ้นงาน ดังนี้

4.1.1 ศึกษาการใช้ Image โดยใช้ Image ในการตรวจสอบการนับจำนวนชิ้นงานว่ามีความแม่นยำหรือแตกต่างจากภาพต้นฉบับมากน้อยขนาดไหน การใช้งาน CiRA CORE ในการตรวจสอบความถูกต้องมีดังนี้ 1) ตรวจสอบความถูกต้องของจำนวนสินค้า 2) ตรวจสอบจำนวนน็อตตัวผู้ (Bolt) 3) ตรวจสอบจำนวนน็อตตัวเมีย (Nut) 4) ตรวจสอบจำนวนแหวนรอง (Washer)

4.1.2 ศึกษารายละเอียดของอุปกรณ์ที่เกี่ยวข้องกับงาน ดังนี้ 1) กล้องเว็บแคม ที่ใช้ในการถ่ายภาพและนำภาพดังกล่าวไปประมวลผล เพื่อจำแนกรับรู้ชิ้นงาน 2) ระบบสายพานลำเลียง เป็นเครื่องจักรที่ลำเลียงชิ้นงานที่ถูกมาวางบนสายพานลำเลียงสามารถปรับระดับความเร็วของสายพานได้ เพื่อให้ชิ้นงานเคลื่อนที่ผ่านกล้องตรวจจับ เพื่อระบุตัวชิ้นงาน

4.1.3 คอมพิวเตอร์พร้อมโปรแกรม CiRA CORE จำนวน 1 ชุด

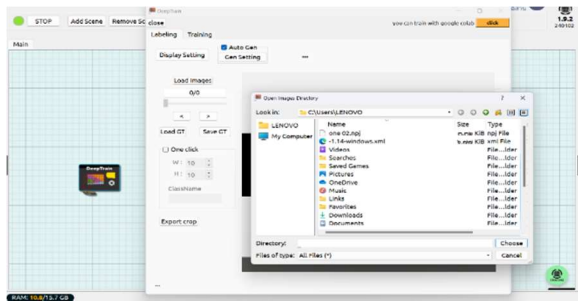
4.1.4 การเลือกโมเดล AI หลักให้เหมาะสมกับหน่วยประมวลผลกราฟิก (GPU) Model แนะนำใช้เป็น V4 และ V4-tiny

V4 คือ YOLO เวอร์ชัน 4 ย่อมาจาก You Only Look Once YOLO เป็นระบบตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทม์ที่ทันสมัย เป็นระบบจดจำวัตถุแบบเรียลไทม์ที่สามารถจดจำวัตถุหลายชิ้นในเฟรมเดียว

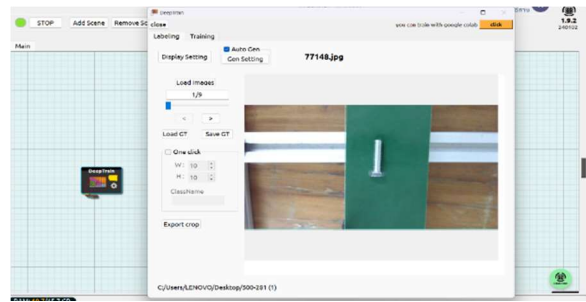
YOLOV4-tiny เป็นเวอร์ชันบีบอัดของ YOLOv4 มีการเสนอตาม YOLOV4 เพื่อทำให้โครงสร้างเครือข่ายง่ายขึ้นและลดพารามิเตอร์เพื่อให้เป็นไปได้สำหรับการพัฒนาบนอุปกรณ์พกพาและอุปกรณ์ฝังตัว

4.2 ขั้นตอนการ Deep Train

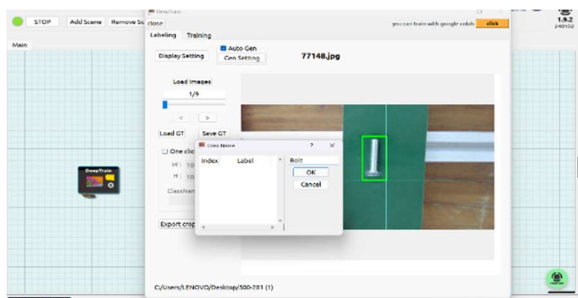
ในขั้นตอนนี้จะกล่าวถึงการ Deep Train ภาพหรือการนำภาพที่เราต้องการจะให้โปรแกรมหรือ AI ตรวจสอบความถูกต้องของภาพที่เราต้องการ เป็นเสมือนกับการที่เราบอกกับ AI ให้จดจำสิ่งนี้ไว้แล้วถ้าตรวจพบหรือมีสิ่งผิดปกติจะส่งสัญญาณออกมาตัวอย่างดังภาพที่ 1



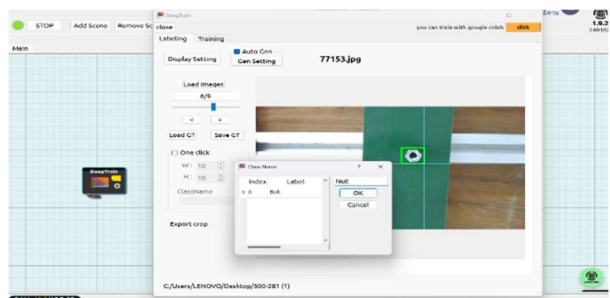
(ก) Step 1 การเลือก Load Imager



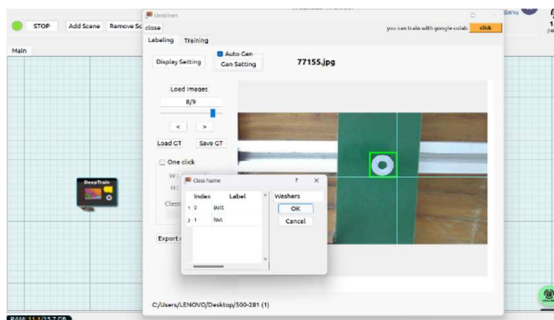
(ข) Step 2 ตรวจสอบภาพที่นำเข้า



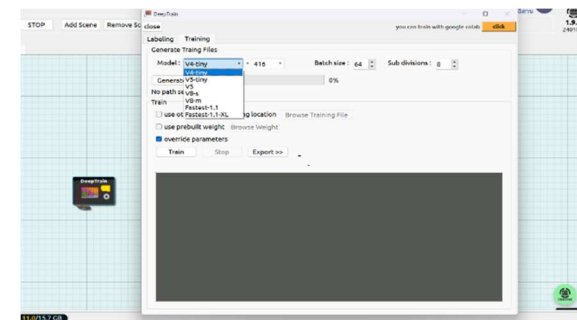
(ค) Step 3 การครอบจุดที่ต้องการ(Bolt)



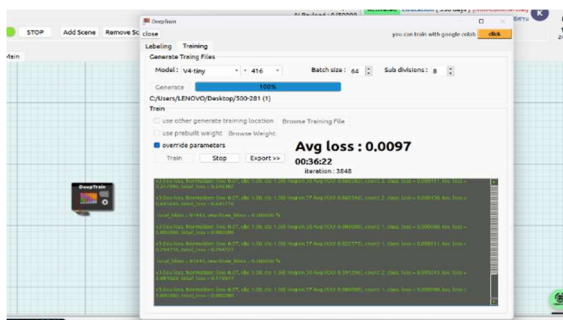
(ง) Step 4 การครอบจุดที่ต้องการ(Nut)



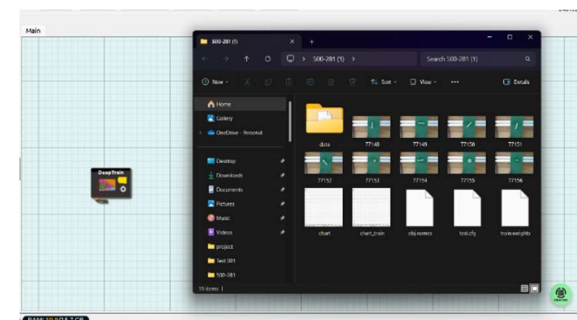
(จ) Step 5 เลือก Auto Gen



(ฉ) Step 6 เลือกที่ Training



(ช) Step 7 เลือก Avg Loss



(ซ) Step 8 เลือกไฟล์ที่ได้จากการกดส่งออก

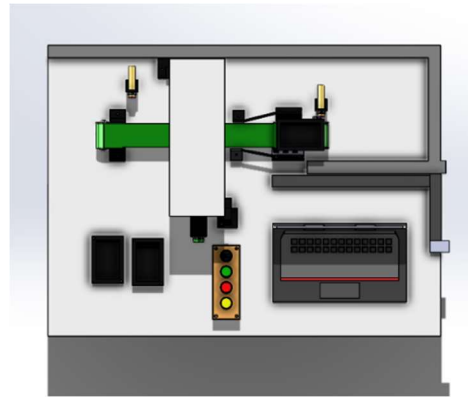
ภาพที่ 1 ขั้นตอนการ Deep Train

4.3 ขั้นตอนการออกแบบ

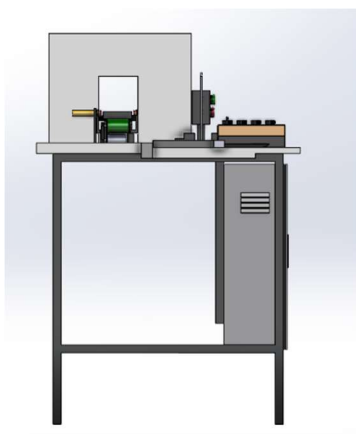
ในขั้นตอนนี้ผู้จัดทำจะทำการกล่าวถึงการออกแบบชุดตรวจจับชิ้นงานบนสายพานลำเลียง และการวางแผนผังของอุปกรณ์ส่วนอื่น ๆ โครงร่างของระบบตรวจจับชุดชิ้นงานบนสายพานลำเลียงด้วยเทคนิคการประมวลผลภาพดิจิทัล (Digital image detection system for work pieces)



(ก) ด้านหน้า



(ข) ด้านบน



(ค) ด้านขวา



(ง) ด้านหลัง

ภาพที่ 2 โครงร่างของระบบตรวจจับชุดชิ้นงาน

5. สรุปและอภิปรายผลการวิจัย

5.1 ผลการทดลองโมเดลการฝึกสอน

ผลการทดลองโดยการเลือกทำการฝึกสอนโมเดลทั้ง 3 โมเดล คือ YOLOV4-Tiny, YOLOV5-Tiny และ YOLOV8-S และกำหนดค่าความละเอียดของภาพ 416 Pixel Batch size 32 ซึ่งจากการวิจัยของ CiRA CORE Batch size 32 เป็นค่าที่จะทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพมากที่สุด ในแต่ละโมเดลจะมีจำนวนภาพอยู่ที่ 180 ภาพ 270 ภาพ และ 360 ภาพ หลังจากนั้นนำโมเดลทั้งหมดมาทดลองการตรวจจับชิ้นงาน เพื่อวัดประสิทธิภาพของโมเดล

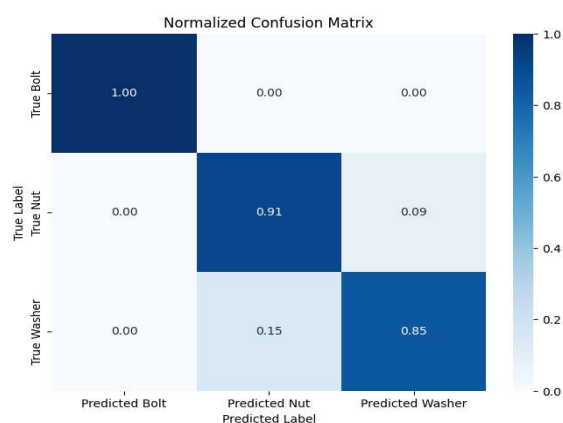
5.1.1 การทดลองโมเดล YOLOV4-Tiny ในการทดลองจะกำหนดจำนวนภาพที่แตกต่างกันโดยจำนวนภาพมี ดังนี้ 1) 180 ภาพ จะมีภาพของ Bolt 60 ภาพ Nut 60 ภาพ และ Washer 60 ภาพ 2) 270 ภาพ จะมีภาพของ Bolt 90 ภาพ Nut 90 ภาพ และ Washer 90 ภาพ และ 3) 360 ภาพ จะมีภาพของ Bolt 120 ภาพ Nut 120 ภาพ และ Washer 120 ภาพ

ตารางที่ 1 การทดลองโมเดล YOLOV4-Tiny

Model	Data set	Avg loss	Time	Iteration
YOLOV4-Tiny	180 ภาพ	0.01 / 1%	2 ชม. 00 น.	18,950
YOLOV4-Tiny	270 ภาพ	0.02 / 2%	3 ชม. 30 น.	34,102
YOLOV4-Tiny	360 ภาพ	0.01 / 1%	3 ชม. 12 น.	29,954

จากการทดลองโมเดลจะเห็นว่าค่า Average loss มีค่าตั้งแต่ 0.02 ซึ่งสามารถนำโมเดลมาใช้งานได้จริงและในแต่ละ Data set จะเห็นว่าใช้เวลาในการฝึกสอน (Training) ที่แตกต่างกันซึ่งจะขึ้นอยู่กับจำนวนรอบในการฝึกสอน

ผลการทดลองประสิทธิภาพของโมเดล YOLOV4-Tiny และการแสดงผลการทำนายที่ถูกต้องและผิดพลาดสำหรับแต่ละ class โดยจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 4 กลุ่ม คือ 1) TP (True positives) พบชิ้นงาน มีชิ้นงานจริง 2) FP (False positives) พบชิ้นงาน แต่ไม่มีชิ้นงานจริง 3) TN (True negatives) ไม่พบชิ้นงาน และไม่มีชิ้นงานจริง 4) FN (False negatives) ไม่พบชิ้นงาน แต่มีชิ้นงานจริง โดยการวัดประสิทธิภาพจะแบ่งออกเป็น 2 กรณี ดังนี้ กรณีที่ 1 ชิ้นงานวางปกติ กรณีที่ 2 ชิ้นงานวางทับซ้อนกัน จากการทดลองโมเดลจะเห็นว่าความแม่นยำของโมเดล YOLOV4-Tiny ในกรณีที่ชิ้นงานวางปกติจะมีความยำ 100% แต่ในกรณีที่ชิ้นงานวางทับซ้อนกันจากชิ้นงานทั้งหมด 150 ชิ้น พบชิ้นงานที่ถูกต้อง 118 ชิ้น พบชิ้นงานแต่ผิดพลาด 10 ชิ้น และไม่พบชิ้นงาน 22 ชิ้น ซึ่งได้ค่า TP = 79%, FP = 7%, และ FN = 14% และในกรณีที่ 2 ของโมเดล YOLOV4-Tiny ที่ Data set 360 ภาพ ผลการทดลองของโมเดลมีประสิทธิภาพในการจำแนกชิ้นงานออกมาได้ไม่ดีเท่าในกรณีที่ 1 ซึ่งมีประสิทธิภาพขึ้นอยู่กับจำนวน Data set โดยทำการวัดประสิทธิภาพจากกราฟ Normalized Confusion Matrix แสดงได้ดังกราฟนี้



ภาพที่ 3 ผลการทดลองโมเดล YOLOV4-Tiny ที่ Dataset 360 ภาพ ในกรณีที่ 2

จากการทดลองของ Normalized Confusion Matrix ซึ่งแสดงสัดส่วนของการทำนายถูกและผิดของแต่ละคลาสจากชิ้นงานทั้งในการทดลอง 150 ชิ้น ซึ่งผลของการทำนายคือ Bolt ทำนายถูก 100% (1.00), Nut ทำนายถูก 91% (0.91) ทำนายผิดเป็น Washer 9% (0.09) และ Washer ทำนายถูก 85% (0.85) ทำนายผิดเป็น Nut 15% (0.15)

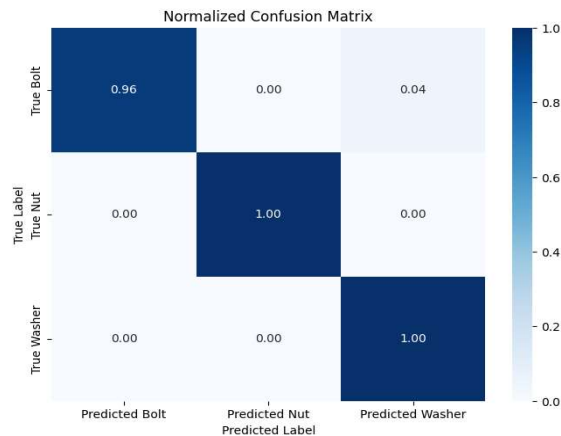
5.1.2 การทดลองโมเดล YOLOV5-Tiny ในการทดลองจะกำหนดจำนวนภาพที่แตกต่างกันโดยจำนวนภาพมี ดังนี้ 1) 180 ภาพ จะมีภาพของ Bolt 60 ภาพ Nut 60 ภาพ และ Washer 60 ภาพ 2) 270 ภาพ จะมีภาพของ Bolt 90 ภาพ Nut 90 ภาพและ Washer 90 ภาพ 3) 360 ภาพ จะมีภาพของ Bolt 120 ภาพ Nut 120 ภาพ และ Washer 120 ภาพ

ตารางที่ 2 การทดลองโมเดล YOLOV5-Tiny

Model	Data set	Avg loss	Time	Iteration
YOLOV5-Tiny	180 ภาพ	0.008 / 0.8%	1 ชม. 30 น.	12,623
YOLOV5-Tiny	270 ภาพ	0.01 / 1%	1 ชม. 08 น.	10,310
YOLOV5-Tiny	360 ภาพ	0.01 / 1%	1 ชม. 54 น.	13,599

จากการทดลองโมเดลจะเห็นว่าค่า Average loss มีค่าตั้งแต่ 0.02 ซึ่งสามารถนำโมเดลมาใช้งานได้จริงและในแต่ละ Data set จะเห็นว่าใช้เวลาในการฝึกสอน (Training) ที่แตกต่างกันซึ่งจะขึ้นอยู่กับจำนวนรอบในการฝึกสอน

ผลการทดลองประสิทธิภาพของโมเดล YOLOV5-Tiny และการแสดงผลการทำนายที่ถูกต้องและผิดพลาดสำหรับแต่ละ class โดยจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 4 กลุ่ม คือ 1) TP (True positives) พบชิ้นงาน มีชิ้นงานจริง 2) FP (False positives) พบชิ้นงาน แต่ไม่มีชิ้นงานจริง 3) TN (True negatives) ไม่พบชิ้นงาน และไม่มีชิ้นงานจริง 4) FN (False negatives) ไม่พบชิ้นงาน แต่มีชิ้นงานจริง โดยการวัดประสิทธิภาพจะแบ่งออกเป็น 2 กรณี ดังนี้ กรณีที่ 1 ชิ้นงานวางปกติ กรณีที่ 2 ชิ้นงานวางทับซ้อนกัน ผลจากการทดลองโมเดลจะเห็นว่าความแม่นยำของโมเดล YOLOV5-Tiny ในกรณีที่ชิ้นงานวางปกติจะมีความแม่นยำ 100% แต่ในกรณีที่ชิ้นงานวางทับซ้อนกันจากชิ้นงานทั้งหมด 150 ชิ้น พบชิ้นงานที่ถูกต้อง 128 ชิ้น พบชิ้นงานแต่ผิดพลาด 2 ชิ้น และไม่พบชิ้นงาน 20 ชิ้น ซึ่งได้ค่า TP = 85%, FP = 1%, และ FN = 14% และในกรณีที่ 2 ของโมเดล YOLOV5-Tiny ที่ Data set 360 ภาพ ผลการทดลองของโมเดลมีประสิทธิภาพในการจำแนกชิ้นงานออกมาได้ไม่ดีเท่าในกรณีที่ 1 ซึ่งมีประสิทธิภาพขึ้นอยู่กับจำนวน Data set โดยทำการวัดประสิทธิภาพจากกราฟ Normalized Confusion Matrix แสดงได้ดังกราฟนี้



ภาพที่ 4 ผลการทดลองโมเดล YOLOV5-Tiny ที่ Dataset 360 ภาพ ในกรณีที่ 2

จากการทดลองของ Normalized Confusion Matrix ซึ่งแสดงสัดส่วนของการทำนายถูกและผิดของแต่ละคลาสจากชิ้นงานทั้งในการทดลอง 150 ชิ้น ซึ่งผลของการทำนายคือ Bolt ทำนายถูก 96% (0.96) ทำนายผิดเป็น Washer 4% (0.04), Nut ทำนายถูก 100% (1.00) และ Washer ทำนายถูก 100% (1.00)

5.1.3 การทดลองโมเดล YOLOV8-S ในการทดลองจะกำหนดจำนวนภาพที่แตกต่างกันโดยจำนวนภาพมี ดังนี้ 1) 180 ภาพ จะมีภาพของ Bolt 60 ภาพ Nut 60 ภาพและ Washer 60 ภาพ 2) 270 ภาพ จะมีภาพของ Bolt 90 ภาพ Nut 90 ภาพและ Washer 90 ภาพ และ 3) 360 ภาพ จะมีภาพของ Bolt 120 ภาพ Nut 120 ภาพ และ Washer 120 ภาพ

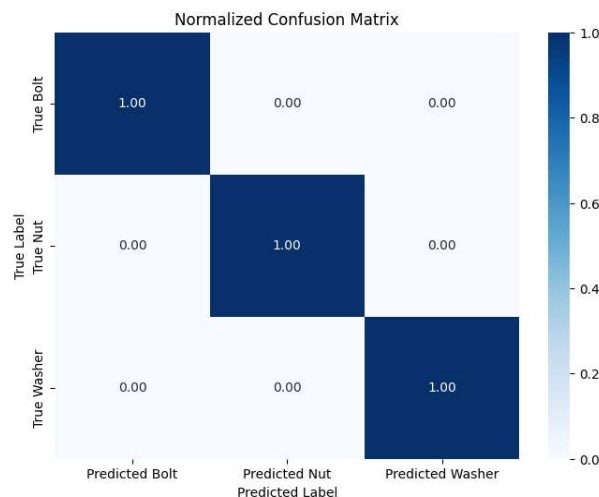
ตารางที่ 3 การทดลองโมเดล YOLOV8-S

Model	Datasets	Avg loss	Time	Iteration
YOLOV8-S	180 ภาพ	0.02 / 2%	2 ชม. 05 น.	11,717
YOLOV8-S	270 ภาพ	0.02 / 2%	3 ชม. 02 น.	15,638
YOLOV8-S	360 ภาพ	0.02 / 2%	4 ชม. 12 น.	23,394

จากการทดลองโมเดลจะเห็นว่าค่า Average loss มีค่าตั้งแต่ 0.02 ซึ่งสามารถนำโมเดลมาใช้งานได้จริงและในแต่ละ Data set จะเห็นว่าใช้เวลาในการฝึกสอน (Training) ที่แตกต่างกันซึ่งจะขึ้นอยู่กับจำนวนรอบในการฝึกสอน

ผลการทดลองประสิทธิภาพของโมเดล YOLOV5-Tiny และการแสดงผลการทำนายที่ถูกต้องและผิดพลาดสำหรับแต่ละ class โดยจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 4 กลุ่ม คือ 1) TP (True positives) พบชิ้นงาน มีชิ้นงานจริง 2) FP (False positives) พบชิ้นงาน แต่ไม่มีชิ้นงานจริง 3) TN (True negatives) ไม่พบชิ้นงาน และไม่มีชิ้นงานจริง 4) FN (False negatives) ไม่พบชิ้นงาน แต่มีชิ้นงานจริง โดยการวัดประสิทธิภาพจะแบ่งออกเป็น 2 กรณี ดังนี้ กรณีที่ 1 ชิ้นงานวางปกติ กรณีที่ 2 ชิ้นงานวางทับซ้อนกัน ผลจากการทดลองโมเดลจะ

เห็นว่าความแม่นยำของโมเดล YOLOV8-S ในกรณีที่ชิ้นงานวางปกติจะมีความยำ 100% แต่ในกรณีที่ชิ้นงานวางทับซ้อนกันจากชิ้นงานทั้งหมด 150 ชิ้น พบชิ้นงานที่ถูกต้อง 132 ชิ้น และไม่พบชิ้นงาน 18 ชิ้น ซึ่งได้ค่า TP = 88% และ FN = 12% และในกรณีที่ 2 ของโมเดล YOLOV8-S ที่ Data set 360 ภาพ ผลการทดลองของโมเดลมีประสิทธิภาพในการจำแนกชิ้นงานออกมาได้ไม่ดีเท่าในกรณีที่ 1 ซึ่งมีประสิทธิภาพขึ้นอยู่กับจำนวน Data set โดยทำการวัดประสิทธิภาพจากกราฟ Normalized Confusion Matrix แสดงได้ดังกราฟนี้

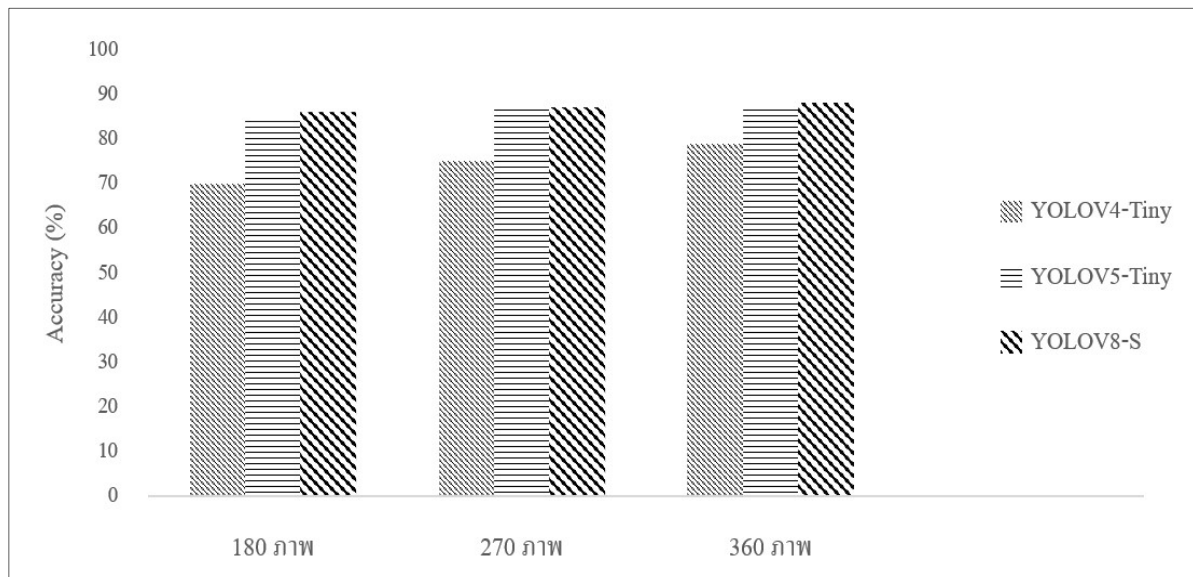


ภาพที่ 5 ผลการทดลองโมเดล YOLOV5-Tiny ที่ Dataset 360 ภาพ ในกรณีที่ 2

จากการทดลองของ Normalized Confusion Matrix ซึ่งแสดงสัดส่วนของการทำนายถูกและผิดของแต่ละคลาสจากชิ้นงานทั้งในการทดลอง 150 ชิ้น ซึ่งผลของการทำนายคือ Bolt ทำนายถูก 100% (1.00), Nut ทำนายถูก 100% (1.00) และ Washer ทำนายถูก 100% (1.00)

ดังนั้นจากการทดลองในกรณีที่ 1 จะเห็นว่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของโมเดล YOLOV4-Tiny, YOLOV5-Tiny, YOLOV8-S มีค่าเท่ากับ 0 แสดงว่าในกรณีที่ชิ้นงานวางปกติโมเดลทั้งหมดสามารถตรวจจับชิ้นงานได้อย่างมีประสิทธิภาพและแม่นยำ

การทดลองในกรณีที่ 2 ที่ชิ้นงานวางทับซ้อนกันของโมเดล YOLOV4-Tiny, YOLOV5-Tiny, YOLOV8-S ไม่สามารถตรวจจับชิ้นได้ถูกต้อง 100% สามารถพิจารณาผลประสิทธิภาพของโมเดลดังกล่าวตามภาพที่ 6 แสดงความแม่นยำของโมเดล YOLOV4-Tiny, YOLOV5-Tiny และ YOLOV8-S ที่ Data set 180 ภาพ 270 ภาพ และ 360 ภาพ จะเห็นว่าความแม่นยำหรือประสิทธิภาพของโมเดลขึ้นอยู่กับจำนวน Data set ที่ใช้ในการ Train โมเดล และขึ้นอยู่กับเวอร์ชันของโมเดลด้วย หากโมเดลมีเวอร์ชันที่ใหม่กว่าก็จะมีประสิทธิภาพในการตรวจจับชิ้นงานที่มากกว่า โมเดลที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดจากการทดลอง คือ YOLOV8-S ที่ Data set 360 ภาพ หลังจากนั้นจะนำโมเดลไปใช้ในการตรวจจับชิ้นงาน



ภาพที่ 6 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล

6. สรุปผลการวิจัย

บทความวิจัยนี้ได้นำเสนอการออกแบบและพัฒนาระบบตรวจสอบชิ้นงานด้วยหลักการปัญญาประดิษฐ์บนแพลตฟอร์ม CiRA CORE โดยใช้ programmable logic controller (PLC) ในการควบคุมการทำงานและใช้แพลตฟอร์ม CiRA CORE ในการออกแบบควบคุมเพื่อทำการทดลอง โดยใช้กล้อง Webcam ในการจับภาพประมวลผลส่งออกไปที่โปรแกรม เพื่อตรวจสอบเงื่อนไขการจำแนกของชิ้นงาน ในการทดลองเพื่อทดลองความแม่นยำของโมเดล YOLOV4-Tiny, YOLOV5-Tiny, YOLOV8-S ซึ่งแต่ละโมเดลจะมี Data set อยู่ 3 แบบคือ 180 ภาพ 270 ภาพและ 360 ภาพ โดยใช้ภาพในการทดลอง 50 ภาพ 100 ภาพและ 150 ภาพตามลำดับของ Data set โดยผลการทดลองในกรณีที่ 1 ที่ชิ้นงานวางตามปกติของทุกโมเดลและ Data set ผลคือโมเดลสามารถตรวจจับชิ้นงานได้แม่นยำ 100% แต่ในกรณีที่ 2 ที่มีชิ้นงานวางทับซ้อนกันของโมเดล YOLOV4-Tiny ผลการทดลองคือที่ Data set 180 ภาพมีความแม่นยำของโมเดลอยู่ที่ 70% ซึ่งเป็นค่าที่น้อยที่สุดของทุกโมเดล ผลการทดลองของ Data set 270 ภาพมีความแม่นยำอยู่ที่ 75% และที่ Data set 360 ภาพมีความแม่นยำอยู่ที่ 79% ซึ่งเป็นค่าที่มากที่สุดของโมเดล YOLOV4-Tiny ผลการทดลองในกรณีที่ 2 ของโมเดล YOLOV5-Tiny ที่ Data set 180 ภาพมีความแม่นยำอยู่ที่ 84% ผลการทดลองของ Data set 270 ภาพมีความแม่นยำอยู่ที่ 87% และที่ Data set 360 ภาพมีความแม่นยำอยู่ที่ 87% ซึ่งมีความแม่นยำเท่ากับ Data set 270 ภาพ จากการทดลองจะเห็นว่าโมเดล YOLOV5-Tiny มีความแม่นยำมากกว่าโมเดล YOLOV4-Tiny ทุก Data set และผลการทดลองในกรณีที่ 2 ของโมเดล YOLOV8-S ที่ Data set 180 ภาพมีความแม่นยำอยู่ที่ 86% ผลการทดลองของ Data set 270 ภาพมีความแม่นยำอยู่ที่ 87% และที่ Data set 360 ภาพมีความแม่นยำอยู่ที่ 88% ซึ่งเป็นค่าความแม่นยำที่มากที่สุดของทุกโมเดล

สรุปผลการทดลองโมเดลทั้งหมด แสดงให้เห็นประสิทธิภาพของโมเดลซึ่งโมเดลที่มีความแม่นยำน้อยที่สุดคือ YOLOV4-Tiny และโมเดลที่มีความแม่นยำมากที่สุดคือ YOLOV8-S โดยความแม่นยำ ของโมเดลขึ้นอยู่กับจำนวน Data set หากมี Data set ที่มากจะทำให้โมเดลมีความแม่นยำที่มากขึ้นด้วยหลังจากที่ได้โมเดลที่ดีที่สุด นำโมเดลมาใช้ในการตรวจจับชุดชิ้นงานของระบบการทำงานที่ได้สร้างเงื่อนไขการทำงานไว้ที่แพลตฟอร์ม CiRA CORE

7. ข้อเสนอแนะ

7.1 ปัญหาที่พบในการทดลองและแนวทางในการแก้ปัญหา

7.1.1 เซนเซอร์ในการตรวจจับพาเลตใส่ชุดชิ้นงานมีความแม่นยำต่ำจึงทำให้สายพานไม่หยุดตามในจุดที่กำหนดส่งผลให้กล้อง Webcam ตรวจจับชิ้นงานยังไม่มีประสิทธิภาพ

7.1.2 โปรแกรม CiRA CORE มีการรับสัญญาณ Input จาก PLC ที่ดีเลย์ส่งผลให้การตรวจจับชิ้นงานมีความช้า

7.1.3 การส่งสัญญาณ Output ของโปรแกรม CiRA CORE มีการดีเลย์เช่นเดียวกับการรับสัญญาณ Input ทำให้การสั่งการทำงานช้าลง

7.2 การนำไปใช้ประโยชน์และแนวทางการประยุกต์หรือพัฒนาต่อยอด

7.2.1 เพิ่มแบบของชิ้นงานในการตรวจจับชิ้นงาน

7.2.2 เพิ่มโมเดลในการตรวจจับชิ้นงานให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] บริษัท ฟลูเทค จำกัด. (2557) PLC (Programmable Logic Controller). สืบค้นเมื่อวันที่ 7 มกราคม 2567. [จากแหล่งข้อมูล]. <https://flutech.co.th/what-is-a-plc>
- [2] ศรุดา ทิพย์แสง. (2563). AI กับเทคโนโลยีทางการแพทย์. สืบค้นเมื่อวันที่ 20 มกราคม 2567. [จากแหล่งข้อมูล]. <https://www.scimath.org/article-technology/item/11230>
- [3] Anuwat Chamnan. (2563). ปัญญาประดิษฐ์ (AI). สืบค้นเมื่อวันที่ 20 มกราคม 2567. [จากแหล่งข้อมูล]. <https://www.dia.co.th/articles/what-is-artificial-intelligence/>
- [4] ธีญญักษ์ บุญตามหนูน. (2562). ปัจจัยที่ส่งผลต่อการยอมรับการใช้เทคโนโลยี AI (machine learning) ในการทำงานในอุตสาหกรรมลิซซิง: กรณีศึกษาบริษัทเอกชนแห่งหนึ่งในเขตกรุงเทพมหานคร. ปริณญา นิพนธ์บริหารธุรกิจมหาบัณฑิต. กรุงเทพมหานคร. มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์. สืบค้นเมื่อวันที่ 20 กุมภาพันธ์ 2567. [จากแหล่งข้อมูล]. https://digital.library.tu.ac.th/tu_dc/frontend/Info/item/dc:174127#
- [5] รังสรรค์ ทองทา และปัญญา หันตุลา. (2559). การใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อช่วยสนับสนุนการควบคุมสัญญาณไฟจราจรอัจฉริยะ. มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี. สืบค้นเมื่อวันที่ 20 มกราคม 2567. [จากแหล่งข้อมูล]. <https://dric.nrct.go.th/Search/SearchDetail/290608>

- [6] ศิริเดช บุญแสง. (2563). AI ตรวจสอบคุณภาพการผลิตหน้ากากอนามัยในโรงงาน CP. สืบค้นเมื่อวันที่ 20 มกราคม 2567. [จากแหล่งข้อมูล]. <http://www.ttc.ops.go.th/?p=18804>
- [7] Techsauce Team. (2564). CiRA CORE. สืบค้นเมื่อวันที่ 7 มกราคม 2567. [จากแหล่งข้อมูล]. <https://techsauce.co/tech-and-biz/cira-core-thai-ai-platform>
- [8] ABB Group. (2563). Deep Learning. สืบค้นเมื่อวันที่ 5 มกราคม 2567. [จากแหล่งข้อมูล]. <https://new.abb.com/news/detail/58004/deep-learning>
- [9] Kittichai, V., Kaewthamasorn, M., Arnuphaprasert, A., Jomtarak, R., Naing, K. M., Tongloy, T., & Boonsang, S. (2025). A deep contrastive learning-based image retrieval system for automatic detection of infectious cattle diseases. *Journal of Big Data*, 12(1), 2. <https://doi.org/10.1186/s40537-024-01057-7>
- [10] Kokkaw, J., Nakyai, K., Thamhinkong, S., Chansri, P., & Michel, P. C. (2025, January). Machine Learning-Based on Abnormality Electronic Circuit Boards Detection System. In 2025 International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICEIC) (pp. 1-6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICEIC64972.2025.10879748>
- [11] Chousangsuntorn, C., Tongloy, T., Chuwongin, S., & Boonsang, S. (2022, May). Classification model of optical character recognition failures in unrecovered slider serial numbers in hard disk drive manufacturing and image capture processes. In Thirteenth International Conference on Signal Processing Systems (ICSPS 2021) (Vol. 12171, p. 1217102). <https://doi.org/10.1117/12.2631362>
- [12] Loo, C. K., Boonsang, S., Sasisaowapak, T., Chuwongin, S., Tongloy, T., Nahavandi, S., & Wong, K. W. (2024, October). CiRA CORE: a low code platform that makes AI work for industry 4.0. In 2024 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) (pp. 1187-1188). <https://doi.org/10.1109/SMC54092.2024.10831625>
- [13] Tatiyaworanun, C. (2025). Workpiece inspection and sorting system using image processing on CiRA CORE integrated with PLC and IoT. *Engineering Transactions*, 28(2), 126–136.
- [14] บริษัท เอวีแอล ดีไซน์ จำกัด. (2558). พื้นฐานเกี่ยวกับระบบภาพดิจิทัล. สืบค้นเมื่อวันที่ 6 มกราคม 2567. [จากแหล่งข้อมูล]. <https://poohfilmshop.wordpress.com>
- [15] บริษัท แอดไวซ์ ไอที อินฟินิท จำกัด (มหาชน). (2557). กล้องเว็บแคม. สืบค้นเมื่อวันที่ 7 มกราคม 2567. [จากแหล่งข้อมูล]. <https://www.advice.co.th/product/webcam>