



Journal of Digital Education and Learning Engineering

ดำเนินการวารสารโดย สมาคมการศึกษาดิจิทัลและวิศวกรรมการเรียนรู้

การพัฒนาชุดสารถิตการตรวจสอบวัตถุโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน Developing An Object Detection Using Convolutional Neural Networks Demonstration Kit

ธันวา ภมรบุตร¹, ชัดชาวัน มณีวงษ์¹, ศศิธร ชูแก้ว¹ และ พรชัย กิจเจริญ^{2*}

Thanwa Pamonbuth¹, Chadchawan Maneewong¹, Sasithorn Chookaew¹ & Pornchai Kitcharoen^{2*}

คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ¹, คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏนครปฐม²
Faculty of Technical Education, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Thailand¹, Faculty of Science and
Technology, Nakhon Pathom Rajabhat University, Nakhon Pathom, Thailand²

Received: June 7, 2025 Revised: June 20, 2025 Accepted: June 24, 2025

บทคัดย่อ

เทคโนโลยีการประมวลผลภาพด้วยปัญญาประดิษฐ์มีบทบาทสำคัญในกระบวนการผลิตทางอุตสาหกรรมที่ได้นำมาใช้กันอย่างแพร่หลายในกระบวนการตรวจสอบคุณภาพบนสายการผลิต การตรวจจับข้อบกพร่องของผลิตภัณฑ์ และการควบคุมกระบวนการผลิตอัตโนมัติ นอกจากนี้ ได้อาศัยจุดเด่นในการผสมรวมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ช่วยเพิ่มความแม่นยำของการวิเคราะห์ภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้ตลาดแรงงานต้องการบุคลากรที่มีความรู้ความสามารถในเรื่องนี้มากขึ้น อย่างไรก็ตาม กระบวนการเรียนรู้ในเทคโนโลยีนี้มีความซับซ้อนและเข้าใจได้ยาก และเข้าถึงสื่อและอุปกรณ์การเรียนรู้ยังมีราคาสูงและไม่เพียงพอต่อความต้องการของผู้เรียน ดังนั้น การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์ในการออกแบบและพัฒนาชุดสารถิตการตรวจจับวัตถุโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่สามารถใช้เป็นสื่อการเรียนรู้ในการเขียนโปรแกรมควบคุมด้วยภาษาไพทอน และ การใช้กล้องเพื่อตรวจสอบรอยขีดข่วนบนแผ่นทองแดงผ่านกระบวนการประมวลผลภาพโดยใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบประมวลผลภาพ กลุ่มเป้าหมายในครั้งนี้เป็นนักศึกษา ชั้นปีที่ 2 สาขาวิชาแมคคาทรอนิกส์และหุ่นยนต์ จำนวน 27 คน โดยแบบแผนการวิจัยเป็นแบบก่อนการทดลอง มีการเปรียบเทียบก่อนและหลังเรียน ผลการศึกษา พบว่า การพัฒนาชุดสารถิตสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ช่วยส่งเสริมผลสัมฤทธิ์การเรียนรู้ของผู้เรียน อีกทั้งผู้เรียนมีการรับรู้เชิงบวกต่อกิจกรรมการเรียนรู้ด้วยชุดฝึกดังกล่าวอีกด้วย

คำสำคัญ: การประมวลผลภาพ, โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน, การตรวจสอบคุณภาพ, การตรวจจับข้อบกพร่อง, การศึกษาทางวิศวกรรม

Abstract

Artificial intelligence-based image processing technology plays a vital role in industrial manufacturing processes, where it is widely applied in quality inspection on production lines, defect detection in products, and automated process control. The integration of convolutional neural networks (CNNs) has significantly

*Corresponding author

Email address: kitcharoen.pn3@gmail.com

enhanced image analysis accuracy and efficiency. As a result, there is a growing demand in the labor market for personnel with knowledge and expertise in this field. However, the learning process for this technology is complex and often difficult to grasp, while access to learning materials and equipment remains limited and expensive, falling short of learners' needs. Therefore, this study aims to design and develop a demonstration kit for object detection using convolutional neural networks, which serves as an instructional tool for programming with Python and for using a camera to inspect scratches on copper plates through image processing for image classification. The objective is to improve the efficiency of image processing systems. The target group for this study consists of 27 second-year students in the Mechatronics and Robotics program. The research design follows a pre-experimental approach involving a pre-test and post-test comparison. The results show that the developed demonstration kit functions effectively and enhances students' learning outcomes. Moreover, learners expressed positive perceptions toward the learning activities involving the training kit.

Keywords: Image processing, CNN, quality inspection, defect detection, engineering education

■ บทนำ

ในอุตสาหกรรมการผลิตสมัยใหม่ การตรวจสอบคุณภาพผลิตภัณฑ์มีความสำคัญอย่างยิ่ง เนื่องจากผลิตภัณฑ์ที่ไม่ผ่านการตรวจสอบอาจส่งผลกระทบต่อชื่อเสียงขององค์กรและเพิ่มต้นทุนในการผลิตโดยไม่จำเป็น การตรวจสอบคุณภาพด้วยมนุษย์นั้นยังคงมีข้อจำกัดหลายประการ เช่น ความเหนื่อยล้าของผู้ตรวจสอบ ความไม่แม่นยำ หรือข้อผิดพลาดจากการมองเห็นสิ่งผิดปกติที่มีขนาดเล็ก อาจทำให้ผลิตภัณฑ์ที่ไม่สมบูรณ์ถูกส่งออกไปยังลูกค้า (Kumar et al., 2023) ดังนั้น ระบบการตรวจสอบคุณภาพโดยใช้การประมวลผลภาพ (Image processing) ด้วยเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) จึงเป็นทางเลือกที่สำคัญที่สามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความแม่นยำในการตรวจสอบ (Smith & Zhang, 2019)

การพัฒนาเทคโนโลยีการตรวจสอบคุณภาพนี้ได้นำโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks: CNN) ซึ่งเป็นโมเดลเครือข่ายการเรียนรู้เชิงลึกที่สามารถใช้ในการตรวจสอบข้อบกพร่องของผลิตภัณฑ์ในกระบวนการผลิตต่าง ๆ โดยมีงานวิจัยมากมายที่นำเสนอการตรวจจับรอยขีดข่วนหรือรอยบุบในวัสดุ แสดงให้เห็นว่ามีความสามารถสูงในการตรวจจับข้อบกพร่องจากภาพในเวลาจริง (Chen et al., 2022) และในการศึกษาของ Li & Guo (2020) พบว่าระบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน สามารถตรวจจับข้อบกพร่องได้แม่นยำสูงถึง 97 เปอร์เซ็นต์ สามารถช่วยลดของเสียและเพิ่มคุณภาพผลิตภัณฑ์ได้มีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ Wang & Liu (2021) ได้นำเสนอการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมีความสำคัญในอุตสาหกรรมการผลิตอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์และเครื่องประดับ

ในยุคที่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์หรือเอไอกำลังเข้ามามีบทบาทสำคัญในทุกอุตสาหกรรม การเตรียมความพร้อมของผู้เรียนในระดับอุดมศึกษาให้มีทักษะด้านนี้จึงเป็นสิ่งจำเป็นเร่งด่วน อย่างไรก็ตาม ยังมีความท้าทายหลายประการที่เป็นอุปสรรคในการเข้าถึงและการพัฒนาศักยภาพของผู้เรียน อันนำไปสู่ความจำเป็นในการจัดหาสื่อการเรียนรู้ที่เข้าถึงง่ายและมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในสถาบันการศึกษาที่มีข้อจำกัดด้านทรัพยากร มักประสบปัญหาในการเข้าถึงองค์ความรู้และเครื่องมือที่จำเป็นสำหรับการเรียนรู้ ขาดแคลนสื่อการสอนที่ทันสมัยอันมีข้อจำกัดด้านอุปกรณ์และโครงสร้างพื้นฐาน นอกจากนี้ เนื้อหาที่ซับซ้อนและนามธรรมที่เป็นแนวคิดทางคณิตศาสตร์และอัลกอริทึมที่มีความซับซ้อน หากปราศจากสื่อการ

สอนที่ช่วยให้เห็นภาพและลงมือปฏิบัติจริงได้ง่าย อาจทำให้ผู้เรียนเกิดความท้อแท้และไม่สามารถเชื่อมโยงทฤษฎีกับการประยุกต์ใช้ได้ อีกทั้ง อาจทำให้ผู้เรียนขาดโอกาสในการลงมือปฏิบัติจริงที่ต้องอาศัยการฝึกปฏิบัติจริง (Hands-on experience) กับชุดข้อมูลและโมเดลต่าง ๆ เนื่องจากโอกาสในการเข้าถึงทรัพยากรเหล่านั้นยังมีจำกัด

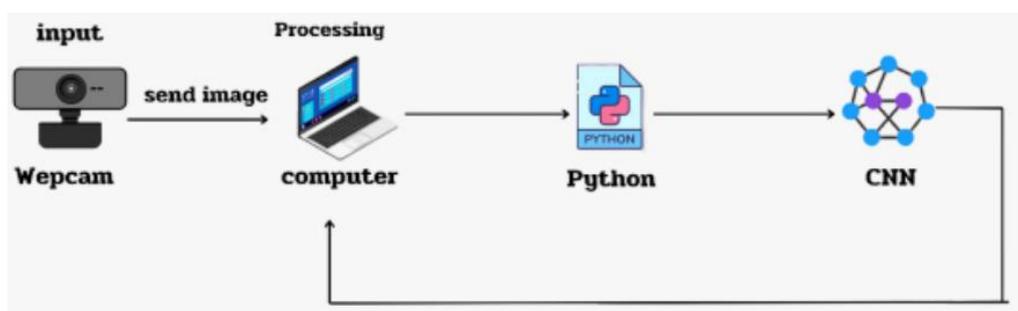
จากการศึกษาผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดการเรียนรู้วิทยาศาสตร์สืบเสาะที่ผ่านมา พบว่า การเรียนรู้วิทยาศาสตร์ด้วยกระบวนการสืบเสาะมีบทบาทสำคัญในการพัฒนาทักษะการคิดวิเคราะห์และการแก้ปัญหาของผู้เรียน กระบวนการนี้สามารถเสริมสร้างความเข้าใจที่ลึกซึ้งในเนื้อหาวิทยาศาสตร์ โดยให้ผู้เรียนมีบทบาทสำคัญในการตั้งคำถามและหาคำตอบด้วยตนเอง ซึ่งช่วยพัฒนาทักษะในการคิดวิทยาศาสตร์ที่สามารถนำไปใช้ในการแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นในชีวิตประจำวัน (Kumar et al., 2023) ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอการศึกษาการใช้กระบวนการจัดการเรียนรู้วิทยาศาสตร์แบบสืบเสาะในการพัฒนาทักษะการคิดวิทยาศาสตร์ของนักเรียน พร้อมทั้งศึกษาการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์และการประมวลผลภาพมาใช้ในการตรวจสอบคุณภาพผลิตภัณฑ์ในอุตสาหกรรม โดยเฉพาะการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันในการตรวจสอบข้อบกพร่องบนวัสดุทองแดง งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนาระบบที่สามารถเพิ่มความแม่นยำ ลดข้อผิดพลาดที่เกิดจากการตรวจสอบด้วยมือ และยกระดับคุณภาพการผลิตในอุตสาหกรรมที่เกี่ยวข้อง

■ จุดประสงค์การวิจัย

- 1) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของชุดสาธิตการตรวจสอบวัตถุด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน
- 2) เพื่อประเมินผลสัมฤทธิ์การเรียนรู้ของผู้เรียนที่ใช้ชุดสาธิตการตรวจสอบวัตถุด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน
- 3) เพื่อประเมินการรับรู้ของผู้เรียนที่มีต่อชุดสาธิตตรวจสอบวัตถุด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

■ การออกแบบและพัฒนาระบบการทำงานของชุดสาธิต

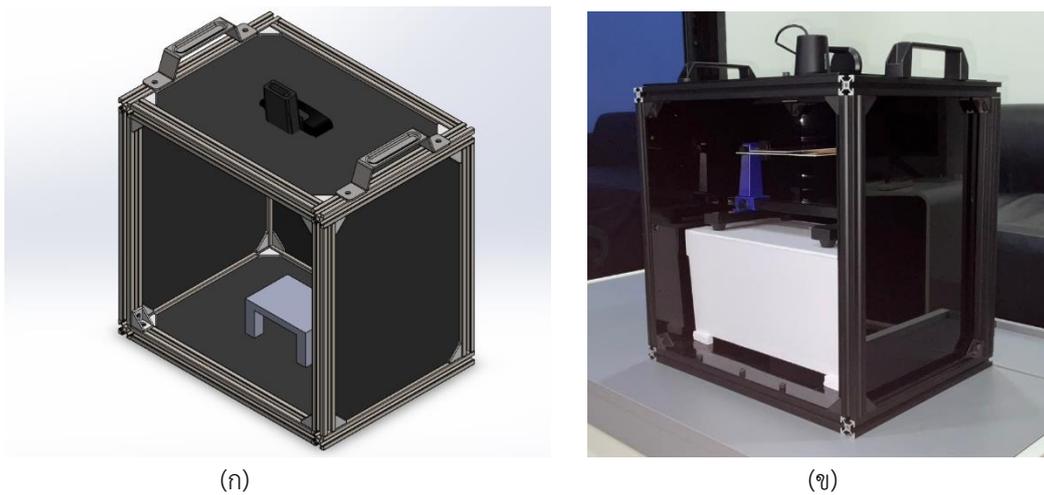
ภาพรวมของชุดสาธิตตรวจสอบวัตถุด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันได้มีการเชื่อมต่อและรับส่งข้อมูลระหว่างกล้องและคอมพิวเตอร์ ในส่วนนี้จะอธิบายวิธีการเชื่อมต่อกล้องกับคอมพิวเตอร์โดยใช้พอร์ตเชื่อมต่อ ได้แก่ยูเอสบี (USB) หรือ Ethernet และการตั้งค่าโปรแกรมสำหรับการรับส่งข้อมูลภาพจากกล้องเข้าสู่ระบบประมวลผล โดยกล้องจะทำการจับภาพวัตถุและส่งข้อมูลไปยังคอมพิวเตอร์ผ่านทางโค้ดภาษาไพทอน (Python) ใช้ไลบรารี OpenCV ในการรับภาพแบบเรียลไทม์ ระบบจะนำภาพที่ได้รับมาใช้ในการประมวลผลและวิเคราะห์คุณภาพวัตถุต่อไปในการเชื่อมต่อรับส่งข้อมูลระหว่างกล้องสู่คอมพิวเตอร์จะผ่านโปรแกรมไพทอน โดยตัวโปรแกรมจะเป็นตัวกลางส่งออกข้อมูล ดังแสดงในภาพที่ 1



ภาพที่ 1. ภาพรวมการทำงานของชุดสาธิต

การออกแบบและพัฒนาระบบชุดสาธิตการตรวจสอบวัตถุด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

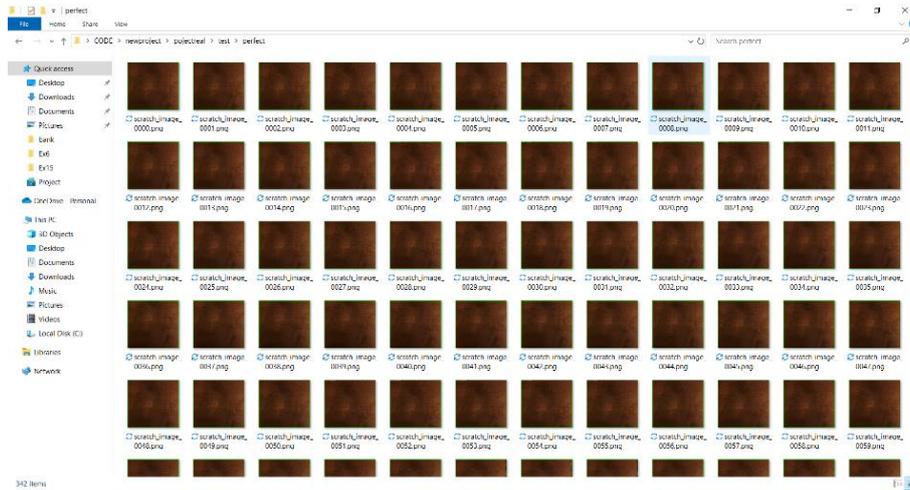
สร้างชุดสาธิตในโปรแกรมโซลิดเวิร์ค ในขั้นตอนนี้จะอธิบายการออกแบบชิ้นงานหรือโครงสร้างที่เกี่ยวข้องกับโครงการ โดยใช้โปรแกรม SolidWorks ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์ออกแบบ 3 มิติที่ช่วยในการสร้างแบบจำลองของชิ้นงานอย่างละเอียด เช่น การออกแบบส่วนประกอบต่างๆ ของระบบตรวจสอบคุณภาพวัตถุ หรือส่วนประกอบกลไกที่เกี่ยวข้องกับการติดตั้งกล้องและอุปกรณ์อื่นๆ การออกแบบชิ้นงานจะคำนึงถึงปัจจัยต่างๆ เช่น ขนาด รูปทรง และการติดตั้ง เพื่อให้เหมาะสมกับการใช้งานจริง สร้างชุดสาธิตตรวจสอบวัตถุด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ในขั้นตอนนี้จะอธิบายถึงการประกอบชิ้นงานจริง โดยนำชิ้นส่วนที่ออกแบบผ่านโปรแกรม SolidWorks และผลิตขึ้นมา มาประกอบเข้าด้วยกัน ชิ้นงานที่ประกอบจะรวมถึงโครงสร้างสำหรับติดตั้งกล้อง ระบบจับภาพ และอุปกรณ์เสริมอื่นๆ ที่จำเป็นต่อการทำงานของระบบตรวจสอบคุณภาพวัตถุขั้นตอนนี้จะรวมถึงการตรวจสอบความถูกต้องของการประกอบชิ้นส่วน การปรับแต่งชิ้นงานให้เหมาะสมกับการใช้งานจริง รวมถึงการติดตั้งอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ เช่น กล้องและเซนเซอร์ ที่จะถูกใช้ในการเก็บข้อมูลเพื่อการประมวลผลภาพในขั้นตอนถัดไป ดังแสดงในภาพที่ 2



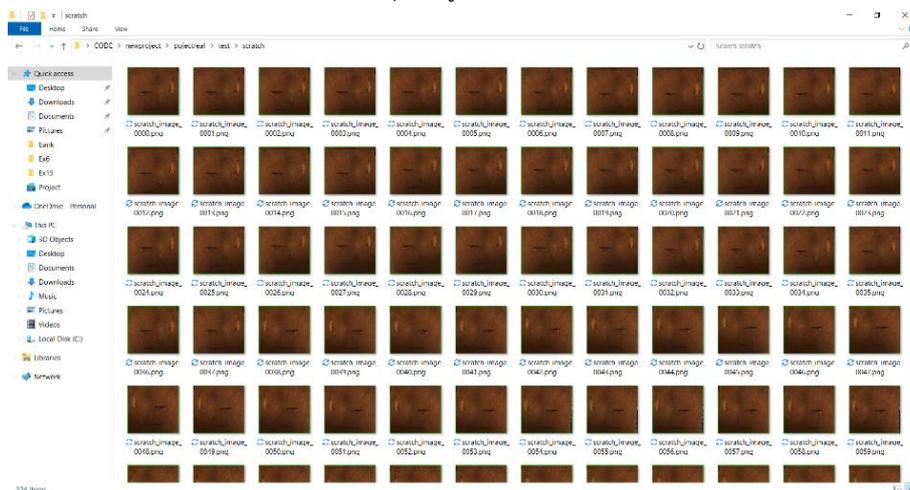
ภาพที่ 2. ชุดสาธิตการตรวจสอบวัตถุด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

การเก็บข้อมูลภาพเพื่อใช้เป็นฐานข้อมูล

การเขียนโปรแกรมเก็บข้อมูลเพื่อไปเทรนโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ในขั้นตอนนี้จะอธิบายถึงวิธีการเขียนโปรแกรมเพื่อเก็บข้อมูลภาพที่ได้จากกล้องสำหรับใช้ในการฝึกโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Evolutionary Neural Network) โดยจะสร้างชุดข้อมูลจากภาพวัตถุที่กล้องตรวจจับได้ พร้อมทั้งจัดประเภทภาพ เช่น ภาพที่มีขอบบพร่องและภาพที่สมบูรณ์ โปรแกรมที่เขียนจะใช้โปรแกรมไพทอน และไลบรารี เช่น OpenCV ในการจัดเก็บภาพที่ได้ พร้อมกับจัดเก็บเมตาเดต้าที่เกี่ยวข้องกับภาพนั้นๆ จากนั้นชุดข้อมูลที่ได้จะถูกนำไปใช้ในการเทรนโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการตรวจจับขอบบพร่องโดย ชุดข้อมูลแบ่งเป็น 2 ชุด ได้แก่ ชุดข้อมูลทองแดงที่ไม่มีรอยขีดข่วน และ ชุดข้อมูลทองแดงที่มีรอยขีดข่วน ดังภาพที่ 3 และ 4



ภาพที่ 3. ชุดข้อมูลทองแดงที่ไม่มีรอยขีดข่วน

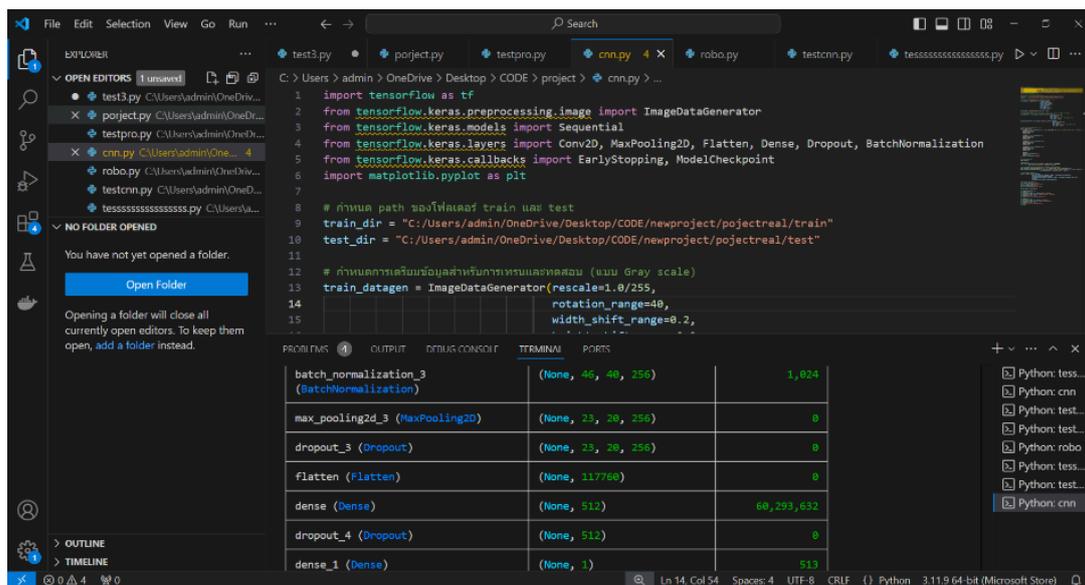


ภาพที่ 4. ชุดข้อมูลทองแดงที่มีรอยขีดข่วน

การแทนโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

นำข้อมูลที่เก็บมานำมาเขียนโปรแกรมแทนโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ขั้นตอนนี้จะอธิบายถึงวิธีการใช้ข้อมูลภาพที่เก็บรวบรวมมาในการเขียนโปรแกรมสำหรับการฝึกโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network) โดยใช้ไลบรารีสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เช่น TensorFlow หรือ PyTorch ร่วมกับข้อมูลภาพที่จัดเก็บไว้โปรแกรมจะเริ่มด้วยการโหลดชุดข้อมูลเข้าสู่โมเดล จากนั้นใช้เทคนิคการเรียนรู้แบบสังวัตนาการ (Evolutionary Learning) เช่น Genetic Algorithm หรือ Evolutionary Strategy เพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันให้มีความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูลที่รับมากขึ้น การพัฒนาโมเดล Convolutional Neural Network (CNN) ด้วยภาษาไพธอนโดยใช้ไลบรารี TensorFlow และ Keras ภายในโปรแกรม Visual Studio Code โดยได้มีการออกแบบโมเดลลำดับขั้น (Sequential Model) เพื่อใช้สำหรับการจำแนกภาพในรูปแบบ grayscale โมเดลถูกออกแบบโดยประกอบด้วยชั้นต่าง ๆ ได้แก่ ชั้น Batch Normalization, Max Pooling, Dropout, Flatten และ Fully Connected (Dense) ซึ่งแสดงลำดับของการประมวลผลข้อมูลภาพที่มีขนาดลดลงเรื่อย ๆ และถูกส่งผ่านไปยังชั้น Dense เพื่อประมวลผลเชิงลึก โดยพารามิเตอร์ส่วนใหญ่อยู่ในชั้น Fully Connected Layer ที่มีหน่วยประมวลผล (nodes) จำนวน 512 หน่วย และตามด้วยชั้น Output Layer ที่มีหน่วยประมวลผลเพียง 1 หน่วย สำหรับงานจำแนกประเภทแบบสองคลาส (Binary

Classification) โดยใช้ฟังก์ชัน Sigmoid เป็น activation function ที่ขั้นสุดท้าย ดังในภาพที่ 5 ข้อมูลเหล่านี้จะถูกนำมาใช้ในการฝึกฝนโมเดลเพื่อให้ระบบสามารถตรวจจับข้อบกพร่องของวัตถุที่กล้องจับภาพได้ ดังในภาพที่ 6



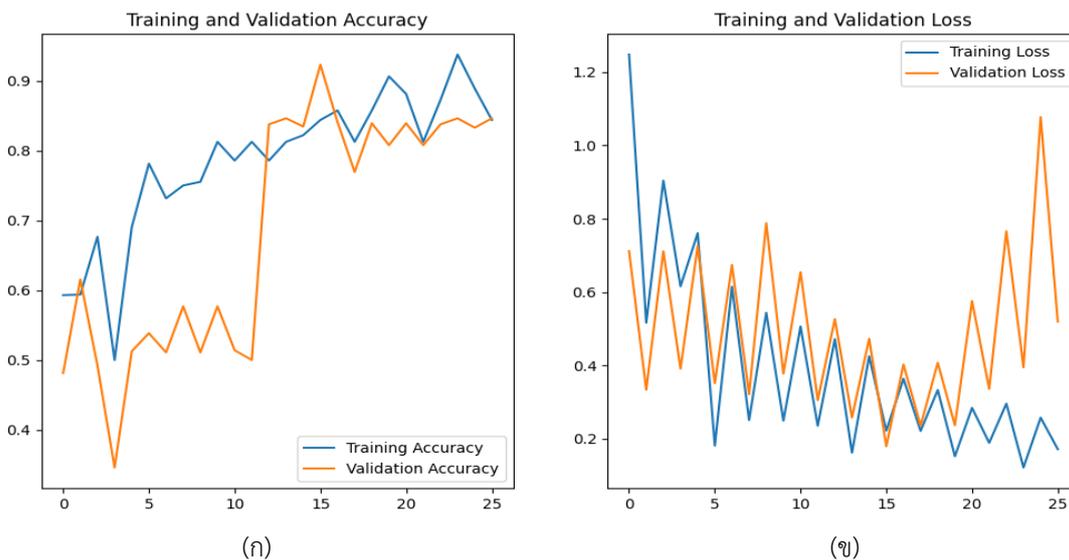
```

1 import tensorflow as tf
2 from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
3 from tensorflow.keras.models import Sequential
4 from tensorflow.keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, Dense, Dropout, BatchNormalization
5 from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint
6 import matplotlib.pyplot as plt
7
8 # กำหนด path ของไฟล์ภาพ train และ test
9 train_dir = "C:/Users/admin/OneDrive/Desktop/CODE/newproject/projectreal/train"
10 test_dir = "C:/Users/admin/OneDrive/Desktop/CODE/newproject/projectreal/test"
11
12 # กำหนดการเตรียมข้อมูลสำหรับการทดสอบ (แบบ Gray scale)
13 train_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1.0/255,
14 rotation_range=40,
15 width_shift_range=0.2,

```

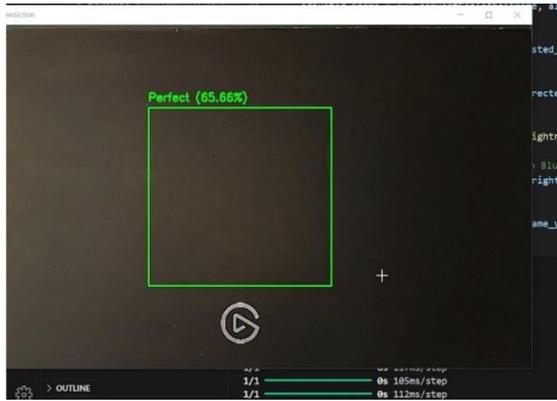
Layer Name	Kernel Size	Stride	Output Shape	Params
batch_normalization_3 (BatchNormalization)	(None, 46, 46, 256)			1,024
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 23, 28, 256)			0
dropout_3 (Dropout)	(None, 23, 28, 256)			0
Flatten (Flatten)	(None, 117760)			0
dense (Dense)	(None, 512)			60,293,632
dropout_4 (Dropout)	(None, 512)			0
dense_1 (Dense)	(None, 1)			513

ภาพที่ 5. ขั้นตอนการเทรนโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

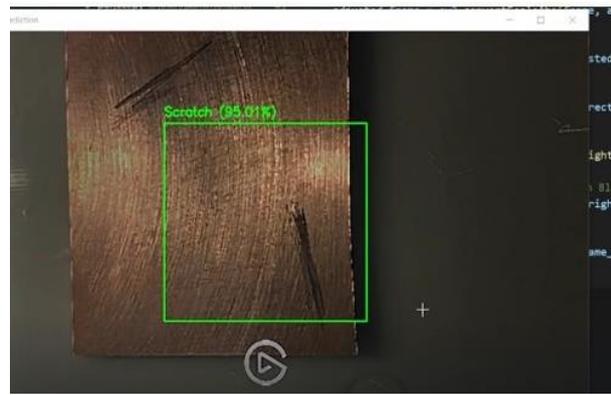


ภาพที่ 6. ผลเทรนโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันแบบกราฟ

หลังจากนั้น ขั้นตอนต่อไปจะเป็นการทดลองใช้งานโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network) ที่พัฒนาขึ้น โดยนำโครงข่ายที่ผ่านการฝึกฝนแล้วมาทดสอบกับชุดข้อมูลใหม่หรือข้อมูลที่ไม่เคยถูกใช้ในการฝึกฝน (Test set) เพื่อประเมินความสามารถในการตรวจจับข้อบกพร่องหรือวิเคราะห์ความสมบูรณ์ของวัตถุ โดยได้ทำการทดสอบผ่านห้องแดง (ในภาพที่ 7) การทดสอบนี้จะตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันที่พัฒนามานั้น มีความแม่นยำเพียงใดในการทำนายหรือวิเคราะห์ข้อมูลภาพจากกล้องในสถานการณ์จริง นอกจากนี้ยังวัดประสิทธิภาพด้านต่าง ๆ เช่น ความเร็วในการประมวลผลและความแม่นยำของผลลัพธ์ หากพบข้อบกพร่องหรือประสิทธิภาพต่ำจะทำการปรับแต่งโครงข่ายเพิ่มเติม



(ก)



(ข)

ภาพที่ 7. (ก) การทดสอบแผ่นทองแดงที่ไม่มีรอยขีดข่วน และ (ข) การทดสอบแผ่นทองแดงที่มีรอยขีดข่วน

■ วิธีดำเนินการวิจัย

กลุ่มเป้าหมายในการวิจัยในครั้งนี้เป็นนักศึกษาปีที่ 2 สาขาวิชาวิศวกรรมแมคคาทรอนิกส์และหุ่นยนต์ จำนวน 27 คน โดยได้เข้าร่วมกิจกรรมการเรียนรู้ที่มีเนื้อหาเกี่ยวกับการเขียนโปรแกรมด้วยภาษาไพทอน โดยมีเนื้อหาครอบคลุมทั้งการใช้งานตัวแปร (Variables) ประเภทข้อมูล (Data Types) การใช้คำสั่งเงื่อนไข (Conditionals) การสร้างฟังก์ชัน (Functions) รวมถึงตัวอย่างการเขียนโปรแกรมพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการใช้งานภาษาไพทอนในสถานการณ์จริง ใช้เวลาในการเรียนรู้จำนวน 3 ชั่วโมง ดังแสดงในภาพที่ 8



(ก)



(ข)

ภาพที่ 8. ผู้เรียนเข้าร่วมกิจกรรมการเรียนรู้

■ ผลการวิจัย

จุดประสงค์ที่ 1 ผลการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของชุดสาธิต

ผลการทดลองทางวิศวกรรมของการพัฒนาชุดสาธิตซึ่งประกอบด้วยการตรวจสอบและทดสอบระบบต่างๆที่ออกแบบและสร้างขึ้นเพื่อให้บรรลุเป้าหมายที่กำหนดไว้การศึกษานี้เน้นการประเมินประสิทธิภาพ และการตรวจสอบความสามารถในการทำงานของชุดสาธิตในสถานะการใช้งานจริง โดยจะมีการพิจารณาการนำมาใช้ รวมถึงการปรับปรุงและแก้ไขข้อบกพร่องที่พบในระหว่างการทดสอบ โดยมีผลการทดลอง ได้แก่ ผลการทดสอบการตรวจจับความสมบูรณ์แบบเรียลไทม์ทั้งหมด 20 ครั้ง จะแบ่งเป็นครั้งที่ 1-10 จะเป็นการนำแผ่นทองแดงที่ไม่มีรอยขีดข่วนมาตรวจและให้ผลการทดสอบ

แสดงออกมาเป็น perfect (ตารางที่ 1) ส่วนครั้งที่ 11-20 จะเป็นการนำแผ่นทองแดงที่มีรอยขีดข่วนมาตรวจและให้ผลการทดสอบแสดงออกมาเป็น scratch (ตารางที่ 2) ผลการทดลองทั้งหมดได้ถูกบันทึกและวิเคราะห์อย่างละเอียด เพื่อหาข้อสรุปผลการทดลองได้ดังนี้

ตารางที่ 1

การทดสอบแผ่นทองแดงที่ไม่มีรอยขีดข่วนจำนวน 10 แผ่น

จำนวนครั้ง	ผลการทดลอง
1	perfect
2	perfect
3	perfect
4	perfect
5	perfect
7	perfect
8	perfect
9	perfect
10	perfect
ผลรวม	100%

ตารางที่ 2

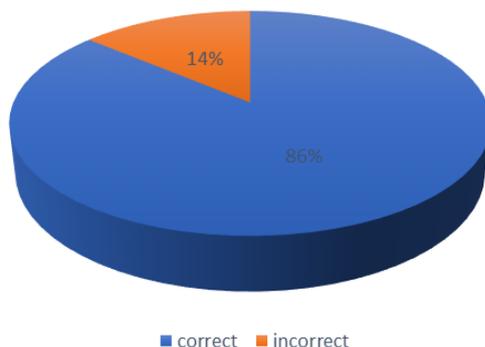
การทดสอบแผ่นทองแดงที่มีรอยขีดข่วนจำนวน 10 แผ่น

จำนวนครั้ง	ผลการทดลอง
11	scratch
12	scratch
13	scratch
14	scratch
15	scratch
17	scratch
18	scratch
19	scratch
20	scratch
ผลรวม	100%

สรุปผลการทดลองการทดสอบการตรวจจับความสมบูรณ์แบบเรียลไทม์ทั้งหมด 20 ครั้ง ความถูกต้องที่แสดงออกมาเป็น 100% ซึ่งหมายความว่าผลการทดสอบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันสามารถใช้งานได้

นอกจากนี้ ผลการทดสอบการตรวจจับความสมบูรณ์แบบข้อมูลที่เตรียมไว้ทั้งหมด 500 ครั้ง โดยแบ่งเป็นภาพที่ 1-250 เป็นภาพทองแดงที่ไม่มีรอยขีดข่วน และตั้งแต่ภาพ 251-500 เป็นภาพทองแดงที่มีรอยขีดข่วน โดยผลจะมีการแสดง ครั้ง

ที่ตรวจสอบ ชื่อของภาพ คลาสที่ได้ทำนายออกมา ความมั่นใจในการทำนาย และสุดท้ายจะเป็นช่องความถูกต้องโดยการตรวจว่าภาพที่ทำนายออกมาถูกหรือไม่ ดังในภาพที่ 9



ภาพที่ 9. ผลการทดสอบการตรวจจับความสมบูรณ์แบบข้อมูลที่เตรียมไว้ทั้งหมด 500 ครั้ง

จุดประสงค์ที่ 2 ผลประเมินผลสัมฤทธิ์การเรียนรู้ของผู้เรียนที่ใช้ชุดสถิติการตรวจสอบวัตถุด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

ผลประเมินผลสัมฤทธิ์การเรียนรู้ก่อนและหลังใช้ชุดการเรียนรู้จำนวน 27 คน ด้วยวิธีการประเมินความก้าวหน้าทางการเรียน (Normalized Gain) (ตารางที่ 3) โดยการแสดงผลการเรียนรู้ที่เพิ่มขึ้นจริงของผู้เรียน ผู้วิจัยได้แบ่งผู้เรียนออกเป็น 2 กลุ่ม โดยใช้คะแนนก่อนเรียนหลัก ได้แก่ กลุ่มที่ 1 ผู้เรียนที่มีคะแนนสูง จำนวน 13 คน (ผู้เรียนที่มีคะแนนก่อนเรียน มากกว่า 50 คะแนน) และกลุ่มที่ 2 ผู้เรียนที่มีผลคะแนนอ่อน (ผู้เรียนที่มีคะแนนก่อนเรียน น้อยกว่าหรือเท่ากับ 50 คะแนน) จำนวน 14 คน จากการศึกษา พบว่า ผู้เรียนกลุ่มที่ 1 มีความก้าวหน้าทางการเรียนในภาพรวมระดับสูง (High Gain) $g = 0.81$ โดยมีผู้เรียนจำนวน 10 คน ที่อยู่ในระดับสูง (High Gain) และมีผู้เรียน จำนวน 3 คน อยู่ในระดับกลาง (Medium Gain) โดยมีคะแนนก่อนเรียน (Pre-test) ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 80.00 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) เท่ากับ 10.38 และคะแนนหลังเรียน (Post-test) ค่าเฉลี่ย เท่ากับ 96.15 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) เท่ากับ 6.25

ส่วนผู้เรียนในกลุ่มที่ 2 มีความก้าวหน้าทางการเรียนในภาพรวมระดับสูง (High Gain) โดยมีผู้เรียนจำนวน 12 คน ที่อยู่ในระดับสูง (High Gain) และมีผู้เรียน จำนวน 2 คน อยู่ในระดับกลาง (Medium Gain) โดยมีคะแนนก่อนเรียน (Pre-test) ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.14 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) เท่ากับ 10.30 และคะแนนหลังเรียน (Post-test) ค่าเฉลี่ย เท่ากับ 90.00 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) เท่ากับ 7.56

ตารางที่ 3

ผลประเมินผลสัมฤทธิ์การเรียนรู้ของผู้เรียน

คนที่	กลุ่มที่ 1 ผู้เรียนที่มีคะแนนสูง				กลุ่มที่ 2 ผู้เรียนที่มีผลคะแนนอ่อน				
	คะแนน ก่อนเรียน	คะแนน หลังเรียน	g	แปลผล	คนที่	คะแนน ก่อนเรียน	คะแนน หลังเรียน	g	แปลผล
1	80.00	90.00	0.50	Medium	1	50.00	90.00	0.80	High
2	80.00	90.00	0.50	Medium	2	50.00	70.00	0.40	Medium
3	90.00	100.00	1.00	High	3	50.00	100.00	1.00	High
4	80.00	100.00	1.00	High	4	10.00	90.00	0.89	High
5	60.00	90.00	0.75	High	5	30.00	90.00	0.86	High

กลุ่มที่ 1 ผู้เรียนที่มีคะแนนสูง					กลุ่มที่ 2 ผู้เรียนที่มีผลคะแนนอ่อน				
คนที่	คะแนน	คะแนน	g	แปลผล	คนที่	คะแนน	คะแนน	g	แปลผล
	ก่อนเรียน	หลังเรียน				ก่อนเรียน	หลังเรียน		
6	90.00	100.00	1.00	High	6	40.00	90.00	0.83	High
7	90.00	100.00	1.00	High	7	30.00	90.00	0.86	High
8	90.00	100.00	1.00	High	8	40.00	90.00	0.83	High
9	60.00	100.00	1.00	High	9	30.00	100.00	1.00	High
10	80.00	100.00	1.00	High	10	40.00	100.00	1.00	High
11	70.00	80.00	0.33	Medium	11	40.00	90.00	0.83	High
12	90.00	100.00	1.00	High	12	40.00	80.00	0.67	Medium
13	80.00	100.00	1.00	High	13	30.00	90.00	0.86	High
Mean	80.00	96.15	0.81	High	14	40.00	90.00	0.83	High
SD	10.38	6.25			Mean	37.14	90.00	0.84	High
					SD	10.30	7.56		

ในตารางที่ 4 แสดงการใช้ Mann-Whitney U test ที่เป็นการทดสอบทางสถิติแบบนอนพาราเมตริก (Non-parametric test) เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างผู้เรียนสองกลุ่มตัวอย่างที่เป็นอิสระจากกัน (two independent samples) พบว่า ผลสัมฤทธิ์การเรียนรู้ของผู้เรียนทั้งสองกลุ่มมีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p = .024$)

ตารางที่ 4

ผลการทดสอบสถิติ Mann-Whitney U test

กลุ่ม	จำนวน (N)	ค่าเฉลี่ยอันดับ (Mean Rank)	Mann- Whitney U	z	p	ขนาดอิทธิพล (r)
กลุ่มที่ 1 ผู้เรียนที่มีคะแนนสูง	13	96.15	133.5	2.2437	0.024	0.432
กลุ่มที่ 2 ผู้เรียนที่มีผลคะแนนอ่อน	14	90.00				

จุดประสงค์ที่ 3 ผลประเมินการรับรู้ของผู้เรียนที่มีต่อชุดสาธิตตรวจสอบวัตถุด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

ผู้วิจัยได้ทำการสำรวจความคิดเห็นของผู้เรียนที่ใช้ชุดสาธิตตรวจสอบวัตถุด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันในการสาธิตการทำงานให้ผู้เรียนได้ดู โดยได้ทำการเก็บผลการรับรู้ของผู้เรียนด้วยเว็บไซต์ <https://www.menti.com>. โดยผู้เรียนได้แสดงความคิดเห็นแบบออนไลน์ผ่านการใช้อุปกรณ์เคลื่อนที่ โดยพบว่า ผู้เรียนส่วนใหญ่มีความคิดเห็นว่าการใช้ชุดสาธิตมีความเสถียรและค่อนข้างแม่นยำ และเป็นอะไรที่แปลกใหม่สำหรับผู้เรียน โดยผู้เรียนหลายคนคิดว่าการสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์ค่อนข้างยากและมีความซับซ้อน ดังภาพที่ 10

- ทรงกรด พิมพิศาล & ณัฐวุฒิ ศรีวิบูลย์. (2020). การประมวลผลภาพสำหรับการจำแนกรูปภาพพื้นดัสโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก. *Journal of Information Science and Technology*.
- สำนักงานมาตรฐานผลิตภัณฑ์อุตสาหกรรม. (2020). การตรวจสอบคุณภาพผลิตภัณฑ์ด้วยระบบคอมพิวเตอร์. *วารสารวิจัยและพัฒนาเทคโนโลยีไทย*, 45(3), 156-164.
- ศุภณัฐ จินตวัฒน์สกุล. (2022). การจำแนกภาพขวดแบบเซตเปิดด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน. *ปริญญาณิพนธ์วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศคณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ*.
- Asenci, A. G., Bulawan, J. E. D. C., & Padilla, D. A. (2022). YOLO-based AI for object Detection and sorting in factories. *Journal of Industrial Engineering and Applications*, 4 2 (5) , 4 3 2 - 4 3 9 . <https://doi.org/10.1109/JIEA.2022.0012345>
- Chen, E., & Johnson, M. (2022). Defect detection in manufacturing using convolutional neural networks. *Journal of Manufacturing Processes*, 35(4), 152-160. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2022.02.003>
- Galvez, R. L., Bandala, A. A., Dadios, E. P., Vicerra, R. R. P., & Maningo, J. M. Z. (2018, October). Object detection using convolutional neural networks. In *TENCON 2018-2018 IEEE region 10 conference (pp. 2023-2027)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/TENCON.2018.8650517>
- Habibzadeh, H., & Motamed, L. (2021). Multi-class object detection using YOLOv5 and Faster R - CNN. *International Journal of Computer Vision*, 129(2), 228-243. <https://doi.org/10.1007/s11263-020-01422-6>
- Kumar, D., & Gupta, R. (2023). Helmet detection using CNN for safety compliance in industries. *Safety Technology Journal*, 19(3), 45-53. <https://doi.org/10.1016/j.safetytech.2023.01.006>
- Li, H., & Guo, Y. (2020). Defect detection in manufacturing using convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Industrial Applications*, 56(12), 3574-3582. <https://doi.org/10.1109/TIA.2020.3012374>
- Smith, J., & Zhang, W. (2019). Automated image processing for quality control in manufacturing. *Advanced Manufacturing Technology*, 28(5), 1318-1327. <https://doi.org/10.1007/s00170-019-03359-0>
- Wang, Q., & Liu, D. (2021). Surface defect detection using image processing and CNNs. *Journal of Materials Science*, 56(8), 3121-3130. <https://doi.org/10.1007/s10853-021-058982>
- Zhang, X., & Wang, L. (2020). AI-powered defect detection in industrial automation using deep learning techniques. *Automation in Manufacturing*, 33(2), 99-105. <https://doi.org/10.1007/s40940-019-00129-6>