

หุ่นยนต์คัดแยกฉลากโดยใช้อัลกอริทึม YOLO และบรรจุภัณฑ์ ในกระบวนการผลิตน้ำดื่มบรรจุขวด

KUKA Robot for sorting labels using YOLO algorithm and packaging in bottled water production process

กรณิการ์ มุลโพธิ์

สาขาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์และอัตโนมัติ สถาบันนวัตกรรมนคร

คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร

140 ถนนเชื่อมสัมพันธ์ แขวงกระทุ่มราย เขตหนองจอก กรุงเทพฯ 10530

Email: kornika@mut.ac.th

Manuscript received August 31, 2022

Revised September 24, 2022

บทคัดย่อ

บทความนี้ได้นำเทคโนโลยีการประมวลผลภาพด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยอัลกอริทึม YOLO V5 (YOLOv5) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมสำหรับตรวจจับวัตถุขั้นสูงที่มีความแม่นยำและความเร็วสูง มาประยุกต์ใช้งานในกระบวนการผลิตน้ำดื่มบรรจุขวดเพื่อคัดแยกฉลากน้ำดื่มที่กำหนด โดยใช้หุ่นยนต์คูก้าเป็นผู้ช่วยคัดแยกและทำการบรรจุขวดน้ำดื่ม 9 ขวดต่อกล่อง โดยได้ทำการทดสอบเวลาในการบรรจุภัณฑ์ 2 กล่อง จำนวน 5 ครั้ง ระบบใช้เวลาเฉลี่ยในการดำเนินการทั้งสิ้น 6.288 นาที ที่ความเร็วสายพาน 3.54 เซนติเมตรต่อวินาที โดยใช้โครงข่ายประสาทเชิงลึกโดยใช้อัลกอริทึม YOLOv5 สำหรับสร้างแบบจำลองในการรู้จำภาพจำนวน 1,333 รูป เพื่อจำแนกฉลากออกเป็น 3 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มที่ 1 มีฉลากที่ถูกต้องสมบูรณ์ (Perfect) กลุ่มที่ 2 มีฉลากไม่สมบูรณ์ (Damaged) กลุ่มที่ 3 ไม่มีฉลาก (Not Have) และทำการฝึกสอนจำนวน 500 รอบ จากแบบจำลองที่ได้พบว่ามีค่าสูญเสียเฉลี่ยอยู่ที่ 0.0056 และค่าความแม่นยำอยู่ที่ 0.9723 และทำการทดสอบขวดน้ำดื่มคละกลุ่มจำนวน 60 ขวด พบว่า หุ่นยนต์สามารถตรวจจับได้แม่นยำสูงสุดถึงร้อยละ 100

คำสำคัญ: การเรียนรู้เชิงลึก การประมวลผลภาพ ตรวจจับวัตถุ อัลกอริทึม YOLO การประยุกต์ใช้งานระบบอัตโนมัติ หุ่นยนต์อุตสาหกรรม หุ่นยนต์คูก้า

ABSTRACT

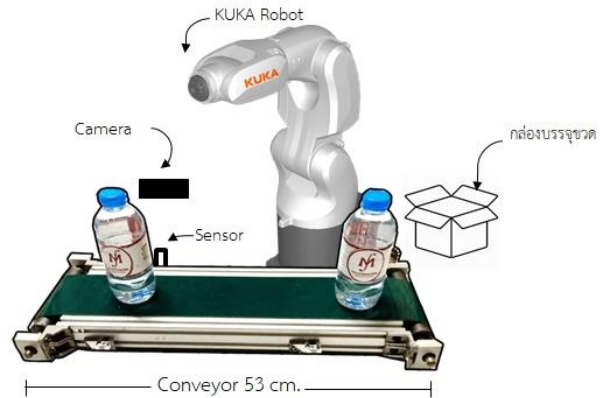
This paper presents how to apply the image processing technology with the deep learning methods using YOLO V5, which is an object detection algorithm with high accuracy and speed applied for the bottled water production process. For sorting the specific label, KUKA robot is used to sort and pack the 3x3 box packaging. The result of the average process time is of 6.288 minutes at the conveyor speed of 3.54 cm per second. Deep convolutional neural network based on the YOLOv5 algorithm is used for the image recognition model. A set of training data is used 1,333 images for 3 types of classification as perfect, damaged and not have labels. After training for 500 rounds, the model has an average loss of 0.0056 and the precision of 0.9723. The experimental results have found that the success rate of classification at 100% from 60 bottles.

Keywords: Deep Learning, Image Processing, Object Detection, YOLO Algorithm, Automatic System Application, Industrial Robot, KUKA Robot

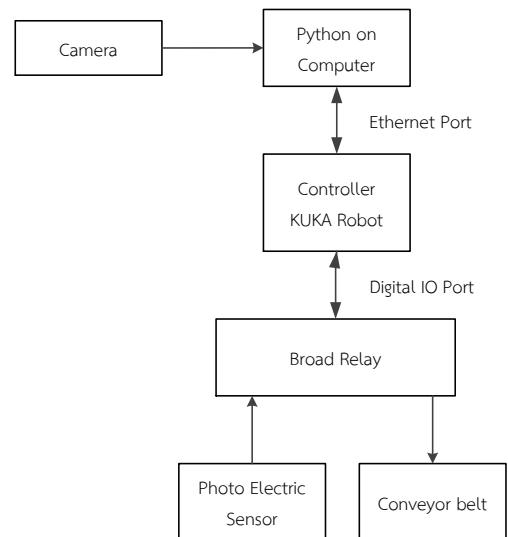
1. บทนำ

โรงงานอุตสาหกรรมในปัจจุบันเริ่มเห็นความสำคัญของการผลิตด้วยระบบอัตโนมัติกันมากขึ้นทั้งในอุตสาหกรรมขนาดใหญ่และขนาดเล็ก แต่ส่วนใหญ่ยังขาดความเข้าใจในเทคโนโลยี และการจัดการระบบการผลิตแบบอัตโนมัติให้เหมาะสมกับกระบวนการผลิตตามความจำเป็นของสถานประกอบการ เนื่องจากเทคโนโลยีต่าง ๆ เหล่านี้ยังคงมีราคาสูง ดังนั้นการตัดสินใจลงทุนทำระบบการผลิตแบบอัตโนมัติ จึงมีความจำเป็นที่จะต้องพิจารณาให้เกิดความคุ้มค่าต่อการลงทุนสูงสุด อย่างไรก็ตามการนำกล้องมาช่วยในการออกแบบระบบอัตโนมัติหรือแก้ปัญหาอุตสาหกรรม เพื่อช่วยลดความผิดพลาดและเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงาน จึงเป็นเรื่องที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ ซึ่งกล้องที่ใช้งานร่วมกับระบบอัตโนมัติยังมีราคาสูงมากเช่นกัน ผู้วิจัยจึงเล็งเห็นถึงความสำคัญต่อการลดต้นทุนกล้องดังกล่าว จึงคิดนำเอากล้องเว็บแคม (Webcam) ซึ่งมีราคาถูกมาใช้ในการกระบวนการผลิตเพื่อเป็นต้นแบบในการพัฒนาด้านอุตสาหกรรมต่อไป ดังจะเห็นได้จากการศึกษาเรื่องอนาคตของการมองเห็นของเครื่องจักรในอุตสาหกรรม [1] เช่นการควบคุมหุ่นยนต์หยิบจับวัตถุโดยใช้การมองเห็นจากกล้องแบบ 2 มิติ [2] การพัฒนาเครื่องต้นแบบคัดแยกดอกดาวเรืองโดยใช้วิธีการประมวลผลภาพ [3] ฯลฯ ซึ่งนำกล้องเว็บแคมมาใช้ในการวิจัยทั้งสิ้น

สิ่งหนึ่งที่ขาดไม่ได้ในอุตสาหกรรมอัตโนมัติคือ แขนกลอุตสาหกรรม ซึ่งมีหน้าที่หลักในการช่วยหยิบจับและวางชิ้นงานต่าง ๆ แทนมนุษย์ ดังนั้นการออกแบบเครื่องมือที่ใช้ในการหยิบจับชิ้นงาน (Tools) เพื่อให้มีความเหมาะสมกับชิ้นงานที่หุ่นยนต์จะหยิบจับจึงมีความสำคัญอย่างยิ่ง ดังนั้นบทความนี้จึงได้นำเอากล้องเว็บแคมที่มีต้นทุนต่ำมาใช้ในการคัดแยกกลากขวดน้ำดื่มในกระบวนการผลิตน้ำดื่ม และใช้หุ่นยนต์อุตสาหกรรมยี่ห้อคูเกาที่ออกแบบเครื่องมือหยิบจับขวดน้ำ แสดงภาพจำลองการทำงานดังรูปที่ 1 และมีบล็อกไดอะแกรมการทำงานของระบบดังรูปที่ 2 โดยได้นำกล้องเว็บแคมเชื่อมต่อกับคอมพิวเตอร์ ซึ่งใช้ระบบปฏิบัติการไพธอนในการนำภาพจากกล้องมาทำการเปรียบเทียบกับข้อมูลภาพที่ทำการฝึกสอนการตรวจคัดแยกกลากไว้แล้วผ่านอัลกอริทึม YOLO จากนั้นไพธอนจะส่งข้อมูลผ่านพอร์ต Ethernet ไปยังคอนโทรลเลอร์ของหุ่นยนต์เพื่อสั่งงานให้หุ่นยนต์เคลื่อนที่ไปนำขวดน้ำกลากที่สมบูรณ์ไปบรรจุภัณฑ์หรือสั่งงานให้สายพานลำเลียง



รูปที่ 1 ภาพจำลองการทำงานของระบบ

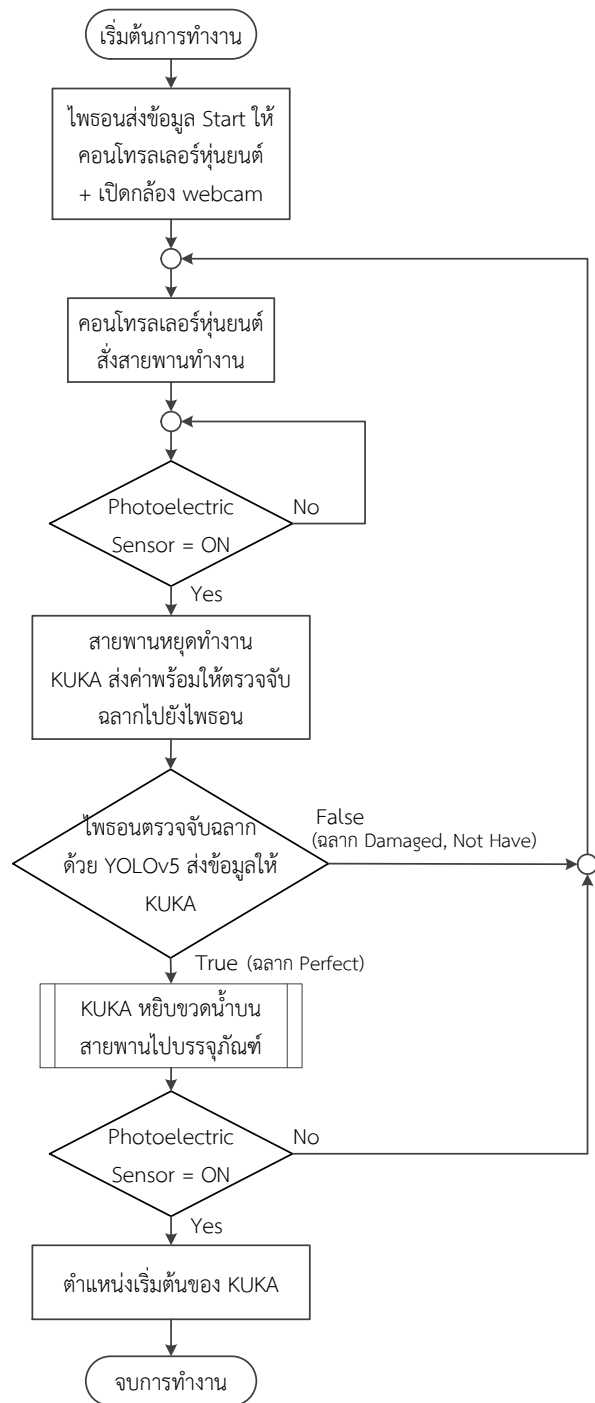


รูปที่ 2 บล็อกไดอะแกรมการทำงานของระบบ

ขวดน้ำกลากไม่สมบูรณ์ไปช่องคัดทิ้ง คอนโทรลเลอร์ของหุ่นยนต์จะมีหน้าที่ในการรับหรือส่งข้อมูลดิจิทัลอินพุตและเอาต์พุตผ่านบอร์ดรีเลย์โดยส่งงานสายพานผ่านการขับสเต็ปมอเตอร์ผ่านพอร์ตดิจิทัลเอาต์พุต รับค่าจากโฟโตอิเล็กทริกเซ็นเซอร์ผ่านพอร์ตดิจิทัลอินพุต และส่งข้อมูลแสดงสถานะให้กับคอมพิวเตอร์รับทราบเพื่อเริ่มการตรวจคัดแยกกลากอีกครั้งผ่านพอร์ต Ethernet ต่อไป

2. ทฤษฎีและการออกแบบ

จากบล็อกไดอะแกรมการทำงานข้างต้น สามารถนำมาเขียนขั้นตอนการทำงานโดยรวมของระบบแสดงดังรูปที่ 3 เริ่มต้นด้วยการป้อนขวดน้ำดื่มยี่ห้อมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานครขนาด 350 มิลลิลิตร ที่ได้รับการบรรจุน้ำและปิดฝาขวดแล้วจากเครื่องผลิตน้ำดื่มลงบนสายพานการส่งออกขวดน้ำดื่ม ซึ่งในบทความนี้ได้จำลองสายพานส่วนนี้เป็นสายพานขนาดเล็กที่กำหนดให้สายพานลำเลียงขวดน้ำดื่มตลอดเวลาโดยระยะการจ่ายขวดน้ำดื่มจากเครื่องผลิตจะมีระยะห่างของขวดน้ำบนสายพาน 30 เซนติเมตร ลำเลียงอยู่บนสายพานด้วยอัตราเร็วของสายพาน 3.54 เซนติเมตรต่อวินาที เมื่อขวดน้ำถูกลำเลียงมาเจอโฟโตอิเล็กทริกเซนเซอร์ที่ถูกวางไว้ตรงตำแหน่งด้านท้ายของสายพาน โฟโตอิเล็กทริกจะส่งสัญญาณผ่านบอร์ดรีเลย์ไปยังคอนโทรลเลอร์ของหุ่นยนต์ จากนั้นคอนโทรลเลอร์ของหุ่นยนต์จะส่งดิจิทัลเอาต์พุตไปสั่งงานให้สายพานหยุดทำงานและส่งข้อมูลพร้อมให้ตรวจคัดแยกผลากผ่านพอร์ต Ethernet ไปที่คอมพิวเตอร์ เมื่อไพธอนได้รับข้อมูลให้ตรวจคัดแยก ไพธอนจะสั่งงานให้กล้องเว็บแคมบันทึกภาพ จากนั้นอัลกอริทึม YOLOv5 ประมวลผลภาพถ่ายเพื่อทำการคัดแยกผลากขวดน้ำซึ่งผู้จัดทำได้จำแนกผลากออกเป็น 3 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มที่ 1 มีผลากที่ถูกต้องสมบูรณ์ (Perfect) กลุ่มที่ 2 มีผลากไม่สมบูรณ์ (Damaged) กลุ่มที่ 3 ไม่มีผลาก (Not Have) เมื่อทำการคัดแยกผลากให้อยู่ในกลุ่มที่กำหนดได้แล้ว ไพธอนจะส่งข้อมูลไปที่หุ่นยนต์คู่กาย ถ้าภาพขวดน้ำถูกจัดจำแนกอยู่ในกลุ่มที่ 1 มีผลากที่ถูกต้องสมบูรณ์จะสั่งงาน true และถ้าภาพขวดน้ำถูกจัดจำแนกอยู่ในกลุ่มที่ 2 และ 3 มีผลากที่ไม่สมบูรณ์หรือไม่มีผลากจะสั่งงาน False ไปยังคอนโทรลเลอร์ของหุ่นยนต์คู่กายตามลำดับ ที่หุ่นยนต์คู่กายเมื่ออ่านค่าได้ true จะหยิบขวดน้ำบนสายพานไปวางที่กล่องบรรจุภัณฑ์ และถ้าอ่านค่าได้ False จะสั่งงานให้คู่กายส่งดิจิทัลเอาต์พุตให้สายพานทำงานและลำเลียงขวดน้ำไปในส่วนคัดทิ้งต่อไป จากกระบวนการทำงานข้างต้นทำให้สามารถแบ่งการทำงานของระบบออกเป็นหัวข้อหลัก ๆ ดังนี้ ส่วนการประมวลผลภาพโดยใช้อัลกอริทึม YOLOv5 ส่วนการเชื่อมต่อข้อมูลกับหุ่นยนต์ และส่วนปฏิบัติการบนหุ่นยนต์คู่กายแบ่งเป็น การออกแบบเครื่องมือหยิบจับขวดน้ำ และสายพานและการบรรจุภัณฑ์



รูปที่ 3 ขั้นตอนการทำงานโดยรวมของระบบ

2.1 ส่วนการประมวลผลภาพโดยใช้อัลกอริทึม YOLOv5

YOLO เป็นอัลกอริทึมที่สามารถตรวจจับวัตถุได้จากการส่งผ่านรูปภาพเข้าไปในระบบเพียงครั้งเดียว โดยใช้หลักการโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ที่นำแนวคิดของการทำนายตำแหน่งของวัตถุ (localization) และจัดจำแนกวัตถุว่าเป็นชนิดอะไร (classification) โดยใช้กรอบล้อมวัตถุ (Bounding Box) โดยจะทำนายทั้งกรอบล้อมวัตถุ และความน่าจะเป็นของวัตถุบางส่วนที่อยู่ในกรอบออกมาพร้อมกันทีเดียว จึงทำให้ YOLO มีความสามารถและความเร็วเหนือกว่า อัลกอริทึมอื่น ๆ [4], [5] อัลกอริทึม YOLO มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง มีหลายรุ่น (Version) และมีผู้นำไปใช้งานวิจัยอย่างกว้างขวาง เช่นการตรวจจับนับบุคคลเข้าออกอาคาร [6] การติดตามและตรวจจับการเว้นระยะห่างทางสังคมตามมาตรการโควิด19[7] ซึ่งแต่ละรุ่นจะมีโครงสร้างสถาปัตยกรรมที่แตกต่างกัน โดยปัจจุบันอัลกอริทึม YOLO V5 ถือว่าเป็นรุ่นล่าสุดและมีประสิทธิภาพทั้งด้านความแม่นยำและความเร็วในการประมวลผลที่ดีที่สุด

ในการคัดแยกฉลากขวดน้ำ ได้ดำเนินการเก็บข้อมูลโดยทำการถ่ายภาพจากกล้องเว็บแคม (Webcam) ที่นำมาติดตั้งเพื่อตรวจคัดแยกฉลากขวดน้ำ ในที่นี้ได้ถ่ายรูปไว้รวมเป็นจำนวน 1,333 รูป โดยใช้กล้องเว็บแคมถ่ายในมุมที่ขวดน้ำอยู่บนสายพานตรงตำแหน่งเซนเซอร์ ในส่วนของการสร้างแบบจำลองมีการเตรียมขั้นตอนไว้ 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการเรียนรู้ (Train) และขั้นตอนของการทดสอบ (Test)

ขั้นตอนการเรียนรู้ จะสร้างการเรียนรู้โดยใช้ข้อมูลรูปภาพฉลากขวดน้ำดื่มที่ได้จัดจำแนกกลุ่มไว้ 3 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มที่1 มีฉลากที่ถูกต้องสมบูรณ์ (Perfect) ใช้ภาพถ่ายฉลากรอบขวดน้ำจำนวน 500 รูป ดังรูปที่ 4 กลุ่มที่ 2 มีฉลากไม่สมบูรณ์ (Damaged) ใช้ภาพถ่ายขวดน้ำที่มีฉลากไม่สมบูรณ์ เช่น หมึกพิมพ์มีรอยเลอะและไม่ครบถ้วน (จำลองโดยนำกระดาษมาปิดที่ฉลากบางส่วนรอบขวด) ฉลากขาด และฉลากกลับหัว ดังรูปที่ 5 จำนวน 800 รูป กลุ่มที่ 3 ไม่มีฉลาก (Not Have) ใช้ภาพถ่ายจำนวน 37 รูป ดังรูปที่ 6 จากนั้นนำภาพทั้งหมดมาใส่ในโปรแกรม ROBOFLOW เพื่อกำหนดวัตถุในภาพ ขนาดภาพ และจัดจำแนกรูปภาพ ซึ่งในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองนิยมเปรียบเทียบกับค่าความแม่นยำและค่าสูญเสียจากแบบจำลองที่จะทำนายความน่าจะเป็นที่จะจำแนกฉลากน้ำดื่มออกเป็น 3 กลุ่ม แสดงดังรูปที่ 6 และ 7 ตามลำดับ ซึ่งแสดงถึง



รูปที่ 4 รูปฉลากที่ถูกต้องสมบูรณ์ (Perfect) ที่ถ่ายได้จากกล้อง

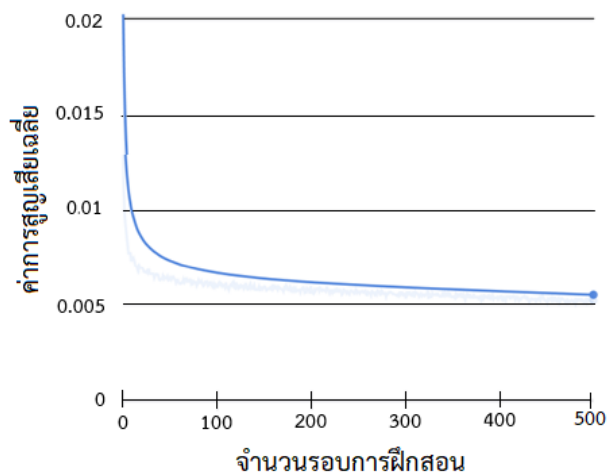


รูปที่ 5 รูปฉลากไม่สมบูรณ์ (Damaged) ที่ถ่ายได้จากกล้อง

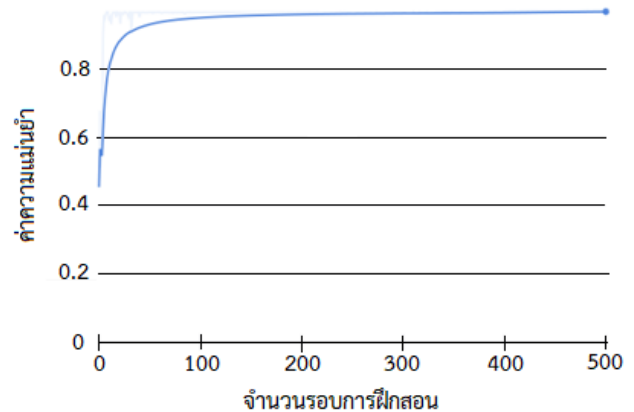


รูปที่ 6 รูปไม่มีฉลาก (Not have) ที่ถ่ายได้จากกล้อง

ประสิทธิภาพในการจำแนกฉลากโดยใช้วิธี Deep Learning ด้วยอัลกอริทึม YOLOv5 จะเห็นว่าแบบจำลองมีค่าการสูญเสียเฉลี่ยลดลงเมื่อจำนวนรอบที่ทำการฝึกสอนมากขึ้น โดยทำการฝึกสอนการจัดจำแนกภาพ 4 คลาส จำนวน 1,333 รูปภาพ จำนวนในการฝึกสอน 500 รอบ ได้ค่าการสูญเสียเฉลี่ยที่ 0.0056 และค่าความแม่นยำอยู่ที่ 0.9723 ใช้เวลาในการฝึกสอนแต่ละรอบ 31 วินาที และใช้เวลาไปทั้งสิ้น 4 ชั่วโมง 35 นาที บน Google Collab Ram 12.7 GB

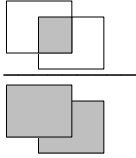


รูปที่ 7 แผนภูมิค่าการสูญเสียเฉลี่ย (Average Loss) ของแบบจำลอง



รูปที่ 8 แผนภูมิค่าความแม่นยำ (Precision) ของแบบจำลอง

ขั้นตอนการทดสอบ การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองของการตรวจจับวัตถุสามารถหาได้จากค่า IoU (Intersection over Union) ซึ่งหาได้จากอัตราส่วนระหว่างพื้นที่ที่ซ้อนทับกันของสองกรอบล้อมวัตถุ (Bounding Box) หาด้วยพื้นที่รวมของกรอบล้อมวัตถุทั้งสอง ดังสมการที่ 1 หรือเรียกว่าดัชนี Jaccard เป็นหลักวิธีการในการหาจำนวนเปอร์เซ็นต์ที่ทับซ้อนกันระหว่างผลเฉลย และผลจากการทำนาย ดังสมการที่ 2 ซึ่งเกณฑ์การประเมินผลของค่าดังกล่าวจะต้องคำนวณผลออกมาได้มากกว่า 0.5 ถึงจะยอมรับประสิทธิภาพของภาพต้นแบบแสดงดังรูปที่ 9 เมื่อทำการทดสอบการจำแนกฉลากน้ำดื่มโดยกำหนดให้เมื่อตรวจพบฉลากได้กลุ่มที่ 1 ให้แสดงข้อความ “Perfect” กลุ่มที่ 2 ให้แสดงข้อความ “Damaged” และกลุ่มที่ 3 ให้แสดงข้อความ “Not Have” ตามด้วยค่า IoU แสดงดังรูปที่ 10 และเมื่อนำขวดน้ำจำนวนทั้งหมด 60 ขวด แบ่งเป็น ขวดน้ำฉลากสมบูรณ์จำนวน 30 ขวด ขวดน้ำฉลากได้รับความเสียหายจำนวน 15 ขวด และขวดน้ำไม่มีฉลากจำนวน 15 ขวด คละขวดกันเพื่อทำการตรวจจับฉลาก จำนวน 5 รอบ ได้ผลการตรวจจับฉลากตามกลุ่มที่ออกแบบแบบจำลอง แสดงดังตารางที่ 1 พบว่าแบบจำลองสามารถตรวจจับฉลากได้แม่นยำสูงสุด 100% และมีค่าความผิดพลาดสูงสุด 5%

$$IoU = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}} = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}} \quad (1)$$


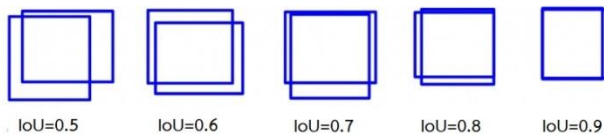
$$IoU = \frac{TP}{TP+FP+FN} \quad (2)$$

กำหนดให้

TP (True Positive) คือ วัตถุที่แบบจำลองทำนายว่าจริง และคนบอกว่าจริง

FP (False Positive) คือ วัตถุที่แบบจำลองทำนายว่าจริง แต่คนบอกว่าไม่จริง

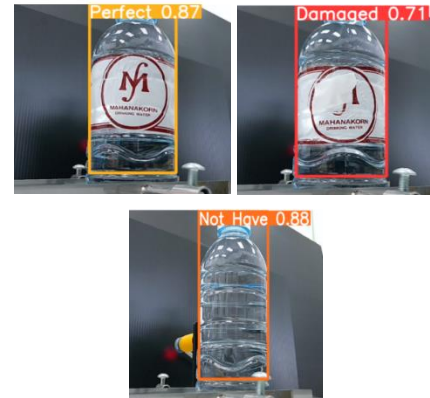
FN (False Negative) คือ วัตถุที่แบบจำลองทำนายว่าไม่จริง แต่คนบอกว่าจริง



รูปที่ 9 ตัวอย่างการทับซ้อนของกรอบล้อมวัตถุในแต่ละค่าของ IoU [8]

2.2 ส่วนการเชื่อมต่อข้อมูลกับหุ่นยนต์

ในบทความนี้มีส่วนการเชื่อมต่อข้อมูลกับหุ่นยนต์ 2 วิธีด้วยกัน คือ แบบ Ethernet และ Digital IO ในการสื่อสารข้อมูลแบบ Ethernet สำหรับหุ่นยนต์จะการใช้การสื่อสารแบบโพรโทคอล (Protocol) ของ LAN ที่เรียกว่า Ethernet มาใช้ในการรับส่งข้อมูลระหว่างระบบภายนอกกับหุ่นยนต์ สำหรับหุ่นยนต์ KUKA ใช้การรับส่งข้อมูลผ่านไฟล์ XML ระหว่างระบบภายนอกกับหุ่นยนต์ ในงานวิจัยนี้ระบบภายนอกใช้โปรแกรมภาษาไพธอน (Python) กำหนดให้เป็น Server ติดต่อสื่อสารข้อมูลกับหุ่นยนต์คู่ค้าซึ่งเป็นภาษา KRL (KUKA Robot Language) กำหนดให้เป็น Client เริ่มต้นด้วยการกำหนด IP และ Port ที่ต้องการติดต่อสื่อสารกันทั้ง 2 ฝ่ายให้อยู่ในวง LAN เดียวกัน จากนั้นสร้าง Tag หลักที่ชื่อ Check เพื่อรับค่าจากฝั่ง Server และสร้าง Tag ที่ชื่อว่า Robot เพื่อส่งค่ากลับไปยังฝั่ง Server



รูปที่ 10 ตัวอย่างการตรวจคัดแยกผลจากแบบจำลองที่ออกแบบ

ในงานวิจัยนี้ยังได้ติดต่อสื่อสารข้อมูลระหว่างอุปกรณ์ภายนอกด้วยพอร์ตดิจิตอลอินพุตและเอาต์พุต ผ่านบอร์ดรีเลย์ สำหรับหุ่นยนต์คู่ค้า รุ่น KR3 R540 มี 16 ดิจิตอลอินพุต และ 16 ดิจิตอลเอาต์พุต สัญญาณแรงดัน 24 โวลต์ โดยกำหนดให้ดิจิตอลอินพุตรับสัญญาณที่ส่งมาจากโฟโตอิเล็กทริกเซนเซอร์ และดิจิตอลเอาต์พุตส่งสัญญาณเอาต์พุตจาก KRL ไปสั่งงานบอร์ดสเต็ปมอเตอร์เพื่อสั่งงานสายพาน

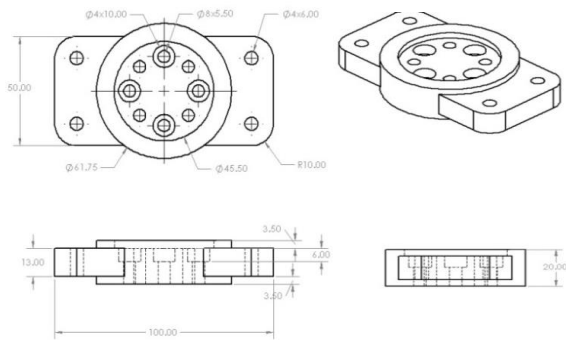
2.3 ส่วนปฏิบัติการบนหุ่นยนต์คู่ค้า

2.3.1 การออกแบบเครื่องมือหยิบจับขวดน้ำ

การออกแบบเครื่องมือถือเป็นปัจจัยหลักในการทำงานร่วมกับหุ่นยนต์อุตสาหกรรม [9] โดยผู้ออกแบบต้องคำนึงถึงวัตถุที่จะหยิบจับ ความยืดหยุ่น และความทนทานของวัสดุที่จะใช้ทำเครื่องมือ ดังนั้นเพื่อให้เกิดความเสียหายต่อวัตถุและหุ่นยนต์น้อยที่สุดเมื่อเกิดการกระทบ จึงได้ออกแบบให้เครื่องมือหยิบจับขวดน้ำประกอบด้วยชิ้นส่วน 3 ส่วนแยกจากกันเพื่อลดแรงกระทบ แบ่งออกเป็น ส่วนที่ 1 ชิ้นส่วนที่ยึดติดกับหุ่นยนต์ ส่วนที่ 2 ชิ้นส่วนที่ยึดติดกับเครื่องมือหยิบจับขวดน้ำ และส่วนที่ 3 ชิ้นส่วนเครื่องมือหยิบจับขวดน้ำ ออกแบบด้วยโปรแกรม Solid work แสดงดังรูปที่ 11 ถึง 13 ตามลำดับ ในการออกแบบเครื่องมือถ้าออกแบบเครื่องมือเป็นชิ้นเดียวเมื่อเกิดอุบัติเหตุเครื่องมือมีการชนกระทบอาจทำให้หุ่นยนต์ได้รับความเสียหายได้ การออกแบบเป็น 3 ชิ้นส่วนนี้ จะช่วยให้เครื่องมือเกิดความเสียหายและแตกหัก เฉพาะส่วนที่ 2 และ 3 ซึ่งจะช่วยลดความเสียหายที่จะเกิดกับตัวหุ่นยนต์ได้

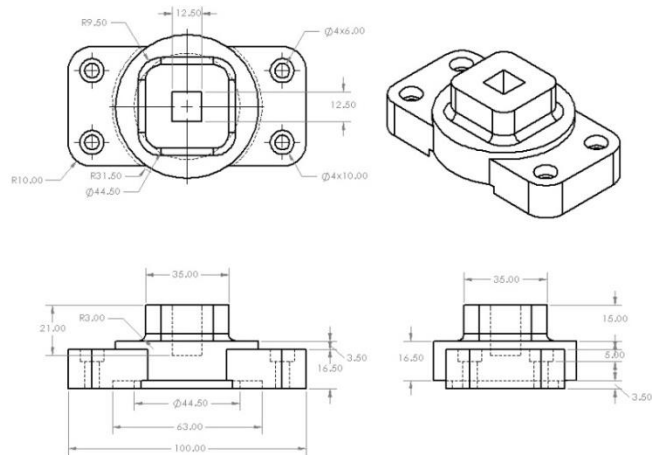
ตารางที่ 1 ผลการทดลองการตรวจจับฉลากตามกลุ่มที่ออกแบบ

ครั้งที่	ฉลากสมบูรณ์ (ขวด)	ฉลากไม่สมบูรณ์ (ขวด)	ไม่มีฉลาก (ขวด)	ตรวจคัดแยก ผิดพลาด
1	27	18	15	5.00%
2	31	14	15	1.67%
3	29	16	15	1.67%
4	30	15	15	0.00%
5	28	17	15	3.33%

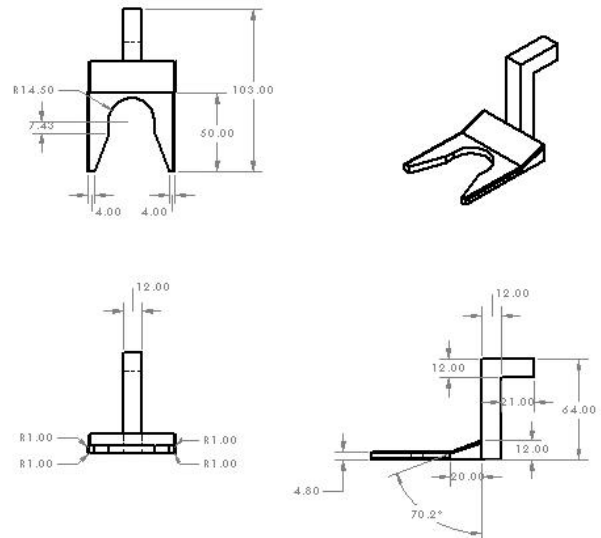


รูปที่ 11 มุมมอง 3 ด้านและภาพ 3 มิติ ของชิ้นส่วนที่ยึดติดกับหุ่นยนต์

การออกแบบส่วนที่ 3 จากรูปที่ 13 จะเห็นว่าได้ออกแบบเครื่องมือหยิบจับขวดน้ำประกอบด้วย 2 ส่วน คือส่วนประกอบขวดน้ำซึ่งเป็นส่วนที่มีความลาดชันประกอบขวดน้ำให้เข้าไปในส่วนที่สองคือส่วนถือคอคขวดน้ำซึ่งออกแบบให้มีรัศมี 1.45 เซนติเมตรที่สามารถประกอบคอคขวดน้ำมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานครขนาด 350 มิลลิลิตร โดยขนาดรัศมีส่วนถือคอคขวดน้ำได้มาจากการวัดรัศมีคอคขวดน้ำที่มีขนาดไม่เท่ากัน จำนวน 60 ขวด คอคขวดน้ำมีขนาดรัศมีสูงสุดไม่เกิน 1.40 เซนติเมตร และมีค่าเฉลี่ยที่ 1.38 เซนติเมตรแสดงดังรูปที่ 14 แสดงตัวอย่างการวัดคอคขวดน้ำขนาด 350 มิลลิลิตร ซึ่งมีขนาดเส้นผ่าศูนย์กลางที่ไม่เท่ากันซึ่งเกิดจากกระบวนการผลิตขวดน้ำดื่ม

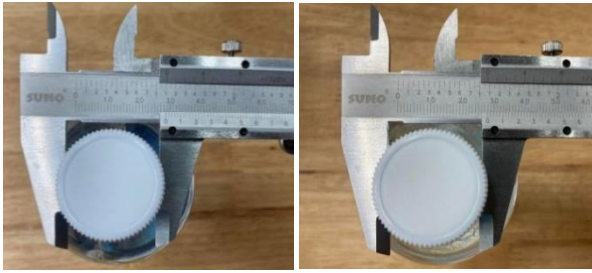


รูปที่ 12 มุมมอง 3 ด้าน และภาพ 3 มิติ ของชิ้นส่วนยึดติดกับเครื่องมือจับขวดน้ำ



รูปที่ 13 มุมมอง 3 ด้านและภาพ 3 มิติ ของเครื่องมือจับขวดน้ำ

เมื่อนำชิ้นส่วนทั้ง 3 ชิ้นส่วนที่ได้ออกแบบไว้ไปทำการขึ้นรูปด้วยเครื่องพิมพ์ 3 มิติ ด้วยวัสดุเส้นใยพลาสติก PLA+ (Polylactic Acid +) และนำมาประกอบร่วมกันเป็นเครื่องมือในการหยิบจับขวดน้ำได้ชิ้นส่วนจริงในการหยิบจับขวดน้ำ แสดงดังรูปที่ 15



ก.

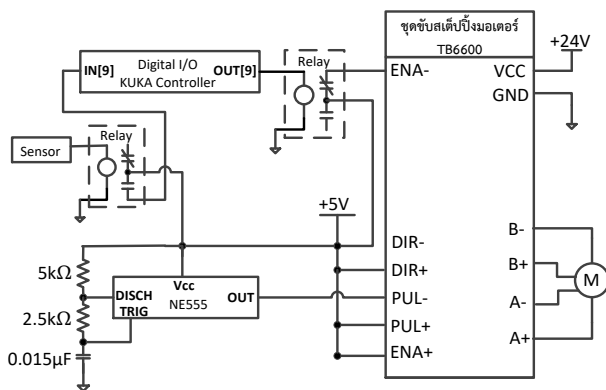
ข.

รูปที่ 14 ตัวอย่างคอควนน้ำที่มีขนาดเส้นผ่าศูนย์กลาง

ก. 28.6 มิลลิเมตร และ ข. 27.8 มิลลิเมตร



รูปที่ 15 ชิ้นส่วนจริงในการการหยิบจับขวนน้ำ



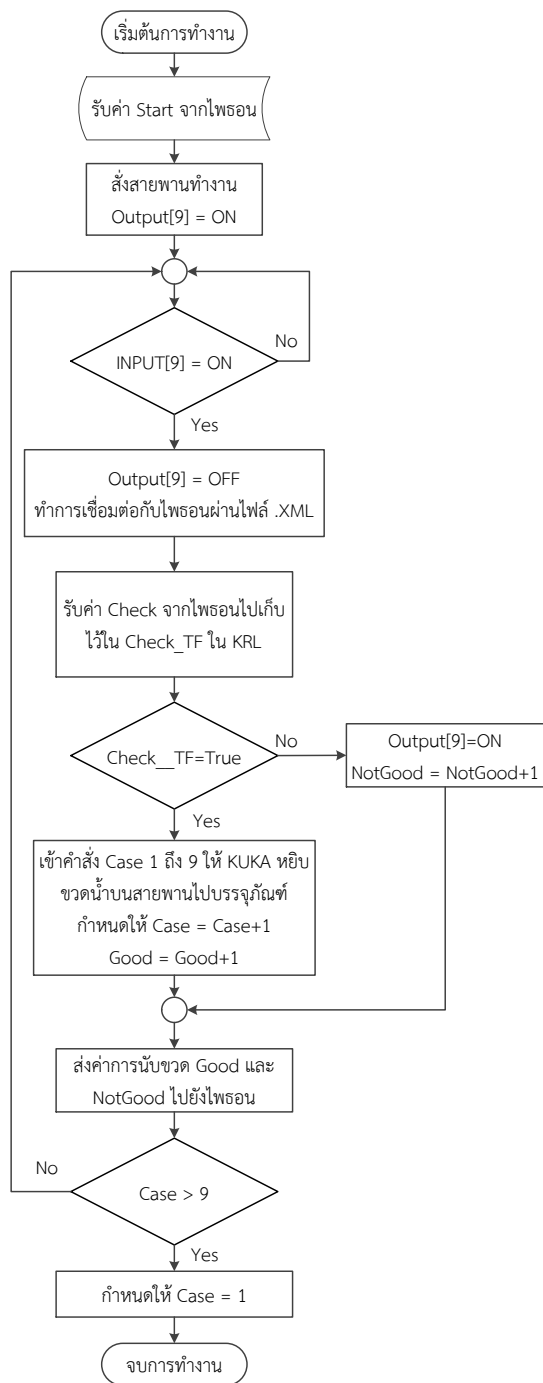
รูปที่ 16 วงจรรวมของระบบ

2.3.2 สายพานและการบรรจุภัณฑ์ขวนน้ำ

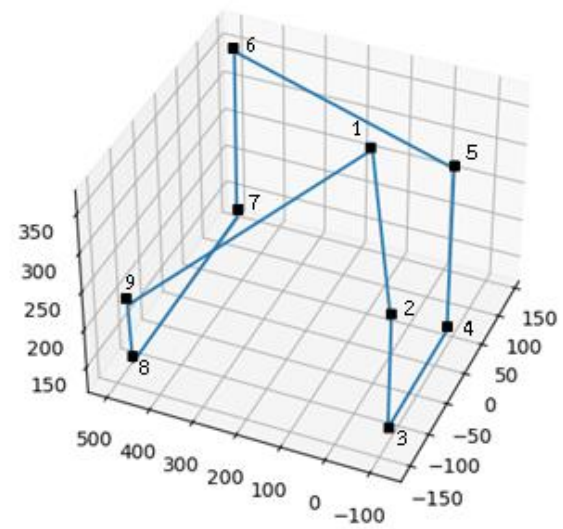
การออกแบบสายพานโดยจำลองสายพานขนาดความยาว 60 เซนติเมตร กว้าง 7 เซนติเมตร ที่ใช้ในการลำเลียงขวนน้ำที่ได้จากกระบวนการผลิตน้ำดื่ม โดยใช้สแต็ปป์มอเตอร์ขนาด 24 โวลต์ ขับมอเตอร์ด้วยบอร์ดขับสแต็ปป์มอเตอร์รุ่น TB6600 ขนาดแรงดัน 12 ถึง 48 โวลต์ 4 แอมแปร์ กำหนดให้ขับแบบไมโครสแต็ป 16 สเต็ป ความละเอียด 3,200 พัลส์ต่อการหมุนของมอเตอร์ โดยป้อนความถี่พัลส์ให้บอร์ดที่ได้จากวงจร NE555 ที่ความถี่ 10.44 กิโลเฮิร์ตซ์ ได้ความเร็วสายพานที่ 3.54 เซนติเมตรต่อวินาที วงจรรวมของงานวิจัยนี้แสดงดังรูปที่ 16

ในการบรรจุภัณฑ์ขวนน้ำไพธอนจะรับข้อมูลการตรวจจับผลจากYOLO โดยกำหนดให้เมื่อตรวจจับผลได้กลุ่มที่ 1 ผลการสมบูรณ์ให้กำหนดค่าเป็น True และเมื่อตรวจจับผลได้กลุ่มที่ 2 และ 3 ผลการไม่สมบูรณ์และไม่มีผลให้กำหนดค่าเป็น False นำค่าที่ได้เขียนในไฟล์ XML ส่งข้อมูลไปให้หุ่นยนต์ เมื่อหุ่นยนต์รับค่า False จะสั่งงานให้สายพานเคลื่อนขวนน้ำไปยังตำแหน่งคัดทิ้ง และเมื่อหุ่นยนต์รับค่า True หุ่นยนต์จะเคลื่อนที่ไปหยิบขวนน้ำมาบรรจุลงกล่องตามตำแหน่งที่กำหนดไว้ 1 ถึง 9 ตำแหน่งของการวางขวนน้ำที่บรรจุภัณฑ์ (Case 1-9) โดยนับเพิ่ม 1 ทุก ๆ การรับค่า True และจะวนกลับมา Case 1 ใหม่ เมื่อวางถึงตำแหน่ง Case 9 หุ่นยนต์ยังนับจำนวนขวนน้ำและส่งค่าผลรวมขวนน้ำที่มีผลสมบูรณ์เป็นดี (Good) และขวนน้ำที่มีผลไม่สมบูรณ์เป็นไม่ดี (Not Good) มาให้ไพธอนผ่านไฟล์ XML ที่ Tag ชื่อว่า Robot ที่สร้างไว้แล้ว เพื่อแสดงผลผ่านหน้าจอคอมพิวเตอร์อีกด้วย ขั้นตอนการทำงานแสดงดังรูปที่ 17 โดยกำหนดให้หุ่นยนต์เปิดการอ่านค่าจาก XML ก็ต่อเมื่อมีการส่งสัญญาณดิจิตอลอินพุต (Input[n]) ในงานวิจัยนี้ใช้อินพุตที่ 9 เป็นสัญญาณที่ได้จากโฟโตอิเล็กทริกเซนเซอร์เมื่อพบขวนน้ำที่จะทำการตรวจจับผล และส่งดิจิตอลเอาต์พุต (Output[n]) ในงานวิจัยนี้ใช้อินพุตที่ 9 เพื่อสั่งงานให้มอเตอร์สายพานหยุดทำงาน

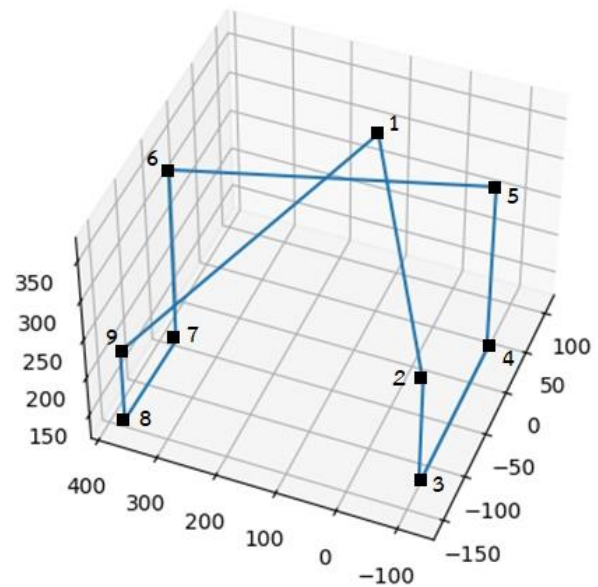
ในการบรรจุภัณฑ์ได้สอนตำแหน่งการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์ให้เคลื่อนที่จำนวน 9 Case และในแต่ละ Case สอนการเคลื่อนที่ทั้งหมด 9 ตำแหน่ง โดยได้แสดงตัวอย่างภาพ 3 มิติ แสดงตำแหน่งการเคลื่อนที่จริงของหุ่นยนต์ ในการบรรจุขวนน้ำผลสมบูรณ์ขวนที่ 1 (Case 1) และ 9 (Case 9) ดังรูปที่ 18 และ 19 ตามลำดับ



รูปที่ 17 ขั้นตอนการทำงานไฟล์.SRC ที่หุ่นยนต์



รูปที่ 18 ภาพ 3 มิติ แสดงตำแหน่งการเคลื่อนที่จริงของหุ่นยนต์คูก้า ในการบรรจุภัณฑ์ขวดที่ 1 (Case 1) ทั้งหมด 9 ตำแหน่ง

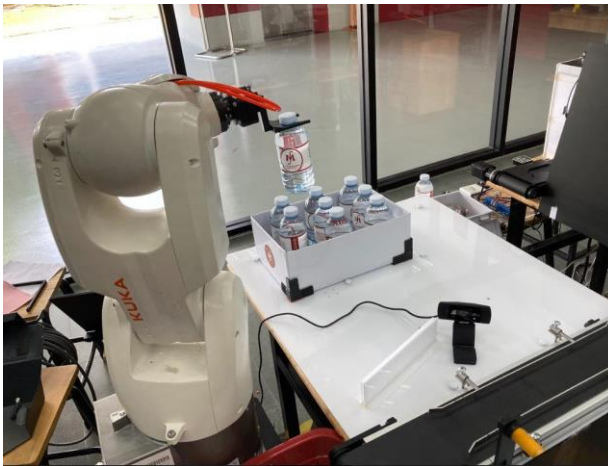


รูปที่ 19 ภาพ 3 มิติ แสดงตำแหน่งการเคลื่อนที่จริงของหุ่นยนต์คูก้า ในการบรรจุภัณฑ์ขวดที่ 9 (Case 9) ทั้งหมด 9 ตำแหน่ง

และภาพการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์คูก้ายกขวดน้ำเตรียมบรรจุภัณฑ์ ลงกล่องตำแหน่งที่ 6 ของขวดที่ 1 และขวดที่ 9 ดังรูปที่ 19 และ 20 ตามลำดับ



รูปที่ 20 ภาพการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์คูก้าเตรียมบรรจุภัณฑ์ลง
กล่องในตำแหน่งที่ 6 ของขวดที่ 1



รูปที่ 21 ภาพการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์คูก้าเตรียมบรรจุภัณฑ์ลง
กล่องในตำแหน่งที่ 6 ของขวดที่ 9

ตารางที่ 2 ผลการทดลองระยะเวลาในการบรรจุภัณฑ์ จำนวน
2 กล่อง

การทดลองครั้งที่	ระยะเวลาในการบรรจุภัณฑ์ 3x3 จำนวน 2 กล่อง (นาฬิกา)
1	6.29
2	6.28
3	6.30
4	6.29
5	6.28
เวลาเฉลี่ย	6.288

ต่อมาได้ทำการทดลองจับเวลาการทำงานทั้งระบบโดยเริ่มจากการลำเลียงขวดน้ำบนสายพานกำหนดให้ใช้ขวดน้ำฉลากสมบูรณ์จำนวน 18 ขวด วางบนสายพานให้มีระยะห่างขวดน้ำแต่ละขวด 30 เซนติเมตร เคลื่อนที่พบโฟโตอิเล็กทริกเซนเซอร์เพื่อทำการตรวจคัดแยกฉลาก จนถึงบรรจุภัณฑ์ขวดน้ำฉลากสมบูรณ์ครบ 9 ขวด จำนวน 2 กล่องต่อรอบ ทำการทดลองจำนวน 5 รอบ พบว่าระบบใช้เวลาเฉลี่ย 6.288 นาที แสดงดังตารางที่ 2 และไม่พบความผิดพลาดในการบรรจุภัณฑ์ และสามารถแสดงผลรวมขวดน้ำที่มีฉลากสมบูรณ์ (Good) และไม่สมบูรณ์ (Not Good) ได้อย่างถูกต้องผ่านหน้าต่างเทอร์มินอลของโปรแกรมไพธอนบนจอคอมพิวเตอร์แสดงดังรูปที่ 22

```
0: 384x640 Done. (0.083s)
0: 384x640 Done. (0.079s)
0: 384x640 Done. (0.073s)
message from Client: <Robot><status>Finished</status><GOOD>38</GOOD><NOTGOOD>38</NOTGOOD>/Robot>
Waiting for client...
```

(ก) ผลจากการทดลองครั้งที่ 1

```
0: 384x640 Done. (0.076s)
0: 384x640 Done. (0.077s)
message from Client: <Robot><status>Finished</status><GOOD>27</GOOD><NOTGOOD>33</NOTGOOD>/Robot>
Waiting for client...
```

(ข) ผลจากการทดลองครั้งที่ 2

รูปที่ 22 แสดงผลการแสดงผลรวมขวดน้ำที่มีฉลากสมบูรณ์ (Good)
และไม่สมบูรณ์ (Not Good)

4. สรุป

บทความนี้ได้นำเสนอหุ่นยนต์คูก้าคัดแยกฉลากโดยใช้อัลกอริทึม YOLO และบรรจุภัณฑ์ในกระบวนการผลิตน้ำดื่มบรรจุขวดได้ทั้งระบบโดยใช้เวลาในการทำงานเฉลี่ย 6.288 นาทีต่อการบรรจุภัณฑ์บรรจุภัณฑ์น้ำดื่มลงกล่องขนาด 3x3 ต่อกล่อง จำนวน 2 กล่อง โดยมีความแม่นยำในการคัดแยกฉลากน้ำดื่มสูงสุดร้อยละ 100 และมีค่าความผิดพลาดสูงสุดไม่เกินร้อยละ 5 และไม่พบความผิดพลาดจากการใช้งานเครื่องมือหยิบจับขวดน้ำ และการสอนการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์คูก้าเพื่อบรรจุภัณฑ์ อย่างไรก็ตามก็พบปัญหาเรื่องแสงจากภายนอกยังส่งผลต่อการตรวจจับฉลากเนื่องจากผู้จัดทำไม่ได้กันฉากเพื่อป้องกันแสงสะท้อนจึงทำให้ฉลากเกิดการสะท้อนจากแสง ทำให้มีการตรวจจับผิดพลาดเกิดขึ้น

5. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณนางสาวณัฏฐา สละมัต ที่ช่วยงานวิจัย พร้อมทั้งสนับสนุนฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์สำหรับงานวิจัยและพัฒนาเชิงประยุกต์นี้

เอกสารอ้างอิง

- [1] Charan, Allashyam, Chundu Karthik Chowdary, and Peddagowda Komal, "The Future of Machine Vision in Industries-A systematic review", *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Vol. 1224, No. 1, 2022.
- [2] B. Suechoey, N. Kulkana and M. Leelajindakrairerk, "Robot Control for Picking Up Objects using 2D Vision Camera", *SAU JOURNAL OF SCIENCE & TECHNOLOGY*, Vol.6, No.2, July–December 2020.
- [3] B. Tanut, N. Kamsuwan, "A Prototype Development of Marigold Classification by Image Processing", *Science and Technology Nakhon Sawan Rajabhat University Journal*, Vol.11, No.13, January-June 2019.
- [4] J.-a.Kim, J.-Y.Sung and S.-h.Park, "Comparison of Faster-RCNN, YOLO, and SSD for Real-Time Vehicle Type Recognition", *IEEE International Conference on Consumer Electronics-Asia (ICCE-Asia)*, pp.1-4, 2020.
- [5] Viswanatha V, Chandana R K, Ramachanra A.C, "Real Time Object Detection System with YOLO and CNN Models: A Review", *Jornal of Xi'an University of Architecture & Technology*, Vol.14, Issue7, pp. 144-151, 2022
- [6] P. Punyato and N. Sidahao, "Low-Cost Real-Time People Counting System Object Recognition Embedded Systems Raspberry Pi Tiny YOLO", *Engineering Transactions*, Vol.22, No.2, pp.72-78, July-December 2019.
- [7] N. S. Punni, S. K. Sonbhadra, S. Agarwal and G. Rai, "Monitoring COVID-19 social distancing with person detection and tracking via fine-tuned YOLOv3 and Deepsort Techniques", *arXiv preprint arXiv:2005.01385*, 2020.
- [8] Z. Cai and N. Vasconcelos, "Cascade R-CNN: High Quality Object Detection and Instance Segmentation", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.43, pp.1483-1498, 2021.
- [9] S. Sitjongsataporn, K. Moolpho, and S. Prongnuch, "Gripper finger design for automatic bottle opener," *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal (ASTESJ)*, vol. 6, no. 2, pp. 1065-1073, 2021.



กรณิการ์ มุลโพธิ์ สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีและปริญญาเอก วิศวกรรมไฟฟ้า สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร ในปี พ.ศ.2544 และ พ.ศ.2549 ตามลำดับ เริ่มทำงานที่ภาควิชาวิศวกรรมระบบวัดคุมและเมคคาทรอนิกส์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร ในปี พ.ศ.2549 ถึงปัจจุบัน มีความสนใจในงานด้านออกแบบวงจรรวมที่ใช้พลังงานและแรงดันต่ำ งานด้านระบบควบคุมอัตโนมัติ การออกแบบระบบเมคคาทรอนิกส์ และนวัตกรรมหุ่นยนต์