

การตรวจจับการสวมใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลด้วยการเรียนรู้เชิงลึก Personal Protective Equipment Wearing Detection Using Deep Learning

ตะวัน อันเตปุก และ ชัยพร เขมะภักตะพันธ์*

Tawan Antapurick and Chaiyaporn Khemapatapan*

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ วิทยาลัยวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยมหาวิทยาลัทธิธรรกิจบัณฑิตย

กรุงเทพมหานคร 10210 ประเทศไทย

Department of Computer Engineering, College of Engineering and Technology, Dhurakij Pundit University,

Bangkok 10210, Thailand

*E-mail: chaiyaporn@dpu.ac.th

Received: Jun 05, 2025

Revised: Jul 08, 2025

Accepted: Jul 16, 2025

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบตรวจจับการสวมใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคล (PPE) โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับอัลกอริทึม YOLOv7 เพื่อวิเคราะห์ภาพแบบต่อเนื่อง อุปกรณ์ที่สามารถตรวจจับได้ประกอบไปด้วย หมวกนิรภัย เสื้อสะท้อนแสง แวนตานิรภัย และที่ครอบหูตูดเสียง โดยระบบได้รับการฝึกจากชุดข้อมูลที่จัดเตรียมขึ้นจากการเก็บข้อมูลภาพการสวมใส่ อุปกรณ์ป้องกันอันตรายที่ถูกต้อง ทำการประเมินผลด้วยค่าตัวชี้วัด เช่น Precision, Recall, mAP@0.5 และ mAP@0.5:0.95 ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถตรวจจับอุปกรณ์ PPE ด้วยค่าความแม่นยำที่สูง โดยได้ค่าผลรวม Precision 0.956, Recall 0.928, mAP@0.5 0.966, mAP@0.5:0.95 0.744 และสามารถตรวจจับการสวมใส่อุปกรณ์ PPE ที่ถูกต้องได้ผลดีตามเงื่อนไขที่ตั้งไว้ นอกจากนี้โมเดลยังสามารถแจ้งเตือนเมื่อพบการไม่ปฏิบัติตามเงื่อนไข และสามารถส่งการแจ้งเตือนได้ตอบสนองทางเวลาแบบทันทีทันใด พร้อมบันทึกข้อมูลไว้ตรวจสอบในภายหลังได้ ในการทดสอบการตรวจจับโดยการจำลองสถานการณ์การทำงานจริง โมเดลสามารถตรวจจับภาพการสวมใส่ PPE แบบต่อเนื่องได้ขณะผู้ปฏิบัติงานทำงาน แต่ก็ยังมีข้อจำกัดในเรื่องของการตรวจสอบลักษณะการสวมใส่อุปกรณ์ที่ไม่ถูกต้องบางประการ ระบบที่พัฒนาขึ้นนี้สามารถประยุกต์ใช้เพื่อเพิ่มความปลอดภัยในสถานที่ทำงาน และเป็นพื้นฐานสำหรับการพัฒนาระบบตรวจสอบความปลอดภัยที่ดียิ่งขึ้นในอนาคต

คำสำคัญ: อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคล การเรียนรู้เชิงลึก การตรวจจับวัตถุ

Abstract

This research aimed to develop a personal protective equipment (PPE) wearing detection system by employing deep learning techniques in conjunction with the YOLOv7 algorithm for real-time image analysis. The system was capable of detecting safety helmets, reflective vests, safety glasses, and ear protection. It was trained on a dataset constructed from images of correctly worn PPE and evaluated using performance metrics such as Precision, Recall, mAP@0.5, and mAP@0.5:0.95. The results demonstrated that the model achieved high accuracy in PPE detection, with an overall Precision of 0.956, Recall of 0.928, mAP@0.5 of 0.966, and mAP@0.5:0.95 of 0.744. It could also effectively detect the correct wearing of PPE based on the defined compliance conditions. In addition, the model was also able to perform real-time alerts upon detecting violations and to record the alert data for later review. In the real-world simulations, the model could detect PPE wearing in real-time manner while the users were working. However, there were still limitations in identifying certain incorrect wearing behaviors. The

developed system can be applied to improve safety in the workplace and serve as a foundation for the development of better safety monitoring systems in the future.

Keywords: Personal protective equipment, Deep learning, Object detection

1. บทนำ

ในประเทศไทยมีลูกจ้างที่ขึ้นทะเบียนผู้ประกันตนภาคบังคับ (มาตรา 33) ณ เดือนธันวาคม ปี พ.ศ. 2566 จำนวนทั้งสิ้น 11,890,917 คน ตามรายงานสถานการณ์การประสบอันตรายหรือเจ็บป่วยเนื่องจากการทำงาน ของสำนักงานประกันสังคม พบว่า การประสบอันตรายหรือเจ็บป่วยเนื่องจากการทำงาน ปี 2566 มีผู้ได้รับบาดเจ็บทั้งสิ้น 81,509 คน เสียชีวิต 610 คน ทูพพลภาพ 14 คน และสูญเสียอวัยวะบางส่วน 892 คน โดย 3 สาเหตุการเกิดอุบัติเหตุหลัก ๆ ที่ทำให้ลูกจ้างประสบความอันตรายและเจ็บป่วยจากการทำงาน คือ อันดับที่ 1 ถูกสิ่งของตัด บาด ทิ่มแทง รวม 19,702 คน อันดับที่ 2 คือ วัตถุฟุ้งทลายหรือหล่นทับ รวม 12,189 คน และ อันดับ 3 คือ ถูกสิ่งของกระแทกหรือชน รวม 11,837 คน [1]

จากสถิติการบาดเจ็บจากอุบัติเหตุทางถนนที่เกิดขึ้นในประเทศไทย ในปี พ.ศ. 2566 ที่มีจำนวนผู้บาดเจ็บทั้งสิ้น 808,716 คน [2] หากนำมาเปรียบเทียบกับนำจำนวนคนที่เกี่ยวข้อง (จำนวนลูกจ้าง = 11,890,917 คน, จำนวนประชากรทั้งหมดในประเทศไทย พ.ศ. 2566 = 66,052,615 คน [3]) จำนวนระยะเวลาที่สัมผัส (ชั่วโมงการทำงานเฉลี่ยต่อสัปดาห์ = 42.6 [4] จำนวนชั่วโมงใน 1 สัปดาห์ = 168) และจำนวนผู้บาดเจ็บมากคำนวณตามสมการที่ 1

$$D = \frac{A}{B \times C} \quad (1)$$

โดยที่

D = อัตราการบาดเจ็บ

A = จำนวนผู้บาดเจ็บ

B = ระยะเวลาที่สัมผัส

C = จำนวนคนที่เกี่ยวข้อง

จากการคำนวณจะเห็นได้ว่าจำนวนผู้บาดเจ็บจากการทำงานมีอัตราการบาดเจ็บมากกว่าจำนวนผู้บาดเจ็บจากอุบัติเหตุทางถนนประมาณ 2.2 เท่า ซึ่งชี้ให้เห็นถึงความสำคัญของการบริหารจัดการความปลอดภัยในสถานที่ทำงาน

ในปัจจุบันมีวิธีการ เครื่องมือ และอุปกรณ์ป้องกันอันตรายแบบต่าง ๆ ที่ผลิตขึ้นมาเพื่อตอบสนองต่ออันตรายที่อาจเกิดขึ้นจากการทำงานมากมายแต่ตัวเลขจากการเกิดอุบัติเหตุก็ยังมีจำนวนมาก สาเหตุสำคัญมาจากการที่ผู้ปฏิบัติงานยังขาดความรู้ ความเข้าใจ และความตระหนักถึงความรุนแรงของอุบัติเหตุ และผู้ที่คอยกวดขันดูแลมีจำนวนไม่เพียงพอ

งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอแนวทาง ในการช่วยผู้ที่มีหน้าที่ที่ได้รับมอบหมายให้กวดขันดูแลผู้ปฏิบัติงานในสถานประกอบการที่มีความเสี่ยงในการเกิดอุบัติเหตุ โดยนำเสนอการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการในการตรวจจับการสวมใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลของผู้ปฏิบัติงานที่มีการทำงานร่วมกันกับการประมวลผลภาพแบบต่อเนื่อง เช่น กล้องวงจรปิด ซึ่งมีการติดตั้งและเก็บข้อมูลแบบต่อเนื่องและใช้กันอย่างแพร่หลายในสถานประกอบการ

ที่ผ่านมามีรายงานวิจัยที่นำเสนอการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจจับการสวมใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลของผู้ปฏิบัติงาน

Ferdous and Ahsan [5] ได้นำเสนอระบบตรวจจับการสวมใส่อุปกรณ์ป้องกันภัยส่วนบุคคล (PPE) ที่บริเวณก่อสร้างโดยใช้โมเดล YOLOX ซึ่งใช้สถาปัตยกรรม anchor-free เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความเร็วในการตรวจจับ PPE ประกอบด้วยหมวกนิรภัย 4 สี (ขาว เหลือง น้ำเงิน แดง) แวนตานิรภัย เสื้อสะท้อนแสง ศีรษะ และร่างกายของคน ซึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อตรวจจับ PPE ได้อย่างแม่นยำและรวดเร็วในสภาพแวดล้อมจริง โดยผู้วิจัยได้สร้างชุดข้อมูลใหม่ที่มี 8 คลาส และมีภาพทั้งหมด 1,699 ภาพ พร้อมทำ label รวม 11,604 วัตถุ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า YOLOX-m ให้ค่า mAP สูงที่สุดที่ 89.84% การทดลองยังรวมถึงการประเมินภายใต้สภาวะจำลอง เช่น แสงน้อย ฝน และหมอก ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความทนทานของโมเดล (แต่ความแม่นยำลดลง) ข้อจำกัดของงานวิจัยนี้ คือ การตรวจจับบางอุปกรณ์ PPE ยังไม่แม่นยำในบางกรณี เช่น แวนตานิรภัยซึ่งเป็นวัตถุโปร่งใส ขนาดเล็ก และมักเบลอ ทำให้มีค่า FN สูง

Lo et al. [6] ได้นำเสนองานวิจัยที่มีวัตถุประสงค์เพื่อลดอุบัติเหตุในบริเวณก่อสร้างโดยตรวจสอบการสวมใส่ PPE

เช่น หมวกนิรภัยและเสื้อสะท้อนแสงในแบบ real-time ด้วยการประยุกต์ใช้ Deep Learning โดยเฉพาะอัลกอริธึมตระกูล YOLO ได้แก่ YOLOv3, YOLOv4 และ YOLOv7 โดยงานวิจัยได้พัฒนาและฝึกสอนโมเดลด้วยชุดข้อมูล PPE 11,000 ภาพ และมี 88,725 label ซึ่งเป็นการตรวจจับ PPE ทั้งในกรณีที่ใส่และไม่ใส่ ผลลัพธ์ของโมเดลสามารถตรวจจับได้ที่ค่า mAP เท่ากับ 97%

จากบทความงานวิจัยทั้ง 2 บทความนั้นไม่ได้มีการตรวจจับที่ครอบคลุมความเสี่ยง ซึ่งเป็นอีกหนึ่งอุปสรรคป้องกันอันตรายที่มีความสำคัญในการทำงาน อีกทั้งในส่วนของแว่นตานิรภัยยังคงเป็นความท้าทายในการตรวจจับของงานวิจัยแรกในงานวิจัยนี้จึงต้องการที่จะเพิ่มการตรวจจับที่ครอบคลุมความเสี่ยงและเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับแว่นตานิรภัยรวมทั้งความแม่นยำในการตรวจจับหมวก และเสื้อสะท้อนแสงด้วย

งานวิจัยแรกมีการตรวจจับแต่ละวัตถุ แล้วใช้ตรรกะเชิงพื้นที่ (spatial logic) เช่น ตำแหน่งซ้อน/สัมผัส (overlap) เพื่ออนุมานว่าใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายอยู่จริง แต่แม้ว่างานวิจัยจะกล่าวถึงการตรวจจับการสวมใส่ PPE แต่จากการวิเคราะห์รายละเอียด พบว่ายังไม่มีการตรวจจับตำแหน่งของ head หรือ body โดยตรง แต่ใช้เป็นการตรวจจับ person ทำให้การตัดสินใจ สวมใส่อุปกรณ์นิรภัยจริงหรือไม่นั้น ยังคงอาศัยการประมาณด้วย bounding box overlap เท่านั้น ซึ่งอาจเกิด false positive ได้ เช่น มีหมวกอยู่ใกล้ตัวแต่ไม่ได้ใส่หรือการถือหมวกอยู่ที่มี

ส่วนงานวิจัยที่สองผู้วิจัยสร้างชุดข้อมูลใหม่ที่มีภาพคนงานบริเวณก่อสร้าง แล้วทำการติดป้ายกำกับ (annotation) บริเวณที่ตรวจพบว่า มีหมวกนิรภัย (hard hat) ไม่มีหมวกนิรภัย (no hard hat) มีเสื้อสะท้อนแสง (high-visibility vest) ไม่มีเสื้อสะท้อนแสง (no high-visibility vest) ในงานวิจัยนี้ ไม่ได้ตรวจจับศีรษะแยกจากหมวก แต่ใช้การเรียนรู้แบบรวม ผ่าน bounding box ที่แสดงว่า “บริเวณนี้มีหมวก/ไม่มีหมวก” และมองจากบริบทของร่างกายคนในภาพซึ่งวิธีการนี้มีประสิทธิภาพสูงในการตรวจสอบว่า ใส่หรือไม่ใส่แต่ก็ต้องแลกมาด้วยการใช้ dataset จำนวนมากและใช้ทรัพยากรสูงในการเทรนโมเดล

ในงานวิจัยนี้จึงต้องการที่จะสร้างโมเดลที่สามารถตรวจจับการสวมใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลที่ถูกต้อง ไม่ใช่เพียงแค่ตรวจเจอวัตถุเท่านั้น แต่วัตถุนั้นจะต้องอยู่ในจุดที่ถูกต้องด้วย เช่น หมวกต้องสวมอยู่บนศีรษะ แว่นตา

ต้องสวมใส่อยู่บริเวณดวงตา ที่ครอบคลุมความเสี่ยงต้องครอบอยู่บริเวณใบหู และเสื้อสะท้อนแสงต้องสวมทับอยู่บริเวณลำตัว และหากพบการไม่ปฏิบัติตามเงื่อนไขก็ให้ส่งการแจ้งเตือนเพื่อแจ้งให้กับผู้ที่เกี่ยวข้องทราบแล้วดำเนินการต่อ รวมทั้งการเก็บการแจ้งเตือนไว้เพื่อตรวจสอบในภายหลังได้

2. วัสดุ อุปกรณ์และวิธีการวิจัย

ผู้วิจัยมีแนวคิดที่จะนำโมเดล YOLOv7 [7] มาใช้ด้วยวิธีการตรวจจับวัตถุในภาพได้แก่ หมวกนิรภัย แว่นตานิรภัย ที่ครอบคลุมความเสี่ยง และเสื้อสะท้อนแสง พร้อมทั้งสร้างเงื่อนไขการสวมใส่เพื่อตรวจจับว่าการสวมใส่อุปกรณ์ดังกล่าวอยู่จริง หากไม่สวมใส่ก็จะมีแจ้งเตือนให้แก่ผู้มีส่วนเกี่ยวข้องได้รับทราบเพื่อการตรวจสอบและการแก้ไขต่อไป โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

2.1. ที่มาของชุดข้อมูล

ส่วนที่ 1 มาจากการถ่ายภาพวิดีโอโดยใช้กล้องถ่ายภาพวิดีโอบุคคลที่สวมใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลแต่ละชนิดภายในบริษัท โดยใช้ความละเอียด 640*480 และ fps = 25 ถ่ายภาพวิดีโอโดยให้บุคคลที่อยู่ในภาพหมุนตัวเพื่อการจำลองลักษณะภาพบุคคลในมุมมองที่แตกต่างกัน แล้วนำมาทำเป็นภาพนิ่งโดยตัดทุก 5 เฟรม ส่วนที่ 2 มาจากการดาวน์โหลดรูปภาพของบุคคลที่สวมใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลชนิดต่าง ๆ จาก Google รวมทั้ง 2 ส่วนได้รูปทั้งสิ้น 2,857 รูป โดยมีสัดส่วนของข้อมูล train 2000 รูป (70%) valid 572 รูป (20%) และ test 285 รูป (10%) แต่เมื่อผ่านขั้นตอนในการเพิ่มข้อมูล (Augmentations) ด้วย Roboflow [8] ทำให้ข้อมูล train เพิ่มขึ้น 3 เท่ากลายเป็น 6000 ภาพ ดังแสดงใน Figure 1

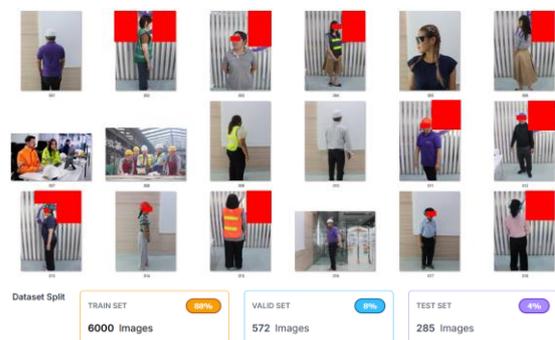


Figure 1 Dataset

2.5. การทดสอบการตรวจจับอุปกรณ์ต่าง ๆ ที่สวมใส่อย่างถูกต้องและการแจ้งเตือน

การออกแบบการทดลองนี้เพื่อตรวจสอบการสวมใส่ อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลที่ถูกต้องเพราะถ้าโมเดลแค่สามารถตรวจจับวัตถุได้นั้น อาจจะมีประสิทธิภาพไม่เพียงพอที่จะช่วยลดการเกิด และความรุนแรงจากอุบัติเหตุได้ โดยโมเดลจะทำหน้าที่ตรวจจับวัตถุได้แก่ head, helmet, glasses, ear protection, body, vest โดยให้ผลลัพธ์เป็น bounding boxes ที่ครอบวัตถุแต่ละชนิดในภาพ สำหรับแต่ละกรอบ

head ที่ตรวจจับได้ จะมีการนำมาเปรียบเทียบกับทุกกรอบ helmet, glasses และ ear protection ที่ตรวจจับได้ในภาพเดียวกันโดยใช้การเปรียบเทียบค่าตัวเลขพื้นฐานของพิกัดซึ่งมีเงื่อนไขของการตรวจจับการสวมใส่ ดังแสดงใน Figure 5 และเมื่อเกิดการแจ้งเตือนให้แสดงข้อความแจ้งเตือนที่หน้าจอแสดงผลการตรวจจับ และส่งการแจ้งเตือนเพิ่มเติมทาง online application โดยใช้ application telegram พร้อมทั้งบันทึก logs การแจ้งเตือนไว้ตรวจสอบในภายหลังได้

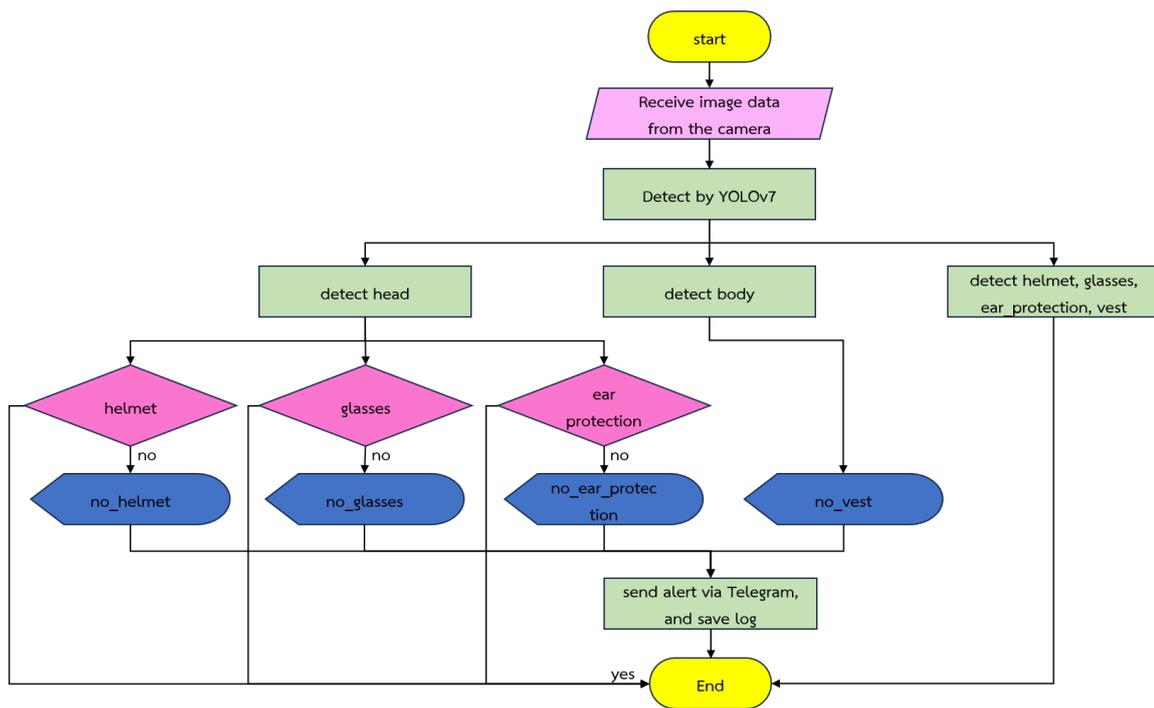


Figure 5 The working principle of the detection and alerting conditions

2.6. การทดสอบการตรวจจับโดยการจำลองสถานการณ์การทำงานจริง

การทดสอบนี้จะทำการทดสอบโดยการจำลองสถานการณ์การทำงานจริง ดังแสดงใน Figure 6 ผู้วิจัยจะแบ่งการทดสอบออกเป็น 3 ประเภท คือ กลางแจ้ง ในอาคารแสงปกติ และในอาคารแสงน้อย โดยใช้การวัดค่า (lux) ของแสงเป็นตัวกำหนด ซึ่งมาตรฐานของแสงในการทำงานตามกฎหมายนั้นมีหลายประเภท แต่โดยรวมแล้วไม่ควรจะต่ำกว่า 200 lux ตามมาตรฐานงานหยาบ [13] และใช้กล้องที่มีการส่งข้อมูล 2 ประเภท คือกล้อง webcam ที่มีการส่งข้อมูลแบบ UVC (USB video class) และกล้องวงจรปิด (IP camera) ที่มีการส่งข้อมูลแบบ RTSP (real-time streaming protocol) ทำการทดสอบ 2 แบบคือ

2.6.1. การทดสอบที่ 1

ทดสอบโดยให้ผู้วิจัยยืนหน้ากล้องนิ่ง ๆ 10 วินาที 10 ครั้ง เพื่อดูความถูกต้องจับว่าโมเดลสามารถตรวจจับหมวกนิรภัย แวนตานิรภัย ที่ครอบหู และเสื้อสะท้อนแสงได้อย่างถูกต้องหรือไม่

2.6.2. การทดสอบที่ 2

การทดสอบโดยการจับเวลาให้โมเดลตรวจจับภาพแบบต่อเนื่องเพื่อจำลองสถานการณ์จริงในการทำงานปกติโดยใส่อุปกรณ์ PPE ครบทุกส่วนเพื่อตรวจสอบว่าโมเดลมีการทำงานผิดพลาดหรือไม่เป็นเวลา 5 นาที



Figure 6 Characteristics of the area and lighting used for testing

3. ผลการวิจัย

3.1. ผลจากการเทรนโมเดล YOLOv7

จากการเทรนโมเดลโดยมีการกำหนดจำนวนรอบของการเทรน (epochs = 50) ได้ผลลัพธ์ตาม Table 1

Table 1 Results from training the YOLOv7 model

Class	Precision (P)	Recall (R)	mAP @0.5	mAP @0.5:0.95
body	0.967	0.915	0.975	0.744
ear_p	0.957	0.926	0.958	0.699
glasses	0.911	0.908	0.948	0.628
head	0.966	0.964	0.988	0.771
helmet	0.973	0.934	0.970	0.811
vest	0.960	0.921	0.958	0.812
all	0.956	0.928	0.966	0.744

สรุปโดยรวมโมเดลที่เทรนออกมามีความแม่นยำค่อนข้างสูง แต่ยังคงต้องพัฒนาเพิ่มเติมในคลาส glasses และ ear protection ที่ยังมีค่าความแม่นยำต่ำกว่าคลาสอื่น ๆ ค่า mAP@0.5:0.95 ทั้งหมด (รวมทุกคลาส) อยู่ที่ 0.744 ซึ่งถือว่าโมเดลนี้มีประสิทธิภาพดี แม้ในสถานการณ์ที่มีความเข้มงวดสูงในการตรวจจับ

3.2. ทดสอบการตรวจจับการสวมใส่อุปกรณ์ที่ถูกต้อง และการแจ้งเตือน

ผู้วิจัยได้ออกแบบการทดสอบความถูกต้องในการตรวจจับออกเป็น 4 ประเภทอุปกรณ์คือ หมวกนิรภัย แวนตานิรภัย ที่ครอบหูลดเสียง และเสื้อสะท้อนแสง

3.2.1. หมวกนิรภัย

เงื่อนไขคือ เมื่อตรวจพบ head หากตรวจไม่พบ helmet ที่มีส่วนที่สัมผัส head จากด้านบนและต้องมีส่วนที่ overlap กันไม่น้อยกว่า 20% ให้แจ้งเตือน no helmet จากการทดลองพบว่ายังมีปัญหาในเรื่องของการสวมใส่ที่ไม่ถูกต้อง เพราะโมเดลยังมีข้อจำกัดในเรื่องของเงื่อนไขลักษณะการสวมใส่ที่ถูกต้องตาม Figure 7 แต่หากเป็นการใช้งานปกติก็ยังสามารถทำงานได้ดีตาม Figure 8

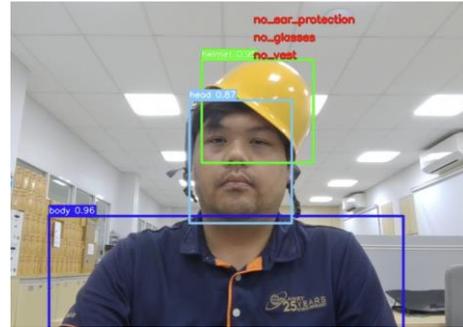


Figure 7 Experiment on helmet alert detection that did not fully cover proper wearing conditions

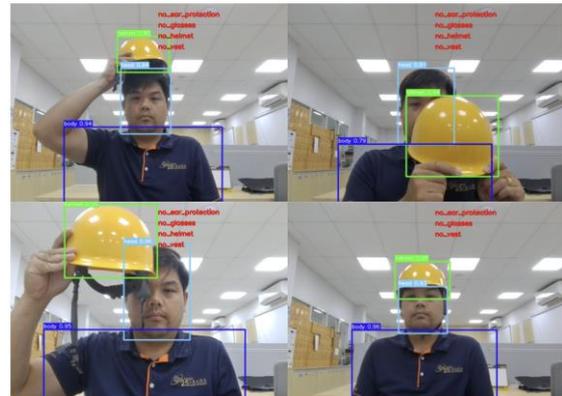


Figure 8 Experiment on accurate helmet alert detection

3.2.2. แวนตานิรภัย

เงื่อนไขคือ เมื่อตรวจพบ head หากตรวจไม่พบ glasses ที่อยู่กึ่งกลางกรอบ head มีค่าคลาดเคลื่อนได้ไม่เกิน 15% ให้แจ้งเตือน no glasses พบว่าโมเดลตรวจจับแว่นได้ไม่ดีหากไม่ได้สวมใส่อยู่ในจุดที่เหมาะสม (ที่ดวงตา) เป็นเพราะข้อมูลที่ใช้ในการเทรนโมเดลนั้นเป็นภาพของแว่นที่สวมใส่อย่างถูกต้องบนใบหน้าบริเวณดวงตาของมนุษย์ จึงทำให้เกิดเป็นผลพลอยได้ตามจุดประสงค์ของการตรวจจับที่ต้องการจะตรวจจับการสวมใส่ของอุปกรณ์ดังแสดงใน Figure 9

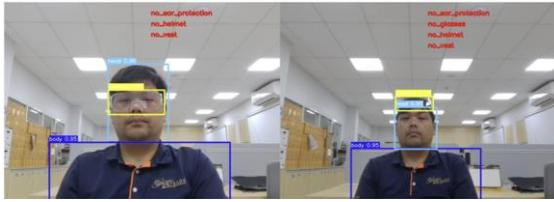


Figure 9 Experiment on accurate safety glasses alert detection

3.2.3. ที่ครอบหูหลุดเสียง

เงื่อนไขคือ เมื่อตรวจพบ head หากตรวจไม่พบ ear protection ที่อยู่บริเวณ กึ่งกลางกรอบทั้งด้านซ้ายและด้านขวา ไม่ว่าจะเจอ 1 ข้างหรือ 2 ข้าง (ในกรณีเห็นข้าง) ให้แจ้งเตือน no ear protection พบว่าโมเดลสามารถตรวจจับได้ถูกต้องตามจุดประสงค์แม้จะตรวจจับเจอที่ครอบหู แต่หากไม่ตรงเงื่อนไข หรือก็คือสวมใส่ไม่ถูกต้องก็จะเกิดการแจ้งเตือนดังแสดงใน Figure 10

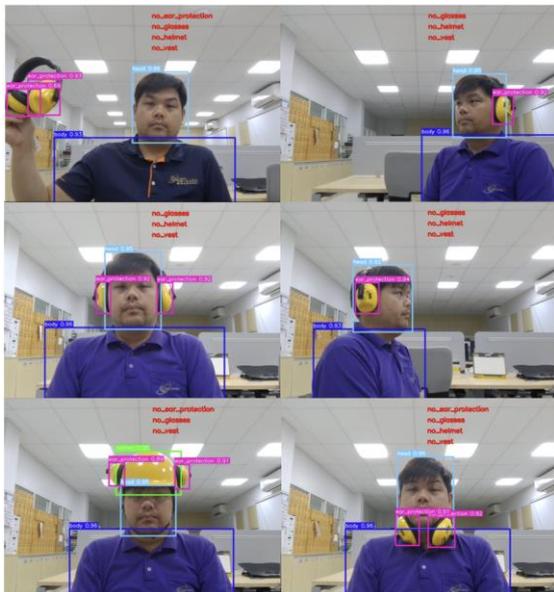


Figure 10 Experiment on accurate ear protection alert detection

3.2.4. เสื้อสะท้อนแสง

เงื่อนไขคือ เมื่อตรวจพบ body ให้แจ้งเตือน no vest จาก Figure 7, 8, 9 และ 10 จะเห็นได้ว่ามีแจ้งเตือน on vest ทั้งหมดถูกต้องตามเงื่อนไขที่ต้องการ

3.3. การส่งการแจ้งเตือน

จากการทดลองโมเดลสามารถที่จะส่งการแจ้งเตือนทางหน้าจอแสดงผล และทาง telegram ตาม Figure 11 การเก็บ logs พบว่าเป็นไปตามเงื่อนไขที่ต้องการตาม Figure 12

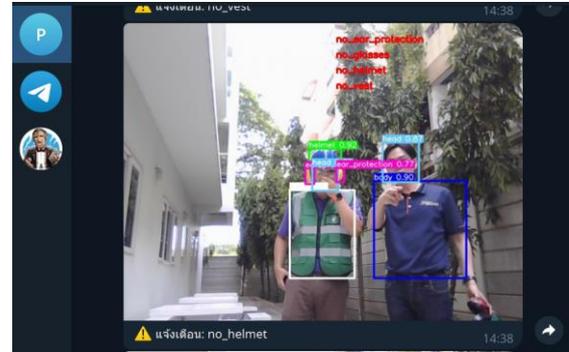


Figure 11 Alert notification via telegram

ประวัติการแจ้งเตือน PPE Detection

เลือกวันที่: วัน/ชม/พ.ศ. ๒๕๖๕

วันที่	เวลา	ประเภทแจ้งเตือน
04/05/2025	18:59:55	no_glasses
04/05/2025	18:59:54	no_ear_protection
04/05/2025	18:59:14	no_glasses
04/05/2025	18:58:36	no_ear_protection
04/05/2025	18:58:34	no_glasses
04/05/2025	18:57:38	no_ear_protection
04/05/2025	18:57:37	no_helmet
04/05/2025	18:56:59	no_helmet
04/05/2025	18:56:56	no_ear_protection
04/05/2025	18:55:10	no_helmet
04/05/2025	17:02:00	no_helmet
04/05/2025	17:01:45	no_helmet
04/05/2025	17:01:43	no_glasses
04/05/2025	17:01:41	no_ear_protection
04/05/2025	17:01:25	no_helmet
04/05/2025	17:01:06	no_ear_protection

Figure 12 Examples of alert logs

3.4. การทดสอบความแม่นยำในการตรวจจับแบบเรียลไทม์

จากการทดสอบในหัวข้อ 3.2. พบว่าเงื่อนไขดังกล่าวไม่สามารถนำมาใช้งานกับการตรวจจับแบบต่อเนื่องได้ เพราะขนาดของกรอบ head ที่ใช้ในการอ้างอิงฟั๊กชันนั้นมีการเปลี่ยนแปลงขนาดอยู่ตลอดเวลาเพราะการเคลื่อนที่ จึงได้ลดเงื่อนไขการตรวจจับเป็นเพียงแค่ตรวจจับช่องว่างระหว่างวัตถุเท่านั้นแต่ก็สามารถปรับใช้กับการตรวจจับแบบต่อเนื่องได้ดีค่าความเชื่อมั่น (confidence) ที่ใช้อยู่ที่ 0.7 และ IoU (intersection over Union) อยู่ที่ 0.45 เพื่อลดการใช้ทรัพยากรของเครื่องและเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับของโมเดล

3.4.1. ผลการทดสอบที่ 1

การทดสอบความถูกต้องในการตรวจจับโดยการยืนหน้ากล้องในระยะ 2 เมตร 10 วินาที 10 ครั้ง จากการทดสอบทั้งหมด 3 ประเภท ประเภทละ 2 แบบ ให้ผลการทดสอบที่ถูกต้องแม่นยำในการตรวจจับตามดังแสดงใน Table 2 และ Figure 13 แต่จะมีการทดสอบกับกล้อง IP camera ในอาคารทั้งที่มีแสงปกติและแสงน้อย ที่มีความผิดพลาดเล็กน้อยในการตรวจจับ head หรือ หัว ดังแสดงใน

Table 3 และ Table 4 ซึ่งเกิดจากอุปกรณ์ PPE ที่ผู้วิจัยสวมใส่คือ แว่นตานิรภัยที่มีทั้งขนาดใหญ่และขนาดเล็ก แต่เมื่อสวมใส่แว่นที่มีขนาดใหญ่ทำให้การตรวจจับกรอบ head มีประสิทธิภาพลดลงเพราะรายละเอียดของคลาส head น้อยลงเนื่องจากแว่นนิรภัยไปบัง และยังมีปัจจัยเกี่ยวกับแสงของภาพและมุมกล้องที่เป็นมุมแยงขึ้นจึงอาจทำให้โมเดลตรวจจับได้ไม่ชัดเจนในบางกรณี ดังแสดงใน Figure 14 และ Figure 15



Figure 13 Test results using an outdoor webcam

Table 2 Test results using an outdoor webcam

No.	head	helmet	glasses	ear protection	vest	true	false
1	1	1	1	1	1	5	0
2	1	1	1	1	1	5	0
3	1	1	1	1	1	5	0
4	1	1	1	1	1	5	0
5	1	1	1	1	1	5	0
6	1	1	1	1	1	5	0
7	1	1	1	1	1	5	0
8	1	1	1	1	1	5	0
9	1	1	1	1	1	5	0
10	1	1	1	1	1	5	0
all	100%	100%	100%	100%	100%	100%	0%



Figure 14 Test results using an indoor IP camera under normal lighting conditions

Table 3 Test results using an indoor IP camera under normal lighting conditions

No.	head	helmet	glasses	ear protection	vest	true	false
1	0	1	1	1	1	4	1
2	1	1	1	1	1	5	0
3	0	1	1	1	1	4	1
4	1	1	1	1	1	5	0
5	1	1	1	1	1	5	0
6	1	1	1	1	1	5	0
7	1	1	1	1	1	5	0
8	1	1	1	1	1	5	0
9	1	1	1	1	1	5	0
10	1	1	1	1	1	5	0
all	80%	100%	100%	100%	100%	96%	4%



Figure 15 Test results using an indoor IP camera under low-light conditions

Table 4 Test results using an indoor IP camera under low-light conditions

No.	head	helmet	glasses	ear protection	vest	true	false
1	0	1	1	1	1	4	1
2	1	1	1	1	1	5	0
3	0	1	1	1	1	4	1
4	1	1	1	1	1	5	0
5	1	1	1	1	1	5	0
6	1	1	1	1	1	5	0
7	1	1	1	1	1	5	0
8	1	1	1	1	1	5	0
9	1	1	1	1	1	5	0
10	1	1	1	1	1	5	0
all	80%	100%	100%	100%	100%	96%	4%

3.4.2. ผลการทดสอบที่ 2

การทดสอบโดยการใช้โมเดลตรวจจับภาพแบบต่อเนื่องเพื่อจำลองสถานการณ์จริงในการปฏิบัติงานโดยการสวมใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลครบทั้ง 4 ชั้น และจับเวลา 5 นาที การตรวจจับทั้ง 3 ประเภท ประเภทละ 2 แบบ ได้ผลลัพธ์การตรวจจับที่ดี สามารถตรวจจับวัตถุได้ตรงตามเงื่อนไขการตรวจจับและสามารถนำมาประยุกต์ใช้กับการตรวจจับผู้ปฏิบัติงานในการทำงานจริงได้ การทำงานกับกล้องประเภท webcam ที่มีการส่งข้อมูลแบบ UVC (USB video class) จะมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าการส่งข้อมูลจากกล้อง IP camera ที่มีการส่งข้อมูลแบบ RTSP (real-time streaming protocol) อย่างไรก็ตามโมเดลนี้ใช้ทรัพยากรของเครื่องสูงจึงอาจไม่สามารถใช้ร่วมกับระบบเครือข่ายที่ใช้งานร่วมกับบริการอื่น ๆ ได้ ควรต้องแยกระบบเครือข่ายที่ใช้งานการตรวจจับนี้ออกจากเครือข่ายหลัก

4. อภิปรายผลการวิจัย

โครงการวิจัยนี้เป็นการศึกษาปัญหาที่เกิดขึ้นแล้วนำมาปรับแก้ไขเพื่อออกแบบคิดค้นและพัฒนาโมเดลที่จะช่วยแก้ปัญหาด้านความปลอดภัยด้วยการนำเทคโนโลยี AI มาประยุกต์ใช้กับ ระบบการบริหารและจัดการความปลอดภัยโดยเป้าหมายหลัก ๆ ของงานวิจัยนี้คือการออกแบบการทำงานระบบการตรวจจับ object detection เพื่อตรวจสอบอุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลของผู้ปฏิบัติงานในพื้นที่เสี่ยง โดยงานวิจัยนี้มุ่งพัฒนาระบบตรวจจับการสวมใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคล (PPE) โดยนำเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับอัลกอริทึม YOLOv7 มาใช้เพื่อวิเคราะห์ภาพ โดยตัวโมเดลได้รับการฝึกจากชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยภาพการสวมใส่อุปกรณ์อย่างถูกต้อง ได้แก่ หมวกนิรภัย (helmet), แว่นตานิรภัย (glasses), ที่ครอบหูลดเสียง (ear protection) และเสื้อสะท้อนแสง (vest) ซึ่งผ่านกระบวนการทำ Annotation ด้วย Roboflow และ Augmentation เพื่อเพิ่มความหลากหลายของข้อมูลฝึกสอนซึ่งเป็นแนวทางที่ได้รับการพิสูจน์ว่าช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดล [14]

ผลการประเมินโมเดลหลังการเทรน (epochs = 50) พบว่าได้ค่าประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ที่ Precision = 0.956, Recall = 0.928, mAP@0.5 = 0.966 และ mAP@0.5:0.95 = 0.744 ซึ่งชี้ให้เห็นว่าโมเดลสามารถจำแนกวัตถุ PPE ทั้งสี่ประเภทได้อย่างแม่นยำ สอดคล้องกับแนวทางการประเมินผลในงาน object detection ทั่วไป โดยใช้ค่า mAP และค่า

Precision/Recall เป็นตัวชี้วัดหลัก [15] โดยเมื่อพิจารณา ลงไปในแต่ละคลาส พบว่าคลาส helmet และ vest ให้ค่า mAP@0.5:0.95 สูงสุด (0.811 และ 0.812 ตามลำดับ) ขณะที่คลาส glasses และ ear protection มีค่า mAP@0.5:0.95 ต่ำกว่า (0.628 และ 0.699 ตามลำดับ) ซึ่งสะท้อนว่าโมเดลยังมีช่องว่างในการปรับปรุงประสิทธิภาพเมื่อต้องตรวจจับวัตถุขนาดเล็กหรือที่อาจถูกบังบางส่วน เพราะเมื่อสวมใส่แว่นตานิรภัย หรือที่ครอบหูลดเสียง เมื่อมีการขยับส่วนหัวก็จะทำให้เกิดการบดบัง หรือมีการเปลี่ยนแปลงของขนาดและรูปร่าง เช่น การหันหน้าซ้ายหรือขวา ขนาดและรูปร่างของแว่นและที่ครอบหูจะมีการเปลี่ยนแปลงอย่างมาก ซึ่งอาจจะต้องมีการเพิ่มข้อมูลรูปภาพในลักษณะดังกล่าวและลักษณะอื่น ๆ ให้ครอบคลุมเพิ่มขึ้นอีกเพื่อปรับปรุงความแม่นยำของโมเดล

เมื่อทดสอบเงื่อนไขการสวมใส่ที่ถูกต้อง พบว่า โมเดลสามารถแจ้งเตือนการไม่สวมใส่ PPE แต่ละชนิดได้ถูกต้องในเงื่อนไขมาตรฐานที่ตั้งไว้ ซึ่งได้แก่ Helmet: ตรวจจับได้ว่าตำแหน่งกรอบ helmet ครอบบนกรอบ head อย่างน้อย 20% Glasses: ตรวจจับให้แว่นนิรภัยอยู่กึ่งกลางกรอบ head ภายในค่าคลาดเคลื่อนไม่เกิน 15% Ear protection: ตรวจจับที่ครอบหูทั้งสองข้าง (หรือข้างเดียวเมื่อหันข้าง) ปิดหูทั้งสองข้างหรือข้างใดข้างหนึ่ง Vest: ตรวจจับ vest ที่ครอบคลุมบริเวณลำตัว (body) ได้อย่างชัดเจน อย่างไรก็ตาม ยังพบข้อจำกัดในเงื่อนไขบางกรณี เช่น การสวมใส่หมวกที่ไม่ถูกต้องตามหลักคือ ในลักษณะสวมใส่แบบเฉียง โมเดลยังไม่สามารถตรวจสอบได้ว่าสวมใส่ถูกต้องหรือไม่

การทดสอบแบบจำลองสถานการณ์ “ยืนหน้ากล้องนิ่ง ๆ” ระยะ 2 เมตร เป็นเวลา 10 วินาที จำนวน 10 ครั้ง ในสภาพแสงกลางแจ้งพบว่าทุกคลาสให้ผล True = 100% (Table 2) แต่เมื่อทดสอบด้วยกล้อง IP camera ในอาคารแสงปกติและแสงน้อย ระยะเดียวกัน ผลการตรวจจับ head ลดลงเหลือ 80% (False = 20%) โดยสาเหตุหลักมาจากภาพแว่นตาที่สวมใส่บนใบหน้า จากรูปแบบ A ตาม Figure 16 รูปภาพใน dataset นั้นมีจำนวนน้อย (ไม่เกิน 100 ภาพจากข้อมูลทั้งหมด 2857 ภาพ) จึงทำให้เกิดความผิดพลาดในการตรวจจับ

ในการทดสอบแบบ “ตรวจจับภาพแบบต่อเนื่อง” เป็นเวลา 5 นาที ต่อเนื่องกันในสภาพแวดล้อม 3 ลักษณะ ได้แก่ กลางแจ้ง ในอาคารแสงปกติ และในอาคารแสงน้อย พบว่าโมเดลสามารถทำงานได้ต่อเนื่องโดยไม่มีการสูญเสียประสิทธิภาพอย่างมีนัยสำคัญ ข้อมูลการแจ้งเตือนทั้งบน

หน้าจอและผ่าน telegram เป็นไปตามเงื่อนไข และมีการบันทึก logs ไว้ตรวจสอบย้อนหลังครบถ้วน



Figure 16 Example of safety glasses used for testing

จากผลลัพธ์ของงานวิจัยจะเห็นได้ว่าโมเดลการตรวจจับอุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลที่ใช้สถาปัตยกรรม YOLOv7 มีความแม่นยำสูงจะเห็นได้จากค่า mAP รวมของงานวิจัยนี้ที่ 0.966 หรือประมาณ 97% และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง [6] ที่ได้ค่า mAP รวม 97% ซึ่งมีความแม่นยำสูงกว่างานวิจัยที่ใช้ YOLO รุ่นก่อนหน้า [5] และยังเหมาะกับการตรวจจับแบบ real-time ที่ใช้งานกับกล้องวงจรปิดที่มีการตรวจจับพนักงานที่ต้องมีการเคลื่อนที่ผ่านไปมาและอาจต้องจับภาพคนหลายคนในเฟรมเดียว เพราะถูกออกแบบมาให้ inference ได้รวดเร็ว [16] และยังมี YOLOv7-Tiny ที่สามารถใช้งานบนอุปกรณ์ edge device ได้ ซึ่งมีข้อดีในการติดตั้งในจุดอันตรายที่ต้องการควบคุมการสวมใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลที่เข้าถึงได้ยาก

ข้อจำกัดของงานวิจัยนี้มีดังนี้

งานวิจัยนี้นำเสนอการตรวจจับอุปกรณ์ป้องกันอันตรายได้เพียงแค่ 4 อย่าง เพราะติดปัญหาในเรื่องของการเก็บข้อมูลรูปภาพ ซึ่งไม่ครอบคลุมอุปกรณ์ป้องกันอันตรายส่วนบุคคลที่มีอีกหลายประเภท

อุปกรณ์ป้องกันอันตรายบางอย่างไม่สามารถแยกแยะกับอุปกรณ์ปกติได้ในเรื่องของการวิเคราะห์รูปภาพ เช่น รองเท้านิรภัยที่มีลักษณะคล้ายกับรองเท้าปกติธรรมดาต่างกันตรงที่รองเท้านิรภัยจะมีการป้องกันที่ส่วนหัวของรองเท้า โดยการใช้วัสดุที่มีความแข็ง เช่น เหล็ก มาบุไว้ภายใน จึงไม่สามารถใช้ AI ในการแยกแยะได้

การเทรนโมเดลและการใช้โปรแกรมตรวจจับต้องใช้ hardware ที่มีประสิทธิภาพสูง ใช้การลงทุนสูง

การตรวจจับในขณะที่ปฏิบัติงานจริงนั้นตรวจจับได้เพียงแค่เงื่อนไขของการสัมผัสของวัตถุเท่านั้นไม่สามารถตรวจสอบลักษณะการสวมใส่อุปกรณ์ที่ถูกต้องได้

ข้อเสนอแนะมีดังนี้

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นตรวจจับเพียงบางประเภทของอุปกรณ์ PPE ได้แก่ หมวกนิรภัย เสื้อสะท้อนแสง แวนตา

นิรภัย และที่ครอบหูลดเสียง ในอนาคตควรขยายคลาสของอุปกรณ์ให้ครอบคลุมมากยิ่งขึ้น เช่น ถุงมือ รองเท้าเซฟตี้ หรือ หน้ากากกันฝุ่น เพื่อเพิ่มความสมบูรณ์ของระบบและรองรับสถานการณ์การทำงานที่หลากหลายขึ้น

ควรทดสอบระบบในสภาพแวดล้อมจริงที่มีแสงน้อย แสงจ้า ฝุ่น หรือสภาพแวดล้อมที่ท้าทายอื่น ๆ เพื่อประเมินความสามารถของโมเดลภายใต้สถานการณ์ที่หลากหลาย และหาแนวทางปรับปรุงความแม่นยำเพิ่มเติม

พัฒนาระบบให้สามารถตรวจจับการสวมใส่อุปกรณ์ป้องกันอันตรายตามลักษณะที่ถูกต้องได้

ลดทรัพยากรฮาร์ดแวร์โดยใช้เทคนิค Compression & Acceleration เพื่อให้สามารถนำระบบไปใช้งานในองค์กรที่มีงบประมาณจำกัด อาจพิจารณาใช้ Knowledge Distillation, Quantization, Pruning หรือ TensorRT เพื่อลด latency และสามารถรันบนอุปกรณ์พลังงานต่ำ ซึ่งเป็นแนวทางที่ได้รับค่านิยมในงาน real-time AI บน edge devices[17], [18]

พัฒนาการบูรณาการระบบแจ้งเตือนแบบอัตโนมัติ ปัจจุบันระบบสามารถส่งการแจ้งเตือนไปยัง Telegram ได้แล้ว แต่ควรต่อยอดให้สามารถ เชื่อมโยงกับระบบบริหารความปลอดภัย (safety management system) ขององค์กร เช่น ส่งการรายงาน SMS/Email แก่หน่วยงานที่รับผิดชอบโดยตรง เพื่อให้กระบวนการแก้ไขรวดเร็วและมีความต่อเนื่อง

5. บทสรุป

โดยรวมแล้วโมเดล YOLOv7 ที่ได้รับการพัฒนาขึ้นสามารถบรรลุวัตถุประสงค์ของงานวิจัยได้อย่างดีเยี่ยม ทั้งด้านความแม่นยำในการจำแนกวัตถุ ความสามารถในการวิเคราะห์ภาพแบบต่อเนื่อง และการแจ้งเตือนทันทีเมื่อพบการไม่ปฏิบัติตามข้อกำหนดเรื่อง PPE การทดลองในสภาพแวดล้อมจริงยืนยันว่าโมเดลมีประสิทธิภาพต่อการเปลี่ยนแปลงของแสงและมุมกล้องในระดับหนึ่ง แต่ก็ยังมีช่องว่างให้ปรับปรุงต่อไป

6. References

- [1] Social Security Office. 2024. Occupational Injury or Illness Situation Due to Work 2019-2023. https://www.sso.go.th/wpr/assets/upload/files_storage/sso_th/1675d2a95c38687dd649989003beb08a.pdf. Accessed 11 December 2024. (in Thai)
- [2] Thai RSC. 2025. Comparison of Road Accident

- Statistics in Thailand.** <https://www.thairsc.com/data-compare>. Accessed 11 December 2024. (*in Thai*)
- [3] The Bureau of Registration Administration. 2023. **Announcement of the Central Registration Office Regarding the Number of People throughout the Kingdom of Thailand According to the Population Registration Evidence.** https://stat.bora.dopa.go.th/stat/pk/pk_66.pdf. Accessed 11 December 2024. (*in Thai*)
- [4] Office of the National Economic and Social Development Council. 2023. **Thai Social Conditions, Fourth Quarter and Overall Picture, Year 2023.** <https://www.nesdc.go.th/the-story-of-thai-social-conditions-in-the-fourth-quarter-and-the-overall-picture-of-2023/>. Accessed 11 December 2024. (*in Thai*)
- [5] Ferdous, M. and Ahsan, S.M.M. 2022. PPE detector: A YOLO-based architecture to detect personal protective equipment (PPE) for construction sites. **PeerJ Computer Science.** 8: e999.
- [6] Lo, J.H., Lin, L.K. and Hung, C.C. 2023. Real-time personal protective equipment compliance detection based on deep learning algorithm. **Sustainability.** 15(1): 391.
- [7] Wang, C.Y., Bochkovskiy, A. and Liao, H.Y.M. 2022. **YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors.** <https://arxiv.org/pdf/2207.02696>. Accessed 24 January 2025.
- [8] Dwyer, B. and Gallagher, J. 2023. **Getting Started with Roboflow.** <https://blog.roboflow.com/getting-started-with-roboflow/>. Accessed 29 January 2025.
- [9] Bochkovskiy, A., Wang, C.Y. and Liao, H.Y.M. 2020. **YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection.** <https://arxiv.org/pdf/2004.10934>. Accessed 24 January 2025.
- [10] Redmon, J. and et al. 2016. You only look once: Unified, real-time object detection. In: **Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,** 27-30 June 2016. Las Vegas, Nevada, USA.
- [11] Redmon, J. and Farhadi, A. 2017. YOLO9000: Better, faster, stronger. In: **Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,** 21-26 July 2017. Honolulu, Hawaii, USA.
- [12] Redmon, J. and Farhadi, A. 2018. **YOLOv3: An Incremental Improvement.** <https://arxiv.org/pdf/1804.02767>. Accessed 24 January 2025.
- [13] Department of Labour Protection and Welfare. 2018. **Announcement of the Department of Welfare and Labor Protection Regarding the standards of light intensity.** https://greenoffice.rsu.ac.th/law/law4_2.pdf. Accessed 11 December 2024. (*in Thai*)
- [14] Kaur, P., Khehra, B.S. and Mavi, B.S. 2021. Data augmentation for object detection: A review. In: **Proceedings of the 2021 IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems,** 09-11 August 2021. Online Conference.
- [15] Lin, T.Y. and et al. 2014. Microsoft COCO: Common objects in context. In: **Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision,** 6-12 September 2014. Zurich, Switzerland.
- [16] Wong, K.Y. 2023. **yolov7.** <https://github.com/WongKinYiu/yolov7>. Accessed 24 January 2025.
- [17] Cheng, Y. and et al. 2017. **A Survey of Model Compression and Acceleration for Deep Neural Networks.** <https://arxiv.org/pdf/1710.09282v1>. Accessed 30 January 2025.
- [18] Gou, J. and et al. 2021. Knowledge distillation: A survey. **International Journal of Computer Vision.** 129: 1789-1819.