

การพัฒนาเทคโนโลยีตรวจจับและจำแนกหมวกนิรภัยเพื่อเพิ่มความปลอดภัยของคนงานในงานก่อสร้าง

Development of Helmet Detection and Classification Technology to Enhance the Safety of Construction Workers

ศุภาวุฒิ มาลัยกฤษณะชลี¹ ณัฐพงศ์ บัวพรวน^{2,*} และ วิทยา ศรีสมบุรณ์³

^{1,2} ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ จ.กรุงเทพมหานคร

³ ภาควิชาวิศวกรรมโยธาและสิ่งแวดล้อม คณะวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตเฉลิมพระเกียรติ จังหวัดสกลนคร

*Corresponding author: E-mail address: nattapong.bua@ku.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์เพื่อการตรวจจับวัตถุ (Object Detection) สำหรับการระบุและจำแนกอุปกรณ์คุ้มครองความปลอดภัยส่วนบุคคล (Personal Protective Equipment: PPE) โดยมุ่งเน้นเฉพาะการตรวจจับหมวกนิรภัยในบริบทของสถานที่ก่อสร้างที่มีความเสี่ยงสูงและต้องการมาตรการด้านความปลอดภัยที่เข้มงวด กลุ่มเป้าหมายหลัก คือ คนงานก่อสร้างซึ่งเป็นกลุ่มที่มีแนวโน้มเสี่ยงต่ออุบัติเหตุมากที่สุด โมเดลที่พัฒนาขึ้นสามารถตรวจจับการสวมหมวกนิรภัย ทั้งในกรณีทั่วไปและกรณีที่มีการสวมหมวกกันแดดภายในแล้วสวมหมวกนิรภัยทับ ซึ่งพบได้บ่อยในบริบทของประเทศไทย นอกจากนี้โมเดลยังสามารถจำแนกสีของหมวกนิรภัยได้อย่างแม่นยำ เพื่อใช้จำแนกหน้าที่ของผู้ใช้งาน เช่น สีเหลืองสำหรับคนงานก่อสร้าง สีขาวสำหรับวิศวกร ในการพัฒนาใช้โมเดล YOLOv9 (You Only Look Once) ซึ่งเป็นหนึ่งในเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ที่มีประสิทธิภาพสูงด้านการตรวจจับวัตถุโดยมีการรวบรวมข้อมูลภาพถ่ายที่ครอบคลุมหลายมุมมองและสถานการณ์จริง เพื่อสร้างน้ำหนักโมเดล (Model Weights) ที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในระบบตรวจสอบความปลอดภัยอัตโนมัติ ในสถานที่ก่อสร้างได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผลลัพธ์การประเมินผลโมเดลแสดงค่าความแม่นยำสูง (Precision 90.5%) และค่าเฉลี่ยความแม่นยำรวม (mAP@50 84.8%) ที่อยู่ในระดับดีซึ่งสะท้อนถึงศักยภาพของโมเดลในการตรวจจับและจำแนกหมวกนิรภัยสำหรับคนงานก่อสร้างในสภาวะแวดล้อมที่มีความซับซ้อนได้อย่างเหมาะสม

คำสำคัญ: การตรวจจับอุปกรณ์คุ้มครองความปลอดภัยส่วนบุคคล, หมวกนิรภัย, คนงานก่อสร้าง, การเรียนรู้เชิงลึก, ปัญญาประดิษฐ์จาก YOLOv9

Abstract

This research presents the development of an artificial intelligence model for object detection, specifically for identifying and classifying Personal Protective Equipment (PPE), focusing particularly on detecting safety helmets in construction site contexts, which have high risks and require strict safety measures. The main target group is construction workers, who are most prone to accidents. The developed model can detect the wearing of safety helmets in both general cases and instances where workers wear sun hats underneath safety helmets, which is common in Thailand's context. Furthermore,

the model can accurately classify the colors of safety helmets to identify the wearer's role, such as yellow for construction workers and white for engineers. The development utilizes the YOLOv9 (You Only Look Once), which is one of the highly efficient deep learning techniques for object detection. The construction worker photographs were collected covering various camera angles and real situations to create model weights that can be effectively applied in automated safety inspection systems at construction sites. The model evaluation results show high precision (90.5%) and good mean Average Precision (mAP@50 84.8%) values, indicating the model's potential to appropriately detect and classify safety helmets for construction workers in complex environments.

Keywords: PPE Detection, Safety Helmet, Construction Workers, Deep Learning, YOLOv9-based AI

1. บทนำ

ความปลอดภัยในงานก่อสร้างถือเป็นปัจจัยสำคัญอันดับต้น ๆ ที่ต้องได้รับการจัดการอย่างมีประสิทธิภาพ [1] จากกฎกระทรวงกำหนดมาตรฐานในการบริหาร จัดการ และดำเนินการ ด้านปลอดภัย อาชีวอนามัย และสภาพแวดล้อมในการทำงานเกี่ยวกับงาน พ.ศ. 2564 กำหนดให้ นายจ้างต้องจัดและดูแลให้ลูกจ้างใช้อุปกรณ์คุ้มครองความปลอดภัยส่วนบุคคล (Personal Protective Equipment: PPE) ตลอดเวลาที่ทำงานก่อสร้าง และต้องจัดให้มีผู้ควบคุมงานทำหน้าที่ตรวจความปลอดภัยก่อนการทำงาน และขณะทำงานทุกขั้นตอนเพื่อให้เกิดความปลอดภัย โดยเฉพาะในบริบทของการคุ้มครองคนงานก่อสร้าง ซึ่งเป็นกลุ่มที่มีความเสี่ยงสูงจากอุบัติเหตุ เนื่องจากปฏิบัติงานในพื้นที่ที่มีอันตรายหลากหลายรูปแบบ อุปกรณ์ป้องกันภัยส่วนบุคคลโดยเฉพาะหมวกนิรภัย (Safety Helmet) จึงถือเป็นมาตรการขั้นพื้นฐานที่สำคัญในการลดความเสี่ยงของการบาดเจ็บจากวัตถุตกหล่นหรือแรงกระแทก อย่างไรก็ตาม ในการปฏิบัติงานจริง พบว่าคนงานก่อสร้างจำนวนมากไม่น้อยยังคงสวมหมวกนิรภัยไม่ถูกต้อง หรือมีการสวมหมวกประเภทอื่น เช่น หมวกกันแดด ไว้ภายใน ซึ่งอาจลดประสิทธิภาพของหมวกนิรภัยลงได้ นอกจากนี้ การจำแนกสีของหมวกนิรภัยยังช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดการกำลังคนในสถานที่ก่อสร้าง เช่น การจำแนกวิศวกร หัวหน้างาน ออกจากคนงานก่อสร้างทั่วไป เพื่อติดตามการปฏิบัติงานของวิศวกรหรือหัวหน้างานว่าได้มากำกับ ดูแล ควบคุมการทำงานของคนงานก่อสร้างในแต่ละพื้นที่หรือไม่ ปัจจุบันการตรวจสอบการสวมใส่หมวกนิรภัยส่วนใหญ่ เป็นหน้าที่ของเจ้าหน้าที่ที่ดูแลเรื่องความปลอดภัยประจำสถานที่ก่อสร้างนั้น ๆ โดย

การบันทึกทรายนาน สืบค้นภาพถ่ายหรือจากกล้องวงจรปิด กรณีโครงการก่อสร้างขนาดใหญ่ มีคนงานก่อสร้างจำนวนมากและมีความซับซ้อน

จึงกลายเป็นภาระงานที่หนัก ภายใต้ระยะเวลาที่จำกัด ซึ่งมีโอกาสเกิดความผิดพลาดจากบุคคล (Human Error) อีกทั้งยังขาดเครื่องมือหรือระบบที่ช่วยวิเคราะห์เรื่องความปลอดภัยในสถานที่ก่อสร้างที่เป็นระบบอัตโนมัติ

จากความท้าทายดังกล่าวข้างต้น งานวิจัยนี้จึงมุ่งพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถตรวจจับการสวมหมวกนิรภัยรวมถึงจำแนกสีของหมวกให้มีความแม่นยำขึ้น โดยอาศัยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ที่สามารถวิเคราะห์ภาพถ่ายจากกล้องวงจรปิดหรือกล้องภายนอกแบบทันทีทันใด (Real-time) เพื่อรองรับการประยุกต์ใช้งานกับระบบตรวจสอบความปลอดภัยอัตโนมัติโดยเฉพาะในสถานที่ก่อสร้างที่มีลักษณะการใช้งานซับซ้อนและเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา

2. วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

2.1 เทคโนโลยีการตรวจจับวัตถุ (Object Detection)

เทคนิคการตรวจจับวัตถุพัฒนามาจากการใช้เทคนิคดั้งเดิม เช่น Haar Cascades และ HOG (Histogram of Oriented Gradients) ไปสู่การใช้ Convolutional Neural Networks (CNNs) ซึ่งเป็นหัวใจหลักของเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก โดยโมเดลที่ได้รับความนิยมสูงในปัจจุบัน [2-4] ได้แก่

R-CNN (Region-based Convolutional Neural Networks): มีความแม่นยำสูงแต่ใช้เวลาประมวลผลมาก จึงเหมาะกับงานที่ไม่เน้นแบบทันทีทันใด (Real time)

YOLO (You Only Look Once): มีจุดเด่นที่ความเร็วสูงและความแม่นยำที่ดี เหมาะกับงานที่ต้องการตรวจจับแบบทันทีทันใด

SSD (Single Shot Detector): เป็นอีกโมเดลที่ประมวลผลเร็ว ความแม่นยำต่ำกว่า YOLO เล็กน้อย ทั้งนี้การพิจารณาเลือกใช้โมเดลใด ๆ นั้นเป็นการพิจารณาระหว่างความเร็วและความแม่นยำรวมถึงความเหมาะสมกับการใช้งาน การสรุปประสิทธิภาพของเทคโนโลยีการตรวจจับวัตถุแสดงดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ประสิทธิภาพของเทคโนโลยีการตรวจจับวัตถุ

เทคโนโลยี	ความเร็ว	ความแม่นยำ	การจัดการวัตถุขนาดเล็ก	การใช้งานทันทีทันใด
R-CNN	ต่ำ	สูง	สูง	ไม่เหมาะสม
YOLO	สูง	ปานกลาง	ต่ำ	ดี
SSD	สูง	ปานกลาง	ต่ำ	ดี

จากตารางที่ 1 วิเคราะห์ได้ว่า YOLO เป็นโมเดลที่มีประสิทธิภาพสูงและเหมาะสมกับการประยุกต์ใช้งานในลักษณะทันทีทันใด เนื่องจากมีความเร็วในการประมวลผลที่สูง อีกทั้งเมื่อเปรียบเทียบกับโมเดล SSD แล้ว พบว่า YOLO ยังมีความเร็วและความแม่นยำที่เหนือกว่าอย่างชัดเจน และเนื่องจาก YOLOv9 มีการใช้งานและการตั้งค่าสะดวกกว่าในระบบที่เคยใช้งานมาแล้ว โดยได้รับการพัฒนาและปรับปรุงอย่างต่อเนื่องเพื่อรองรับหลายแพลตฟอร์ม ทำให้สามารถใช้งานได้มีประสิทธิภาพและสอดคล้องกับสภาพแวดล้อมการทำงานที่มีอยู่ งานวิจัยนี้ จึงเลือกใช้โมเดล YOLOv9 เป็นโมเดลหลักในการพัฒนาและประยุกต์ใช้ในระบบตรวจจับหมวกนิรภัย

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตรวจจับหมวกนิรภัย

Wang, Z et al. (2021) [5] ศึกษาเปรียบเทียบการใช้โมเดล YOLOv3 YOLOv4 และ YOLOv5 ในการตรวจจับวัตถุ โดยใช้ภาพถ่ายจากสถานที่ก่อสร้างเพื่อตรวจจับหมวกนิรภัย 4 สี ได้แก่ สีขาว สีเหลือง สีแดง สีน้ำเงิน

คนงานก่อสร้างและเสื้อสะท้อนแสง ซึ่งผลจากการประเมินโมเดล YOLOv5 มีค่า mAP เท่ากับ 86.55% ซึ่งเป็นค่าที่ดีที่สุด

Anushkannan, N. et al. (2022) [6] ศึกษาเปรียบเทียบการใช้โมเดล YOLOv3 กับ R-CNN โดยใช้การรวบรวมภาพถ่ายจากเว็บไซต์ เป็นภาพการสวมหมวกนิรภัยของคนงานจากอุตสาหกรรมต่าง ๆ เพื่อใช้ในการตรวจจับหมวกนิรภัยและใช้ค่าชี้วัด ความแม่นยำ (Precision) ความครอบคลุม (Recall) และค่าเฉลี่ยของ AP (Mean Average Precision : mAP) ในการประเมิน ผลจากการประเมินโมเดล YOLOv3 มีผลการประเมินดีกว่าโมเดล R-CNN ทุกค่าชี้วัด จากกรณีที่ใช้งานในลักษณะทันทีทันใด

Nguyen, N. et al. (2024) [7] ได้พัฒนาโมเดล SHO-YOLOv5 (Seahorse Optimization : SHO) สำหรับตรวจจับ PPE ได้แก่ หมวกนิรภัย เสื้อสะท้อนแสง รองเท้า และถุงมือ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลจากการพิจารณาค่าตัวชี้วัด (ความแม่นยำ : ความครอบคลุม) โมเดลที่พัฒนาผลการประเมินดีกว่า 2 โมเดล นั่นก็คือ YOLOv5 (70% : 59%) , YOLOv8 (72% : 63%) และ SHO-YOLOv5 (73.6% : 64.7%) ทั้งนี้จากการวิเคราะห์เชิงลึกของผลการศึกษา ค่าตัวชี้วัดทุกค่าของการตรวจจับถุงมือและรองเท้านิรภัยอยู่ในเกณฑ์ที่ดี ทำให้ค่าเฉลี่ยของตัวชี้วัดของการศึกษานี้ต่ำ ลงไปด้วย

อย่างไรก็ตาม งานวิจัยด้านการตรวจจับหมวกนิรภัยที่ผ่านมาส่วนใหญ่ยังไม่ครอบคลุมกรณีที่มีการสวมหมวกกันแดด ภายใต้หมวกนิรภัยและการจำแนกสีหมวกนิรภัยเพื่อใช้จำแนกหน้าที่ของผู้ใช้งาน ซึ่งเป็นโจทย์ที่ท้าทายและมีความสำคัญในเชิงปฏิบัติ โดยเฉพาะในบริบทของสถานที่ก่อสร้างในประเทศไทย

2.3 ค่าชี้วัดที่ใช้ในการประเมินผลโมเดล (Evaluation Metrics)

Yang, G. et al. (2024) [8] ความแม่นยำ (Precision) คือ อัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่โมเดลตรวจจับถูกต้อง (True Positives: TP) ต่อจำนวนวัตถุที่โมเดลตรวจจับได้ทั้งหมด นั่นคือ [(True Positives :TP) + (False Positives: FP)] ดังสมการที่ 1

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

ความครอบคลุม (Recall) คือ อัตราส่วนของจำนวนวัตถุที่โมเดลตรวจจับถูกต้อง (True Positives : TP) ต่อจำนวนวัตถุทั้งหมดที่ควรตรวจจับได้ นั่นคือ [(True Positives : TP) + (False Negatives : FN)] ดังสมการที่ 2

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

ค่าเฉลี่ยของ AP (Mean Average Precision : mAP) คือ ค่าเฉลี่ยของ AP (ความแม่นยำเฉลี่ย : Average Precision) สำหรับทุกคลาสของวัตถุในชุดข้อมูล เปรียบเสมือนการรวมเอาผลการตรวจจับวัตถุของแต่ละคลาสเข้ามาคิดเป็นค่าเดียว ดังสมการที่ 3 โดยที่ i หมายถึง ความแม่นยำเฉลี่ยสำหรับคลาส i และ N หมายถึง จำนวนคลาสทั้งหมด

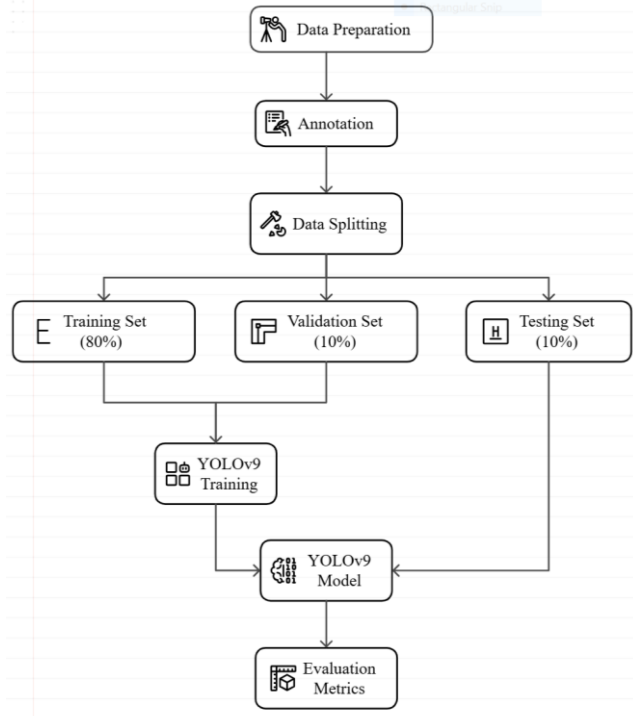
$$\text{mAP} = \frac{\sum_{i=1}^N \text{Ap}_i}{N} \quad (3)$$

3. ระเบียบวิธีวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนาโมเดลสำหรับการตรวจจับหมวกนิรภัยของ
คนงานก่อสร้าง โดยสรุปขอบเขตความสามารถของโมเดลออกเป็น 2 ส่วน
ได้แก่

1. ตรวจจับการสวมหมวกนิรภัยหรือไม่
2. จำแนกสีของหมวกนิรภัยเพื่อใช้จำแนกบทบาทหน้าที่

ซึ่งมีขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยแสดงดังรูปที่ 1 โดยมีรายละเอียดของแต่ละ
ขั้นตอน ดังนี้



รูปที่ 1 ขั้นตอนการพัฒนาโมเดลสำหรับการตรวจจับหมวกนิรภัย

3.1 การรวบรวมและเตรียมชุดข้อมูล (Data Preparation)

ภาพถ่ายจากสถานที่ก่อสร้างจริง

งานวิจัยนี้ใช้ภาพถ่ายจากสถานที่ก่อสร้างจริงเป็นชุดข้อมูลพื้นฐาน โดย
มีลักษณะของข้อมูล ดังนี้

1. การถ่ายภาพกล้องถ่ายภาพ เลือกรับที่ภาพจากหลายมุมมองเพื่อ
เพิ่มความสามารถของแบบโมเดลในการรับมือกับมุมมองที่ต่างกัน
2. การเก็บภาพถ่ายภายใต้สภาพแวดล้อมที่หลากหลาย เช่น พื้นที่
กลางแจ้งที่มีแสงแดดจ้า พื้นที่ในร่มที่มีแสงน้อย และพื้นที่ที่มีสิ่งบดบัง
บางส่วน ซึ่งได้จากสถานที่ก่อสร้างจริง 3 แห่ง ได้แก่

- 1) โครงการอาคารราชการแห่งหนึ่ง แบ่งเป็น สำนักงาน 9 ชั้น และ
อาคารจอดรถ 8 ชั้น เพื่อใช้เป็นข้อมูลต้นแบบในการทำโมเดล
 - 2) โครงการก่อสร้างฝายกั้นน้ำชลประทานแห่งหนึ่ง เพื่อใช้เป็นข้อมูล
ต้นแบบในการทดสอบ
 - 3) โครงการบ้านเดี่ยว 2 ชั้น แห่งหนึ่งเพื่อใช้เป็นข้อมูลต้นแบบในการ
ทดสอบ ตัวอย่างภาพถ่ายแสดงดังรูปที่ 2 และ 3
- หลังจากได้ภาพถ่ายแล้ว มีการปรับขนาดภาพให้เป็นขนาดพื้นฐาน กว้าง
640 พิกเซล สูง 640 พิกเซล



รูปที่ 2 ตัวอย่างภาพถ่ายการสวมหมวกนิรภัยที่ใช้ในการสร้างโมเดล

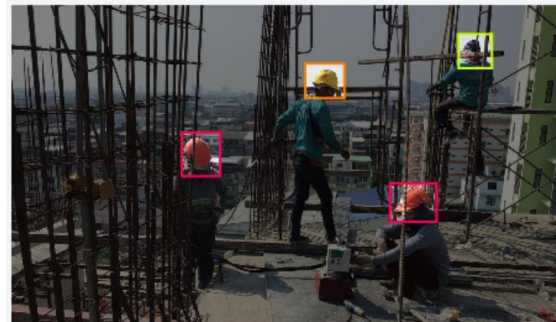


รูปที่ 3 ตัวอย่างภาพถ่ายการไม่สวมหมวกนิรภัยที่ใช้ในการสร้างโมเดล

3.2 การติดป้ายกำกับ (Annotation)

การสร้างกรอบขอบเขต (Bounding Box) คือ การระบุพิกัดของ
วัตถุที่ต้องการตรวจจับในภาพ เช่น หมวกนิรภัยในแต่ละประเภท โดยการ
สร้างกรอบขอบเขตจะทำให้ระบบสามารถรู้จักตำแหน่งของหมวกนิรภัย ใน
ภาพได้อย่างชัดเจน ขอบเขตของแต่ละวัตถุจะต้องถูกระบุอย่างแม่นยำ
เพื่อให้โมเดลสามารถเรียนรู้ได้ถูกต้อง การสร้างกรอบขอบเขต สามารถทำ
ได้โดยการใช้เครื่องมือ [9] Roboflow ซึ่งเครื่องมือรองรับการจัดประเภท
(Classification) ของวัตถุในภาพในรูปแบบออนไลน์ที่มีฟังก์ชันการสร้าง
กรอบขอบเขตที่สามารถทำได้ทั้งการใช้การลากเมาส์สามารถใช้การอัป
โหลดภาพหลาย ๆ ภาพพร้อมคำอธิบายประเภทของหมวกนิรภัย และช่วย
ในการจัดการข้อมูลที่ได้ให้เป็นระเบียบ เช่น การติดป้ายกำกับ
(Annotations) อัตโนมัติหรือการแก้ไขข้อมูลที่มีปัญหา แสดงดังรูปที่ 4 โดย
ทำการจำแนกประเภทของกรอบขอบเขต ออกเป็น 5 ประเภท ได้แก่

- 1) Yellow-Helmet (หมวกนิรภัยสีเหลือง)
- 2) No-Helmet (ไม่มีหมวกนิรภัย)
- 3) Orange-Helmet (หมวกนิรภัยสีส้ม)
- 4) White-Helmet (หมวกนิรภัยสีขาว)
- 5) Blue-Helmet (หมวกนิรภัยสีน้ำเงิน)



รูปที่ 4 ตัวอย่างภาพถ่ายหลังจากทำการสร้างกรอบขอบเขต

3.3 การแยกชุดข้อมูลภาพ (Data Splitting)

ข้อมูลภาพที่ใช้ในการทำชุดข้อมูล (Dataset) ทั้งหมด 362 รูป จำแนกเป็น 904 Annotate จากสถานที่ก่อสร้าง 3 แห่ง โดยมีลักษณะการปฏิบัติงานของคนงานทั้งในและนอกสิ่งปลูกสร้าง [10] การแบ่งชุดข้อมูลมีความสำคัญกับผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่พัฒนา

งานวิจัยนี้อ้างอิงสัดส่วนจากการศึกษาของ [11] ซึ่งแบ่งเป็นภาพฝึกสอน 80% (Train) ตรวจสอบ 10% (Validation) และทดสอบ 10% (Test) รวมถึงใช้ค่า batch size ที่ 32 และ ค่า epoch ที่ 211 โดยสรุปรายละเอียดข้อมูลและการแบ่งชุดข้อมูล ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 รายละเอียดข้อมูลและการแบ่งชุดข้อมูล

หมวดหมู่	จำนวนทั้งหมด	ฝึกสอน	ตรวจสอบ	ทดสอบ
Yellow-Helmet	431	285	100	46
No-Helmet	295	199	66	30
Orange-Helmet	86	57	20	9
White-Helmet	62	38	12	12
Blue-Helmet	30	24	6	0

3.4 โมเดลที่พัฒนา (YOLOv9 Model)

การพัฒนาโมเดลสำหรับตรวจจับหมวกนิรภัยเลือกใช้ YOLOv9 ซึ่งมีประสิทธิภาพสูง โดยมีความแม่นยำและความครอบคลุมสูง สกัคคุณลักษณะเสริมหลายระดับ เหมาะกับงานตรวจจับแบบทันทีทันใด และรองรับการทำงานร่วมกับ Roboflow [12-13] โดยมีองค์ประกอบหลัก 3 ส่วน ได้แก่

1. แบ็กโบน (Backbone)

เป็นส่วนที่ทำหน้าที่ สกัคคุณลักษณะ (Feature Extraction) จากภาพโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks : CNN) ใน YOLOv9 มีการปรับปรุงสถาปัตยกรรมให้สามารถสกัคคุณลักษณะที่สำคัญได้อย่างแม่นยำมากขึ้น

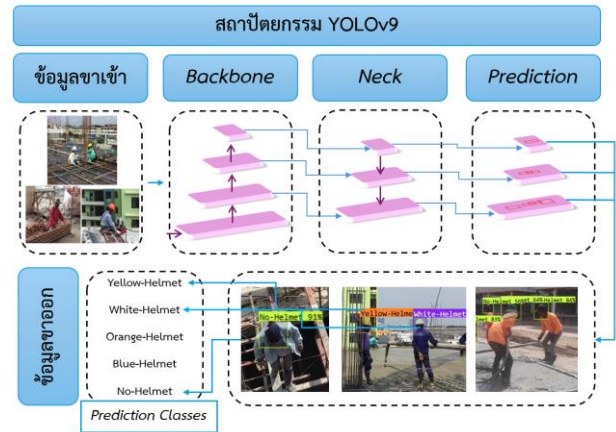
2. เนค (Neck)

เป็นส่วนที่นำคุณลักษณะที่สกัคมาไป ปรับปรุงและจัดการ เพื่อให้โมเดลสามารถทำนายขอบเขตและประเภทของวัตถุได้อย่างมีประสิทธิภาพซึ่งใน YOLOv9 ใช้ โครงข่ายพีระมิดคุณลักษณะ (Feature Pyramid Network : FPN) และ เครือข่ายรวมเส้นทาง (Path Aggregation Network : PAN) เพื่อรวมข้อมูลจากหลายระดับของคุณลักษณะและเพิ่มความแม่นยำของการตรวจจับ

3. ทำนาย (Prediction)

เป็นส่วนที่ทำหน้าที่ ทำนายขอบเขต (Bounding Box Prediction) และ จำแนกประเภทของวัตถุ (Object Classification) ซึ่งใน YOLOv9 ได้รับการปรับปรุงให้สามารถทำนายผลลัพธ์ได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำมากขึ้นแสดงดังรูปที่ 5 โดยงานวิจัยนี้ใช้คอมพิวเตอร์ที่มีหน่วยประมวลผลกราฟิก

(Graphics Processing Unit : GPU) 1070 ti ในการดำเนินงานวิจัย



รูปที่ 5 สถาปัตยกรรมของโมเดลที่พัฒนา

3.5 การประเมินผลโมเดล (Evaluation Metrics)

การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่พัฒนาใช้ตัวชี้วัดมาตรฐาน ได้แก่ Precision Recall และ mAP ดังสรุปในตารางที่ 3 โดยการประเมินผลแยกตามคลาส เพื่อวิเคราะห์ว่าโมเดลสามารถแยก No-Helmet ออกจาก Yellow-Helmet ได้ชัดเจนหรือไม่ รวมถึงการจำแนกหมวกสีต่าง ๆ ที่ใช้ใน งานก่อสร้าง

ตารางที่ 3 ความสัมพันธ์ของค่าชี้วัดที่ใช้ในการประเมินผลโมเดล

ค่าชี้วัด	ความหมาย	ความสัมพันธ์	ช่วงการประเมิน
Precision (ความแม่นยำ)	โมเดลทำนายถูกที่เปอร์เซ็นต์ จากที่โมเดลทำนายมา	ถ้า Precision สูง แปลว่าโมเดลไม่ทำนายเกินจริง	≥ 85% ดี ≥ 90% เยี่ยม
Recall (ความครอบคลุม)	โมเดลตรวจเจอวัตถุครบหรือไม่ จากทั้งหมดที่ควรเจอ	ถ้า Recall สูง แปลว่าโมเดลไม่พลาดวัตถุ	≥ 70% ดี ≥ 80% เยี่ยม
mAP (ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ)	ค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการตรวจจับของทุกคลาส	สรุปผลจาก Precision-Recall Curve โดยรวม	≥ 80% ดี ≥ 90% ยอดเยี่ยม

4. ผลการทดลอง

4.1 ประสิทธิภาพโดยรวมของโมเดล

จากการฝึกสอนด้วย YOLOv9 โมเดลสามารถตรวจจับวัตถุได้อย่างแม่นยำ โดยมีค่า Precision เฉลี่ย 90.5% Recall เฉลี่ย 70.5% และ mAP@50 เฉลี่ยเท่ากับ 84.8%

ผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลแสดงให้เห็นว่าโมเดลมีความสามารถสูงในการทำนายตำแหน่งของวัตถุที่เกี่ยวข้องกับ PPE ได้อย่างถูกต้อง และมีแนวโน้มการพลาด (False Negative) ที่ต่ำ ในกรณีของหมวกที่สวมถูกต้องชัดเจนทั้งนี้ใช้การระบุค่า Threshold ที่ 50% ตัวอย่างการตรวจจับหมวกนิรภัยแสดงดังรูปที่ 6 และ 7 แสดงให้เห็นว่าโมเดลไม่สามารถตรวจจับวัตถุได้เต็มประสิทธิภาพ ในกรณีที่วัตถุถูกบดบังบางส่วนหรือมีลักษณะที่ไม่สามารถมองเห็นได้อย่างชัดเจน นอกจากนี้ วัตถุที่มีขนาดเล็กมากในภาพยังส่งผลกระทบต่อความสามารถในการตรวจจับของโมเดล ทำให้เกิดข้อจำกัดในการระบุวัตถุในสถานการณ์ที่มีความซับซ้อนสูง



รูปที่ 6 ตัวอย่างการตรวจจับ ในกรณีไม่สวมหมวกนิรภัย

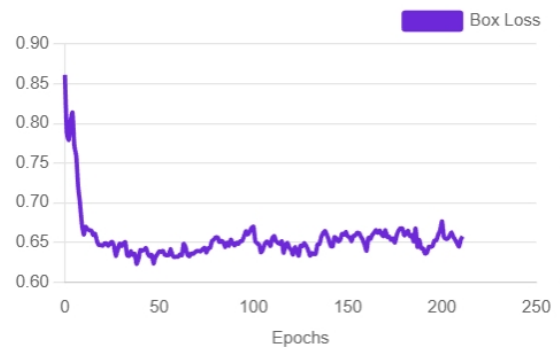


รูปที่ 7 ตัวอย่างการตรวจจับ ในกรณีสวมหมวกนิรภัย

แม้จำนวนตัวอย่างของหมวกบางประเภท เช่น หมวกสีน้ำเงินหรือส้ม จะมีน้อยกว่า แต่โมเดลยังคงสามารถเรียนรู้ลักษณะเฉพาะและตรวจจับได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยไม่ส่งผลต่อค่าเฉลี่ยโดยรวมที่ยังคงอยู่ในระดับสูง

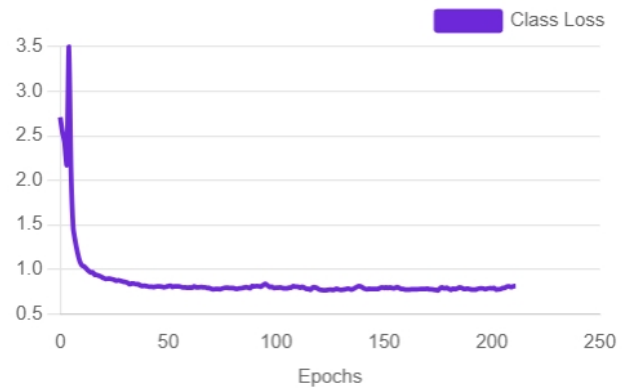
จากการวิเคราะห์กราฟ Loss ทั้ง 3 ประเภท ดังแสดงในรูปที่ 8, 9 และ 10 พบว่าโมเดลมีพัฒนาการที่ดี Box Loss ลดลงช้าแต่ต่อเนื่องมีการแกว่งบ้างเล็กน้อย สอดคล้องกับความยากในการวาดกรอบวัตถุที่แม่นยำ Class Loss ลดลงอย่างรวดเร็วและเสถียร สะท้อนความสามารถในการจำแนกประเภทวัตถุได้ดี และ Object Loss ลดลงอย่างรวดเร็วและคงที่ แสดงว่าโมเดลสามารถระบุจุดที่มีวัตถุได้อย่างแม่นยำโดยสรุป โมเดลมีประสิทธิภาพดีมากในด้านความแม่นยำแต่ยังมีโอกาสพัฒนาในเรื่องการจับวัตถุให้ครอบคลุมยิ่งขึ้น

Box Loss



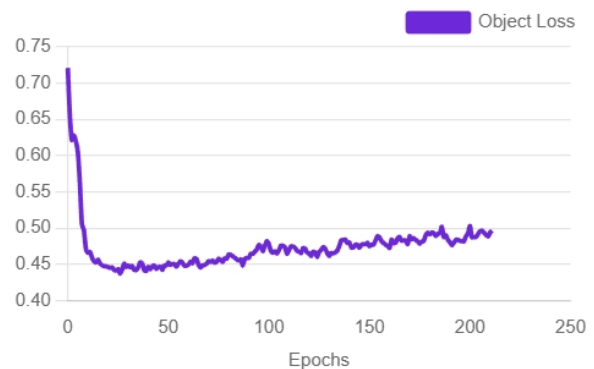
รูปที่ 8 กราฟ Box Loss ของการฝึกฝนข้อมูล

Class Loss



รูปที่ 9 กราฟ Class loss ของการฝึกฝนข้อมูล

Object Loss



รูปที่ 10 กราฟ Object loss ของการฝึกฝนข้อมูล

4.2 การจำแนกสีหมวกนิรภัย

โมเดลสามารถตรวจจับหมวกนิรภัยของคนงานได้อย่างแม่นยำ รวมถึงในกรณีที่มีการสวมหมวกกันแดดไว้ภายในหรือไม่สวมหมวกเลยก็สามารถตรวจจับได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ โดยเฉพาะหมวกนิรภัยสีเหลืองซึ่งเป็นหมวกที่ใช้กันมากในสถานที่ก่อสร้าง และหมวกไม่มีหมวกที่โมเดลสามารถจำแนกได้ดีมาก

สำหรับหมวกนิรภัยสีขาวและสีส้ม โมเดลสามารถตรวจจับและจำแนกได้ในระดับที่น่าพึงพอใจ แม้จะมีข้อมูลในการฝึกสอนน้อยกว่าเมื่อเทียบกับหมวกสีเหลือง แต่ยังสามารถระบุได้อย่างมีนัยสำคัญ อย่างไรก็ตาม สำหรับหมวกสีน้ำเงิน ซึ่งมีจำนวนตัวอย่างในการฝึกสอนน้อยที่สุด โมเดลยังมีความไม่แม่นยำบ้างในบางกรณี เช่น ภาพย้อนแสงหรือสีใกล้เคียงกับพื้นหลัง ซึ่งเป็นข้อจำกัดที่สามารถแก้ไขได้ด้วยการเพิ่มข้อมูลฝึกสอนในอนาคต

4.3 วิเคราะห์ข้อจำกัดและแนวทางปรับปรุง

แม้โมเดลที่พัฒนาจะมีผลลัพธ์โดยรวมที่ดี แต่พบว่าค่า Recall ยังมีปัญหาที่ให้อำนาจปรับปรุง โดยเฉพาะในกรณีที่คนงานหันหลังให้กล้อง หรือมีวัตถุบังหมวกบางส่วน นอกจากนี้ ข้อมูลภาพถ่ายบางกรณีที่มีหมวกสีซีดจางหรือมีการสะท้อนแสง ทำให้โมเดลสับสนระหว่างคลาส เช่น หมวกขาวกับไม่มีหมวก อย่างไรก็ตาม ข้อผิดพลาดนี้สามารถลดลงได้โดยการเพิ่มจำนวนข้อมูลในกรณีเหล่านี้ และ [14-15] ใช้สามารถเทคนิคการปรับสมดุลข้อมูล (Data Augmentation) เช่น การหมุน และปรับแสง เป็นต้น

4.4 ความเหมาะสมต่อการประยุกต์ใช้งานจริง

โมเดลที่พัฒนาสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในระบบตรวจสอบความปลอดภัยแบบทันทีทันใดผ่านกล้องวงจรปิดหรือโดรนได้อย่างมีประสิทธิภาพด้วยความเร็วในการประมวลผลของ YOLOv9 และความแม่นยำของระบบจึงสามารถเป็นเครื่องมือเสริมสำคัญของฝ่ายที่รับผิดชอบเรื่องความปลอดภัยในสถานที่ก่อสร้างเพื่อช่วยตรวจสอบและแจ้งเตือนเมื่อมีการละเลยการสวมใส่ PPE ได้โดยอัตโนมัติ

5. สรุปผลและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของโมเดลตรวจจับวัตถุ (Object Detection) สำหรับการตรวจสอบการสวมใส่หมวกและจำแนกสีนิรภัยในพื้นที่ก่อสร้าง โดยใช้โมเดล YOLOv9 ซึ่งผ่านการฝึกสอนด้วยข้อมูลภาพที่หลากหลาย โดยพิจารณาเรื่องสี ลักษณะของหมวก และสถานการณ์ในสถานที่ก่อสร้างที่ปฏิบัติงานจริง

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า โมเดลสามารถตรวจจับและจำแนกหมวกนิรภัยสีต่าง ๆ ได้อย่างแม่นยำ โดยเฉพาะหมวกนิรภัยสีเหลืองและกรณีที่ไม่สวมหมวก ซึ่งเป็นกลุ่มข้อมูลที่มีจำนวนมากที่สุด นอกจากนี้โมเดลยังสามารถตรวจจับกรณีของคนงานสวมหมวกกันแดดไว้ภายในหรือไม่มีหมวกนิรภัย ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ส่วนหมวกสีขาวและสีส้มอยู่ในระดับที่สามารถนำไปใช้งานจริงได้ ส่วนหมวกสีน้ำเงินยังมีความแม่นยำน้อยกว่าเนื่องจากมีข้อมูลภาพมีจำนวนจำกัด

ค่าชี้วัดที่ได้ ได้แก่ Precision เฉลี่ย 90.5%, Recall 70.5% และ mAP@50 เฉลี่ย 84.8% ซึ่งถือว่าอยู่ในระดับดี และสามารถรองรับการประยุกต์ใช้ในระบบตรวจสอบความปลอดภัยภาคสนามได้จริง โดยเฉพาะสำหรับงานก่อสร้างที่ต้องการความรวดเร็วในการตรวจจับการไม่ปฏิบัติตามกฎระเบียบเกี่ยวกับ PPE

5.2 ข้อจำกัดที่อาจส่งผลต่อการใช้งานจริง

1. สภาพแสงในสถานที่ทำงานมีผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพของโมเดลในการตรวจจับวัตถุ โดยเฉพาะในกรณีที่แสงมีการเปลี่ยนแปลง เช่น สภาพแสงที่ต่ำหรือการสะท้อนแสงจากพื้นผิวอื่น ๆ ซึ่งอาจทำให้โมเดลไม่สามารถระบุและตรวจจับวัตถุได้อย่างถูกต้อง การตรวจจับในสภาพแสงที่ไม่เสถียรอาจทำให้โมเดลตรวจจับได้ผิดพลาดหรือสูญเสียการตรวจจับวัตถุบางชนิด

2. สภาพอากาศ เช่น การมีกลุ่มฝุ่นละอองหรือหมอก สามารถลดคุณภาพของภาพที่ได้จากกล้อง ซึ่งส่งผลให้ระบบตรวจจับวัตถุมีความแม่นยำลดลง การมองเห็นที่ไม่ชัดเจนอาจทำให้โมเดลไม่สามารถระบุหรือจำแนกวัตถุได้อย่างถูกต้องตามที่คาดหวัง

3. การตรวจจับและจำแนกผู้สวมใส่เสื้อผ้าไนโทนสีร้อน เช่น สีแดงหรือสีส้ม อาจมีอัตราการสะท้อนแสงที่ทำให้โมเดลตรวจจับผิดพลาด และไม่สามารถแยกแยะระหว่างผู้ถูกตรวจจับและพื้นหลังได้อย่างถูกต้อง

5.3 ข้อเสนอแนะเพื่อการพัฒนาในอนาคต

1. การเพิ่มข้อมูลสำหรับหมวกนิรภัยบางสีที่มีจำนวนน้อย เช่น หมวกสีน้ำเงิน เพื่อให้โมเดลสามารถเรียนรู้และตรวจจับได้อย่างแม่นยำมากยิ่งขึ้น

2. ขยายคลาสวัตถุเพิ่มเติมในอนาคต เช่น เสื้อสะท้อนแสง รองเท้านิรภัย หน้ากากนิรภัย แวนตา ถุงมือ หรืออุปกรณ์อื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องกับความปลอดภัยในสถานที่ก่อสร้าง เพื่อรองรับการตรวจสอบ PPE แบบครบวงจร

3. การใช้เทคนิค Data Augmentation เพิ่มเติม เช่น การปรับแสง สี และมุมมองของภาพ เพื่อเพิ่มความหลากหลายของชุดข้อมูล โดยเฉพาะในกรณีที่แสงย้อนหรือพื้นหลังซับซ้อน

4. การพัฒนาและประยุกต์ใช้ร่วมกับระบบกล้องวงจรปิด (CCTV) แบบทันทีทันใด เพื่อให้สามารถตรวจสอบความปลอดภัยในพื้นที่ก่อสร้างได้ทันที พร้อมระบบแจ้งเตือนอัตโนมัติ รวมทั้งพัฒนาระบบให้มีแผงควบคุมสำหรับผู้ควบคุม และตารางสรุปข้อมูลการสวมหมวกและไม่สวมหมวกนิรภัย

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณสถานที่ก่อสร้างทั้ง 3 แห่ง ที่เอื้อเฟื้อพื้นที่ในการเก็บข้อมูลภาพถ่าย มาใช้สำหรับเป็นข้อมูลในงานวิจัยนี้

เอกสารอ้างอิง

- [1] กฎกระทรวง กำหนดมาตรฐานในการบริหาร จัดการ และดำเนินการด้านปลอดภัย อาชีวอนามัย และสภาพแวดล้อมในการทำงานเกี่ยวกับงานก่อสร้าง พ.ศ. 2564. (2564, 2 มีนาคม). ราชกิจจานุเบกษา. เล่ม 138 ตอนที่ 15 ก หน้า 36 – 50.
- [2] Malhotra, P., & Garg, E. (2020). Object detection techniques: A comparison. *7th International Conference on Smart Structures and Systems (ICSSS)* Chennai, India. 23-24 July 2020, pp. 1-4. doi: 10.1109/ICSSS49621.2020.9202254
- [3] Aboiyomi, D. D., & Daniel, C. (2023). A comparative analysis of modern object detection algorithms: YOLO vs. SSD vs. Faster R-CNN. *Information Technology Engineering Journals*, 8(2), pp.96-106. <https://doi.org/10.24235/itej.v8i2.123>
- [4] Islam, S. U., Ferraioli, G., Pascasio, V., Vitale, S., & Amin, M. (2024). Performance analysis of YOLOv3, YOLOv4 and MobileNet SSD for real-time object detection. *The Sciencetech*, 5(2), pp. 37-49.
- [5] Wang, Z., Wu, Y., Yang, L., Thirunavukarasu, A., Evison, C., & Zhao, Y. (2021). Fast personal protective equipment detection for real construction sites using deep learning approaches. *Sensors*, 21(10), 3478. <https://doi.org/10.3390/s21103478>

- [6] Anushkannan, N. K., Kumbhar, V. R., Maddila, S. K., Kolli, C. S., Vidhya, B., & Vidhya, R. G. (2022). YOLO algorithm for helmet detection in industries for safety purpose. *3rd International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC)*. Trichy, India, 20-22 October 2022. pp. 225-230. doi: 10.1109/ICOSEC54921.2022.9952154
- [7] Nguyen, N. T., Tran, Q., Dao, C. H., Nguyen, D. A., & Tran, D. H. (2024). Automatic detection of personal protective equipment in construction sites using metaheuristic optimized YOLOv5. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 49(10), pp.13519-13537.
<https://doi.org/10.1007/s13369-023-08700-0>
- [8] Yang, G., Hong, X., Sheng, Y., & Sun, L. (2024). YOLO-Helmet: A novel algorithm for detecting dense small safety helmets in construction scenes. *IEEE Access*. 12, pp.107170-107180.
doi: 10.1109/ACCESS.2024.3435700
- [9] Pokuciński, S., & Mrozek, D. (2023). YOLO-based object detection in panoramic images of smart buildings. *10th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*. Thessaloniki, Greece. 9-12 October 2023. pp. 1-9.
doi: 10.1109/DSAA60987.2023.10302568
- [10] Birba, D. E. (2020). *A Comparative study of data splitting algorithms for machine learning model selection*. Dissertation. Retrieved from <https://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:kth:diva-287194>
- [11] Barlybayev, A. et al. (2024). Personal protective equipment detection using YOLOv8 architecture on object detection benchmark datasets: a comparative study', *Cogent Engineering*, 11(1). 2333209
doi: 10.1080/23311916.2024.2333209.
- [12] Yaseen, M., (2024). What is YOLOv9: An in-depth exploration of the internal features of the next-generation object detector. arXiv preprint arXiv:2409.07813. Available at: <https://arxiv.org/abs/2409.07813> [Accessed 3 Feb. 2025].
- [13] Ali, M. L., & Zhang, Z. (2024). The YOLO framework: A comprehensive review of evolution, applications, and benchmarks in object detection. *Computers*, 13(12), 336.
<https://doi.org/10.3390/computers13120336>
- [14] Wang, J., & Perez, L. (2017). The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning. *Convolutional Neural Networks Vis. Recognit*, 11(2017), pp.1-8.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1712.04621>
- [15] Lin, B. (2024). YOLOv8n-ASF-DH: An Enhanced Safety Helmet Detection Method. *IEEE Access*.12, pp.126313-126328.
doi: 10.1109/ACCESS.2024.343545