



การเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อตรวจจับการสวมใส่หมวกกันน็อก ของผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์ด้วยเทคนิคการเพิ่มข้อมูล

Increasing Efficiency in Detection of Helmet with Data Augmentation

บุญญากร ทองมนต์วิทย์¹, จิรายุส ดีผาด¹ และ เกียรติศักดิ์ เตมียี่^{1*}

Boonyakon Tongmonwit¹, Chirayut Deepard¹, and Kreangsak Tamee^{1*}

¹ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร พิษณุโลก 65000

¹Department of Computer Science and Information Technology, Faculty of Science, Naresuan University,
Phitsanulok, 65000, Thailand

*Corresponding Author, E-mail: kreangsakt@nu.ac.th

Received: 7 November 2021 | Revised: 25 February 2022 | Accepted: 25 July 2022

บทคัดย่อ

การสูญเสียที่เกิดจากผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์ที่ไม่สวมหมวกกันน็อกถือว่าเป็นปัญหาที่สำคัญ เพื่อลดการสูญเสียและลดโอกาสที่จะได้รับการบาดเจ็บที่บริเวณศีรษะได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้นผู้ขับขี่จึงต้องสวมหมวกกันน็อก และในปัจจุบันได้มีการพัฒนาระบบตรวจจับผู้ไม่สวมใส่หมวกกันน็อกด้วยการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ในการทำการตรวจจับวัตถุแต่อย่างไรก็ตามประสิทธิภาพที่ได้ขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน ซึ่งในงานวิจัยนี้มีข้อจำกัดในการเก็บข้อมูลจึงทำให้มีข้อมูลในการฝึกสอนค่อนข้างน้อยดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงทำการเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนด้วยวิธีการเพิ่มข้อมูล (Data augmentation) ด้วยวิธีการ cutmix โดยหลังจากการเพิ่มข้อมูลการฝึกสอนส่งผลให้ประสิทธิภาพของระบบตรวจจับผู้ไม่สวมใส่หมวกกันน็อกด้วยการเรียนรู้เชิงลึก ที่อยู่ในช่วง 90-95% เพิ่มขึ้นเป็น 99.3%

ABSTRACT

Accidents caused by the motorcycle rider do not wear helmets are an important problem. of course, it's not just fatalities that helmets help to prevent. A helmet could help the motorcycle rider to avoid serious injuries. Therefore, the motorcycle rider should wear helmets. At present, A system to detect people not wearing helmets using Deep Learning is already have, which an effective system have to a lot of data. This research has data limitations, so there's not enough data for training. For this reason, The Data Augmentation is used to increase the amount of data. It can be concluded that use of Data Augmentation resulted in increased efficiency from 90-95% to 99.3%.

คำสำคัญ: การเรียนรู้เชิงลึก เทคนิคการเพิ่มข้อมูล cutmix การตรวจจับวัตถุ

Keywords: Deep learning, Data augmentation, Cutmix, Objectdetectio

บทนำ

อุบัติเหตุจากรถทางบกเป็นปัญหาที่สำคัญอย่างยิ่งในเขตชุมชนเมืองที่มีการจราจรคับคั่งซึ่งเป็นสาเหตุสำคัญที่ก่อให้เกิดการบาดเจ็บและการสูญเสียทั้งชีวิตและทรัพย์สิน โดยจากสรุปรายงานการวิเคราะห์ข้อมูลสถิติการเกิดอุบัติเหตุจากรถทางบกปี 2562 (กลุ่มสถิติการขนส่งกองแผนงานกรมการขนส่งทางบก, 2562) แสดงให้เห็นว่าอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นบ่อยที่สุดเป็นอุบัติเหตุที่เกิดจากการใช้รถจักรยานยนต์คิดเป็น 25.75% ของอุบัติเหตุการจราจรทั้งหมด ทำให้เกิดการบาดเจ็บและเสียชีวิตที่พบได้บ่อยในผู้ใช้รถใช้ถนนซึ่งสมควรที่จะต้องดำเนินการป้องกันและแก้ไข ปัญหา วิธีการหนึ่งที่สามารถป้องกันและช่วยลดอัตราการบาดเจ็บและเสียชีวิตของผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์ได้คือ การสวมหมวกกันน็อกในขณะขับขี่หรือโดยสารรถจักรยานยนต์ ดังนั้นจึงมีความสำคัญเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องทำให้ผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์ตระหนักถึงความสำคัญและไม่ละเลยต่อการสวมหมวกกันน็อกขณะขับขี่รถจักรยานยนต์

โดยจากงานวิจัยของ Zhao et al. (2019) ได้แสดงให้เห็นว่าในปัจจุบันนี้มีการนำเทคนิคของการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) มาใช้ในการตรวจจับวัตถุอย่างมีประสิทธิภาพ จึงทำให้ผู้วิจัยเกิดแนวคิดที่จะนำการตรวจจับวัตถุโดยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกมาพัฒนาโมเดลตรวจจับวัตถุที่เป็นหมวกกันน็อก เพื่อให้ผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์นั้นตระหนักถึงความสำคัญของการสวมใส่หมวกกันน็อก ซึ่งจากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องพบว่าในปัจจุบันได้มีการตรวจจับวัตถุด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกโดยการนำโมเดล YOLO ซึ่งเป็นโมเดลที่สามารถตรวจจับวัตถุได้หลากหลายประเภทหรือสามารถฝึกสอนตัวโมเดลให้ตรวจจับวัตถุที่ต้องการได้เช่น รถยนต์ หมวกกันน็อก รถจักรยานยนต์ เป็นต้น โดยในงานวิจัยของ Doan and Truong (2020) ได้ทำการฝึกสอนโมเดล YOLOV4 ให้ตรวจจับวัตถุที่เป็นรถยนต์โดยใช้ชุดข้อมูลที่เก็บรวบรวมขึ้นมาเองส่วนหนึ่งและอีกส่วนหนึ่งมาจากชุดข้อมูลของ COCO และในงานวิจัยของยงยุทธ และธนาสัย (2562) ซึ่งเป็นอีกงานวิจัยหนึ่งที่นำ YOLOV4 มาใช้ในการตรวจจับวัตถุ ซึ่งประเภทของวัตถุที่ตรวจจับนั้นคือหมวกนิรภัยและอาวุธปืน เพื่อทำระบบแจ้งเตือน

เหตุการณ์โจรกรรม โดยฝึกสอนโมเดลด้วยชุดข้อมูลจากกล้องวงจรปิดที่รวบรวมขึ้นมา แต่ด้วยข้อมูลที่มีจำนวนน้อยมีการนำเทคนิคการเพิ่มข้อมูล (Data augmentation) มาใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดล ซึ่งจากงานวิจัยข้างต้นทำให้ทางผู้วิจัยได้ทำการทดลองนำโมเดล YOLOV4 มาใช้ในการตรวจจับการสวมใส่หมวกกันน็อกแต่เนื่องจากข้อมูลที่ผู้วิจัยนำมาใช้ในการฝึกสอนเป็นข้อมูลภาพจากกล้องวงจรปิด ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีการเปิดเผยและเข้าถึงได้อย่างจำกัดทำให้ผู้วิจัยมีข้อมูลภาพในการฝึกสอนโมเดลที่มีจำนวนไม่มากพอ ทำให้ประสิทธิภาพของโมเดลนั้นไม่ดีเท่าที่ควร

จากปัญหาข้างต้นซึ่งคือการมีจำนวนข้อมูลในการฝึกสอนที่ไม่มากพอทำให้ผู้วิจัยต้องการที่จะนำเอาเทคนิคการเพิ่มข้อมูล มาใช้ในการเพิ่มจำนวนชุดข้อมูลในการฝึกสอนเพื่อที่จะทำให้โมเดลในการตรวจจับหมวกกันน็อกนั้นมีประสิทธิภาพที่สูงขึ้น และทำการนำโมเดลที่ฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลปกติและโมเดลที่ฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลนั้นมาทำการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพเพื่อที่ทดสอบว่าโมเดลที่การฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลนั้นมีประสิทธิภาพที่สูงกว่าโมเดลที่ฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลปกติจริงหรือไม่

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Convolutional Neural Network เป็นเทคนิคที่รวมการการทำ Convolution กับ Neural Network ReLU และ Pooling ไว้ด้วยกัน โดยให้คอมพิวเตอร์ทำการเรียนรู้รูปแบบของรูปภาพจนได้รูปแบบที่เหมาะสมเพื่อส่งไปให้ Neural Network ทำนายผล ซึ่งขั้นตอนที่ใช้ในการหารูปแบบของภาพนั้นก็คือ การใช้กระบวนการหนึ่งของ Convolution มาช่วยหารูปแบบเรียกว่าการทำ Filter และนอกจากนี้ยังมีส่วนเพิ่มเติมอีกก็คือการทำ ReLU และ Pooling ก่อนส่งไปให้ Neural Network ทำนายผล (Albawi et al., 2017) โดยมีโมเดลหนึ่งที่ถูกสร้างขึ้นโดยใช้ อัลกอริทึม Convolutional Neural Network และมีงานนำมาใช้ในงานวิจัยอย่างแพร่หลายนั้นก็คือโมเดล YOLO หรือ You Only Look Once โดยจุดเด่นของโมเดลนี้คือการทำ Object Detection ที่มีประสิทธิภาพอย่างมากในทั้งด้าน

ความแม่นยำที่สูงกว่าเวอร์ชันก่อนหน้าอย่าง YOLOV3 (Bochkovski, 2020)

จากการค้นคว้างานวิจัยพบว่ามีงานวิจัยที่ได้นำ YOLO มาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยอย่างแพร่หลาย (Doan and Truong, 2020; Li and Wu, 2021; ยงยุทธ และ ธนาสัย, 2562) และหนึ่งในงานวิจัยที่นำ YOLO มาใช้ก็คืองานวิจัยของ Li and Wu (2021) โดยทำการพัฒนาแอปพลิเคชันในการตรวจจับและนับจำนวนคนที่อยู่ในพื้นที่ที่กำหนดไว้ด้วยโมเดล YOLO และ DeepSort เพื่อเป็นการจำกัดจำนวนคนในพื้นที่เนื่องด้วยสถานการณ์การแพร่ระบาดของโรคโควิด-19 และทำการเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพระหว่างโมเดล FasterRCNN SSD YOLOV3 และ YOLOV4 โดย YOLOV4 นั้นมีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดโดยมีค่า mAP ถึง 82% และนอกจากนี้ยังมีงานวิจัยที่นำเอาโมเดลตระกูล YOLO มาใช้ในการตรวจจับภาพวัตถุประเภทยานพาหนะเช่นกัน โดยในงานวิจัยของ Doan and Truong (2020) ได้ทำการนำโมเดล YOLOV4 มาใช้ในกระบวนการตรวจจับรถยนต์ โดยทำการฝึกสอนโมเดลในการตรวจจับด้วยชุดข้อมูลที่เก็บรวบรวมขึ้นมาเองส่วนหนึ่งและอีกส่วนหนึ่งมาจากชุดข้อมูลของ COCO โดยการฝึกสอนโดยแบ่งการฝึกสอนเป็น 3 แบบ โดยทั้ง 3 แบบ เป็นการปรับเปลี่ยนขนาดของภาพที่ใช้ในการฝึกสอนโดยแบ่งเป็นภาพขนาด 416x416 512x512 และ 608x608 และทำการเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพของโมเดลแต่ละตัว โดยภาพขนาด 608x608 นั้นได้ประสิทธิภาพในด้านความแม่นยำที่มากที่สุดจากขนาดของภาพทั้งหมดโดยได้ค่า Average precision ถึง 43.8 แต่ภาพขนาด 416x416 มีความเร็วในการประมวลผลที่มากที่สุดถึง 57 เฟรมต่อวินาที

จากการทดลองและศึกษางานวิจัยทำให้ทราบว่า YOLOV4 นั้นมีประสิทธิภาพในด้านความแม่นยำอยู่ในระดับสูง แต่อย่างไรก็ตามประสิทธิภาพในด้านความแม่นยำของโมเดลนั้นก็ขึ้นอยู่กับจำนวนของชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโมเดล ซึ่งถ้าจำนวนชุดข้อมูลในการฝึกสอนโมเดลนั้นมีจำนวนน้อยจะทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพที่ไม่ดีเท่าที่ควร ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการเพิ่มชุดข้อมูลในการฝึกสอนและหนึ่งวิธีที่นั่นก็คือการเพิ่มข้อมูล โดยเป็นการที่นำข้อมูลรูปภาพที่มีอยู่ มาทำการตัดแปลงแก้ไข เพื่อให้เกิดภาพใหม่ที่

ยังมีความใกล้เคียงกับภาพเดิมอยู่ ซึ่งวิธีการเพิ่มข้อมูลนั้นมียุทธ์ด้วยกันหลายวิธี ได้แก่ ย่อ/ขยาย หมุน ซ้าย/ขวา Flip ซ้าย/ขวา/บน/ล่าง Crop มุม ปรับสีเข้ม/จาง และนอกจากที่กล่าวมายังมีอีกหนึ่งวิธีที่หน้าสนใจนั้นคือการ CutMix ซึ่งเป็นการนำรูปภาพต้นฉบับมาทำการปรับเปลี่ยนบางส่วนของภาพโดยการนำชิ้นส่วนของภาพอื่นมาใส่เพิ่มเติมลงไปในรูปแบบต้นฉบับเพื่อเป็นการเพิ่มข้อมูลในการฝึกสอน โดยในงานวิจัยของ Yun et al. (2019) มีการนำเอา Cutmix มาใช้เพื่อทดสอบเพิ่มประสิทธิภาพให้กับโมเดล ResNet โดยการนำ Cutmix ทำให้ค่าความแม่นยำในการตรวจจับของโมเดลเพิ่มขึ้นจากเดิม 2.28% และปัจจุบันยังมีงานวิจัยที่นำเทคนิคการเพิ่มข้อมูลมาใช้ร่วมกับการทำงานของ YOLOV4 โดยงานวิจัยนั้นคืองานวิจัยของ ยงยุทธและธนาสัย (2562) ได้สร้างระบบการตรวจจับหมวกนิรภัยและการใช้อาวุธปืน เพื่อเตือนให้ผู้ใช้ระบบสามารถตอบสนองต่อเหตุการณ์โจรกรรมได้รวดเร็วมากขึ้น ซึ่งจะช่วยให้ความปลอดภัยในชีวิตและทรัพย์สินของผู้คน โดยใช้เครื่องมือที่เรียกว่า YOLO ในการสร้างโมเดลในการตรวจจับ แต่เนื่องจากข้อมูลกล้องวงจรปิดเป็นข้อมูลที่มีการอนุญาตให้เผยแพร่ได้น้อย ทำให้ข้อมูลไม่เพียงพอที่จะนำไปใช้ฝึกสอนโมเดลจึงใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูล เพื่อเพิ่มจำนวนชุดข้อมูลในการฝึกสอน โดยผลที่ได้คือ ด้านความแม่นยำ ตัวแบบ YOLOV4 มีความแม่นยำที่เพิ่มขึ้นจาก YOLOV3 โดยค่า mAP เพิ่มขึ้น 6.23% และในด้านความเร็ว YOLOV3 มีความเร็วสูงกว่าเล็กน้อยเป็นผลมาจากขนาดของ network YOLOV4 มีขนาดใหญ่กว่า ประมวลผลได้ช้ากว่าโดยเฉลี่ย 7 เฟรมต่อวินาที

จากการศึกษาและค้นคว้างานวิจัยทำให้พบว่าเทคนิคการเพิ่มข้อมูลนั้นสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลในการเรียนรู้เชิงลึกได้ ทำให้ผู้วิจัยมีความสนใจในการนำเทคนิคการเพิ่มข้อมูลมาใช้ในการวิจัยโดยเลือกใช้วิธีการ Cutmix ในการเพิ่มข้อมูล

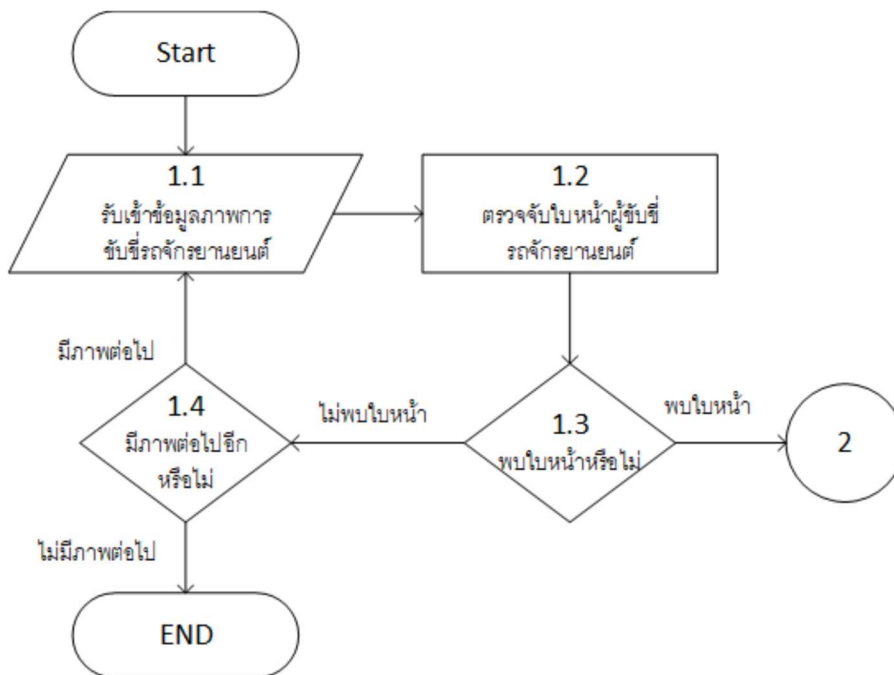
วิธีการดำเนินการวิจัย

กระบวนการทำงานของการเพิ่มข้อมูล

1. การตรวจจับใบหน้า

แสดงขั้นตอนการทำงานดังรูปที่ 1 โดยทำการรับข้อมูลภาพผู้ที่กำลังขับขี่รถจักรยานยนต์จากชุดข้อมูลที่ได้เตรียมไว้และทำการการตรวจจับใบหน้าในภาพด้วยโมเดล Retina Face โดยโมเดล Retina Face นั้นเป็นโมเดลในการตรวจจับใบหน้าในภาพ ซึ่งหลังจากการตรวจพบ

ใบหน้าเรียบร้อยแล้วนั้นจะให้สัมพันธ์เป็นค่าพิกัดของใบหน้าและ landmark บนใบหน้า (แสดงดังรูปที่ 2) ถ้าตรวจจับพบใบหน้าภายในภาพให้ดำเนินการต่อในกระบวนการที่ 2 คือการค้นหาทิศทางรถของใบหน้า แต่ถ้าไม่พบใบหน้าให้ตรวจสอบว่ามีภาพลัดไปหรือไม่หากตรวจสอบว่ามีภาพลัดไปให้นำภาพลัดไปจากชุดข้อมูลมาทำในกระบวนการข้างต้นตามลำดับจนครบทุกภาพและถ้าไม่มีภาพลัดไปในการเพิ่มข้อมูล จะเป็นการจบการทำงาน



รูปที่ 1 ขั้นตอนการดำเนินการงานการตรวจจับใบหน้า

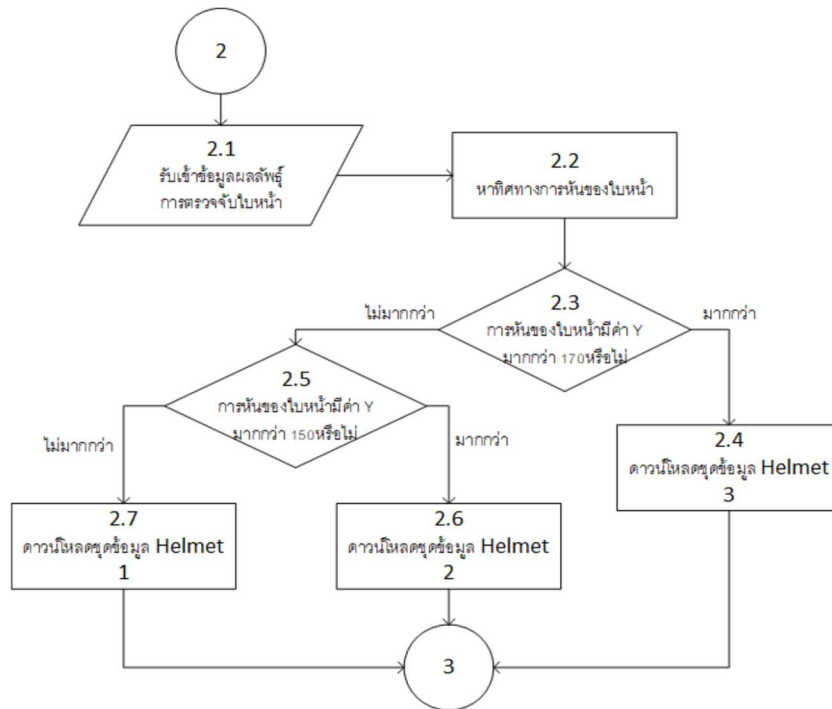


รูปที่ 2 ผลลัพธ์การตรวจจับใบหน้า

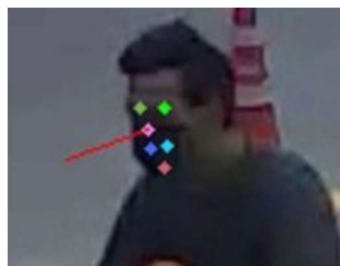
2. การค้นหาทิศทางของใบหน้า

แสดงขั้นตอนการทำงานดังรูปที่ 3 โดยทำการรับค่าสัมพันธ์ในการตรวจจับใบหน้าของโมเดล RetinaFace ซึ่งเป็นค่าพิกัด x y width height และ landmarks ของใบหน้า โดยค่าพิกัด landmarks มีทั้งหมด 5 จุดได้แก่ คาง หางตาซ้าย หางตาขวา มุมปากซ้าย และ มุมปากขวา (แสดงดังรูปที่ 4) และทำการตรวจจับทิศทางของใบหน้าโดยทำการคำนวณจากพิกัดจุด landmarks ทั้ง 5 จุด โดยสัมพันธ์จากการ

ค้นหาทิศทางการหันของใบหน้านั้นก็คือค่าแกน X และ Y ของการหันหน้า โดยถ้าแกน Y มีค่ามากกว่า 170 ให้ทำการดาวน์โหลดชุดข้อมูล Helmet3 แต่ถ้าไม่ใช่ให้ตรวจสอบว่ามีค่ามากกว่า 150 หรือไม่ถ้าค่ามากกว่า 150 ให้ทำการดาวน์โหลดชุดข้อมูล Helmet2 และถ้าไม่ใช่ทั้งสองกรณีก่อนหน้านี้ให้ทำการดาวน์โหลดชุดข้อมูล โดยแสดงตัวอย่างของชุดข้อมูลทั้ง 3 ดังรูปที่ 5



รูปที่ 3 ขั้นตอนการดำเนินงานค้นหาทิศทางของใบหน้า



รูปที่ 4 ตัวอย่างการแสดงจุด landmarks บนใบหน้า

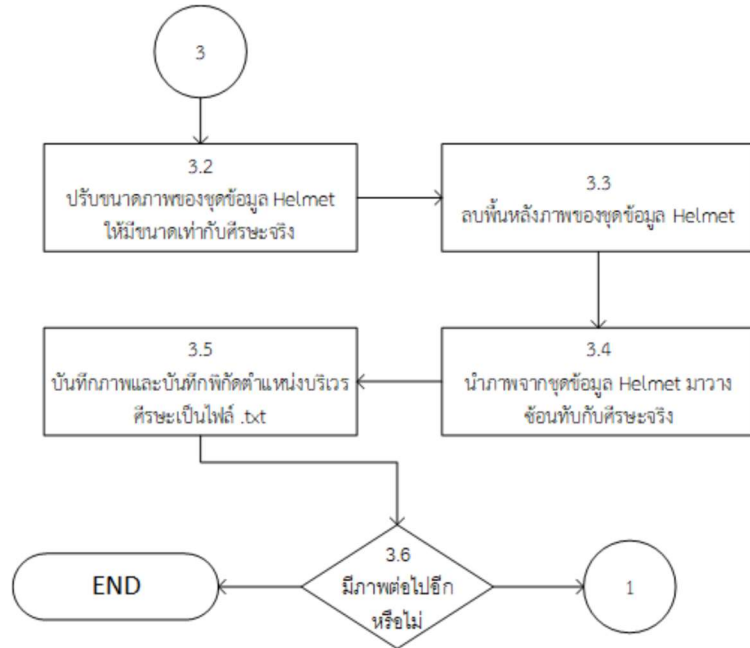


รูปที่ 5 ตัวอย่าง Dataset ครอบคลุมทั้ง 3

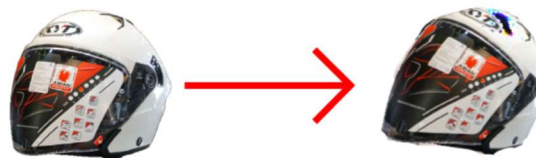
3. การปรับเปลี่ยนรูปภาพศีรษะและหมวกกันน็อก

แสดงขั้นตอนการทำงานดังรูปที่ 6 โดยดำเนินการปรับทิศทางารหันหน้าของภาพศีรษะหรือหมวกกันน็อกตามองศาการหันของใบหน้าของรูปเดิมโดยใช้เทคนิค 3D rotation (แสดงดังรูปที่ 7) หลังจากนั้นปรับขนาดภาพศีรษะหรือหมวกกันน็อกให้พอดีกับขนาดของใบหน้าของรูป

ต้นฉบับ และลบพื้นหลังของภาพศีรษะหรือหมวกกันน็อก และทำการนำไปวางซ้อนทับบริเวณศีรษะของภาพต้นฉบับ (แสดงดังรูปที่ 8) และทำการบันทึกภาพและพิกัดตำแหน่งบริเวณศีรษะที่อยู่บนภาพเป็นไฟล์ .txt เพื่อนำไปใช้ในการฝึกสอนชุดข้อมูล



รูปที่ 6 ขั้นตอนการดำเนินงานการปรับเปลี่ยนรูปภาพศีรษะและหมวกกันน็อก



รูปที่ 7 ผลลัพธ์การปรับทิศทางของหมวกกันน็อกหรือศีรษะให้ตรงกับใบหน้าของรูปเดิม



รูปที่ 8 ผลลัพธ์การปรับเปลี่ยนภาพบริเวณศีรษะ

การตรวจจับการสวมใส่หมวกกันน็อก

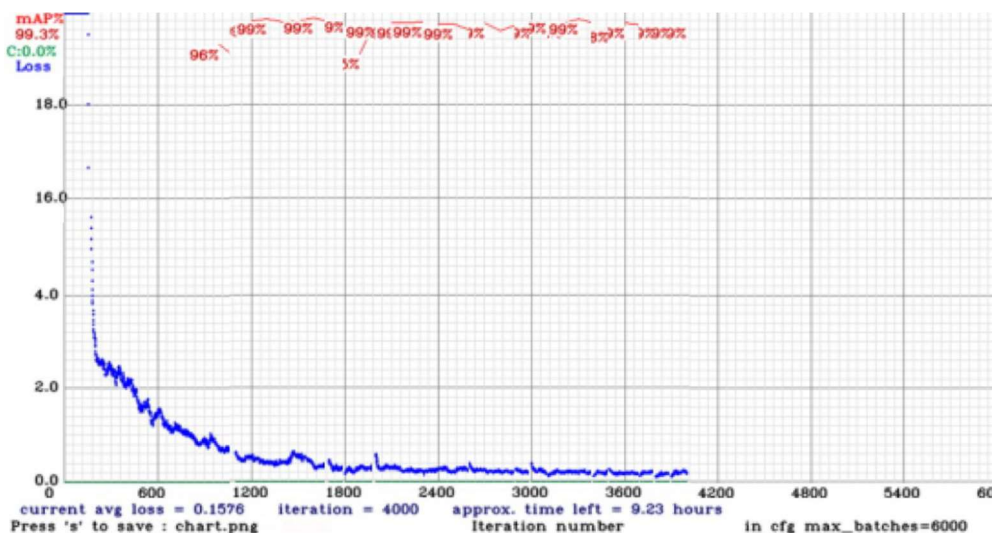
เนื้อหาในบทนี้เป็นการแสดงขั้นตอนการดำเนินงาน 2 ส่วน โดยส่วนที่ 1. คือการฝึกสอนโมเดลในการตรวจจับหมวกกันน็อกและส่วนที่ 2. คือการนำโมเดลที่ได้ทำการฝึกสอนแล้วไปใช้ในระบบการตรวจจับหมวกกันน็อก

1. การฝึกสอนโมเดลตรวจจับ

แสดงกระบวนการฝึกสอนดังรูปที่ 9 โดยเริ่มต้นทำการแบ่งสัดส่วนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบเป็น



รูปที่ 9 ขั้นตอนการฝึกสอนโมเดลในการตรวจจับ



รูปที่ 10 ผลลัพธ์การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลตรวจจับ

2. การนำโมเดลมาใช้งานในระบบ

ทำการรับเข้าข้อมูลเป็นภาพวิดีโอและทำการตรวจจับผู้ที่กำลังขับขี่รถจักรยานยนต์และบันทึกรูปภาพบุคคลที่กำลังขับขี่รถจักรยานยนต์และนำภาพที่บันทึกไปตรวจจับบุคคลที่กำลังขับขี่รถจักรยานยนต์โดยสวมใส่หมวกกันน็อกและไม่สวมใส่หมวกกันน็อก และทำการบันทึกภาพที่ผ่านการตรวจจับหมวกกันน็อกแล้วโดยแสดงขั้นตอนการทำงานของระบบดังรูปที่ 11

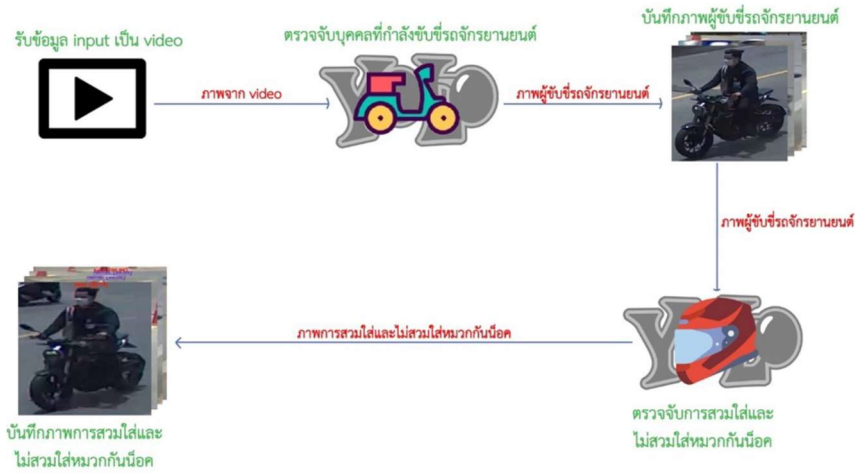
ฝึกสอน 70% และทดสอบ 30% หลังจากนั้นนำ 70% ที่แบ่งไว้ไปใช้ฝึกสอนโมเดลโดยใช้ algorithm ของ YOLOV4 และเมื่อฝึกสอนเสร็จแล้วจึงนำอีก 30% มาเพื่อวัดประสิทธิภาพของโมเดลโดยดูจาก ค่า mAP และ ค่า loss (แสดงดังรูปที่ 10) และบันทึกโมเดลที่ดีที่สุดที่ได้จากการฝึกสอนโมเดล

ผลการดำเนินงานวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลปกติกับโมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลโดยชุดข้อมูลปกติ มีภาพทั้งหมด 147 ภาพ เป็นภาพบุคคลที่สวมใส่หมวกกันน็อก 106 ภาพ และเป็นภาพบุคคลที่ไม่สวมใส่หมวกกันน็อก 41 ภาพ และ ชุดข้อมูลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลมีภาพทั้งหมด 826 ภาพ เป็นภาพบุคคลที่สวมใส่หมวกกันน็อก 371 ภาพ และเป็นภาพบุคคลที่ไม่สวมใส่หมวกกันน็อก 455 ภาพ โดยการเพิ่มข้อมูลนั้นใช้วิธีการ Cutmix โดยเป็นการปรับเปลี่ยนภาพสีระชะและหมวกกันน็อก ซึ่งหลังจากการฝึกสอนทำให้ได้โมเดลแบ่งเป็น

สองโมเดลคือโมเดลที่ฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลปกติและโมเดลที่ฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลที่ผ่านกระบวนการเพิ่มข้อมูล หลังจากนั้นทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้งสองโมเดลที่

ค่า IOU (Intersection Over Union) 50% โดยแสดงผลเปรียบเทียบดังตารางที่ 1



รูปที่ 11 ขั้นตอนการทำงานของระบบ

ตารางที่ 1 แสดงผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างทั้งสองโมเดล

โมเดล	mAP	AP Head	AP Helmet	Precision	Recall	F1-Score
โมเดลปกติที่ไม่ได้ผ่านการเพิ่มข้อมูล	95.20%	83.67%	97.95%	88.00%	93.00%	90.00%
โมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูล	99.85%	98.85%	98.51%	98.00%	97.00%	97.00%

อภิปรายผลการดำเนินการวิจัย

จากการทำการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลปกติและโมเดลที่ฝึกสอนโดยชุดข้อมูลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลพบว่า การเพิ่มข้อมูลนั้นสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการตรวจจับผู้ไม่สวมใส่หมวกกันน็อก โดยโมเดลที่ฝึกสอนจากชุดข้อมูลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลแล้วนั้นมีประสิทธิภาพมากขึ้นโดยมีค่า mAP (Mean Average Precision) ถึง 99.85% ในขณะที่โมเดลปกติมีค่า mAP อยู่ที่ 95.20% หรือโมเดลที่ฝึกสอนจากชุดข้อมูลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลแล้วนั้นมีค่า mAP มากกว่าโมเดลปกติที่อยู่ 4.1% จากผลการดำเนินงานวิจัยตามวัตถุประสงค์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพโมเดลการตรวจจับผู้ไม่สวมใส่หมวกกันน็อก ด้วยการเพิ่มข้อมูลจากการดำเนินงานวิจัย พบว่าประสิทธิภาพของโมเดลนั้นขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลที่มี และเมื่อมีการเพิ่มปริมาณของข้อมูล จะส่งผลให้ผลตัวโมเดลนั้นเกิดข้อผิดพลาดน้อยลง และมีความแม่นยำมากขึ้น ซึ่งแสดงให้เห็นชัดเจนจากค่า AP ของประเภท Head ซึ่งโมเดลปกติมี

ค่า AP อยู่ที่ 83.67% แต่โมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลมีค่า AP สูงถึง 98.85% ซึ่งต่างกันถึง 15.2% เนื่องจากในประเภท Head หรือภาพที่ไม่สวมใส่หมวกกันน็อกนั้นมีข้อมูลรูปภาพเพียงแค่ 41 ภาพ จากภาพทั้งหมด 147 ภาพ ซึ่งเป็นสัดส่วนที่น้อยเมื่อเทียบกับภาพจากประเภทของการสวมหมวกกันน็อกทำให้เกิดข้อผิดพลาดในการตรวจจับสูง และหลังจากการเพิ่มข้อมูลทำให้มีรูปภาพเพิ่มมากขึ้นเป็น 455 ภาพ จากภาพทั้งหมด 826 ภาพ ซึ่งเป็นสัดส่วนที่ใกล้เคียงกัน จึงทำให้มีค่าความแม่นยำที่สูงขึ้น

ซึ่งในงานวิจัยนี้ยังมีข้อจำกัดอยู่หลายประการ เนื่องจากชุดข้อมูลที่นำมาใช้ในงานวิจัยเป็นชุดข้อมูลของสถานที่ที่ทำการทดลองเท่านั้นซึ่งถ้าโมเดลในงานวิจัยนี้ไปใช้กับสภาพแวดล้อมที่แตกต่างออกไป มุมกล้องที่ต่างกันั้นอาจทำให้เกิดความผิดพลาดในการตรวจจับได้ และยังมีข้อจำกัดด้านคุณภาพของภาพจากกล้องวงจรปิดซึ่งถ้าภาพที่ได้จากกล้องวงจรปิดมีความชัดเจนที่น้อยอาจจะทำให้เกิดข้อผิดพลาดในการตรวจจับได้

โดยจากข้อจำกัดที่ได้กล่าวในข้างต้นทางผู้วิจัยมีแนวคิดที่ว่าถ้ามีชุดข้อมูลจากหลากหลายสถานที่นำมาใช้เป็นชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลนั้นมีคุณภาพความชัดเจนของภาพที่มากเพียงพอจะสามารถช่วยแก้ปัญหาข้อจำกัดที่กล่าวไว้ข้างต้นได้

สรุปผลการวิจัย

จากการดำเนินงานวิจัยในการเพิ่มประสิทธิภาพโมเดลเพื่อตรวจจับหมวกกันน็อกของผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์ด้วยเพิ่มข้อมูลโดยวิธีการ cut mix สรุปผลได้ว่าโมเดลที่ฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลนั้นมีประสิทธิภาพมากกว่าซึ่งได้ค่า mAP AP ประเภท Head AP ประเภท Helmet Precision Recall และ F1-Score มากกว่าชุดข้อมูลปกติอยู่ที่ 4.1% 15.2% 0.5% 10.0% 4.0% และ 7.0% ตามลำดับ

เอกสารอ้างอิง

- กลุ่มสถิติการขนส่ง. (2562). รายงานการวิเคราะห์สถิติการเกิดอุบัติเหตุจราจรทางบก รอบ 12 เดือน ปีงบประมาณ 2562 (ตุลาคม 2561 – กันยายน 2562). กองแผนงานกรมการขนส่งทางบก.
- ยงยุทธ ละมุลมอญ และธนาสัย สุคนธ์พันธ์. (2562). การตรวจจับหมวกนิรภัยและการใช้อุปกรณ์เพื่อเตือนภัยเหตุโจรกรรมจากภาพกล้องวงจรปิดแบบเวลาจริง. ผลงานค้นคว้าอิสระของนักศึกษาคณะสถิติประยุกต์ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ ประจำปี รุ่น 2563.
- Albawi, S., Mohammed, T.A., and Al-Zawi, S. (2017). Understanding of a convolutional neural network. In: 2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET). 1-6.

- Bochkovskiy, A., Wang, C.Y., and Liao, H. Y. M. (2020). Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. arXiv preprint arXiv: 2004.10934.
- Doan, T.N., and Truong, M.T. (2020). Real-time vehicle detection and counting based on YOLO and DeepSORT. In: 2020 12th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE). 67-72.
- Li, J., and Wu, Z. (2021). The application of Yolov4 and a new pedestrian clustering algorithm to implement social distance monitoring during The COVID-19 pandemic. Journal of Physics Conference Series 1865(4): 042019.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In: Proceeding of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 779-788.
- Yun, S., Han, D., Oh, S.J., Chun, S., Choe, J., and Yoo, Y. (2019). Cutmix: Regularization strategy to train strong classifiers with localizable features. In: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 6023-6032.
- Zhao, Z. Q., Zheng, P., Xu, S.T., and Wu, X. (2019). Object detection with deep learning: A review. IEEE transactions on neural networks and learning systems 30(11): 3212-3232.

