ระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

พรพนม นันทะเสน

วิทยานิพนธ์เสนอบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยนเรศวร
เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา 2566
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนเรศวร

ระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

พรพนม นันทะเสน

วิทยานิพนธ์เสนอบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยนเรศวร
เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา 2566
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนเรศวร

วิทยานิพนธ์ เรื่อง "ระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก"
ของ พรพนม นันทะเสน
ได้รับการพิจารณาให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์
(ดร.ชูชาติ หฤไชยะศักดิ์)

..... ประธานที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พนมขวัญ ริยะมงคล)

..... กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายใน
(รองศาสตราจารย์ ดร.พงศ์พันธ์ กิจสนาโยธิน)

อนุมัติ

.....
(รองศาสตราจารย์ ดร.กรองกาญจน์ ชูทิพย์)
คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง ระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก
ผู้วิจัย พรพนม นันทะเสน
ประธานที่ปรึกษา ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พนมขวัญ ริยะมงคล
ประเภทสารนิพนธ์ วิทยานิพนธ์ วศ.ม. วิศวกรรมคอมพิวเตอร์, มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2566
คำสำคัญ ระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุ, ระบบตรวจจับอุบัติเหตุ, ระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุ, การเรียนรู้เชิงลึก

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุทางถนนที่เกี่ยวข้องกับกลุ่มเปราะบางบนถนน ได้แก่ ผู้ใช้รถจักรยานยนต์ ซึ่งในประเทศไทยมีสถิติการเสียชีวิตเกินกว่าร้อยละ 80 ของจำนวนผู้เสียชีวิตจากอุบัติเหตุทางถนนทั้งหมด โดยใช้ YOLOv5 ในการพัฒนาระบบให้สามารถตรวจสอบวัตถุในภาพว่าเป็นบุคคลหรือรถจักรยานยนต์ที่เกิดอุบัติเหตุหรือไม่ แล้วเปรียบเทียบผลการตรวจจับอุบัติเหตุที่ได้จาก YOLOv5 โมเดลต่าง ๆ เพื่อเลือกใช้โมเดลที่เหมาะสมที่สุด จากนั้นทำการพัฒนาระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุด้วยภาษา Python ร่วมกับ LINE Notify API (Line Notify Application Programming Interface) เพื่อให้ระบบมีความสามารถในการส่งรูปภาพและข้อความแจ้งเตือนการเกิดอุบัติเหตุไปยังกลุ่มบุคคลผ่านแอปพลิเคชัน Line ได้ ผลการวิจัยพบว่า YOLOv5x มีความสามารถในการตรวจจับอุบัติเหตุร้อยละ 93.21 ซึ่งดีที่สุดเมื่อเทียบกับผลที่ได้จากโมเดลอื่น และระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถส่งรูปภาพพร้อมข้อความสั้นที่ระบุจำนวนรถจักรยานยนต์และจำนวนบุคคลที่ประสบอุบัติเหตุได้สำเร็จร้อยละ 100 งานวิจัยนี้จึงอาจเป็นอีกหนึ่งแนวทางในการพัฒนาระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุทางถนนอัจฉริยะ ที่ช่วยให้เจ้าหน้าที่กู้ภัย เจ้าหน้าที่ตำรวจ หรือผู้เกี่ยวข้อง ได้รับข้อมูลการเกิดอุบัติเหตุทางถนนอย่างรวดเร็ว และสามารถประเมินสถานการณ์จากรูปภาพหรือข้อความที่ได้รับ เพื่อเตรียมความพร้อมทั้งด้านทีมช่วยเหลือและอุปกรณ์เครื่องมือต่าง ๆ ที่จำเป็นเพิ่มเติม ทำให้สามารถช่วยเหลือผู้ประสบอุบัติเหตุได้อย่างทันท่วงที

Title ACCIDENT DETECTION AND NOTIFICATION SYSTEM USING DEEP LEARNING TECHNIQUE

Author Pornpanom Nanthasen

Advisor Assistant Professor Panomkhawn Riyamongkol, Ph.D.

Academic Paper M.Eng. Thesis in Computer Engineering - (Type A 1), Naresuan University, 2023

Keywords Accident Detection and Notification System, Accident Detection, Accident Notification System, Deep learning

ABSTRACT

The objective of this study was to develop an accident detection and notification system for road accidents related to vulnerable groups on the road, such as motorcyclists. In Thailand, over 80% of fatalities are caused by road accidents. Using YOLOv5 to develop an accident detection system, objects in the image can be detected, whether it is a person or a motorcycle that has been involved in an accident or not. Comparison of accident detection results obtained with different YOLOv5 models to select the most suitable model. Then, a notification system was developed in Python along with LINE Notify API to create a system capable of sending images and notifications about road accidents to groups of people through Line application. The results show that YOLOv5x has the best performance in accident detection with 93.21% compared to the results of other models. Moreover, the developed system can send message to notify road accident with 100% success. This research can be an alternative to developing an intelligent road accident notification system that can help rescue workers, police officers, or other parties quickly receive information and evaluate the situation based on received images or messages to prepare both rescue team and necessary equipment to provide immediate assistance to accident victims.

ประกาศคุณูปการ

การศึกษาในระดับบัณฑิตศึกษาครั้งนี้ ตลอดจนวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเกิดขึ้นมิได้ หากมิได้รับการสนับสนุนทุนการศึกษาจากมหาวิทยาลัยราชภัฏพิบูลสงคราม ขอกราบขอบพระคุณคณะผู้บริหารมหาวิทยาลัยฯ เป็นอย่างสูงที่อนุมัติทุนการศึกษาในครั้งนี้

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะสำเร็จลงมิได้หากปราศจากความกรุณาอย่างยิ่งจากอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พนมขวัญ ริยะมงคล ที่ได้เสียสละเวลาให้คำปรึกษา คำแนะนำ และแนวทางการพัฒนาระบบฯ จนวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ ขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

ขอกราบขอบพระคุณ คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ดร.ชูชาติ หฤไชยะศักดิ์ และ รองศาสตราจารย์ ดร.พงศ์พันธ์ กิจสนาโยธิน และคณะกรรมการพิจารณาโครงร่างวิทยานิพนธ์ ดร.จิราพร พุกสุข และ ดร.จิรารัตน์ เอี่ยมสะอาด ที่กรุณาสละเวลาเป็นคณะกรรมการ และให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์และมีค่ายิ่ง อันเป็นแนวทางในการพัฒนาที่ทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สมบูรณ์และมีคุณค่า

ขอกราบขอบพระคุณ เทศบาลนครเชียงใหม่ และเทศบาลนครนครสวรรค์ ที่ให้ความอนุเคราะห์ภาพการเกิดอุบัติเหตุทางถนนสำหรับการทำวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้

ขอกราบขอบพระคุณ คณบดี ผู้บริหาร ตลอดจนบุคลากร คณะเทคโนโลยีการเกษตรและอาหาร มหาวิทยาลัยราชภัฏพิบูลสงคราม ที่คอยให้คำปรึกษา คำแนะนำ ให้ความช่วยเหลือ และให้กำลังใจ

ขอขอบคุณ NU Vision Lab ที่เป็นแหล่งเรียนรู้และพัฒนาทักษะด้านการประมวลผลภาพ

ขอกราบขอบพระคุณ บิดามารดา ครอบครัว ญาติพี่น้อง ที่ให้กำลังใจและสนับสนุนในทุก ๆ ด้านมาโดยตลอด

คุณค่าและประโยชน์ใดอันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ขออุทิศแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

พรพนม นันทะเสน

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ค

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ง

ประกาศคุณูปการ ..... จ

สารบัญ ..... ฉ

สารบัญตาราง ..... ซ

สารบัญภาพ ..... ฌ

บทที่ 1 บทนำ 1

ความเป็นมาของปัญหา 1

จุดมุ่งหมายของการศึกษา 3

ขอบเขตของงานวิจัย 3

นิยามศัพท์เฉพาะ 3

บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 4

อุบัติเหตุทางถนน 4

ปัญญาประดิษฐ์และการเรียนรู้เชิงลึก 9

เทคโนโลยีการตรวจจับวัตถุ (Object Detection Technology) 13

แชทบอท (Chatbot) 24

แอปพลิเคชัน Line (Line Application) 30

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 37

สรุปประเด็นข้อมูลที่ได้จากการศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 43

บทที่ 3 วิธีดำเนินงานวิจัย 44
เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย.....44
กลไกการทำงานของระบบ.....47
ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงานงานวิจัย.....47
การจัดเตรียมข้อมูลรูปภาพ 48
การพัฒนาระบบตรวจจับอุบัติเหตุ 51
การพัฒนาระบบแจ้งเตือน 60
บทที่ 4 ผลการวิจัย 63
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพอัลกอริทึม 63
ผลการเปรียบเทียบแพลตฟอร์มที่ใช้ในการส่งข้อความ 64
ผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training).....65
ผลการทดสอบระบบตรวจจับอุบัติเหตุ 66
ผลการทดสอบการแจ้งเตือนอุบัติเหตุ 71
บทที่ 5 บทสรุป 73
สรุปผลการวิจัย.....73
อภิปรายผล 73
ข้อเสนอแนะ 74
บรรณานุกรม.....75
ประวัติผู้วิจัย.....81

สารบัญตาราง

หน้า

ตาราง 1 สถิติโอกาสการเกิดอุบัติเหตุแบ่งตามลักษณะจำนวนช่องจราจร 7

ตาราง 2 สถิติโอกาสการเกิดอุบัติเหตุแบ่งตามการแบ่งทิศทางการจราจร 7

ตาราง 3 สถิติโอกาสการเกิดอุบัติเหตุแบ่งตามบริเวณทางกายภาพ 8

ตาราง 4 ตารางแสดงข้อมูลภาพเคลื่อนไหวที่ได้จากเทศบาลนครเชียงใหม่ 48

ตาราง 5 ตารางการแบ่งสัดส่วนรูปภาพที่ใช้ในการงานวิจัย 50

ตาราง 6 ตารางแสดงการตั้งค่า Augmentation.....50

ตาราง 7 ตารางการเปรียบเทียบประสิทธิภาพอัลกอริทึม.....51

ตาราง 8 ตารางสำหรับบันทึกผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training).....58

ตาราง 9 ตารางสำหรับบันทึกผลทดสอบการทำงานของระบบตรวจจับอุบัติเหตุ 59

ตาราง 10 ตารางสำหรับบันทึกปัจจัยที่มีผลต่อการทำงานของระบบตรวจจับอุบัติเหตุ 60

ตาราง 11 ตารางเปรียบเทียบการใช้งานแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียในประเทศไทย.....61

ตาราง 12 ตารางสำหรับบันทึกผลทดสอบการแจ้งเตือนของระบบ.....62

ตาราง 13 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพอัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ 63

ตาราง 14 ผลการเปรียบเทียบความนิยมแพลตฟอร์มที่ใช้ในการส่งข้อความ 64

ตาราง 15 ผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training).....66

ตาราง 16 ผลการทดสอบการทำงานของระบบตรวจจับอุบัติเหตุ 69

ตาราง 17 เปรียบเทียบปัจจัยที่มีผลต่อการทำงานของระบบตรวจจับอุบัติเหตุ.....70

ตาราง 18 ผลการทดสอบการทำงานของระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุ.....71

สารบัญภาพ

หน้า

ภาพ 1 สถิติการเกิดอุบัติเหตุทางถนนในประเทศไทยช่วงปี 2555 - 2564 5
ภาพ 2 สถิติผู้บาดเจ็บและเสียชีวิตจากอุบัติเหตุทางถนนในประเทศไทย 6
ภาพ 3 ตัวอย่างการทำงานของ AI 10
ภาพ 4 Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning 11
ภาพ 5 ความแตกต่างระหว่าง Machine Learning กับ Deep Learning 12
ภาพ 6 ลำดับขั้นตอนการทำงานของการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning workflow) 12
ภาพ 7 โครงสร้างการทำงานของ CNN (Convolutional Neural Network) 13
ภาพ 8 ลำดับการพัฒนาอัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ 14
ภาพ 9 โครงสร้างการทำงานของ R-CNN 14
ภาพ 10 โครงสร้างการทำงานของ Fast R-CNN 15
ภาพ 11 โครงสร้างการทำงานของ Faster R-CNN 15
ภาพ 12 โครงสร้างการทำงานของ Mask R-CNN 16
ภาพ 13 โครงสร้างการทำงานของ SSD 17
ภาพ 14 โครงสร้างการทำงานของ YOLO 18
ภาพ 15 โครงสร้างการทำงานของ YOLOv3 18
ภาพ 16 โครงสร้างการทำงานของ YOLOv4 และ YOLOv5 20
ภาพ 17 ภาพแสดงการเปรียบเทียบขนาดโมเดลของ YOLOv5 21
ภาพ 18 ตัวอย่างการทับซ้อนและวิธีการคำนวณค่า IoU 22
ภาพ 19 เทคนิคที่นำมาใช้ในการพัฒนาแชทบอท 25

ภาพ 20 เทคนิคแบบ NLP, NLU, และ NLG....26
ภาพ 21 สถิติการใช้งานแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียในประเทศไทย....28
ภาพ 22 สถิติความชื่นชอบแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียในประเทศไทย....29
ภาพ 23 การทำงานแบบ Push Message....32
ภาพ 24 การทำงานแบบ Reply Message....32
ภาพ 25 การทำงานของ Line Notify API....33
ภาพ 26 การทำงานของ Webhook....34
ภาพ 27 Basic Message Types....35
ภาพ 28 Advanced Message Types....35
ภาพ 29 Flex Message....36
ภาพ 30 แผนผังการทำงานของ Dialog Flow....36
ภาพ 31 ภาพตัวอย่างแพลตฟอร์ม Canva....45
ภาพ 32 ภาพตัวอย่างแพลตฟอร์ม Line Notify API....46
ภาพ 33 ภาพตัวอย่างแพลตฟอร์ม Roboflow....46
ภาพ 34 แผนผังการทำงานของระบบ....47
ภาพ 35 ขั้นตอนการพัฒนาระบบ....47
ภาพ 36 เว็บไซต์ python.org สำหรับดาวน์โหลดซอฟต์แวร์ python....53
ภาพ 37 เว็บไซต์ git-scm.com สำหรับดาวน์โหลดซอฟต์แวร์ git....54
ภาพ 38 library ที่จำเป็นสำหรับ YOLOv5....54
ภาพ 39 เว็บไซต์ github สำหรับดาวน์โหลด YOLOv5....55
ภาพ 40 คำสั่งที่ใช้ในการติดตั้ง YOLOv5....56
ภาพ 41 ผลทดสอบการทำงานของ YOLOv5 โดยใช้ภาพของระบบ....56

ภาพ 42 ผลทดสอบการทำงานของ YOLOv5 โดยใช้ภาพและวิดีโอที่จัดเตรียมไว้.....57
ภาพ 43 โครงสร้างการทำงานของ YOLOv5 ในการตรวจจับอุบัติเหตุ 57
ภาพ 44 ตัวอย่างภาพการเกิดอุบัติเหตุจากเทศบาลนครเชียงใหม่ 58
ภาพ 45 ตัวอย่างภาพการเกิดอุบัติเหตุจากเทศบาลนครนครสวรรค์.....58
ภาพ 46 ภาพ Confusion Matrix สำหรับวิเคราะห์ข้อมูล 60
ภาพ 47 การทำงานของระบบ Line Notify API 62
ภาพ 48 ภาพตัวอย่างการตีกรอบสี่เหลี่ยมรอบสิ่งที่สนใจในงานวิจัย 65
ภาพ 49 ภาพตัวอย่างรายละเอียดของผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ 65
ภาพ 50 ตัวอย่างภาพที่ได้จากการทดสอบระบบตรวจจับอุบัติเหตุ.....66
ภาพ 51 ตัวอย่างภาพที่ระบบสามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้ครบถ้วน.....67
ภาพ 52 ตัวอย่างภาพที่ระบบสามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้แต่ไม่ครบถ้วน 67
ภาพ 53 ตัวอย่างภาพที่มีการเกิดอุบัติเหตุแต่ระบบตรวจหาไม่พบ 68
ภาพ 54 ตัวอย่างภาพที่ระบบตรวจจับอุบัติเหตุผิดพลาด 68
ภาพ 55 ตัวอย่างภาพที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากภาพเกิดขึ้นในช่วงที่มีแสงน้อย....69
ภาพ 56 ตัวอย่างภาพที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากมีการทับซ้อนของหลาย ๆ วัตถุ..70
ภาพ 57 ตัวอย่างภาพที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากสาเหตุอื่นที่ไม่ทราบแน่ชัด.....70
ภาพ 58 Confusion Matrix ผลการทดสอบระบบตรวจจับอุบัติเหตุ.....71
ภาพ 59 ภาพตัวอย่างการแจ้งเตือนของระบบผ่านแอปพลิเคชัน Line 72
ภาพ 60 Confusion Matrix ผลทดสอบการแจ้งเตือนอุบัติเหตุ.....72

บทที่ 1

บทนำ

ความเป็นมาของปัญหา

อุบัติเหตุทางถนนถือเป็นภัยสาธารณะที่ร้ายแรงและมีความสำคัญเป็นอย่างยิ่ง จากสถิติขององค์การอนามัยโลก (World Health Organization: WHO) พบว่า มีผู้เสียชีวิตจากอุบัติเหตุทางถนนทั่วโลกประมาณ 1.3 ล้านคนต่อปี และเกินกว่าครึ่งเกิดขึ้นกับกลุ่มผู้เปราะบางบนถนน (Vulnerable Road Users: VRUs) ได้แก่ คนเดินเท้า ผู้ใช้รถจักรยาน และผู้ใช้รถจักรยานยนต์ (World Health Organization, 2022) ส่วนสถิติประเทศไทยในช่วงปี พ.ศ. 2554 - พ.ศ. 2563 มีจำนวนผู้เสียชีวิตจากอุบัติเหตุทางถนนสะสม 206,589 คน (เฉลี่ยปีละประมาณ 20,600 คน หรือ วันละ 58 คน) นอกจากนี้ยังมีผู้ที่ต้องรับการรักษาในโรงพยาบาลเนื่องจากบาดเจ็บรุนแรง ปีละประมาณ 150,000 ถึง 200,000 คน ซึ่งร้อยละ 4.6 มีความพิการทางร่างกายอย่างใดอย่างหนึ่ง หรืออาจกล่าวได้ว่า มีผู้ที่ประสบอุบัติเหตุทางถนนแล้วทำให้พิการปีละประมาณ 7,000 - 13,000 คน (ธนะพงศ์ จินวงษ์, 2564) ส่วนในปี พ.ศ. 2564 และ ปี พ.ศ. 2565 มีจำนวนผู้เสียชีวิตจากอุบัติทางถนนจำนวน 13,621 คน และ 14,976 คน ตามลำดับ มีผู้บาดเจ็บจำนวน 883,332 คน และ 926,575 คน ตามลำดับ โดยกว่าร้อยละ 80 ของจำนวนผู้เสียชีวิตจากอุบัติทางถนนทั้งหมด เป็นผู้ใช้รถจักรยานยนต์ (ศูนย์ข้อมูลอุบัติเหตุเพื่อเสริมสร้างวัฒนธรรมความปลอดภัยทางถนน, 2566)

ปัจจุบันมีการนำเทคโนโลยี AI (Artificial Intelligence) หรือปัญญาประดิษฐ์ มาพัฒนาให้เกิดเป็นนวัตกรรมใหม่ ๆ มากมาย เช่น ระบบการรู้จำเสียงพูดอัตโนมัติ (Automatic Speech Recognition: ASR) ระบบบอทสำหรับรับส่งข้อความแทนมนุษย์ (Messaging Bots) ระบบคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (Computer Vision) และระบบการซื้อขายหุ้นอัตโนมัติ (Automated Stock Trading) เป็นต้น มีการนำเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ซึ่งเป็นเทคโนโลยี AI ที่ประกอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมมากกว่าสามชั้นมาใช้ในด้านคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (Computer Vision) ทำให้ระบบคอมพิวเตอร์มีความสามารถในการรู้จำและแปลความหมายภาพดิจิทัลหรือวิดีโอได้ และมีการนำไปประยุกต์ใช้หลากหลายด้าน เช่น แอปพลิเคชันที่ใช้ในการติดแท็กภาพถ่ายในโซเชียลมีเดีย การถ่ายภาพรังสีวิทยาในด้านการแพทย์ และรถยนต์ขับเคลื่อนด้วยตนเองในอุตสาหกรรมยานยนต์ เป็นต้น (IBM Cloud Education, 2020)

แชทบอท เป็นระบบคอมพิวเตอร์สนทนาอัจฉริยะที่ออกแบบมาเพื่อเลียนแบบการสนทนาของมนุษย์เพื่อให้คำแนะนำและการสนับสนุนออนไลน์แบบอัตโนมัติ จึงถูกนำไปใช้ประโยชน์อย่างกว้างขวางในอุตสาหกรรมต่าง ๆ (Caldarini, G., Jaf, S., & McGarry K., 2022) และในปัจจุบันแอปพลิเคชัน Line มีการขยายตัวมากยิ่งขึ้น เนื่องจากเป็นมากกว่าแอปพลิเคชันที่ใช้ในการสนทนาและมีความสามารถในการใช้งานหลากหลายด้าน อีกทั้งยังช่วยอำนวยความสะดวกในการติดต่อสื่อสารในช่วงการระบาดของโรค COVID-19 ในประเทศไทยจึงมีจำนวนผู้ใช้งานมากกว่า 50 ล้านราย ซึ่งมากกว่า 2 ใน 3 ของประชากรในประเทศ (Tangsiri, 2021) ในช่วงที่ผ่านมา (ระหว่างกรกฎาคม 2563 - กรกฎาคม 2564) มีผู้ใช้งาน Line Open Chat เพิ่มขึ้น 38% มีกลุ่มสนทนาเพิ่มขึ้น 92% มีจำนวนบัญชี Line Official Account ใหม่ที่เป็นกลุ่มธุรกิจ SMEs มากกว่า 50% (ถนัดกิจ จันกิเสน, 2564) และจากสถิติการใช้งานแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียสำหรับการส่งข้อความแล้วพบว่า Line เป็นแพลตฟอร์มการส่งข้อความที่ได้รับความชื่นชอบและมีการใช้งานมากที่สุดในประเทศไทย (Simon, K., 2023)

จากข้อมูลข้างต้น ด้วยสถิติจำนวนผู้เสียชีวิตและผู้พิการเนื่องจากอุบัติทางถนนทั้งในประเทศไทยและทั่วโลกที่มีจำนวนมาก อุบัติเหตุทางถนนจึงถือเป็นภัยสาธารณะที่ร้ายแรงและเป็นปัญหาที่มีความสำคัญเป็นอย่างมาก มีหลายหน่วยงานได้เล็งเห็นความสำคัญของปัญหานี้ โดยเฉพาะสมัชชาใหญ่แห่งสหประชาชาติ (The United Nations General Assembly) ซึ่งเป็นองค์กรระดับโลก ได้ตั้งเป้าหมายไว้ว่าจะลดจำนวนผู้เสียชีวิตและการบาดเจ็บจากอุบัติเหตุทางถนนลงครึ่งหนึ่งภายในปี 2573 (World Health Organization, 2022) ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะประยุกต์ใช้เทคโนโลยี AI ในด้านคอมพิวเตอร์วิทัศน์มาใช้ในการพัฒนาระบบตรวจจับการเกิดอุบัติเหตุทางถนน โดยมุ่งเน้นการเกิดอุบัติเหตุที่เกี่ยวข้องกับผู้ใช้รถจักรยานยนต์ ซึ่งเป็นกลุ่มเปราะบางบนถนนและมีสถิติการเสียชีวิตสูงกว่าร้อยละ 80 ของจำนวนผู้เสียชีวิตจากอุบัติเหตุทางถนนในประเทศไทย และพัฒนาระบบแจ้งเตือนด้วยแชทบอทร่วมกับแอปพลิเคชัน Line ซึ่งเป็นแพลตฟอร์มการส่งข้อความที่ได้รับความชื่นชอบและมีการใช้งานมากที่สุดในประเทศไทย โดยมีความคาดหวังว่าระบบที่พัฒนาขึ้นจะสามารถตรวจจับอุบัติเหตุทางถนนและส่งข้อมูลแจ้งเตือนให้กับเจ้าหน้าที่ตำรวจ เจ้าหนี้ที่กู้ภัยหรือหน่วยงานที่เกี่ยวข้องได้อย่างรวดเร็ว เพื่อให้สามารถจัดเตรียมอุปกรณ์ต่าง ๆ ที่จำเป็นเพิ่มเติมและเดินทางไปยังจุดเกิดเหตุเพื่อช่วยเหลือหรือปฐมพยาบาลผู้ประสบอุบัติเหตุได้อย่างทันท่วงที

จุดมุ่งหมายของการศึกษา

1. เพื่อพัฒนาระบบตรวจจับการเกิดอุบัติเหตุทางถนน
2. เพื่อพัฒนาระบบแจ้งเตือนการเกิดอุบัติเหตุทางถนน

ขอบเขตของงานวิจัย

1. พัฒนาระบบตรวจจับการเกิดอุบัติเหตุทางถนนที่เกิดกับกลุ่มเปราะบางบนถนน ได้แก่ ผู้ใช้รถจักรยานยนต์
2. พัฒนาระบบตรวจจับการเกิดอุบัติเหตุทางถนนที่มีช่องจราจร 2 หรือ 4 ช่องจราจร
3. พัฒนาระบบแจ้งเตือนการเกิดอุบัติเหตุทางถนน โดยใช้แชทบอทร่วมกับแอปพลิเคชัน Line
4. ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถสรุปและแจ้งเตือนสถานการณ์แบบสั้น ๆ ได้ โดยการส่งรูปภาพพร้อมกับข้อความเพื่อรายงานจำนวนบุคคล หรือจำนวนรถจักรยานยนต์ ที่ประสบอุบัติเหตุได้
5. ใช้รูปภาพหรือคลิปวิดีโอ (video clip) ความละเอียดตั้งแต่ 480p ขึ้นไปในการทดสอบการทำงานของระบบ

นิยามศัพท์เฉพาะ

1. อุบัติเหตุ หมายถึง เหตุการณ์ไม่พึงประสงค์ เกิดขึ้นโดยไม่คาดคิด หรือเกิดขึ้นโดยความบังเอิญ
2. อุบัติเหตุทางถนน หมายถึง อุบัติเหตุจากการจราจรบนถนน ทั้งยานพาหนะ ผู้ขับขี่ ผู้โดยสาร หรือคนเดินถนน ทำให้ทรัพย์สินเสียหาย เกิดการบาดเจ็บ พิการ หรือเสียชีวิต
3. กลุ่มเปราะบางบนถนน หมายถึง ผู้ใช้รถจักรยาน ผู้ใช้รถจักรยานยนต์ และคนเดินเท้า
4. การเรียนรู้เชิงลึก หมายถึง เทคโนโลยีที่มีแนวคิดมาจากรูปแบบการประมวลผลข้อมูลที่พบในสมองของมนุษย์ มีการใช้ข้อมูลจำนวนมากเพื่อจับคู่สิ่งที่รับเข้ามา แล้วใช้อัลกอริทึมแบบหลายชั้นในการตีความข้อมูล ทำให้เรียนรู้ได้โดยอัตโนมัติและสามารถจำแนกข้อมูลได้สำเร็จในครั้งเดียว
5. ระบบตรวจจับการเกิดอุบัติเหตุทางถนน หมายถึง ระบบที่พัฒนาขึ้นด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อรู้จำภาพการเกิดอุบัติเหตุทางถนน
6. ระบบแจ้งเตือนการเกิดอุบัติเหตุทางถนน หมายถึง ระบบที่พัฒนาขึ้นโดยใช้เทคโนโลยีแชทบอทร่วมกับแอปพลิเคชัน Line เพื่อแจ้งเตือนการเกิดอุบัติเหตุทางถนน
7. แชทบอท หมายถึง ระบบตอบกลับและส่งข้อความอัตโนมัติ ที่พัฒนาขึ้นมาช่วยในการตอบคำถามตามช่องทางต่าง ๆ ได้อย่างชาญฉลาด นำมาใช้เพื่อลดงานของคนในการตอบคำถามที่มีการถามซ้ำ ๆ หรือใช้สำหรับส่งข้อความแบบอัตโนมัติ

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการพัฒนาระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกนั้น ผู้วิจัยได้ศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง แล้วนำมาเรียบเรียงเป็นหัวข้อต่าง ๆ ได้ทั้งหมด 7 หัวข้อ ได้แก่ อุบัติเหตุทางถนน, ปัญญาประดิษฐ์และการเรียนรู้เชิงลึก, เทคโนโลยีการตรวจจับวัตถุ, แชทบอท, แอปพลิเคชัน Line, งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง, และสรุปประเด็นข้อมูลที่ได้จากการศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยมีรายละเอียดดังนี้

อุบัติเหตุทางถนน

ความหมายของอุบัติเหตุทางถนน

พจนานุกรม ฉบับราชบัณฑิตยสถาน พ.ศ. 2554 ได้ให้ความหมายของ อุบัติเหตุ หมายถึง เหตุที่เกิดขึ้นโดยไม่คาดคิด, ความบังเอิญเป็น

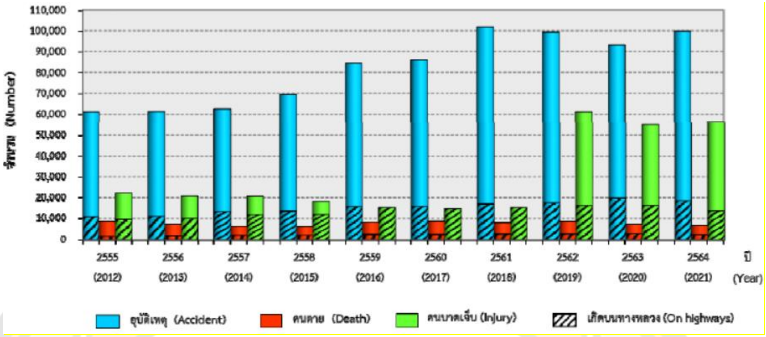
เว็บไซต์ Oxford Learners Dictionaries ได้ให้ความหมายของคำว่า Accident (อุบัติเหตุ) หมายถึง เหตุการณ์ไม่พึงประสงค์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในยานพาหนะ ที่เกิดขึ้นโดยไม่คาดคิด และทำให้เกิดการบาดเจ็บหรือความเสียหาย

ดังนั้นจึงอาจกล่าวได้ว่า อุบัติเหตุทางถนน หมายถึง เหตุการณ์ไม่พึงประสงค์ในการจราจรบนถนน เกิดขึ้นโดยไม่คาดคิดหรือด้วยความบังเอิญ ทั้งยานพาหนะ ผู้ขับขี่ ผู้โดยสาร คนเดินถนน สัตว์ หรือสิ่งกีดขวาง ทำให้ทรัพย์สินเสียหาย เกิดการบาดเจ็บ พิการ หรือเสียชีวิต

ข้อมูลอุบัติเหตุทางถนนทั่วโลก

จากสถิติขององค์การอนามัยโลก หรือ WHO (World Health Organization) พบว่าในทุก ๆ ปี จะมีผู้เสียชีวิตจากอุบัติเหตุจราจรทางบกประมาณ 1.3 ล้านคน โดยผู้เสียชีวิตเกินกว่าครึ่งเป็นกลุ่มผู้เปราะบางบนถนน (Vulnerable Road Users: VRUs) ได้แก่ คนเดินเท้า ผู้ใช้รถจักรยาน และผู้ใช้รถจักรยานยนต์ แม้ว่าประเทศที่มีรายได้ต่ำและปานกลางทั่วโลกจะมียานพาหนะรวมกันประมาณร้อยละ 60 ของโลกก็ตาม แต่มีสถิติการเสียชีวิตบนท้องถนนสูงถึงร้อยละ 93 ของโลก และการบาดเจ็บจากอุบัติเหตุทางถนนยังเป็นสาเหตุการเสียชีวิตอันดับต้น ๆ ของเด็กและเยาวชนที่มีอายุ 5 - 29 ปี และนอกจากนี้ในแต่ละปีมีผู้ได้รับบาดเจ็บที่ไม่ร้ายแรงถึงขั้นเสียชีวิต ประมาณ 20 - 50 ล้านคน ซึ่งหลายคนมีความทุพพลภาพอันเป็นผลมาจากการบาดเจ็บ นอกจากนี้อุบัติเหตุทางถนนยังทำให้เกิดความสูญเสียทางเศรษฐกิจเป็นอย่างมาก ทั้งบุคคล ครอบครัว และต่อประเทศโดยรวม

จากข้อมูลทางสถิติ พบว่า ประเทศส่วนใหญ่เสียค่าใช้จ่ายร้อยละ 3 ของผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) สมัชชาใหญ่แห่งสหประชาชาติ (The United Nations General Assembly) จึงเห็นความสำคัญและตั้งเป้าหมายไว้ว่าจะลดจำนวนผู้เสียชีวิตและการบาดเจ็บจากอุบัติเหตุทางถนนลงครึ่งหนึ่งภายในปี 2573 (World Health Organization, 2022)

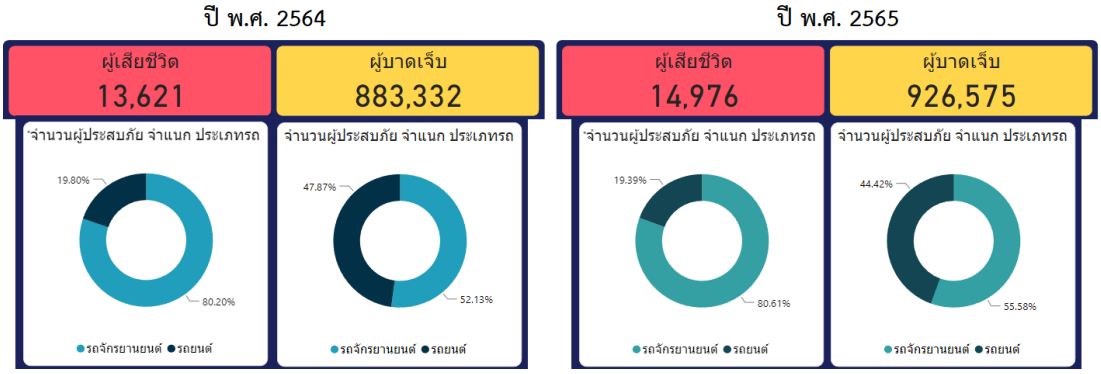


ภาพ 1 สถิติการเกิดอุบัติเหตุทางถนนในประเทศไทยช่วงปี 2555 - 2564

ที่มา: กรมทางหลวง, 2564

ข้อมูลอุบัติเหตุทางถนนในประเทศไทย

อุบัติเหตุทางถนนถือเป็น “ภัยเงียบ” ที่ผู้คนยังคงไม่ให้ความสนใจเท่าที่ควร แม้ว่าจากสถิติที่แสดงในภาพ 1 ประเทศไทยจะมีตัวเลขผู้เสียชีวิตจากอุบัติเหตุทางถนนในช่วง 10 ปี (พ.ศ. 2554 ถึง พ.ศ. 2563) เฉลี่ยปีละ 20,600 คน ซึ่งถือว่าเป็นตัวเลขที่สูงมาก โดยเฉพาะกลุ่มผู้มีอายุ 15 - 19 ปี ซึ่งการเสียชีวิตส่วนใหญ่เกิดกับผู้ใช้รถจักรยานยนต์ ภาครัฐจึงได้ตั้งเป้าหมายที่มีความท้าทาย โดยกำหนดให้อัตราการเสียชีวิตลดลงเหลือไม่เกินปีละ 12 ต่อประชากรแสนคน ภายในปี พ.ศ. 2570 ซึ่งปัจจุบันประเทศไทยมีอัตราการเสียชีวิตสูงถึงปีละ 27.2 ต่อประชากรแสนคน (ธนะพงศ์ จินวงษ์, 2564, น. 71) และจากข้อมูลการเกิดอุบัติเหตุทางถนนจากศูนย์ข้อมูลอุบัติเหตุเพื่อเสริมสร้างวัฒนธรรมความปลอดภัยทางถนน (ThaiRSC) ดังแสดงในภาพ 2 ในช่วง 2 ปีที่ผ่านมา (พ.ศ. 2564 ถึง พ.ศ. 2565) มีจำนวนผู้เสียชีวิตจากอุบัติทางถนนจำนวน 13,621 คน และ 14,976 คน ตามลำดับ อีกทั้งยังมีผู้บาดเจ็บ จำนวน 883,332 คน และ 926,575 คน ตามลำดับ (ศูนย์ข้อมูลอุบัติเหตุเพื่อเสริมสร้างวัฒนธรรมความปลอดภัยทางถนน, 2566)



ภาพ 2 สถิติผู้บาดเจ็บและเสียชีวิตจากอุบัติเหตุทางถนนในประเทศไทย

ที่มา: ศูนย์ข้อมูลอุบัติเหตุเพื่อเสริมสร้างวัฒนธรรมความปลอดภัยทางถนน (ThaiRSC), 2566

ลักษณะทางกายภาพทางหลวงและโอกาสการเกิดอุบัติเหตุ

ทางหลวงในประเทศไทย แบ่งออกเป็น 5 ประเภท ตามมาตรา 6 แห่งพระราชบัญญัติทางหลวง พ.ศ. 2549 ได้แก่ (กรมทางหลวง, 2560)

1. ทางหลวงพิเศษ คือ ทางหลวงที่จัดหรือทำไว้เพื่อให้การจราจรผ่านได้ตลอดรวดเร็วเป็นพิเศษ ตามที่รัฐมนตรีประกาศกำหนดและได้ลงทะเบียนไว้เป็นทางหลวงพิเศษ โดยกรมทางหลวงเป็นผู้ดำเนินการก่อสร้าง ขยาย บูรณะ และบำรุงรักษา รวมทั้งควบคุมให้มีการเข้าออกได้เฉพาะทางเสริมที่เป็นส่วนหนึ่งของทางหลวงพิเศษตามที่กรมทางหลวงจัดทำขึ้นไว้เท่านั้น

2. ทางหลวงแผ่นดิน คือ ทางหลวงสายหลักที่เป็นโครงข่ายเชื่อมระหว่างภาค จังหวัด อำเภอ ตลอดจนสถานที่สำคัญ ที่กรมทางหลวงเป็นผู้ดำเนินการก่อสร้าง ขยาย บูรณะ และบำรุงรักษา และได้ลงทะเบียนไว้เป็นทางหลวงแผ่นดิน

3. ทางหลวงชนบท คือ ทางหลวงที่กรมทางหลวงชนบทเป็นผู้ดำเนินการก่อสร้าง ขยาย บูรณะ และบำรุงรักษา และได้ลงทะเบียนไว้เป็นทางหลวงชนบท

4. ทางหลวงท้องถิ่น คือ ทางหลวงที่องค์กรปกครองส่วนท้องถิ่นเป็นผู้ดำเนินการก่อสร้าง ขยาย บูรณะ และบำรุงรักษา และได้ลงทะเบียนไว้เป็นทางหลวงท้องถิ่น

5. ทางหลวงสัมปทาน คือ ทางหลวงที่รัฐบาลได้สัมปทานตามกฎหมายว่าด้วยทางหลวงที่ได้รับสัมปทาน และได้ลงทะเบียนไว้เป็นทางหลวงสัมปทาน

จากข้อมูลอุบัติเหตุจราจรบนทางหลวงแผ่นดิน ของสำนักอำนวยความปลอดภัย กรมทางหลวง กระทรวงคมนาคม ได้แสดงค่าสถิติโอกาสการเกิดอุบัติเหตุ โดยจำแนกถนนตามลักษณะกายภาพ ได้แก่ จำนวนช่องจราจร ทิศทางการจราจร บริเวณทางกายภาพ โดยมีสถิติโอกาสการเกิดอุบัติเหตุ ดังนี้ (กรมทางหลวง, 2564)

1. จำนวนช่องจราจร ได้แก่ 2 ช่องจราจร, 4 ช่องจราจร, 6 ช่องจราจร และจำนวนช่องจราจร ตั้งแต่ 8 ช่องจราจรขึ้นไป

ตาราง 1 สถิติโอกาสการเกิดอุบัติเหตุแบ่งตามลักษณะจำนวนช่องจราจร

จำนวนช่องจราจร	โอกาสการเกิดอุบัติเหตุ	โอกาสการเสียชีวิต
2	0.21	0.17
4	0.49	0.11
6	0.11	0.08
>= 8	0.20	0.06

ที่มา: กรมทางหลวง, 2564

2. การแบ่งทิศทางการจราจร ได้แก่ ไม่มีเกาะกลาง และมีเกาะกลาง

ตาราง 2 สถิติโอกาสการเกิดอุบัติเหตุแบ่งตามการแบ่งทิศทางการจราจร

การแบ่งทิศทางการจราจร	โอกาสการเกิดอุบัติเหตุ	โอกาสการเสียชีวิต
ไม่มีเกาะกลาง	0.21	0.17
มีเกาะกลาง	0.79	0.09

ที่มา: กรมทางหลวง, 2564

3. บริเวณทางกายภาพ ได้แก่ ทางแยกรูป +, ทางแยกรูป Y และ T, ทางตรง, ทางโค้ง, สะพาน, จุดเปิดเกาะกลาง, ทางลาดชัน

ตาราง 3 สถิติโอกาสการเกิดอุบัติเหตุแบ่งตามบริเวณทางกายภาพ

บริเวณทางกายภาพ	โอกาสการเกิดอุบัติเหตุ	โอกาสการเสียชีวิต
ทางแยกรูป +	0.03	0.10
ทางแยกรูป Y และ T	0.05	0.09
ทางตรง	0.66	0.11
ทางโค้ง	0.13	0.10
สะพาน	0.02	0.14
จุดเปิดเกาะกลาง	0.06	0.12
ทางลาดชัน	0.02	0.07

ที่มา: กรมทางหลวง, 2564

ความสำคัญของอุบัติเหตุทางถนน

จากข้อมูลทางด้านสถิติข้างต้นซึ่งมีผู้เสียชีวิตจากอุบัติเหตุทางถนนเป็นจำนวนมากทั้งในประเทศไทยและทั่วโลก ประกอบกับผลกระทบต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นตามมาอีกมากมาย ทั้งยังเป็น 10 อันดับแรกของสาเหตุการเสียชีวิตของมนุษย์ทั่วโลก (Chen, S., Kuhn, M., Prettner, K., & Bloom, D. E., 2019) อุบัติเหตุทางถนนจึงเป็น “ภัยเงียบ” ที่ยังอันตรายและท้าทายการจัดการ (ธนะพงศ์ จินวงษ์, 2564) ก่อให้เกิดความสูญเสียต่อบุคคล ครอบครัว และเศรษฐกิจของประเทศโดยรวม สมัชชาใหญ่แห่งสหประชาชาติ (The United Nations General Assembly) ซึ่งเป็นองค์กรระดับโลกและภาครัฐของประเทศไทยได้เล็งเห็นถึงความสำคัญของปัญหานี้ จึงได้กำหนดเป้าหมายที่จะลดการเสียชีวิตและลดการเกิดอุบัติเหตุทางถนน ดังนั้น อุบัติเหตุทางถนนจึงเป็นปัญหาที่สำคัญอันดับต้น ๆ ของคนทั่วโลก และควรมีมาตรการหรือวิธีการที่ช่วยลดการเกิดอุบัติเหตุหรือลดความสูญเสียที่จะเกิดขึ้น

ปัญญาประดิษฐ์และการเรียนรู้เชิงลึก

ปัญญาประดิษฐ์ (AI)

IBM Cloud Education (2020) ได้ให้ความหมายของปัญญาประดิษฐ์ ไว้ว่า AI เป็นปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้ประโยชน์จากคอมพิวเตอร์และเครื่องจักรเพื่อเลียนแบบความสามารถในการแก้ปัญหาและการตัดสินใจเสมือนความรู้สึกนึกคิดของมนุษย์ โดยคำจำกัดความของปัญญาประดิษฐ์ (AI) ปรากฏขึ้นในช่วงสองสามทศวรรษที่ผ่านมา ในปี 1950 ได้มีการสนทนาเรื่องปัญญาประดิษฐ์ ผลงานของ Alan Turing เรื่อง “Computing Machinery and Intelligence” ถือเป็นจุดเริ่มต้น และในเวลาต่อมาถูกเรียกว่า “บิดาแห่งวิทยาการคอมพิวเตอร์” โดยมีการตั้งคำถามว่า “เครื่องจักรคิดได้หรือไม่” และได้เสนอการทดสอบที่ในปัจจุบันรู้จักกันในชื่อ “Turing Test” โดยผู้ตรวจสอบที่เป็นมนุษย์จะพยายามแยกแยะระหว่างการตอบกลับข้อความจากคอมพิวเตอร์และการตอบกลับข้อความของมนุษย์ การทดสอบนี้จึงเป็นส่วนสำคัญของประวัติศาสตร์ AI ที่นำแนวคิดเชิงปรัชญามาใช้ในด้านภาษาศาสตร์ จากนั้นในปี 2004 John McCarthy ได้ให้คำจำกัดความของ AI ว่าเป็นวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมของการสร้างเครื่องจักรอัจฉริยะ โดยเฉพาะโปรแกรมคอมพิวเตอร์อัจฉริยะ มีความเกี่ยวข้องกับงานที่คล้ายกันของการใช้คอมพิวเตอร์เพื่อทำความเข้าใจความฉลาดของมนุษย์ และไม่มีข้อจำกัดทางชีวภาพ

ข้อมูลจากเว็บไซต์ Oracle (2022) ได้ให้ความหมายของปัญญาประดิษฐ์ ไว้ว่า AI ย่อมาจาก Artificial Intelligence หมายถึง ระบบ (Systems) หรือเครื่องจักร (Machines) ที่เลียนแบบสติปัญญาของมนุษย์ สามารถทำงานและปรับปรุงตนเองตามข้อมูลที่รวบรวมได้อยู่ตลอดเวลา ตัวอย่างเช่น แชทบอท ถือเป็นผู้ช่วยอัจฉริยะที่ใช้ AI ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่สำคัญของข้อความจากชุดข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อทำความเข้าใจปัญหาของลูกค้าได้เร็วขึ้นและให้คำตอบที่มีประสิทธิภาพ เป็นต้น ดังนั้น AI จึงเป็นเรื่องเกี่ยวกับกระบวนการและความสามารถในการคิดและวิเคราะห์ข้อมูลที่เหนือชั้น ถึงแม้ว่า AI จะอยู่ในรูปแบบของหุ่นยนต์ที่ทรงประสิทธิภาพเปรียบเสมือนผู้ครองโลก ซึ่ง AI ไม่ได้มุ่งหมายมาแทนที่มนุษย์ แต่มีจุดมุ่งหมายเพื่อสนับสนุนและเพิ่มขีดความสามารถมนุษย์

Namjatturas, J. (2019) อธิบายไว้ว่า ปัญญาประดิษฐ์ หรือ AI เป็นการรวบรวมความฉลาดของมนุษย์เพื่อนำเข้าสู่เครื่องจักร (Machine) ได้แก่ ชุดโค้ด (Code) เทคนิค (Technique) หรืออัลกอริทึม (Algorithm) ต่าง ๆ ทำให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถพัฒนาตัวเอง เลียนแบบและแสดงพฤติกรรมของมนุษย์ได้ ทำให้เครื่องจักรสามารถแก้ปัญหาหรือแก้อัลกอริทึมตามชุดคำสั่งที่สร้างไว้ได้ เราเรียกการทำงานเช่นนี้ว่า “ปัญญาประดิษฐ์” โดยสามารถแบ่งเป็นสองกลุ่ม ได้แก่ แบบทั่วไป (General AI) ที่สามารถแก้ปัญหาได้อย่างชาญฉลาดเหมือนกับที่กล่าวไปข้างต้น และแบบแคบ (Narrow AI) ที่สามารถทำงานเฉพาะด้านได้ดีและในบางครั้งก็ทำได้ดีกว่ามนุษย์ ซึ่งในปัจจุบันเป็นยุคที่หลาย ๆ คนเรียกว่า Weak AI หรือเป็นยุคที่ปัญญาประดิษฐ์มีความสามารถเฉพาะทางหรือเก่ง

ในบางเรื่องเท่านั้น ยังไม่สามารถทำได้หลาย ๆ ด้านเหมือนกับมนุษย์ ซึ่งตอนนี้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ยังถือว่าอยู่ในช่วงเริ่มต้นของการพัฒนา และคาดว่าจะมีการพัฒนาให้มีความสามารถเหนือมนุษย์ในช่วง Strong AI การที่จะเปลี่ยนผ่านไปสู่ช่วงนั้นได้ เครื่องจักรจำเป็นต้องเรียนรู้ทั้งในด้านเทคนิค วิธีการคิด และกระบวนการจัดเก็บข้อมูลในสมองของมนุษย์

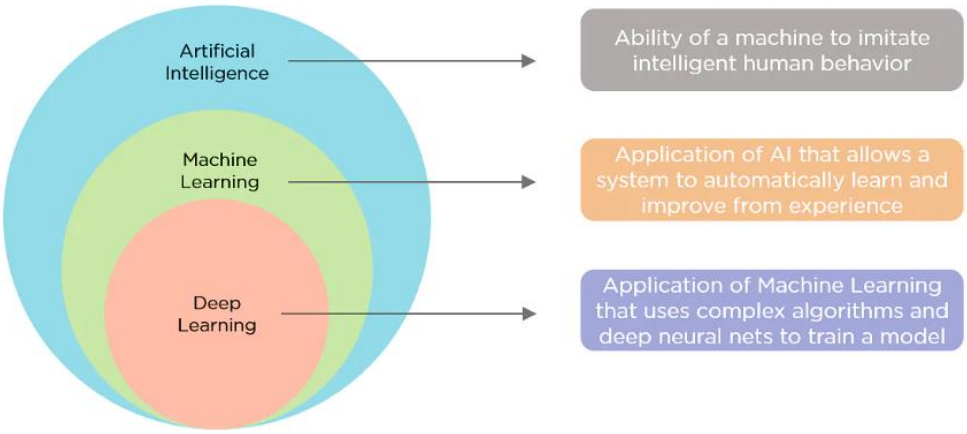
Shruti, M. (2022) ได้ให้ความหมายของปัญญาประดิษฐ์ ไว้ว่า Artificial Intelligence หรือที่เรียกกันทั่วไปว่า AI คือ กระบวนการส่งผ่านข้อมูล สารสนเทศ และความฉลาดของมนุษย์ไปยังเครื่องจักร โดยมีเป้าหมายหลัก คือ การพัฒนาเครื่องจักรที่พึ่งพาตนเองได้ โดยเลียนแบบพฤติกรรมมนุษย์ สามารถแก้ไขปัญหาจากการเรียนรู้ คิดและทำได้เหมือนมนุษย์ ดังนั้น ระบบ AI ส่วนใหญ่จึงเป็นการจำลองความฉลาดทางธรรมชาติของมนุษย์เพื่อแก้ปัญหาที่มีความยุ่งยากและซับซ้อน ตัวอย่างเช่น การทำงานของ Amazon Echo ลำโพงอัจฉริยะที่ใช้ Alexa ซึ่งเป็นเทคโนโลยี AI ผู้ช่วยเสมือนที่พัฒนาโดย Amazon Alexa สามารถโต้ตอบด้วยเสียง เล่นเพลง ตั้งนาฬิกาปลุก และให้ข้อมูลแบบเรียลไทม์ เช่น รายงานข่าว สภาพอากาศ กีฬา การจราจร เป็นต้น มีหลักการทำงาน คือ เมื่อต้องการทราบอุณหภูมิปัจจุบันในชิคาโก เสียงของบุคคลนั้นจะถูกแปลงเป็นรูปแบบที่เครื่องเข้าใจได้ก่อน จากนั้นจะถูกป้อนเข้าสู่ระบบ Amazon Alexa เพื่อวิเคราะห์และประมวลผล แล้วส่งออกมาเป็นเอาต์พุตเสียงผ่าน Amazon Echo ดังภาพ 3

ภาพ 3 ตัวอย่างการทำงานของ AI

ที่มา: Shruti, M., 2022

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

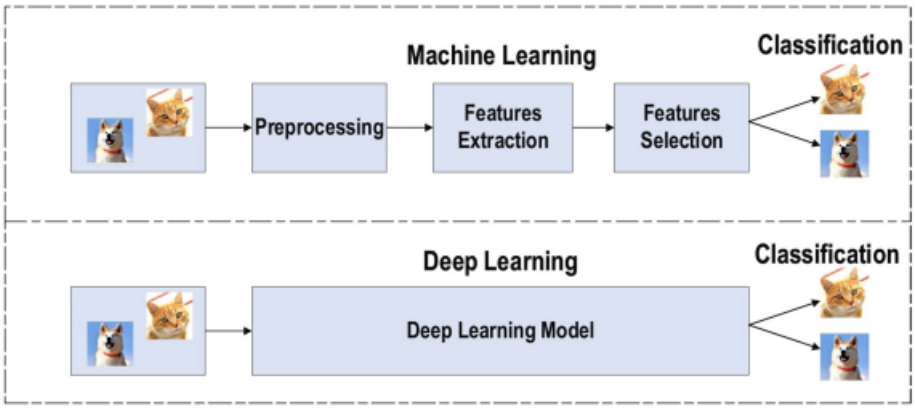
จากข้อมูลทางเว็บไซต์ของ IBM Cloud Education (2020) ได้อธิบายไว้ว่า เนื่องจากการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) และการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) มักจะถูกใช้สลับกัน ดังนั้น จึงควรสังเกตความแตกต่างระหว่างทั้งสอง นั่นคือ ทั้ง Deep Learning และ Machine Learning เป็นสาขาย่อยของปัญญาประดิษฐ์ (AI) และ Deep Learning เป็นสาขาย่อยของ Machine Learning ดังแสดงในภาพ 4



ภาพ 4 Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning

ที่มา: Shruti, M., 2022

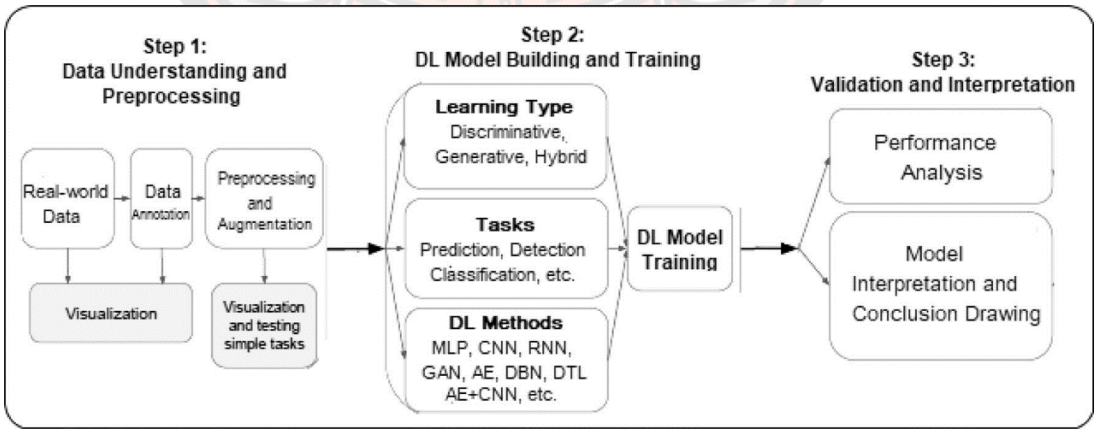
Alzubaidi, L. et al. (2021) ได้อธิบายว่า DL (Deep learning) เป็นส่วนย่อยของ ML (Machine Learning) มีแนวคิดมาจากรูปแบบการประมวลผลข้อมูลที่พบในสมองของมนุษย์ การทำงานของ DL ไม่ได้ขึ้นอยู่กับกฎที่ออกแบบโดยมนุษย์ แต่ใช้ข้อมูลจำนวนมากเพื่อจับคู่สิ่งที่รับเข้ามา (input) แล้วกำหนดป้ายกำกับเฉพาะตามที่ได้ออกแบบไว้โดยใช้อัลกอริทึมหลายชั้น (Artificial Neural Networks หรือ ANNs) ซึ่งแต่ละชั้นจะมีการตีความข้อมูลที่รับเข้ามาแตกต่างกัน ส่วนการจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิค ML จะมีหลายลำดับขั้นตอนตั้งแต่ขั้นก่อนการประมวลผล การแยกคุณลักษณะ การเลือกคุณสมบัติ การเรียนรู้ และการจำแนกประเภท ซึ่งการเลือกคุณสมบัติมีผลอย่างมากต่อประสิทธิภาพของเทคนิค ML อาจเกิดการลำเอียงและนำไปสู่ความผิดพลาดขึ้นได้ แต่ในทางกลับกัน DL จะมีความสามารถในการเรียนรู้อัตโนมัติจากชุดคุณลักษณะเฉพาะสำหรับหลากหลายงาน ทำให้ DL สามารถเรียนรู้และจำแนกข้อมูลได้สำเร็จในครั้งเดียว ดังแสดงในภาพ 5 ดังนั้น DL จึงกลายเป็นที่นิยมอย่างไม่น่าเชื่อภายในเวลาไม่กี่ปีที่ผ่านมา



ภาพ 5 ความแตกต่างระหว่าง Machine Learning กับ Deep Learning

ที่มา: Alzubaidi, L. et al., 2021

Sarker, I. H. (2021) ได้อธิบายว่า โมเดล DL (Deep Learning) ประกอบด้วย Convolution Neural Network (CNN), Recurrent Neural Network (RNN), ตัวเข้ารหัสอัตโนมัติ (autoencoder), Deep Belief Network (DBN) หรืออื่น ๆ อีกมากมาย โดยสามารถสรุปเป็นลำดับการทำงาน (workflow) ได้ 3 ลำดับขั้นตอน ได้แก่ 1) ขั้นตอนการทำความเข้าใจข้อมูลและเตรียมการประมวลผล 2) ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองและการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training) และ 3) ขั้นตอนการตรวจสอบและการตีความ ดังแสดงในภาพ 6

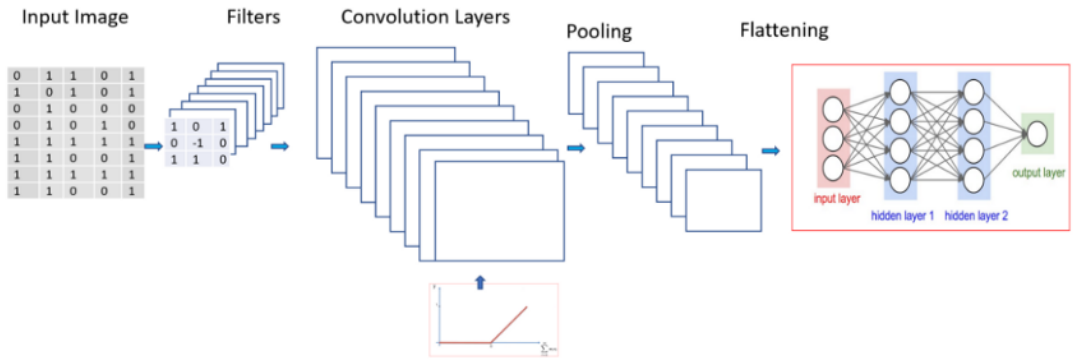


ภาพ 6 ลำดับขั้นตอนการทำงานของการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning workflow)

ที่มา: Sarker, I. H. et al., 2021

Convolutional Neural Network (CNN)

ด้วยความสามารถในการจดจำรูปแบบอันทรงพลัง CNN จึงถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายในด้านการจำแนกรูปภาพ (Image Recognition) ทั้งยังสามารถนำมาประยุกต์ใช้งานด้านการคาดการณ์ทางเศรษฐศาสตร์ (Economic Prediction) อีกด้วย โดย CNN เป็นระบบที่ทำงานคล้ายกับโครงข่ายประสาทในสมองของมนุษย์ (Neurons) ที่ประกอบด้วย เซลล์ประสาทหลายเซลล์เชื่อมต่อกัน (multiple neurons connected) มีการสร้างโครงข่ายประสาท (Neural Network) แบบหลายชั้น (Layer) ซ้อน ๆ กัน สามารถกระจายน้ำหนักและเกิดการเรียนรู้ในระหว่างชั้นได้ (Hu, Z., Zhao, Y., & Khushi, M., 2021) โดยโครงสร้างการทำงานของ CNN แสดงดังภาพ 7

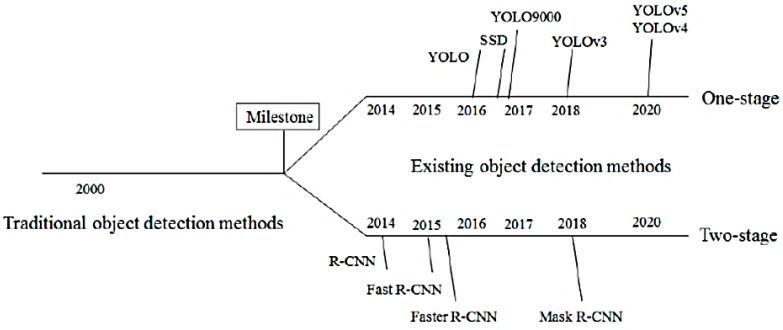


ภาพ 7 โครงสร้างการทำงานของ CNN (Convolutional Neural Network)

ที่มา: Khandelwal, R., 2020

เทคโนโลยีการตรวจจับวัตถุ (Object Detection Technology)

Yao-Liang Chung, & Chuan-Kai Lin (2020) ได้อธิบายประวัติของเทคโนโลยีด้านการตรวจจับวัตถุไว้ว่า หากย้อนหลังไปประมาณ 20 ปี ได้มีการค้นพบครั้งสำคัญขึ้นในปี 2014 ซึ่งเป็นช่วงที่มีการปรับปรุงความสามารถในการคำนวณของหน่วยประมวลผลกราฟิก (GPU) เช่นเดียวกับความก้าวหน้าในด้านเทคนิคการจดจำภาพด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก และด้วยเหตุนี้จึงทำให้ปี 2014 ถือเป็นช่วงเวลาที่สำคัญในการพัฒนาอัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ จากวิธีการดั้งเดิมสู่เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก ดังแสดงในภาพ 8



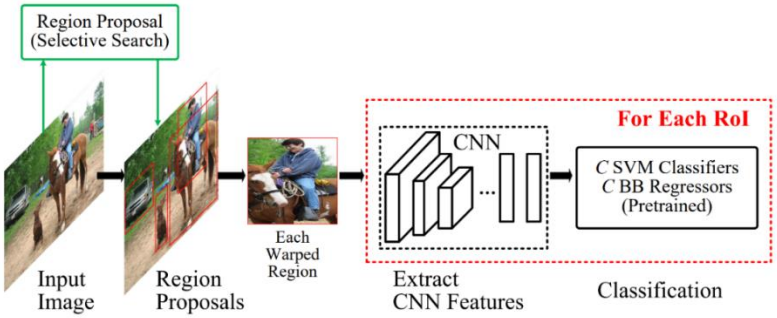
ภาพ 8 ลำดับการพัฒนาอัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ

ที่มา: Yao-Liang Chung & Chuan-Kai Lin, 2020

อัลกอริทึมที่ปรากฏในภาพ 9 เป็นอัลกอริทึมที่มีการใช้งานในปัจจุบัน ได้แก่ R-CNN (Region Based Convolutional Neural Network), SSD (Single Shot Multi-Box Detector) และ YOLO (You Only Look Once) โดยมีลักษณะโครงสร้างการทำงาน ดังนี้

R-CNN (Region Based Convolutional Neural Network)

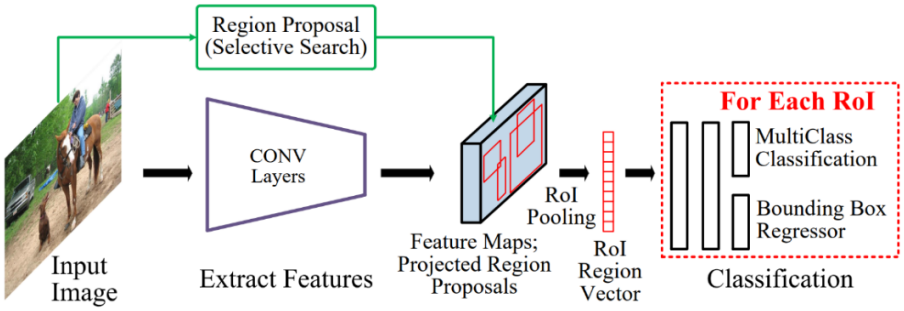
Nurcahyo, R., & Iqbal, M. (2022) ได้อธิบายว่า R-CNN คือ ก้าวแรกสำหรับ Faster R-CNN เป็นการค้นหาแบบเลือกสรรเพื่อค้นหาพื้นที่สนใจ โดยพยายามค้นหาพื้นที่ที่อาจเป็นวัตถุด้วยการรวมพิกเซลและพื้นผิวที่คล้ายกันไว้ในกล่องสี่เหลี่ยมต่าง ๆ จำนวน 2,000 กล่อง แล้วส่งต่อไปยังโมเดล CNN ที่ผ่านการฝึกระบบเพื่อให้เกิดการรู้จำล่วงหน้าแล้ว ผลที่ได้จะผ่าน SVM Classifiers เพื่อทำการจัดหมวดหมู่ และผ่าน BB Regressors เพื่อคำนวณค่าระหว่างกรอบขอบเขตที่คาดการณ์ไว้ (predicted bounding box) กับกรอบขอบเขตจริงบนภาพ (ground-truth bounding box) ดังแสดงในภาพ 9



ภาพ 9 โครงสร้างการทำงานของ R-CNN

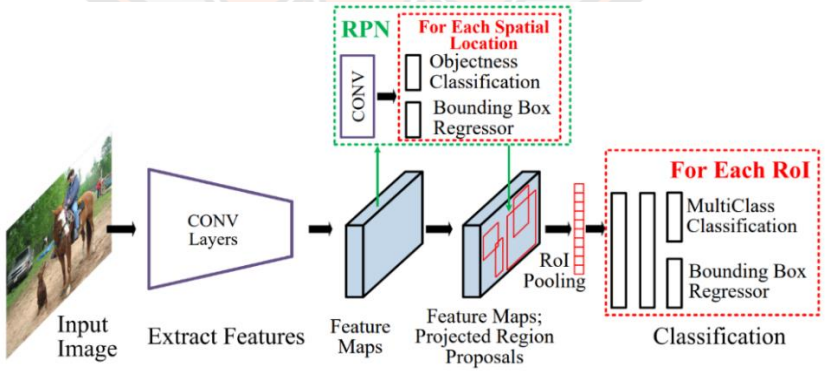
ที่มา: Liu, L. et al., 2019

Diwan, A., Gupta, V., & Chadha, C. (2021) ได้อธิบายถึง Fast R-CNN และ Faster R-CNN ไว้ว่า Fast R-CNN เป็นการนำรูปภาพที่รับเข้ามาไปยัง CNN เพื่อระบุพื้นที่ของวัตถุและจัดให้อยู่ในกรอบสี่เหลี่ยม แล้วส่งผ่านไปยัง RoI pooling layer เพื่อปรับและกำหนดขนาดของภาพวัตถุ แล้วส่งต่อไปยัง RoI vector ซึ่งมี Softmax layer ในการคาดเดาพื้นที่และค่า offset สำหรับสร้างกรอบล้อมรอบวัตถุ (ดังแสดงในภาพ 10) ส่วน Faster R-CNN คือ Fast R-CNN ที่ตัดอัลกอริทึมการค้นหาแบบคัดเลือก (selective search) ออก โดยภาพที่ถูกป้อนเข้าไปยัง CNN สร้างจาก convolutional feature map และเนื่องจากมีการคัดเลือกเพื่อตัดอัลกอริทึมการค้นหาออก จึงมีการใช้ network แยกต่างหากเพื่อคาดเดาพื้นที่ ส่วน RoI pooling layer ทำหน้าที่ปรับขนาดพื้นที่สำหรับจำแนกภาพโดยการคาดเดาพื้นที่และค่า offset สำหรับทำกรอบล้อมรอบวัตถุ (ดังแสดงในภาพ 11)



ภาพ 10 โครงสร้างการทำงานของ Fast R-CNN

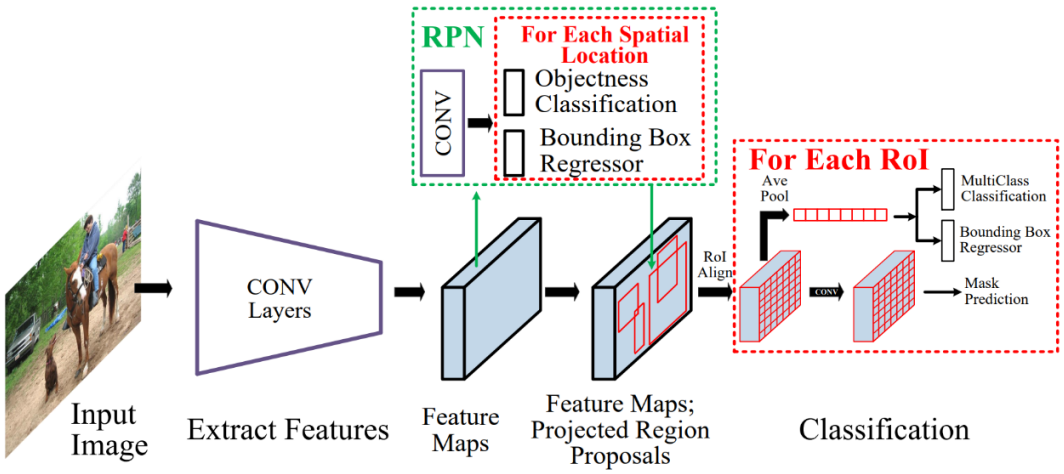
ที่มา: Liu, L. et al., 2019



ภาพ 11 โครงสร้างการทำงานของ Faster R-CNN

ที่มา: Liu, L. et al., 2019

Diwan, A., Gupta, V., & Chadha, C. (2021) ได้อธิบายถึง Mask R-CNN ไว้ว่า Mask R-CNN เป็น DNN (Deep Neural Network) ที่เน้นการแบ่งส่วน โดยทำงาน 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนแรกจะมีการสร้างพื้นที่ตามลักษณะปรากฏของวัตถุในรูปที่รับเข้ามา โดยใช้ Region Proposal Network (RPN) ในการผูกคุณสมบัติตามตำแหน่งของภาพ ส่วนในขั้นตอนที่ 2 เป็นการคาดเดาเพื่อสร้างชั้นของวัตถุ (object class) จัดระเบียบกล่องรอบวัตถุ (bounding box: bbox) และ mask ในระดับพิกเซล (pixel level) ให้กับ object class ด้วยหลักการแบบ Binary mask classifier โดยโครงสร้างการทำงานของ Mask R-CNN แสดงดังภาพ 12



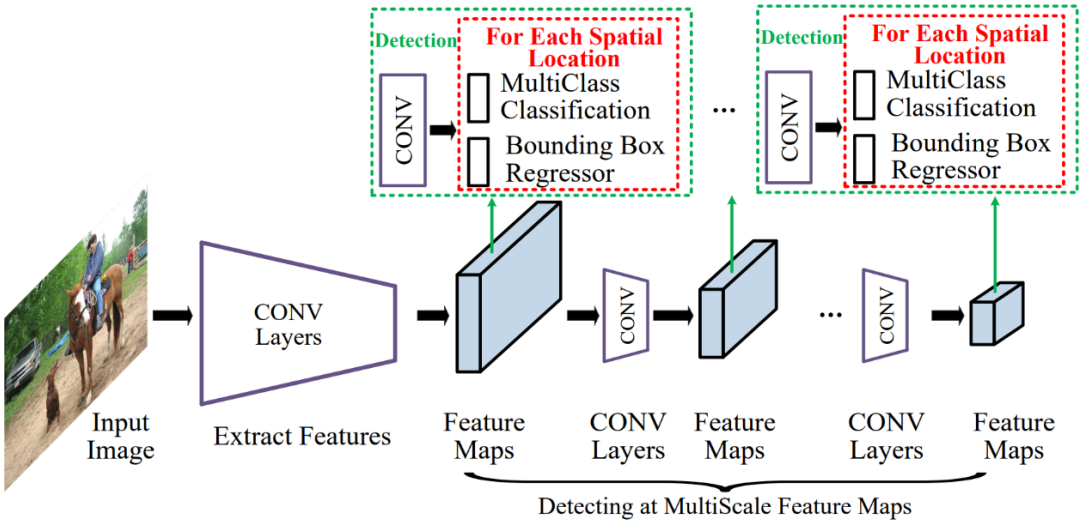
ภาพ 12 โครงสร้างการทำงานของ Mask R-CNN

ที่มา: Liu, L. et al., 2019

SSD (Single Shot Multi-Box Detector)

Morera, Á., Sánchez, Á., Moreno, B. A., Sappa, D. Á., & Vélez, J. F. (2020) ได้อธิบายเกี่ยวกับอัลกอริทึม SSD ไว้ว่า Liu, L. et al. ได้นำเสนอเทคนิคการตรวจจับหลายตัวอ้างอิงและหลายความละเอียด โดยเทคนิคการตรวจจับหลายตัวอ้างอิง คือการกำหนดชุดของกรอบสมอ (anchor box) ในรูปภาพที่มีขนาดและอัตราส่วน ณ ตำแหน่งที่แตกต่างกัน แล้วทำการตรวจหากรอบตามข้อมูลอ้างอิง ส่วนเทคนิคหลายความละเอียด คือ การตรวจจับวัตถุที่มีหลายอัตราส่วน (scale) และหลายชั้น (layer) จึงทำให้ SSD สามารถตรวจจับได้หลายวัตถุที่มีในภาพ และสามารถจำแนกหมวดหมู่ของวัตถุในแต่ละกรอบได้ หลักการทำงานของ SSD คือ 1) Extract Features โดยใช้

VGG16 และ 2) ใช้ตัวกรองแบบ convolutional (CONV) เพื่อตรวจจับวัตถุโดยใช้เลเยอร์ Conv4_3 ของ VGG16 โดยมีโครงสร้างการทำงานดังแสดงในภาพ 13



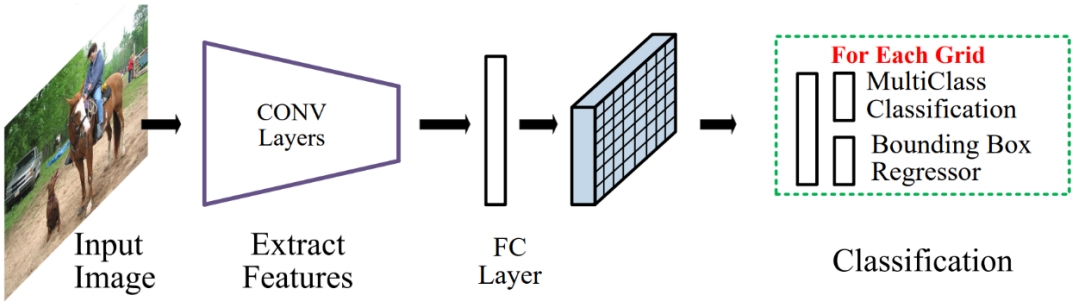
ภาพ 13 โครงสร้างการทำงานของ SSD

ที่มา: Liu, L. et al., 2019

YOLO (You Only Look Once)

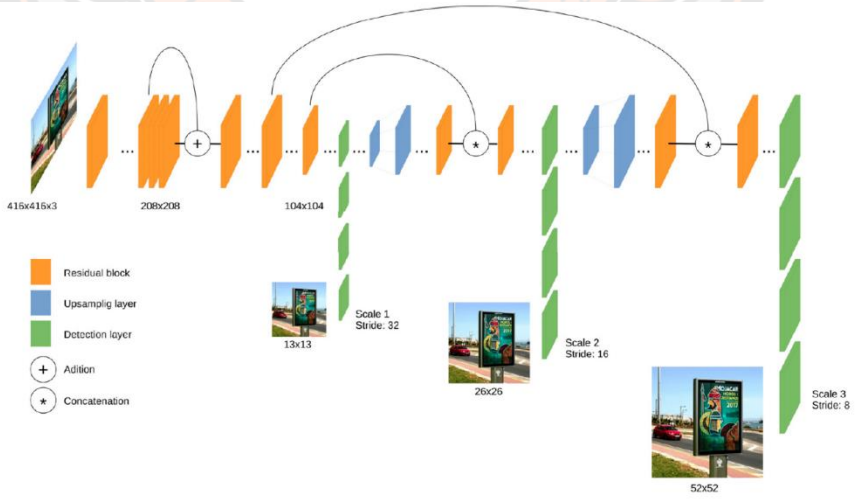
Morera, Á., Sánchez, Á., Moreno, B. A., Sappa, D. Á., & Vélez, J. F. (2020) อธิบายเกี่ยวกับอัลกอริทึม YOLO ไว้ว่า Redmon et al. ได้นำเสนอเทคนิคที่เน้นการประมวลผลแบบเรียลไทม์ นั่นก็คือ You Only Look Once หรือ YOLO โดยได้รับแนวคิดจาก GoogleNet ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้ความพิเศษของโครงข่ายประสาทเทียมในการแบ่งภาพออกเป็นส่วน ๆ พร้อมกับทำนายขอบเขตและความน่าจะเป็นของแต่ละส่วน กรอบล้อมรอบวัตถุจะถูกกำหนดตามความน่าจะเป็นที่คาดการณ์ไว้ อัลกอริทึม YOLO จะแบ่งภาพออกเป็นตาราง N x N ช่อง โดยที่แต่ละช่องจะมีการคาดเดาไว้เพียงวัตถุเดียว โดยการนำ non-maxima suppression algorithm มาประยุกต์ใช้ ซึ่งการตรวจพบหนึ่งวัตถุต่อเซลล์กริดนี้ จะไม่คำนึงถึงจำนวนกรอบและไม่จำกัดจำนวนกรอบแต่จะนับเฉพาะกรอบที่มั่นใจเท่านั้น โดยทั่วไปแล้ว YOLO จะใช้ ImageNet สำหรับในขั้น pre-training แล้วใช้ชุดข้อมูลการตรวจจับเป้าหมายสำหรับในขั้น training นอกจากนี้ยังได้มีการปรับปรุงหลายอย่างในสถาปัตยกรรม YOLO จึงเกิดเป็น YOLOv2 และ YOLOv3 ทำให้มีความแม่นยำในการตรวจจับเพิ่มมากขึ้นและยังคงไว้ซึ่งความเร็วในการตรวจจับวัตถุที่สูงมาก ตัวอย่างเช่น ใน YOLOv3 ได้มีการใช้

ตัวแปรของสถาปัตยกรรม Darknet และมีการฝึกจำนวน 53 เลเยอร์ด้วยชุดข้อมูล ImageNet dataset ซึ่งเป็น Pascal VOC dataset ดังนั้นจึงทำให้ YOLOv3 มีประสิทธิภาพเหนือกว่าอัลกอริทึมการตรวจจับส่วนใหญ่ที่เป็นแบบเรียลไทม์ การเพิ่มการเชื่อมต่อและการสุ่มตัวอย่างทำให้สามารถตรวจจับภาพวัตถุที่มีอัตราส่วนต่างกันได้ถึง 3 แบบ ทำให้ YOLOv3 ฉลาดขึ้นและยังสมารถตรวจจับวัตถุขนาดเล็กได้ แต่อาจมีการความเร็วในการประมวลผลที่ช้ากว่าเวอร์ชั่นก่อนหน้า โดยโครงสร้างการทำงานของ YOLO แสดงดังภาพ 14 และ YOLOv3 แสดงดังภาพ 15



ภาพ 14 โครงสร้างการทำงานของ YOLO

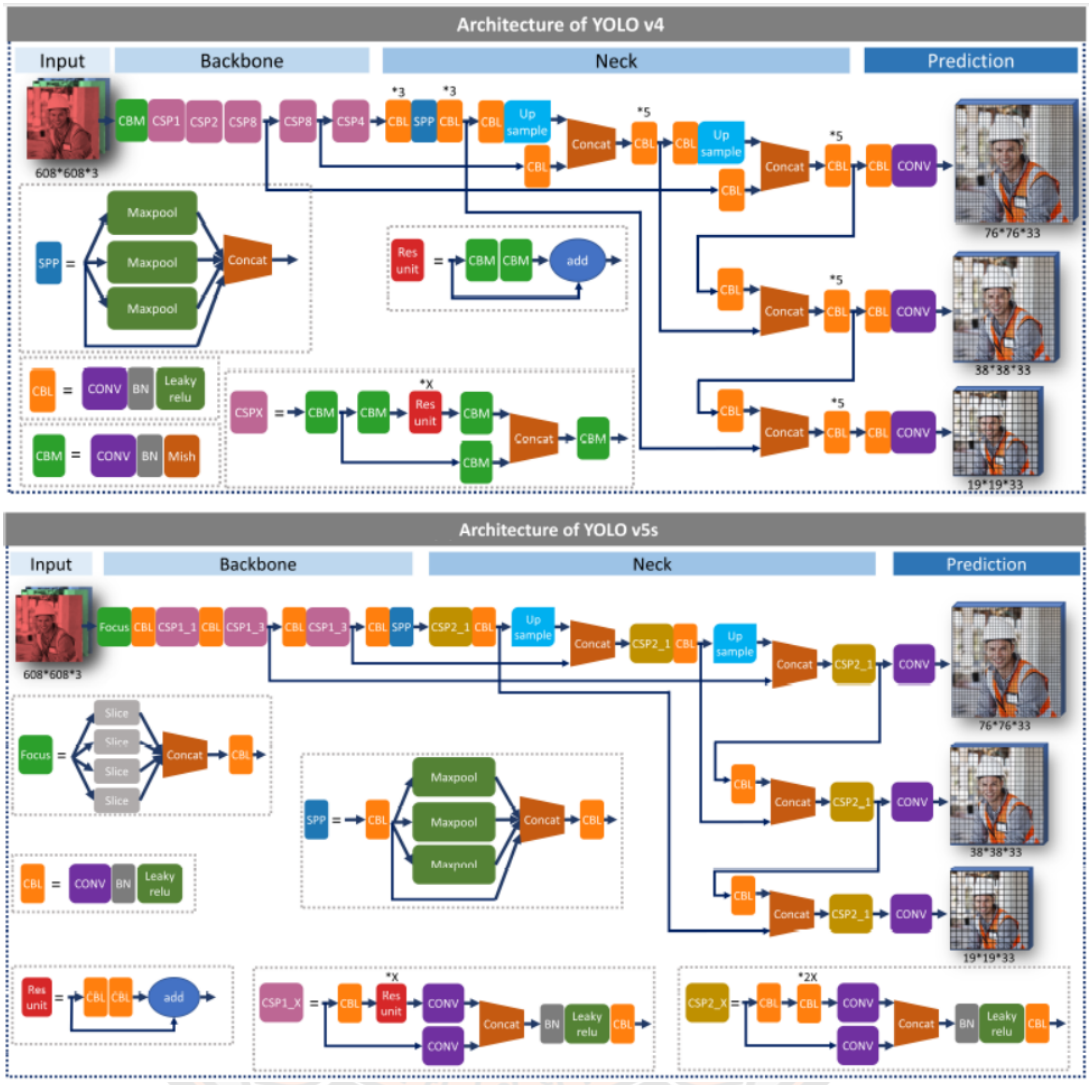
ที่มา: Liu, L. et al., 2019



ภาพ 15 โครงสร้างการทำงานของ YOLOv3

ที่มา: Morera, Á. et al., 2020

Wang, Z., Wu, Y., Yang, L., Thirunavukarasu, A., Evison, C., & Zhao, Y. (2021) ได้อธิบายถึง YOLOv4 และ YOLOv5 ไว้ว่า YOLOv4 ได้เปิดตัวในปี 2020 มีการปรับปรุงความแม่นยำเฉลี่ย (Mean Average Precision: mAP) ขึ้นร้อยละ 10 และค่าความเร็วในหน่วยเฟรมต่อวินาที (Frame Per Second: FPS) ขึ้นร้อยละ 12 เมื่อเทียบกับ YOLOv3 ซึ่งความแตกต่างที่สำคัญระหว่าง YOLOv4 กับ YOLOv3 ก็คือ โครงสร้างโครงข่าย (network structure) และการเพิ่มเทคนิควิธีการ โดย YOLOv4 ได้เปลี่ยนแกนหลัก (backbone) จาก Darknet53 เป็น CSPDarknet53 และเพิ่มเทคนิควิธีการต่าง ๆ เช่น adopted, Random Erase, Cutout, Hide and Seek, Grid Mask, MixUp, Cutmix, Self-Adversarial Training, Class label smoothing, และ Mosaic data augmentation เป็นต้น ส่วน YOLOv5 ได้เปิดตัวในไม่นานมานี้ด้วยการให้ source code ไว้ใน Github ซึ่งมีความแตกต่างกัน 5 ประการ คือ ประการแรก YOLOv5 มีการใช้งานฟังก์ชัน leaky relu เพียงฟังก์ชันเดียว (ใน CBL module) ส่วน YOLOv4 มีการใช้งานทั้งฟังชัน leaky relu (ใน CBL module) และฟังก์ชัน mish (ใน CBM module) ประการที่สอง YOLOv5 ใช้ Focus ซึ่งเป็นโมดูลใหม่และเป็นจุดเริ่มต้นของ backbone โดยมีการแบ่งภาพที่รับเข้ามาออกเป็น 4 ส่วนเล็ก ๆ แล้วนำมาประกอบกันในขั้น convolution ประการที่สาม YOLOv5 ใช้ CSPNet 2 โมดูลทั้งใน backbone และ neck ตามลำดับ ในการรวม feature maps ตั้งแต่เริ่มต้นจนสิ้นสุดเพื่อลดการคำนวณและรักษาความถูกต้องของการประมวลผล การใช้ CSP2_x ในขั้น neck เป็นการเพิ่มประสิทธิภาพให้กับ YOLOv5 เมื่อเทียบกับ YOLOv4 ประการที่สี่ YOLOv5 ใช้ CIoU loss เป็นฟังก์ชันสำหรับ regression loss ในการสร้างกล่องรอบวัตถุ แทนการใช้ GIoU loss ใน YOLOv4 เพื่อแก้ปัญหาการคำนวณขอบเขตที่ไม่ซับซ้อนกัน และ CIoU ยังเป็นการพิจารณาถึงปัจจัยทางเรขาคณิต 3 ด้าน ได้แก่ พื้นที่ทับซ้อน ระยะทาง และอัตราส่วนภาพ ทำให้การจำแนกวัตถุกรณีที่ยากลำบากทำได้ดีขึ้น มีความเร็วและความแม่นยำมากขึ้น ประการสุดท้าย YOLOv5 ใช้ Pytorch ในขั้นตอน traning processing ซึ่งมีความเหมาะสมกว่าการใช้ Darknet โดยโครงสร้างการทำงานของ YOLOv4 และ YOLOv5 แสดงดังภาพ 16

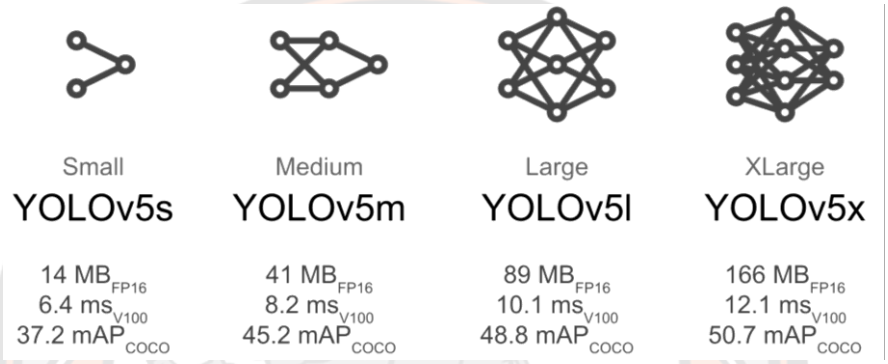


ภาพ 16 โครงสร้างการทำงานของ YOLOv4 และ YOLOv5

ที่มา: Wang, Z. et al., 2021

YOLOv5 (You Only Look Once Version 5)

YOLOv5 มีหลายโมเดลหรือหลายขนาด ดังแสดงในภาพ 17 โดยโมเดลที่มีขนาดใหญ่ที่สุดก็คือ YOLOv5x ซึ่งเป็นโมเดลที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าในเกือบทุกกรณี แต่เนื่องจากมีพารามิเตอร์ที่มากกว่าจึงต้องใช้หน่วยความจำ CUDA (Compute Unified Device Architecture) มากขึ้นในการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training) และมีการทำงานที่ช้าลง ดังนั้น YOLOv5s และ YOLOv5m เหมาะกับการปรับใช้บนมือถือ (mobile) ส่วน YOLOv5l และ YOLOv5x เหมาะสำหรับการปรับใช้บนคลาวด์ (cloud)



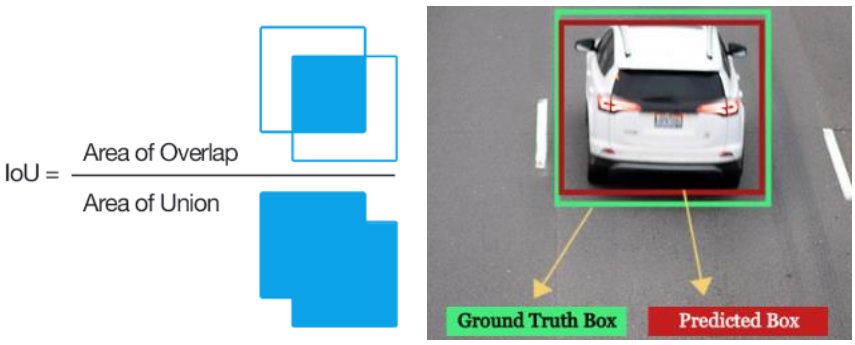
ภาพ 17 ภาพแสดงการเปรียบเทียบขนาดโมเดลของ YOLOv5

ที่มา: Jocher, G., 2022

ค่าประสิทธิภาพการตรวจจับวัตถุ

Deval Shah (2022) อธิบายเกี่ยวกับค่าดัชนีชี้วัดและค่าต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับประสิทธิภาพการตรวจจับวัตถุ ดังนี้

Intersection over Union (IoU) เป็นดัชนีที่ใช้ในการประเมินการทับซ้อนระหว่างกรอบขอบเขตจริงบนภาพ (Ground Truth Box) และกรอบขอบเขตที่คาดการณ์ไว้ (Predicted Box) โดยวิเคราะห์ว่าการตรวจจับนั้นถูกต้อง (True Positive) หรือไม่ถูกต้อง (False Positive) สูตรการคำนวณแสดงในภาพ 18



ภาพ 18 ตัวอย่างการทับซ้อนและวิธีการคำนวณค่า IoU

ที่มา: Shah, D., 2022

True Positive (TP) หมายถึง สิ่งที่ทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น ในกรณีที่ทำนายไว้ว่า จริง และสิ่งที่เกิดขึ้น คือ จริง

True Negative (TN) หมายถึง สิ่งที่ทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น ในกรณีที่ทำนายไว้ว่า ไม่จริง และสิ่งที่เกิดขึ้น คือ ไม่จริง

False Positive (FP) หมายถึง สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น คือทำนายว่า จริง แต่สิ่งที่เกิดขึ้น คือ ไม่จริง

False Negative (FN) หมายถึง สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับที่เกิดขึ้นจริง คือทำนายว่าไม่จริง แต่สิ่งที่เกิดขึ้น คือ จริง

Accuracy (ค่าความถูกต้อง) เป็นค่าที่แสดงถึงค่าความถูกต้องในการทำนายที่ตรงกับความเป็นจริง ดังแสดงในสมการ 1

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \qquad (1)$$

Precision (ค่าความแม่นยำ) เป็นการเปรียบเทียบการทำนายที่ถูกต้องว่าเป็นจริงและก็เกิดขึ้นจริง (TP) กับ การทำนายว่าจริงแต่สิ่งที่เกิดขึ้นกลับไม่จริง (FP) ดังแสดงในสมการ (2)

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \qquad (2)$$

Recall เป็นความถูกต้องของการทำนายว่าจะเป็นจริง เทียบกับจำนวนครั้งของเหตุการณ์ทั้งทำนายและเกิดขึ้นว่าเป็นจริง ดังแสดงในสมการ (3)

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3}$$

F1 score (ค่าคะแนน F1) เป็นค่าเฉลี่ยแบบ harmonic mean มีหลักการคำนวณแบบ single metric เพื่อคำนวณความสมดุลระหว่างค่า precision และ recall ดังแสดงในสมการ (4)

$$\text{F1 Score} = \frac{2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall})}{\text{Precision} + \text{Recall}} \tag{4}$$

AP (Average Precision) คือ ค่าความแม่นยำเฉลี่ย คำนวนจากพื้นที่ใต้กราฟของ Precision กับ Recall ซึ่งจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 หรือสามารถหาได้จากสมการ (5) โดยที่ N คือ จำนวนรูปทั้งหมดที่ทายออกมาทั้งถูกและไม่ถูก, P_k คือค่า Precision ตำแหน่งที่เกิน threshold ณ ค่า k นั้น ๆ และ ΔR_k คือ การเปลี่ยนแปลงของ ค่า recall ระหว่าง k-1 และ k

$$AP = \sum_{k=1}^{N} P_k \Delta R_k \tag{5}$$

mean Average Precision (mAP) เป็นการหาค่ากลางของค่าความแม่นยำเฉลี่ย ดังแสดงในสมการ (6) โดยที่ AP_k คือ ค่าเฉลี่ยความแม่นยำในแต่ละคลาส และ N คือ จำนวนคลาส

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} AP_k \tag{6}$$

FPS (Frame Per Second) หมายถึง จำนวนภาพหรือเฟรมวิดีโอที่ระบบสามารถประมวลผลได้ในเวลา 1 วินาที

แชทบอท (Chatbot)

ความหมายและประเภทของแชทบอท

Tancharoenrat, K. (2021) ได้อธิบายว่า “Chatbot” เป็นคำที่ประกอบด้วย 2 คำ คือ คำว่า “Chat” กับคำว่า “Robot” ซึ่งหมายถึง ซอฟต์แวร์หุ่นยนต์หรือระบบตอบกลับอัตโนมัติ (Auto-reply) ที่พัฒนาขึ้นมาช่วยในการตอบคำถามตามช่องทางต่าง ๆ ได้อย่างชาญฉลาด เช่น Facebook Messenger หรือ Line ทำให้สามารถตอบกลับข้อความได้โดยอัตโนมัติ ซึ่งโดยทั่วไป Chatbot จะถูกนำมาใช้เพื่อลดงานของคนในการตอบคำถามที่มีการถามซ้ำ ๆ หรือช่วยบริการผ่านแชท (In-chat services) โดยแชทบอทแบ่งออกเป็น 2 ประเภท ได้แก่

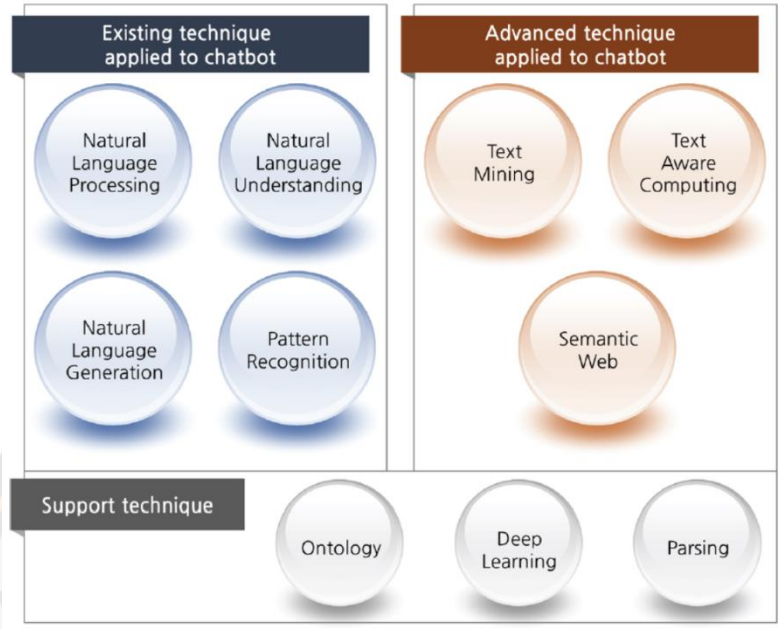
1. Rule-Based แชทบอท คือ แชทบอท ที่ถูกพัฒนาขึ้นโดยใช้กฎเป็นตัวตั้งต้นของคำสั่งในการสื่อสาร เป็นการสร้างกฎหรือกำหนดคำสำคัญ (Keywords) ลงไปในระบบ และกำหนดคำตอบไว้ล่วงหน้าเพื่อใช้ในการตอบกลับตามคำสำคัญนั้น ๆ ซึ่งแชทบอทประเภทนี้สามารถโต้ตอบได้เฉพาะกฎหรือคำสั่งที่ถูกสร้างไว้แล้วเท่านั้น ดังนั้นจึงต้องมีการกำหนดกฎหรือคำสั่งไว้หลาย ๆ ข้อ เพื่อให้ครอบคลุมทุก ๆ คำถามที่อาจจะเกิดขึ้น และหากได้รับคำถามที่ไม่ตรงกับกฎหรือคำสั่งที่เตรียมไว้ในระบบ แชทบอทก็อาจไม่เข้าใจว่าผู้ใช้ต้องการอะไรและไม่สามารถตอบกลับคำถามได้อย่างถูกต้อง

2. AI แชทบอท คือ แชทบอท ที่รวมเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ หรือ AI (Artificial Intelligence) และ Machine learning ซึ่งมีความยากในการทำมากกว่าประเภท Rule-Based เพราะอาจมีการนำ Natural Language Processing (NLP) และ Natural Language Understanding (NLU) มาใช้ เพื่อให้แชทบอทเข้าใจรูปแบบประโยคและภาษามนุษย์ สามารถตอบกลับได้อย่างเป็นธรรมชาติเสมือนว่าได้มีการสนทนากับมนุษย์จริง ๆ เช่น ถ้าลูกค้าพิมพ์ว่า “หวัดดี” หรือ “ดีจร้า” แชทบอทก็สามารถเรียนรู้ได้ว่าความหมาย คือ “สวัสดี” โดย AI แชทบอทนิยมนำมาใช้กับระบบแชทบอทของบริษัทใหญ่ ๆ เช่น IBM, Microsoft, และ Google เป็นต้น

เทคโนโลยีแชทบอท

Caldarini, G., Jaf, S., & McGarry, K. (2022) ได้สำรวจวรรณกรรมของความก้าวหน้าล่าสุดของเทคโนโลยีแชทบอท และได้กล่าวถึง แชทบอท ว่าเป็นระบบคอมพิวเตอร์อัจฉริยะที่ออกแบบมาเพื่อเลียนแบบการสนทนาของมนุษย์ โดยใช้ประโยชน์จากหลักการด้าน AI 2 ส่วน ได้แก่ Natural Language Processing และ Machine Learning จึงทำให้แชทบอทสามารถเลียนแบบการสนทนาของมนุษย์ได้มากขึ้น เป็นระบบอัตโนมัติแบบออนไลน์ที่มีศักยภาพและสามารถรองรับการสนทนากับผู้คนได้หลายพันคนในครั้งเดียว จึงถูกนำมาประยุกต์ใช้งานที่หลากหลายด้าน เช่น ด้านการศึกษา ด้านสุขภาพ ด้านความบันเทิง ด้านการตลาด และด้านธุรกิจแบบออนไลน์ เป็นต้น โดยในช่วงเวลาไม่กี่ปีที่ผ่านมามีการพัฒนาด้านโอเพ่นซอส (open source) และเฟรมเวิร์ก

(framework) ต่าง ๆ มากมาย ทำให้ง่ายต่อการใช้งาน มีความยืดหยุ่นขึ้นทั้งในแง่ของการดูแลรักษาและการประยุกต์ใช้งาน จึงทำให้แชทบอทเป็นเรื่องที่ไม่ยุ่งยากอีกต่อไป



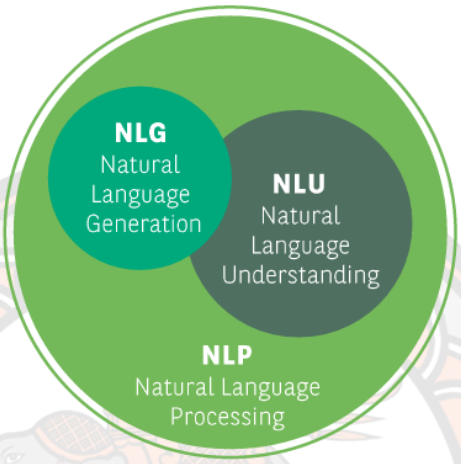
ภาพ 19 เทคนิคที่นำมาใช้ในการพัฒนาแชทบอท

ที่มา: Dong-Min Park, Seong-Soo Jeong, & Yeong-Seok Seo, 2022

จากภาพ 19 จะเห็นว่ามีหลากหลายเทคนิคที่สามารถนำมาใช้ในการพัฒนาแชทบอท โดย Dong-Min, P., Seong-Soo, J., & Yeong-Seok, S. (2022) ได้อธิบายถึงเทคนิคต่าง ๆ ไว้ดังต่อไปนี้

1. Natural Language Processing (NLP) เป็นสิ่งสำคัญและเป็นหัวใจหลักของระบบแชทบอท ถือเป็นหนึ่งในสาขางานวิจัยที่สำคัญของ AI ที่ช่วยให้เครื่องจักรสามารถศึกษาและดำเนินการด้านคำพูดได้ราวกับมนุษย์ โดยถูกนำไปใช้ในด้านต่าง ๆ เช่น แชทบอท, ระบบ QA, การค้นหาข้อมูล, การจัดหมวดหมู่เอกสารแบบอัตโนมัติ, การจัดกลุ่มบทความในหนังสือพิมพ์, ระบบแปลภาษาอัตโนมัติ เป็นต้น ในทางเทคนิคแล้วสามารถแบ่งเป็น NLP, NLU และ NLG (ดังแสดงในภาพ 20) โดย NLP คือ เทคนิคการประมวลผลภาษาธรรมชาติทั่วไป ซึ่งเป็นชุดเทคนิคสำหรับวิเคราะห์ ดึงข้อมูล และทำความเข้าใจข้อมูลที่มีความหมายจากข้อความที่กำหนด ส่วน NLU คือ เทคโนโลยีสำหรับทำความเข้าใจภาษาธรรมชาติและเกี่ยวข้องกับรายละเอียดมากกว่า NLP ส่วน NLG คือ เทคโนโลยีสำหรับสร้างภาษาธรรมชาติและเกี่ยวข้องกับรายละเอียดมากกว่า NLP

นอกจากนี้ ระบบแชทบอทในอนาคตจะไม่ได้จำกัดอยู่แค่กระบวนการภาษาธรรมชาติที่เรียบง่าย แต่ต้องมีการผสมผสานกับการศึกษาวิจัยต่าง ๆ ร่วมกับเทคโนโลยีแห่งอนาคต เช่น การจดจำรูปแบบ (pattern recognition) เว็บเชิงความหมาย (semantic web) การทำเหมืองข้อมูล (data mining) และการคำนวณข้อความ (text aware computing)



ภาพ 20 เทคนิคแบบ NLP, NLU, และ NLG

ที่มา: Srinidi, 2020

2. Pattern Recognition เป็นหนึ่งในเทคนิคด้านวิทยาศาสตร์การรู้คิด (cognitive science) และปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยวิทยาศาสตร์การรู้คิด คือ สาขาทางวิทยาศาสตร์ที่สำรวจด้านความฉลาดและการรับรู้ในด้านจิตวิทยา วิทยาการคอมพิวเตอร์ ปัญญาประดิษฐ์ ประสาทวิทยา ภาษาศาสตร์ และปรัชญา ส่วนปัญญาประดิษฐ์ คือ เทคโนโลยีที่จำลองการเรียนรู้ของมนุษย์และทักษะการใช้เหตุผลเพื่อทำความเข้าใจรูปแบบการสร้างประโยค เนื่องด้วย Pattern Recognition ใช้แนวทางด้านวิศวกรรมในการนำปัญญาประดิษฐ์ไปใช้จริง จึงเป็นที่ยอมรับกันโดยทั่วไปว่าเป็นสาขาหนึ่งของ AI ที่สามารถประมวลผลปัญหาทางคอมพิวเตอร์ได้ ซึ่งข้อความของผู้ใช้ที่ป้อนลงในแชทบอทสามารถจำแนกและระบุได้หลากหลายรูปแบบ เช่น รูปร่าง ตัวอักษร และเสียง เป็นต้น

3. Semantic Web เป็นเฟรมเวิร์กและเทคโนโลยีที่ช่วยให้คอมพิวเตอร์เข้าใจความหมายของแหล่งข้อมูล และแสดงความสัมพันธ์ระหว่างทรัพยากรในเชิงภววิทยาที่เครื่องคอมพิวเตอร์สามารถจัดการได้ ซึ่งภววิทยา (ontology) คือ แบบจำลองที่แสดงผลลัพธ์ทางแนวคิดและการอภิปรายที่เกี่ยวข้องกับคอมพิวเตอร์ ได้แก่ สิ่งที่คนเห็น ได้ยิน รู้สึก และความคิดเกี่ยวกับโลก ซึ่งเป็น

การกำหนดประเภทของแนวคิดหรือข้อจำกัดการใช้งานอย่างชัดเจน เมื่อเปรียบเทียบระหว่าง Semantic Web กับเว็บทั่วไป (HTML) จะมีความแตกต่างกันคือ เว็บทั่วไปจะแสดงรายละเอียดของข้อมูล (Meta Data) ที่เกี่ยวกับข้อมูลภาพและประโยคที่อธิบายด้วยภาษาธรรมชาติ เช่น ถ้าคำว่ากล้วยอยู่ในกลุ่มสีเหลือง เว็บทั่วไปจะไม่สามารถแยกความความสัมพันธ์ระหว่างกล้วยกับสีเหลืองได้ แต่ Semantic Web เข้าใจแนวคิดที่ว่ากล้วยมีสีเหลือง เทคโนโลยีการทำความเข้าใจด้านความสัมพันธ์นี้จะส่งผลอย่างมากต่อเทคโนโลยีแชทบอทในอนาคต ทำให้สามารถทำความเข้าใจ ตั้งคำถามสำหรับผู้ใช้ และมีส่วนร่วมในการสนทนาที่เป็นธรรมชาติได้อย่างยาวนาน ดังนั้น Semantic Web จึงเป็นเทคโนโลยีที่มีส่วนช่วยในการยกระดับแชทบอท

4. Data Mining (เหมืองข้อมูล) เป็นการจัดการระบบข้อมูลทำให้สามารถวิเคราะห์ชุดข้อมูลที่ไม่มีโครงสร้างหรือเป็นข้อความที่มีจำนวนมาก จึงมีความจำเป็นต้องใช้แชทบอท ซึ่งเป็นกระบวนการหรือเทคโนโลยีสำหรับการค้นหาข้อมูลใหม่และนำมาใช้ประโยชน์ได้ โดย Data Mining สามารถนำมาประยุกต์ใช้กับแชทบอทได้สองทาง ได้แก่ association analysis และ regression analysis โดย association analysis คือ การค้นพบกฎการเชื่อมโยงคุณสมบัติที่พบบ่อยครั้งในชุดข้อมูลที่กำหนด ตัวอย่างเช่น การนำไปใช้เพื่อระบุความสัมพันธ์ของประโยคที่มีการถามอยู่บ่อยครั้ง ส่วน regression analysis คือ การกำหนดว่าตัวแปรตามอะไรที่ผ่านการวิเคราะห์ตัวแปรอิสระ หรือกล่าวอีกในหนึ่งว่า Data Mining เป็นเทคโนโลยีที่วิเคราะห์ข้อมูลจากที่ผ่านมาและให้คำตอบ

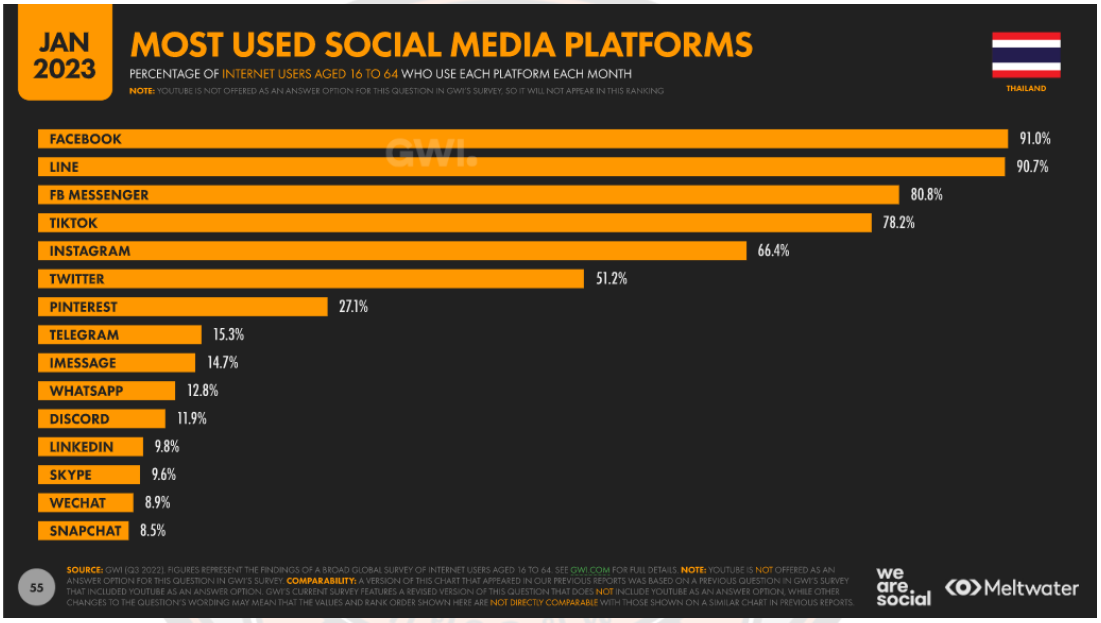
5. Text-Aware Computing เป็นเทคโนโลยีที่รายงานสถานการณ์จริงไปยังพื้นที่เสมือน (virtual space) และการให้บริการที่อัจฉริยะตามการใช้งานของผู้ใช้ เป็นเทคโนโลยีที่ใช้การรับเข้าข้อมูลที่ผู้ใช้เจตนาส่งเข้ามาแล้วตอบกลับไป ซึ่งเห็นได้ทั่วไปในระบบแชทบอท เพื่อให้สามารถจดจำวัตถุประสงค์ของผู้ใช้ ตัดสินใจ และดำเนินการตามความเหมาะสม โดย Text-Aware Computing เหมาะกับสถานที่จำกัด เช่น โรงงาน โรงพยาบาล เป็นต้น เนื่องจากแชทบอทประเภทนี้ต้องการข้อมูลเพิ่มเติมจากสิ่งต่าง ๆ รอบด้าน

แชทบอทและแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดีย

Dong-Min, P., Seong-Soo, J., & Yeong-Seok, S. (2022) ได้สรุปข้อมูลเกี่ยวกับแชทบอทไว้ว่า ปัจจุบันแชทบอทประมวลผลด้วยภาษาธรรมชาติ (NLP) ซึ่งเป็นเทคโนโลยีที่สำคัญ มีทั้งแบบที่เป็นความเข้าใจภาษาธรรมชาติ (NLU) และการสร้างภาษาธรรมชาติ (NLG) อีกทั้งแชทบอทยังเป็นการใช้เทคโนโลยีหลายด้าน เช่น pattern recognition, datamining, semantic web, และ context-sensitive computers เป็นต้น ธุรกิจแชทบอทเติบโตขึ้นเนื่องด้วยความนิยมของแอปพลิเคชันที่ใช้ในการส่งข้อความและความเจริญก้าวหน้าของเทคโนโลยีที่เกี่ยวข้องกับ AI โดยในปัจจุบันแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดีย (Social Media Platform) ได้แก่ WhatsApp และ Facebook Messenger

มีผู้นิยมใช้สูงสุดในตลาดโลก ในขณะที่ WeChat และ Line เป็นที่นิยมใช้ในประเทศจีนและประเทศญี่ปุ่นตามลำดับ

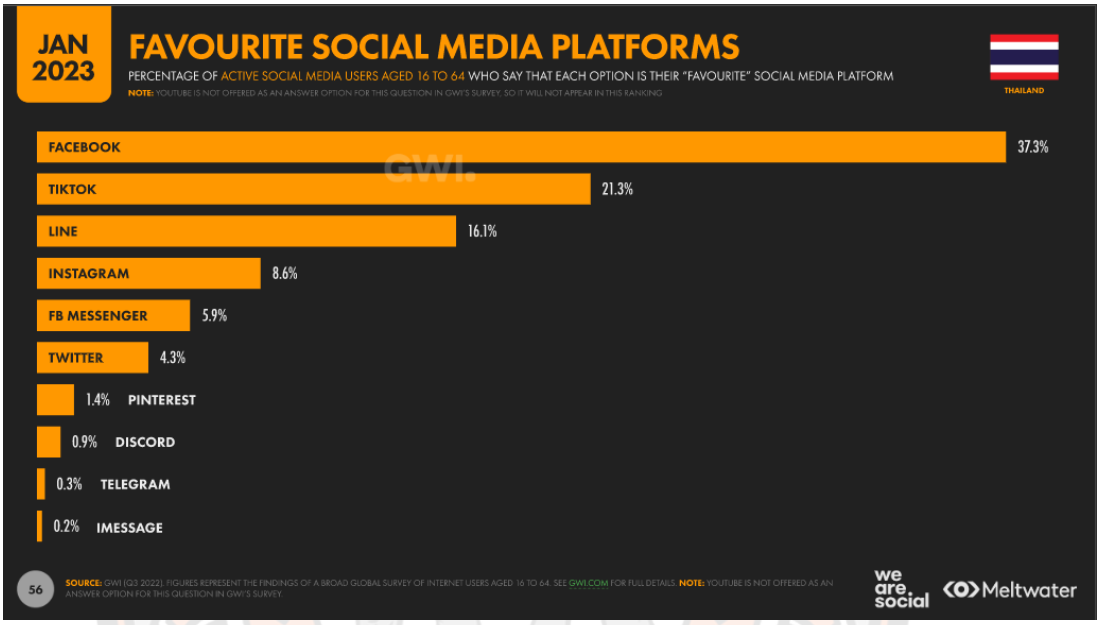
ข้อมูลจากเว็บไซต์ datareportal.com ซึ่งเป็นเว็บไซต์ที่ออกแบบมาเพื่อช่วยให้ผู้คนและองค์กรทั่วโลกสามารถค้นหาข้อมูล ข้อมูลเชิงลึก และแนวโน้มที่ต้องการเพื่อเป็นประโยชน์ต่อการตัดสินใจที่ดีขึ้น มีการแสดงข้อมูลทางสถิติพบว่าในประเทศไทยมีการใช้งานแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียมากที่สุด 5 อันดับแรก ได้แก่ Facebook รองลงมาคือ Line, Facebook Messenger, Tiktok, และ Instagram ตามลำดับ ดังแสดงในภาพ 21



ภาพ 21 สถิติการใช้งานแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียในประเทศไทย

ที่มา: Kemp, S., 2023

นอกจากนี้ข้อมูลจากเว็บไซต์ข้างต้นยังแสดงให้เห็นอีกว่าแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียที่คนไทยได้ให้ความชื่นชอบมากที่สุด 5 อันดับแรก คือ Facebook รองลงมาคือ Tiktok, Line, Instagram และ Facebook Messenger ตามลำดับ โดย Facebook Messenger ซึ่งมีการใช้งานมากที่สุดเป็นอันดับ 3 แต่มีอันดับความชื่นชอบลดลงและตกลงไปอยู่ในอันดับที่ 5 ดังแสดงในภาพ 22



ภาพ 22 สถิติความชื่นชอบแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียในประเทศไทย

ที่มา: Kemp, S., 2023

จากสถิติการใช้งานแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียในประเทศไทย เมื่อแยกพิจารณาเฉพาะแพลตฟอร์มที่ใช้ในส่งข้อความ พบว่า แพลตฟอร์มที่คนไทยมีการใช้งานมากที่สุด 2 อันดับแรก คือ Line และ Facebook Messenger ซึ่งมีสถิติการใช้งานที่ร้อยละ 90.7 และร้อยละ 80.8 ตามลำดับ แต่เมื่อพิจารณาถึงความชื่นชอบของคนไทยที่มีต่อแพลตฟอร์มทั้ง 2 แล้ว พบว่า Line ได้รับความชื่นชอบจากคนไทยร้อยละ 16.1 และ Facebook Messenger ได้รับความชื่นชอบจากคนไทยร้อยละ 5.9

แอปพลิเคชัน Line (Line Application)

ประวัติและความเป็นมาของแอปพลิเคชัน Line

ปารณ ศรีสุนทร (2564) ได้กล่าวว่า “นาทีนี้คงไม่มีใครไม่รู้จัก Line แอปพลิเคชันคู่ใจของใครหลายคน เอาไว้ใช้ติดต่อสื่อสารกับผู้คน ตั้งแต่ครอบครัว คนรัก หรือที่ทำงาน เรียกได้ว่าใช้งานได้สะดวกสบายแบบไร้รอยต่อกันเลย” และได้อธิบายว่า แอปพลิเคชัน Line ได้เปิดใช้งานมากว่าสิบปีแล้ว โดยมีจุดเริ่มต้นจากปัญหาที่เกิดขึ้นในเดือนมีนาคม ปี 2554 ซึ่งเกิดแผ่นดินไหวและสึนามิในเขตภูมิภาคโทโฮกุ ประเทศญี่ปุ่น ทำให้ระบบโทรคมนาคมของประเทศญี่ปุ่นล่มเกือบทั้งประเทศและไม่สามารถใช้งานได้ แม้ว่าสัญญาณอินเทอร์เน็ตจะยังคงใช้งานได้ แต่ผู้ประสบภัยก็ไม่สามารถติดต่อขอช่วยเหลือหรือติดต่อกับญาติได้เลย ต่อมาในเดือนมิถุนายน ปี 2554 บริษัท NHN Japan จึงได้ทำการเปิดตัวแอปพลิเคชันที่สามารถส่งข้อความ รูปภาพ วิดีโอ ไฟล์เสียง และมีเกมให้เล่น ติดตั้งได้ทั้งบนมือถือ แท็บเล็ต และเครื่องคอมพิวเตอร์ PC โดยมีชื่อว่า “Line” (เปรียบเสมือนผู้ประสบภัยมีการต่อแถวรอใช้โทรศัพท์เป็นแนวยาวคล้ายสายโทรศัพท์) ในเวลานั้นฟีเจอร์ที่ทำให้แอปพลิเคชัน Line มีความโดดเด่นไม่ซ้ำใครก็คือ ความสามารถในการส่งข้อความเป็นสติ๊กเกอร์ หรือ Line Sticker นั่นเอง โดยหลังจากนั้นแอปพลิเคชัน Line ก็ได้มีการพัฒนามาอย่างต่อเนื่อง โดยสรุปได้ดังนี้

ปี 2555 เปิดตัวฟีเจอร์ Home และ Timeline คล้ายกับการอัพเดตสถานะในแอปพลิเคชัน Facebook หรือ Twitter และมีการพัฒนา Line Official Account หรือบัญชีทางการสำหรับดารา ศิลปิน นักร้อง ซึ่งถือเป็นจุดเริ่มของแพลตฟอร์มทางการตลาดที่ทรงพลังสำหรับภาคธุรกิจในเวลาต่อมา และเนื่องจากแอปพลิเคชันไลน์ได้รับความนิยมจากประชากรหลากหลายประเทศ จึงทำให้มีการพัฒนาเวอร์ชันภาษาต่าง ๆ ได้แก่ ภาษาอินโดนีเซีย มลายู ไทย ตุรกี และจีน เพื่ออำนวยความสะดวกสำหรับผู้ใช้งานทั่วโลก

ปี 2556 เฉลิมฉลองเนื่องในโอกาสมีผู้ใช้งานแอปพลิเคชัน Line ครบ 1 ล้านคน มีการแจกสติ๊กเกอร์ 7 วัน 7 แบบ ให้สามารถนำไปใช้ได้ฟรี และมีการ์ตูนแอนิเมชันชื่อ Line Offline: Salaryman ซึ่งเป็นการ์ตูนเกี่ยวกับพนักงานเงินเดือนที่เป็นคาแรกเตอร์ใน Line Corporation

ปี 2557 เปิดตัว Line Webtoon แอปพลิเคชันอ่านการ์ตูนฟรี และ Line TV ที่เป็นทั้งเว็บไซต์และแอปพลิเคชันให้บริการวิดีโอสตรีมมิ่ง ซึ่งเป็นไอเดียของไลน์ประเทศไทย ที่เห็นพฤติกรรมในการชมคอนเทนต์วีดีโอของคนไทย ทำให้ Line TV มีรายได้จากการขายโฆษณาจากผลิตภัณฑ์ต่าง ๆ มากมาย

ปี 2558 เปิดตัว Line Taxi ในประเทศญี่ปุ่น เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถกดเรียกรถแท็กซี่ได้จากไลน์ และสามารถจ่ายเงินด้วย Line Pay

ปี 2559 จากแนวคิด Line Taxi และ Line Pay ที่ได้รับความสนใจในประเทศญี่ปุ่น ทำให้ประเทศไทยพัฒนา Rabbit Line Pay สำหรับการชำระเงินผ่านสมาร์ตโฟน และ Line Man ซึ่งเป็นบริการเรียกแท็กซี่ บริการรับส่งอาหารและพัสดุ บริการเมสเซนเจอร์ หรือการซื้อของจากร้านสะดวกซื้อ

ปี 2560 เปิดตัว Line Today ซึ่งเป็นแหล่งรวมข้อมูลข่าวสารต่าง ๆ ที่มีการอัพเดตอยู่ตลอดเวลา ทั้งทางด้านเศษฐกิจ การเมือง บันเทิง กีฬา อาชญากรรม และพยากรณ์อากาศ โดยผู้ใช้สามารถกดชื่นชอบ (like) แสดงความคิดเห็น (comment) และแชร์ (share) ไปยังโซเชียลมีเดียอื่น ๆ ได้

ปี 2561 เปิดตัว Line Scaleup เพื่อสนับสนุนสตาร์ทอัพในประเทศไทยให้สามารถขยายบริการและสามารถเข้าถึงผู้ใช้งานไลน์ได้หลายล้านคน ด้วยการพัฒนาเทคโนโลยี Line Messaging API สำหรับให้บริการบัญชี Line Official Account สามารถเชื่อมต่อและใช้งานได้ฟรี อีกทั้งยังมีการพัฒนา Line Jobs ซึ่งแพลตฟอร์มจัดหางานรูปแบบใหม่ในประเทศไทย

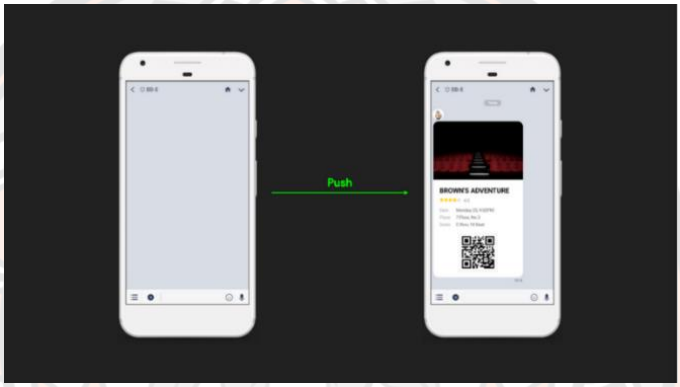
ปี 2562 เปิดตัว Line Melody เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถใช้เพลงที่ชื่นชอบเป็นเสียงเรียกเข้าและเสียงรอสายในแอปพลิเคชัน Line ได้ และมีการเปิดตัว Line Shopping สำหรับธุรกิจการซื้อขายสินค้าออนไลน์ มีการรวบรวมสินค้ากว่า 15 มาร์เก็ตเพลซที่มีชื่อเสียงมาไว้ในที่เดียว โดยมีความร่วมมือกับ Priceza ซึ่งเป็นผู้พัฒนาฟีเจอร์เปรียบเทียบราคา และแจ้งเตือนเมื่อมีโปรโมชัน พร้อมทั้งมี Line Point Back ที่เป็นคะแนนสะสมสำหรับใช้เป็นส่วนลดในการซื้อของครั้งต่อ ๆ ไป

ปี 2563 เปิดตัว Line BK ซึ่งเป็นการพัฒนาร่วมกันระหว่าง Line กับ ธนาคารกสิกรไทย ถือเป็น Social Banking Platform ครั้งแรกของไทย เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถแชต โอน ยืม จ่าย ผ่านทาง Line ได้ในแอปพลิเคชันเดียว

จะเห็นได้ว่าแอปพลิเคชัน Line มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง และมีการขยายตัวสูงมากขึ้น เนื่องจากเป็นมากกว่าแอปพลิเคชันที่ใช้ในการสนทนา โดยในช่วงปี พ.ศ. 2563 - พ.ศ. 2564 (ระหว่าง กรกฎาคม 2563 - กรกฎาคม 2564) มีผู้ใช้งาน Line Open Chat เพิ่มขึ้น 38% มีกลุ่มสนทนาเพิ่มขึ้น 92% มีจำนวนบัญชี Line Official Account ใหม่ที่เป็นกลุ่มธุรกิจ SMEs มากกว่า 50% และมีการขายสินค้าบน Line Shopping มากกว่า 200,000 ร้านค้า (ถนัดกิจ จันกิเสน, 2564) และในปี 2565 Line ประเทศไทย ได้แจ้งสถิติสำคัญเนื่องในโอกาสการให้บริการครบรอบ 10 ปี คือมีจำนวนผู้ใช้งานมากกว่า 50 ล้านราย (มากกว่า 2 ใน 3 ของประชากรในประเทศ) ซึ่งแอปพลิเคชัน Line มีฟีเจอร์ต่าง ๆ มากมายเพื่อช่วยเชื่อมต่อผู้คนในประเทศและอำนวยความสะดวกในการสื่อสารช่วงการระบาดของโรค COVID-19 (Tangsiri, 2564)

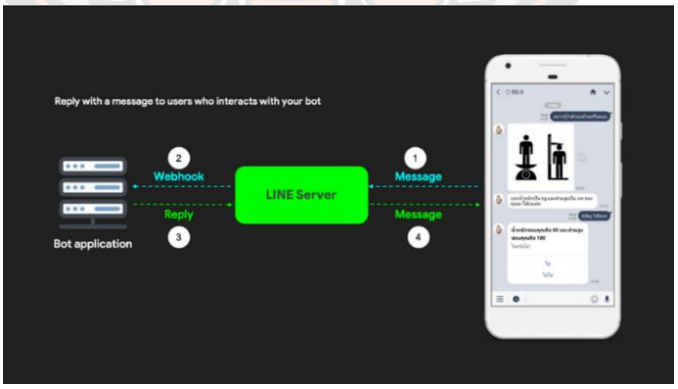
Line แชทบอท (Line แชทบอท)

1. Line Messaging API โดย Mikki Pastel (2020) ได้อธิบายว่า ในการส่งข้อความและโต้ตอบกับแชทบอท จะดำเนินการผ่าน Line Messaging API 2 รูปแบบ ได้แก่ Push Message คือการส่งข้อความจากแชทบอทไปยังผู้ใช้งาน เช่น ระบบจองตั๋วภาพยนต์ทำการส่งตั๋วชมภาพยนต์ให้กับผู้ใช้ตามช่วงเวลาที่ระบบกำหนดไว้ ดังแสดงในภาพ 23 และ Reply Message คือ การโต้ตอบจริง ๆ ระหว่างผู้ใช้งานกับแชทบอท เช่น ผู้ใช้งานส่งข้อความทักทักทายมายังแชทบอท แล้วแชทบอททำการโต้ตอบกลับไปทั้งในรูปแบบข้อความ รูปภาพ สติ๊กเกอร์ และอื่น ๆ เช่น ระบบการคำนวณค่า BMI ดังแสดงในภาพ 24



ภาพ 23 การทำงานแบบ Push Message

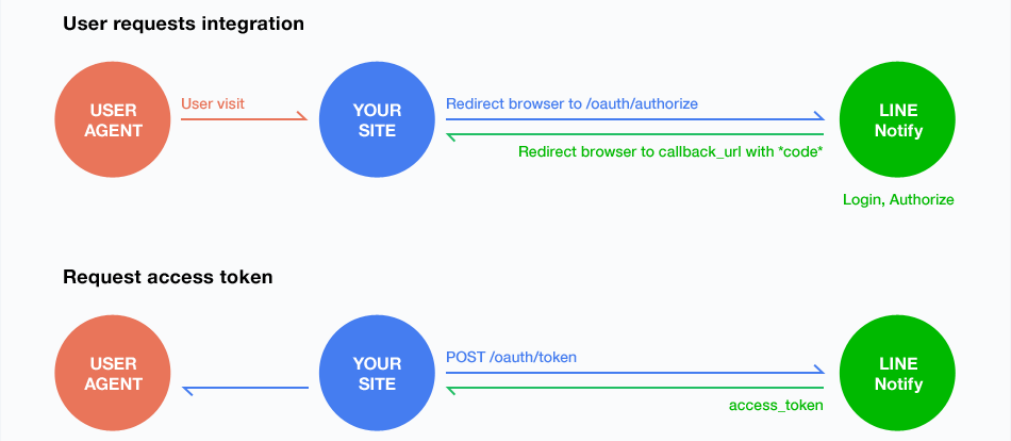
ที่มา: Pastel, M., 2020



ภาพ 24 การทำงานแบบ Reply Message

ที่มา: Pastel, M., 2020

2. Line Notify API เป็นบริการผ่าน API ของ Line สำหรับใช้ส่งข้อความหรือแจ้งเตือนอัตโนมัติ ไม่ว่าจะส่งผ่านกลุ่ม (Group) หรือบัญชีส่วนตัว โดยประกอบด้วย 2 ส่วน ได้แก่ ส่วนการตรวจสอบ OAuth2 และส่วนการแจ้งเตือน โดยมีลักษณะการทำงานดังแสดงในภาพ 25



ภาพ 25 การทำงานของ Line Notify API

ที่มา: LINE Corporation, 2023

3. Webhook Events โดย Mikki Pastel (2020) อธิบายว่า การแชทจะมีแบบ 1:1 คือ เราคุยกับบอท และ group & room ซึ่งเป็นการนำบอทมาร่วมกลุ่มใน Line (Line group) โดย webhook คือ API (Application Program Interface) ที่พัฒนาขึ้นมาให้บริการและผูกกับแชทบอท มีหลักการทำงาน คือ ส่งข้อความ (message) ที่ได้รับไปยัง Line server แล้วส่งต่อไปที่ webhook เพื่อให้แชทบอทเกิดการทำงานตามขั้นตอนที่ได้กำหนดไว้ (ดังแสดงในภาพ 26) และสามารถแบ่งตามลักษณะของข้อความ หรือ webhook events เป็น 15 ประเภท ได้แก่ (Jirawatee, 2019)

3.1 Message Event คือ การส่งข้อความทั่วไป ได้แก่ ตัวอักษร (text) รูปภาพ (image) วีดีโอ (video) เสียง (audio) ไฟล์ข้อมูล (file) ตำแหน่งที่ตั้ง (location) สติ๊กเกอร์ (sticker)

3.2 Follow Event คือ การเพิ่มเพื่อนกับแชทบอท หรือผู้ใช้ยกเลิกการบล็อก (unblock) การเป็นเพื่อนกับบอท

3.3 Unfollow Event คือ การที่ผู้ใช้งานบล็อค (block) แชทบอท

3.4 Join Event คือ การถูกเชิญเข้ากลุ่ม (group) หรือห้อง (room)

3.5 Leave Event คือ การถูกเชิญออกจากกลุ่ม (group) หรือห้อง (room)

3.6 Member Join Event คือการที่มีผู้ใช้ใหม่เข้ามาในกลุ่ม (group) หรือห้อง (room)

3.7 Member Leave Event คือการที่มีผู้ใช้ออกจากกลุ่ม (group) หรือห้อง (room)

3.8 Postback Event คือ การส่ง postback action หรือข้อความตอบกลับ

3.9 Beacon Event คือ การที่ผู้ใช้เข้าหรือออกนอกรัศมีการทำงานของ Line Beacon

3.10 Device Link Event คือ การที่ Line Things ได้ถูกเชื่อมต่อกับ Line ของผู้ใช้

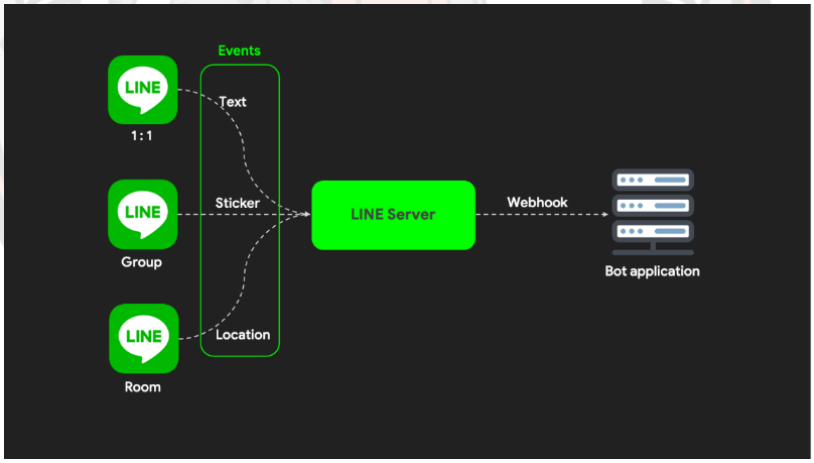
3.11 Device Unlink Event คือ การที่ Line Things ได้ถูกตัดการเชื่อมต่อกับ Line ของผู้ใช้

3.12 Scenario Execution Event คือ การที่ Line Things ได้ถูก execute ตัว scenario set ที่ได้ register ไว้

3.13 Acount Link Event คือ การที่ที่ผู้ใช้เชื่อมต่อ LINE account กับ provider service

3.14 Unsend Event คือ การที่ผู้ใช้ในกลุ่ม (group) หรือห้อง (room) ทำการ ยกเลิกการส่งข้อความ (unsend)

3.15 Video Viewing Complete Event คือ การที่ผู้ใช้ดูวิดีโอ (ที่มีการแนบ trackingId มาใน Video)

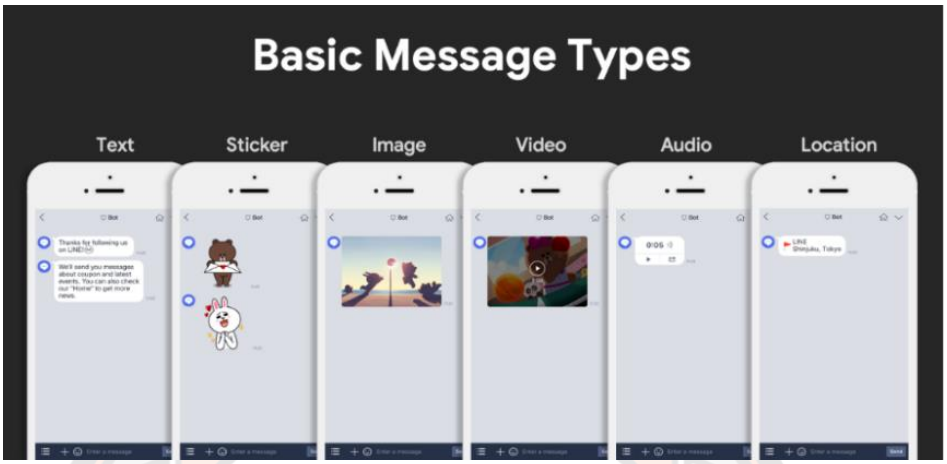


ภาพ 26 การทำงานของ Webhook

ที่มา: Pastel, M., 2020

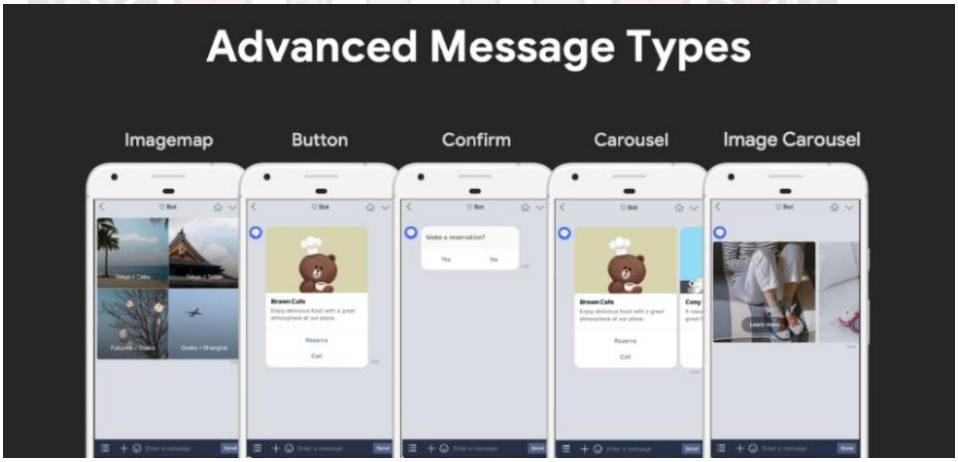
4. Message Types (ชนิดของข้อความ) Mikki Pastel (2020) อธิบายว่า ชนิดของข้อความใน Line แบ่งเป็น 3 แบบ ได้แก่ Basic Message Types คือ ข้อความที่ผู้ใช้งานสามารถส่งได้และบอทก็สามารถส่งได้, Advanced Message Types คือ ข้อความที่ผู้ใช้งานไม่สามารถส่งได้ ซึ่งมีแต่บอทเท่านั้นที่สามารถส่งได้ และ Flex Message คือ การส่งข้อความโดยบอทที่มีความยืดหยุ่น

ในการจัดวางตำแหน่งข้อความ ทำให้ข้อความมีความน่าสนใจยิ่งขึ้น ดังแสดงในภาพ 27, 28 และ 29 ตามลำดับ



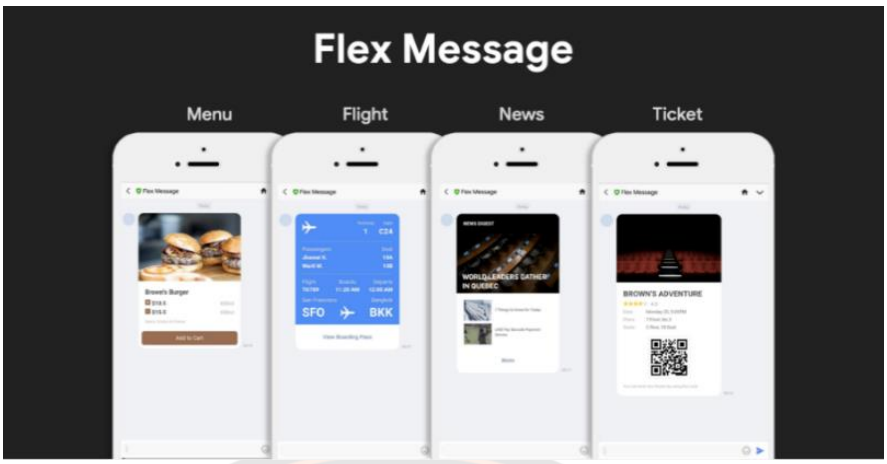
ภาพ 27 Basic Message Types

ที่มา: Pastel, M., 2020



ภาพ 28 Advanced Message Types

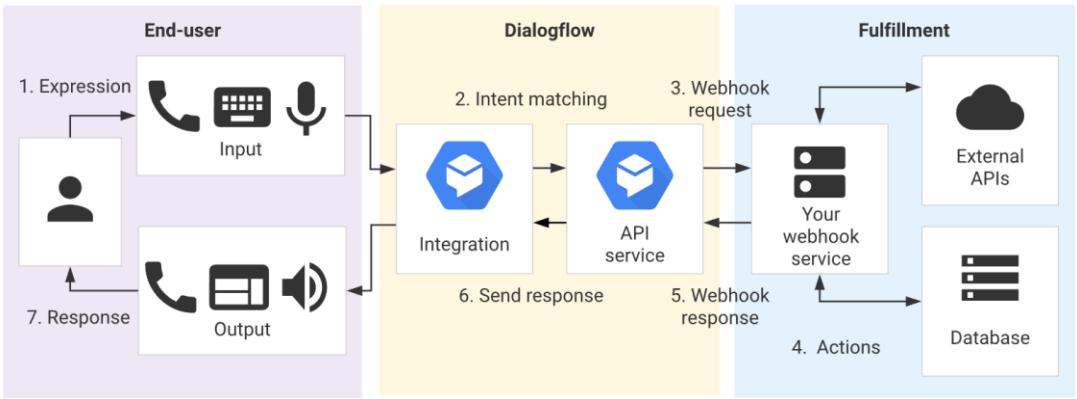
ที่มา: Pastel, M., 2020



ภาพ 29 Flex Message

ที่มา: Pastel, M., 2020

5. Dialog Flow โดย Rattanapittayaporn, N. (2564) อธิบายว่า Dialog Flow เป็นแพลตฟอร์มสำหรับสร้าง Chatbot ที่พัฒนาโดย Google มีการใช้ Machine learning ด้าน Natural Language Processing (NLP) มาช่วยในทำความเข้าใจความหมายของประโยคที่ผู้ใช้ป้อนเข้ามาและตอบกลับได้ตรงตามความต้องการ ปัจจุบันนิยมนำไปใช้งานร่วมกับ Facebook และ Line เพื่อเป็นช่องทางในการสื่อสารกับลูกค้า ทำให้แชทบอทสามารถโต้ตอบได้รวดเร็วและมีความเป็นธรรมชาติ โดยแผนผังการทำงานของ Dialog Flow แสดงดังภาพ 30



ภาพ 30 แผนผังการทำงานของ Dialog Flow

ที่มา: Google Developers, 2022

6. Intent โดย Mikki Pastel (2020) อธิบายว่า **Intent หรือ Intention** แปลเป็นภาษาไทยว่า “เจตนา” คือ การทำให้แชทบอทคิด วิเคราะห์ แยกแยะ เจตนาของผู้ใช้โดยไม่ต้องเขียนโปรแกรม เช่น เราอยากดูดวงวันนี้ บอทก็จะเอาดวงวันนี้มาให้เรา เป็นต้น โดย Intent เบื้องต้น (Pre-defined Intents) ที่ Dialog Flow เตรียมไว้ให้เลยมีอยู่ 2 ตัว ได้แก่ Welcome Intent คือ Intent ที่ใช้สำหรับการทักทายผู้ใช้ และ Fallback Intent คือ Intent ที่ใช้สำหรับตอบกลับในกรณีที่แชทบอทไม่เข้าใจในข้อความของผู้ใช้

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในส่วนนี้เป็นการสรุปข้อมูลที่สำคัญที่ได้จากการศึกษาข้อมูลงานวิจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องและเป็นประโยชน์ต่อการดำเนินงานวิจัย โดยแบ่งเป็น 3 หัวข้อ ได้แก่ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับอัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับอุบัติเหตุทางถนนและการตรวจจับอุบัติเหตุ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาระบบแชทบอท โดยมีรายละเอียดดังนี้

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม

Nepal, U., & Eslamiat, H. (2021) ได้กล่าวถึง ปัญหาความปลอดภัยของอากาศยานแบบไร้คนขับ (Unmanned Aerial Vehicles: UAVs) ซึ่งเกี่ยวข้องกับ 3 ขั้นตอน คือ 1) ระบบตรวจสอบการทำงานของ UAV และการตรวจหาข้อบกพร่อง 2) การค้นหาจุดลงจอดที่ปลอดภัยในกรณีพบข้อผิดพลาด และ 3) การบังคับ UAV ไปยังจุดลงจอดที่ปลอดภัย และได้ทำการวิจัยเฉพาะในกระบวนการขั้นตอนที่ 2 เพื่อศึกษาความเป็นไปได้ในการใช้วิธีตรวจหาวัตถุเพื่อระบุจุดลงจอดที่ปลอดภัยในกรณีระบบ UAV พบข้อผิดพลาด โดยได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ YOLOv3, YOLOv4 และ YOLOv5l และพบว่า เมื่อพิจารณาในด้านความแม่นยำในการตรวจจับวัตถุแล้ว YOLOv5l มีประสิทธิภาพดีกว่า YOLOv4 และ YOLOv3 แต่มีความเร็วในการตรวจจับวัตถุช้ากว่าเล็กน้อย

Ge, Z. et al. (2021) ได้พัฒนา YOLOX ซึ่งเป็น YOLO เวอร์ชั่นพิเศษในปี 2021 ด้วยการพัฒนาระบบการตรวจจับวัตถุของ YOLO เป็นแบบ high-performance anchor-free และได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม YOLOv3, YOLOv4 และ YOLOv5 ในรูปแบบของตาราง และเมื่อพิจารณาค่า mAP และค่า FPS พบว่า YOLOv3 มีค่า AP ร้อยละ 44.3 ที่ความเร็ว 95.2 FPS ส่วน YOLOv4 มีค่า AP ร้อยละ 47.5 ที่ความเร็ว 73.0 FPS และ YOLOv5l มีค่า AP ร้อยละ 48.2 ที่ความเร็ว 73.0 FPS

Wang, Z. et al. (2021) ศึกษาการตรวจจับการสวมใส่อุปกรณ์ป้องกันภัยของบุคคลในสถานที่ก่อสร้างโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) มีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการตรวจจับวัตถุของอัลกอริทึม YOLOv3, YOLOv4 และ YOLOv5 โดยพิจารณาจากค่า mAP พบว่า YOLOv3 มีค่า mAP สูงสุดร้อยละ 82.65, YOLOv4 มีค่า mAP สุงสุด ร้อยละ 84.84, YOLOv5 มีค่า mAP สูงสุดร้อยละ 86.55

Ramya, A. et al. (2021) ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการตรวจหาเซลล์เม็ดเลือดระหว่างอัลกอริทึม YOLOv3, YOLOv4 and YOLOv5 ในการนำมาใช้งานจริง พบว่า YOLOv5 มีประสิทธิภาพดีที่สุด แต่ YOLOv3 ใช้เวลาในการฝึกระบบเพื่อให้เกิดการรู้จำที่น้อยที่สุด

Jiang, P. et al. (2021) ได้ทำการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับอัลกอริทึม YOLO พบว่า YOLOv3 เป็นอัลกอริทึมที่ได้รับการตอบรับเป็นอย่างดี และมีการปรับปรุงต่อเป็น YOLOv4 ทำให้มีค่า AP และ FPS เพิ่มขึ้นร้อยละ 10 และ 12 ตามลำดับ ส่วน YOLOv5 ก็มีความลักษณะการออกแบบที่คล้ายกัน มีความยืดหยุ่นในการนำไปใช้งานได้เป็นอย่างดี

Bochkovskiy, A. et al. (2020) ทำการศึกษาความเร็วและความแม่นยำสูงสุดของการตรวจจับวัตถุของ YOLOv4 โดยแสดงภาพการเปรียบเทียบประสิทธิภาพอัลกอริทึม YOLOv4 กับอัลกอริทึมต่าง ๆ และให้ข้อมูลว่า YOLOv4 มีการประสิทธิภาพเมื่อเทียบกับ YOLOv3 ทำให้มีค่า mAP เพิ่มขึ้นร้อยละ 10 และมีค่า Frame Per Second: FPS เพิ่มขึ้นร้อยละ 12

Long, X. et al. (2020) ศึกษาประสิทธิภาพและประสิทธิผลของ PP-YOLO (PaddlePaddle) ในการตรวจจับวัตถุ โดยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ PP-YOLO กับ อัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุอื่น ๆ ซึ่งเมื่อหากสนใจเฉพาะข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับประสิทธิภาพของ YOLOv3 และ YOLOv4 ในการตรวจจับภาพที่มีความละเอียด 416 x 416 และ 608 x 608 พิกเซล พบว่า YOLOv4 มีค่า mAP ร้อยละ 41.2 และ 43.5 ส่วน YOLOv3 มีค่า mAP ร้อยละ 40.6 และ 42.4 ตามลำดับ

Viraktamath, S. V. et al. (2021) ทำการเปรียบเทียบอัลกอริทึม YOLOv3 กับ SSD พบว่า ในการตรวจจับภาพความละเอียด 416 x 416 พิกเซล YOLOv3 มีค่า mAP ร้อยละ 31.0 ซึ่งมีค่าความแม่นยำที่เกือบเท่ากับ SSD แต่มีค่าความเร็ว FPS มากว่า SSD ประมาณ 2.2 เท่า

Morera, Á. et al. (2020) ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม SSD และ YOLOv3 ในการตรวจจับแผงโฆษณากลางแจ้ง พบว่า แม้ว่า SSD จะมีความแม่นยำกว่า แต่ YOLOv3 มีสามารถตรวจจับแผ่นป้ายได้มากกว่า มีประสิทธิภาพที่ดีกว่าเล็กน้อยในการตรวจจับวัตถุที่มีขนาดเล็กมาก ๆ อีกทั้งยังสามารถทำงานได้ดีกว่าเมื่อทดสอบในบางด้าน เช่น ป้ายแบบหมุน และไฟกลางคืน เป็นต้น

Dorrer, M. G., & Tolmacheva, A. E. (2020) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม YOLOv3 และ Mask R-CNN ในระบบตู้เย็นอัจฉริยะ พบว่า ในการทดสอบประสิทธิภาพแพลตฟอร์มฮาร์ดแวร์ (hardware platform) เดียวกัน Mask R-CNN มีความแม่นยำที่สูงกว่า แต่มีความเร็วแค่ 10 FPS โดยน้อยกว่า YOLOv3 ถึง 3 เท่า ซึ่งมีความเร็วถึง 30 FPS

Benjdira, B. et al. (2019) เปรียบเทียบอัลกอริทึม Faster R-CNN และ YOLOv3 การตรวจจับรถยนต์โดยใช้อากาศยานไร้คนขับ พบว่า ทั้งสองอัลกอริทึมมีค่าความแม่นยำที่ใกล้เคียงกัน แต่ YOLOv3 มีประสิทธิภาพที่ดีกว่า เนื่องจากมีความสามารถในการประมวลผลที่เร็วกว่า โดยใช้เวลาในการประมวลผล 0.057 มิลลิวินาที ในขณะที่ Faster R-CNN ใช้เวลาถึง 1.39 วินาที

Li, M. et al. (2020) ศึกษาระบบตรวจจับการเกษตรแบบโรงเรือนจากภาพถ่ายดาวเทียมความละเอียดสูง โดยเปรียบเทียบอัลกอริทึม Faster R-CNN, YOLOv3, และ SSD พบว่า YOLOv3 มีค่าความแม่นยำสูงที่สุด อีกทั้งยังมีความเร็วในการตรวจจับภาพ 73 FPS ซึ่งเร็วกว่า SSD ถึงสองเท่า และเร็วกว่า Faster R-CNN ถึงหกเท่า

Nurcahyo, R., & Iqbal, M. (2020) ทำการวิเคราะห์เปรียบเทียบแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning Models) ที่ใช้ในการตรวจจับยานพาหนะ โดยทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ YOLOv3, SSD และ Faster R-CNN พบว่า อัลกอริทึม YOLOv3 มีข้อดีอยู่สองประการ ได้แก่ มีการคาดการณ์กรอบรอบวัตถุและความน่าจะเป็นของคลาดในครั้งเดียว และกระบวนการตรวจจับภาพทั้งหมดเสร็จสิ้นในเครือข่ายเดียว ทำให้ YOLOv3 มีความเร็วกว่า Faster R-CNN และ SSD อีกทั้ง YOLOv3 ยังมีค่า Latency ที่ต่ำ จึงทำให้เป็นอัลกอริทึมเดียวที่เหมาะกับการนำมาใช้งานแบบเรียลไทม์ ดังนั้น YOLOv3 จึงเป็นอัลกอริทึมที่ดีที่สุด

Li, Y. et al. (2020) ได้ศึกษาการรู้จำภาพ GPR (Ground-Penetrating Radar) แบบเรียลไทม์ที่ใช้อัลกอริทึม YOLOv3 โดยในการศึกษาได้ทำการเปรียบเทียบการทำงานของอัลกอริทึมต่าง ๆ ที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ ซึ่งเมื่อพิจารณาเฉพาะ Faster R-CNN, SSD, และ YOLOv3 พบว่า แต่ละอัลกอริทึมแม้ว่าจะมีค่าความแม่นยำที่ใกล้เคียงกัน แต่เมื่อพิจารณาจากค่า FPS แล้ว YOLOv3 มีค่า FPS สูงที่สุด จึงเป็นอัลกอริทึมที่มีความเร็วมากที่สุด

Alganci, U., Soydas, M., & Sertel, E. (2020) ทำการวิจัยเปรียบเทียบการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อเป็นแนวทางสำหรับการตรวจจับเครื่องบินจากภาพถ่ายดาวเทียมความละเอียดสูง โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ CNN ได้แก่ Fast R-CNN, SSD และ YOLOv3 ผลการทดสอบพบว่า อัลกอริทึม YOLOv3 ดีกว่าอัลกอริทึมอื่น ๆ เนื่องจากมีจำนวนวัตถุที่ตรวจไม่พบน้อยที่สุด และแม้ว่าอัลกอริทึม YOLOv3 จะมีความแม่นยำเฉลี่ยเป็นอันดับสองรองจาก Faster R-CNN ซึ่งถือว่ามีประสิทธิภาพที่ต่างกันเพียงเล็กน้อย แต่หากพิจารณาความสมดุลทั้งด้านความแม่นยำและความเร็วแล้ว YOLOv3 ถือเป็นอัลกอริทึมที่ดีที่สุด

Zhao, K. et al. (2019) ทำการวิจัยเกี่ยวกับการใช้ YOLOv3 ในการตรวจจับเครื่องบินขนาดเล็ก (Small Aircraft) จากรูปภาพระยะไกล (Remote Sensing Images) โดยทำการเปรียบเทียบผลที่ได้จาก 3 อัลกอริทึม ได้แก่ SSD, Faster R-CNN และ YOLOv3 เมื่อพิจารณาจากค่า AP (ค่าความแม่นยำเฉลี่ย) พบว่า YOLOv3 มีค่า AP 0.925 ซึ่งมากที่สุด รองลงมาคือ Faster R-CNN และ SSD ที่มีค่า AP 3.874 และ 0.538 ตามลำดับ และหากพิจารณาจากเวลาเฉลี่ยในการตรวจจับ พบว่า YOLOv3 มีความเร็วที่สุด ใช้เวลาเพียง 0.023 วินาที รองลงมาคือ SSD ใช้เวลา 0.078 วินาที และอัลกอริทึมที่ช้าที่สุดคือ Faster R-CNN ใช้เวลา 0.652 วินาที

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับอุบัติเหตุทางถนนและการตรวจจับอุบัติเหตุ

ไตรภาพ หลักมั่น, และรุ่งกานต์ ใจวงค์ยะ (2561) ได้ศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อการก่อให้เกิดความรุนแรงของอุบัติเหตุจราจรทางถนนในเขตพื้นที่รับผิดชอบสำนักงานทางหลวงที่ 1 พบว่า ปัจจัยด้านประเภทรถมีผลต่อโอกาสเกิดความรุนแรงของอุบัติเหตุระดับที่ 1 (เสียชีวิต) โดย รถประเภท 2 ล้อ หรือ 3 ล้อ เมื่อเกิดอุบัติเหตุ ผู้โดยสารมีโอกาสเสียชีวิตเพิ่มขึ้นร้อยละ 60 และ 57 เมื่อเทียบกับรถประเภทรถยนต์นั่ง และรถบรรทุก 4 ล้อ (รถกระบะ) ตามลำดับ

Robles-Serrano, S., Sanchez-Torres, G., & Branch-Bedoya, J. (2021) กล่าวถึงนักวิจัย 3 กลุ่ม ที่เสนอเทคนิคและวิธีตรวจจับหรือจำแนกประเภทอุบัติเหตุ ได้แก่ กลุ่มที่ 1 คือ ผู้ที่ใช้ค่าสถิติและทฤษฎีการไหลของยานพาหนะ กลุ่มที่ 2 คือ ผู้ที่ใช้ค่าสถิติร่วมกับ machine learning โดยระบบที่พัฒนาจากเทคนิคนี้สามารถทำงานได้ดี มีความสามารถจัดการกับชุดข้อมูลได้บางส่วน และกลุ่มที่ 3 คือ ผู้ที่เน้นปริมาณข้อมูลโดยใช้เทคโนโลยีทั้งหมดที่มีร่วมกับ deep learing, hybrid หรือ extream learnining ซึ่งมีค่าใช้จ่ายและมีข้อจำกัดการใช้งานหลายกรณี จากนั้นได้กล่าวถึงการแบ่งส่วนวีดีโอแบบชั่วคราว (Temporal Video Segmentation) และได้เสนอแบบจำลองที่ประกอบด้วย 3 ส่วน ได้แก่ spatial feature extractor (IncepeionV4 และ train ด้วย ImageNet dataset), temporal feature extractor (ใช้ ConvLSTM layer-based neural network architecture) และ binary classifier (Dense artificial neural network block) โดยแบบจำลองนี้มีค่าความถูกต้องในการตรวจจับอุบัติเหตุอยู่ที่ 98 เปอร์เซ็นต์

Abishek, T. S. et al. (2021) ได้พัฒนาระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุ โดยใช้แบบจำลอง ResNet-50 ในการตรวจจับอุบัติเหตุ และเขียนภาษา python โดยใช้ REST API ในการเชื่อมต่อกับแอปพลิเคชันบนระบบปฏิบัติการแอนดรอยในการส่งข้อความแจ้งเตือน ซึ่งระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถตรวจจับอุบัติเหตุทางรถยนต์ได้ อีกทั้งยังประหยัดและน่าเชื่อถือได้มากกว่าเมื่อเทียบกับระบบอื่นที่มีเซ็นเซอร์ราคาแพงและอุปกรณ์ที่ไม่จำเป็น

Lee, C., Kim, H., Oh, S., & Doo, I. (2021) ได้ศึกษาการสร้างแบบจำลองการแจ้งเตือนอุบัติเหตุทางรถยนต์และอุปสรรคบนท้องถนนแบบเรียลไทม์ด้วย AI CCTV โดยได้กล่าวถึงระบบ R-CNN ที่มีความแม่นยำสูงแต่ไม่สามารถนำมาใช้งานกับอุบัติเหตุบนท้องถนนได้เนื่องจากจำต้องใช้เวลาในการเรียนรู้และการประมวลผลข้อมูล จึงเลือกใช้ YOLO ในการพัฒนาระบบเนื่องจากมีความโดดเด่นเรื่องการประมวลผลที่เรียบง่าย สามารถตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทม์ได้ รองรับวัตถุได้เป็นจำนวนมาก และมีความแม่นยำใกล้เคียงกับ R-CNN โดยได้ใช้ Darknet Framework ใน YOLOv3 และสร้างแอปพลิเคชันแจ้งเตือนที่เรียกว่า DRAS พบว่า ระบบที่สร้างขึ้นสามารถแจ้งเตือนไปยังผู้ใช้ในระยะทาง 5 กิโลเมตร และได้รับการยืนยันว่าข้อมูลถูกส่งไปถึงภายใน 5 วินาที มีความแม่นยำในการตรวจจับอุบัติเหตุที่ 93.80 เปอร์เซ็นต์

Yao-Liang Chung, & Chuan-Kai Lin (2020) ประยุกต์ใช้แบบจำลองที่ใช้อัลกอริทึมการตรวจจับวัตถุ YOLOv3 ร่วมกับอัลกอริทึม Canny Edge Detection เพื่อตรวจจับอุบัติเหตุบนทางหลวง โดยสร้างชุดข้อมูลจากโอเพ่นซอร์สแพลตฟอร์มออนไลน์ HDCA-CS (Highway Dashcam Car Accident for Classification) มีการพิจารณาทั้งสภาพอากาศ (ฝนตก, หมอกลงจัด, เวลากลางคืน, สภาพทัศนวิสัยต่ำอื่น ๆ) และอุบัติเหตุประเภทอื่น ๆ เพื่อเพิ่มความหลากหลายให้กับชุดข้อมูล อีกทั้งยังเสนออุบัติเหตุสองประเภท ได้แก่ อุบัติเหตุที่เกี่ยวกับรถยนต์ที่เสียหายและอุบัติเหตุที่เกี่ยวข้องกับรถยนต์ที่พลิกคว่ำ โดยพบว่าโมเดลที่เสนอนั้นมีประสิทธิภาพดีกว่าโมเดลมาตรฐานที่ 75.18 %

Doshi, A., Shah, B., & Kamdar, J. (2021) ได้พัฒนาระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุโดยใช้เครื่อง Arduino UNO ร่วมกับ GSM Module เพื่อตรวจสอบตั้งแต่การคาดเข็มขัดนิรภัยของคนขับ ตลอดจนถึงการเกิดอุบัติเหตุของยานพาหนะ โดยเมื่อมีอุบัติเหตุเกิดขึ้นเซ็นเซอร์การสั่นสะเทือนจะเปิดใช้งาน GPS เพื่อค้นหาพื้นที่เกิดอุบัติเหตุ หากไม่ต้องการความช่วยเหลือใด ๆ ผู้ใช้งานจะต้องกดสวิตช์นิรภัยภายใน 40 นาที ซึ่งหากไม่ได้กดสวิตช์ภายในเวลาที่กำหนดระบบจะส่ง SMS ไปยังศูนย์ช่วยเหลือฉุกเฉิน หรือจะส่งข้อความไปยังศูนย์ดูแลฉุกเฉินโดยทันที เมื่อรถพลิกคว่ำหรือตรวจพบว่าไฟไหม้

Gomathy, C. K., Rohan, K., Reddy, B. M. K., & Geetha, V. (2022) ได้พัฒนาระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุ โดยใช้เครื่อง Arduino เป็นหัวใจหลักของระบบ เมื่อเกิดอุบัติเหตุเซ็นเซอร์ที่รับการสั่นสะเทือนจะเปิดใช้งานระบบการแจ้งเตือน แล้วส่งข้อความผ่าน GSM Module และใช้ GPS เพื่อระบุตำแหน่งการเกิดอุบัติเหตุ โดยจะส่งข้อความไปยังศูนย์การแพทย์ที่ใกล้ที่สุดที่ได้ลงทะเบียนหมายเลขโทรศัพท์ไว้

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาระบบแชทบอท

Caldarini, G., Jaf, S., & McGarry, K. (2022) ได้สำรวจผลงานและวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับแชทบอท แล้วทำการวิเคราะห์ขั้นตอนการทำงานของรูปแบบภาษา การประยุกต์ใช้งาน ชุดข้อมูลที่ใช้ และเฟรมเวิร์ก พบว่า ด้านการประเมินประสิทธิภาพของแชทบอทมีข้อจำกัดสำคัญอย่างน้อย 2 ข้อ ได้แก่ ประการแรก คือ ไม่มีกรอบงานทั่วไปสำหรับการประเมินการทำงานแชทบอท แม้ว่าจะมีการใช้ตัวชี้วัดบางตัวกันอย่างแพร่หลาย แต่ก็ไม่มีเมตริกเฉพาะหรือชุดเมตริกเฉพาะที่ใช้อ้างอิง และประการที่สอง คือ ขาดวิธีการประเมินอัตโนมัติที่มีประสิทธิภาพและน่าเชื่อถือ ซึ่งไม่มีผู้ใดสามารถประเมินในด้านคุณภาพของบทสนทนาได้อย่างเต็มที่ จึงมีการประเมินโดยมนุษย์ ซึ่งมีค่าใช้จ่ายและใช้เวลานาน

Dong-Min, P., Seong-Soo, J., & Yeong-Seok, S. (2022) ได้ศึกษาเอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีแชทบอท 5 รูปแบบ ได้แก่ Natural Language Processing (NLP), Pattern Recognition, Semantic Web, Data Mining, และ Text-Aware Computing พบว่า เทคโนโลยีเหล่านี้จะสามารถทำให้ตลาดแชทบอทเติบโตอย่างทวีคูณในอนาคต ช่วยเพิ่มศักยภาพในการพัฒนาแชทบอทอย่างไม่จำกัด โดยในปัจจุบันมีการพัฒนา API ที่เป็นแพลตฟอร์มสนับสนุนแชทบอทผ่านทางเว็บไซต์ เช่น Chatfuel.com, Conversable.com, Dialogflow.com, Gupshup.io, RASA.com, Manuchat.com, Danbee.ai, Playchat.ai เป็นต้น และการประยุกต์ใช้แชทบอท 5 หมวดหมู่ ได้แก่ interactive commerce and O2O, IPA, public services, entertainment services, และ enterprise messaging

Rapp, A., Curti, L., & Boldi, A. (2021) กล่าวถึงในช่วงสิบปีที่ผ่านมามีความสนใจเพิ่มขึ้นเกี่ยวกับแชทบอทแบบข้อความ ซอฟต์แวร์แอปพลิเคชันที่ใช้ภาษาธรรมชาติในการสื่อสารกับมนุษย์ และได้เสนอการทบทวนวรรณกรรมทั้งหมด 83 ฉบับ โดยแสดงให้เห็นถึงปฏิสัมพันธ์ระหว่างมนุษย์และแชทบอทที่เกิดขึ้นในช่วงสิบปีที่ผ่านมา ซึ่งงานวิจัยส่วนใหญ่นั้นถือว่าเป็นเรื่องค่อนข้างใหม่ (มากกว่า 2 ใน 3 ของบทความได้รับการตีพิมพ์ ตั้งแต่ปี 2560) แสดงให้เห็นว่าการแพร่กระจายเกิดขึ้นในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมาและส่งสัญญาณถึงความสนใจเทคโนโลยีนี้ที่เพิ่มขึ้นในโลกวิชาการ

Meng-Han, T., Hao-Yung, C., Yi-Lin, C., Heng-Kuang, S., Pei-Yi, L., & Ching-Wen, H. (2021) ได้พัฒนาแชทบอทเพื่อแจ้งเตือนภัยธรรมชาติในประเทศไต้หวัน เช่น แผ่นดินไหว พายุไต้ฝุ่น และฝนตกหนัก ซึ่งมักเกิดขึ้นบ่อยครั้งและส่งผลกระทบค่อนข้างมาก โดยระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถช่วยผู้มีอำนาจตัดสินใจและผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย ในการดึงข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับภัยพิบัติเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจและแจ้งเตือนได้อย่างมีประสิทธิภาพในทันทีผ่านแอปพลิเคชัน IM อีกทั้งยังสามารถกำหนดการใช้งานแบบอัตโนมัติตามเงื่อนไขการเปิดใช้งาน ช่วยลดต้นทุนด้านแรงงานและเวลาสำหรับ

เจ้าหน้าที่ความปลอดภัย โดยเมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพก่อนและหลังนำระบบนี้มาใช้แสดงให้เห็นว่าสามารถใช้เวลาน้อยลงเฉลี่ย 55.8 นาที จากภัยพิบัติทั้ง 3 ประเภท

สรุปประเด็นข้อมูลที่ได้จากการศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในบทนี้ สามารถสรุปประเด็นสำคัญต่าง ๆ ที่ผู้วิจัยให้ความสนใจ และเป็นประโยชน์ต่องานวิจัยนี้ ดังนี้

1. สถิติจำนวนผู้เสียชีวิตจากอุบัติเหตุทางถนน เป็นผู้ใช้รถจักรยานยนต์กว่าร้อยละ 80 ซึ่งสอดคล้องกับผลการวิจัยที่พบว่า ปัจจัยด้านประเภทรถมีผลต่อโอกาสเกิดความรุนแรงของอุบัติเหตุระดับที่ 1 (เสียชีวิต) โดยรถประเภท 2 เมื่อเกิดอุบัติเหตุ ผู้โดยสารมีโอกาสเสียชีวิตเพิ่มขึ้นร้อยละ 60 เมื่อเทียบกับรถประเภทรถยนต์นั่งและรถบรรทุก 4 ล้อ (รถกระบะ)

2. การพัฒนาระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุสามารถแบ่งกลุ่มของการพัฒนาออกเป็น 2 กลุ่มหลัก ได้แก่

2.1 กลุ่มที่พัฒนาโดยใช้โปรแกรมประยุกต์ (Software) มีการประยุกต์ใช้อัลกอริทึมด้านการตรวจจับและคัดแยกลักษณะวัตถุ เช่น Restnet, RCNN, SSD และ YOLO เป็นต้น

2.2 กลุ่มที่พัฒนาโดยใช้เครื่อง (Hardware) เช่น Arduino, GSM Module, GPS Receiver เป็นต้น

3. เนื่องจากการลงทุนด้าน Hardware มีค่าใช้จ่ายที่ค่อนข้างสูงและมีความยุ่งยากในการนำอุปกรณ์ไปติดตั้งบนตัวรถ ประกอบกับในปัจจุบันมีโปรแกรมแบบ open source และมีแพลตฟอร์มต่าง ๆ ที่สามารถนำมาใช้งานโดยไม่มีค่าใช้จ่าย ทำให้ประหยัดต้นทุนและประหยัดเวลาในการพัฒนาระบบ ดังนั้น ผู้วิจัยจึงสนใจในการพัฒนาระบบตรวจจับและแจ้งเตือนโดยมุ่งเน้นด้านการพัฒนาโปรแกรมประยุกต์ร่วมกับระบบแชทบอท

4. ระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุเป็นระบบแบบ real time ดังนั้นจึงควรเลือกอัลกอริทึมที่เหมาะสมกับการตรวจจับวัตถุแบบ real time โดยพิจารณาจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องมีการเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพของอัลกอริทึม และค่าความแม่นยำเฉลี่ย (AP และ mAP) หรือค่าความรวดเร็วในการประมวลผลภาพ (FPS)

5. จากการสืบค้นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องยังไม่พบหรืออาจมีเพียงไม่กี่ผลงานวิจัยที่มีการพัฒนาระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุที่ประยุกต์ใช้ร่วมกับแอปพลิเคชัน Line ซึ่งในปัจจุบันเป็นแอปพลิเคชันสำหรับส่งข้อความที่ได้รับความนิยมและมีการใช้งานมากที่สุดในประเทศไทย ดังนั้นจึงเป็นแนวทางในการดำเนินงานวิจัยที่น่าสนใจ

บทที่ 3

วิธีดำเนินงานวิจัย

บทนี้จะกล่าวถึงเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย กลไกการทำงานของระบบ และขั้นตอนวิธีการดำเนินการวิจัย ตั้งแต่ขั้นตอนการออกแบบระบบ การพัฒนาระบบ และการทดสอบการทำงานของระบบ โดยมีรายละเอียดและขั้นตอนการดำเนินงานดังนี้

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

เครื่องมือที่ใช้สำหรับงานวิจัยนี้ ประกอบด้วย ซอฟต์แวร์ (Software), ฮาร์ดแวร์ (Hardware), และแพลตฟอร์ม (platform) ต่าง ๆ ดังนี้

ซอฟต์แวร์ (Software)

1. โปรแกรม Visual Studio Code เวอร์ชัน 1.67.2 เป็นเครื่องมือสำหรับเขียนโปรแกรมภาษาคอมพิวเตอร์
2. YOLO เวอร์ชัน 5 (YOLOv5) อัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ
3. python เวอร์ชัน 3.10.5 เป็นซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการพัฒนาโปรแกรมภาษา python สามารถดาวน์โหลดได้จากเว็บไซต์ python.org
4. Git เวอร์ชัน 2.36.1 เป็นซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการดาวน์โหลด YOLOv5 หรือโปรแกรมส่วนเสริมต่าง ๆ จาก Github
5. davinci resolve เวอร์ชัน 18 เป็นซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการแยกเฟรมภาพจากไฟล์วิดีโอและบันทึกเป็นไฟล์รูปภาพ

ฮาร์ดแวร์ (Hardware)

1. เครื่องคอมพิวเตอร์และอุปกรณ์ที่ใช้ในการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ ประกอบด้วย

    1.1 เครื่องคอมพิวเตอร์ ประกอบด้วย หน่วยประมวลผลกลาง (CPU) Intel Core i3 3.50 GHz และ RAM ขนาด 16 GB

    1.2 อุปกรณ์สำหรับประมวลผลภาพ (GPU) ได้แก่ NVIDIA GeFource RTX 3060 Ti ที่มีหน่วยความจำหลัก (RAM) 8GB

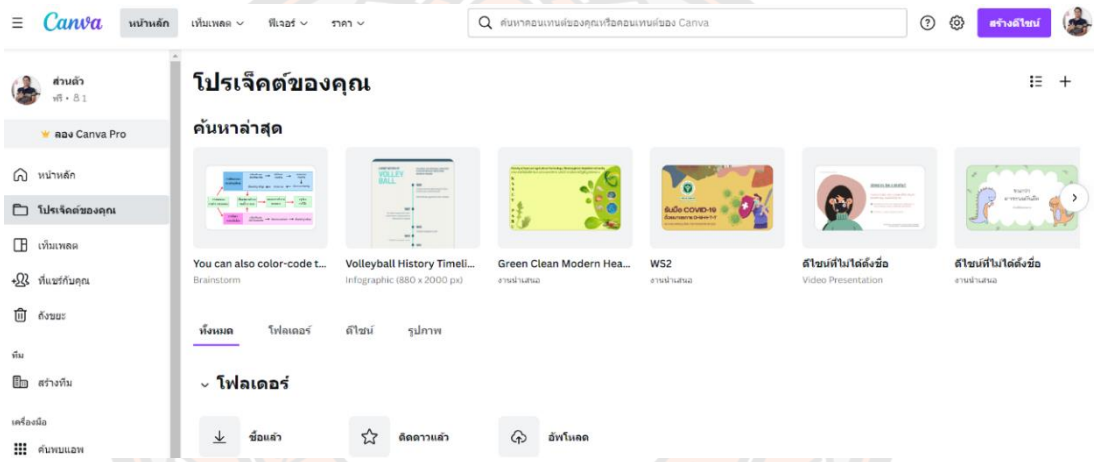
2. เครื่องคอมพิวเตอร์และอุปกรณ์ที่ใช้ในการทดสอบระบบ

2.1 เครื่องคอมพิวเตอร์ประกอบด้วย หน่วยประมวลผลกลาง (CPU) AMD Ryzen 7 2.3 GHz และ RAM ขนาด 8 GB

2.2 โทรศัพท์มือถือแบบสมาร์ทโฟนที่ใช้ในการทดสอบระบบ หน่วยประมวลผลกลาง (CPU): Snapdragon 8 Gen 1 Octa-core 2.99 GHz, หน่วยความจำ (RAM): 8 GB, ระบบปฏิบัติการ: android เวอร์ชัน 12, Line เวอร์ชัน 13.4.1

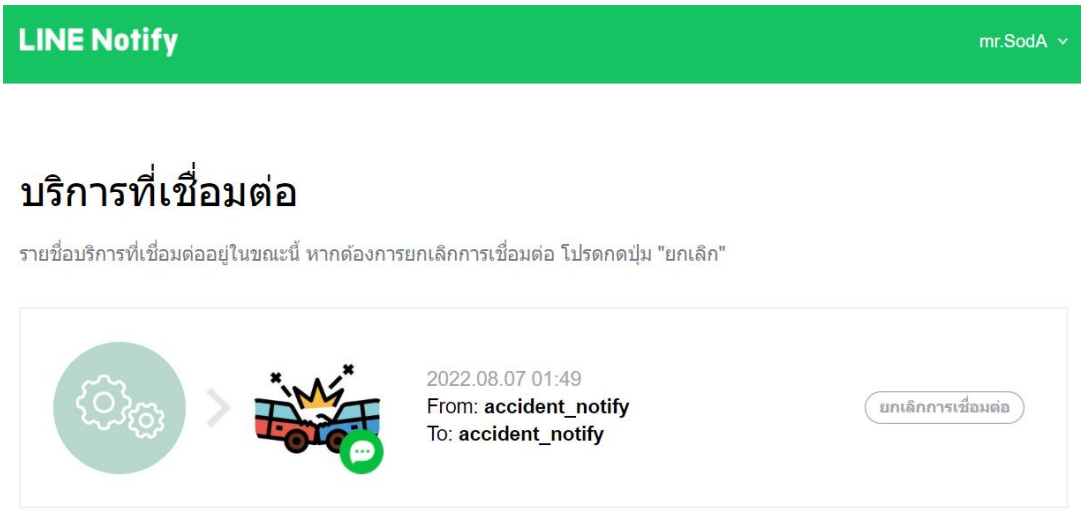
แพลตฟอร์ม (Platform)

1. Canva เป็นแพลตฟอร์มที่ใช้งานผ่านเว็บบราวเซอร์ ใช้ในการออกแบบแผนผังต่าง ๆ



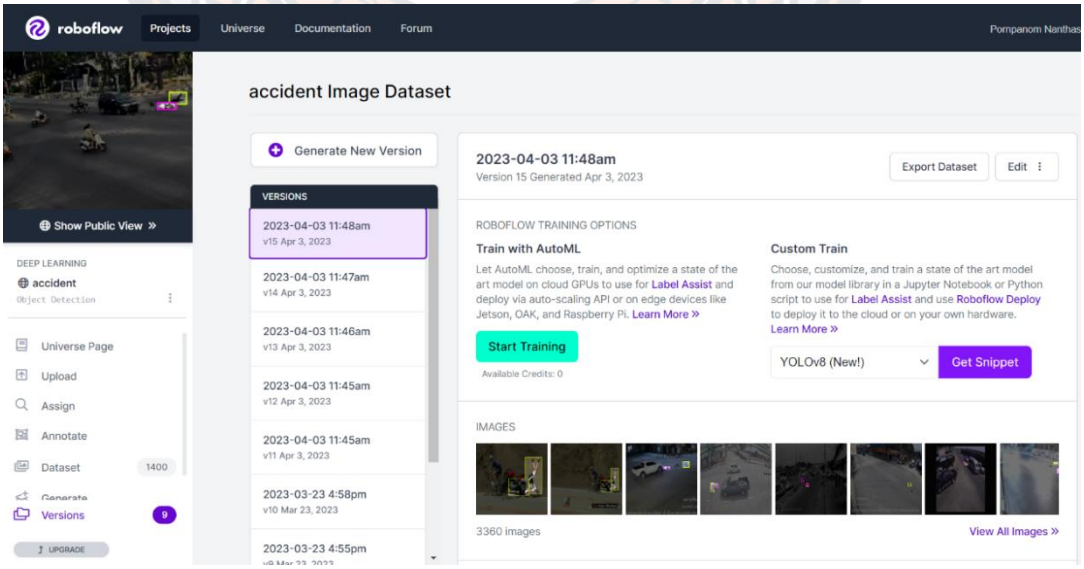
ภาพ 31 ภาพตัวอย่างแพลตฟอร์ม Canva

2. Line Notify API เป็นแพลตฟอร์มที่ใช้งานผ่านเว็บบราวเซอร์ ใช้สำหรับเป็นส่วนเสริมที่ช่วยให้ระบบตรวจจับอุบัติเหตุสามารถส่งข้อความและรูปภาพผ่านแอปพลิเคชัน Line ได้



ภาพ 32 ภาพตัวอย่างแพลตฟอร์ม Line Notify API

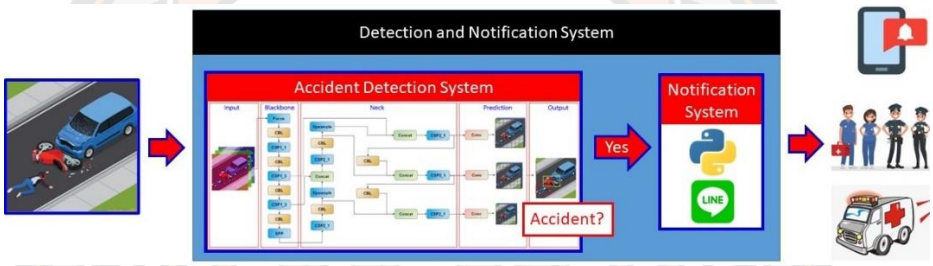
3. Roboflow เป็นแพลตฟอร์มที่ใช้งานผ่านเว็บบราวเซอร์ ใช้เป็นเครื่องมือสำหรับสร้างชุดข้อมูลรูปภาพสำหรับฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ



ภาพ 33 ภาพตัวอย่างแพลตฟอร์ม Roboflow

กลไกการทำงานของระบบ

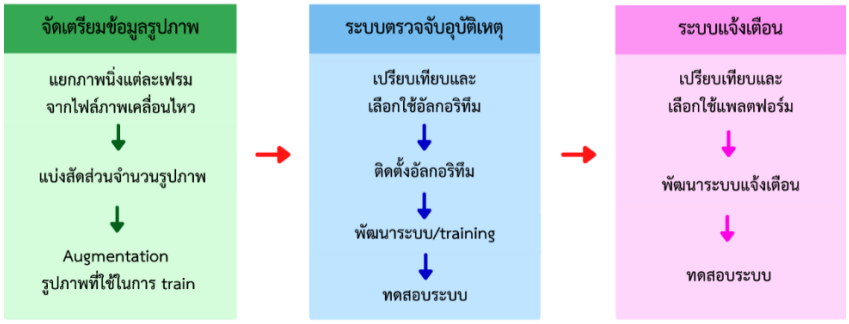
ระบบที่พัฒนาขึ้นประกอบด้วย 2 ส่วนหลัก ได้แก่ ระบบตรวจจับอุบัติเหตุ และระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุ โดยการทำงานเริ่มจากเมื่อมีการรับภาพเข้ามาในระบบ **ระบบตรวจจับอุบัติเหตุ** (Accident Detection System) จะทำการตรวจสอบวัตถุภายในภาพว่ามีการเกิดอุบัติเหตุหรือไม่ โดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ หรือ AI (Artificial Intelligence) ที่เรียกว่าการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อจำแนกแต่ละวัตถุที่พบในภาพเพื่อตรวจสอบว่าวัตถุนั้นเป็นบุคคลหรือรถจักรยานยนต์ที่เกิดอุบัติเหตุหรือไม่ และหากพบวัตถุที่เป็นบุคคลหรือรถจักรยานยนต์ที่เกิดอุบัติเหตุ **ระบบแจ้งเตือน** (Notification System) ที่พัฒนาโดยใช้ภาษา Python ร่วมกับ LINE Notify API (Line Notify Application Programming Interface) จะทำการส่งต่อข้อมูลภาพและข้อความสั้น ๆ เพื่อแจ้งเตือนไปยังกลุ่มบุคคลที่เกี่ยวข้องให้ทราบว่ามีอุบัติเหตุเกิดขึ้น ดังแสดงในภาพ 34



ภาพ 34 แผนผังการทำงานของระบบ

ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงานงานวิจัย

การพัฒนาระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุในครั้งนี้ มีระบบหลักที่ต้องพัฒนา 2 ระบบ ได้แก่ ระบบตรวจจับอุบัติเหตุ และระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุ โดยผู้วิจัยจึงได้วางแผนการดำเนินงานไว้เป็นลำดับขั้นตอนดังแสดงในภาพ 35



ภาพ 35 ขั้นตอนการพัฒนาระบบ

การจัดเตรียมข้อมูลรูปภาพ

1. ข้อมูลรูปภาพที่ใช้ในงานวิจัย

ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้รับความอนุเคราะห์คลิปวิดีโอ (video clip) การเกิดอุบัติเหตุจากเทศบาลนครนครสวรรค์ โดยมีอุบัติเหตุที่เกี่ยวข้องกับรถจักรยานยนต์ จำนวน 65 ครั้ง (มิได้ระบุปี ชื่อทางแยก และชื่อถนน) และจากเทศบาลนครเชียงใหม่ ซึ่งเป็นภาพเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในปี พ.ศ. 2562 - 2565 โดยมีอุบัติเหตุที่เกี่ยวข้องกับรถจักรยานยนต์ จำนวน 50 ครั้ง ดังแสดงในตาราง 4

ตาราง 4 ตารางแสดงข้อมูลภาพเคลื่อนไหวที่ได้จากเทศบาลนครเชียงใหม่

ลำดับ	ชื่อถนนหรือชื่อแยก	จำนวนคลิปเหตุการณ์
1	แยกศาลเด็ก	2
2	แยกอโนดาด	2
3	แยกระแกง	1
4	แยกสยามทีวีเก่า	1
5	แยกขนส่งช้างเผือก	2
6	ถนนมณีนพรัตน์	1
7	แยกข่วงสิงห์	3
8	แยกประตูแสนปรุงคูเมืองด้านใน	1
9	แยกโรงเรียนปริ้นส์	1
10	แยกแสงชัยมอเตอร์	3
11	แยกทุ่งโฮเต็ลเหนือ	2
12	แยกสันติธรรม	2
13	แยกโลตัสสันติธรรม	1
14	แยกสันป่าข่อย	2
15	แยกกลางเวียง	1
16	แยกผาบ่อง	1
17	แยกโลตัสคำเที่ยง	1
18	แยกเมืองสมุทร	1
19	ประตูเข้า-ออก คณวิศวะฯ มช.	1
20	แยกต้นพยอม	1

ลำดับ	ชื่อถนนหรือชื่อแยก	จำนวนคลิปเหตุการณ์
21	แยกประตูหายยา	2
22	ถนนเชียงใหม่-ลำพูน	2
23	แยกศรีมงคล	1
24	แยกพุทธิโสภณ	1
25	แยกทุ่งโฮเต็ลใต้	1
26	แยกทุ่งโฮเต็ลเหนือ	1
27	แยกนวรัฐตะวันออก	1
28	ข้างวัดพระสิงห์	1
29	ถนนประตูเชียงใหม่	1
30	แยก ซอยโคคา	2
31	หน้าโรงพยาบาลประสาท	1
32	สะพานภาค 5	1
33	แยกรินคำ	1
34	แยกอัษฎาธร	1
35	แยกประชาสัมพันธ์	1
36	แยกฟ้าธานี	1
37	แยกลานนาพาเลส	1
	รวม	**50**

2. การแยกภาพนิ่งแต่ละเฟรมจากไฟล์ภาพเคลื่อนไหว

คลิปวิดีโอจากเทศบาลนครนครสวรรค์ที่เกี่ยวข้องกับผู้ใช้รถจักรยานยนต์ จำนวน 65 ครั้ง และคลิปวิดีโอจากเทศบานนครเชียงใหม่ที่เกี่ยวข้องกับผู้ใช้รถจักรยานยนต์ จำนวน 50 ครั้ง สามารถแยกเป็นเฟรมภาพนิ่งที่มีการเกิดอุบัติเหตุได้ทั้งหมดจำนวน 1400 ภาพ

3. การแบ่งสัดส่วนรูปภาพ

จากภาพการเกิดอุบัติเหตุที่เกี่ยวข้องกับผู้ใช้รถจักรยานยนต์ทั้งหมด จำนวน 1400 ภาพ ผู้วิจัยได้ดำเนินการแบ่งเป็นชุดข้อมูลภาพเพื่อใช้ในการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training) ตรวจสอบความถูกต้อง (validation) และทดสอบระบบ (testing) โดยแบ่งเป็นอัตราส่วนร้อยละ 70, 20 และ 10 ตามลำดับ ดังแสดงในตาราง 5

ตาราง 5 ตารางการแบ่งสัดส่วนรูปภาพที่ใช้ในการงานวิจัย

ลำดับ	การใช้งานรูปภาพ	ร้อยละ	จำนวนภาพ
1	สำหรับใช้ฝึกระบบ (Training)	70	980
2	สำหรับใช้ตรวจสอบความถูกต้อง (Validation)	20	280
3	สำหรับใช้ทดสอบระบบ (Testing)	10	140
	รวม	**100**	**1,400**

4. การสร้างชุดข้อมูลภาพเพิ่มเติม (Augmentation)

เพื่อให้มีชุดข้อมูลภาพที่มีความหลากหลาย ผู้วิจัยได้ทำการสร้างชุดข้อมูลเพิ่มเติม (Augmentation) ผ่านแพลตฟอร์ม Roboflow ซึ่งเป็นแพลตฟอร์มที่ใช้งานผ่านเว็บบราวเซอร์ โดยมีการสร้างภาพใหม่ จำนวน 5 ครั้ง ครั้งละ 3 เท่า ทำให้ได้ภาพที่ใช้ฝึกระบบให้เกิดการรู้จำเพิ่มขึ้น 15 เท่า จึงทำให้จากเดิมที่มีภาพสำหรับฝึกระบบอยู่จำนวน 980 ภาพ เพิ่มขึ้นเป็น 14,700 ภาพ โดยเทคนิคการ Augmentation ที่ผู้วิจัยเลือกใช้แสดงในตาราง 6

ตาราง 6 ตารางแสดงการตั้งค่า Augmentation

ลำดับ	เทคนิคที่ใช้	การตั้งค่า
1	Grayscale	25%
2	Hue	Between -25° and +25°
3	Saturation	Between -25% and +25%
4	Brightness	Between -25% and +25%
5	Exposure	Between -25% and +25%
6	Blur	Up to 1 pixel
7	Noise	Up to 5% of pixels

การพัฒนาระบบตรวจจับอุบัติเหตุ

1. การเปรียบเทียบและเลือกใช้อัลกอริทึม

1.1 การเปรียบเทียบอัลกอริทึม ในขั้นตอนนี้ผู้วิจัยได้ทำการสรุปรวบรวมข้อมูลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่ใช้ในด้านการตรวจจับวัตถุ เพื่อเป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจในการเลือกใช้อัลกอริทึมสำหรับการพัฒนาระบบตรวจจับอุบัติเหตุ ดังแสดงในตาราง 7

ตาราง 7 ตารางการเปรียบเทียบประสิทธิภาพอัลกอริทึม

ลำดับ	ผู้วิจัย	อัลกอริทึมที่เปรียบเทียบ	ผลการเปรียบเทียบ
1	Nepal, U., & Eslamiat, H. (2021)	YOLOv3 YOLOv4 YOLOv5	YOLOv5l มีค่า mAP และค่าคะแนน F1 สูงที่สุด จึงมีประสิทธิภาพดีที่สุด
2	Ge, Z. et al. (2021)	YOLOv3 YOLOv4 YOLOV5	YOLOV5 มีค่า AP สูงที่สุด, YOLOV3 มีค่า FPS สูงที่สุด
3	Wang, Z. et al. (2021)	YOLOv3 YOLOv4 YOLOv5	YOLOv5 มีค่า mAP สูงที่สุด
4	Ramya, A. et al. (2021)	YOLOv3 YOLOv4 YOLOv5	YOLOv5 มีประสิทธิภาพดีที่สุด YOLOv3 ใช้เวลา train น้อยที่สุด
5	Jiang, P. et al. (2021)	YOLOv3 YOLOv4 YOLOv5	YOLOv4 มีค่า AP และ FPS สูงกว่า YOLOv3 ร้อยละ 10 และ 12 ตามลำดับ และ YOLOv5 มีความยืดอยุ่นในการนำไปใช้งานได้เป็นอย่างดี
6	Bochkovskiy, A. et al. (2020)	YOLOv3 YOLOv4	YOLOv4 มีค่า AP และค่า FPS สูงกว่า YOLOv3
7	Long, X. et al. (2020)	YOLOv3 YOLOv4	YOLOv4 มีค่า mAP สูงกว่า YOLOv3
8	Viraktamath, S. V. et al. (2021)	SSD YOLOv3	YOLOv3 มีความแม่นยำต่ำกว่าเล็กน้อย แต่เร็วกว่าประมาณ 2.2 เท่า

ลำดับ	ผู้วิจัย	อัลกอริทึมที่เปรียบเทียบ	ผลการเปรียบเทียบ
9	Morera, Á. et al. (2020)	SSD YOLOv3	YOLOv3 ตรวจจับวัตถุที่มีขนาดเล็กได้ดีกว่า
10	Dorrer, M. G., & Tolmacheva, A. E. (2020)	Mark R-CNN YOLOv3	Mask R-CNN มีความแม่นยำมากกว่า แต่ YOLOv3 เร็วกว่า
11	Benjdira, B. et al. (2019)	Faster R-CNN YOLOv3	YOLOv3 มีค่าคะแนน F1 และค่า FPS สูงกว่า Faster R-CNN
12	Li, M. et al. (2020)	Faster R-CNN SSD YOLOv3	YOLOv3 มีค่า mAP และ FPS สูงกว่า SSD และ Faster R-CNN
13	Nurcahyo, R. &Iqbal, M. (2020)	Faster R-CNN SSD YOLOv3	เฉพาะ YOLOv3 เท่านั้นที่มีค่า Latency ต่ำ ทำให้เหมาะกับการนำมาใช้งานแบบ real-time
14	Li, Y. et al. (2020)	Faster R-CNN SSD YOLOv3	YOLOv3 มีค่า FPS สูงที่สุด และมีค่า mAP ที่สูงกว่าหรือใกล้เคียงกับอัลกอริทึมอื่น ๆ
15	Alganci, U. et al. (2020)	Faster R-CNN SSD YOLOv3	YOLOv3 มีสิทธิภาพดีที่สุดในการทดสอบ
16	Zhao, K. et al. (2019)	Faster R-CNN SSD YOLOv3	YOLOv3 มีประสิทธิภาพดีกว่า ทั้งในด้านความแม่นยำและความรวดเร็วในการทำงาน

1.2 การเลือกอัลกอริทึม จากการรวบรวมงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมในตาราง 7 เมื่อทำการวิเคราะห์และพิจารณาจากค่าความแม่นยำเฉลี่ย (AP และ mAP) และความรวดเร็วในการประมวลผลภาพ (FPS) พบว่า

1.2.1 ในการเปรียบเทียบ R-CNN, SSD, และ YOLOv3 พบว่า YOLOv3 เป็นอัลกอริทึมเดียวที่มีค่า Latency ต่ำ เหมาะกับการใช้งานแบบ realtime (Nurcahyo, R., & Iqbal, M., 2020) และเมื่อเปรียบเทียบค่า AP พบว่า มีค่า AP ที่ใกล้เคียงกัน แต่ YOLOv3 เร็วกว่าอย่างเห็นได้ชัด (Yuanhong, L. et al., 2020) และพบว่า YOLOv3 มีค่า FPS ที่สูงที่สุด (Li, M. et al., 2020) ดังนั้นหากพิจารณาถึงความสมดุลทั้งด้านความแม่นยำและความเร็วแล้ว พบว่า YOLOv3 ถือเป็นอัลกอริทึมที่ดีที่สุด (Alganci, U., Soydas, M., & Sertel, E., 2020)

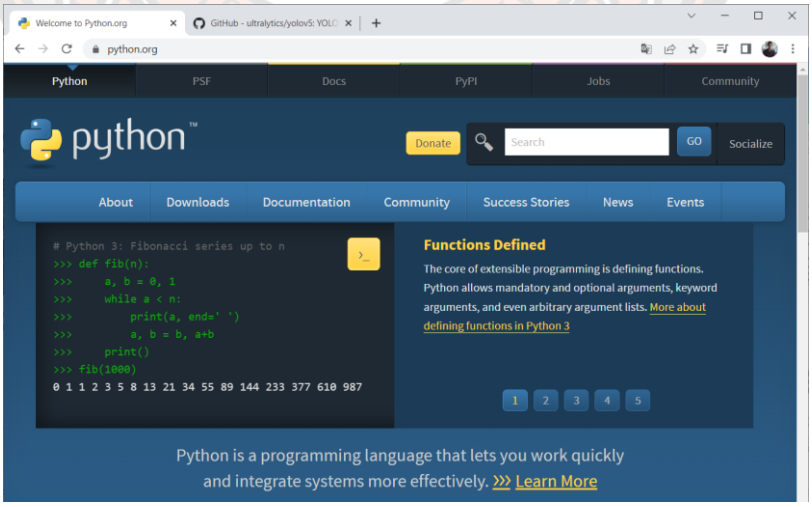
1.2.2 ในการเปรียบเทียบ YOLOv3, YOLOv4 และ YOLOv5 พบว่า YOLOv4 มีค่า AP และ FPS ที่ดีกว่า YOLOv3 ร้อยละ 10 และ 12 ตามลำดับ ส่วน YOLOv5 มุ่งเน้นไปที่การตรวจจับวัตถุที่มีขนาด 3 มาตราส่วนที่แตกต่างกัน (Jiang, P. et al., 2021) โดย YOLOv5 มีค่า AP ดีที่สุด (Wang, Z. et al., 2021) และ YOLOv5 มีประสิทธิภาพดีที่สุด แต่ YOLOv3 ใช้เวลาในการฝึกระบบให้มีการรู้จำน้อยที่สุด (Ramya, A. et al., 2021)

เนื่องจากระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุเป็นระบบแบบ real time จึงควรเลือกอัลกอริทึมที่เหมาะสมกับการตรวจจับวัตถุแบบ real time และเมื่อคำนึงถึงความแม่นยำ (AP) และความรวดเร็วในการประมวลผลภาพ (FPS) เป็นสำคัญ ดังนั้นการศึกษาในครั้งนี้ผู้วิจัยจึงเลือกใช้อัลกอริทึม YOLO ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่เหมาะกับการใช้งานแบบ real-time โดยเลือกใช้เป็น YOLOv5 ซึ่งมีค่า AP และ FPS ที่ค่อนข้างสูง

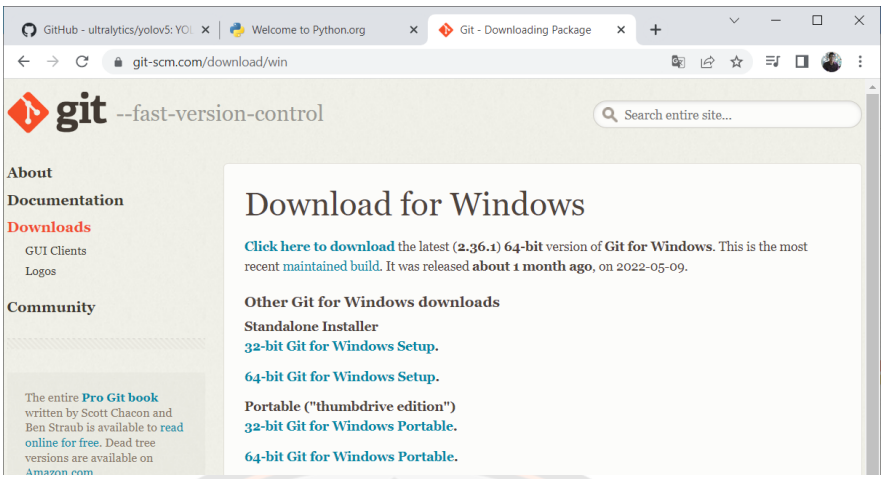
2. การติดตั้งระบบอัลกอริทึม

2.1 ซอฟต์แวร์ที่จำเป็น

ซอฟต์แวร์พื้นฐานที่จำเป็นสำหรับ YOLOv5 ได้แก่ python ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์สำหรับเขียนโปรแกรมภาษา python โดยเลือกติดตั้งเวอร์ชั่น 3.10.5 สามารถดาวน์โหลดได้จากเว็บไซต์ python.org ดังแสดงในภาพ 36 และ git ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์สำหรับใช้ในการดาวน์โหลด YOLOv5 หรือซอฟต์แวร์ต่าง ๆ จาก Github โดยสามารถดาวโหลดได้จากเว็บไซต์ git-scm.com ดังแสดงในภาพ 37



ภาพ 36 เว็บไซต์ python.org สำหรับดาวน์โหลดซอฟต์แวร์ python



ภาพ 37 เว็บไซต์ git-scm.com สำหรับดาวน์โหลดซอฟต์แวร์ git

2.2 Library ที่จำเป็น

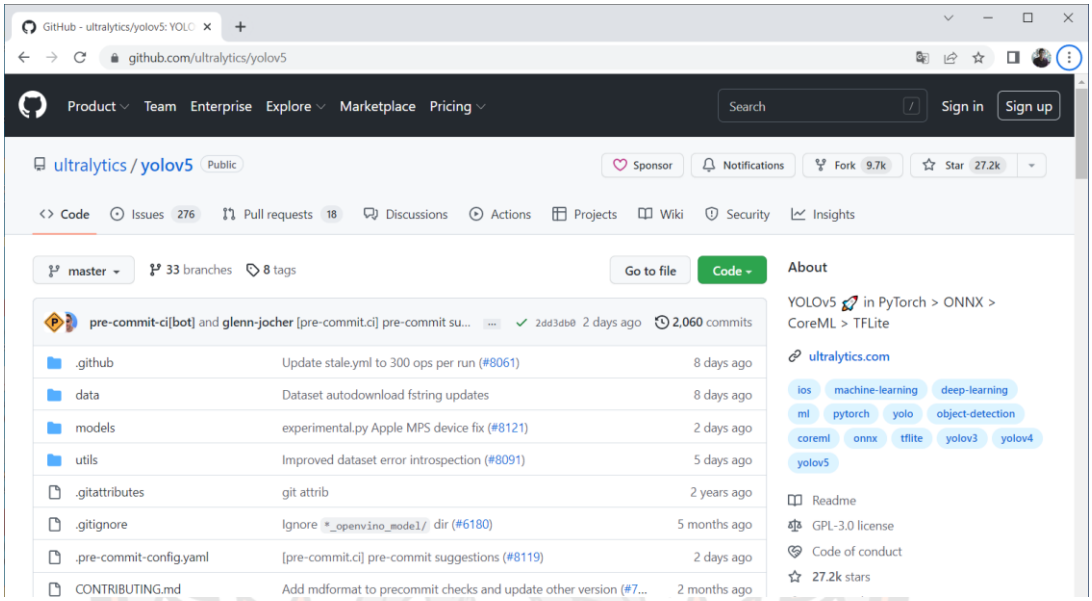
เพื่อให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างสมบูรณ์ นอกจากการติดตั้งซอฟต์แวร์ที่จำเป็นแล้ว ต้องทำการติดตั้ง library ต่าง ๆ ที่เป็นส่วนสนับสนุนการทำงานของอัลกอริทึม YOLOv5 ดังแสดงในภาพ 38

```
# YOLOv5 requirements
# Usage: pip install -r requirements.txt

# Base ----------------------------------------
matplotlib>=3.2.2
numpy>=1.18.5
opencv-python>=4.1.1
Pillow>=7.1.2
PyYAML>=5.3.1
requests>=2.23.0
scipy>=1.4.1  # Google Colab version
torch>=1.7.0
torchvision>=0.8.1
tqdm>=4.41.0
protobuf<=3.20.1  # https://github.com/ultralytics/yolov5/issues/8012

# Logging -------------------------------------
tensorboard>=2.4.1
# wandb
```

ภาพ 38 library ที่จำเป็นสำหรับ YOLOv5

2.3 การติดตั้งอัลกอริทึม

YOLOv5 เป็นอัลกอริทึมประเภทโอเพ่นซอส (open source) ที่ใช้สำหรับการตรวจจับวัตถุ โดยผู้พัฒนาได้เปิดให้ผู้ที่ต้องการใช้งานสามารถดาวน์โหลดได้จากเว็บไซต์ Github (https://github.com/ultralytics/yolov5) ดังแสดงในภาพ 39



ภาพ 39 เว็บไซต์ github สำหรับดาวน์โหลด YOLOv5

การวิจัยครั้งนี้ได้พัฒนาระบบตรวจจับอุบัติเหตุบนเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้ระบบปฏิบัติการ Windows จึงสามารถพิมพ์คำสั่งผ่านทาง Command Prompt โดยคำสั่งที่ใช้ในการติดตั้ง YOLOv5 แสดงดังภาพ 40

▼ Install

Clone repo and install requirements.txt in a Python>=3.7.0 environment, including PyTorch>=1.7.

```
git clone https://github.com/ultralytics/yolov5  # clone
cd yolov5
pip install -r requirements.txt  # install
```

▼ Inference

YOLOv5 PyTorch Hub inference. Models download automatically from the latest YOLOv5 release.

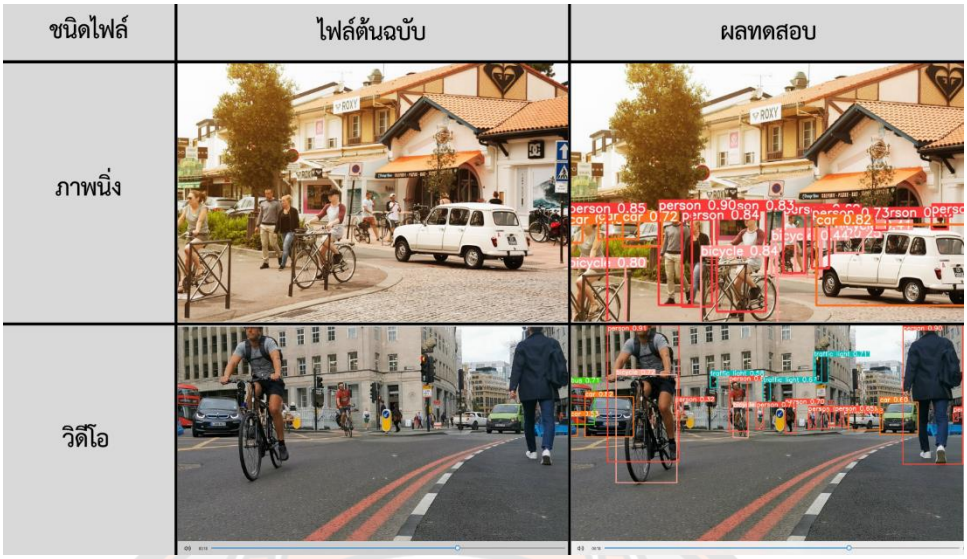
```
import torch

# Model
model = torch.hub.load('ultralytics/yolov5', 'yolov5s')  # or yolov5n - yolov5x6, custom

# Images
img = 'https://ultralytics.com/images/zidane.jpg'  # or file, Path, PIL, OpenCV, numpy, list

# Inference
results = model(img)

# Results
results.print()  # or .show(), .save(), .crop(), .pandas(), etc.
```

ภาพ 40 คำสั่งที่ใช้ในการติดตั้ง YOLOv5

2.4 การทดสอบระบบอัลกอริทึม

ภายหลังจากติดตั้งอัลกอริทึมเป็นที่เรียบร้อยแล้ว เพื่อให้แน่ใจว่าอัลกอริทึมสามารถใช้งานได้ จึงจำเป็นต้องทดสอบการทำงานของอัลกอริทึมก่อน โดยพิมพ์การทดสอบใน Terminal ของโปรแกรม Visual Studio Code ด้วยคำสั่ง “python detect.py” เพื่อเรียกใช้การทำงานของไฟล์ชื่อ detect.py ซึ่งทำหน้าที่ตรวจจับวัตถุในภาพตัวอย่างที่ YOLOv5 ใช้เป็นภาพสำหรับการทดสอบระบบ โดยผลการทดสอบแสดงดังภาพ 41 และเมื่อทำการทดสอบการทำงานของอัลกอริทึมโดยใช้รูปภาพและคลิปวิดีโอที่จัดเตรียมไว้ ได้ผลการทดสอบดังแสดงในภาพ 42

ภาพ 41 ผลทดสอบการทำงานของ YOLOv5 โดยใช้ภาพของระบบ

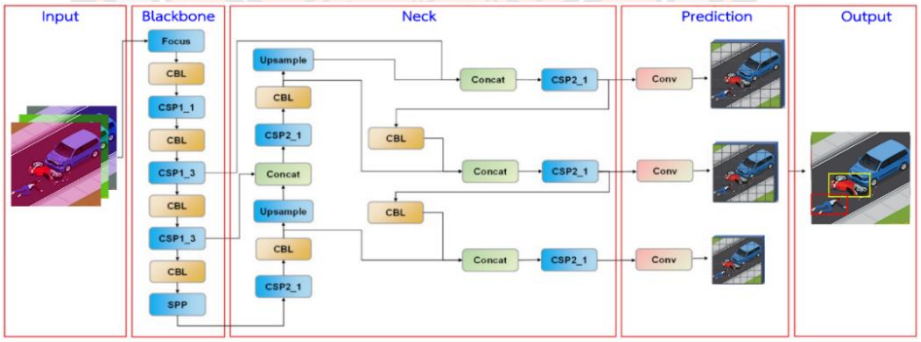


ภาพ 42 ผลทดสอบการทำงานของ YOLOv5 โดยใช้ภาพและวิดีโอที่จัดเตรียมไว้

3. การพัฒนาระบบและการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training)

3.1 โครงสร้างการทำงานของ YOLOv5 ในการตรวจจับอุบัติเหตุ

การพัฒนาระบบตรวจจับอุบัติเหตุครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ออกแบบการทำงานของระบบโดยใช้อัลกอริทึม YOLOv5 ในการตรวจสอบวัตถุภายในภาพที่รับเข้ามาว่ามีการเกิดอุบัติเหตุหรือไม่ ดังแสดงในภาพ 43



ภาพ 43 โครงสร้างการทำงานของ YOLOv5 ในการตรวจจับอุบัติเหตุ

3.2 การฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training)

ผู้วิจัยได้การแบ่งประเภทของวัตถุในภาพเพื่อฝึกให้ระบบเกิดการรู้จำทั้งหมด 2 วัตถุ (2 class) ได้แก่ บุคคลที่ประสบอุบัติเหตุ และรถจักรยานยนต์ที่ประสบอุบัติเหตุ จากนั้นทำการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำด้วย YOLOv5 โมเดลต่าง ๆ ได้แก่ YOLOv5s, YOLOv5m, YOLOv5l และ YOLOv5x ตามลำดับ โดยใช้คำสั่งในการฝึกให้ระบบเกิดการรู้จำ (training) โมเดลละ 200 รอบ (200 epoch) ตัวอย่างภาพที่ใช้ในการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำแสดงดังภาพ 44 และ 45 และได้ออกแบบตารางสำหรับบันทึกผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ ดังแสดงในตาราง 8

ภาพ 44 ตัวอย่างภาพการเกิดอุบัติเหตุจากเทศบาลนครเชียงใหม่

ภาพ 45 ตัวอย่างภาพการเกิดอุบัติเหตุจากเทศบาลนครนครสวรรค์

ตาราง 8 ตารางสำหรับบันทึกผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training)

ลำดับ	โมเดล	เวลาที่ใช้ (ชั่วโมง)	Epoch	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
1	YOLOv5s						
2	YOLOv5m						
3	YOLOv5l						
4	YOLOv5x						

4. การทดสอบการทำงานของระบบตรวจจับอุบัติเหตุ

ในขั้นตอนนี้ได้ทำการทดสอบระบบโดยใช้ภาพการเกิดอุบัติเหตุที่แบ่งไว้สำหรับทำการทดสอบจำนวน 140 ภาพ (ร้อยละ 10 ของจำนวนภาพการเกิดอุบัติเหตุที่ได้จากการแบ่งเฟรมภาพจากคลิปวิดีโอ) แล้วบันทึกผลเป็นจำนวนภาพตามผลการทำงานของระบบ ได้แก่ 1) จำนวนภาพที่ระบบสามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้ครบถ้วน 2) จำนวนภาพที่ระบบสามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้แต่ไม่ครบถ้วน 3) จำนวนภาพที่มีการเกิดอุบัติเหตุแต่ระบบตรวจหาไม่พบ และ 4) จำนวนภาพที่ระบบตรวจจับอุบัติเหตุผิดพลาด โดยตารางสำหรับบันทึกผลแสดงดังตาราง 9

ตาราง 9 ตารางสำหรับบันทึกผลทดสอบการทำงานของระบบตรวจจับอุบัติเหตุ

ลำดับ	รายการ	YOLOv5 model			
		s	m	l	x
1	จำนวนภาพที่ระบบสามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้ครบถ้วน				
2	จำนวนภาพที่ระบบสามารถตรวจจับตรวจจับอุบัติเหตุได้แต่ไม่ครบถ้วน				
3	จำนวนภาพที่ระบบไม่สามารถตรวจจับการเกิดอุบัติเหตุได้				
4	จำนวนภาพที่ระบบตรวจจับอุบัติเหตุผิดพลาด				

5. การวิเคราะห์สาเหตุที่ทำให้ระบบตรวจจับอุบัติเหตุเกิดข้อผิดพลาด

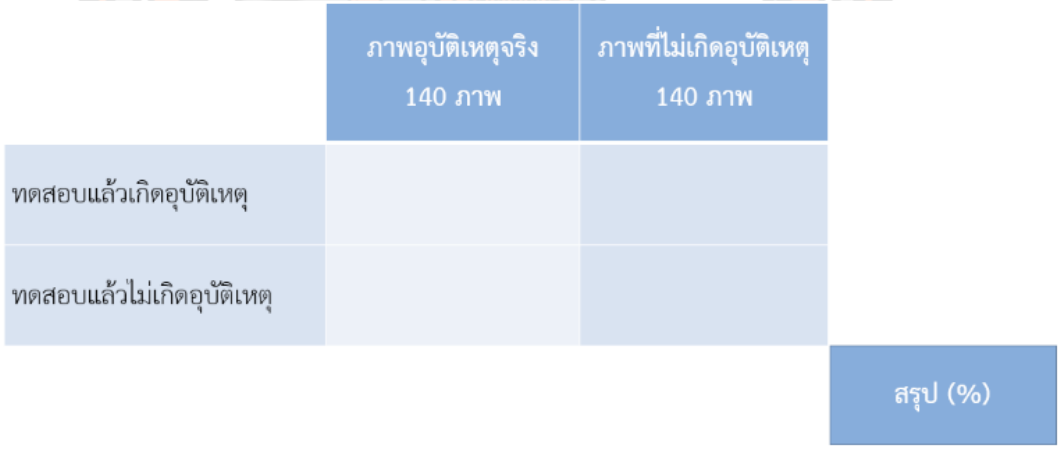
จากผลการทดสอบระบบผู้วิจัยได้วิเคราะห์ถึงสาเหตุที่ทำให้ระบบตรวจจับอุบัติเหตุเกิดข้อผิดพลาด พบว่า มี 3 สาเหตุหลัก ได้แก่ 1) ภาพที่ทดสอบเกิดขึ้นในช่วงที่มีแสงน้อย 2) มีการทับซ้อนหลาย ๆ วัตถุในภาพทับซ้อนกัน และ 3) อื่น ๆ หรือไม่ทราบแน่ชัด โดยตารางบันทึกผลแสดงดังตาราง 10

ตาราง 10 ตารางสำหรับบันทึกปัจจัยที่มีผลต่อการทำงานของระบบตรวจจับอุบัติเหตุ

ลำดับ	สาเหตุที่ทำให้เกิดข้อผิดพลาด	YOLOv5 model				สรุปรวม	
		s	m	l	x	ค่าเฉลี่ย	ร้อยละ
1	ภาพที่ทดสอบเกิดขึ้นในช่วงที่มีแสงน้อย						
2	มีการทับซ้อนของหลาย ๆ วัตถุภายในภาพ						
3	อื่นๆ หรือไม่ทราบแน่ชัด						
	รวม						

6. การวิเคราะห์ข้อมูลด้วย Confusion Matrix

จากผลการทดสอบระบบผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วย Confusion Matrix โดยทำการแยกภาพที่ไม่มีการเกิดอุบัติเหตุจากไฟล์วิดีโอให้ได้ภาพนิ่งทั้งหมดจำนวน 140 ภาพ จากนั้นทำการบันทึกผลการทดสอบดังแสดงในภาพ 46



ภาพ 46 ภาพ Confusion Matrix สำหรับวิเคราะห์ข้อมูล

การพัฒนาระบบแจ้งเตือน

1. การเปรียบเทียบและเลือกใช้แพรตฟอร์ม

1.1 การเปรียบเทียบความนิยมและการใช้งานแพรตฟอร์ม

จากสถิติการใช้งานและความชื่นชอบแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดีย (หน้า 28 - 29) ผู้วิจัยได้สรุปข้อมูลเฉพาะ 5 อันดับแรก เรียงจากแพลตฟอร์มที่มีสถิติการใช้งานและได้รับความชื่นชอบมากที่สุดเป็นอันดับแรก ดังแสดงในตาราง 11

ตาราง 11 ตารางเปรียบเทียบการใช้งานแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียในประเทศไทย

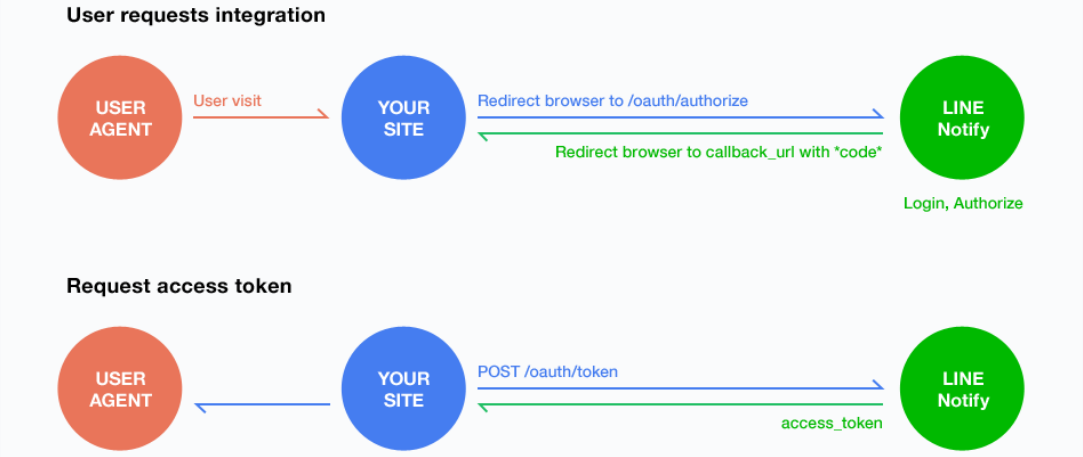
อันดับที่	แพลตฟอร์มที่มีการใช้งานมากที่สุด		ความชื่นชอบแพลตฟอร์ม	
	ชื่อแพลตฟอร์ม	สถิติ (%)	ชื่อแพลตฟอร์ม	สถิติ (%)
1	Facebook	91.0	Facebook	37.3
2	Line	90.7	Tiktok	21.3
3	Facebook Messenger	80.8	Line	16.1
4	Tiktok	78.2	Instagram	8.6
5	Instagram	66.4	Facebook Messenger	5.9

1.2 การเลือกใช้งานแพรตฟอร์ม

จากสถิติการใช้งานแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียในประเทศไทย เมื่อแยกพิจารณาเฉพาะแพลตฟอร์มที่ใช้ในส่งข้อความ พบว่า แพลตฟอร์มที่คนไทยมีการใช้งานมากที่สุด 2 อันดับแรก คือ Line และ Facebook Messenger ซึ่งมีสถิติการใช้งานที่ร้อยละ 90.7 และร้อยละ 80.8 ตามลำดับ แต่เมื่อพิจารณาถึงความชื่นชอบของคนไทยที่มีต่อแพลตฟอร์มทั้ง 2 แล้ว พบว่า Line ได้รับความชื่นชอบจากคนไทยร้อยละ 16.1 และ Facebook Messenger ได้รับความชื่นชอบจากคนไทยร้อยละ 5.9 ดังนั้น ผู้วิจัยจึงเลือกใช้ Line เป็นแพลตฟอร์มในการส่งข้อความแจ้งเตือน

2. การพัฒนาระบบแชทบอท

เป็นการพัฒนาต่อการระบบตรวจจับอุบัติเหตุ โดยใช้ภาษา Python ในการเขียนโปรแกรมคำสั่งรับค่าจำนวนบุคคลและรถจักรยานยนต์ที่เกิดอุบัติเหตุ แล้วเชื่อมต่อการทำงานระบบกับ Line Notify API ทำให้ระบบทำการส่งข้อความไปยังแอปพลิเคชัน Line ได้ โดย Line Notify API มีการทำงานดังแสดงในภาพ 47



ภาพ 47 การทำงานของระบบ Line Notify API

3. การทดสอบระบบแจ้งเตือน

ในขั้นตอนการทดสอบการแจ้งเตือนของระบบ ใช้ข้อมูลภาพที่แบ่งไว้สำหรับการทดสอบระบบ จำนวน 140 ภาพ โดยทำการทดสอบกับ YOLOv5 โมเดลที่มีผลการทดสอบด้านการตรวจจับอุบัติเหตุดีที่สุด จากนั้นบันทึกผลการทดสอบไว้ในรูปแบบของตาราง ดังแสดงในตาราง 12

ตาราง 12 ตารางสำหรับบันทึกผลทดสอบการแจ้งเตือนของระบบ

ลำดับ	ภาพ	จำนวนภาพ	จำนวนครั้งที่ส่งข้อความสำเร็จ	คิดเป็นร้อยละ
1	จำนวนภาพที่ระบบตรวจพบว่ามีอุบัติเหตุเกิดขึ้น			
2	จำนวนภาพที่ระบบตรวจไม่พบว่ามีการเกิดอุบัติเหตุ			
	รวม	**140**		

บทที่ 4

ผลการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้มีผลการวิจัยที่สำคัญ 5 ข้อ ได้แก่ 1) ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพอัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ 2) ผลการเปรียบเทียบแพลตฟอร์มที่ใช้ในการส่งข้อความ 3) ผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ 4) ผลการทำงานของระบบตรวจจับอุบัติเหตุ และ 5) ผลการทำงานของระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุ โดยมีรายละเอียดดังนี้

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพอัลกอริทึม

จากข้อมูลที่ได้ทำการศึกษาและสรุปไว้ในตาราง 7 (หน้า 51) ผู้วิจัยได้นำข้อมูลจากตารางดังกล่าวมาทำการจัดกลุ่มตามอัลกอริทึมที่แต่ละงานวิจัยทำการเปรียบเทียบ โดยมีข้อสรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ดังแสดงในตาราง 13

ตาราง 13 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพอัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ

ลำดับ	อัลกอริทึมที่เปรียบเทียบ	จำนวนงานวิจัย	สรุปผลการเปรียบเทียบ	อัลกอริทึมที่ดีที่สุด
1	YOLOv3 YOLOv4 YOLOv5	3	YOLOV3 มีค่า FPS สูงที่สุด, YOLOv5l มีค่า mAP และค่าคะแนน F1 สูงที่สุด ทำให้มีประสิทธิภาพดีที่สุด,	YOLOv5
2	YOLOv3 YOLOv4	2	YOLOv4 มีค่า mAP และค่า fps สูงกว่า YOLOv3	YOLOv4
3	SSD YOLOv3	2	YOLOv3 มีความแม่นยำต่ำกว่าเล็กน้อย แต่เร็วกว่าประมาณ 2.2 เท่า และสามารถตรวจจับ วัตถุที่มีขนาดเล็กได้ดีกว่า	YOLOv3
4	R-CNN YOLOv3	2	Mask R-CNN มีความแม่นยำมากกว่า แต่ YOLOv3 เร็วกว่า, YOLOv3 มีค่าคะแนน F1 และค่า FPS สูงว่า Faster R-CNN	YOLOv3
5	R-CNN SSD YOLOv3	5	YOLOv3 มีค่า mAP และ FPS สูงที่สุด และเป็นเพียงอัลกอริทึมเดียวที่มีค่า Latency ต่ำ ทำให้เหมาะกับการนำมาใช้งานแบบ real-time	YOLOv3

จากตาราง 13 เห็นได้ว่า เมื่อเปรียบเทียบระหว่าง 3 อัลกอริทึม คือ YOLOv3, R-CNN และ SSD พบว่า YOLOv3 เป็นอัลกอริทึมที่ทำงานได้เร็วที่สุด และเหมาะกับการนำไปใช้งานแบบ real-time เนื่องจากมีค่า Latency ต่ำ (Nurcahyo, R., & Iqbal, M., 2020) และหากเปรียบเทียบกันระหว่างอัลกอริทึม YOLO ที่ต่างเวอร์ชันกัน ได้แก่ YOLOv3, YOLOv4 และ YOLOv5 พบว่า YOLOv3 และ YOLOv4 มีค่า FPS ที่สูงกว่า YOLOv5 แต่เมื่อพิจารณาถึงค่า mAP และค่าคะแนน F1 แล้ว YOLOv5 มีค่าดีที่สุด (Wang, Z. et al., 2021) ดังนั้น ผู้วิจัยจึงเลือกใช้อัลกอริทึม YOLOv5 ในการพัฒนาระบบตรวจจับอุบัติเหตุ เนื่องจากผลการเปรียบเทียบข้อมูลในครั้งนี้แสดงให้เห็นว่า YOLOv5 เป็นอัลกอริทึมสำหรับตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทม์ (real-time) ที่ดีที่สุด

ผลการเปรียบเทียบแพลตฟอร์มที่ใช้ในการส่งข้อความ

เมื่อพิจารณาข้อมูลทางสถิติการใช้งานและความชื่นชอบแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียในประเทศไทย จากตาราง 11 (หน้า 61) หากสรุปข้อมูลโดยเลือกเฉพาะแพลตฟอร์มที่ใช้สำหรับส่งข้อความที่มีสถิติการใช้งานและได้รับความชื่นชอบมากที่สุด 2 อันดับแรก สามารถสรุปได้ดังแสดงในตาราง 14

ตาราง 14 ผลการเปรียบเทียบความนิยมแพลตฟอร์มที่ใช้ในการส่งข้อความ

ลำดับ	ชื่อแพลตฟอร์ม	สถิติการใช้งาน (%)	ความชื่นชอบ (%)
1	Line	90.7	16.1
2	Facebook Messenger	80.8	5.9
	แพลตฟอร์มที่มีสถิติดีกว่า	Line	Line

จากข้อมูลในตาราง 14 พบว่า สถิติจำนวนผู้ใช้แพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียในประเทศไทย มีผู้ใช้งาน Line ถึงร้อยละ 90.7 มากกว่า Facebook Messenger ที่มีผู้ใช้งานร้อยละ 80.8 และพบว่า Line ได้รับความชื่นชอบร้อยละ 16.1 ซึ่งมากกว่า Facebook Messenger ที่ได้รับความชื่นชอบร้อยละ 5.9 ดังนั้น Line จึงเป็นแพลตฟอร์มสำหรับส่งข้อความที่มีการใช้งานและได้รับความชื่นชอบมากที่สุดในประเทศไทย

ผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training)

ภาพการเกิดอุบัติเหตุ จำนวน 1,400 ภาพ ที่ได้จากการแยกเป็นเฟรมภาพนิ่งจากคลิปวีดีโอ ผู้วิจัยได้แบ่งเป็นชุดข้อมูลภาพเพื่อใช้ในการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training) ตรวจสอบความถูกต้อง (validation) และทดสอบระบบ (testing) ในอัตราส่วนร้อยละ 70, 20 และ 10 ตามลำดับ จึงทำให้มีภาพสำหรับใช้ฝึกระบบ จำนวน 980 ภาพ จากนั้นทำการสร้างชุดข้อมูลภาพเพิ่มเติมเพื่อให้มีความหลากหลาย (Augmentation) จึงทำให้ภาพที่ใช้ฝึกระบบเพิ่มขึ้นเป็น 14,700 ภาพ แล้วใช้คำสั่งให้ทำการฝึกระบบ (training) ด้วย YOLOv5 โมเดลต่าง ๆ ได้แก่ YOLOv5s, YOLOv5m, YOLOv5l และ YOLOv5x ตามลำดับ โมเดลละ 200 รอบ (200 epoch) เพื่อให้ได้ผลการรู้จำที่ดีที่สุด โดยภาพตัวอย่างการตีกรอบสี่เหลี่ยมรอบวัตถุ, ตัวอย่างรายละเอียดของผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ และผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ แสดงดังภาพ 48, ภาพ 49 และตาราง 15 ตามลำดับ

ภาพ 48 ภาพตัวอย่างการตีกรอบสี่เหลี่ยมรอบสิ่งที่สนใจในงานวิจัย

```
     Epoch    GPU_mem   box_loss   obj_loss   cls_loss  Instances       Size
   140/199      6.51G    0.01366   0.005133    0.00195         27        640: 100%|          | 2450/2450 [15:53<00:00,  2.57it/s]
                Class     Images  Instances          P          R      mAP50   mAP50-95: 100%|          | 24/24 [00:08<00:00,  2.98it/s]
                  all        280        684      0.967      0.905      0.937      0.641

     Epoch    GPU_mem   box_loss   obj_loss   cls_loss  Instances       Size
   141/199      6.51G    0.01354   0.005132   0.001915         31        640: 100%|          | 2450/2450 [15:52<00:00,  2.57it/s]
                Class     Images  Instances          P          R      mAP50   mAP50-95: 100%|          | 24/24 [00:08<00:00,  2.97it/s]
                  all        280        684      0.967      0.905      0.937      0.643
Stopping training early as no improvement observed in last 100 epochs. Best results observed at epoch 41, best model saved as best.pt.
To update EarlyStopping(patience=100) pass a new patience value, i.e. `python train.py --patience 300` or use `--patience 0` to disable EarlyStopping.

142 epochs completed in 38.127 hours.
Optimizer stripped from runs\train\exp47\weights\last.pt, 173.1MB
Optimizer stripped from runs\train\exp47\weights\best.pt, 173.1MB

Validating runs\train\exp47\weights\best.pt...
Fusing layers...
Model summary: 322 layers, 86180143 parameters, 0 gradients, 203.8 GFLOPs
                Class     Images  Instances          P          R      mAP50   mAP50-95: 100%|          | 24/24 [00:09<00:00,  2.57it/s]
                  all        280        684      0.963      0.912      0.947      0.657
               injury        280        378      0.953      0.865      0.914      0.599
         moto_accident       280        306      0.973      0.959      0.979      0.714
Results saved to runs\train\exp47
```

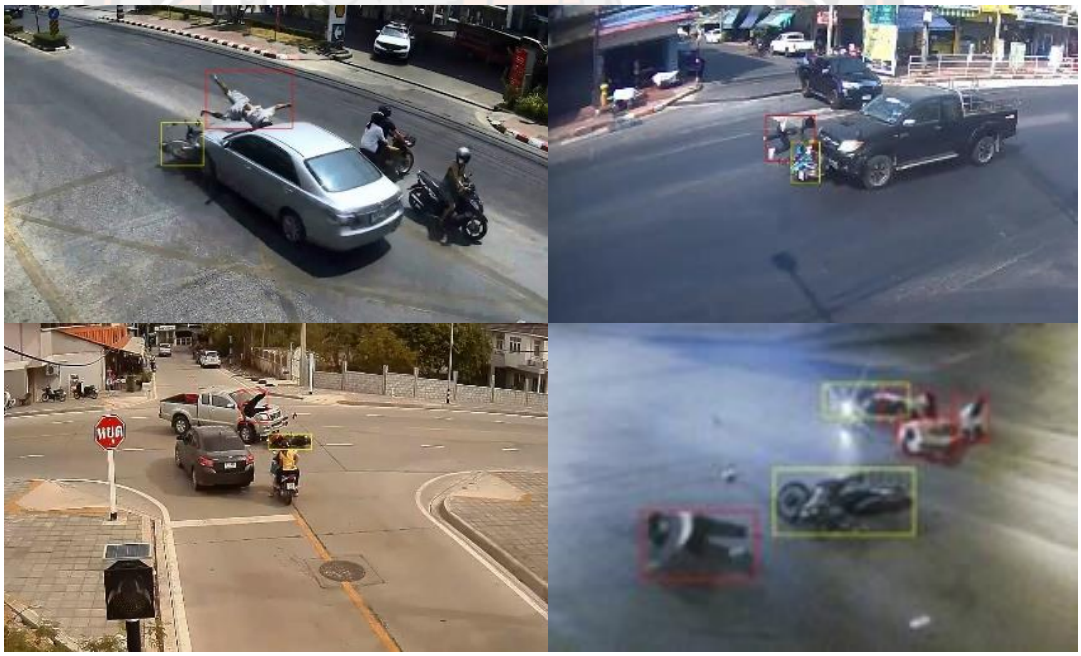
ภาพ 49 ภาพตัวอย่างรายละเอียดของผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ

ตาราง 15 ผลการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ (training)

ลำดับ	โมเดล	เวลาที่ใช้ (ชั่วโมง)	Epoch	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
1	YOLOv5s	11.180	144	0.937	0.909	0.937	0.64
2	YOLOv5m	12.169	142	0.950	0.912	0.951	0.655
3	YOLOv5l	18.487	146	0.970	0.911	0.950	0.655
4	YOLOv5x	38.127	142	0.963	0.912	0.947	0.657

ผลการทดสอบระบบตรวจจับอุบัติเหตุ

ในการทดสอบระบบตรวจจับอุบัติเหตุ ผู้วิจัยได้ดำเนินการเขียนโปรแกรมคำสั่งให้ระบบตีกรอบล้อมรอบวัตถุที่มีการเกิดอุบัติเหตุ ได้แก่ บุคคลที่ประสบอุบัติเหตุ (ตีกรอบล้อมรอบด้วยเส้นสีแดง) และรถจักรยานยนต์ที่ประสบอุบัติเหตุ (ตีกรอบล้อมรอบด้วยเส้นสีเหลือง) ดังแสดงในภาพ 50



ภาพ 50 ตัวอย่างภาพที่ได้จากการทดสอบระบบตรวจจับอุบัติเหตุ

จากการทดสอบระบบตรวจจับอุบัติเหตุที่พัฒนาขึ้น โดยใช้ภาพการเกิดอุบัติเหตุที่แบ่งไว้สำหรับทำการทดสอบจำนวน 140 ภาพ (ร้อยละ 10 ของจำนวนภาพการเกิดอุบัติเหตุที่ได้จากการแบ่งเฟรมภาพจากคลิปวิดีโอ) แล้วบันทึกข้อมูลเป็นจำนวนภาพตามผลการทำงานของระบบ ได้แก่ 1) จำนวนภาพที่ระบบสามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้ครบถ้วน 2) จำนวนภาพที่ระบบสามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้แต่ไม่ครบถ้วน 3) จำนวนภาพที่มีการเกิดอุบัติเหตุแต่ระบบตรวจหาไม่พบ และ 4) จำนวนภาพที่ระบบตรวจจับอุบัติเหตุผิดพลาด โดยตัวอย่างของภาพในกรณีต่าง ๆ แสดงดังภาพ 51 - 54 ตามลำดับ และเมื่อทำการทดสอบระบบตรวจจับอุบัติเหตุที่ได้จาก YOLOv5 โมเดลต่าง ๆ มีผลการทดสอบดังตาราง 16

ภาพ 51 ตัวอย่างภาพที่ระบบสามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้ครบถ้วน

ภาพ 52 ตัวอย่างภาพที่ระบบสามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้แต่ไม่ครบถ้วน

ภาพ 53 ตัวอย่างภาพที่มีการเกิดอุบัติเหตุแต่ระบบตรวจหาไม่พบ

ภาพ 54 ตัวอย่างภาพที่ระบบตรวจจับอุบัติเหตุผิดพลาด

ตาราง 16 ผลการทดสอบการทำงานของระบบตรวจจับอุบัติเหตุ

ลำดับ	รายการ	YOLOv5			
		s	m	l	x
1	จำนวนภาพที่ระบบสามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้ครบถ้วน	65.71% (92 รูป)	72.86% (102 รูป)	74.29% (104 รูป)	78.57% (110 รูป)
2	จำนวนภาพที่ระบบสามารถตรวจจับตรวจจับอุบัติเหตุได้แต่ไม่ครบถ้วน	19.29% (27 รูป)	15.00% (21 รูป)	16.43% (23 รูป)	12.86% (18 รูป)
3	จำนวนภาพที่ไม่พบการเกิดอุบัติเหตุ	6.43% (9 รูป)	6.43% (9 รูป)	5.00% (7 รูป)	4.29% (6 รูป)
4	จำนวนภาพที่ระบบตรวจจับอุบัติเหตุผิดพลาด	8.57% (12 รูป)	5.71% (8 รูป)	4.29% (6 รูป)	4.29% (6 รูป)

จากข้อมูลในตาราง 16 เมื่อพิจารณาถึงปัจจัยที่ทำให้ระบบตรวจจับอุบัติเหตุผิดพลาด ได้แก่ 1) ภาพที่ทดสอบเกิดขึ้นในช่วงที่มีแสงน้อย 2) มีการทับซ้อนหลาย ๆ วัตถุในภาพทับซ้อนกัน และ 3) อื่น ๆ หรือไม่ทราบแน่ชัด โดยตัวอย่างของภาพในกรณีต่าง ๆ แสดงดังภาพ 55 - 57 ตามลำดับ และมีผลการทดสอบแสดงดังตาราง 17

ภาพ 55 ตัวอย่างภาพที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากภาพเกิดขึ้นในช่วงที่มีแสงน้อย

ภาพ 56 ตัวอย่างภาพที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากมีการทับซ้อนของหลาย ๆ วัตถุ

ภาพ 57 ตัวอย่างภาพที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากสาเหตุอื่นที่ไม่ทราบแน่ชัด

ตาราง 17 เปรียบเทียบปัจจัยที่มีผลต่อการทำงานของระบบตรวจจับอุบัติเหตุ

ลำดับ	สาเหตุที่ทำให้เกิดข้อผิดพลาด	YOLOv5 model				สรุปรวม	
		s	m	l	x	ค่าเฉลี่ย	ร้อยละ
1	ภาพที่ทดสอบเกิดขึ้นในช่วงที่มีแสงน้อย	22	15	13	13	15.75	41.45
2	มีการทับซ้อนของหลาย ๆ วัตถุภายในภาพ	11	10	12	11	11.00	28.95
3	อื่น ๆ หรือไม่ทราบแน่ชัด	15	13	11	6	11.25	29.60
	รวม	**48**	**38**	**36**	**30**	**38**	**100.00**

ผู้วิจัยได้ดำเนินการแยกภาพที่ไม่มีการเกิดอุบัติเหตุจากวิดีโอคลิป จำนวน 140 ภาพ (เท่ากับจำนวนภาพที่มีการเกิดอุบัติเหตุ ที่แบ่งไว้สำหรับทดสอบการทำงานของระบบ) จากนั้นทำการทดสอบกับ YOLOv5x ซึ่งมีผลการทดสอบดีที่สุดเมื่อเทียบกับโมเดลอื่น ๆ และบันทึกผลด้วย Confusion Matrix โดยมีผลดังแสดงในภาพ 58

	ภาพอุบัติเหตุจริง 140 ภาพ	ภาพที่ไม่เกิดอุบัติเหตุ 140 ภาพ	
ทดสอบแล้วเกิดอุบัติเหตุ	128	7	
ทดสอบแล้วไม่เกิดอุบัติเหตุ	12	133	
			261 (93.21%)

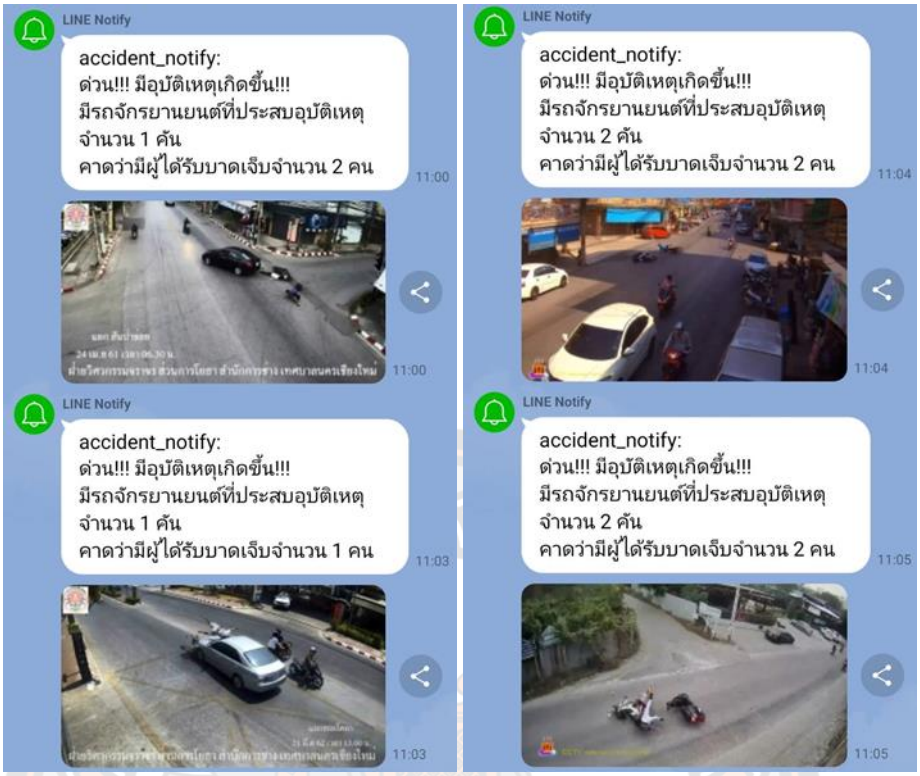
ภาพ 58 Confusion Matrix ผลการทดสอบระบบตรวจจับอุบัติเหตุ

ผลการทดสอบการแจ้งเตือนอุบัติเหตุ

การทดสอบการแจ้งเตือนของระบบโดยใช้ภาพเดียวกันกับชุดที่ใช้ในการทดสอบระบบตรวจจับอุบัติเหตุ โดยใช้ YOLOv5x ซึ่งมีผลการทดสอบดีที่สุดเมื่อเทียบกับโมเดลอื่น ๆ ได้ผลการทดสอบดังตาราง 18 และภาพตัวอย่างการแจ้งเตือนของระบบที่ส่งไปยังแอปพลิเคชัน Line แสดงดังภาพ 59

ตาราง 18 ผลการทดสอบการทำงานของระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุ

ลำดับ	ภาพ	จำนวนภาพ	จำนวนครั้งที่ส่งข้อความสำเร็จ	คิดเป็นร้อยละ
1	จำนวนภาพที่ระบบตรวจพบว่ามีอุบัติเหตุเกิดขึ้น	128	128	100.00
2	จำนวนภาพที่ระบบตรวจไม่พบว่ามีการเกิดอุบัติเหตุ	12	-	-
	รวม	**140**	**-**	**100.00**



ภาพ 59 ภาพตัวอย่างการแจ้งเตือนของระบบผ่านแอปพลิเคชัน Line

ผู้วิจัยได้ใช้ภาพเดียวกันกับภาพที่ใช้ในการทดสอบการทำงานของระบบทั้งภาพที่มีการเกิดอุบัติเหตุ จำนวน 140 ภาพ และภาพที่ไม่มีการเกิดอุบัติเหตุ จำนวน 140 ภาพ เพื่อทำการทดสอบการแจ้งเตือนอุบัติเหตุโดยใช้ YOLOv5x แล้วบันทึกผลในรูปแบบ Confusion Matrix ผลการทดสอบดังกล่าวแสดงดังภาพ 60

	ต้องแจ้งเตือน ภาพอุบัติเหตุ 140 ภาพ	ไม่ต้องแจ้งเตือน ภาพไม่มีอุบัติเหตุ 140 ภาพ	
ระบบแจ้งเตือน	128	7	
ระบบไม่แจ้งเตือน	12	133	
			261 (93.21%)

ภาพ 60 Confusion Matrix ผลทดสอบการแจ้งเตือนอุบัติเหตุ

บทที่ 5

บทสรุป

ในบทนี้เป็นการสรุปผลการวิจัย การอภิปรายผล และข้อเสนอแนะ เพื่อเป็นประโยชน์หรือแนวทางในการพัฒนาต่อยอด โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการพัฒนา 2 ระบบหลัก ได้แก่ ระบบตรวจจับอุบัติเหตุ และระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุ โดยมีผลการทดสอบระบบ ดังนี้

1. ระบบตรวจจับอุบัติเหตุ เมื่อพิจารณาจากเวลาที่ใช้ในการฝึกระบบให้เกิดการรู้จำ YOLOv5s ใช้เวลาน้อยที่สุด ส่วน YOLOv5m, YOLOv5l, และ YOLOv5x ใช้เวลามากขึ้นตามลำดับ และเมื่อพิจารณาความสามารถในการตรวจจับอุบัติเหตุ พบว่า YOLOv5x สามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้ถูกต้องมากที่สุด รองลงมาคือ YOLOv5l, YOLOv5m, และ YOLOv5s ตามลำดับ และเมื่อพิจารณาด้วย Confusion Matrix พบว่าระบบตรวจจับอุบัติเหตุที่ใช้ YOLOv5x มีการทำงานถูกต้องร้อยละ 93.21

2. ระบบการแจ้งเตือนอุบัติเหตุ เมื่อใช้ YOLOv5x ซึ่งมีความสามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้ถูกต้องมากที่สุด โดยบันทึกผลการแจ้งเตือนอุบัติเหตุด้วย Confusion Matrix พบว่า ระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุสามารถส่งข้อความแจ้งเตือนสำเร็จร้อยละ 93.21 ซึ่งเท่ากับจำนวนภาพที่ระบบตรวจจับอุบัติเหตุสามารถตรวจจับได้ ดังนั้น ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถส่งข้อความแจ้งเตือนได้สำเร็จร้อยละ 100

อภิปรายผล

การพัฒนาระบบตรวจจับและแจ้งเตือนอุบัติเหตุในครั้งนี้ ผู้วิจัยมีความคาดหวังว่าระบบที่พัฒนาขึ้นจะเป็นต้นแบบหรือสามารถนำไปพัฒนาต่อยอดในหน่วยงานต่าง ๆ และเป็นอีกหนึ่งแนวทางในการพัฒนาระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุทางถนนอัจฉริยะ ที่ช่วยให้เจ้าหน้าที่กู้ภัย เจ้าหน้าที่ตำรวจหรือผู้เกี่ยวข้อง ได้รับข้อมูลการเกิดอุบัติเหตุทางถนนได้อย่างรวดเร็ว และสามารถประเมินสถานการณ์จากรูปภาพหรือข้อความที่ได้รับ เพื่อเตรียมความพร้อมทั้งด้านทีมช่วยเหลือและอุปกรณ์เครื่องมือต่าง ๆ ที่จำเป็นเพิ่มเติม ทำให้สามารถช่วยเหลือผู้ประสบอุบัติเหตุได้อย่างทันท่วงที โดยในการวิจัยพบว่า ระบบที่พัฒนาด้วย YOLOv5x สามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้สุงสุด คิดเป็นร้อยละ 93.21

และระบบสามารถส่งข้อความได้สำเร็จ คิดเป็นร้อยละ 100 ซึ่งอาจกล่าวได้ว่า ระบบแจ้งเตือนอุบัติเหตุที่พัฒนาด้วย Line Notify API สามารถทำการแจ้งเตือนได้อย่างมีประสิทธิภาพและไม่เกิดข้อผิดพลาดเลย ดังนั้น หากจะนำไปพัฒนาต่อยอดจึงควรให้ความสำคัญกับความถูกต้องในการตรวจจับอุบัติเหตุเป็นหลัก

เมื่อพิจารณาถึงปัจจัยที่ทำให้ระบบตรวจจับอุบัติเหตุเกิดข้อผิดพลาด ทั้งที่ตรวจจับอุบัติเหตุได้ไม่ครบถ้วน ตรวจไม่พบการเกิดอุบัติเหตุ และตรวจจับอุบัติเหตุผิดพลาด พบว่า ปัจจัยที่ทำให้ระบบเกิดข้อผิดพลาดมากที่สุด คือ การตรวจจับภาพในช่วงเวลาที่มีแสงน้อย คิดเป็นร้อยละ 41.45 เนื่องจากภายใต้สภาพแวดล้อมที่มีแสงน้อย ทำให้กล้องวงจรปิดมีความสามารถในการเก็บรายละเอียดของวัตถุได้น้อย อีกทั้งยังมีสัญญาณรบกวน แสงรบกวน แสงสะท้อน และคอนทราสต์ไม่ดี (Chen, W., & Shah, T., 2021)

ข้อเสนอแนะ

1. ควรพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับการปรับปรุงคุณภาพของภาพในสภาวะที่มีแสงน้อยก่อนเข้าสู่กระบวนการตรวจจับอุบัติเหตุ เพื่อให้ระบบมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น สามารถตรวจจับภาพได้ถูกต้องแม่นยำขึ้นโดยเฉพาะภาพเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในช่วงเวลาที่มีแสงน้อยหรือเวลากลางคืน

2. เนื่องจากงานวิจัยนี้ ใช้ภาพการเกิดอุบัติเหตุที่ได้รับความอนุเคราะห์จาก 2 จังหวัด หรือ 2 หน่วยงาน ได้แก่ เทศบาลนครเชียงใหม่ และเทศบาลนครนครสวรรค์ ทำให้มีภาพการเกิดอุบัติเหตุที่ใช้ในการพัฒนาระบบเพียง 1400 ภาพ ซึ่งถือว่ายังมีจำนวนที่ค่อนข้างน้อย ดังนั้น หากมีภาพการเกิดอุบัติเหตุทางถนนที่เกิดขึ้นในจังหวัดอื่น ๆ เพิ่มเติม จะทำให้มีชุดข้อมูลภาพสำหรับฝึกระบบให้เกิดการรู้จำมากขึ้น มีความหลากหลายทางด้านสภาพถนนและรูปแบบลักษณะการเกิดอุบัติเหตุที่มากขึ้น ซึ่งจะทำให้ระบบตรวจจับอุบัติเหตุสามารถทำงานได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

3. แม้ว่าประเทศไทยจะมีจำนวนผู้เสียชีวิตจากอุบัติเหตุทางถนนที่เป็นผู้ใช้รถจักรยานยนต์เกินกว่าร้อยละ 80 ก็ตาม แต่จำนวนผู้บาดเจ็บจากอุบัติเหตุทางถนนที่เป็นผู้ใช้รถยนต์และรถจักรยานยนต์มีอัตราส่วนร้อยละ 44.42 และ 55.58 ตามลำดับ (ศูนย์ข้อมูลอุบัติเหตุเพื่อเสริมสร้างวัฒนธรรมความปลอดภัยทางถนน, 2023) จากข้อมูลทางสถิติการเกิดอุบัติเหตุดังกล่าวถือว่าเป็นจำนวนที่ไม่ต่างกันมากนัก ดังนั้น เพื่อการตรวจจับอุบัติเหตุที่ครอบคลุมจึงควรพัฒนาต่อยอดให้ระบบสามารถตรวจจับอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นกับยานพาหนะอื่นด้วย

บรรณานุกรม

บรรณานุกรม

กรมทางหลวง. (2560). *ประเภททางหลวง*. สืบค้น 12 สิงหาคม 2565, จาก http://www.doh.go.th/content/page/page/118

กรมทางหลวง. (2564). *อุบัติเหตุจราจรบนทางหลวงแผ่นดิน, รายงานประจำปี 2564*. กรุงเทพฯ: กรมทางหลวง กระทรวงคมนาคม.

ไตรภพ หลักมั่น, และรุ่งกานต์ ใจวงค์ยะ. (2561). ปัจจัยที่มีผลต่อการก่อให้เกิดความรุนแรงของอุบัติเหตุจราจรทางถนน ในเขตพื้นที่รับผิดชอบสำนักงานทางหลวงที่ 1. ใน *การประชุมวิชาการระดับปริญญาตรี สาขาวิชาสถิติ ระดับชาติ* (น. 168-179). เชียงใหม่: มหาวิทยาลัยแม่โจ้.

ถนัดกิจ จันกิเสน. (2564). *10 ปี LINE ประเทศไทย มีผู้ใช้งานทะลุ 50 ล้านคนแล้ว พบ "กรุ๊ปใหม่" เพิ่ม 92% ใช้ตามอาการหลังฉีดวัคซีนและสื่อสารระหว่างครูกับนักเรียนช่วงเรียนออนไลน์*. สืบค้น 1 มีนาคม 2565, จาก https://thestandard.co/line-thailand-user-and-new-features

ธนะพงศ์ จินวงษ์. (2564). อุบัติเหตุทางถนน "ภัยเงียบ" ที่ยังอันตราย และท้าทายการจัดการ. *วารสารการแพทย์ฉุกเฉินแห่งประเทศไทย*, *1*(1), 71-76.

ปารณ ศรีสุนทร. (2564). *10 ปี LINE Corporation แอพจากเหตุการณ์แผ่นดินไหวแดนอาทิตย์อุทัยสู่การปฏิวัติชีวิตของคนไทยวันนี้*. สืบค้น 1 มีนาคม 2565, จาก https://adaybulletin.com/life-feature-history-of-line/59163

ศูนย์ข้อมูลอุบัติเหตุ เพื่อเสริมสร้างวัฒนธรรมความปลอดภัยทางถนน. (2565). *สถิติข้อมูลอุบัติเหตุทางถนนในประเทศไทย*. สืบค้น 12 มิถุนายน 2565, จาก https://www.thairsc.com/data-compare

สำนักงานราชบัณฑิตยสภา. (2554). *ความหมายของคำว่า "อุบัติเหตุ"*. สืบค้น 25 มีนาคม 2565, จาก https://dictionary.orst.go.th/

Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., ... Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *SN Computer Science*, *8*(53), 1-74.

Caldarini, G., Jaf, S., & McGarry, K. (2022). A literature survey of recent advances in Chatbots. *Information*, *13*(1), 41.

Chen, W., & Shah, T. (2021). *Exploring low-light object detection techniques*. Retrieved March 12, 2022, from https://arxiv.org/pdf/2107.14382.pdf

Doshi, A., Shah, B., & Kamdar, J. (2021). Accilert - Accident detection and alert system. *International Journal of All Research Education and Scientific Methods (IJARESM)*, *9*(11), 114-119.

Gomathy, C. K., Rohan, K., Reddy, B. M. K., & Geetha, V. (2022). Accident detection and alert system. *Journal Of Engineering, Computing & Architecture*, *12*(3), 32-43.

Google Developers. (2022). *Dialogflow ES basics*. Retrieved March 25, 2022, from https://cloud.google.com/dialogflow/es/docs/basics

Havlicsek, G. (2020). *Taking your chatbot to the next level*. Retrieved May 31, 2022, from https://mito.hu/next/nlp-knowledge-base/

Hu, Z., Zhao, Y., & Khushi, M. (2021). A Survey of Forex and Stock Price Prediction Using Deep learning. *Applied System innovation*, *4*(1), 1-30.

IBM Cloud Education. (2020). *Artificial Intelligence (AI)*. Retrieved March 1, 2022, from https://www.ibm.com/cloud/learn/what-is-artificial-intelligence

Jiang, P., Ergu, D., Liu, F., Cai, Y., & Ma, B. (2021). A Review of Yolo Algorithm Developments. *Procedia Computer Science*, *199*(2022), 1066-1073.

Kemp, S. (2023). *DIGITAL 2023: THAILAND*. Retrieved March 3, 2023, from https://datareportal.com/reports/digital-2023-thailand

Khandelwal, R. (2020). *Convolutional Neural Network: Feature Map and Filter Visualization*. Retrieved August 12, 2022, from https://towardsdatascience.com/convolutional-neural-network-feature-map-and-filter-visualization-f75012a5a49c

Li, M., Zhang, Z., Lei, L., Wang, X., & Guo, X. (2020). Agricultural greenhouses detection in high-resolution satellite images based on Convolutional Neural Networks: Comparison of Faster R-CNN, YOLO v3 and SSD. *Sensors*, *20*(17), 1-13.

Liu, L., Ouyang, W., Wang, X., Fieguth, P., Chen, J., Liu, X., & Pietikainen, M. (2019). *Deep learning for generic object detection: A survey*. Retrieved May 26, 2022, from https://arxiv.org/abs/1809.02165v4

Namjatturas, J. (2019). *AI, Machine learning, deep learning*. Retrieved May 26, 2022, from https://techsauce.co/tech-and-biz/ai-machine-learning-deep-learning-differences

Nepal, U., & Eslamiat, H. (2022). Comparing YOLOv3, YOLOv4 and YOLOv5 for Autonomous Landing Spot Detection in Faulty UAVs. *Sensors*. *22*(2), 1-15.

Oracle Cloud Infrastructure. (2022). *What is AI? Learn about Artificial Intelligence*. Retrieved March 2, 2022, from https://www.oracle.com/th/artificial-intelligence/what-is-ai

Oxford Learners Dictionaries. (2022). *Accident*. Retrieved March 25, 2022, from https://www.oxfordlearnersdictionaries.com/definition/english/accident?q=accident

Pastel, M. (2020). *Building line chatbot using dialogflow*. Retrieved March 2, 2022, from https://www.mikkipastel.com/online-course-building-line-chatbot-using-dialogflow/

Ramya, A., Pola, V. G., Vaishnavi, A. B., & Karra, S. S. (2021). Comparison of YOLOv3, YOLOv4 and YOLOv5 Performance for Detection of Blood Cells. *International Research Journal*, *8*(4), 4225-4229.

Rattanapittayaporn, N. (2564). *Dialogflow*. Retrieved March 2, 2022, from https://km.phuket.psu.ac.th/archives/6409

Sanathra, M., Parmar, A., Parmar, K., Patel, D., & Darji, M. (2019). Car accident detection and notification: An analytical survey. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, *6*(8), 1465-1468.

Sarker, I. H. (2021). Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. *SN Computer Science*, *2*(420), 1-20.

Shetty, M. (2021). A review on deep learning object detection: YOLO vs SSD. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, *5*(2), 309-315.

Shruti, M. (2022). *Discover the Differences Between AI vs. Machine Learning vs. Deep Learning*. Retrieved May 26, 2022, from https://www.simplilearn.com/tutorials/artificial-intelligence-tutorial/ai-vs-machine-learning-vs-deep-learning

Srinidi. (2020). *Introduction to Natural Language Generation*. Retrieved May 26, 2022, from https://srinidiveer11.medium.com/introduction-to-natural-language-generation-1a942cc2720

Tancharoenrat, K. (2021). *Chatbot*. Retrieved March 1, 2022, from https://blog.skooldio.com/what-is-chatbot

Tangsiri. (2020). *LINE ประเทศไทย ครบรอบ 10 ปี ประกาศยอดผู้ใช้งานครบ 50 ล้านคน*. Retrieved March 2, 2022, from https://brandinside.asia/line-thailand-10-yrs

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*, *2*1(10), 1-22.

World Health Organization. (2022). *Road traffic injuries*. Retrieved March 1, 2023, from https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/road-traffic-injuries

Yao-Liang, C., & Chuan-Kai, L. (2020). Application of a model that combines the YOLOv3 object detection algorithm and canny edge detection algorithm to detect highway accidents. *Symmetry*, *12*(11), 1-26.