บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 ปัญญาประดิษฐ์

ปัญญาประดิษฐ์ คืออะไร[1]ปัญญาประดิษฐ์ (AI : Artificial Intelligence) คือ เครื่องจักร (machine) ที่มีฟังก์ชันที่มีความสามารถในการทำความเข้าใจ เรียนรู้องค์ความรู้ต่าง ๆ อาทิ เช่น การรับรู้ การเรียนรู้ การให้เหตุผล และการแก้ปัญหาต่าง ๆ เครื่องจักรที่มีความสามารถเหล่านี้ก็ ถือว่าเป็นปัญญาประดิษฐ์ (AI : Artificial Intelligence) นั่นเอง เพราะฉะนั้นจึงสามารถกล่าวได้ว่า AI ถือกำเนิดขึ้นเมื่อเครื่องจักรมีความสามารถที่จะเรียนรู้นั่นเองซึ่งAIก็ถูกแบ่งออกเป็นหลายระดับตาม ความสามารถหรือความฉลาด โดยจะวัดจากความสามารถในการ ให้เหตุผล การพูด และทัศนคติของ AI ตัวนั้นๆ เมื่อเปรียบเทียบกับมนุษย์อย่างเราๆ

2.1.1.1 ชนิดของ AI ถูกแบ่งออกเป็น 3 อย่าง ได้แก่

(1) AI คือ คอมพิวเตอร์ที่มีคุณสมบัติและความสามารถคล้ายมนุษย์และยังสามารถทำงานได้อย่างลงตัวหรือวิทยาศาสตร์ของการเลียนแบบทักษะของมนุษย์

(2) Machine Learning คือวิธีการคิด(algorithm) ที่ใช้ในการเรียนรู้ จากตัวอย่างและประสบการณ์โดยมีพื้นฐานมาจากหลักการที่เชื่อว่าทุกสิ่งอย่างมีรูปแบบหรือแบบแผนที่สามารถบ่งบอกความเป็นไปของสิ่งนั้นๆ ซึ่งเราสามารถที่จะนำแบบแผนนี้ มาประยุกต์ใช้เพื่อทำการคาดเดาถึงความเป็นไปในอนาคตได้อาทิเช่น การใช้ machine learning ในการคาดเดาราคาหุ้นในอนาคต จากข้อมูลกราฟในอดีตและปัจจุบัน

(3) Deep Learning คือวิธีการเรียนรู้แบบอัตโนมัติด้วยการเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์โดยนำระบบโครงข่ายประสาทเทียม มาซ้อนกันหลายชั้น และทำการเรียนรู้ข้อมูลตัวอย่าง ซึ่งข้อมูลจะถูกนำไปใช้ในการตรวจจับรูปแบบหรือจัดหมวดหมู่ข้อมูลโดย Deep Learning การที่เครื่องจะ สามารถเข้าใจสิ่งต่างๆ ได้จำเป็นที่จะต้องมีองค์ความรู้ก่อน จากนั้นจะประเมินชุดข้อมูลและนำเสนอหรือแทนองค์ความรู้นั้น

2.1.2 การเรียนรู้เชิงลึก Deep Learning

Deep Learning [2] (Athiwat, 2017) คือวิธีการเรียนรู้แบบอัตโนมัติด้วยการเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ (Neurons) โดยนำระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural -

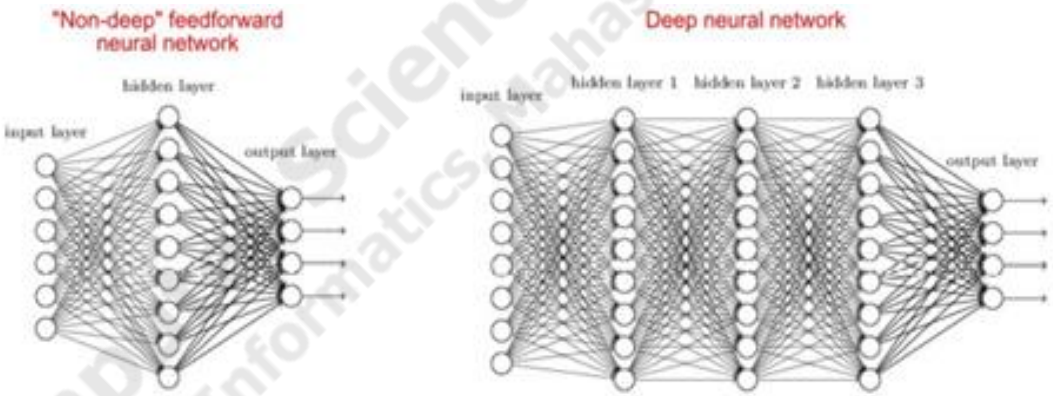
Computer Science Department
Faculty of Informatics, Mahasarakham University

Network) มาซ้อนกันหลายชั้น (Layer) และ ทำการเรียนรู้ข้อมูลตัวอย่าง ซึ่งข้อมูลจะถูกนำไปใช้ในการตรวจจับรูปแบบหรือจัดหมวดหมู่ข้อมูล โดย Deep Learning การที่เครื่องจะสามารถเข้าใจสิ่งต่าง ๆ ได้จำเป็นที่จะต้องมีองค์ความรู้(Input layer) ก่อน จากนั้นจะประเมินชุดข้อมูล (Hidden layer) และนำเสนอหรือแทนองค์ความรู้นั้น (Output layer)

2.1.2.1 ข้อจำกัดของ deep learning

(1) ต้องการระบุชื่อหรือจัดประเภทข้อมูล(Data labeling) การ train โดยใช้หลักการของ supervise learning หมายความว่ามนุษย์จะต้องตั้งชื่อและจัดประเภทของข้อมูลด้วยตัวเองก่อนจะนำไปเรียนรู้ (Train) ซึ่งข้อมูลเหล่านี้มีจำนวนมากจึงสามารถที่จะ เกิดความผิดพลาดขึ้นได้ ตัวอย่างเช่น รถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ (self - driving car) เป็นต้น

(2) ต้องการชุดข้อมูลจำนวนมาก(Obtain huge training datasets) deep learning นั้นต้องข้อมูลจำนวนมากในการ train ข้อมูล ยกตัวอย่างเช่น ต้องการข้อมูล จำนวน 1000 ตัวอย่าง เพื่อจะทำให้ได้โมเดล classification ที่มีประสิทธิภาพ และในบางกรณีก็ ต้องการมากกว่า 1 ล้านตัวอย่างเพื่อที่จะทำให้ model ทำงานได้อย่างมี ประสิทธิภาพใกล้เคียงกับมนุษย์ มากที่สุด



ภาพประกอบที่ 2.1 Deep leaning Layer

2.1.3 การตรวจจับวัตถุ (Object Detection)

2.1.3.1 ตรวจจับวัตถุ หรือ Object Detection

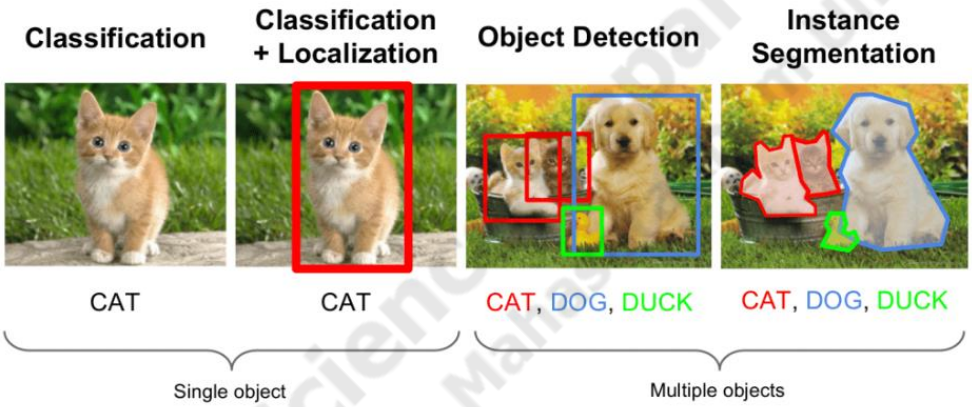
ตรวจจับวัตถุ [3] (Kanoktipsatharporn, 2020) หรือ Object Detection การคาดเดาตำแหน่งของวัตถุพร้อมกับประเภท สัญลักษณ์เรียกว่าการตรวจจับวัตถุแทนที่การคาดเดาคลาสของวัตถุจากรูปภาพตอนนี้เราต้อง คาดเดาคลาสรวมถึงสี่เหลี่ยม (เรียกว่ากล่องขอบเขต) ที่บรรจุวัตถุนั้น ใช้ตัวแปร 4 ตัวเพื่อระบุรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้าโดยเฉพาะ Object Detection คือการรวมกันของการจำแนกประเภท(Classification) + การจำกัดขอบเขต (Localization)

2.1.3.2 การจำแนกประเภท หรือ Classification

การจำแนกประเภท หรือ Classification คือ การจำแนกภาพเป็นงานหนึ่งในการค้นหาการแปลระหว่างภาพและประเภทในการจำแนกภาพเราจะส่งภาพเป็นสัญญาณเข้าสู่เครือข่ายและคาดการณ์ผลลัพธ์ขึ้นอยู่กับฉลากที่ผ่านการฝึกอบรมมาแล้วและจัดหมวดหมู่ของวัตถุในภาพ

2.1.3.3 การจำกัดขอบเขต หรือ Localization

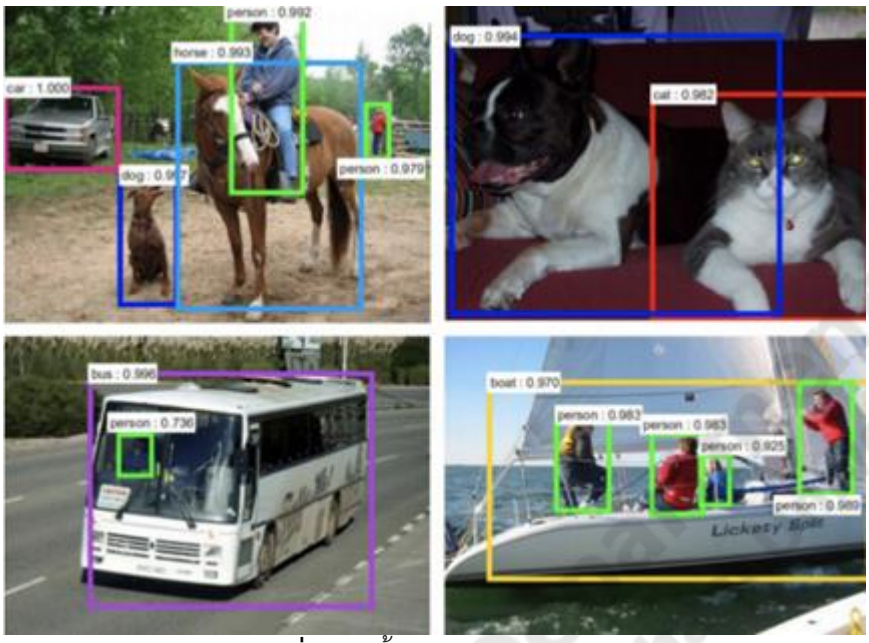
การจำกัดขอบเขต หรือ Localization คือการคาดเดาวัตถุในภาพรวมถึงขอบเขตในการแปลภาษาของวัตถุมีจุดมุ่งหมายเพื่อค้นหาวัตถุหลัก (หรือที่มองเห็นได้มากที่สุด) ในภาพในขณะที่การตรวจจับวัตถุพยายามค้นหาวัตถุและขอบเขตทั้งหมด



ภาพประกอบที่ 2.2 การจำกัดขอบเขต หรือ Localization

2.1.3.4 เป้าหมายของ Object Detection

[4] (Phongchit, เป้าหมายของ Object Detection, 2020) ต้องการหาวัตถุที่สนใจในภาพหนึ่ง โดยที่วัตถุที่สนใจอาจจะมีมากกว่าหนึ่งประเภท เช่น มนุษย์ รถยนต์ และ สุนัขอาจจะมีวัตถุในแต่ละประเภทมากกว่าหนึ่ง เช่น อาจจะมีคน 5 คน และสุนัข 8 ตัว ในภาพเดียว เราต้องการรู้ว่าวัตถุที่สนใจแต่ละอย่างนั้นอยู่ที่ใดบ้างในภาพ 2.3



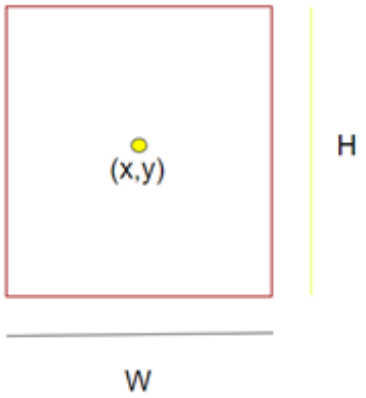
ภาพประกอบที่ 2.3 เป้าหมายของ object detection

2.1.3.5 ความแตกต่างระหว่างอัลกอริทึมการตรวจจับวัตถุและอัลกอริทึมการจำแนก

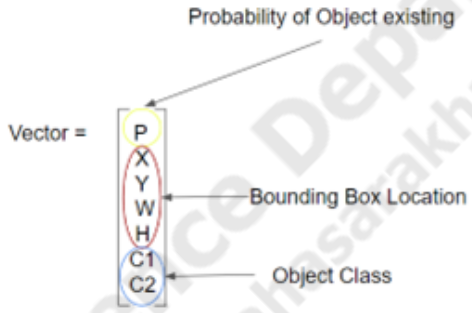
อัลกอริทึมการจำแนกคือในอัลกอริทึม การตรวจจับเราพยายามที่จะวาดกล่องล้อมรอบวัตถุที่น่าสนใจเพื่อค้นหาภายในภาพ นอกจากนี้อาจไม่ จำเป็นต้องวาดเพียงหนึ่งกล่องขอบเขตในกรณีการตรวจจับวัตถุอาจจะมีหลายกล่องขอบเขตที่เป็นตัว ของวัตถุที่สนใจในภาพ

2.1.4 YOLO หรือ You Only Look Once

Yolo [5] (Engineer, YoLo คืออะไร, 2020)] เป็นอัลกอลิทึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ yolo สามารถตรวจจับวัตถุที่อยู่ในภาพได้โดยมีกรอบสีแดงที่เรียกว่า Bounding Box ครอบไว้ โดย Bounding box โดยที่ x,y จะเป็นจุดศูนย์กลาง ของ Bounding Box ส่วน H,W จะเป็น ความกว้าง ความสูง ตัว yolo จะบอกค่าออกมาเป็น Vector ข้อดีของ YOLO เป็นอัลกอลิทึมที่มีความเร็วอย่างมาก มีความสามารถที่ตรวจจับวัตถุได้หลากหลายข้อเสียของ YOLO มีความแม่นยำน้อยกว่าวิธีอื่นๆ และไม่สามารถตรวจจับวัตถุที่มีขนาดเล็ก และ วัตถุที่อยู่ใกล้เกินไป



ภาพประกอบที่ 2.4 การตรวจจับวัตถุ



ภาพประกอบที่ 2.5 การคำนวณหากรอบ Bounding

จากภาพประกอบที่ 2.5 ถ้าเรานำรูปที่เรามี + Targets vector ใส่เข้าไปในโมเดล เพื่อทำการเทรน โดย model นี้จะใช้ CNN เราจะได้ Model ที่สามารถตรวจจับวัตถได้ เมื่อนำรูปหรือวิดีโอ ที่โมเดลยังไม่เคยรู้จัก โมเดลจะสามารถตรวจจับวัตถุที่อยู่ในภาพได้และส่งคำตอบออกมาเป็น Vector

2.1.4.1 ข้อจำกัดของ Yolo เมื่อมี object ซ้อนทับกัน

จะทำให้ได้คำตอบที่ผิดเพี้ยนไป โดยมีวิธีการแก้ไข เช่น Non-max Suppression โดยสนใจ Box ที่มีค่าความน่าจะเป็นสูงสุดก่อน จากนั้น จะคำนวนหาค่า IOU เป็นการหาอัตราส่วน Intersection area กับ Union area

$$IOU = \frac{\text{Intersection area}}{\text{Union area}}$$

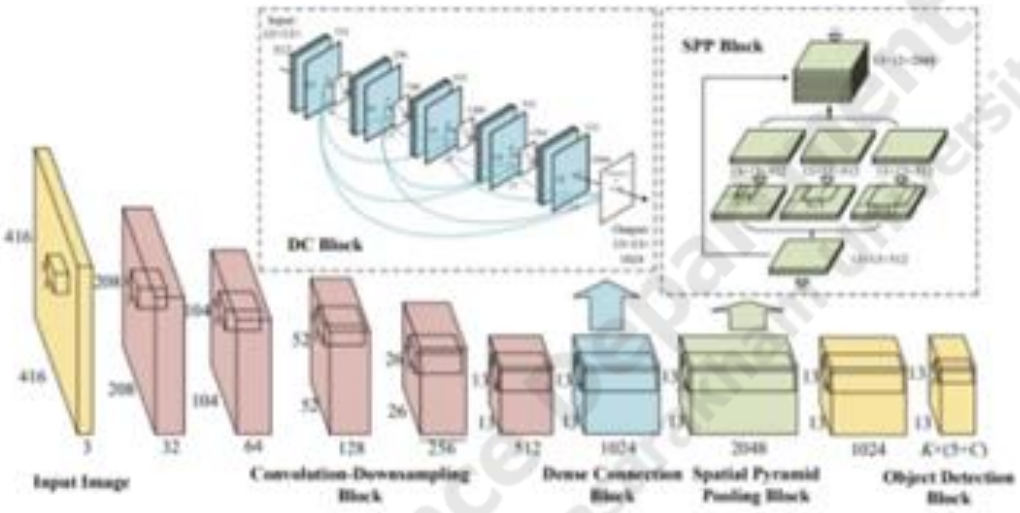
ภาพประกอบที่ 2.6 การคำนวณหา IOU ของพื้นที่

จากภาพประกอบที่ 2.6 ถ้า Box สอง Box มีการซ้อนทับกันมาก ค่า IOU จะมีค่าที่สูง ซึ่งแปลว่า Model กำลัง Predict วัตถุอันเดียวกันอยู่ ทำให้เราสามารถตัดวัตถุออกไปได้ 1 อัน ซึ่งหลังจากที่เราตัดออกไปแล้วจะทำให้เราเหลือ Box หนึ่ง Box

Computer Science Department
Faculty of Informatics, Mahasarakham University

2.1.4.2 ความโดดเด่นของ YOLO

ความโดดเด่นของ YOLO [6] (Engineer, ความโดดเด่นของ YOLO, 2020) คือ สามารถ detect แม้กระทั่งวัตถุที่มันซ้อนกันได้ด้วย โดยมีโครงสร้างที่ค่อนข้างซับซ้อนของ grid ในแต่ละชั้นที่เล็กลงเรื่อยๆในแต่ละ Layers



ภาพประกอบที่ 2.7 ขั้นตอนการทำงานของ YOLO

2.1.5 R-CNN

ภาพประกอบที่ 2.8 การเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการตรวจจับวัตถุทั่วไป

ภาพประกอบที่ 2.8 จะเห็นได้ว่าโครงสร้างของ YOLO ที่เป็นชั้นๆ แบบ Neural Network (แต่ละชั้นจะมีการทำงานหลายกระบวนการ) grid จะถี่ขึ้นเรื่อยๆ 3 > 32 > 64 >128 > 256 ... ไปเรื่อยๆ จนได้ผลลัพธ์ที่ดี

2.1.5.1 R-CNN [7] (Phongchit, R-CNN, 2019) คือโครงข่ายเสนอพื้นที่ (Region Proposal -Network) จะประกอบด้วยกัน 4 ขั้นตอนดังนี้

(1) การเสนอพื้นที่ในภาพที่อาจจะมีวัตถุที่สนใจด้วย Selective Search

(2) การฝึกและปรับแต่งอย่างละเอียดบนตัวแบบ CNN

(3) การฝึกตัวจำแนกประเภทด้วย SVM แบบแยกทีละคลาส

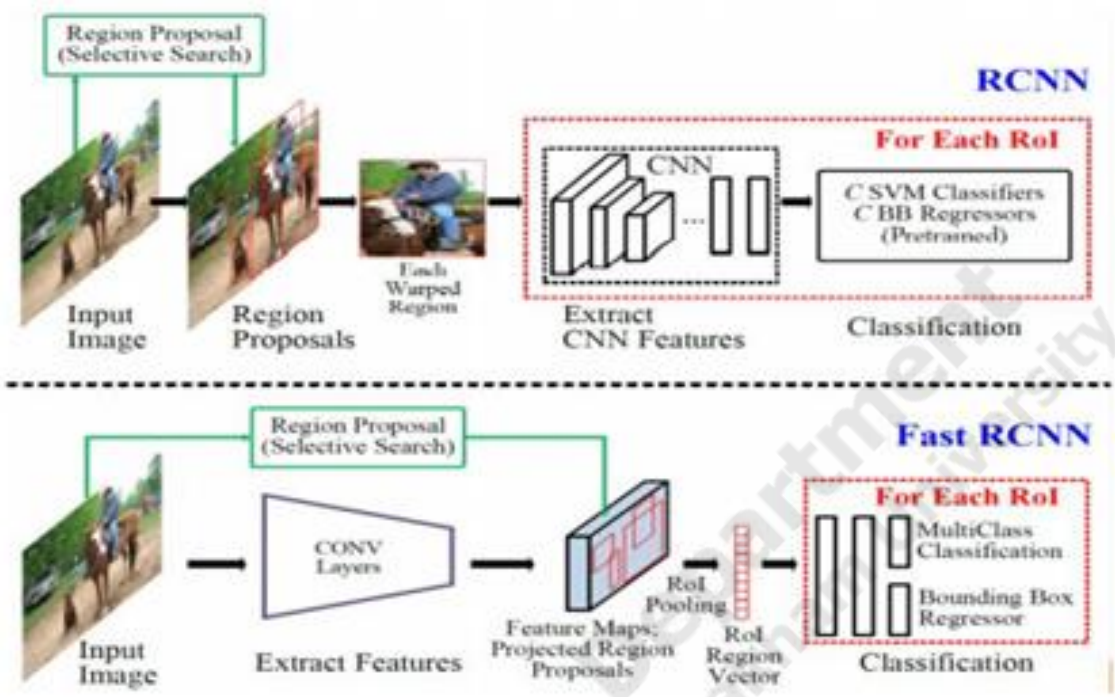
(4) การฝึกการตีกรอบวัตถุให้แม่นยำ

ข้อจำกัดของ R-CNN คือ ต้องรู้จำพื้นที่ย่อยทุกส่วนในลักษณะเหมือนเริ่มจากศูนย์ทุกครั้ง นั่นคือถ้าพื้นที่ถูกเสนอมา 2,000 อัน ก็ต้องทำเสมือนการรู้จำภาพที่เป็นอิสระจากกัน 2,000 ครั้ง นั่นคือต้องคำนวณ CNN ใหม่ 2,000 รอบซึ่งค่อนข้างใช้เวลานานและเปลืองทรัพยากรมาก

2.1.6 Fast R-CNN

Fast R-CNN [8] (Phongchit, Fast R-CNN, 2020) คือ การคำนวณ CNN ภาพใหญ่แบบรอบเดียว เมื่อมีการเสนอพื้นที่มา จะหยิบผลจาก CNN ภาพใหญ่นี้ไปใช้ โดยไม่คำนวณซ้ำ เมื่อหยิบฟีเจอร์มาแล้ว จึงค่อยทำการ Warp และสกัดเอาชุดฟีเจอร์ แบบมีจำนวนเท่ากัน (fixed-length feature set) เพื่อประมวลผลต่อไป Controller (5) หมายถึง ส่วนของการเริ่มทำงาน และรับคำสั่ง โดยที่คำสั่งนั้นจะเกิดขึ้นในส่วนการติดต่อกับผู้ใช้งานคือ view เมื่อผู้ใช้งานทำการ Interactive กับ UI view จะเกิดเหตุการณ์หรือข้อมูลบางอย่างขึ้น ตัววิวจะส่งข้อมูลนั้นมายัง controller ตัว controller จะทำการประมวลผลโดยบางคำสั่งอาจจะต้องไปติดต่อกับ model ก่อนเพื่อทำการประมวลผลข้อมูลอย่างถูกต้องเรียบร้อยแล้วก็จะส่งไปยัง view เพื่อแสดงผลตามคำสั่งที่ end user ร้องขอมา Controller จะทำหน้าที่เป็นตัวกลางระหว่าง Model และ View ให้ทำงานร่วมกันอย่างมีประสิทธิภาพและตรงกับความต้องการของ End User มากที่สุด

Computer Science Department
Faculty of Informatics Mahasarakham University



ภาพประกอบที่ 2.9 การเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการตรวจจับวัตถุทั่วไป

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

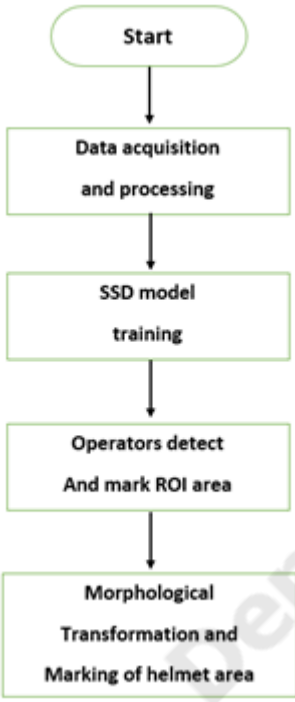
2.2.1 Helmet Detector using Single shot detector

[9] (Vignesh Raj A G; Manohar N; Dhyanjith G, 2021) โมเดลนี้จะประเมินขอบเขตการใช้พื้นที่ของรถจักรยานยนต์และผู้ขับขี่เพียงหน่วยเดียวใช้ขอบเขตพื้นที่ของรถจักรยานยนต์คนกับรถทีละคนและทีละคันหลังจากนั้นจะตรวจสอบว่าบุคคลนั้นสวมหมวกนิรภัยหรือไม่แบบเรียบไทม์โดยใช้ คอนโวลูชันนิวรอนเน็ตเวิร์ก

2.2.1.1 Single shot Detector (SSD)

Single shot Detector (SSD) ในด้านการตรวจจับเป้าหมาย SSD เป็นอัลกอลิธึมที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย เป็นโมเดลเครือข่ายนิวรัลเชิงลึกที่สามารถทำทั้งการแบ่งส่วนภาพและการจัดหมวดหมู่ได้ในการดำเนินการครั้งเดียวเป้าหมายของ SSD คือการค้นหา bounding box ที่เหมาะสมในรูปภาพใดๆ ที่ควรนำมาพิจารณาเมื่อตรวจพบวัตถุแล้วใช้ขอบเขตของ bounding box เพื่อ จัดประเภทของวัตถุ การทำงาน ของ Single Shot Detector มี 4 ขั้นตอนดังนี้ 1.Data acquisition and processing 2.SSD model training 3.Operators detect And mark ROI area 4.Morphological Transformation and Marking of helmet area

Computer Science Department
Faculty of Informatics, Mahasarakham University



ภาพประกอบที่ 2.10 ขั้นตอนการทำงาน ของ Single Shot Detector

2.2.1.2 Data acquisition and processing

Data acquisition and processing คือ การรับชุดข้อมูลอินพุตจากระบบภาพ ต่อจากนั้นการตรวจจับหมวกหมวกนิรภัยจะดำเนินการโดยใช้เฟรมภาพจากชุดข้อมูลที่ได้รับมา จากนั้นเราจะเก็บพื้นที่ที่น่าสนใจโดยมีผู้ขับขี่และหมวกนิรภัย หลังจากนั้น รูปภาพที่คล้ายกันจะถูกจัดกลุ่มเข้าด้วยกันในคลัสเตอร์ และส่วนหัวจะถูกแยกออกและจัดเก็บแยกกันในแต่ละคลัสเตอร์

ภาพประกอบที่ 2.11 การรับข้อมูลอินพุตจากระบบภาพ

2.2.1.3 SSD model training

SSD model training เป็นการใช้งาน Image Training: ในโมดูลนี้ภาพหมวกนิรภัยถูกแบ่งออกเป็นสองประเภท หนึ่งสำหรับการเตรียมการและอีกส่วนหนึ่งสำหรับการตรวจสอบ เราจึงนำ

ข้อมูลไปทดสอบโดยการสร้างโมเดล SSD แบบกำหนดเองเพื่อแยกคุณลักษณะของภาพออกมา ซึ่งได้รับการ trained ด้วยไลบรารี Python Keras และ Tensorflow Backend

2.2.1.4 Operators detect And mark ROI area

Operators detect And mark ROI area หลังจากที่ประมวลผลเสร็จ จะได้โมเดลมาชุดหนึ่ง ซึ่งโมเดลที่ได้มา จะนำมาใช้ในขั้นตอนนี้ คือ Operators detect And mark ROI area คือ การ Detect และ ทำการ Mark พื้นที่ ที่สนใจในที่นี้พื้นที่สนใจของเรา คือ หมวกหมวกนิรภัย เมื่อการ training เสร็จสิ้น การจดจำหมวกนิรภัยจะดำเนินการโดยใช้รูปถ่าย ภาพที่มีและไม่มีหมวกหมวกนิรภัยจะถูกบันทึก-ไว้เมื่อใช้สิ่งนี้แบบจำลองสามารถระบุได้ว่าผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์ A สวมหมวกนิรภัยหรือไม่ด้วย bounding boxes โมเดลสามารถระบุและจำแนกหมวกหมวกนิรภัยได้อย่างง่ายดาย

ภาพประกอบที่ 2.12 ผลลัพธ์ที่ได้หลังจารโมเดลประมวลผลเสร็จแล้ว

2.2.1.5 Morphological Transformation and Marking of helmet area

Morphological Transformation and Marking of helmet areaหลังจากได้พื้นที่ที่สนใจออกมาจะทำการตรวจสอบแล้วตีกรอบพื้นที่ที่คาดหวังว่าเป็นหมวกหมวกนิรภัย โมเดลนี้ให้ความแม่นยำ 94.65 %

Computer Science Department Faculty of Informatics Mahasarakham University

ภาพประกอบที่ 2.13 ผลลัพธ์หลังจากประมวลผลเสร็จแล้ว

2.2.2 การตรวจจับหมวกนิรภัย ของ Che-Yen Wen

Che-Yen Wen [10] (Che-Yen Wen; Shih-Hsuan Chiu; Jiun-Jian Liaw; Chuan-Pin Lu, 2003) ได้นำเสนอวิธีการตรวจสอบหมวกนิรภัยโดยอาศัยหลักการของ Hough Transform ซึ่งดูที่ความโค้งของหมวกนิรภัยในส่วนนี้มีข้อดีคือ ทำให้สามารถตรวจสอบส่วนที่เป็นศรีษะได้ง่ายแต่อาจจะทำให้ไม่สามารถตรวจจับหมวกนิรภัยที่มีรูปร่างอื่นได้

2.2.3 การตรวจจับหมวกนิรภัย ของ MIN-YU KU

การตรวจจับหมวกนิรภัย ของ MIN-YU KU และ คณะ [11] (Chung-Cheng Chiu; Min-Yu Ku; Hung-Tsung Chen, 2005) ได้นำเอาความยาวที่มองเห็น(Visual length) ความกว้างที่มองเห็น (Visual width) และอัตราส่วนของจุดภาพ (pixel ratio) มาใช้ในการตรวจสอบผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์ว่าสวมหมวกนิรภัยหรือไม่ ซึ่งในงานวิจัยนี้ ให้ค่าความถูกต้องสูง โดยเฉลี่ยมากกว่าร้อยละ 90 แต่ระบบไม่สามารถตรวจสอบรถจักรยานยนต์ที่มีผู้ขับขี่สองคนขึ้นไป

2.2.4 การตรวจจับหมวกนิรภัย กิดากร ตั้งสุจริตธรรม

กิดากร ตั้งสุจริตธรรมและคณะได้นำเสนอวิธีการตรวจจับหมวกนิรภัยโดยอาศัยคุณสมบัติ 3 ข้อของส่วนศีรษะ คือ สีผม สีผิว และความซับซ้อนของเส้นขอบ ซึ่งวิธีการนี้มีความน่าจะเป็นถูกต้อง

ประมาณร้อยละ 70 แต่เนื่องจากมุมกล้องที่ใช้ถ่ายเป็นด้านบน จึงทำให้ไม่สามารถตรวจจับรถจักรยานยนต์ที่มีผู้ขับขี่สีผมผิดธรรมชาติ และไม่สามารถตรวจจับรถจักรยานยนต์ที่มีผู้ซ้อนได้

2.2.5 การตรวจจับหมวกนิรภัย ของ j.Chiverton

[12] (J.Chiverton, 2007) ได้เสนอวิธการตรวจจับหมวกนิรภัยจากการแบ่งพื้นที่ของส่วนศีรษะออกเป็น 4 ส่วน โดยแต่ละส่วนจะคำนวณค่าของระดับสีระดับเทา และ การเรียนรู้ของเครื่องจักร (machine learning) ในการแบ่งข้อมูลต่อไป ซึ่งวิธีการดังกล่าว ให้ความถูกต้องร้อยละ 85 และเป็นการใช้วิธีการตรวจสอบที่น่าเชื่อถือ และทันสมัย แต่เนื่องจากการตรวจสอบเป็นการเก็บภาพจากด้านหลังจึงไม่สามารถตรวจสอบรถจักรยานยนต์ที่มีผู้โดยสารมากกว่า 1 คน

2.2.6 SAFETY HELMET WEARING DETECTION BASED ON AN IMPROVED

Wei Yang และคณะ[13] (Wei Yang, Guang-Le Zhou, Zhi-Wei Gu, Xiao-Dan Jiang, Zhe-Ming Lu, 2022) ได้คิดค้นและนำเสนอระบบเพื่อใช้ตรวจจับหมวกกันน็อคเพื่อใช้ตรวจสอบว่าคนงานแต่งตัวเหมาะสมหรือไม่ภายในไซต์ก่อสร้างเพื่อลดอุบัติเหตุร้ายแรงที่อาจจะเกิดขึ้นกับคนงานโดยใช้YOLOv3บนชุดข้อมูล COCO ระบบจะทำงานร่วมกับกล้อง IP Camera คุณภาพสูงในการจับภาพแบบ Real Time ควบคู่ไปกับระบบตรวจจับความเร็ววัตถุ ถ้าเกิดหมวกกันน็อคหลุดออกจากคนงานออกไปด้วยความเร็วจะมีการalertเกิดขึ้นเพื่อที่จะเตือนให้ผู้ดูแลความเรียบร้อยให้รู้และตรวจสอบว่าพื้นที่บริเวณนั้นเกิดอุบัติเหตุขึ้นจริงหรือไม่เพื่อที่จะได้ช่วยเหลือได้ทันท่วงที

ภาพประกอบที่ 2.14 Some detection results of the original YOLOv3 algorithm

2.3 ตารางเปรียบเทียบระบบที่เกี่ยวข้อง

การทำงานของระบบ	Helmet Detector using Single shot detector	การตรวจจับหมวกนิรภัย Min-YU KU	การตรวจจับหมวกนิรภัย Che-Yen Wen	การตรวจจับหมวกนิรภัย กิดากร	การตรวจจับหมวกนิรภัย J.Chiverton	SAFETY HELMET WEARING DETECTION BASED ON AN	Helmet detection
สามารถตรวจจับวัตถุได้มากกว่า 1	/	x	x	x	x	/	/
มีกรอบแสดงพื้นที่ที่จะตรวจจับ	x	x	x	x	x	/	/
สามารถรับข้อมูลรูปภาพหรือวิดีโอได้	/	/	/	/	/	/	/
สะดวกต่อการใช้งาน	/	/	x	x	/	/	/

Computer Science Department
Faculty of Informatics, Mahasarakham University