การขับเคลื่อนอัตโนมัติของรถยนต์จำลอง

MINIATURE VEHICLE AUTONOMY

ปุณยวีร์ รอดพูล
วราเทพ ทับบุญ

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษา 2562

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การขับเคลื่อนอัตโนมัติของรถยนต์จำลอง

นางสาวปุณยวีร์ รอดพูล 59010874
นายวราเทพ ทับบุญ 59011189
อาจารย์สรยุทธ กลมกล่อม อาจารย์ที่ปรึกษา
ปีการศึกษา 2562

บทคัดย่อ

โครงงานนี้จัดทำขึ้นเพื่อศึกษา วิจัย ออกแบบ และพัฒนาชิ้นงานบนคอมพิวเตอร์ขนาดเล็ก Raspberry Pi3 โมดูลต่าง ๆ เช่น โมดูลกล้องถ่ายภาพ Pi Camera โมดูลขับมอเตอร์กระแสตรง DC Motor Hat for Raspberry เพื่อนำมาพัฒนารถขับเคลื่อนอัตโนมัติ โดยใช้โมดูลกล้อง Pi Camera เป็นตัวรับภาพถนน แล้วทำการวิเคราะห์เล่นถนนในรูปภาพ และเมื่อตรวจเส้นถนนได้ก็จะหาความชันของเส้นถนน เพื่อนำไปขับเคลื่อนมอเตอร์ทำให้รถขับเคลื่อนไปข้างหน้าได้

นอกจากนี้การควบคุมมอเตอร์นั้นใช้สมการควบคุมพีไอดี โดยใช้ค่าป้อนกลับจากกล้อง เพื่อให้รถขับเคลื่อนอัตโนมัติเคลื่อนที่ได้อย่างราบรื่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Miniature Vehicle Autonomy

Ms. Phunyawee Rodpoon 59010874
Mr. Waratep Tubboon 59011189
Mr.Sorayut Glomglome Co-Advisor

Academic Year 2019

ABSTRACT

This project aims to study, design and implement on Raspberry Pi3 that is low cost, credit-card sized computer with other modules, such as Pi Camera module and DC Motor Hat for Raspberry module for using in autonomous vehicle. The camera takes pictures continuously and analyze them to detect lines. Slope of the line is used for controlling motors. Moreover, controlling motors is using PID controller to control autonomous vehicle to move smoothly.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ปริญญานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดีด้วยความช่วยเหลือจากหลายฝ่ายทั้งในทางตรงและทางอ้อม ปริญญานิพนธ์ฉบับนี้จะสำเร็จลงไม่ได้หากปราศจากความช่วยเหลือของบุคคลเหล่านี้

ขอขอบพระคุณ อาจารยที่ปรึกษา คือ อาจารย์สรยุทธ กลมกล่อม เป็นผู้ให้คำแนะนำ คำปรึกษา และให้ความช่วยเหลือตลอดการทำโครงงาน ซึ่งทำให้การทำงานต่าง ๆ เป็นไปได้อย่างราบรื่นและสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ขอขอบพระคุณอาจารย์และบุคลากรต่าง ๆ ในสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ที่ได้ให้ คำแนะนำและสั่งสอนความรู้ต่าง ๆ มาโดยตลอด รวมถึงห้องปฏิบัติการ HCRL (The Hybrid Computing Research Laboratory) และ MakeDucation Laboratory ที่ได้เอื้อเฟื้อสถานที่ในการทำวิจัยและพัฒนาโครงงาน ขอขอบคุณรุ่นพี่และเพื่อนในภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ที่ได้ให้คำแนะนำ คำปรึกษาและแบ่งปันความรู้ในทุก ๆ ด้าน

สุดท้ายนี้ ขอขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวที่ได้เลี้ยงดู สั่งสอน และให้การสนับสนุน พร้อมทั้งให้โอกาสในการศึกษาและให้กำลังใจเสมอมา

ปุณยวีร์ รอดพูล

วราเทพ ทับบุญ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ.....I
ABSTRACT.....II
กิตติกรรมประกาศ.....III
สารบัญ..... IV
สารบัญตาราง..... VI
สารบัญรูป VII

บทที่ 1 บทนำ 1
1.1 ที่มาและความสำคัญ.....1
1.2 วัตถุประสงค์โครงการ.....4
1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....4
1.4 ขอบเขตของโครงงาน.....4
1.5 ข้อจำกัดของโครงงาน.....6
1.6 ตารางการดำเนินงาน.....6

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....8
2.1 RASPBERRY PI 3 MODEL B+.....8
2.2 RASPBERRY PI CAMERA.....9
2.3 ADAFRUIT DC & STEPPER MOTOR HAT FOR RASPBERRY PI.....10
2.4 MOTOR ENCODER.....11
2.5 Morphological - opening.....12
2.6 ระบบควบคุม PID.....13
2.7 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network : ANN).....15
2.8 Convolution Neural Network.....18
2.9 Single Shot Detector (SSD).....20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.10 MobileNetV2.....20
2.11 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....22

บทที่ 3 การออกแบบและพัฒนา.....23
3.1 โครงสร้างระบบ.....23
3.2 Hardware Diagram.....25
3.3 PID Controller Flowchart.....26
3.4 Lane Detection Flowchart.....28
3.5 Object Detection Flowchart.....30
3.6 รถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ.....32
3.7 สนามรถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ.....32
3.8 ป้ายบอกชนิดทางแยก QR Code.....33

บทที่ 4 ผลการทดลอง.....34
4.1 การทดลองวิ่งทางตรงและทางโค้ง.....34
4.2 การทดสอบค่าคงที่ Kp Ki Kd.....37
4.3 การทดสอบการตรวจจับวัตถุ.....40

บทที่ 5 บทสรุปและข้อเสนอแนะ.....44
5.1 บทสรุป.....44
5.2 ปัญหาและอุปสรรค.....44
5.3 แนวทางการพัฒนาต่อ.....45

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตาราง **หน้า**

2.1 ฟังก์ชันการแปลง.....17
2.2 ตารางทดสอบโมเดลระหว่างเวลาและความแม่นยำ(mAP)…….....22
4.1 ตารางแสดงการตอบสนองของมอเตอร์กับค่า Duty Cycle.....38
4.2 ตารางแสดงการทดสอบโมเดลตรวจจับวัตถุโดยใช้ Tensorflow.....40
4.3 ตารางแสดงการทดสอบโมเดลตรวจจับวัตถุโดยใช้ Tensorflow Lite…….....41

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูป **หน้า**

1.1 ข่าวดาบตำรวจขับกระบะหลับใน เสียหลักรถหมุนฟาดเสาไฟฟ้าหัก เจ็บสาหัส.....1
1.2 รถบรรทุกขับเคลื่อนอัตโนมัติ.....2
1.3 รถโดยสารประจำทางขับเคลื่อนอัตโนมัติ.....2
1.4 รถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติในโครงการ Duckietown.....3
1.5 BCM2837B0.....3
1.6 System Diagram.....4
1.7 แผนการดำเนินงานภาคเรียนที่ 1.....6
1.8 แผนการดำเนินงานภาคเรียนที่ 2.....7
2.1 RASPBERRY PI 3 MODEL B+.....8
2.2 RASPBERRY PI CAMERA.....9
2.3 โหมดของการตั้งค่ากล้อง และความคมชัด.....9
2.4 Camera Enable/Disable Interface.....10
2.5 ADAFRUIT DC & STEPPER MOTOR HAT FOR RASPBERRY PI.....10
2.6 Motor Encoder.....11
2.7 ภาพการทำ Morphological - opening.....12
2.8 แผนภาพบล็อกของการควบคุมแบบพีไอดี.....13
2.9 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม.....15
2.10 Convolutional Neural Network.....18
2.11 Convolutional Layer.....19
2.12 Pooling Layer.....19
2.13 โครงสร้างของ Single Shot Detector.....20
2.14 โครงสร้างของ MobileNetV2.....21
2.15 โครงสร้างของ MobileNetV2.....21

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูป **หน้า**

3.1 System Diagram.....23
3.2 Hardware Diagram.....25
3.3 PID Controller Flowchart.....26
3.4 Lane Detection Flowchart.....28
3.5 Object Detection Flowchart.....30
3.6 รูปด้านข้างรถขับเคลื่อนอัตโนมัติ.....32
3.7 สนามรถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ.....32
3.8 ป้ายบอกชนิดทางแยก QR Code.....33
4.1 original image ของรูปทางตรง 100*70.....34
4.2 original image ของรูปทางโค้ง 100*70.....34
4.3 process image ของรูปทางตรง 100*70 พิกเซล [crop 40:70 , 0:100].....35
4.4 process image ของรูปทางโค้ง 100*70 พิกเซล [crop 40:70 , 0:100].....36
4.5 สนามมุมโค้งใหญ่.....39
4.6 กราฟเปรียบเทียบ FPS ของแต่ละโมเดลระหว่างโมเดล Tensorflow และ Tensorflow Lite.....41
4.7 รูปกราฟเปรียบเทียบความแม่นยำของแต่ละโมเดล.....41

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

ปัจจุบัน วิทยาการเทคโนโลยีของปัญญาประดิษฐ์มีความก้าวหน้ามากขึ้น รถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติเป็นอีกหนึ่งในเทคโนโลยีที่เป็นคำตอบของอนาคต เพื่ออำนวยความสะดวกสบายต่างๆ อาทิ เรื่องของทักษะการขับขี่ ผู้ที่ต้องการมีรถยนต์ส่วนตัวนั้นไม่จำเป็นต้องเสียเวลาสำหรับการฝึกทักษะในการขับขี่รถยนต์ ช่วยลดความเหนื่อยล้าของผู้ขับขี่บนท้องถนนที่เกิดจากการขับขี่รถยนต์เป็นเวลานาน ช่วยประหยัดเวลาระหว่างที่เราอยู่บนท้องถนนโดยเราสามารถทำกิจกรรมอย่างอื่นได้ รวมถึงในอนาคตสังคมจะเข้าสู่สังคมผู้สูงอายุ ผู้สูงอายุที่ไม่สามารถพึ่งพาตัวเองได้ การมีรถยนต์ขับเคลื่อนด้วยตัวเองจะช่วยอำนวยความสะดวกให้ผู้สูงอายุเหล่านั้น

อุบัติเหตุทางรถยนต์แน่นอนว่าไม่มีใครอยากให้เกิดขึ้นเพราะความสูญเสียทั้งชีวิตและทรัพย์สินนั้นมันประเมินค่าไม่ได้ ข่าว 7 วันอันตรายทั้งช่วงเทศกาลปีใหม่และสงกรานต์ในทุกปี มีผู้เสียชีวิตหลายร้อยคน แม้แต่นอกช่วงเทศกาลก็มีข่าวให้พบเห็นอันเกิดมาจากเมาแล้วขับ หรือรถโดยสารที่ผู้ขับมีอาการหลับในดังรูป 1.1 อันเนื่องจากความเหนื่อยล้าหรือพักผ่อนไม่เพียงพอ รถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติพัฒนามาเพื่อช่วยลดอุบัติเหตุบนท้องถนนนี้

รูป 1.1 ข่าวดาบตำรวจขับกระบะหลับใน เสียหลักรถหมุนฟาดเสาไฟฟ้าหัก เจ็บสาหัส [1]

[1] https://www.thairath.co.th/news/local/south/1680963

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในหลายๆประเทศ ได้มีการพัฒนาถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ เพื่อใช้ในการทำธุรกิจต่างๆ เช่น ในประเทศสวีเดน บริษัท Einride ได้มีการนำรถบรรทุกขับเคลื่อนอัตโนมัติพลังงานไฟฟ้า T-Pod ดังรูป 1.2 มาให้บริการการขนส่งสาธารณะ ซึ่งเป็นรถบรรทุกสินค้าที่บรรทุกตลอด 24 ชั่วโมงโดยหยุดขับเคลื่อนแค่ตอนที่เติมเชื้อเพลิงและซ่อมแซมเท่านั้น หรือ ในประเทศญี่ปุ่น บริษัท SoftBank ได้พัฒนารถโดยสารประจำทางขับเคลื่อนอัตโนมัติพลังงานไฟฟ้า ดังรูป 1.3 โดยมีการทดลองวิ่งในชนบทที่มีผู้สูงอายุอยู่จำนวนมาก เพื่อลดการเสียชีวิตจากการขับขี่ของผู้สูงอายุ

รูป 1.2 รถบรรทุกขับเคลื่อนอัตโนมัติ T-Pod [2]

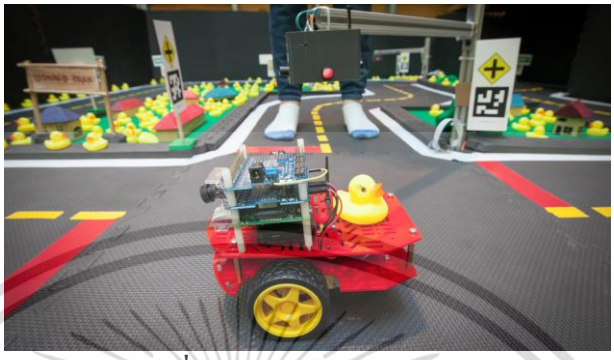
รูป 1.3 รถโดยสารประจำทางขับเคลื่อนอัตโนมัติ [3]

[2] https://www.autoblog.com/2019/05/15/driverless-electric-truck-starts-deliveries-on-swedish-public-ro/

[3] https://www.intelligenttransport.com/transport-news/22515/navya-enters-japanese-market/

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงการ Duckietown เป็นแพลตฟอร์มจากมหาวิทยาลัย MIT (Massachusetts Institute of Technology) สำหรับพัฒนารถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติได้ในราคาต่ำ ดังรูป 1.4 ผู้พัฒนาจึงสนใจจะพัฒนารถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติโดยการพัตนาระบบขึ้นมาเอง



รูป 1.4 รถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติในโครงการ Duckietown [4]

ดังนั้นผู้จัดทำ จึงได้พัฒนาอุปกรณ์ตัวต้นแบบ โดยเลือกใช้คอมพิวเตอร์ขนาดเล็กที่เชื่อมต่อกับกล้องถ่ายรูปได้ผ่านช่องทาง CSI (Camera Serial Interface) ที่ทำงานบนระบบปฏิบัติการ Linux โดยผู้จัดทำเลือกใช้ Raspberry Pi 3 จาก Raspberry Pi Foundation ใช้ชิป Broadcom BCM2837B0 Quad-Core ARM Cortex-A53 (ARMv8) ดังรูป 1.5 ซึ่งมีความสามารถ เช่น การติดตั้งระบบปฏิบัติการลินุกซ์ (Raspbian) รองรับ Wi-Fi มาตรฐาน 802.11 b/g/n/ac และ Bluetooth เวอร์ชัน 4.2 BLE รองรับการเชื่อมต่อด้วยอินเทอร์เฟสที่หลากหลาย เช่น Camera(MIPI-CSI), UART, USB, I2C, SPI, และ GPIO สำหรับพัฒนารถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติตัวต้นแบบ

รูป 1.5 BCM2837B0 [5]

[4] https://qz.com/672992/a-tiny-town-of-rubber-ducks-is-laying-the-groundwork-for-the-next-generation-of-self-driving-cars/

[5] https://www.designnews.com/electronics-test/5-things-you-didnt-know-about-raspberry-pi-3-b/172570905259552

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตัวอุปกรณ์เป็นคอมพิวเตอร์ขนาดเล็ก เพื่อให้การนำไปพัฒนาตัวต้นแบบ โดยจะใช้ Library ต่างๆ เช่น OpenCV, Scipy , Matplotlib, Numpy ในการประมวลผลภาพ เพื่อช่วยในการพัฒนารถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติเป็นไปได้อย่างดี และมีประสิทธิภาพ

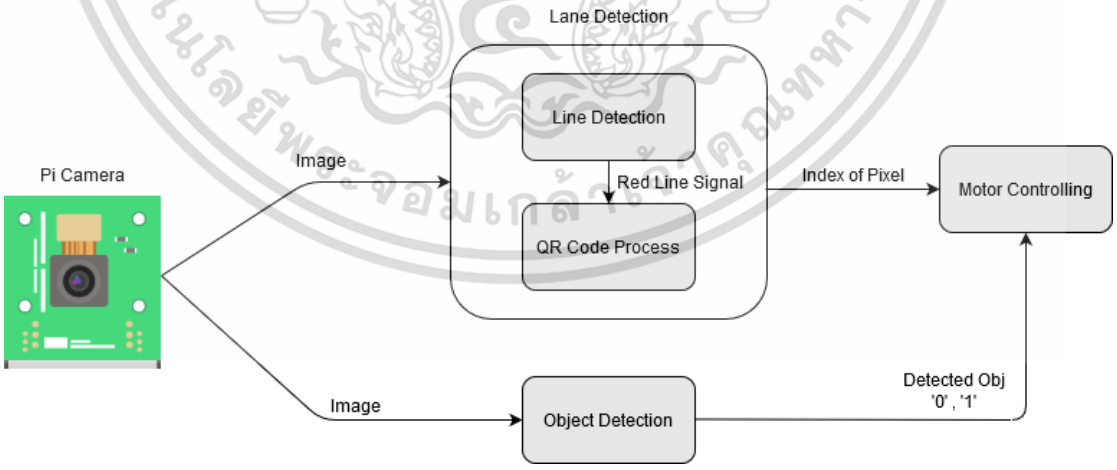
1.2 วัตถุประสงค์โครงงาน

1) เพื่อสร้างระบบทดสอบการขับเคลื่อนอัตโนมัติ
2) เพื่อศึกษาการประมวลผลภาพที่ใช้ในการตรวจจับเส้นถนนบน Raspberry Pi 3
3) เพื่อศึกษาการใช้งานและการประมวลผลการตรวจจับวัตถุบน Raspberry Pi 3

1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1) ระบบที่สามารถทดสอบการเคลื่อนที่ของรถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ
2) เข้าใจการทำงานของการตรวจจับเส้นจราจรด้วยการประมวลผลภาพของรถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ
3) เข้าใจการทำงานของการตรวจจับวัตถุด้วย Machine Learning ของรถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ

1.4 ขอบเขตของโครงงาน



รูป 1.6 System Diagram

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มีอุปกรณ์ประมวลผล Raspberry Pi 3 เพื่อประมวลผลภาพ โดยใช้ Raspberry Pi Camera Module ในการถ่ายภาพ และขับเคลื่อนรถยนต์ด้วย Adafruit DC & Stepper Motor HAT for Raspberry Pi ซึ่งมีภาพรวมการทำงานดังรูป 1.6 ดังนี้

1) Lane Detection
   a) รับภาพมาจากอุปกรณ์และนำมาประมวลผล เมื่อตรวจพบ QR Code ในรูปภาพ โดย QR Code ที่ติดอยู่ข้างหลังรถยนต์จะมีความหมายว่าเป็น รถยนต์ จากนั้นคำนวนขนาดของ QR Code เพื่อประมวลผลว่ารถยนต์มีระยะห่างจากรถยนต์คันข้างหน้ามากน้อยเพียงใด และนำไปควบคุมไม่ให้รถยนต์เคลื่อนที่เข้าใกล้รถยนต์คันข้างหน้ามากเกินไป เพื่อหลีกเลี่ยงการชนของรถยนต์
   b) รับภาพมาจากอุปกรณ์และนำมาประมวลผล เพื่อให้ได้มาซึ่งค่าคงที่ ที่สามารถนำไปควบคุมการทำงานของมอเตอร์ที่ใช้ โดยมีการขับเคลื่อนดังต่อไปนี้คือ เดินหน้า เลี้ยวซ้ายและเลี้ยวขวา โดยมีเงื่อนไขการทำงานดังนี้
      i) ตรวจพบเส้นจราจรทั้งสองเส้น รถยนต์จะเคลื่อนที่ตามทิศทางที่ได้จากค่าความชันที่มาจากการประมวลผล
      ii) ตรวจพบเส้นจราจรเส้นใดเส้นหนึ่ง ระบบจะใช้ค่าความชันของเส้นจราจรล่าสุดของด้านที่ตรวจไม่พบมาใช้ในการประมวลผลร่วมกับค่าความชันที่หามาได้เพื่อใช้ในการควบคุมทิศทางการเคลื่อนที่ของรถยนต์
      iii) ตรวจไม่พบเส้นจราจร ระบบจะใช้ค่าความชันของเส้นจราจรล่าสุดทั้งสองเส้นมาใช้ในการประมวล เพื่อใช้ในการควบคุมทิศทางการเคลื่อนที่ของรถยนต์
   c) เมื่อตรวจพบเส้นสีแดงในแนวนอน รถยนต์จะหยุดวิ่งเป็นเวลา 3 วินาที เพื่อตรวจจับป้ายจราจร (QR Code) จากนั้นทำตามคำสั่งที่อ่านได้จากป้ายจราจร
2) Object Detection
   a) รับภาพมาจากอุปกรณ์และนำมาประมวลผล เพื่อตรวจจับวัตถุที่อยู่บนถนน รถยนต์จะเคลื่อนที่หลบหลีกวัตถุนั้น
3) Motor Controlling
   a) รับค่าคงที่ได้จากการประมวลผล Lane Detection เพื่อนำไปควบคุมการหมุนของล้อรถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ
   b) รับค่าจากเซนเซอร์นับรอบ เพื่อควบคุมการหมุนของล้อให้เท่ากัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.5 ข้อจำกัดของโครงงาน

สภาพแสงของสิ่งแวดล้อม มีผลต่อภาพที่กล้องนำมาประมวลผล เช่น ในที่ ๆแสงน้อยเกินไป หรือในที่ ๆ แสงมากเกินไป อาจจะไม่สามารถแยกแยะถนนกับเส้นถนนออกจากกันได้

1.6 ตารางการดำเนินงาน

หัวข้อกิจกรรม	สิงหาคม				กันยายน				ตุลาคม				พฤศจิกายน			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1.ศึกษาและค้นคว้าเกี่ยวกับโครงงาน																
1.1 ค้นหางานวิจัยและศึกษาเกี่ยวกับเทคโนโลยีที่เกี่ยวข้อง																
2. การออกแบบ																
2.1 ออกแบบระบบ																
2.2 ออกแบบสนาม																
3. การพัฒนา																
3.1 ประกอบรถ																
3.2 ทำ joy controller (dual shock 4) ไว้สำหรับทดสอบรถแบบ manual																
3.3 สร้างสนาม																
3.4 เก็บวิดีโอการวิ่งของรถในสนามเพื่อนำมาประมวลผลภาพ																
3.5 ตรวจจับเส้นขอบด้วย Canny Edge Detection																
3.6 ตัดภาพและเลือกเฉพาะส่วนที่สนใจ ROI (Region-of-interest)																
3.7 ใช้ Hough Transform ในการหาเส้นจราจร																
3.8 หาความชันเฉลี่ย																
3.9 ตรวจจับเส้นสีแดงเพื่อใช้ในการทำให้รถหยุดวิ่ง																
3.10 ตรวจจับ QR Code และอ่านความหมาย																
3.11 Encoder Motor Control																
3.12 Motor Calibration (PID)																
4. การปรับปรุงและแก้ไข																
4.1 ทดสอบค่า Threshold ใน Hough Transform Algorithm																
4.2 ทดสอบค่าคงที่ Kp Ki Kd																
5. รายงาน																
5.1 รายงานบทที่ 1																
5.2 รายงานบทที่ 2																
5.3 รายงานบทที่ 3																
5.4 รายงานบทที่ 4																
5.5 รายงานบทที่ 5																

รูป 1.7 แผนการดำเนินงานภาคเรียนที่ 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อกิจกรรม	มกราคม				กุมภาพันธ์				มีนาคม				เมษายน			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1.ศึกษาและค้นคว้าเกี่ยวกับโครงงาน																
1.1 ค้นหางานวิจัยและศึกษาเทคโนโลยีที่เกี่ยวข้อง																
2.การออกแบบ																
2.1 ออกแบบรถรูปแบบใหม่																
2.2 ออกแบบป้าย QR Code																
2.3 ออกแบบโมเดลที่จะใช้ในการตรวจจับ																
3.การพัฒนา																
3.1 ประกอบรถ																
3.2 ทำป้าย QR Code																
3.3 หาตำแหน่งยอดสามเหลี่ยมในแกนนอน (Lane Detection)																
3.4 ตรวจจับเส้นสีแดง จุดทางแยก																
3.5 อ่านป้าย QR Code และตัดสินใจเลี้ยว																
3.6 ตรวจจับวัตถุด้วย Tensorflow																
3.7 ตรวจจับวัตถุด้วย Tensorflow Lite																
4.การปรับปรุงแก้ไข																
4.1 Train Model Tensorflow																
4.2 Train Model Tensorflow Lite																
4.3 ทดสอบค่า Kp และ Kd																
5.รายงาน																
5.1 รายงานบทที่ 1																
5.2 รายงานบทที่ 2																
5.3 รายงานบทที่ 3																
5.4 รายงานบทที่ 4																
5.5 รายงานบทที่ 5																

รูป 1.8 แผนการดำเนินงานภาคเรียนที่ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 RASPBERRY PI 3 MODEL B+

รูป 2.1 RASPBERRY PI 3 MODEL B+ [6]

RASPBERRY PI 3 MODEL B+ คือ บอร์ดคอมพิวเตอร์ขนาดเล็ก (Single-Board Computer หรือ SBC) ที่ถูกพัฒนาขึ้นโดย Raspberry Pi Foundation มีคุณสมบัติเด่น คือ ติดต่อ และควบคุมอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ได้

Raspberry Pi 3 จาก Raspberry Pi Foundation ใช้ชิป Broadcom BCM2837B0 Quad-Core ARM Cortex-A53 (ARMv8) ดังรูป 2.1 ซึ่งมีความสามารถ เช่น การติดตั้งระบบปฏิบัติการลินุกซ์ (Raspbian) รองรับ Wi-Fi มาตรฐาน 802.11 b/g/n/ac และ Bluetooth เวอร์ชัน 4.2 BLE รองรับการเชื่อมต่อด้วยอินเทอร์เฟสที่หลากหลาย เช่น Camera(MIPI-CSI) , UART, USB, I2C, SPI, และ GPIO

2.1.1 แนวทางการใช้ Raspberry Pi 3

Raspberry Pi 3 เป็นคอมพิวเตอร์ขนาดเล็ก นั่นแปลว่าว่าจะต้องมีระบบปฏิบัติการ โดย Raspberry Pi 3 สามารถทำงานบนระบบปฏิบัติการ Linux (Raspbian) ได้ การลงระบบปฏิบัติการจะต้องเตรียมไฟล์อิมเมจของ Raspbian ที่มีให้โหลดฟรีในหน้าเว็บของ Raspberry.org และติดตั้ง

[6] https://www.raspberrypi.org

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อิมเมจไฟล์ลงใน micro sd card หลังจากนั้นก็นำ micro sd card ที่ลง Raspbian แล้วเสียบเข้าที่ sd card socket ของ Raspberry Pi 3 และเปิดเครื่องใช้งานได้เลย

2.2 RASPBERRY PI CAMERA

รูป 2.2 RASPBERRY PI CAMERA [7]

โมดูลกล้องสำหรับบอร์ด Raspberry Pi ความละเอียด 5 ล้านพิกเซล (2592*1944 สำหรับภาพนิ่ง และ 1920*1080 30 fps , 1280*720 60 fps 640*480 60/90 fps สำหรับภาพเคลื่อนไหว) มุมมองของภาพ 200 องศา ใช้เซ็นเซอร์ OV5647 ตัวเดียวกันกับที่ใช้ในกล้องอย่างเป็นทางการของ Raspberry Pi สามารถใช้โปรแกรมคำสั่งสั่งงานเดียวกันได้ มาพร้อมเลนส์แบบตาปลา (Fish-Eye) ให้ภาพมุมกว้าง นอกจากนี้ยังสามารถหมุนชิ้นเลนส์ด้านหน้าเพื่อปรับระยะโฟกัสได้

โมดูลกล้องสำหรับบอร์ด Raspberry Pi เชื่อมต่อผ่านพอร์ต Camera Interface (CSI) สามารถบันทึกภาพนิ่งได้ในนามสกุลไฟล์ jpg และ jpeg บันทึกภาพเคลื่อนไหวได้ในนามสกุล h264 และ mjpeg

#	Resolution	Aspect Ratio	Framerates	Video	Image	FoV	Binning
1	1920x1080	16:9	1-30fps	x		Partial	None
2	2592x1944	4:3	1-15fps	x	x	Full	None
3	2592x1944	4:3	0.1666-1fps	x	x	Full	None
4	1296x972	4:3	1-42fps	x		Full	2x2
5	1296x730	16:9	1-49fps	x		Full	2x2
6	640x480	4:3	42.1-60fps	x		Full	4x4
7	640x480	4:3	60.1-90fps	x		Full	4x4

รูป 2.3 โหมดของการตั้งค่ากล้อง และความคมชัด [8]

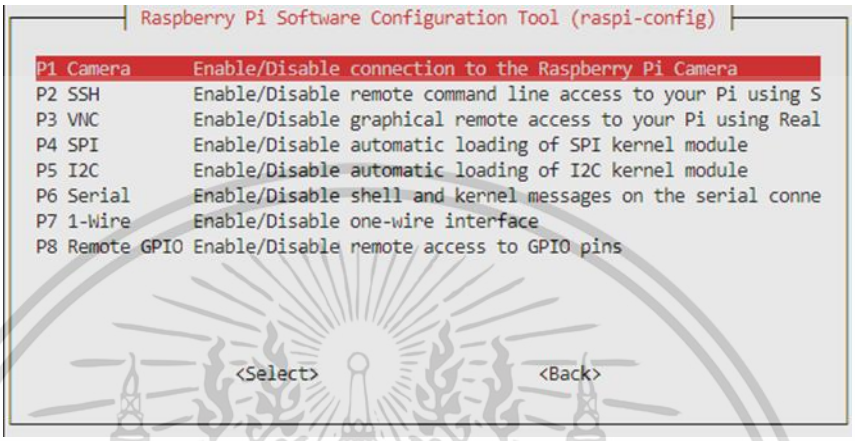
[7] https://www.raspberrypi.org/

[8] https://picamera.readthedocs.io/en/release-1.12/fov.html

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.1 แนวใช้งานโมดูลกล้องกับ Raspberry Pi 3

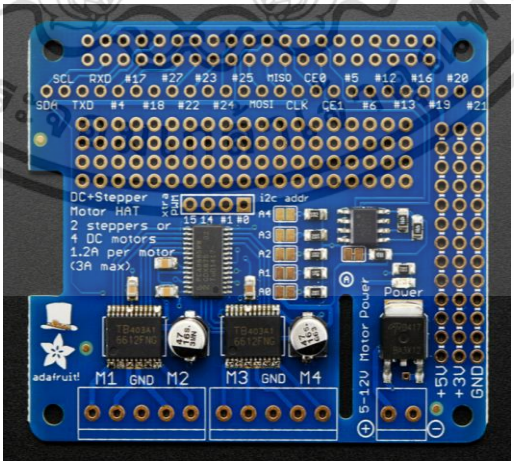
การใช้งานโมดูลกล้องกับ Raspberry Pi3 ที่พัฒนาด้วยภาษา Python3 ฟังก์ชันที่เราสามารถใช้งานมีอยู่ 2 อย่างคือ เก็บภาพนิ่ง และภาพเคลื่อนไหว โดยขั้นตอนแรกกล้องเปิดใช้งาน Camera Interface ด้วย Command Line ‘sudo raspi-config’



รูป 2.4 Camera Enable/Disable Interface

การพัฒนาด้วยภาษา Python 3 โดยใช้งานไลบรารี่ picamera มีความง่ายต่อการใช้งาน เนื่องจากคำสั่งที่ไม่ซับซ้อน และเป็นมิตรกับผู้ใช้

2.3 ADAFRUIT DC & STEPPER MOTOR HAT FOR RASPBERRY PI



รูป 2.5 ADAFRUIT DC & STEPPER MOTOR HAT FOR RASPBERRY PI [9]

[9] https://www.adafruit.com/

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โมดูลขับมอเตอร์กระแสตรงสำหรับ Raspberry Pi เป็นโมดูลที่มีลักษณะเป็น HAT ที่สามารถเสียบลงบนบอร์ด Raspberry Pi ทำให้เกิดความสะดวกและสวยงาม เหมาะสำหรับการพัฒนา

โมดูลขับมอเตอร์กระแสตรงสำหรับ Raspberry Pi ใช้ชิพ TB6612 สามารถขับมอเตอร์ได้ 4 ทาง ให้กระแสประมาณ 1.2 แอมป์ ต่อ 1 ทาง สามารถขับแรงดันกระแสตรงอยู่ในช่วง 4.5 ถึง 13.5 โวลต์

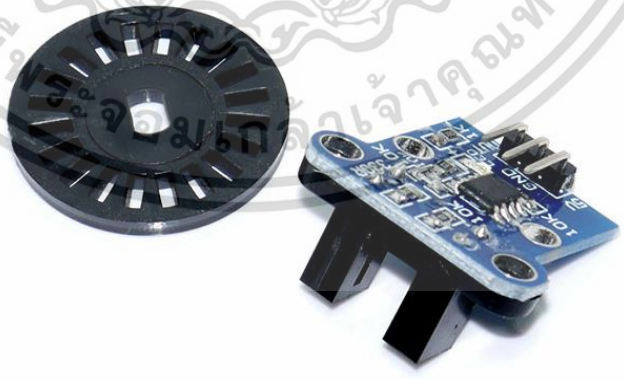
นอกจากนี้แล้ว โมดูลขับมอเตอร์กระแสตรงสำหรับ Raspberry Pi ยังเชื่อมต่อกับ Raspberry Pi ผ่านทาง I2C Comunication เพื่อใช้ในการควบคุมการทำงานของมอเตอร์ สามารถพัฒนาซอฟต์แวร์บนภาษา Python3 ได้ ด้วยไลบรารี่ adafruit-circuitpython-motorkit

2.3.1 แนวใช้งาน ADAFRUIT DC & STEPPER MOTOR HAT FOR RASPBERRY PI

การใช้งาน DC Motor Hat ตัวนี้สามารถเสียบลงบนบอร์ด Raspberry Pi 3 ได้โดยตรง HAT ตัวนี้เชื่อมต่อผ่านทาง I2C Comunication กับ Raspberry Pi โดยใช้ไลบรารี่ adafruit-circuitpython-motorkit DC Motor Hat ตัวนี้สามารถควบคุมมอเตอร์มากสุดได้ 4 ตัว ใช้ไฟเลี้ยงจาก Raspberry Pi และมีช่องให้ใส่ไฟเพื่อจ่ายให้มอเตอร์ รับแรงดันอยู่ระหว่าง 4.5 ถึง 13.5 โวลต์ และรับกระแสได้ 1.2 แอมป์

การพัฒนาด้วยภาษา Python 3 สามารถใช้งานด้วยการติดตั้งไลบรารี่ adafruit-circuitpython-motorkit ด้วยคำสั่ง sudo pip3 install adafruit-circuitpython-motorkit และการสั่งการมอเตอร์ให้หมุนจะมีค่าระหว่าง -1.0 ถึง 1.0 ตั้งแต่ 0 ถึง 1 มอเตอร์จะหมุนไปในทางเดียวกัน ส่วนค่าติดลบมอเตอร์จะหมุนกลับด้านกัน

2.4 MOTOR ENCODER



รูป 2.6 Motor Encoder [10]

[10] https://www.arduinoall.com/

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

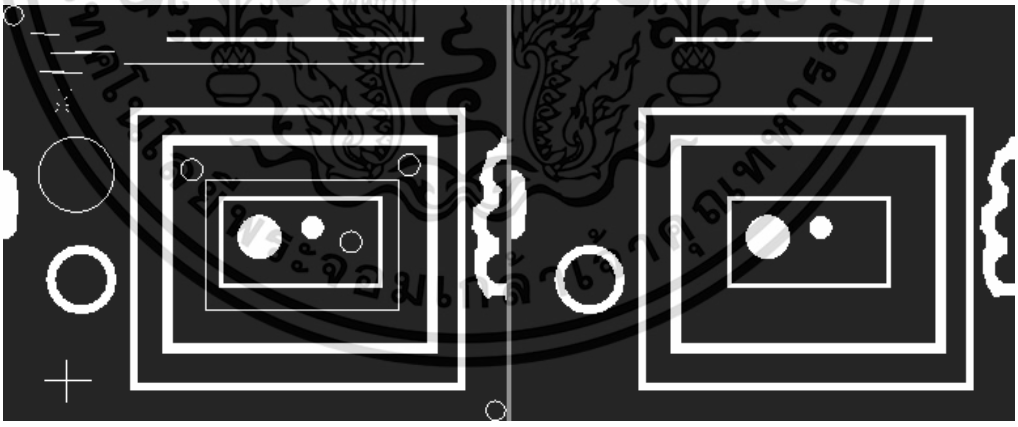
โมดูลมอเตอร์เอนโค้ดเดอร์สำหรับนับการหมุนของล้อรถ หลักการของโมดูลเอนโค้ดเดอร์ คือ การส่งสัญญาณอิฟราเรดตัดผ่านระหว่างวงล้อฟันปลาจำนวน 20 ช่อง หมายความว่าล้อหมุน 1 รอบ จะสามารถนับช่องได้ 20 ช่องพอดี ดังนั้นเราจะสามารถหาความเร็วจากการนับช่องของ Motor Encoder ได้

2.4.1 แนวใช้งาน MOTOR ENCODER

หลักการทำงานของ encoder คือจะส่งสัญญาณผ่านวงล้อ 20 ช่อง เมื่อไม่มีอะไรขวางค่าที่อ่านได้จากขาดิจิตอลจะมีค่าเป็น '0' และเมื่อมีสิ่งมาขวางจะอ่านค่าดิจิตอลได้ '1' เรานำความสัมพันธ์นี้ไปหาความเร็วได้ โดยการนับค่าที่ผ่านในช่วงเวลา 1 วินาที แล้วนำจำนวนครั้งที่นับได้มาเปรียบเทียบอัตราส่วนของวงล้อ 20 ช่อง และเส้นรอบวงของล้อ เราก็จะหาความเร็วที่มีหน่วน cm/s ได้

2.5 Morphological - opening

Morphology เป็น Image processing ชนิด Non-linear ที่สำคัญในการประมวลผลโดยเฉพาะภาพ binary หรือ ภาพ Gray-scale ที่มีลักษณะมีแนวโน้มที่จะเป็น binary โดยเน้นเรื่องรูปแบบ (form) และ โครงสร้าง(Structure) เพื่อการเปลี่ยนรูปร่างของวัตถุในภาพ เช่น การแยกวัตถุต่างๆ ออกจากกันหรือเชื่อมวัตถุต่างๆ เข้าด้วยกัน การลด Noise ใน Foreground หรือ Background



รูป 2.7 ภาพการทำ Morphological - opening[11]

[11] https://www.mathworks.com/help/images/morphological-dilation-and-erosion.html

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พารามิเตอร์ในการทำ Canny Edge Detection ที่สามารถปรับค่าได้คือ ความกว้างของ Gaussian (ยิ่งภาพใหญ่ยิ่งกว้าง) , threshold ที่ต่ำและสูงสำหรับการทำ hysteresis

การหาขอบวัตถุมีสิ่งสำคัญหลักๆ 3 ข้อ ดังต่อไปนี้

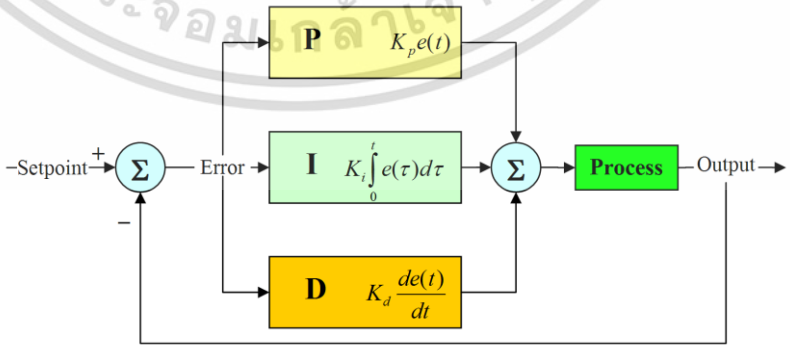
1) การตรวจจับขอบที่มีอัตราความผิดพลาดต่ำนั้นหมายความว่าการตรวจจับควรตรวจจับขอบวัตถุได้อย่างถูกต้องมากเท่าที่จะเป็นไปได้
2) จุดขอบที่ตรวจพบจากการดำเนินการควรจำกัดกึ่งกลางของขอบอย่างแม่นยำ
3) ขอบที่ตรวจจับได้ควรถูกตรวจจับเพียงครั้งเดียวและถ้าหากภาพมีสัญญาณรบกวน ไม่ควรสร้างขอบในส่วนของสัญญาณรบกวน

กระบวนการการทำ Canny edge detection

1) ใช้ Gaussian เพื่อปรับภาพให้เรียบเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวน
2) ค้นหาการไล่ระดับสีเข้มของภาพ
3) ขอบที่ตรวจจับได้ควรถูกตรวจจับเพียงครั้งเดียวและถ้าหากภาพมีสัญญาณรบกวน ไม่ควรสร้างขอบในส่วนของสัญญาณรบกวน
4) กำจัดขอบที่เป็นสัญญาณรบกวนแต่ถูกตรวจจับได้ทีละน้อยๆ
5) ใช้ Threshold 2 ค่าเพื่อกำหนดขอบที่เป็นไปได้

2.6 ระบบควบคุมแบบ PID

ระบบควบคุมแบบสัดส่วน ปริพันธ์ อนุพันธ์ หรือระบบ PID เป็นระบบควบคุมแบบป้อนกลับหรือ feedback ซึ่งค่าที่นำไปใช้ในการคำนวณเป็นค่าความผิดพลาดที่มาจากค่าของเซ็นเซอร์ ระบบจำพยายามทำให้ค่า error น้อยลงเข้าใกล้ 0 เพื่อให้ระบบสมดุล การที่ให้ระบบเข้าใกล้ค่า 0 ได้เร็วหรือช้านั้น จะขึ้นอยู่กับการปรับค่าคงที่ต่อไป



รูป 2.8 แผนภาพบล็อกของการควบคุมแบบพีไอดี [12]

[12] https://th.wikipedia.org

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิธีคำนวณค่า Output ของ PID ขึ้นอยู่กับสามตัวแปรคือค่า P , I และ D ค่า P กำหนดจากค่าของความ error ในปัจจุบัน ค่า I กำหนดจากค่าผลรวม error ตั้งแต่เริ่มจนล่าสุด, และ D กำหนดจากค่าความต่างของค่า error ปัจจุบันและค่าก่อนหน้า

การปรับค่าคงที่ใน ระบบ PID เริ่มจากการสุ่มค่า Kp กลังจากได้ค่าที่เหมาะสมแล้ว ให้สุ่มค่า Ki และ Kp ตามลำดับ บางครั้ง การเพิ่มตัวแปรเข้าไปในระบบอาจจะทำให้ค่ามันเกิดจริงไปมาก อาจจะต้องปรับค่าตัวแปรก่อนหน้าให้ลดลงด้วย เพราะว่าการที่เพิ่มตัวแปรเข้าไปในระบบ มันเป็นผลรวมของกันและกัน ดังนั้นค่าที่ต้องการจากระบบจะเพิ่มสูงขึ้น เมื่อมีการเพิ่มตัวแปรเข้าไป

การทำงานโดยใช้ ระบบ PID บางงานไม่จำเป็นจะต้องให้มีตัวแปรให้ครบทั้ง 3 ตัวก็ได้ อาจจะมีแค่ตัวแปร Kp และ Kd หรือมีแค่ตัวเดียวก็อาจจะทำให้การลู่เข้า 0 ของระบบเร็วพอต่อความต้องการแล้ว

ตัวอย่าง 2.1 การทำงาน PID

```
def_speed = 40
error = 0
last_error = 0
sum_error = 0
output = 0
kp = 1.2
ki = 0
kd = 1.5
While True:
        lasterror = error
        error = run(image,debugs = True)
        sum_error += error
        output = ( error * kp ) + ( sum_error * ki ) + ( ( error - lasterror ) * kd )
        motor.setMotorLeft((def_speed + output)/100)
        motor.setMotorRight((def_speed - output)/100)
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

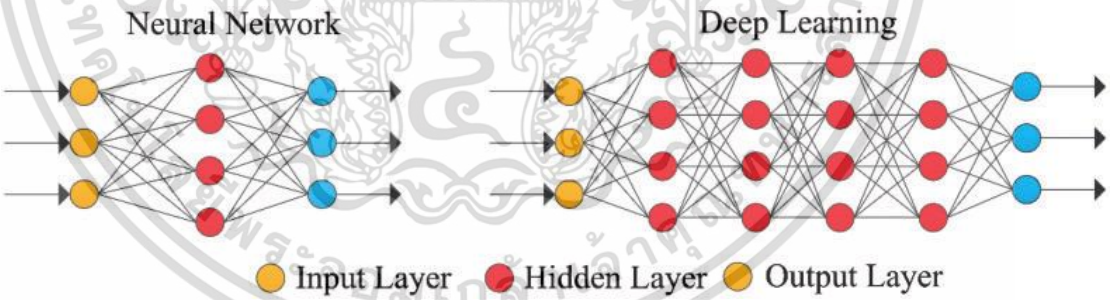
2.7 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network : ANN)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network : ANN) เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งของทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artifitial Intelligence : AI) มีรูปแบบโครงสร้างและการทำงานของการประมวลผลเหมือนกับสมองของสิ่งมีชีวิตซึ่งมีปรับเปลี่ยนตัวเองต่อการตอบสนองของอินพุตตามกฎของการเรียนรู้ (learning rule)

หลังจากที่โครงข่ายได้เรียนรู้สิ่งที่ต้องการแล้ว โครงข่ายนั้นจะสามารถทำงานที่กำหนดไว้ได้ โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกพัฒนาคิดค้นจากการทำงานของสมองมนุษย์โดยสมองมนุษย์ประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลเรียกว่า นิวรอน (เซลล์ประสาท หรือ neuron) จำนวนนิวรอลในสมองมนุษย์มีอยู่ประมาณและมีการเชื่อมต่อกันอย่างมากมาย สมองมนุษย์จึงสามารถกล่าวได้ว่าเป็นคอมพิวเตอร์ที่มีการปรับตัวเอง (adaptive) ไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear) และทำงานแบบขนาน (parallel) ในการดูแลจัดการการทำงานร่วมกันของนิวรอนในสมอง การคำนวณเชิงนิวรอลเป็นการคำนวณที่เลียนแบบมาจากการทำงานของสมองมนุษย์นั่นเอง

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วย

1. ชั้นนำเข้า (Input Layer) คือ ชั้นที่เป็นส่วนของการรับข้อมูล
2. ชั้นซ่อน (Hidden Layer) คือ ชั้นที่เป็นเหมือนระบบเซลล์ประสาทในสมอง
3. ชั้นแสดงผลลัพธ์ (Output Layer) หรือเรียกว่า Multi-Layer Perceptron (MLP) คือ ชั้นที่เป็นส่วนตอบสิ่งที่ประมวลผลออกมา



รูป 2.9 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม [13]

องค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม มีดังนี้

1. ข้อมูลอินพุต (input) เป็นข้อมูลที่เป็นตัวเลข หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ ต้องแปลงให้อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้

[13] https://medium.com/odds-team/สรุป-deep-learning-ที่เรียนมาจากคลาส-ดร-กานต์-part-1-4604d876ada1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ข้อมูลเอาต์พุต (output) คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง จากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

3. ค่าน้ำหนัก (weights) คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า ค่าความรู้ (knowledge) ค่านี้จะถูกเก็บเป็นทักษะเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่น ๆ ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน

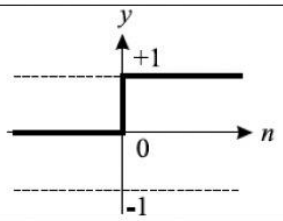
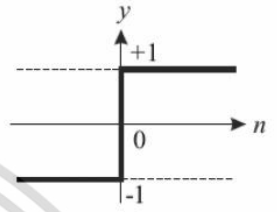
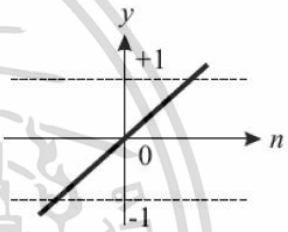
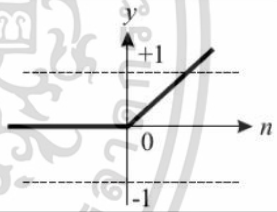
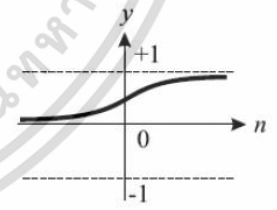
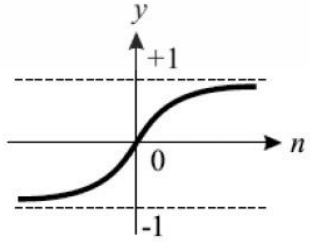
4. ฟังก์ชันผลรวม (Summation function: S) เป็นผลรวมของข้อมูลป้อนเข้า (pi) และค่าน้ำหนัก (wi) ดังสมการ (1)

$$S = \sum_{i=1}^{n} p_i w_i \quad (1)$$

5. ฟังก์ชันการแปลง (transfer function) ฟังก์ชันการแปลง เป็นส่วนที่ทำหน้าที่รวมค่าเชิงตัวเลขจากเอาต์พุตของนิวรอล แล้วทำการตัดสินใจว่าจะส่งสัญญาณเอาต์พุตออกไปในรูปใด ฟังก์ชันการแปลงสามารถเป็นได้ทั้งแบบเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้น การเลือกใช้ฟังก์ชันการแปลงจะขึ้นอยู่กับลักษณะของระบบ ที่นำเอาโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้ ฟังก์ชันการแปลงมีอยู่หลายรูปแบบ แบบที่ใช้งานทั่วไปมีรายละเอียดตามตารางที่ 2.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

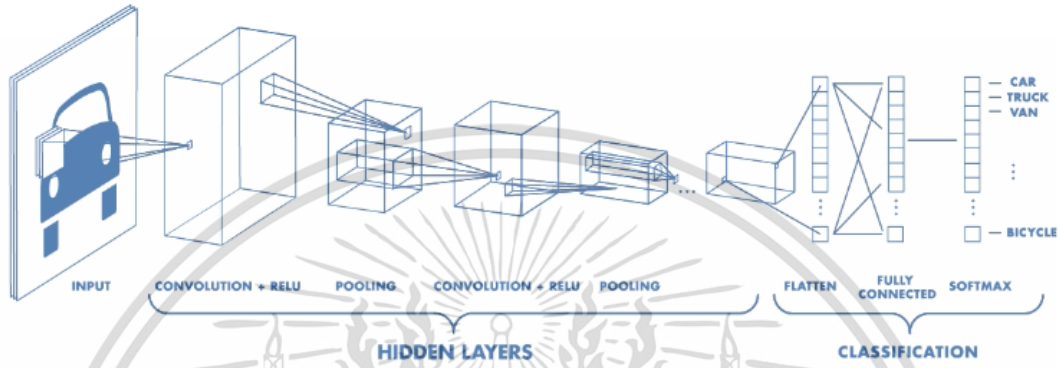
ตาราง 2.1 ฟังก์ชันการแปลง

ชื่อฟังก์ชัน	สมการความสัมพันธ์	MATLAB ฟังก์ชัน	สัญลักษณ์	กราฟความสัมพันธ์
ฮาร์ดลิมิต (hard limit)	$y=0$ ถ้า $n<0$ $y=1$ ถ้า $n\geq 0$	hardlim		
ฮาร์ดลิมิตแบบสมมาตร (symmetrical hard limit)	$y=-1$ ถ้า $n<0$ $y=+1$ ถ้า $n\geq 0$	hardlims		
เส้นตรง (linear)	$y=n$	purelin		
เส้นตรงบวก (positive linear)	$y=0$ ถ้า $n<0$ $y=n$ ถ้า $n\geq 0$	poslin		
ซิกมอยแบบลอการิทึม (log-sigmoid)	$y=\frac{1}{1+e^{-n}}$	logsig		
ซิกมอยแบบเส้นสัมผัสไฮเปอร์โบลาร์ (hyperbolic tangent sigmoid)	$y=\frac{e^{n}-e^{-n}}{e^{n}+e^{-n}}$	tansig		

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.8 Convolution Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) หรือ โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน เป็นโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network : ANN) หนึ่งในกลุ่ม bio-inspired โดยจะจำลองการมองเห็นของมนุษย์ที่มองพื้นที่เป็นที่ย่อยๆ โดยมีโครงสร้างดังรูปที่ 2.10



รูป 2.10 Convolution Neural Network [14]

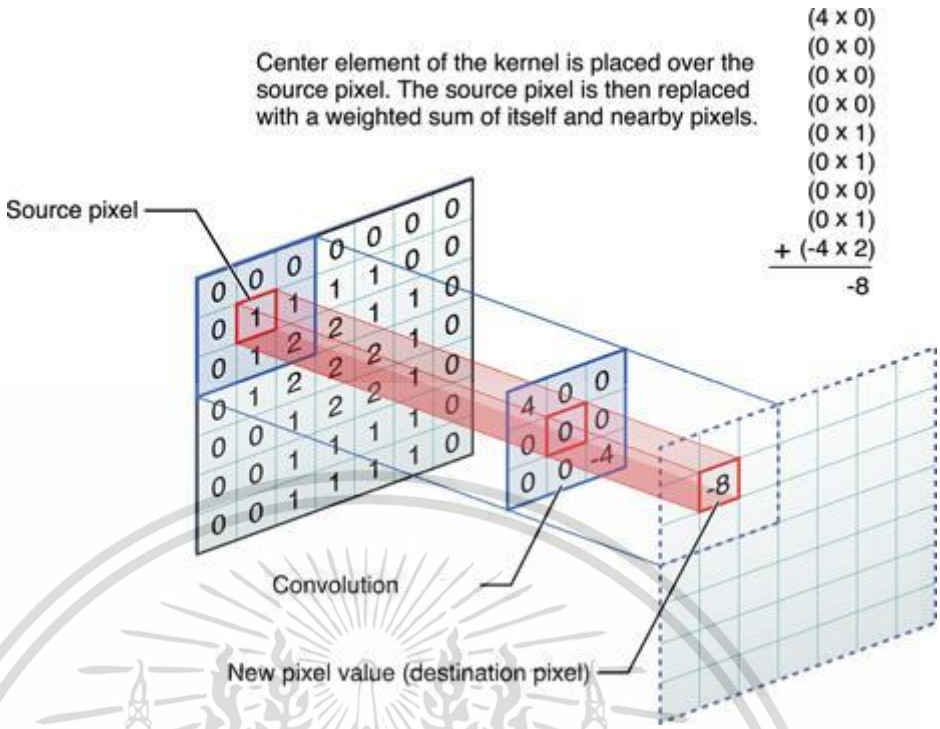
โครงข่าย CNN สามารถทำได้ทั้งการสกัดคุณลักษณะพิเศษของรูปภาพ และการจำแนกประเภท ทำให้เป็นจุดเด่นของการเรียนรู้ด้วยของโครงข่าย CNN ซึ่งมีความแตกต่างกับวิธีการเรียนรู้เครื่องจักร (Machine Learning) ทั่วไปที่จะทำหน้าที่เพียงจำแนกประเภทข้อมูลหรือจัดกลุ่มข้อมูลเพียงเท่านั้น

2.8.1 ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer)

ชั้นคอนโวลูชันเป็นการคำนวณเพื่อหาผลลัพธ์ของ นิวรอล (Neuron) ที่เชื่อมต่อ (Connected) มาจากพื้นที่ส่วนย่อย (Local Region) ของรูปภาพ โดยรูปภาพจะถูกกำหนดให้เป็นสี่เหลี่ยมจัตุรัสขนาด W x W x M โดยที่ W คือความสูงและความกว้าง และ M คือ มิติของรูปภาพ โดยพื้นที่ย่อยจะถูกคำนวณแบบ dot product กับ kernel ที่มีขนาด H x H x K โดยที่ H คือความสูงและความกว้างของ kernel โดยต้องมีขนาดเล็กกว่ารูปภาพ และ K คือ จำนวนของ kernel ที่ต้องการคำนวณ ผลลัพธ์ที่ได้เรียกว่า Feature Map โดยชั้นคอนโวลูชันมีการทำงานดังรูปที่ 2.11

[14] https://medium.com/@pasu.jnk/ยินดีที่ได้รู้จัก-cnn-convolutional-neural-network-816772eee18c

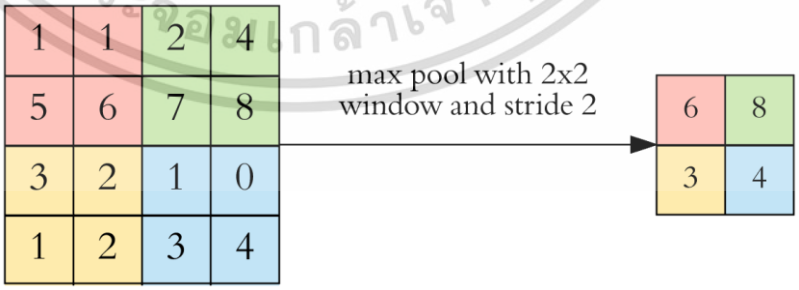
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 2.11 Convolutional Layer [15]

2.8.2 ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer)

ชั้นพูลลิ่งเป็นชั้นคั่นกลางระหว่างชั้นคอนโวลูชัน โดยมีไว้สำหรับลดขนาดของ Feature Map โดยใช้ฟังก์ชันค่าเฉลี่ย ฟังก์ชันค่าต่ำสุด และฟังก์ชันค่าสูงสุดในการคำนวณ หากเลือกใช้ฟังก์ชันค่าสูงสุด ชั้นนี้จะถูกเรียกว่า Max Pooling ยกตัวอย่างเช่น เลือกใช้ฟังก์ชันค่าสูงสุด นั่นคือ Feature Map จะถูกแบ่งเป็น Local Region จากนั้นจะถูกแบ่งเป็น p x p ดังนั้น ค่ามากที่สุดของแต่ละ pool จะถูกนำมาเป็นตัวแทนและระบบจะเลื่อน (Stride) ไปยัง Local Region ต่อไปจนถึงจุดสุดท้ายของ Feature Map ดังรูปที่ 2.12



รูป 2.12 Pooling Layer [16]

[15] https://medium.com/@bdhuma/6-basic-things-to-know-about-convolution-daef5e1bc411

[16] https://towardsdatascience.com/ applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

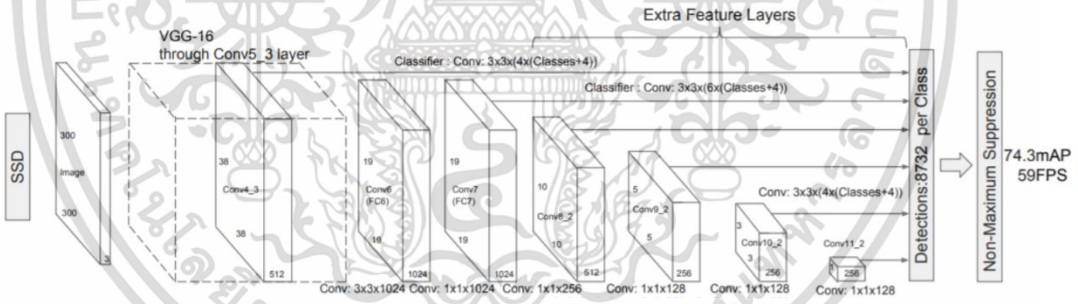
2.8.3 ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ (Fully-Connected Layer)

ชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์ เป็นชั้นที่ทำหน้าที่ในการจำแนกประเภทของวัตถุ (Object) ซึ่งทุก Neuron ที่อยู่ในชั้นเชื่อมโยงแบบสมบูรณ์จะถูกเชื่อมโยงกับชั้นคอนโวลูชัน และชั้นพูลลิ่ง อย่างสมบูรณ์ ซึ่งก็คือโครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์ก (Neural Network) โดยจำนวนผลลัพธ์คือจำนวนของกลุ่มที่ต้องการจำแนก ซึ่งคำนวณด้วยการหาค่าความน่าจะเป็นด้วยฟังก์ชันซอฟต์แมกซ์ ดังสมการ (2)

$$softmax(z_i) = \frac{exp(z_i)}{\sum_j exp(z_j)} \quad (2)$$

2.9 Single Shot Detector (SSD)

SSD เป็นเครื่องมือสำหรับ object detection ที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ ทำงานโดยการแปลงพื้นที่เอาต์พุตไม่ต่อเนื่องสำหรับ bounding boxes เป็นกลุ่มของกล่องที่มีอัตราส่วนภาพแตกต่างกันสำหรับทุกคุณลักษณะ ระหว่างการทำนายโมเดลจะมีการสร้างคะแนนที่ในแต่ละกล่อง ซึ่งเป็นคะแนนสำหรับทุกวัตถุที่ตรวจพบและปรับขนาดกล่องให้พอดีกับวัตถุ โดยมีโครงสร้างตามรูปที่ 2.13



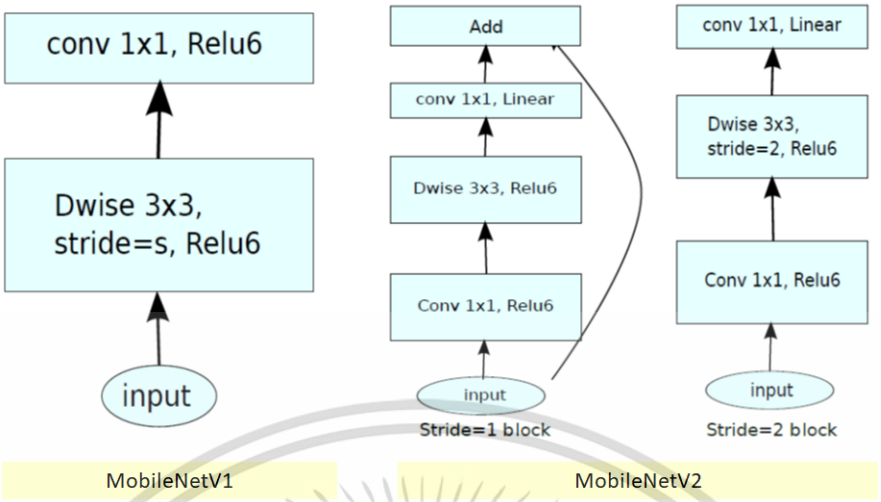
รูป 2.13 โครงสร้างของ Single Shot Detector [17]

2.10 MobileNet

MobileNet เป็นโครงสร้างโมเดลพื้นฐานของ convolutional neural networks ที่ถูกออกแบบมาสำหรับมือถือโดย Google โดยมาพร้อมกับ Weight ของโมเดลด้วยข้อมูลจากฐานข้อมูล ImageNet ที่ภายในรวบรวมภาพจำนวนหลายล้าน ซึ่งโมเดลนี้รองรับงานได้หลากหลาย โดยมีโครงสร้างดังรูปที่ 2.14 และ 2.15

[17] https://towardsdatascience.com/ssd-single-shot-detector-for-object-detection-using-multibox-1818603644ca

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 2.14 โครงสร้างของ MobileNetV2 [18]

Input	Operator	t	c	n	s
$224^2 \times 3$	conv2d	-	32	1	2
$112^2 \times 32$	bottleneck	1	16	1	1
$112^2 \times 16$	bottleneck	6	24	2	2
$56^2 \times 24$	bottleneck	6	32	3	2
$28^2 \times 32$	bottleneck	6	64	4	2
$14^2 \times 64$	bottleneck	6	96	3	1
$14^2 \times 96$	bottleneck	6	160	3	2
$7^2 \times 160$	bottleneck	6	320	1	1
$7^2 \times 320$	conv2d 1x1	-	1280	1	1
$7^2 \times 1280$	avgpool 7x7	-	-	1	-
$1 \times 1 \times 1280$	conv2d 1x1	-	k	-	

รูป 2.15 โครงสร้างของ MobileNetV2[19]

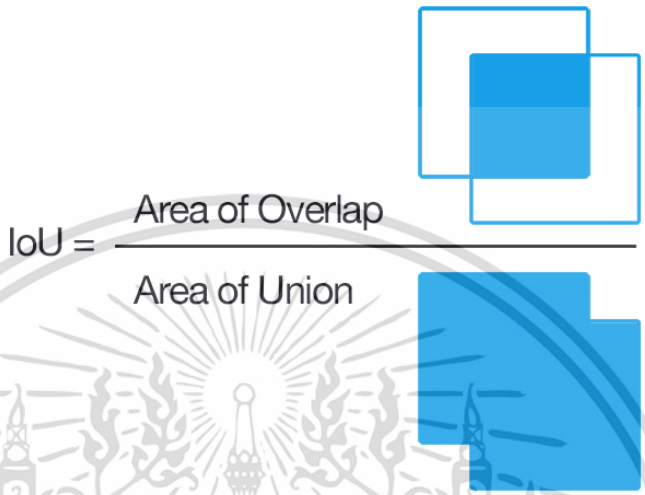
[18] https://towardsdatascience.com/ssd-single-shot-detector-for-object-detection-using-multibox-1818603644ca

[19] https://towardsdatascience.com/ssd-single-shot-detector-for-object-detection-using-multibox-1818603644ca

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.11 Mean Average Precision (mAP)

AP (Average precision) เป็นตัววัดความแม่นยำที่นิยมมากสำหรับ Object detection เช่น Faster R-CNN, SSD และอื่นๆมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดย AP คำนวนหาค่าได้จาก Intersection over Union (IoU) ดังรูป 2.16



รูป 2.16 วิธีการคำนวณหา IoU

True Positive (TP) คือ ทายว่าใช่ แล้วใช่จริง ๆ (Hit)

True Negative (TN) คือ ทายว่าไม่ใช่ แล้วไม่ใช่จริง ๆ (Correct Rejection)

False Positive (FP) คือ ทายว่าใช่ แต่จริง ๆ แล้วไม่ใช่ (False Alarm, Type I error)

False Negative (FN) คือ ทายว่าไม่ใช่ แต่จริง ๆ แล้วมันใช่ (Miss, Type II error)

Precision คือ อัตราส่วนความแม่นยำของการทำนายถูกส่วนด้วยจำนวนครั้งที่ทำนายทั้งหมดโดยมีสมการดังสมการ (3)

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \tag{3}$$

Recall คือ อัตราส่วนความแม่นยำของการทำนายถูกส่วนด้วยจำนวนครั้งที่ถูกจริงๆ ทั้งหมดโดยมีสมการดังสมการ (4)

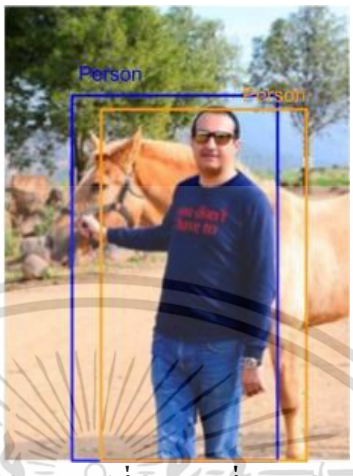
$$\text{Recall (TPR)} = \frac{TP}{TP+FN} \tag{4}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยการวัดความแม่นยำแบบ mAP ของ Object detection มีหลักการดังนี้

1. หา TP,FP,FN โดยเราจะกำหนดให้ทุกรูปมีวัตถุเราจึงไม่หา TN

True Positive คิดจากค่า IoU ที่มากกว่า 0.5 ดังรูป 2.17



รูป 2.17 รูปที่ค่า IoU ที่มากกว่า 0.5

False Positive คิดได้จาก IoU < 0.5 หรือ วัตถุที่มีกล่องซ้อนมากกว่า 1 กล่อง ดังรูป 2.18

รูป 2.17 รูปที่ค่า IoU ที่น้อยกว่า 0.5 หรือซ้อนทับกันหลายกล่อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

False Negative คิดได้จากรูปที่ตรวจจับวัตถุอะไรไม่ได้เลย หรือ ตรวจจับผิดเป็นวัตถุอื่น

รูป 2.17 รูปที่ตรวจจับวัตถุอะไรไม่ได้เลยหรือตรวจจับผิดเป็นวัตถุอื่น

2. หา Precision กับ Recall

2. หา Precision กับ Recall และพล็อตกราฟ

3. หาค่า AP จากพื้นที่ใต้กราฟระหว่าง Precision กับ Recall

4. หาค่า mAP ตามสมการดังสมการ (5) โดย Q คือ จำนวนของสิ่งที่ต้องการในเซตข้อมูลและ AveP(q) คือ AP ของสิ่งที่ต้องการและ q คือ สิ่งที่ต้องการ

$$\text{MAP} = \frac{\sum_{q=1}^{Q} \text{AveP(q)}}{Q} \tag{5}$$

2.12 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.12.1 Comparative Study of Object Detection Algorithms

งานวิจัยชิ้นนี้ศึกษาเกี่ยวกับการเปรียบเทียบอัลกอริธึมที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุ โดยมีจุดประสงค์ในการค้นหาโมเดลที่ดีที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ โดยวัดจากความเร็วและความแม่นยำโดยเปรียบเทียบสามรุ่นที่แตกต่างกัน คือ Single Shot Detector (SSD) , Faster R-CNN และ R-FCN (Region – based Convolutional)

จากการทดลองพบว่า โดยปกติแล้วรุ่น SSD และ R-FCN จะประมวลผลเร็ว และให้โมเดลที่แม่นยำมากกว่า R-CNN แต่ R-FCN จะแม่นยำที่สุด แม้ว่าจะลดจำนวน region proposals ของรุ่น R-CNN และ R-FCN แต่ก็ไม่ส่งผลกับความแม่นยำของโมเดลมาก อย่างไรก็ดีในการจำแนกคุณลักษณะ ถ้าพิจารณาจากการใช้หน่วยความจำ รุ่น SSD โมเดล MobileNet ใช้พลังงานน้อยที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และเมื่อดูจากความสัมพันธ์ระหว่างความเร็วกับความแม่นยำของโมเดล รุ่นนี้ทำได้ดีกว่ามากในภาพขนาดที่ใหญ่ขึ้น จึงสรุปได้ว่า รุ่น SSD ทำการจำแนกคุณลักษณะได้ดีกว่า Faster RCNN และ R-FCN ในภาพที่ใหญ่กว่า ดังตาราง 2.2

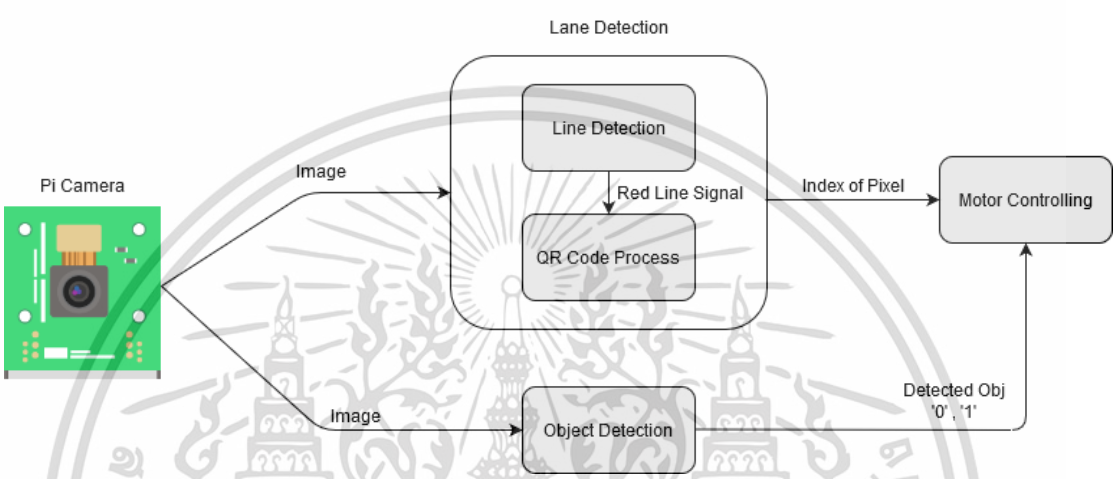
ตาราง 2.2 ตารางทดสอบโมเดลระหว่างเวลาและความแม่นยำ(mAP)

Model Combination	mAP score	GPU time
SSD MobileNet	19	40
SSD VGG-16	20.5	130
SSD Resnet-101	26.2	175
SSD Inception Resnet	20.3	80
Faster R-CNN MobileNet	19	118
Faster R-CNN VGG-16	24.9	250
Faster R-CNN Resnet-101	33	396
Faster R-CNN Inception Resnet	34.2	860
R-FCN MobileNet	13.4	75
R-FCN Resnet-101	30.5	386
R-FCN Inception Resnet	30.7	388

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
การออกแบบและพัฒนา

3.1 โครงสร้างของระบบ



รูป 3.1 System diagram

จากรูป 3.1 System Diagram Line Detection , QR Code Detection และ Object Detection นั้นจะรับข้อมูลรูปภาพมาจาก Pi Camera เพื่อนำไปประมวลผล ในฟังก์ชัน Line Detection นั้นจะนำรูปที่รับมาหาเส้นตรงที่อยู่ในรูป เพื่อตรวจจับเส้นและหาความชันที่เป็นฐานนิยมของรูปนั้น แล้วส่งค่าความชันนั้นไปยังฟังก์ชัน Motor Controlling

ในส่วนของฟังก์ชัน QR Code Detection นั้นจะทำงาน 2 รูปแบบ ดังนี้

รูปแบบที่ 1 จะทำงานตลอดเวลาเพื่อคอยตรวจจับว่ามี QR Code อยู่ในรูปที่รับมาหรือไม่ เพราะจะใช้ในการตรวจจับท้ายรถคันที่อยู่ข้างหน้าได้

รูปแบบที่ 2 จะทำงานก็ต่อเมื่อจะได้รับสัญญาณจากฟังก์ชัน Line Detection ว่าเจอเส้นสีแดงแล้ว หรือก็คือเส้นที่ทำให้หยุดรถ เพื่อตัดสินใจต่อว่าจะเดินไปทางไหนต่อ ด้วยการอ่าน QR Code ที่อยู่ข้างทางและประมวลผลคำสั่งนั้น แล้วก็ส่งคำสั่งไปยัง Motor Controlling สุดท้าย ฟังก์ชัน Object Detection จะคอยตรวจจับวัตถุที่อยู่ในรูป โดยจะทำงานตลอดเวลาคล้ายกับฟังก์ชัน QR Code Detection รูปแบบที่ 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.1.1 Specification

3.1.1.1 Raspberry Pi 3

1) อุปกรณ์คอมพิวเตอร์ขนาดเล็ก
2) อุปกรณ์สามารถประมวลผลภาพนิ่งและภาพเคลื่อนไหว
3) พัฒนาแอปพลิเคชัน ระบบปฏิบัติการ Linux (Raspbian)

3.1.1.2 Lane Detection

1) สามารถประมวลผลเส้นตรงและหาความชันในภาพนิ่ง
2) สามารถประมวลผลได้ 27 fps
3) สามารถตรวจจับป้ายจารจร (QR Code ได้)
4) สามารถอ่าน เข้าใจและสามารถทำตามคำสั่งของป้าย QR Code ได้

3.1.1.3 Object Detection

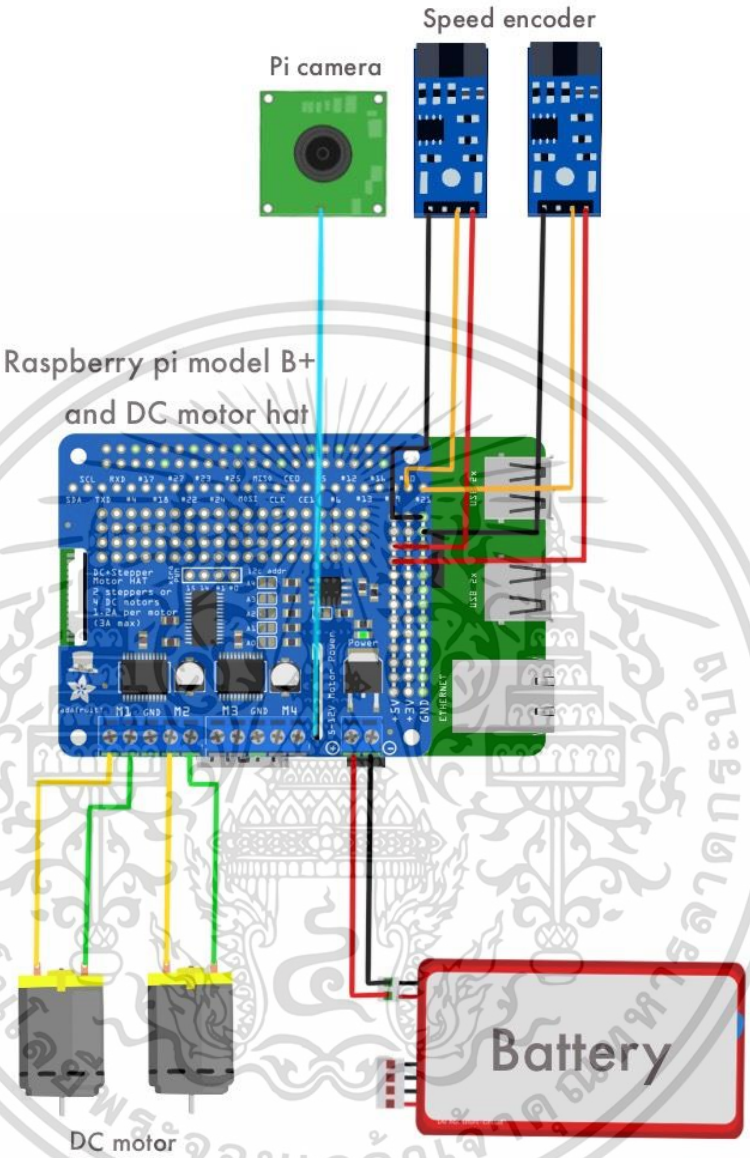
1) สามารถตรวจจับวัตถุที่อยู่บนถนนได้

3.1.1.4 PID for Motor Controller

1) สามารถควบคุมการหมุนของล้อแต่ละข้าง โดยมี Encoder เป็น feedback
2) สามารถกำหนดความเร็วให้ล้อแต่ละข้างเป็น cm/s

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 Hardware Diagram

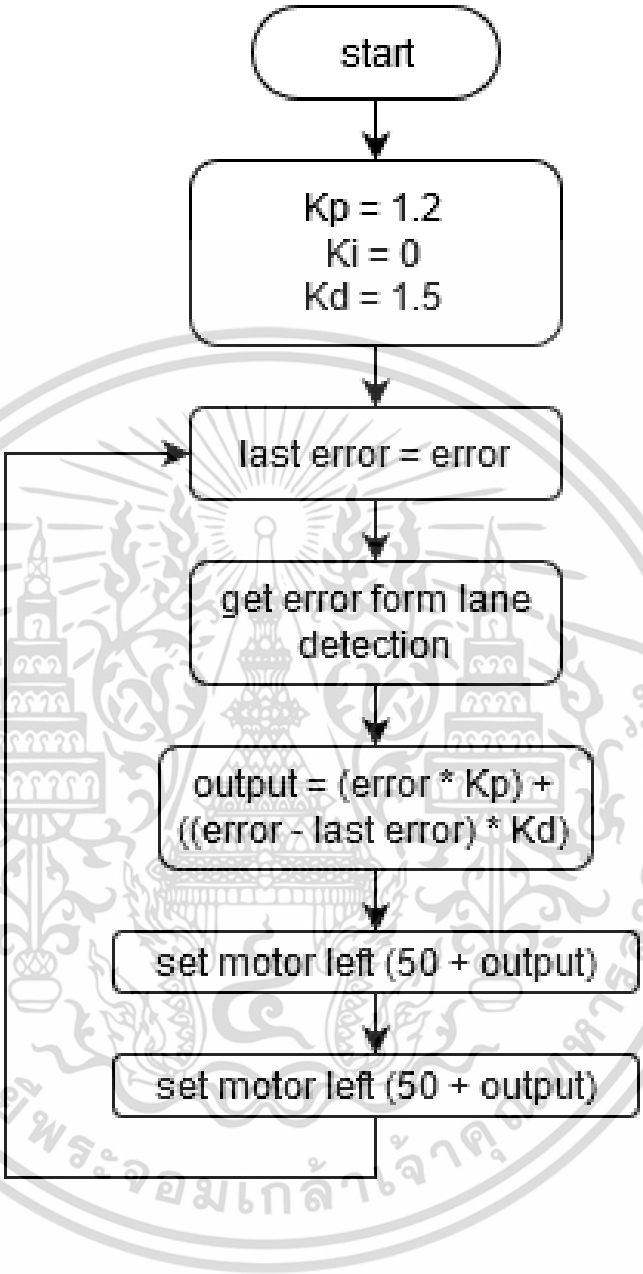


รูป 3.2 Hardware Diagram

ส่วนประกอบของ Hardware ประกอบไปด้วย Raspberry Pi 3 B+ ที่ถูกประกลบด้วย Adafruit Motor HAT for Raspberry Pi ที่สามารถต่อกับมอเตอร์กระแสตรงได้ 2 ตัว โดยมีไฟเลี้ยงจาก Battery 5 โวลต์ 2.1 แอมป์ ในส่วนของกล้อง ต่อกับช่องเสียบที่มีอยู่บน Raspberry Pi 3 B+ และสุดท้าย Speed Encoder ต่อไฟเลี้ยง 5 โวลต์และกราวด์ ไปที่ช่องเสียบที่มีมาให้บน Adafruit Motor HAT for Raspberry Pi แล้วต่อขาสัญญาณดิจิตอลไปที่ขาที่ 20 และ 21 ของ Raspberry Pi 3 B+

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3 PID Controller Flowchart



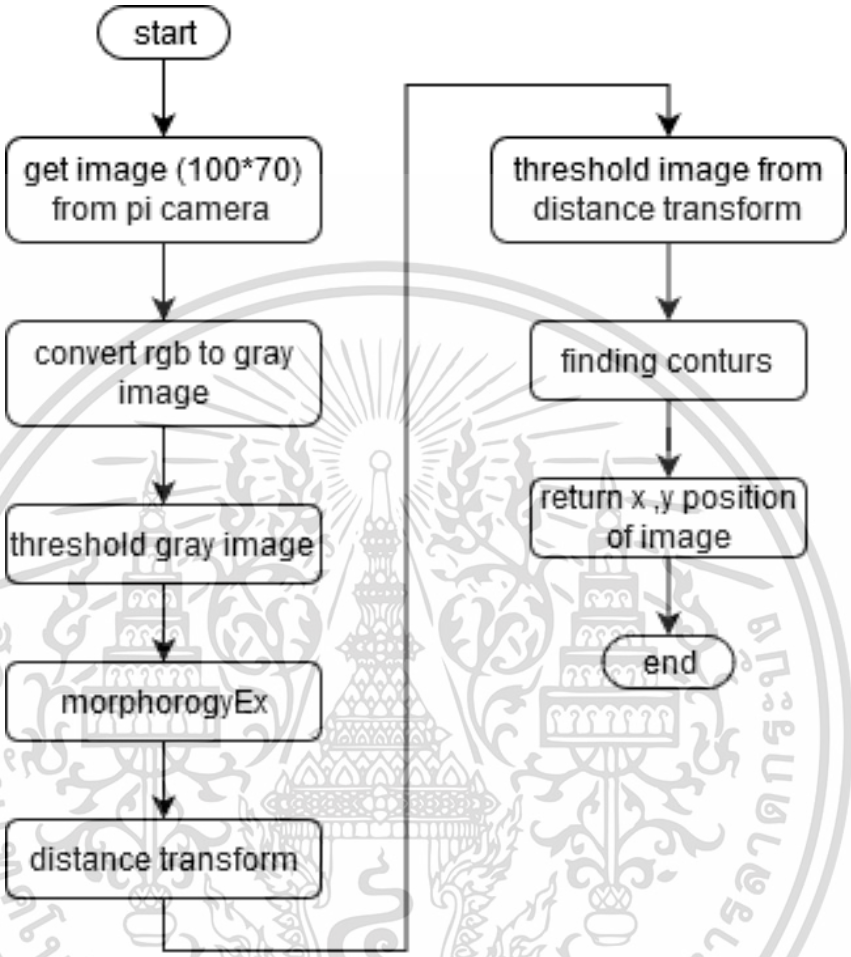
รูป 3.3 PID Controller Flowchart

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทำงานของ PID ในระบบนั้นจะคอยรับค่า error จากฟังก์ชัน Lane Detection โดยค่า error นี้คือค่าความชันของของเส้นซ้ายและเส้นขวา เนื่องจากมุมมองที่กล้องจับภาพได้ในทางตรง ความชันของเส้นทั้ง 2 จะมีค่าตรงข้ามกัน ยกตัวอย่าง ทางตรง ความชันของเส้นทางซ้ายมีค่าเป็น -1.5 ความชันเส้นทางขวามีค่า 1.5 นั้นหมายความว่าค่า error = -1.5 + 1.5 = 0 ดังนั้น error ในทางตรงมีค่าเป็น 0 เมื่อ error เป็น 0 รถก็จะวิ่งตรง ในกรณีที่รถเป็นทางโค้ง มุมมองของรูปที่ได้มา ความชันของเส้นทั้งสองจะไปในทางเดียวกัน ไม่เป็นลบทั้งหมด ก็เป็นบวกทั้งหมด ยกตัวอย่าง ทางโค้ง ความชันของเส้นทางซ้ายมีค่าเป็น -1.5 ความชันเส้นทางขวามีค่า -0.4 นั้นหมายความว่าค่า error = -1.5 + (-0.4) = -1.9 ดังนั้น error ในทางตรงมีค่าเป็น -1.9 เมื่อ error มีค่าแล้ว รถก็จะเลี้ยวตามสมการ PID ดังรูป 3.7 เมื่อกำหนดให้ Kp = 5 และ Ki = Kd = 0 จะได้ output = 5 * (-1.9) = -9.5 ดังนั้นจะได้ว่ามอเตอร์ข้างขวาจะถูกตั้งค่าเป็น 40 – (-9.5) = 49.5 และมอเตอร์ข้างซ้ายจะถูกตั้งค่าเป็น 40 + (-9.5) = 30.5 จะเห็นได้ว่ามอเตอร์ข้างขวาจะถูกตั้งค่ามอเตอร์ให้วิ่งเร็วกว่าข้างซ้ายตามสมการ PID ดังนั้นรถจะเกิดการเลี้ยวขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4 Lane Detection Flowchart



รูป 3.4 Lane Detection Flowchart

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รับรูปภาพขนาด 100*70 พิกเซล เพื่อช่วยลดระยะเวลาและทรัพยากรในการประมวลผลภาพ มีขั้นตอนและกระบวนการดังรูป 3.4 แบ่งได้เป็น 3 กระบวนการใหญ่ๆ ดังนี้

3.4.1 การตรวจจับเส้นสีแดง

เมื่อมีการตรวจจับพบเส้นสีแดง ให้รอเป็นเวลา 3 วินาทีเพื่ออ่านป้ายจราจร (QR Code) เพื่อส่งคำสั่งไปยังส่วน Motor controller เพื่อควบคุมรถยนต์ตามคำสั่ง

3.4.2 การตรวจจับ QR Code

หากไม่พบเส้นสีแดงในภาพ ระบบจะทำการตรวจจับ QR Code ในภาพ หากตรวจพบ QR Code ระบบจะทำการอ่านและแปลความหมาย หากระบบแน่ใจว่ามีรถยนต์อยู่ข้างหน้าจริง ระบบจะอ่านขนาดของ QR Code เพื่อส่งคำสั่งไปยังส่วน Motor controller ให้ควบคุมไม่ให้รถยนต์เคลื่อนที่เข้าใกล้รถยนต์คันข้างหน้ามากเกินไป

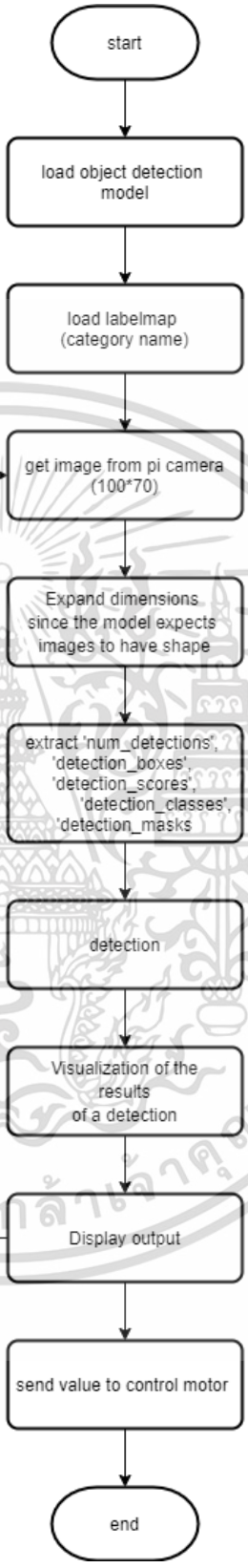
3.4.3 การตรวจจับเส้นจราจร

การตรวจจับเส้นจราจร มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1) จะแปลงภาพจาก RGB เป็น grayscales
2) ครอปภาพตั้งแต่ความสูง 40 พิกเซลขึ้นไป
3) ทำการลบสิ่งที่ไม่ต้องการออก (noise)
4) ทำการแทนค่ารูปซึ่งค่าของแต่ละพิกเซลจะถูกแทนที่ด้วยระยะทางเป็นพิกเซลพื้นหลังที่ใกล้ที่สุด
5) ทำการหาจุดเหลี่ยมในรูปด้วยฟังก์ชัน find contours
6) ส่งค่าตำแหน่ง x และ y ของจุดเหลี่ยมที่หาได้ และส่งไปประมวลผลต่อที่ส่วน Motor controller

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5 Object Detection Flowchart



รูป 3.5 Object Detection Flowchart

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5.1 การสร้างโมเดล

การสร้างโมเดลมีขั้นตอน ดังต่อไปนี้

1) เก็บข้อมูลจาก raspberry pi camera ขนาด 100*70 พิกเซล

2) สร้าง Label ให้ข้อมูลโดยใช้โปรแกรม LabelImg[20]

3) สร้างไฟล์ csv จากข้อมูลที่ใส่ Label แล้ว

4) สร้างไฟล์ tfrecord จากไฟล์ csv

5) สร้าง label map (.pbtxt) โดยมีจำนวนตามกลุ่มวัตถุ คือ 1 กลุ่ม (ตุ๊กตาหมู)

6) สร้างไฟล์กำหนดค่าการโมเดล โดยโครงสร้างโมเดลที่ใช้มาจาก Tensorflow detection model zoo [21] โดยเลือกโมเดลที่เป็น Single Shot MultiBox Detector (SSD) เนื่องจาก การแปลงโมเดลจาก Tensorflow เป็น Tensorflow lite รองรับแค่โมเดลที่เป็น SSD

7) สอนโมเดลด้วยข้อมูลจำนวน 36 ชุด 10000 รอบ และ ทดสอบโมเดลด้วยข้อมูลจำนวน 19 ชุด หลังจากสอนโมเดลแล้วจะได้ไฟล์ Pre-trained Model (.ckpt) ออกมา

8) นำไฟล์ Pre-trained Model (.ckpt) ที่ได้ออกมาแปลงเป็นโมเดล Tensorflow ให้อยู่ในรูปของFrozen Inference Graph (.pb)

9) นำไฟล์ Pre-trained Model (.ckpt) ที่ได้ออกมาแปลงให้อยู่ในรูปของ tflite Inference Graph (.pb)

10) จากนั้นแปลงไฟล์ tflite Inference Graph ให้อยู่ในรูปของโมเดล Tensorflow Lite (.tflite)

3.5.2 การตรวจจับวัตถุ

การตรวจจับวัตถุมีขั้นตอน ดังต่อไปนี้

1) รับรูปภาพ 100*70 พิกเซล

2) นำเข้าโมเดลที่ทำการ train มาก่อนหน้า

3) นำเข้าดัชนีของประเภทวัตถุ ในโมเดลนี้มีดัชนีเดียวคือ ตุ๊กตาหมู

4) เลือกส่วนของข้อมูลที่ต้องการ เช่น detection boxes , detection scores , detection classes

5) ทำการตรวจจับวัตถุในภาพด้วยโมเดลที่ทำการ train

---

[20] https://github.com/tzutalin/labelImg

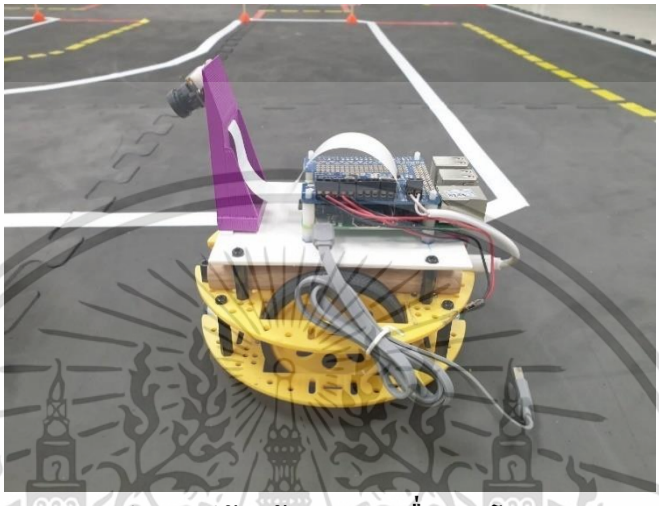
[21] https://github.com/tensorflow/models/blob/master/research/object_detection/g3doc/detection_model_zoo.md

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.6 รถขับเคลื่อนอัตโนมัติ

ตัวรถมีขนาด กว้าง*ยาว*สูง อยู่ที่ 15*21*14 เซนติเมตร วัสดุของโครงรถทำมาจากอะคริลิคใส มีแบตสำรองแรงดัน 5 โวลต์กระแส 2.1 แอมป์ มีขาตั้งกล้องที่ทำมาจาก 3D printer

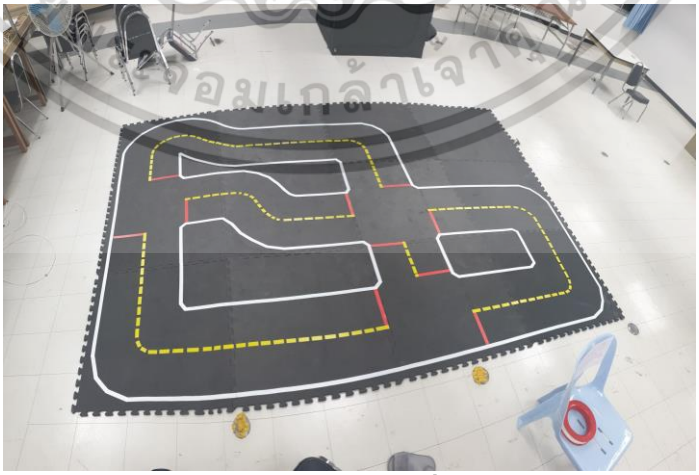
เซ็นเซอร์รับภาพที่ใช้ มีขนาด 5 ล้านพิกเซล ขนาดภาพสูงสุด 2592*1944 พิกเซล มอเตอร์เป็นมอเตอร์กระแสตรง 6 โวลต์ ทั้ง 2 ข้าง มีชุดทดเฟืองเกียร์



รูป 3.6 รูปด้านข้างรถขับเคลื่อนอัตโนมัติ

3.7 สนามรถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ

สนามรถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ ทำมาจากแผ่นโฟมจิ๊กซอว์ขนาด 1*1 เมตร จำนวน 12 แผ่น โดยวางเป็นแนวนอน 4 แผ่น แนวตั้ง 3 แผ่น ได้ขนาดสนามเป็น 4*3 เมตร



รูป 3.7 สนามรถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.8 ป้ายบอกชนิดทางแยก QR Code

ป้ายบอกชนิดทางแยกที่เป็นลักษณะทางแยกเลี้ยวซ้ายได้ 2 ทาง หรือทางแยกที่ตรงไปและเลี้ยว รวมไปถึงทางแยกที่ตรงไปแล้วเลี้ยวขวา โดยคำตอบของ QR Code จะเป็น 1 , 2 , 3 เพื่อแทนชนิดทางแยกต่าง ๆ ป้ายทางแยกประกอบด้วยฐานที่พิมพ์ทางเครื่องพิมพ์สามมิติ และมีรูตรงกลางขนาด พอสำหรับเสียบไม้ตะเกียบตัดครึ่ง

รูป 3.8 ป้ายบอกชนิดทางแยก QR Code

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4

ผลการทดลอง

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลของการทดลองอัลกอริธึมต่างๆ ในการพัฒนารถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ

1) การทดลองวิ่งทางตรงและทางโค้ง
2) การทดสอบค่าคงที่ **Kp Ki Kd**
3) การทดสอบการตรวจจับวัตถุ

4.1 การทดสอบวิ่งทางตรงและทางโค้ง

4.1.1 วัตถุประสงค์

เพื่อวัดผลและการแสดงรูปภาพ

4.1.2 วิธีการทดลอง

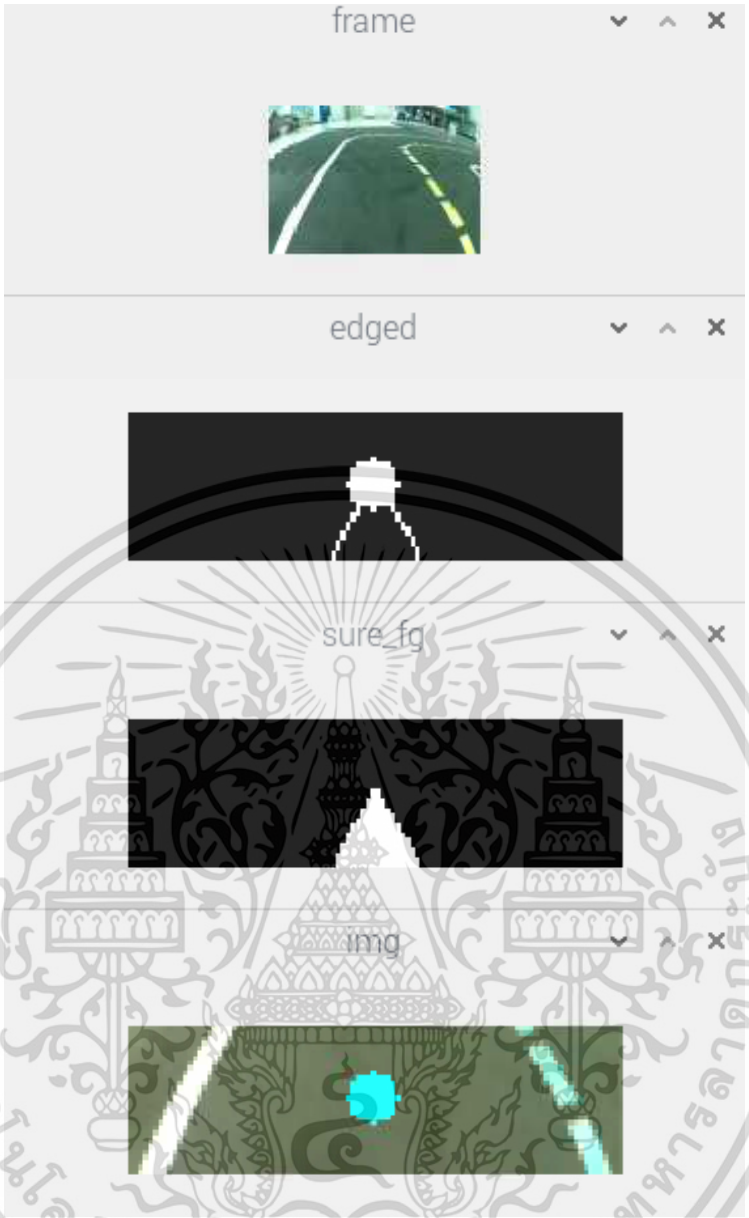
ปล่อยให้รถวิ่งในสนามเพื่อให้รถวิ่งด้วยตัวเองทั้งหมด

4.1.3 ผลการทดลอง

รูป 4.1 original image ของรูปทางตรง 100*70 พิกเซล

รูป 4.2 original image ของรูปทางโค้ง 100*70 พิกเซล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 4.3 process image ของรูปทางตรง 100*70 พิกเซล [crop 40:70 , 0:100]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูป 4.4 process image ของรูปทางโค้ง 100*70 พิกเซล [crop 40:70 , 0:100]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในการทดลองใช้รูปขนาด 100*70 พิกเซล โดยมีทั้งรูปทางตรงและรูปทางโค้งโดยผลการทดลองวัดตำแหน่ง x , y ของมุมเหลี่ยมที่ได้จากขยายเส้นถนนให้มีขนาดใหญ่มากมาก โดยมีผลลัพธ์ดังนี้

จากรูป 4.3 ชื่อรูป sure_fg เป็นการขยายเส้นถนนให้ใหญ่จนทับซ้อนกัน และได้ส่วนที่ไม่ได้ทับซ้อนกันที่อยู่ตรงกลางที่เป็นพื้นที่ว่าง 3 เหลี่ยม โดยยอดของ 3 เหลี่ยมจะเคลื่อนที่ไปทางซ้ายหรือขวาโดยไม่สนใจตำแหน่งในแกน y เปรียบเทียบกับทางโค้งของรูป 4.4 ชื่อรูป sure_fg 3 เหลี่ยมจะมีการเบนได้ทางขวามือ โดยค่าที่นำไปใช้งานคือค่าตำแหน่งของยอดของ 3 เหลี่ยม จากรูป 4.3 ชื่อรูป edged เป็นการตรวจจับยอดแหลมของ 3 เหลี่ยม และแสดงจุดที่ตำแหน่งนั้น ๆ ค่าที่ได้จะเป็นค่าในแกน x ซึ่งมีค่า 0 ถึง 100 (ขนาดความกว้างของรูป)

ในทางตรงนั้น (ในรูป 4.3) ค่าแสดงถึงทางตรงนั้นค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 48 – 52 คือค่าตำแหน่งของยอด 3 เหลี่ยม ส่วนทางโค้งถ้าเป็นการเลี้ยวไปทางซ้ายค่าที่ได้จะน้อยกว่า 50 และถ้าเลี้ยวไปทางขวาค่าที่ได้ก็จะมีค่ามากกว่า 50

จากการทดลองนี้วัดการประมวณผลรูปภาพใน 1 วินาที เฉลี่ยได้ประมาณ 27 รูปต่อ 1 วินาที ทำให้ตัวรถสามารถตอบสนองได้ดีมาก

4.2 การทดสอบค่าคงที่ Kp Ki Kd

4.2.1 วัตถุประสงค์

เพื่อเลือกค่าคงที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอุปกรณ์

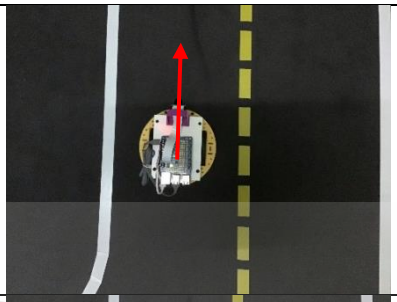
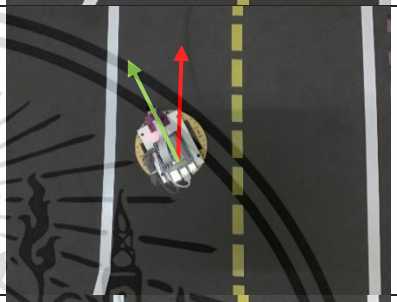
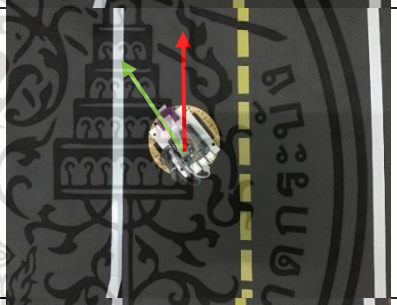
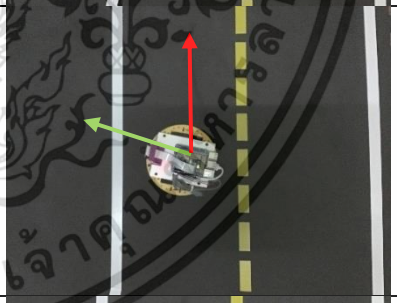
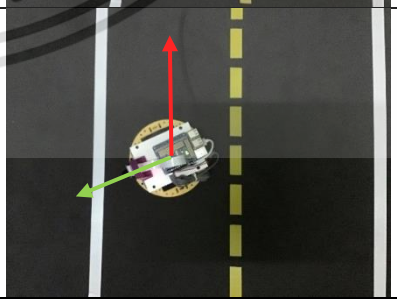
4.2.2 วิธีการทดลอง

ปรับค่าคงที่ จากสมการ PID ให้สุ่มค่าคงที่ทีละตัว เริ่มจากสุ่มค่าคงที่ kp ตัวแรกและ ki , kd ต่อไป

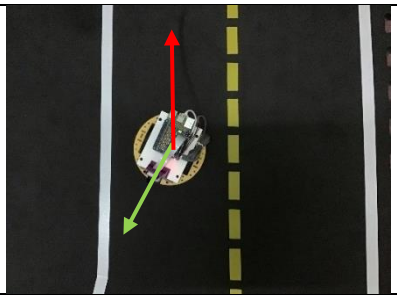
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.3 ผลการทดลอง

ตาราง 4.1 ตารางแสดงการตอบสนองของมอเตอร์กับค่า Duty Cycle

Duty cycle (percent)	มุม (องศา)	การเลี้ยวจริงของรถ
0	0	
45	30	
50	34	
60	70	
70	112	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

80	150	

จากตาราง 4.1 เราจะสามารถจินตนาการค่า Kp ได้จากรูป 4.4 ทางโค้งขนาดใหญ่จะมีค่า Error อยู่ในช่วง 50 ถึง 60 และมุมที่รถจะต้องกระทำกับโค้งอยู่ที่ประมาณ 40 องศา ถ้าค่าเฉลี่ยของ Error เป็น 55 และค่า Duty Cycle ควรอยู่ในช่วง 50 ถึง 60 เปอร์เซ็นต์เพราะเราต้องการให้รถหมุนทำมุมประมาณ 40 องศา ดังนั้น duty cycle = ((55 – 50) * kp) ดังนั้นจึงสุ่มให้ Kp = 1.2 เพื่อที่จะให้ duty cycle = 6 เปอร์เซ็นต์ และนำค่านี้ได้บวก/ลบกับมอเตอร์ทั้งสองข้าง จะได้มอเตอร์หนึ่งเป็น 56 เปอร์เซ็นต์ และมอเตอร์สองเป็น 44 เปอร์เซ็นต์ เราสามารถคิดแบบเดียวกันนี้กับทุก ๆ มุมโค้งในสนาม

รูป 4.5 สนามมุมโค้งใหญ่

การสุ่มค่า Kd นั่น จะต้องจินตนาการสองจังหวะ จังหวะปัจจุบันและอดีต ค่า Kd นี้จะคูณกับผลต่างของจังหวะเหล่านั้น ยิ่งเกิดความต่างมากจะมีผลกับ Duty Cycle มาก จุดที่เกิดความต่างได้มากคือจุดเริ่มเค้าโค้งและหลังจากเค้าโค้งเสร็จ ถ้าค่าเฉลี่ยของ Error เป็น 55 และค่า Duty Cycle ควรอยู่ในช่วง 50 ถึง 60 เปอร์เซ็นต์ และถ้าค่าเฉลี่ยของ Error เป็น 53 และค่า Duty Cycle ควรอยู่ในช่วง 50 ถึง 60 เปอร์เซ็นต์ เราจะได้ความต่างเป็น (55-53) = 3 จากการหาค่า Kp = 1.2 และได้ค่ามอเตอร์เป็น 56 / 44 เปอร์เซ็นต์ เมื่อเพิ่มค่า Kd เค้าไปจะได้ ((53 – 50) * 1.2) + (Kd * 3) = 3.6 + (Kd * 3) และถ้า Kd ควรจะได้ 58 เปอร์เซ็นต์ ดังนั้นสุ่ม Kd = 1.5 จะได้ Duty Cycle = 7.2 และนำค่านี้ได้บวก/ลบกับมอเตอร์ทั้งสองข้าง จะได้มอเตอร์หนึ่งเป็น 58.1 เปอร์เซ็นต์ และมอเตอร์สองเป็น 41.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เปอร์เซ็นต์ สังเกตุว่าเมื่ออยู่ในโค้งยังไงก็จะมีความต่างของค่าอดีตและปัจจุบัน เพื่อมาช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของ Kp ด้วย การสุ่มด้วยวิธีนี้เป็นการสุ่มโดยเกิดจากจินตนาการภาพในความคิด ที่จะต้องจินตนาการการเคลื่อนที่ของรถ ดังนั้นมันสามารถช่วยลดเวลาในการสุ่มได้มากและยังช่วยให้เห็นภาพอีกด้วย และได้ค่าที่เหมาะสมเป็น kp = 1.2 ,ki = 0 และ kd = 1.5 การปรับจูนด้วยค่า pid นี้สามารถจับจูนได้ง่าย เนื่องจากค่า error ที่รับมาจาก lane detection นั้นอยู่ในช่วง 0 – 100 ซึ่งนั่นเป็นช่วงของค่ามอเตอร์ด้วย

4.3 การทดสอบการตรวจจับวัตถุ

4.3.1 วัตถุประสงค์

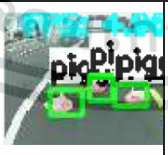
เพื่อเลือกโมเดลที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอุปกรณ์

4.3.2 วิธีการทดลอง

รับภาพผ่านกล้องและประมวลผลบน raspberry pi

4.3.3 ผลการทดลอง

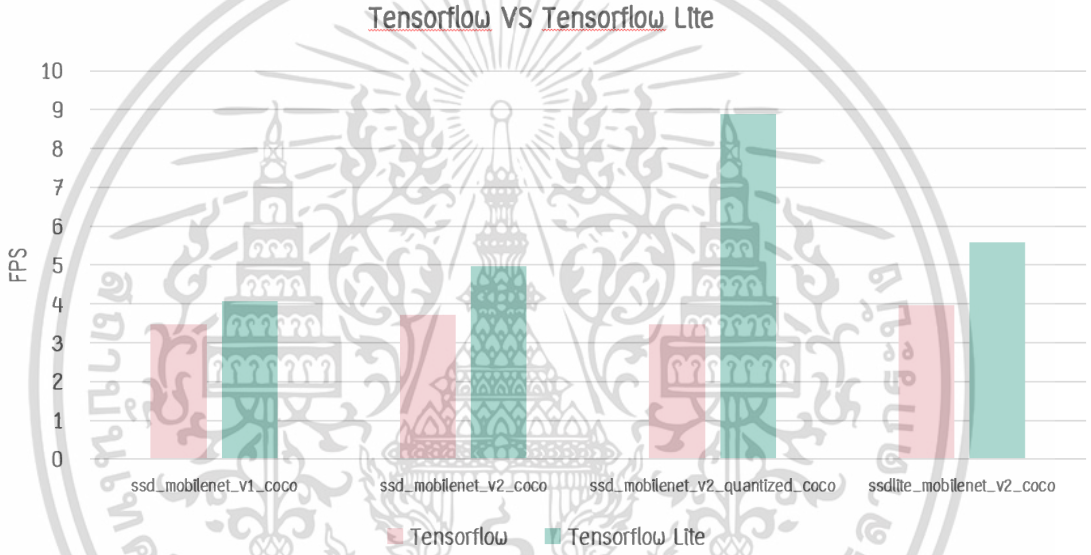
ตาราง 4.2 ตารางแสดงการทดสอบโมเดลตรวจจับวัตถุโดยใช้ Tensorflow

Model	FPS		mAP	Classification Loss	Localization Loss
	Tensorflow	Tensorflow Lite			
ssd_mobilenet_v1_coco			0.941	3.564	0.498
	3.47	4.07			
ssd_mobilenet_v2_coco			0.908	6.400	0.870
	3.70	4.97			
ssd_mobilenet_v2_quantized_coco			0.951	6.162	0.918
	3.48	8.89			

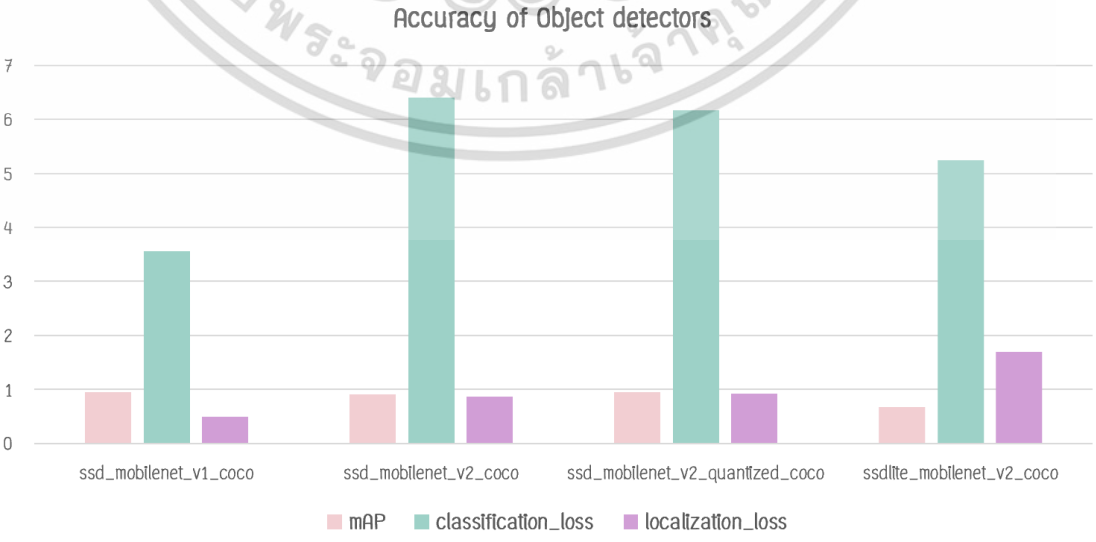
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ssdlite_mobilenet_v2_coco			0.674	5.238	1.688
	3.96	5.58			

จากการทดลองดังตาราง 4.2 พบว่า การทดสอบโมเดลตรวจจับวัตถุโดยใช้ Tensorflow สรุปได้ว่า โมเดลที่สามารถตรวจจับโมเดลได้อย่างแม่นยำมากที่สุด คือโมเดล ssd_mobilenet_v1_coco โดยมีความแม่นยำ (mAP) อยู่ที่ประมาณ 0.941176 และ ค่าความผิดพลาดในการระบุตำแหน่งและชนิดชิงวัตถุน้อยที่สุด แต่มีความเร็วในการประมวลผลอยู่ที่ 3-4 fps เท่านั้น ดังรูปที่ 4.6 และ 4.7



รูป 4.6 กราฟเปรียบเทียบ FPS ของแต่ละโมเดลระหว่างโมเดล Tensorflow และ Tensorflow Lite



รูป 4.7 รูปกราฟเปรียบเทียบความแม่นยำของแต่ละโมเดล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการทดสอบโมเดลตรวจจับวัตถุโดยใช้ Tensorflow Lite พบว่าโมเดลที่สามารถประมวลผลได้เร็วที่สุดคือ โมเดล ssd_mobilenet_v2_quantized_coco เนื่องจากว่าโมเดลมีการกำหนด weight เป็นแบบ quantized 8 bit และ ทำให้ activations function เป็น on-the-fly ซึ่งทำให้โมเดลมีขนาดเล็กลงและช่วยให้การประมวลเร็วมากขึ้นโดยมีความเร็วในการประมวลผลอยู่ที่ประมาณ 8 โดยสามารถดูกราฟเปรียบเทียบระหว่างโมเดล Tensorflow และTensorflow Lite ดังรูปที่ 4.6

ดังนั้น การแปลงจากโมเดล Tensorflow มาเป็น Tensorflow lite ช่วยให้โมเดลมีขนาดเล็กลง ส่งผลให้โมเดลมีความสามรถในการประมวลผลที่เร็วขึ้นเนื่องจากมีการ optimize โมเดล แต่ความแม่นยำนั้นโมเดล Tensorflow lite มีความแม่นยำได้ไม่ดีเท่าโมเดล Tensorflow อย่างไรก็ตามโมเดลตรวจจับวัตถุมีความสามารถในการประมวลผลไม่เร็วพอที่จะทำให้รถสามารถประมวลผลการตรวจจับวัตถุไปพร้อมกับการวิ่งในเลนได้อย่างมีประสิทธิภาพพอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
บทสรุปและแนวทางการพัฒนา

5.1 บทสรุป

โครงงานมีกระบวนการทำงาน 3 ส่วนหลักๆ คือ ส่วน Lane Detection, ส่วน Object Detection และ ส่วน Motor Controlling

5.1.1 ส่วน Lane Detection

1) ระบบสามารถรับภาพจากกล้องเพื่อนำไปประมวลผลได้
2) ระบบสามารถตรวจจับเส้นสีแดงและส่งค่าเพื่อแจ้งเตือนว่าพบเส้นสีแดงได้
3) ระบบสามารถตรวจจับ QR Code และเข้าใจความหมายได้
4) ระบบสามารถตรวจจับเส้นจราจรได้และส่งค่าตำแหน่งยอด 3 เหลี่ยมในแกน x เพื่อนำไปควบคุมการเคลื่อนที่ของรถได้

5.1.2 ส่วน Object Detection

1) ระบบสามารถรับภาพจากกล้องเพื่อนำไปประมวลผลได้
2) ระบบสามารถตรวจจับตุ๊กตาหมูได้และสามารถบอกได้ว่าวัตถุนี้เป็นหมูมากน้อยเพียงใด

5.1.3 ส่วน Motor Controlling

1) สามารถควบคุมการขับเคลื่อนของรถด้วย PID ได้
2) สามารถหาค่า Kp และ Kd ที่เหมาะสมได้

5.2 ปัญหาและอุปสรรค

5.2.1 ส่วน Lane Detection

1) การตรวจจับเส้นจราจรในที่ที่มีแสงแตกต่างกันกับก่อนที่ปรับค่า ทำให้การวิเคราะห์ผิดพลาด นำไปสู่การควบคุมทิศทางของรถผิดพลาดด้วย วิธีแก้จะต้องปรับค่าใหม่ทุกครั้งที่แสงมีการเปลี่ยนแปลงมากมาก หรือใช้แสงไฟในห้องที่แสงคงที่

5.2.2 ส่วน Object Detection

1) การทดสอบการตรวจจับวัตถุ จำเป็นจะต้องทดสอบในสภาพแวดล้อมใกล้เคียงกับสภาพแวดล้อมที่เก็บข้อมูล สภาพแวดล้อมที่แตกต่างออกไปอาจทำให้โมเดลมีความผิดพลาดในการตรวจจับวัตถุ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.3 แนวทางการพัฒนาต่อ

5.2.1 ส่วน Object Detection

1) เปลี่ยนโมเดลและเพิ่มข้อมูลในการเรียนรู้โมเดลในหลายๆ สภาพแวดล้อม

5.2.2 ส่วน Motor Controlling

1) สามารถพัฒนาในรูปแบบของรถที่มีรูปร่างแบบเสมือนโลกจริง คือ มี 4 ล้อ และมีการเลี้ยวโดยใช้ล้อหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

Raspberry. Raspberry Pi. [Online]. Available:
www.raspberrypi.org

DB Schenker. DB Schenker. [Online]. Available:
https://www.dbschenker.com/

BCM2837B0. BCM2837B0. [Online]. Available:
https://www.raspberrypi.org/

Camera. Raspberry Pi Camera. [Online]. Available:
https://www.raspberrypi.org/

Motor. Raspberry Pi Motor HAT. [Online]. Available:
https://www.adafruit.com

Motor Encoder. Motor Encoder. [Online]. Available:
https://www.arduinoall.com/

Bus Car. Autonomous Bus Car. [Online]. Available:
https://techcrunch.com

tpod-autonomous-electric-truck [Online]. Available:
https://www.elecpress.com/tpod-autonomous-electric-truck/

Duckie Car. Autonomous Car. [Online]. Available:
https://www.duckietown.org/

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

PID. PID Controller. [Online]. Available:
https://th.wikipedia.org/wiki/ระบบควบคุมพีไอดี

OpenCV. [online]. Available:
https://docs.opencv.org

CNN. [online]. Available:
http://www.mut.ac.th/research-detail-92

NN. [online]. Available:
https://medium.com/odds-team/สรุป-deep-learning-ที่เรียนมาจากคลาส-ดร-กานต์-part-1-4604d876ada1

CNN. [online]. Available:
http://www.journal.msu.ac.th/upload/articles/article2449_80536.pdf

Comparative Study of Object Detection Algorithms. [online]. Available:
https://www.irjet.net/archives/V4/i11/IRJET-V4I11103.pdf

Mean Average Precision (mAP). [online]. Available:
https://towardsdatascience.com/breaking-down-mean-average-precision-map-ae462f623a52#1a59

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้