ระบบควบคุมการเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติ โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม

นายเทอดศิลป์ โสมูล

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2555

AUTOMATIC STEERING CONTROL SYSTEM USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Toedsin Somoon

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the

Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering

Suranaree University of Technology

Academic Year 2012

ระบบควบคุมการเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติ โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(ผศ. ดร.อนันท์ อุ่นศิวิไลย์)
ประธานกรรมการ

(รศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว)
กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(ผศ. ร.อ. ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์)
กรรมการ

(รศ. ดร.กิตติ อัตถกิจมงคล)
กรรมการ

(ศ. ดร.ชูกิจ ลิมปิจำนงค์)
รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ

(รศ. ร.อ. ดร.กนต์ธร ชำนิประศาสน์)
คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

เทอดศิลป์ โสมูล : ระบบควบคุมการเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติ โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม (AUTOMATIC STEERING CONTROL SYSTEM USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK) อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว, 132 หน้า.

งานวิจัยนี้นำเสนอระบบควบคุมการเลี้ยวของยานพาหนะอย่างอัตโนมัติ ที่ขับเคลื่อนด้วยเทคนิคการประมวลผลภาพร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียม โดยเครือข่ายประสาทเทียมดังกล่าวมีหน้าที่ควบคุมการหมุนพวงมาลัยของยานพาหนะให้สามารถเคลื่อนที่อยู่บนถนนในช่องทางเดินรถของตัวเอง รวมไปถึงการควบคุมยานพาหนะในการเลี้ยวซ้ายและเลี้ยวขวาบนทางแยกถนนได้ ระบบการเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัตินี้ใช้เครือข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีในการสร้างแบบจำลองการเลี้ยว โดยใช้ข้อมูลจากกล้องเพียง 1 ตัวร่วมกับตัวตรวจจับความเร่งที่ติดตั้งอยู่บนพวงมาลัยสำหรับฝึกสอนเครือข่าย ระบบควบคุมการเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติโดยใช้เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมีนี้สามารถควบคุมยานพาหนะให้วิ่งบนทางตรง ทางโค้ง เลี้ยวซ้ายและเลี้ยวขวาบนถนนจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่อนักศึกษา_____

ปีการศึกษา 2555 ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา_____

TOEDSIN SOMOON : AUTOMATIC STEERING CONTROL SYSTEM USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK. THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. ARTHIT SRIKAEW, Ph.D., 132 PP.

RADIAL BASIS FUNCTION/ARTIFICIAL NEURAL NETWORK/STEERING CONTROL SYSTEM/LANE DETECTION/AUTONOMOUS VEHICLE

This work presents an automatic vision-based steering control system using artificial neural network. The proposed system is mainly capable of steering vehicle to stay on the road and within its lane. The system can also perform an automatic left-turn and right-turn at the intersection and T-junction. The system has learning capability of actual steering action in various conditions and environments in order to automatically turn the vehicle and keep the vehicle within its lane. The learning module utilizes only a single color camera in front of a vehicle for extracting necessary vision information and a digital compass sensor for measuring angles of steering wheel. The radial basis function neural network is deployed to learn and model the steering control from collecting data. The prototype system is installed on an electric golf cart and is able to steer the vehicle and keep it on the lane successfully.

School of Electrical Engineering Student's Signature_____

Academic Year 2012 Advisor's Signature_____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้ดำเนินการสำเร็จลุล่วงด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ บุคคล และกลุ่มบุคคลต่าง ๆ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ ช่วยเหลือ เป็นอย่างดียิ่ง ทั้งในด้านวิชาการ และการดำเนินงานวิจัย รวมถึงหน่วยงานต่าง ๆ ที่ช่วยอำนวยความสะดวกในการทำงานวิจัย อาทิ

รองศาสตราจารย์ ดร. อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้ให้คำปรึกษาและแนะนำและแนะแนวทางอันเป็นประโยชน์ยิ่งต่องานวิจัย รวมถึงได้ช่วยตรวจทานและแก้ไขรายงานเล่มนี้จนทำให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น รวมทั้งเป็นกำลังใจให้กับผู้วิจัยเสมอมา

คณาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำและความรู้ทางด้านวิชาการเป็นอย่างดียิ่งมาโดยตลอดระยะเวลาการเข้าศึกษา

ขอขอบคุณ คุณอัญชุลี รักด่านกลาง คุณภัทรวรรณ เคนพะนาน ที่อำนวยความสะดวกด้านเอกสารระหว่างศึกษา และขอบคุณบุคลากรศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่าน ที่อำนวยความสะดวกในการทำงานของข้าพเจ้า

ขอขอบคุณ คุณศุภชัย บุญปก และ คุณสราวุธ ทองชุมนุม ที่แนะนำข้าพเจ้าในการเข้าศึกษาระดับปริญญาโทครั้งนี้ ขอขอบคุณ นายบรรณกิจ คิดถูก นายกมล ไชยศรี และ นายเชาวลิต คิดถูก ที่ช่วยข้าพเจ้าในการสร้างระบบบังคับเลี้ยว นายณัฐวุฒิ พจน์ปริญญา นางสาวสมหญิง พันธุ์วิไล ในการทำงานวิจัย นายชวลิต ปัญญาอิสระ นายโกศล ชัยเจริญอุดมรุ่ง และ นายภูริชญ์ งามคง ในการจัดทำเล่มวิทยานิพนธ์

ขอบคุณพี่ ๆ เพื่อน ๆ น้อง ๆ บัณฑิตศึกษาทุกท่าน รวมถึงมิตรสหายที่คอยถามไถ่และให้กำลังใจในการทำวิจัยมาโดยตลอด

ท้ายนี้ผู้วิจัยขอขอบพระคุณอาจารย์ผู้สอนทุกท่าน ที่ประสิทธิ์ประสาทความรู้ทางด้านต่าง ๆ ทั้งในอดีตจนถึงปัจจุบัน ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อบุญทัน คุณแม่เคียบ และ นางสาวกนกวรรณ โสมูล รวมถึงญาติพี่น้องของผู้วิจัยทุกท่านที่ได้ให้ความรัก ความอบอุ่น ความห่วงใย การอบรมเลี้ยงดู และให้การสนับสนุนทางด้านการศึกษาอย่างดียิ่งมาโดยตลอด และขอขอบคุณ คุณรุ่งอรุณ ประแดงปุย ที่ได้ให้ความรัก และความห่วงใย และเป็นกำลังใจให้ผู้วิจัยมาโดยตลอด

เทอดศิลป์ โสมูล

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย) ..... ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ) ..... ข
กิตติกรรมประกาศ ..... ค
สารบัญ ..... ง
สารบัญตาราง ..... ซ
สารบัญรูป ..... ฌ
บทที่
1 บทนำ 1
1.1 ความสำคัญของปัญหา 2
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย 2
1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น 2
1.4 ขอบเขตของการวิจัย 2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 2
1.6 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์ 2
2 ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 4
2.1 บทนำ 4
2.2 ระบบการมองเห็น 6
2.3 การประมวลผลภาพเบื้องต้น 7
2.3.1 แบบจำลองภาพระดับเทา (Gray scale model) 8
2.3.2 แบบจำลองสี RGB 9
2.3.3 แบบจำลองสี HSV 10
2.3.4 แบบจำลองสี YIQ 11
2.4 การแยกส่วนภาพ 12
2.5 การปรับปรุงคุณภาพของภาพ 15
2.5.1 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน (Gaussian filter) 15

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.5.2 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง (Median filter) 16
2.6 การค้นหาขอบภาพด้วยวิธีของ Canny 17
2.6.1 การปรับภาพให้เรียบ (Smoothing) 17
2.6.2 การคำนวณค่าของเกรเดียนต์ (Gradient Calculation) 18
2.6.3 Non-maxima Suppression 19
2.6.4 Thresholding 19
2.7 การค้นหาเส้นตรงด้วยวิธีการของ Hough Transform 20
2.7.1 การแปลงรูปแบบจาก Image Space ไปสู่ Parameter Space 20
2.7.2 การค้นหาเส้นตรงใช้ Hough Transform ในภาพสองมิติ 21
2.8 เซนเซอร์ความเร่ง Accelerometer 25
2.9 เครือข่ายประสาทเทียม 27
2.9.1 ประวัติความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม 27
2.9.2 ความหมายและหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม 28
2.9.3 ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียม 30
2.9.4 ประเภทของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม 32
2.9.5 การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม 32
2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 33
2.10.1 การประมวลผลภาพ 33
2.10.2 เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Network) 35
2.11 สรุป 36
3 การค้นหาช่องทางเดินรถ 38
3.1 กล่าวนำ 38
3.2 โครงสร้างของระบบการค้นหาช่องทางเดินรถ 39
3.3 สมมติฐานโครงสร้างถนนเบื้องต้น 40
3.4 การปรับสีและแสงภายในภาพ 42
3.5 การค้นหาจุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว 45

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.5.1 การคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถ 45
3.5.2 การค้นหาจุดนำทางการเคลื่อนที่ 50
3.6 การค้นหาเส้นหยุด 56
3.7 การคัดแยกภาพถนนสำหรับสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยว 57
3.8 การค้นหาจุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย 59
3.9 การค้นหาจุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา 60
3.10 ผลการทดสอบระบบการค้นหาช่องทางเดินรถ 61
3.11 สรุป 72
4 การสร้างแบบจำลองการเลี้ยวด้วยเครือข่ายประสาทเทียม 73
4.1 บทนำ 73
4.2 เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี 74
4.2.1 สถาปัตยกรรมของเครือข่าย RBF 74
4.2.2 การฝึกสอนเครือข่าย ฟังก์ชันฐานรัศมีแบบจุดศูนย์กลางคงที่ 76
4.2.3 การสร้างเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี 79
4.3 การหามุมการหมุนพวงมาลัยด้วยเซนเซอร์วัดความเร่ง 80
4.3.1 คุณสมบัติของ ADXL345 81
4.3.2 การหามุมการหมุนของเซนเซอร์วัดความเร่ง 82
4.3.3 การปรับเรียบข้อมูล 85
4.4 การสร้างแบบจำลองการเลี้ยว 87
4.4.1 การสร้างแบบจำลองการเลี้ยวทางตรง 88
4.4.2 การสร้างแบบจำลองการเลี้ยวซ้าย 91
4.4.3 การสร้างแบบจำลองการเลี้ยวขวา 93
4.5 ตัวอย่างการทดสอบระบบบังคับเลี้ยว 95
4.5.1 ตัวอย่างการทดสอบระบบในสถานะที่ไม่เกิดการเลี้ยว 95
4.5.2 ตัวอย่างการทดสอบระบบในสถานะเกิดการเลี้ยวซ้าย 96
4.5.3 ตัวอย่างการทดสอบระบบในสถานะเกิดการเลี้ยวขวา ..... .96

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.6 สรุป 117
5 สรุปและข้อเสนอแนะ 118
5.1 สรุป 118
5.2 ข้อเสนอแนะ 119
รายการอ้างอิง 120
ภาคผนวก
ภาคผนวก ก. ตัวอย่างการหาเอาต์พุตเครือข่าย RBF ด้วยโปรแกรมภาษา C++ 122
ภาคผนวก ข. บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ขณะศึกษา 124
ประวัติผู้เขียน 132

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญตาราง

ตารางที่ **หน้า**

2.1 ค่ามาตรฐานของ Common Values ของภาพดิจิตอล 2 มิติ 1

2.2 ค่าความสัมพันธ์ระหว่างค่าของ θ และ ρ เมื่อแทนค่าในสมการที่ (2.21) 23

4.1 ผลการปรับขนาด σ กับค่าความผิดพลาดกำลังสองของแบบจำลองการเลี้ยวทางตรง 89

4.2 พารามิเตอร์แบบจำลองทางตรง 89

4.3 ผลการปรับขนาด σ กับค่าความผิดพลาดกำลังสองของแบบจำลองการเลี้ยวซ้าย 91

4.4 พารามิเตอร์แบบจำลองเลี้ยวซ้าย 91

4.5 ผลการปรับขนาด σ กับค่าความผิดพลาดกำลังสองของแบบจำลองการเลี้ยวขวา 93

4.6 พารามิเตอร์แบบจำลองเลี้ยวขวา 93

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญรูป

รูปที่ **หน้า**

2.1 ภาพในเชิงดิจิตอลเมื่อแบ่งค่าพิกเซลขนาด [m = 11, n = 4] 1

2.2 ภาพโทนสีขาวดำและการแสดงค่าระดับความเข้มแสง 9

2.3 ลูกบาศก์ของแบบจำลองสี RGB 9

2.4 แบบจำลองสี HSV 11

2.5 แบบจำลองสี YIQ 12

2.6 การแยกส่วนภาพโดยใช้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน 14

(ก) การแยกส่วนภาพโดยใช้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน 14

(ข) ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว 14

(ค) ฮิสโทแกรมของค่าระดับเทา 14

2.7 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน 16

(ก) ภาพต้นแบบ 16

(ข) การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน 16

2.8 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง 17

(ก) ภาพต้นแบบ 17

(ข) การปรับปรุงภาพด้วยการกรองเฉลี่ยกึ่งกลาง 17

2.9 การหาขอบภาพด้วยวิธีของ canny 19

(ก) ภาพต้นแบบ 19

(ข) ภาพการหาขอบด้วยวิธีการของ canny 19

2.10 การนับจำนวนเส้นตรงของการแปลง Hough Transform 20

(ก) จุดของเส้นตรงใน Image Space 20

(ข) จำนวนเส้นตรงใน Parameter Space 20

2.11 การแปลงรูปแบบระหว่าง Image Space กับ Parameter Space 21

(ก) Image Space 21

(ข) Parameter Space 21

2.12 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าของเวกเตอร์ กับจุดของเส้นตรง 21

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

2.13 การหาเส้นตรงของภาพสองมิติโดยใช้ Hough Transform 23
(ก) Image Space 23
(ข) Parameter Space 23
2.14 ตัวอย่างการทำ Hough Transform 24
2.15 การหาเส้นตรงของภาพสองมิติโดยใช้ Hough Transform 24
(ก) Image Space 24
(ข) Parameter Space 24
2.16 Accelerometer ในขณะหยุดนิ่ง 25
2.17 Accelerometer ในขณะที่เกิดความเร่งในแนวแกน X 26
2.18 แรงกระทำที่ลูกบอลเป็นแรงดึงดูดของโลก 26
2.19 เมื่อ Accelerometer เอียง 45 องศา 26
2.20 โครงสร้างระบบประสาท 29
2.21 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว 31
2.22 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น 31
3.1 ยานพาหนะต้นแบบที่ใช้ในงานวิจัย 38
3.2 ระบบการค้นหาช่องทางเดินรถ 39
3.3 โครงสร้างถนนแบบ 2 ช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว 40
3.4 โครงสร้างถนนแบบ 2 ช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย 41
3.5 โครงสร้างถนนแบบ 2 ช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา 41
3.6 ข้อมูลภาพอ้างอิงสำหรับการปรับสีและความสว่าง 43
(ก) ภาพอ้างอิงต้นแบบ 43
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB ไปยัง YIQ 43
(ค) ค่าเฉลี่ย Y ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.4893 43
(ง) ค่าเฉลี่ย I ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.5041 43
(จ) ค่าเฉลี่ย Q ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.4722 43
3.7 การปรับสีและความสว่างภายในภาพ 44

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

(ก) แสงแดดจ้า 44
(ข) ช่วงกลางวันแสงแดดส่องผ่านก้อนเมฆ 44
(ค) มืดครึ้ม 44
3.8 เส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายและฝั่งขวา 45
3.9 การแปลงสีจากปริภูมิ RGB ไปยังปริภูมิสี HSV 46
(ก) ภาพปริภูมิสี RGB 46
(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB ไปยัง HSV 46
(ค) ภาพระดับเทา H (Hue) 46
(ง) ภาพระดับเทา S (Saturation) 46
(จ) ภาพระดับเทา V (Value) 46
3.10 การแปลงสีจากปริภูมิ RGB ไปยังปริภูมิสี HSV 47
(ก) ภาพปริภูมิสี RGB 47
(ข) ภาพระดับเทา R (Red) 47
(ค) ภาพระดับเทา G (Green) 47
(ง) ภาพระดับเทา B (Blue) 47
3.11 ผลรวมของระนาบเทา H และระนาบเทา R 48
3.12 การคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถจากค่าระดับ Threshold 48
3.13 วิธีการปรับเรียบด้วยตัวกรองชนิด Median Filter ขนาด 5x5 49
3.14 ผลต่างของระนาบเทา H และระนาบเทา S 49
3.15 ช่องทางเดินรถฝั่งขวาเมื่อผ่านกระบวนการปรับเรียบ 50
3.16 การหาขอบภาพด้วยวิธี Canny Edge Detection 50
(ก) ภาพขอบของช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย 50
(ข) ภาพขอบของช่องทางเดินรถฝั่งขวา 50
3.17 ค่าความชันของเส้นตรงเมื่อ m มีค่าตั้งแต่ -1 ถึง 1 52
3.18 การค้นหาเส้นตรงโดยวิธี Hough Transform 53
3.19 การค้นหาช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว 54

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

(ก) รูปแบบถนนทางตรง....54
(ข) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกเลี้ยวซ้ายและเครื่องหมายบนพื้นถนน....54
(ค) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกเลี้ยวขวา....54
(ง) รูปแบบถนนทางตรง แดดกลางวัน....55
(จ) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกรูปตัว T....55
(ฉ) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกเลี้ยวขวามีเงาพาดผ่าน....55
3.20 รูปที่ 3.20 การค้นหาเส้นหยุด....56
3.21 ภาพใหม่จากระนาบเทา B กับระนาบเทา H....57
3.22 การค้นหาถนน....58
(ก) รูปแบบถนนทางตรง....58
(ข) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกเลี้ยวซ้าย....58
(ค) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกเลี้ยวขวา....58
3.23 ช่องทางเดินรถในสถานะเกิดการเลี้ยวซ้าย....59
3.24 ช่องทางเดินรถในสถานะเกิดการเลี้ยวขวา....60
3.25 ตัวอย่างผลลัพธ์แต่ละขั้นตอนของระบบการค้นหาช่องทางเดินรถ....61
3.26 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเคลื่อนที่ไปข้างหน้าบนถนนทางตรงเส้นหลักและไม่เกิดการเลี้ยว....62
3.27 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเคลื่อนที่ไปข้างหน้าบนถนนทางตรงเส้นรองและไม่เกิดการเลี้ยว....63
3.28 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายแบบถนนสี่แยกบนเส้นทางที่หนึ่งในสภาวะแสงไม่มีแดด....64
3.29 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายแบบถนนสี่แยกบนเส้นทางที่สองในสภาวะแสงมีแดด....65
3.30 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายบนถนนสามแยกตัว T บนเส้นทางที่หนึ่งในสภาวะแสงมีแดดน้อย....66
3.31 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายบนถนนสาม

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

แยกตัว T บนเส้นทางที่สองในสภาวะแสงมีแดดจ้า....67
3.32 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวาบนถนนสาม แยกตัว T บนเส้นทางที่หนึ่งในสภาวะแสงมีแดดน้อย....68
3.33 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวาบนถนนสาม แยกตัว T บนเส้นทางที่สองในสภาวะแสงมีแดดน้อย....69
3.34 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวาแบบถนนสี่ แยกบนเส้นทางที่หนึ่งในสภาวะแสงมีแดด....70
3.35 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวาแบบถนนสี่ แยกบนเส้นทางที่สองในสภาวะแสงมีแดด....71
4.1 ระบบการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม....73
4.2 โครงสร้างเครือข่าย RBF ทั่วไปสำหรับการประมาณค่าฟังก์ชัน 1 มิติ....74
4.3 รูปแบบการทำงานของเซนเซอร์วัดความเร่งในขั้นตอนการเก็บข้อมูล....80
4.4 รูปแบบการทำงานของเซนเซอร์วัดความเร่งในขั้นตอนการทดสอบ....81
4.5 Triple Axis Accelerometer ADXL345....82
4.6 การหามุมเอียงโดยใช้ค่าจากแกน x และ แกน y....82
4.7 Sine ฟังก์ชันของแกน x และ Cosine ฟังก์ชันของแกน y....83
4.8 การหามุมโดยใช้รูปสามเหลี่ยมมุมฉาก....84
4.9 เครื่องหมายของเวกเตอร์ในแนวแกนบนจตุภาค....85
4.10 การปรับเรียบข้อมูลเมื่อพวงมาลัยไม่มีการหมุน....85
4.11 การปรับเรียบข้อมูลเมื่อพวงมาลัยหมุนไป 90 องศา ทวนเข็มนาฬิกา....86
4.12 ระบบการทำงานของแบบจำลองการเลี้ยว....87
4.13 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ด้วยจำนวนนิวรอนต่าง ๆ ($\sigma = 5$) สัญลักษณ์ ‘+’ แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘o’ แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย....88
(ก) 5 นิวรอน MSE = 210.2710....88
(ข) 10 นิวรอน MSE = 12.9893....88

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

(ค) 15 นิวรอน MSE = 5.0146 88
(ง) 21 นิวรอน MSE = 5.9699 x 10^{-26} 88
4.14 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ขนาด 21 นิวรอน ด้วยข้อมูลที่ไม่ใช่ข้อมูลในการฝึกสอนด้วยค่า σ ค่าต่าง ๆสัญลักษณ์ สัญลักษณ์ '+' แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอน สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย....90
(ก) σ = 3 MSE = 1.0171 x 10^{-26} 90
(ข) σ = 6 MSE = 2.5542 x 10^{-26} 90
(ค) σ = 7 MSE = 2.1233 x 10^{-26} 90
(ง) σ = 20 MSE = 9.1787 x 10^{-7} 90
4.15 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ขนาด 19 นิวรอน ด้วยค่า σ = 2.8 MSE = 2.3213 x 10^{-26} สำหรับเลี้ยวซ้าย สัญลักษณ์ '+' แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอนสัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย....92
4.16 การประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ด้วยข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในชุดฝึกสอน สำหรับเลี้ยวซ้าย สัญลักษณ์ '+' แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอน สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย 92
4.17 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ขนาด 19 นิวรอน ด้วยค่า σ = 3 MSE = 2.7890 x 10^{-26} สำหรับเลี้ยวขวา สัญลักษณ์ '+' แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอนสัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย....94
4.18 การประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ด้วยข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในชุดฝึกสอน สำหรับเลี้ยวขวา สัญลักษณ์ '+' แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอน สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย 94
4.19 การทดสอบในสถานะที่ไม่เกิดการเลี้ยวทางโค้งซ้าย....98
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF 98
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอนสัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดง สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย....98

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

4.20 การทดสอบในสถานะที่ไม่เกิดการเลี้ยวทางโค้งขวา 100
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF 100
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอนสัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดง สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย.....100
4.21 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวซ้ายแบบสี่แยกที่ 1.....102
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF 102
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอนสัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดง สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย.....102
4.22 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวซ้ายแบบสี่แยกที่ 2.....104
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF 104
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอนสัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดง สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย.....104
4.23 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวซ้ายแยกตัวทีที่ 1.....106
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF 106
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอนสัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดง สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย.....106
4.24 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวซ้ายแยกตัวทีที่ 2.....108
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF 108
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอนสัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดง สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย.....108
4.25 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวขวาทางแยกแบบสี่แยกที่ 1.....110

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF 110
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอนสัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดง สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย.....110
4.26 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวขวาทางแยกแบบสี่แยกที่ 2.....112
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF 112
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอนสัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดง สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย.....112
4.27 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวขวาแบบตัวทีที่ 1.....114
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF 114
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอนสัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดง สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย.....114
4.28 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวขวาแบบตัวทีที่ 2.....116
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF 116
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอนสัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดง สัญลักษณ์ 'o' แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย.....116

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันระบบควบคุมอัตโนมัติได้เข้ามามีบทบาทต่อชีวิตประจำวันของมนุษย์อย่างมาก ซึ่งได้มีการค้นคว้าและพัฒนาให้ระบบเข้าไปช่วยให้มนุษย์ทำงานได้อย่างสะดวกสบายและปลอดภัยมากขึ้น เทคโนโลยีการมองเห็นด้วยคอมพิวเตอร์ (Computer Vision) เป็นเทคโนโลยีที่พัฒนาขึ้นเพื่อให้เป็นตัวช่วยหรือแทนที่การมองเห็นของมนุษย์ โดยเฉพาะการประยุกต์ใช้ในระบบความปลอดภัยของยานพาหนะบนท้องถนน อาทิเช่น ระบบการเตือนเมื่อรถมีแนวโน้มที่จะออกจากถนน (Lane Departure Detection) ระบบเตือนเมื่อมีสัญญาณไฟจราจรหรือสัญญาณจราจร เป็นต้น ในประเทศไทยงานวิจัยทางด้านนี้ยังมีไม่มาก และไม่สามารถนำงานวิจัยในต่างประเทศมาใช้ได้โดยตรง เนื่องจากความแตกต่างของลักษณะทางกายภาพของโครงสร้างถนนและรูปแบบการเดินรถที่ไม่เหมือนกัน งานวิจัยแต่ละงานวิจัยจะใช้สำหรับช่องทางเดินรถในพื้นที่ของตัวเองเท่านั้น ระบบควบคุมการเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติโดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทเทียม เป็นส่วนหนึ่งของระบบยานพาหนะขับเคลื่อนด้วยตัวเอง ระบบจะทำหน้าที่เสมือนเป็นคนบังคับพวงมาลัยของยานพาหนะ เพื่อควบคุมยานพาหนะให้สามารถประคองตัวเองอยู่บนถนนได้ ระบบจะใช้บนถนนแบบ 2 ช่องทางเดินรถ โดยยานพาหนะวิ่งในช่องซ้ายของถนนซึ่งเป็นรูปแบบการเดินรถในประเทศไทย ระบบจะประกอบไปด้วยส่วนการทำงานหลัก ๆ คือ การตรวจจับช่องทางเดินรถและเครือข่ายประสาทเทียม

การตรวจจับช่องทางเดินรถแบ่งออกได้เป็น 3 ส่วนด้วยกันคือ ส่วนที่ 1 ส่วนรับภาพ จะรับภาพของโครงสร้างถนน จากกล้องที่ติดอยู่ด้านหน้ายานพาหนะ ส่วนที่ 2 คือ ส่วนการสกัดข้อมูลจากภาพ ส่วนนี้จะทำหน้าที่ในการค้นหาและกำหนดช่องทางเดินรถสำหรับระบบ และส่วนที่ 3 ส่วนกำหนดอินพุต ส่วนนี้จะกำหนดอินพุตสำหรับป้อนให้กับเครือข่ายประสาทเทียม เครือข่ายประสาทเทียมจะทำหน้าที่ในการสร้างแบบจำลองการเลี้ยวจากรูปแบบของช่องทางเดินรถขึ้นมา แบ่งการทำงานออกเป็น 2 ส่วน การฝึกสอนเครือข่าย อินพุตของเครือข่ายจะรับจากส่วนกำหนดอินพุตในการตรวจจับช่องทางเดินรถ เอาต์พุตของระบบจะเป็นมุมของพวงมาลัย ที่ได้จากเซนเซอร์วัดมุมบนพวงมาลัย และส่วนที่ 2 คือ การสร้างแบบจำลองการเลี้ยว

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

1.2.1 เพื่อออกแบบระบบควบคุมการเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม

1.2.2 เพื่อสามารถใช้เป็นแบบจำลองควบคุมการเลี้ยวของรถบนถนนจริงอย่างอัตโนมัติได้

1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น

1.3.1 เป็นการจำลองรูปแบบการเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติของยานพาหนะบนคอมพิวเตอร์

1.3.2 ยานพาหนะที่ใช้เป็นรถขับเคลื่อนด้วยพลังงานไฟฟ้าแบบ 2 ที่นั่งที่มีการปรับแต่งระบบบังคับเลี้ยว

1.3.3 กล้องที่ใช้เป็นแบบกล้องภาพสีชนิด USB

1.4 ขอบเขตการวิจัย

1.4.1 การทำงานของระบบอยู่ในช่วงเวลาที่แสงเพียงพอ

1.4.2 การทำงานของระบบใช้กับถนนที่มีเส้นขอบถนนที่สามารถตรวจจับได้

1.4.3 ความเร็วของรถเป็นไปตามความเหมาะสมสำหรับการเลี้ยว

1.4.4 การทดสอบระบบใช้บนถนนชนิด 2 ช่องทางเดินรถ ภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย

1.5.1 สามารถใช้เป็นระบบบังคับเลี้ยวอัตโนมัติให้กับรถไร้คนขับได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.5.2 สามารถเป็นแนวทางในการพัฒนาการประยุกต์ใช้ร่วมกับระบบความปลอดภัยของรถยนต์

1.5.3 ได้ระบบควบคุมการเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติโดยใช้กล้องเพียง 1 ตัว

1.6 การจัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประกอบด้วย 5 บท

บทที่ 1 เป็นบทนำกล่าวถึงความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ข้อตกลงเบื้องต้น ขอบเขตของการวิจัย ขั้นตอนการดำเนินงานและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัยนี้ รวมทั้งแนะนำเนื้อหาพอสังเขปที่เป็นองค์ประกอบของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีและงานวิจัยเกี่ยวที่ข้อง ซึ่งจะกล่าวถึงประวัติการวิจัยที่ผ่านมา และกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย อันได้แก่ ระบบการมองเห็น การประมวลผลภาพเบื้องต้น การแยกส่วนภาพ การปรับปรุงคุณภาพของภาพ การค้นหาขอบภาพ การค้นหาเส้นตรง และเครือข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะแสดงให้เห็นถึงแนวทางการพัฒนางานวิจัยที่ผ่านมา

บทที่ 3 กล่าวถึงการค้นหาช่องทางเดินรถและการหาจุดนำทางการเคลื่อนที่ ประกอบไปด้วย รูปแบบถนนที่ใช้ในงานวิจัย การปรับสีและแสงภายในแบบอัตโนมัติ การคัดแยกภาพของถนน การหาเส้นหยุด การค้นหาจุดนำทางการเคลื่อนที่สำหรับยานพาหนะที่ไม่เกิดการเลี้ยว สถานะที่เกิดการเลี้ยวซ้าย และสถานะที่เกิดการเลี้ยวขวา และผลการทดสอบระบบการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถ

บทที่ 4 กล่าวถึงการสร้างแบบจำลองการเลี้ยวโดยใช้เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี ประกอบไปด้วย การทำงานของเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี การหามุมพวงมาลัยด้วยเซนเซอร์วัดความเร่ง การฝึกสอนเครือข่ายบนชนิดของถนนทางแยกแบบต่าง ๆ และผลการทดสอบระบบบังคับเลี้ยวบนถนนจริง

บทที่ 5 เป็นบทสรุปและข้อเสนอแนะ

ภาคผนวก ก. โปรแกรมหาค่าเอาต์พุตจากพารามิเตอร์เครือข่าย RBF

ภาคผนวก ข. รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทที่ 2
ปริทัศน์และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 บทนำ

การศึกษาและพัฒนารถยนต์ที่ขับเคลื่อนได้ด้วยตนเอง ได้กลายเป็นหัวข้อการวิจัยอย่างแพร่หลาย ทั้งในการวิจัยในสาขาหุ่นยนต์ และในสาขาวิศวกรรมยานยนต์ โดยเหตุผลหลักในด้านวิศวกรรมยานยนต์สืบเนื่องมาจากทั้งในด้านการพัฒนายานยนต์เพื่อลดปัญหาการจราจร ปัญหามลภาวะเป็นพิษ และการเกิดอุบัติเหตุ โดยในหลักการคือหากรถยนต์ทุกคันสามารถเคลื่อนที่ได้ด้วยตนเองอย่างมีประสิทธิภาพและปลอดภัย ผลที่ตามมาคือการจัดระเบียบการเคลื่อนที่ของรถยนต์ โดยการใช้ระบบคอมพิวเตอร์ในการจัดสรรเส้นทางการเคลื่อนที่ ความเร็วและรูปแบบในการเคลื่อนที่ที่เหมาะสมในสภาวะแวดล้อมต่าง ๆ และเมื่อรถยนต์ทุกคันมีระเบียบการเคลื่อนที่ ที่สอดคล้องกันและลดการตัดสินใจของมนุษย์ ปัญหาต่างๆที่เกี่ยวข้องกับการจราจรก็จะลดลง หรือหมดไป

สำหรับเหตุผลหลักของการตื่นตัวในการขยายการศึกษา และวิจัย ในเรื่องนี้ในด้านของยานยนต์อัตโนมัตินั้น สืบเนื่องมาจากความก้าวหน้า และความสามารถของระบบประมวลผลของคอมพิวเตอร์ที่เพิ่มขึ้นมากส่งผลให้การทำงานของระบบควบคุมที่ซับซ้อนมีประสิทธิภาพมากขึ้นตามลำดับ จุดประสงค์ในการควบคุมรถยนต์ที่ขับเคลื่อนด้วยตนเองนั้น ประกอบไปด้วยหลาย ๆ ส่วนด้วยกัน เช่น การเคลื่อนที่ไปยังจุดหมายที่กำหนด การรักษาความเร็วของตัวรถให้เหมาะสมกับทิศทางการเคลื่อนที่ที่กำหนด ซึ่งสิ่งต่างๆเหล่านี้ส่งผลทำให้การออกแบบระบบควบคุมที่เหมาะสมจะเกี่ยวข้องกับการควบคุมอุปกรณ์หลาย ๆ ส่วนให้สอดคล้องกัน เช่นในเรื่องของการกำหนดจุดหมายของการเคลื่อนที่ ทิศทางที่เหมาะสมในการเคลื่อนที่ การมองเห็นหรือการแยกแยะสภาพถนนที่เคลื่อนที่ออกจากสภาวะแวดล้อม หรือในเรื่องของการรักษาความเร็วของตัวรถยนต์ การเคลื่อนที่ตามทิศทางที่กำหนดซึ่งรวมไปถึงการหลบหลีกสิ่งกีดขวางแบบต่าง ๆ จะเกี่ยวข้องกับการออกแบบและควบคุมการทำงานของเครื่องยนต์ คันเร่งระบบเบรก และระบบบังคับเลี้ยว เป็นต้น ในการทำวิจัยที่นำเสนอในครั้งนี้จะเกี่ยวข้องกับการพัฒนาระบบควบคุมระบบบังคับเลี้ยว สำหรับยานพาหนะที่ขับเคลื่อนด้วยตนเอง จุดประสงค์หลักคือการการควบคุมการเคลื่อนที่ของยานพาหนะให้เคลื่อนไปตามเส้นทางที่กำหนดได้โดยมีประสิทธิภาพ

สิ่งที่สนใจเป็นหลักคือประสิทธิภาพในการควบคุมให้รถยนต์เมื่อเคลื่อนที่ในทิศทางที่ขวางกับตัวยานพาหนะและ การเคลื่อนที่ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวในทางแยก ด้วยระบบบังคับเลี้ยวโดยทั่วไปจะมีอยู่หลายระบบ ซึ่งในการเลือกใช้นั้นจะขึ้นอยู่กับลักษณะการใช้งานของรถยนต์หรือยานพาหนะชนิดนั้น ๆ ประสิทธิภาพในการควบคุมระบบบังคับเลี้ยวแบบใด ๆ จะสามารถวัดได้จากความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจากการเคลื่อนที่ของรถยนต์เมื่อเปรียบเทียบกับทิศทางที่กำหนดให้ และเสถียรภาพในการทรงตัวของรถยนต์ในขณะที่เคลื่อนที่ที่ความเร็วต่างๆ

การบังคับเลี้ยวนั้น มุมบังคับเลี้ยว ที่เกิดจากการหมุนพวงมาลัยรถยนต์ จะต้องมีความสัมพันธ์กับความเร็วของรถยนต์ที่กำหนด หรือตำแหน่งของยานพาหนะในขณะนั้น ๆ ความท้าทายที่สำคัญในการพัฒนาระบบควบคุมระบบบังคับเลี้ยวให้มีประสิทธิภาพตามต้องการนั้นคือ ระบบควบคุมที่เหมาะสมจะต้องมีการประมวลผลและพิจารณาสภาวะของตัวแปรในหลายส่วนหรือระบบย่อยเข้าด้วยกัน แต่ยังสามารถที่จะทำงานได้ตามเป้าหมายในระยะเวลาอันสั้น ในการควบคุมระบบบังคับเลี้ยวโดยผู้ขับขี่ปกติจะมีการทำงานที่สัมพันธ์กันระหว่าง การหมุนพวงมาลัย การเปลี่ยนอัตราทดของระบบเกียร์โดยเฉพาะในระบบเกียร์ธรรมดา การความคุมคันเร่ง และการเบรก ซึ่งการควบคุมส่วนต่าง ๆ ทั้งหมดนี้เกิดขึ้นในระยะเวลาที่สั้นมาก ๆ ดังนั้นระบบควบคุมที่สมบูรณ์จะต้องสามารถเลียนแบบระบบการควบคุมของมนุษย์ให้ใกล้เคียงที่สุด

ในบทนี้ได้นำเสนอปริทัศน์วรรณกรรมเกี่ยวกับระบบบังคับเลี้ยวแบบอัตโนมัติโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม ระบบจะแบ่งการทำงานออกเป็น 2 ส่วนคือ ส่วนที่ 1 จะทำหน้าที่ในการประมวลผลภาพ และส่วนที่ 2 คือ เครือข่ายประสาทเทียมนำข้อมูลภาพที่ได้เพื่อหามุมบังคับของพวงมาลัย ระบบนี้เฉพาะส่วนที่ควบคุมพวงมาลัยหรือบังคับพวงมาลัยของยานพาหนะ ระบบจะไม่ได้ทำการควบคุมความเร็วของยานพาหนะหรือการค้นหาหลบหลีกสิ่งกีดขวาง ในขณะที่ทำการทดสอบ การทดสอบจะใช้ผู้ทำการวิจัยในการควบคุมความเร็วให้ยานพาหนะ ดังนั้นในบทนี้จะกล่าวถึงปริทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวกับระบบการบังคับเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม การทำงานของระบบประกอบไปด้วย ส่วนการทำงาน 2 ส่วนหลัก ดังนั้นในบทนี้ปริทัศน์วรรณกรรมจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนแรกจะเป็นปริทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวกับการตรวจจับช่องทางเดินรถ ในส่วนนี้จะนำเสนอเกี่ยวกับ ระบบการมองเห็น ขั้นตอนในการประมวลผล รูปแบบวิธีการประมวลผลภาพ ภาพ กระบวนการต่าง ๆ สำหรับการค้นหาช่องทางเดินรถและทฤษฎีที่เกี่ยวกับการประมวลผลภาพ ส่วนที่ 2 คือ ส่วนของปริทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวกับระบบเครือข่ายประสาทเทียม จะนำเสนอระบบเครือข่ายประสาทเทียมแบบต่าง ๆ เพื่อค้นหาระบบเครือข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับงานวิจัย

2.2 ระบบการมองเห็น

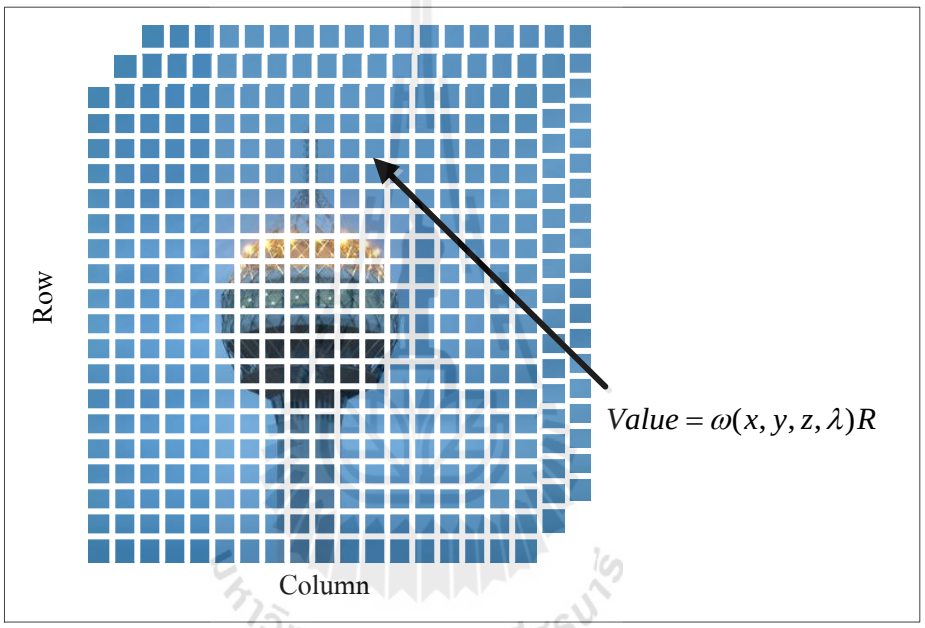
ระบบการใช้กล้องที่ใช้เทคนิคของการมองเห็นของเครื่องจักร (machine vision) ในการประมวลผลภาพแบบอัตโนมัตินั้นมักมีความยืดหยุ่นในการใช้งานสูง สามารถใช้ได้ในการตรวจจับช่องทางเดินรถ เส้นแบ่งทาง สิ่งกีดขวางบนถนน ยานพาหนะอื่น ๆ หรือลักษณะเด่นที่กำหนดจุดหมายปลายทางของการเคลื่อนที่ ภาพที่ใช้อาจเป็นภาพสีหรือภาพขาวดำก็ได้ขึ้นอยู่กับวิธีการและข้อจำกัดทางด้านการประมวลผลข้อมูล นอกจากการใช้ระบบการมองเห็นแล้ว การตรวจจับสิ่งกีดขวาง และถนนยังสามารถใช้ข้อมูลจากเซนเซอร์ชนิดอื่นมาประกอบได้อีกด้วยเช่น การใช้อัลตราโซนิกส์ และเรดาร์ เป็นต้น การใช้เซนเซอร์เหล่านี้มาประกอบในการตัดสินใจมักใช้ได้ดีในกรณีของการตรวจจับสิ่งกีดขวาง เนื่องจากเซนเซอร์เหล่านี้มีความสามารถพื้นฐานในการวัดระยะทางจากสิ่งกีดขวางโดยตรงให้ข้อมูลออกมาได้โดยไม่ต้องผ่านการประมวลผลที่ซับซ้อนมากนักและมักจะให้ความแม่นยำสูง ในขณะที่การใช้ภาพในการวัดระยะห่างจากสิ่งกีดขวางจำเป็นจะต้องใช้วิธีที่ค่อนข้างซับซ้อนและอาจมีการตรวจจับที่ผิดพลาดได้ง่ายหากข้อมูลภาพมีความไม่ชัดเจน เช่น มีแสงเงาและการบดบังกันของวัตถุ เป็นต้น

2.3 การประมวลผลภาพเบื้องต้น

การแปลงภาพเชิงต่อเนื่อง (Continuous Image) แบบ 3 มิติ (ความกว้าง, ความสูงและความลึก) ให้เป็นภาพเชิงต่อเนื่อง 2 มิติ โดยใช้อุปกรณ์เชิงแสง (Optical Device) เช่นกล้องถ่ายภาพ การถ่ายภาพด้วยกล้องจะได้ภาพแบบ 2 มิติ (ความกว้างและความสูง) เพราะเราไม่อาจถ่ายความลึกของสถานที่มาด้วยได้ ความลึกที่กล่าวถึงคือค่าขอบของภาพ (Edge) หลักการประมวลผลภาพ ภาพถูกพิจารณาเป็นฟังก์ชัน 2 ตัวแปล เช่น A(x,y) เมื่อ A คือ Amplitude ของค่าความสว่างของภาพและค่า x และ y คือตำแหน่งของจุดในระบบพิกัดฉาก

ภาพเชิงดิจิตอล (Digital Image Definitions) แบบ 2 มิติแบบไม่ต่อเนื่องพิจารณาเป็นฟังก์ชัน 2 ตัวแปร a[m,n] จะถูกบรรยายในลักษณะเป็นช่องที่ไม่ต่อเนื่องซึ่งได้รับสืบทอดมาจากภาพแบบอนาล็อกเชิงต่อเนื่อง 2 มิติ ของฟังก์ชั่น A(x,y) โดยใช้กระบวนการ Sampling ทำให้ได้ข้อมูลแบบดิจิตอลออกมา การทำ Sampling คือการวัดสัญญาณที่เข้ามาโดยทำเป็นช่วงเวลาที่เท่า ๆ กัน ลักษณะของภาพแบบดิจิตอล จะเกิดจากการแบ่งความกว้างและความยาวของภาพออกเป็นส่วน ๆ เป็นจำนวนแถว (N) และจำนวนหลัก (M) จะได้ส่วนที่ตรงกันระหว่างแถวและหลักเป็นภาพชิ้นเล็ก ๆ เรียกว่าพิกเซล (Pixel) ค่าพิกัด [m,n] นิยามการอ้างอิงได้โดย (m = 0,1,2,…,m-1) และ (n = 0,1,2,…,m-1) โดยที่แต่ละพิกเซลมีค่าเป็นฟังก์ชั่นของความลึก (z) และฟังก์ชั่นของสี (λ)

ขั้นตอนการแปลงภาพให้เป็นภาพในเชิงดิจิตอลเราเรียกว่า Image Digitization มีขั้นตอนคือ การบันทึกภาพ(Image Acquisition) การสุ่มเลือกจุดตำแหน่ง (Image Sampling) และการประมาณค่าความเข้มของแสง (Image Quantization) แต่ละจุดภาพถูกแทนด้วยสีของภาพในโทนสีขาวดำ (Grayscale) และแทนสีดำด้วยค่าตัวเลข 0 แทนสีขาวด้วยตัวเลข 255 หรือเท่ากับ 2^8 เมื่อ 8 คือจำนวนบิตของหน่วยความจำที่ใช้ในการเก็บค่า สีดำถูกแทนด้วยรหัสในเลขฐานสองคือ 00000000_B และสีขาวถูกแทนด้วยรหัส 11111111_B และสีที่อยู่ระหว่างสีดำกับสีขาวก็จะไล่ไปตามลำดับการนับของบิตในเลขฐานสองดังแสดงในรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 ภาพในเชิงดิจิตอลเมื่อแบ่งค่าพิกเซลขนาด [m = 11, n = 4]

เมื่อพิจารณาจากภาพแบบไม่ต่อเนื่อง ค่าของฟังก์ชัน a[m,n] มีค่ามาตรฐานสำหรับใช้ในกระบวนการ Digital Image Processing มีที่มาจาก Video Standard และประกอบไปด้วยสัญลักษณ์ค่า Algorithmic Requirements เรียกว่า Common Values ดังตารางที่ 2.1

กรณีของ M = N = 2K เมื่อ K = 8,9,… และค่าของระดับของโทนสีขาวดำ (Gray Level) มีค่าเท่ากับ 2B เมื่อ B เป็นจำนวนบิตในการแทนระดับความสว่างและถ้า B มากกว่า 1 เรียกว่า ภาพขาวดำ (Gray Image) ถ้าค่าของ B มีค่าเท่ากับ 1 เรียกว่าภาพไบนารี่ (Binary Image) จะมีค่าของระดับสีหรือค่าของแสงสว่าง 2 ระดับค่าระดับของโทนสีขาวดำที่จะใช้อ้างอิงคือสีดำ "0" และสีขาว "1" ชนิดของภาพดิจิตอลแบ่งออกเป็นหลายประเภท ได้แก่

ตารางที่ 2.1 ค่ามาตรฐานของ Common Values ของภาพดิจิตอล 2 มิติ

ตัวแปร	สัญลักษณ์	ค่าตัวอย่างพิกเซล
Rows	N	180,360,720,1024
Columns	M	120,240,480,960
Gray	L	0,128,255

2.3.1 แบบจำลองสีระดับเทา (Gray scale model)

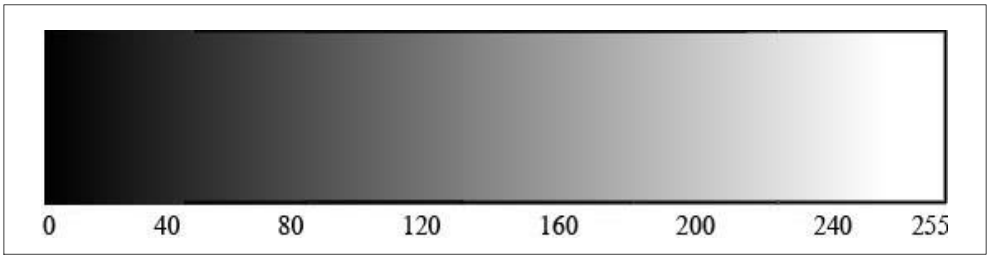
ภาพระดับเทาสามารถเขียนแทนด้วย $f(x,y)$ โดยที่ขนาดของ f ที่ตำแหน่ง (x,y) คือค่าความเข้มของภาพที่จุดนั้น ๆ โดยที่ค่า $f(x,y)$ จะต้องไม่เป็นศูนย์และมีค่าจำกัด ซึ่งสามารถแยกองค์ประกอบได้เป็น 2 ส่วน คือ องค์ประกอบความสว่าง (illumination component : $i(x,y)$) และองค์ประกอบการสะท้อนของแสง (reflectance component : $r(x,y)$) โดยที่ $f(x,y)$ เกิดจากการคูณกันขององค์ประกอบทั้งสองดังสมการที่ 2.1

$$f(x,y) = i(x,y) \bullet r(x,y) \tag{2.1}$$

โดยที่ $i(x,y)$ จะต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และมีค่าจำกัด ส่วน $r(x,y)$ จะต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และน้อยกว่าหนึ่ง ภาพ f เป็นภาพที่มีเฉดสีเดียว ดังนั้นความเข้มของ f ที่ตำแหน่ง (x,y) เรียกว่าระดับเทา (gray level : l) ของภาพในตำแหน่งนั้น โดยที่ระดับเทาจะอยู่ในช่วงสมการที่ 2.2

$$L_{\min} \le 1 \le L_{\max} \tag{2.2}$$

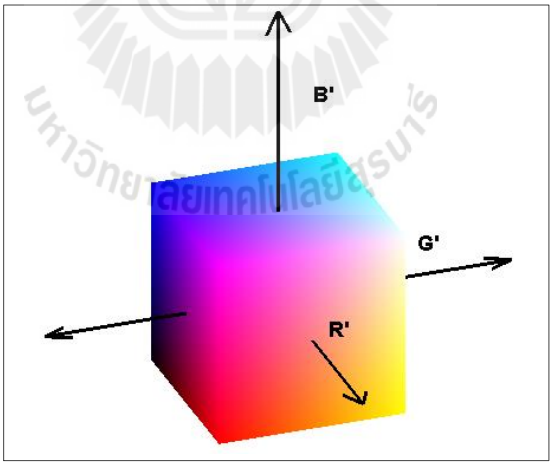
เรียกช่วง $[L_{min},L_{max}]$ ว่าสเกลระดับเทา (gray scale) โดยปกติจะเลื่อนช่วงนี้ให้เป็น [0,L] โดยที่ 1 เป็นศูนย์ คือจุดภาพที่มีสีดำและที่ l เท่ากับ L คือจุดภาพที่มีสีขาว ส่วนจุดภาพที่มีค่า l ระหว่างนี้จะแสดงระดับสีของสีเทาแสดงดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 ภาพโทนสีขาวดำและการแสดงค่าระดับความเข้มแสง

2.3.2 แบบจำลองสี RGB

แบบจำลองสี RGB เป็นแบบจำลองที่ประกอบไปด้วยองค์ประกอบสเปกตรัมของ 3 แม่สีปฐมภูมิ (primary spectral components) ได้แก่ สีแดง (red : R) สีเขียว (green : G) และสีน้ำเงิน (blue : B) ซึ่งแต่ละสีอยู่บนระนาบภาพ (image planes) ที่เป็นอิสระต่อกันบนพื้นฐานของระบบพิกัดคาร์ทีเซียนดังแสดงในรูปที่ 2.3 กล้องสีส่วนมากที่ใช้ในการรับภาพดิจิทัล นิยมใช้แบบจำลองสี RGB เป็นรูปแบบในการรับภาพ ดังนั้น แบบจำลองสี RGB จึงเป็นแบบจำลองที่สำคัญในการประมวลผลภาพ



รูปที่ 2.3 ลูกบาศก์ของแบบจำลองสี RGB

2.3.3 แบบจำลองสี HSV

แบบจำลองสี HSV เป็นแบบจำลองสีที่พัฒนาขึ้นเพื่อเป็นทางเลือกในการกำหนดสี โดยแบบจำลองสี HSV จะให้ความหมายที่ดีกว่าเมื่อกล่าวถึงสีต่าง ๆ ในเชิงศิลปะ เช่น เมื่อกล่าวถึงสีเหลืองในทางศิลปะจะมีความแตกต่างกัน เมื่อพิจารณาสีเหลืองอ่อน สีเหลืองแก่ หรือสีน้ำตาลว่ามีความแตกต่างกันอย่างไร จะพบว่าทุกสีคือสีเหลืองนั่นเอง แต่มีระดับความเข้มหรือมีความอิ่มตัวที่แตกต่างกัน ดังนั้นการกำหนดสีของแบบจำลองสี HSV จึงให้ความรู้สึกที่เข้าใจได้มากกว่าสำหรับมนุษย์แบบจำลองสี HSV ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบคือ

ค่า H คือ ค่าสีสัน หรือสีที่มีความแตกต่างออกไปตามความถี่ของแสง เช่น แดง เหลือง เขียว น้ำเงิน หรือม่วง เป็นต้น (pure color)

ค่า S คือ ความอิ่มตัวสี เป็นตัวบ่งบอกระดับสีเมื่อเทียบกับค่าสีสัน เช่น สีแดงและสีชมพู กล่าวคือ สีชมพูคือสีแดงนั่นเองเพียงแต่สีชมพูมีความอิ่มตัวสีที่น้อยกว่าหรือมีสีขาวเป็นส่วนผสม

ค่า V คือ ระดับความสว่างของสีที่มีค่าสีสันและความอิ่มตัวสี เท่ากับค่าใด ๆ โดยที่ระดับความสว่างต่ำสุดหมายถึงสีดำ ไม่ว่าจะมี ค่าสีสัน หรือค่าความอิ่มตัวสีเท่าใดและระดับความสว่างสูงสุด หมายถึงสีขาวซึ่งเป็นสีที่สว่างที่สุดของค่าสีสันและค่าความอิ่มตัวนั้น ๆ

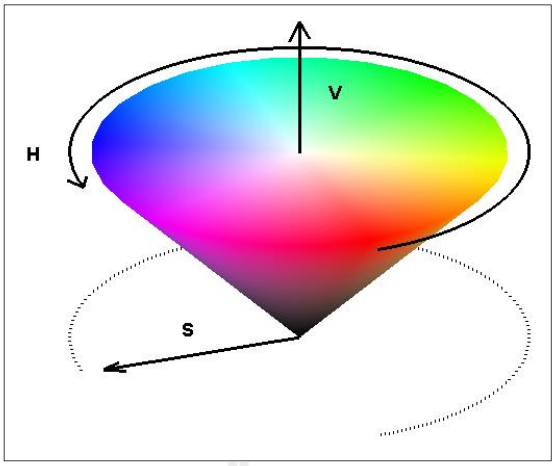
แบบจำลองสี HSV นี้สามารถหาได้โดยการแปลงมาจากแบบจำลองสี RGB ดังสมการที่ 2.3 ถึงสมการที่ 2.6 แสดงดังรูปที่ 2.4

$$H = \begin{cases} H_1 & : B \le G \\ 360^\circ - H_1 & : B > G \end{cases} \tag{2.3}$$

$$H_1 = \cos^{-1}\left\{ \frac{0.5[(R-G)+R-B]}{\sqrt{(R-G)(R-G)+(R-B)(R-B)}} \right\} \tag{2.4}$$

$$S = \frac{\max(R,G,B) - \min(R,G,B)}{\max(R,G,B)} \tag{2.5}$$

$$V = \frac{\max(R,G,B)}{255} \tag{2.6}$$



รูปที่ 2.4 แบบจำลองสี HSV

2.3.4 แบบจำลองสี YIQ

แบบจำลองสี YIQ เป็นแบบจำลองสีที่เป็นมาตรฐานในการใช้งานแพร่ภาพสัญญาณโทรทัศน์ในระบบ NTSC (National Television Committee) และกล้องวีดิทัศน์ ข้อดีอย่างมากของแบบจำลองสี YIQ คือ ข้อมูลระดับเทาจะแยกจากข้อมูลสี ดังนั้นข้อมูลสัญญาณจึงสามารถใช้ได้ทั้งชุดข้อมูลสีและชุดข้อมูลขาว ดำ ซึ่งแบบจำลองสี YIQ ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบคือ

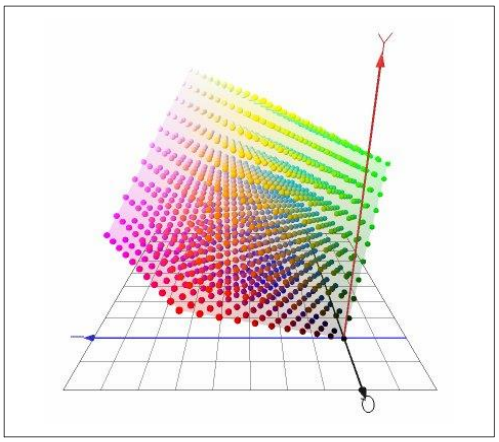
ค่า Y คือ ระดับความเข้มของแสงสว่าง

ค่า I คือ ค่าสีสัน

ค่า Q คือ ระดับความอิ่มตัวสี

โดยองค์ประกอบระดับความเข้มของแสงสว่างเป็นชุดข้อมูลระดับเทา ในขณะที่องค์ประกอบที่เหลือเป็นชุดข้อมูลสี แบบจำลองสี YIQ สามารถหาได้โดยการแปลงมาจากแบบจำลองสี RGB ดังสมการที่ 2.7 และแสดงดังรูปที่ 2.5

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.578 & 0.114 \\ -0.169 & -0.331 & 0.500 \\ 0.500 & -0.419 & -0.081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \tag{2.7}$$



รูปที่ 2.5 แบบจำลองสี YIQ

ดังนั้นจะเห็นว่าสีเป็นองค์ประกอบที่สำคัญของการมองเห็นต่อสายตามนุษย์ ภายใต้เงื่อนไขการส่องสว่างของแสงปกติ (normal illumination) นั้นระบบการมองเห็นของมนุษย์จะมีความไวต่อการรับรู้ค่าสีมากกว่าค่าความสว่าง ซึ่งตามธรรมชาติสีของวัตถุที่ตามนุษย์สามารถรับรู้ได้นั้นเกิดจากการที่แสงสีนั้นส่องกระทบวัตถุ แต่วัตถุไม่สามารถดูดซึมแสงสีดังกล่าวได้

แสงสีที่มองเห็นจะทำให้เกิดความรู้สึกที่สำคัญอยู่ 3 ประการคือ เกิดความรู้สึกในเรื่องสีสัน (hue) เกิดความรู้สึกในเรื่องการส่องสว่าง (brightness) และเกิดความรู้สึกในเรื่องแสงสีอิ่มตัว (saturation หรือ chroma) โดยความรู้สึกในเรื่องแสงสีจะทำให้สายตาสามารถแยกแยะออกได้ว่าแสงสีที่มองเห็นเป็นแสงสีแดงเข้ม สว่าง หรือมืด สำหรับความรู้สึกในเรื่องแสงสีอิ่มตัวนั้นจะทำให้สามารถรู้ความบริสุทธิ์ของแสงสีได้ว่าเป็นสีน้ำเงินชัดเจนหรือสีน้ำเงินจาง

จะเห็นว่าสีมีความสำคัญสำหรับการประมวลผลภาพ เนื่องจากสีสามารถอธิบายเอกลักษณ์ของวัตถุและดึงลักษณะของวัตถุจากเหตุการณ์ต่าง ๆ ได้ จากที่กล่าวไว้ข้างต้นมนุษย์ไม่สามารถแยกความแตกต่างของเฉดสีและระดับความสว่างจำนวนล้านเฉดสีได้ มนุษย์สามารถพิจารณาเปรียบเทียบความแตกต่างของระดับเฉดสีเพียง 12 เฉดสีเท่านั้น ด้วยสาเหตุนี้จึงเป็นเหตุผลสำคัญสำหรับการวิเคราะห์ภาพตามหลักการมองเห็นของมนุษย์

2.4 การแยกส่วนภาพ

การแยกส่วนภาพเป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งของการประมวลผลภาพ (Gonzales and woods 2008) คือการแยกส่วนต่าง ๆ ของรูปภาพออกจากกันตามลักษณะสำคัญที่เราพิจารณา เช่น ส่วนที่เป็นท้องฟ้า ส่วนที่เป็นพื้นถนน หรือส่วนที่เป็นสิ่งแวดล้อมเพื่อลดจำนวนข้อมูลในรูปภาพที่

ไม่จำเป็นในการวิเคราะห์ จัดระเบียบข้อมูลในรูปภาพให้เป็นกลุ่มและแสดงข้อมูลในรูปที่เข้าใจง่าย หลักการในการแยกส่วนภาพหลักการ คือ การแยกส่วนภาพจากความไม่ต่อเนื่อง (Discontinuity) ขององค์ประกอบภาพ โดยดูจากความเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจนของความเข้มขององค์ประกอบภาพ เช่น บริเวณที่เป็นเส้นขอบของภาพ และการแยกส่วนภาพตามความคล้ายกัน (Similarity) ขององค์ประกอบภาพ โดยแยกส่วนภาพตามคุณสมบัติของจุดภาพ (Pixel) ภายในพื้นที่เดียวกันที่มีความเหมือนกัน โดยเทคนิคที่ใช้ในการแยกส่วนภาพสำหรับงานวิจัยนี้ คือ การหาขีดเริ่มเปลี่ยน (Thresholding) ของภาพ เป็นกระบวนการในการสร้างพื้นที่ที่มีความเป็นเอกรูป (Uniformity) ในรูปภาพออกเป็นส่วน ๆ ตามเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold criterion : T) ดังแสดงในรูปที่ 2.6 เป็นการแยกส่วนภาพออกจากพื้นหลังโดยสิ่งที่ต้องการคือส่วนที่เป็นบริเวณต้นไม้ และส่วนที่ไม่ต้องการคือ พื้นถนนและท้องฟ้าซึ่งจะให้เป็นสีดำ แสดงดังสมการที่ 2.8 เมื่อ T เป็นฟังก์ชันของเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน $f(x,y)$ เป็นค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x,y) และ $A(x,y)$ แทนคุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียง โดยภาพที่หาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว $g(x,y)$ ดังสมการที่ 2.9

$$T = T\{x, y, A(x,y), f(x,y)\} \tag{2.8}$$

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & f(x,y) \geq T \\ 0 & f(x,y) \leq T \end{cases} \tag{2.9}$$

ค่าของฟังก์ชัน T สามารถแบ่งได้ 3 วิธีด้วยกันดังนี้

1) ขีดเริ่มเปลี่ยนวงกว้าง (global threshold) ค่า T จะขึ้นอยู่กับค่าระดับเทาของแต่ละจุดภาพที่ (x,y) เท่านั้น

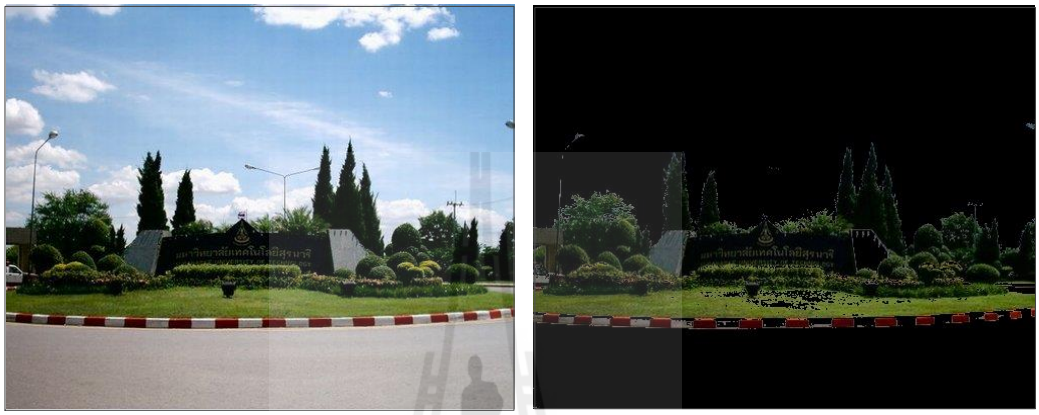
$$T = T\{f(x,y)\} \tag{2.10}$$

2) ขีดเริ่มเปลี่ยนเฉพาะที่ (local threshold) ค่า T ขึ้นอยู่กับจุดภาพข้างเคียงและค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x,y)

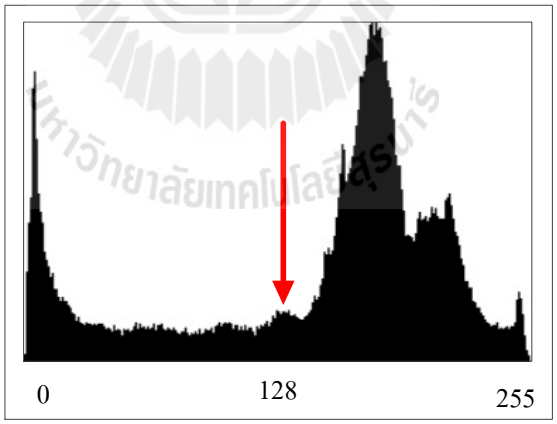
$$T = T\{A(x,y), f(x,y)\} \tag{2.11}$$

3) ขีดเริ่มเปลี่ยนพลวัต (dynamic threshold) ค่า T ขึ้นอยู่กับตำแหน่งของจุดภาพข้างเคียงและค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x, y)

$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \tag{2.12}$$



(ก) ภาพต้นแบบ (ข) ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว



(ค) ฮิสโทแกรมของค่าระดับเทา

รูปที่ 2.6 การแยกส่วนภาพโดยใช้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน

2.5 การปรับปรุงคุณภาพของภาพ

การปรับปรุงคุณภาพของภาพเป็นกระบวนการที่ทำให้คุณภาพของภาพดีขึ้นเพื่อจุดหมายเฉพาะ เพื่อทำให้คุณลักษณะของภาพ เช่น ความมืด ความสว่าง ขอบของวัตถุในภาพ ให้ปรากฏชัดเจนขึ้น รวมทั้งกำจัดสิ่งรบกวน ระบบการปรับปรุงภาพสามารถแบ่งออกเป็นประเภทของการประมวลผลได้ 4 แบบ คือ

1. การปรับปรุงภาพบนพื้นฐานของจุดภาพ (pixel-based image enhancement) เป็นการปรับภาพด้วยวิธีกระทำครั้งละหนึ่งจุดภาพจนหมด ได้แก่ การกระทำทางพีชคณิต การกระทำเชิงตรรกและ การกระทำทางเรขาคณิต

2. การปรับปรุงภาพบนฐานของฮิสโตแกรม (histogram-based image enhancement) เป็นการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยการกระทำฮิสโตแกรมของภาพที่ต้องการปรับปรุงคุณภาพนั้น

3. การปรับปรุงภาพบนฐานการกรองทางตำแหน่ง (spatial filtering – based image enhancement) เป็นการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยใช้กระบวนการสังฆวัฒนาทางตำแหน่ง (spatial convolution)

4. การปรับปรุงภาพบนฐานของความถี่ (frequency - based image enhancement) เป็นการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยการกระทำบนโดเมนความถี่ ด้วยการแปลงฟูเรียร์ทำการพิจารณาการปรับปรุงภาพด้วยพื้นฐานของการกรองทางตำแหน่ง โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.5.1 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน (Gaussian filter)

ระบบการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียนเป็นการกรองข้อมูลภาพโดยใช้การสังฆวัฒนาเชิงพื้นที่ (spatial convolution) ในลักษณะสมมาตรในเชิงวงกลม ซึ่งค่าน้ำหนักจะมีค่าแปรผันตามลักษณะการกระจายแบบเกาส์เซียน ดังสมการที่ 2.13

$$h(x,y) = l^{\frac{\pi(x^2+y^2)}{a^2}} \tag{2.13}$$

เมื่อ a คือ ความกว้างของตัวกรองแบบเกาส์เซียนในลักษณะเชิงเส้น และสามารถให้ความถี่ต่ำผ่านได้ (low-pass filter) ผลที่ได้จากการกรองแบบเกาส์เซียนเป็นผลให้ภาพมีความเบลอดังรูปที่ 2.7 แต่ไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบเกลือ-พริกไทย (salt-pepper noise) ได้ดีนัก

(ก) ภาพต้นแบบ (ข) การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน

รูปที่ 2.7 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน

2.5.2 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง (Median filter)

การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลางเป็นการกรองข้อมูลภาพโดยใช้การสังฆวัฒนาเชิงเวลา (spatial convolution) ซึ่งมีค่าน้ำหนักเป็น 1 เท่ากันตลอด ซึ่งหลังจากทำการการสังฆวัฒนาแล้วจึงนำผลลัพธ์มาทำการเฉลี่ย โดยเลือกค่ากึ่งกลาง ดังสมการที่ 2.14

$$g(i, j) = med[x(i+r, j+s) \in A, (i, j) \in Z^2] \tag{2.14}$$

ซึ่งการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลางเป็นการกรองในลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น โดยข้อดีของการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลางคือ สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบเกลือ-พริกไทย (salt-pepper noise) และสัญญาณรบกวนแบบลาปลาเซียน (laplacian noise) ได้ดี อีกทั้งก่อให้เกิดการเบลอของภาพเพียงเล็กน้อย ในขณะที่ข้อเสียของการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง คือ ไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบแบบเกาส์เซียน (gaussian noise) ได้ดีนัก ผลที่ได้จากการกรอง แสดงดังรูปที่ 2.8

(ก) ภาพต้นแบบ (ข) การปรับปรุงภาพด้วยการกรองเฉลี่ยกึ่งกลาง

รูปที่ 2.8 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง

2.6 การค้นหาขอบภาพด้วยวิธีของ Canny

การหาขอบภาพเป็นวิธีการที่สำคัญอีกขั้นตอนหนึ่งเนื่องจากภาพที่ได้จากการหาขอบจะนำไป ค้นหาเส้นตรงที่เกิดขึ้นในภาพในขั้นตอนต่อไป ขั้นตอนการค้นหาขอบภาพโดยวิธีของ Canny ประกอบด้วย 4 ขั้นตอน เริ่มต้นจากการปรับภาพให้เรียบ (Smoothing) ด้วยตัวกรองเกาเซียนเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวน หลังจากนั้นหาอนุพันธ์อันดับหนึ่ง คำนวณค่าขนาดและทิศทางของเกรเดียนต์ นำค่าที่ได้มาคำนวณค่าของ Non-maxima Suppression กับค่าขนาดของเกรเดียนต์เพื่อทำให้ได้ขอบที่บางลงและในขั้นตอนสุดท้ายใช้การกำหนดจุดอ้างอิงสองระดับ (Double Thresholding) เพื่อระบุค่าของพิกเซลที่เป็นขอบและช่วยเชื่อมต่อขอบโดยในแต่ละขั้นตอนมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.6.1 การปรับภาพให้เรียบ (Smoothing)

ขั้นตอนแรกการค้นหาขอบโดยอัลกอริธึมของ Canny ต้องกำจัดสัญญาณรบกวนออกก่อน ด้วยวิธีการใช้ตัวกรองเกาส์เซียน กำหนดกรอบ (Masks) เป็นเมตริกซ์ขนาด 3x3 หรือมีขนาดเท่ากับ 9 พิกเซล การกำหนดขนาดของตัวกรองเกาส์เซียน หากมีขนาดกว้างมาก จะมีผลทำให้ลดสัญญาณรบกวนได้มาก ถ้าขนาดกรอบกว้างมากเกินไปมีผลทำให้ขอบย่อย ๆ ที่เป็นส่วนรายละเอียดหายไป ผลของภาพที่ผ่านการปรับภาพให้เรียบด้วยตัวกรองเกาส์เซียนหาได้จากสมการที่ 2.15

$$S_{(i,j)} = G_{(i,j,\sigma)} . I_{(i,j)} \tag{2.15}$$

กำหนดให้ $I_{(i,j)}$ คือ ภาพที่ต้องการหาขอบ $G_{(i,j,\sigma)}$ คือ Gaussian Smoothing Filter และ σ คือ ควบคุมระดับของการ Smoothing

2.6.2 การคำนวณค่าของเกรเดียนต์ (Gradient Calculation)

ขั้นแรกปรับภาพ (i, j) I ให้มีความเรียบผลลัพธ์ที่ได้คือค่าของภาพในฟังก์ชัน S (i, j) ขั้นตอนที่สอง การหาค่าของเกรเดียนต์ในทิศทางของแกน x และแกน y และกำหนดขนาดของอนุพันธ์อันดับหนึ่งของ Px (i, j) และ Qy (i, j) ตามลำดับดังสมการที่ 2.16 และ 2-17

$$Px_{(i,j)} \approx \frac{(S_{i,j+1} - S_{(i,j)} + S_{i+1,j+1} - S_{i+1,j})}{2} \tag{2.16}$$

$$Py_{(i,j)} \approx \frac{(S_{i,j} - S_{(i+1,j)} + S_{i,j+1} - S_{i+1,j+1})}{2} \tag{2.17}$$

นำค่า $Px_{(i,j)}$ และ $Qy_{(i,j)}$ ที่ผ่านการหาอนุพันธ์อันดับหนึ่งเมื่อคำนวณการแปลงรูปแบบจากระนาบของระบบพิกัดฉาก (Rectangular Form) ไปเป็นระนาบพิกัดเชิงขั้ว (Polar Form) เพื่อหาขนาดและทิศทางของเกรเดียนต์แทนค่าตามสมการที่ 2.16 และ 2.17 ได้ค่าขนาดเกรเดียนต์ดังสมการที่ 2.18 ทิศทางของเกรเดียนต์ (Gradient Orientation) สมการที่ 2.19 และสามารถหาค่ามุม θ ได้ดังสมการที่ 2.20

$$M_{(i,j)} = \sqrt{P_x^2(i, j) + Q_y^2(i, j)} \tag{2.18}$$

$$\theta_{(i,j)} = \tan^{-1}(P_x^2(i, j) + Q_y^2(i, j)) \tag{2.19}$$

$$\theta = \tan^{-1}(x, y) \tag{2.20}$$

2.6.3 Non-maxima Suppression

การค้นหาขอบภาพด้วยวิธีการของ Canny จุดที่ถือเป็นเส้นขอบของภาพได้นั้นต้องเป็นจุดที่ให้ค่าสูงสุดเฉพาะที่และเป็นทิศทางเดียวกับเกรเดียนต์ การค้นหาขอบภาพโดยใช้อนุพันธ์อันดับหนึ่งทำให้ได้ขอบที่บางเพียง 1 พิกเซล ภาพที่ได้หลังการทำ Non-maxima Suppression จะให้ค่าเป็นศูนย์ในทุกจุดยกเว้นจุดที่เป็น local Maxima Point ซึ่งจะยังคงค่าเดิมไว้

2.6.4 Thresholding

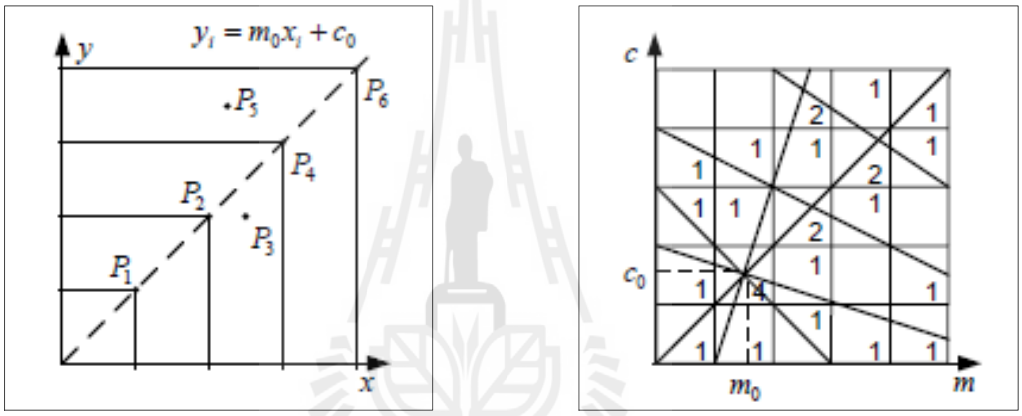
แม้ว่าภาพจะผ่านการ Smoothing ในขั้นตอนแรกแล้วก็ตาม ภาพที่ได้อาจยังมีเส้นขอบที่ไม่ใช่ขอบที่แท้จริงปรากฏอยู่ อันเนื่องจากสัญญาณรบกวนหรือลักษณะของวัตถุในภาพเป็นพื้นผิวที่มีลวดลายหรือมีรายละเอียดภายในมาก ดังนั้นเพื่อลดปัญหาดังกล่าวจึงได้มีการกำหนดค่า Threshold ขึ้นมาสองค่าคือ High Threshold (T1) และ Low Threshold (T2) โดยพิกเซลที่มีค่ามากกว่า T1 จะถูกปรับเป็น 1 เป็นพิกเซลที่เป็นขอบ แต่ถ้าน้อยกว่า T2 จะถูกปรับเป็น 0 ส่วนค่าที่อยู่ระหว่างค่า Threshold ทั้งสอง การปรับเป็นค่า 0 หรือ 1 นั้นขึ้นอยู่กับพิกเซลที่อยู่รอบข้าง หากพบว่าพิกเซลที่อยู่รอบข้างของพิกเซลที่เป็นขอบ (ค่าขอบ > T1) มีค่ามากกว่า T2 แล้ว จะปรับค่าพิกเซลดังกล่าวให้มีค่าเป็น 1 และถือเป็นสมาชิกหนึ่งในภาพขอบด้วยเช่นกัน ดังนั้นการทำ Threshold จะทำให้ได้ภาพที่มีขอบหนาหรือขอบบาง จากขั้นตอนทั้งหมดการหาขอบด้วยวิธีของ canny แสดงดังรูปที่ 2.9

(ก) ภาพต้นแบบ (ข) ภาพการหาขอบด้วยวิธีการของ canny

รูปที่ 2.9 การหาขอบภาพด้วยวิธีของ canny

2.7 การค้นหาเส้นตรงด้วยวิธีการของ Hough Transform

วิธีการของ Hough Transform คือการค้นหาเส้นตรงและวงกลมจากจุดต่าง ๆ โดยแต่ละจุดจะโหวตว่าจุดนั้นๆ อยู่บนเส้นใดบ้าง เมื่อทุกจุดโหวตแล้ว สมการที่ถูกโหวตมากที่สุดจะเป็นเส้นที่ผ่านจุดมากที่สุด เช่น ต้องการหาสมการเส้นตรงที่ผ่านจุด (x, y) จะมีเส้นตรงมากมายเป็นอนันต์ผ่านจุดดังกล่าว เมื่อพิจารณาเส้นตรง $y_0 = mx_0 + 0$ เส้นตรงที่ผ่านจุด (x, y) มีค่าพารามิเตอร์ คงที่ (m, c) ซึ่งค่า $c_0 = y - mx_0$ ดังนั้นจุดหนึ่งๆจะโหวตให้กับสมการเส้นตรงที่มี Parameter ต่าง ๆ กันได้หลายสมการ เมื่อจุดทุกจุดได้โหวตเสร็จเรียบร้อยแล้ว สมการเส้นตรงที่ถูกโหวตมากที่สุด จะเป็นเส้นตรงที่ผ่านจุดที่กำหนดให้มากที่สุด แสดงดังรูปที่ 2.10

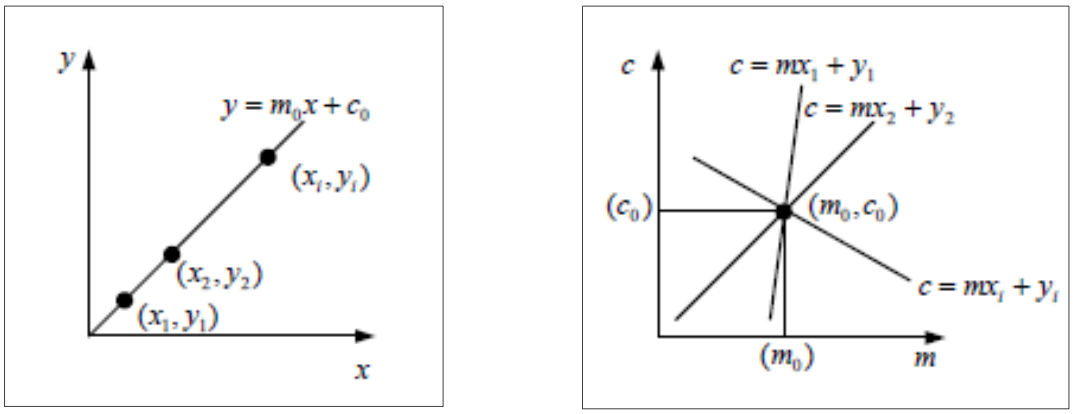


(ก) จุดของเส้นตรงใน Image Space (ข) จำนวนเส้นตรงใน Parameter Space

รูปที่ 2.10 การนับจำนวนเส้นตรงของการแปลง Hough Transform

2.7.1 การแปลงรูปแบบจาก Image Space ไปสู่ Parameter Space

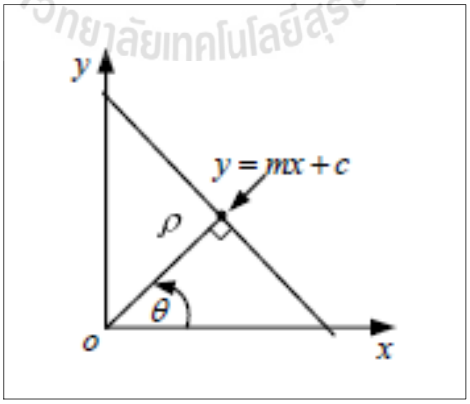
จากสมการของเส้นตรง $y_i = mx_i + c$ เมื่อจุด (x_i, y_i) ดังแสดงในรูปที่ 2.10 (ก) ค่าความชันและจุดแกน y ของสมการเป็นค่าคงที่ $(m_{0,} c_{0,})$ หรือเรียกว่าส่วนของ Parameter Space ดังนั้นการเปลี่ยนจาก Image Space ไปสู่ Parameter Space สมการของการเปลี่ยนแปลงคือที่จุด $(m_{0,} c_{0,})$ จะเท่ากับ $c_i = y - m_i x$ ดังแสดงในรูปที่ 2.10 (ก)



(ก) Image Space (ข) Parameter Space

รูปที่ 2.11 การแปลงรูปแบบระหว่าง Image Space กับ Parameter Space

จากภาพที่ 2.11 (ข) มีจำนวนของจุดทั้งสามจุดที่เส้นตรงที่มีค่าของความชันและจุดตัดแกน y ที่ตำแหน่ง $(m_{0,}c_{0,})$ ดังนั้นเมื่อพิจารณาในรูปแบบของ Parameter Space ที่จุด $(m_{0,}c_{0,})$ ก็จะมีเส้นตรงที่เกิดขึ้นจากสมการเส้นตรงได้ทั้งหมดสามสมการที่ลากผ่านจุดดังกล่าว ดังนั้น เมื่อกำหนดจุด $(x,\ y)$ บนระนาบของ Image Space และทำการเปลี่ยนระนาบ Parameter Space หรือเรียกว่า Hough Space ดังแสดงในรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าของเวกเตอร์ ρ กับจุดของเส้นตรง

ความสัมพันธ์ระหว่างการเปลี่ยนรูปแบบคือที่จุด (ρ,θ) บน Parameter Spaces จะเป็นจุดที่อยู่บนสมการเส้นตรงที่ลากผ่านจุด (x, y) เมื่อพิจารณาค่าของเวกเตอร์ ρ ที่ตั้งฉากกับจุดดังกล่าวและทำมุมกับแกน x เท่ากับมุม θ ดังนั้นการแปลงรูปแบบจาก Image Space ไปสู่Parameter Space สามารถหาค่าของเวกเตอร์ ρ ได้จากสมการที่ 2.21

$$\rho = x\cos\theta + y\sin\theta \tag{2.21}$$

เมื่อกำหนดให้ ρ คือระยะที่วัดจากจุดกำเนิดไปตั้งฉากกับเส้นตรง และ θ คือค่าของมุมระหว่างเวกเตอร์ ρ กับแกน x

2.7.2 การค้นหาเส้นตรงใช้ Hough Transform ในภาพสองมิติ

หลักการของ Hough Transform เพื่อการค้นหาองค์ประกอบของภาพสองมิติที่มีส่วนเส้นตรงปรากฏในภาพนั้น เป็นการหาเส้นตรงของภาพจากฟังก์ชันของสมการที่ 2.22

$$f(x, y, \rho_0, \theta_0) = x\cos\theta + y\cos\theta \tag{2.22}$$

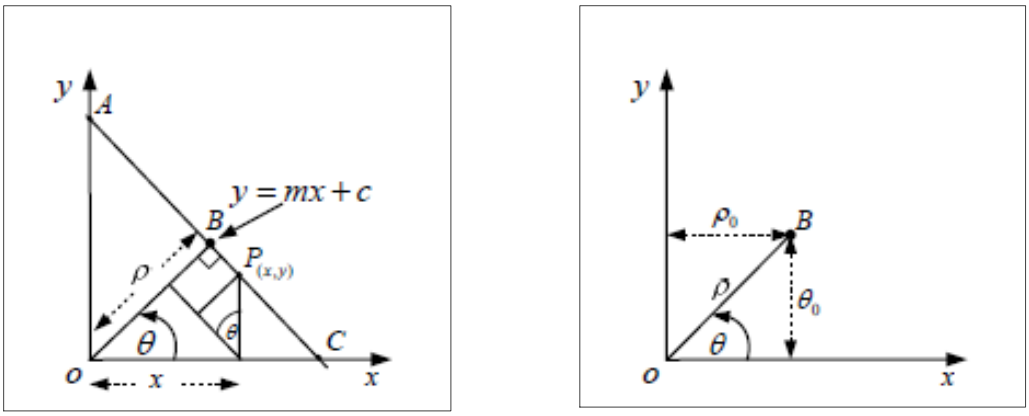
และกำหนดให้จุดของภาพสองมิติมีค่าเท่ากับ (ρ_0,θ_0) เมื่อ ρ_0 ระยะที่วัดจากจุดกำเนิดไปตั้งฉากกับเส้นตรง และจุด θ_0 เป็นค่าของมุมระหว่างเวกเตอร์ ρ กับแกน x ดังแสดงในรูปที่ 2.13

วิธีการ Hough Transform คือการหาขอบของค่าจากสมการ 2.21 โดยมีการกำหนดจุด (x_0, y_0) ของ Image Space ดังนั้นค่าของ ρ จะเท่ากับสมการ 2.23

$$\rho = \sqrt{x_0^2 + y_0^2}\left(\frac{x_0}{\sqrt{x_0^2 + y_0^2}}\cos\theta + \frac{y_0}{\sqrt{x_0^2 + y_0^2}}\sin\theta\right) \tag{2.23}$$

กำหนดให้ $r_0 \cong \sqrt{x_0^2 + y_0^2}$ และ $\alpha_0 \cong \tan^{-1}(y_0 / x_0)$ และเมื่อแทนค่าของสมการ (2.22) จะได้ค่า ρ ตามสมการ 2.24

$$\rho = r_0(\cos\alpha\cos\theta + \sin\alpha_0\sin\theta) = r_0(\cos\alpha - \theta) \tag{2.24}$$



(ก) Image Space (ข) Parameter Space

รูปที่ 2.13 การหาเส้นตรงของภาพสองมิติโดยใช้ Hough Transform

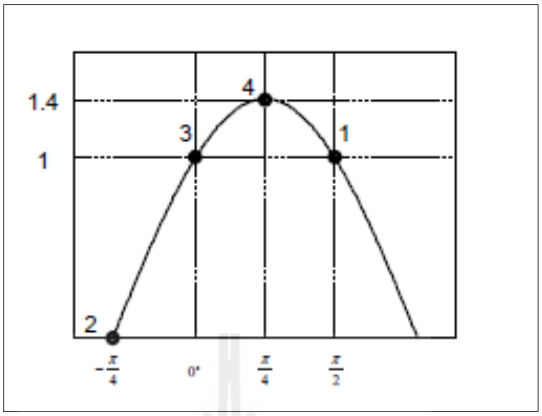
การแปลงรูปแบบของ Hough Transform พบว่า $\rho = x\cos\theta + y\cos\theta$ ของจุด (x_0, y_0) ใน ImageSpace เป็นการแปลงรูปแบบไปสู่เส้นโค้งรูปซายด์ (Sinusoidal Curve) ใน Parameter Space ทิศทางทวนเข็มนาฬิกาและจุด (ρ_0, θ_0) ของรูปเส้นโค้งรูปซายด์นี้ แสดงให้เห็นแทนเส้นตรงที่ลากผ่านจุด (x_0, y_0) ใน Image Space เมื่อทดลองแทนค่า θ และ ρ ตามตารางที่ 2.2 ดังนั้น ผลที่ได้จะเป็นการทำ Hough Transform ระหว่างค่าของเส้นตรงใน Image Space ไปสู่ค่าของจุดใน Hough Space ของ Parameter Space ดังแสดงในรูปที่ 2.14

ตารางที่ 2.2 ค่าความสัมพันธ์ระหว่างค่าของ θ และ ρ เมื่อแทนค่าในสมการที่ (2.21)

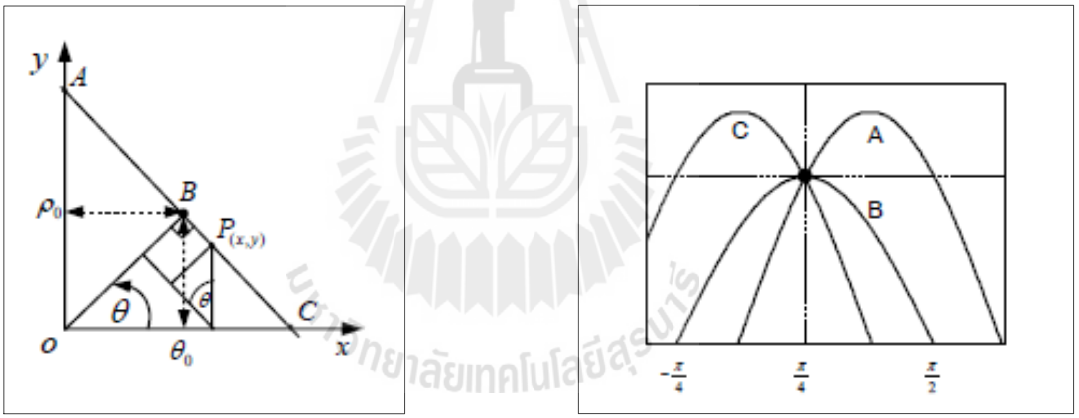
	จุดที่ 1	จุดที่ 2	จุดที่ 2	จุดที่ 4
θ	$\pi/2$	$-\pi/4$	0	$\pi/4$
ρ	1	0	1	$\sqrt{2}$

เมื่อทั้ง 4 จุดมีที่เกิดขึ้นใน Hough Space ค่าของจุด 2,3,4 และ 1 ในภาพที่ 2.15 (ก) จะมีค่าตรงกันในแต่ละเส้นของในภาพที่ 2.15 (ข) Image Space ลักษณะของภาพแบบการแปลงบทกลับของ Hough Transform ค่าของจุด (ρ_0, θ_0) ใน Parameter Space สามารถอธิบายได้ด้วยบทกลับของการแปลงรูปแบบจาก Spatial Domain ไปสู่การแทนค่าของเส้นตรงและอธิบายได้ด้วยโดยสมการ 2.25

$$\rho = x\cos\theta + y\sin\theta - \rho_0 = 0 \tag{2.25}$$



รูปที่ 2.14 ตัวอย่างการทำ Hough Transform



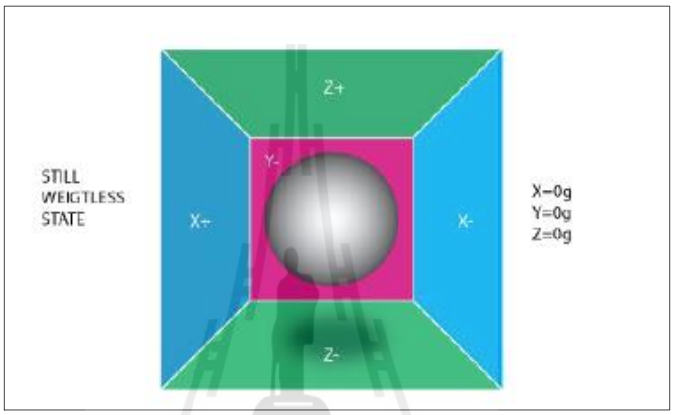
(ก) Image Space (ข) Parameter Space

รูปที่ 2.15 การหาเส้นตรงของภาพสองมิติโดยใช้ Hough Transform

เมื่อเราทำ Hough Transform แล้วจุดที่ $P(x, y)$ ที่ปรากฏอยู่ในภาพจะมีเส้นตรงจำนวนมากมายที่ลากผ่านได้ ดังนั้นวิธีการของ Hough Transform คือการนับค่าว่าจุด $P(x, y)$ ดังกล่าวมีจำนวนเส้นของเส้นตรงลากผ่านจุดนี้จำนวนเท่าไร แสดงว่าจุดนั้นคือจุดเด่นของเส้นตรงที่ผ่านจุด $P(x, y)$ มีค่ามากที่สุดและตั้งฉากกับเส้น ตรงที่ผ่านจุด $P(x, y)$ ดังกล่าวนั้นเอง

2.8 เซนเซอร์ความเร่ง Accelerometer

เซนเซอร์วัดความเร่ง เป็นเซนเซอร์ประเภทหนึ่งที่วัดความเร่งและการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์ ไม่ว่าจะเป็นความเร่งในการเคลื่อนที่ หรือความเร่งของโลก หรือ ค่า G นั้นเอง ประโยชน์ของเซนเซอร์ที่นำมาใช้กันมากที่สุด คือการหามุมเอียง ของวัตถุ โดยกลักการคิดมุมจะคิดแบบเวกเตอร์ที่กระทำกับแกนต่าง ๆ โดยมีหลักการทำงาน คือ สมมติให้ลูกบอลอยู่ในกล่องลูกบาศก์สี่เหลี่ยม ดังแสดงในรูปที่ 2.16

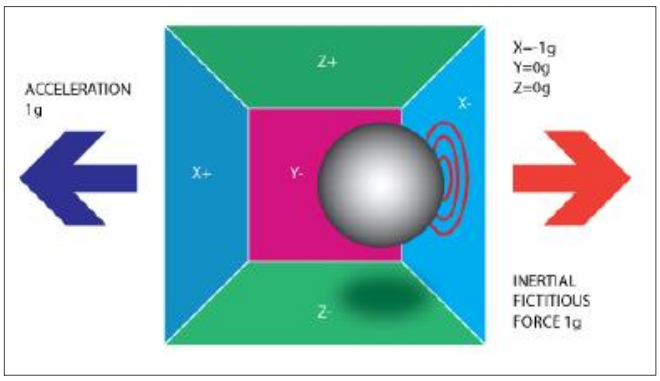


รูปที่ 2.16 Accelerometer ในขณะหยุดนิ่ง

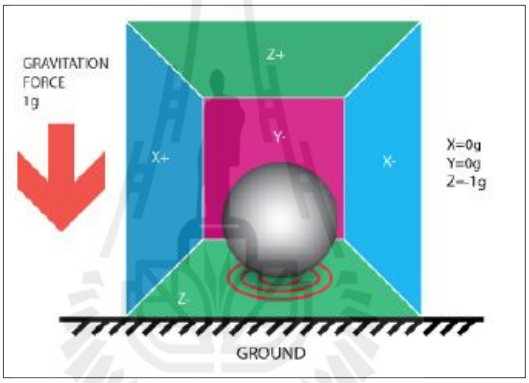
ถ้าในเวลาช่วงหนึ่งมีแรงมากระทำกับกล่อง ทำให้เกิดการเคลื่อนที่และมีความเร่ง กำหนดให้ผนังกำแพงแต่ละด้านมีค่า +X , -X , +Y , -Y และ +Z , -Z ในขณะที่เกิดความเร่งในแนวแกน X มีแรงมากระทำเป็นแรง 1 g (9.81 m/s^2) ทำให้ลูกบอลเกิดแรงเฉื่อย และติดที่ผนัง -X ดังนั้นความเร่งในแนวแกน X จะมีค่า -1g ดังรูปที่ 2.16

ในขณะที่กล่องสี่เหลี่ยมลูกบาศก์อยู่บนพื้นโลก จะมีแรงมากระทำที่ลูกบอลเป็นแรงดึงดูดของโลกดึงให้ลูกบอลติดกับผนังด้านล่างซึ่งติดกับพื้นโลกในแนวแกน Z จะมีค่า -1g ดังรูปที่ 2.18

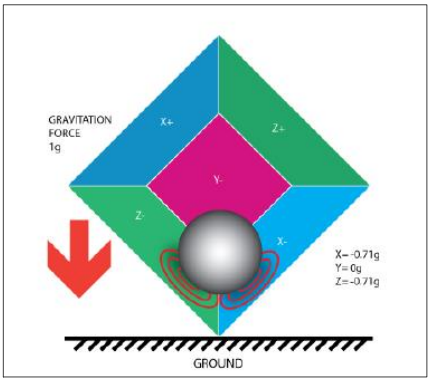
ในขณะที่กล่องอยู่ติดกับพื้นโลกแล้วทำการดันกล่องให้เกิดการเอียง ลูกบอลที่อยู่ในกล่องจะเคลื่อนตัวไปติดกับผนังทั้งสองด้าน -X และ -Z ทำให้เกิดแรงที่ผนังทั้งสองด้าน โดยสามารถหามุมของการเอียงจะได้ 45 องศาโดยการนำค่า g ที่ได้มาหาเป็นมุมเอียงของกล่อง ดังรูปที่ 2.19



รูปที่ 2.17 Accelerometer ในขณะที่เกิดความเร่งในแนวแกน X



รูปที่ 2.18 แรงกระทำที่ลูกบอลเป็นแรงดึงดูดของโลก



รูปที่ 2.19 เมื่อ Accelerometer เอียง 45 องศา

2.9 เครือข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network)เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) ที่เน้นด้านการคำนวณ และได้รับแรงบันดาลใจจากโมเดลทางชีวภาพ โดยมีความพยายามที่จะลอกเลียนความสามารถของสมองมนุษย์ ยกตัวอย่างเช่นพัฒนาการด้านสมองของเด็กตั้งแต่แรกเกิดจนถึงสามปีที่ในระยะเริ่มต้นของวัยนี้ เด็กจะเรียนรู้ว่าผู้ใดคือพ่อแม่หรือคนแปลกหน้าในระยะต่อมาจะเริ่มตอบสนองเมื่อถูกเรียกชื่อ รู้จักแยกแยะสี และสิ่งของต่าง ๆ เริ่มเปล่งเสียงพูดเป็นคำ และเริ่มแสดงความคิดเห็น เป็นต้น จากลักษณะดังกล่าว จะเห็นว่าความสามารถในการเรียนรู้ของสมองมนุษย์มีการพัฒนาขึ้นตามลำดับ และทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่เมื่อเปรียบเทียบกับการทำงานของเครื่องคอมพิวเตอร์จะพบว่ามีการทำงานตามคำสั่งอย่างตรงไปตรงมาเท่านั้น ยกตัวอย่างเช่น เปิดแฟ้มข้อมูล การใช้อินเตอร์เน็ต และสืบค้นข้อมูล เป็นต้น การทำงานดังกล่าวไม่มีประสิทธิภาพพอที่จะให้เครื่องแสดงความคิดเห็น หรือวิพากษ์วิจารณ์เกี่ยวกับข้อมูลต่าง ๆ ได้ ดังนั้น จะเห็นได้ว่าการทำงานของสมองมนุษย์มีความซับซ้อนเป็นอย่างมาก ซึ่งนักประสาทวิทยาตั้งแต่อดีตถึงปัจจุบันได้พยายามศึกษาค้นคว้ามาอย่างต่อเนื่องที่จะสร้างโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่มีลักษณะการประมวลผล คล้ายการทำงานของสมองมนุษย์และผลการศึกษาค้นคว้าที่ผ่านมา ส่วนหนึ่งก็สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในสาขาวิชาต่าง ๆ ได้อย่างเป็นประโยชน์อย่าง

มากมายรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นความก้าวหน้าอย่างหนึ่งของความพยายามที่จะพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ในปัจจุบันให้สามารถทำนายสิ่งต่าง ๆ ได้อย่างกว้างขวาง เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาความสัมพันธ์ของข้อมูลนำเข้า (input) และข้อมูลส่งออก (output)ได้ โดยไม่จำเป็นต้องรู้ความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์ของข้อมูลที่เป็นข้อมูลนำเข้าและข้อมูลส่งออกมาก่อน

2.9.1 ประวัติความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม

ปี พ.ศ. 2486 ถือได้ว่าเป็นปีแห่งการกำเนิดของสาขาโครงข่ายประสาทเทียมในวงการวิทยาศาสตร์ โดยแม็คคัลลอช (McCulloch) และพิทส์ (Pitts) ได้เสนอแบบจำลองของเซลล์ประสาท และได้แสดงให้เห็นว่าในทางทฤษฎีนั้น โครงข่ายของแบบจำลองเซลล์ประสาทสามารถทำงานร่วมกับโปรแกรมคอมพิวเตอร์ได้ต่อมาปี พ.ศ. 2492 โดนัลด์ เฮบบ์ (DonaldHebb) ได้เสนอผลงานวิจัยว่า การเรียนรู้ของสมองสามารถอธิบายได้ด้วยรูปแบบของการประกอบเซลล์ประสาทเข้าด้วยกันเป็นโครงข่าย และได้เสนอกฎการเรียนรู้ของเฮบบ์ (Hebb's rule) ที่ทำให้โครงข่ายของเซลล์ประสาทเทียมที่แม็คคัลลอชและพิทส์เสนอไว้ สามารถเรียนรู้ปัญหาง่าย ๆ ได้สำเร็จ การเรียนรู้ในรูปแบบของเฮบบ์บนเซลล์ประสาทเทียมของแม็คคัลลอชและพิทส์นั้น เป็นการเรียนรู้แบบ “ไม่มี

ผู้สอน" ซึ่งในทางปฏิบัติแล้วโครงข่ายประสาทเทียมที่เรียนรู้ จะพยายามจัดกลุ่มข้อมูลที่โครงข่ายมองว่าคล้ายคลึงกันไปไว้ในกลุ่มเดียวกัน ซึ่งไม่เหมาะสมกับปัญหาประเภทที่ต้องมีการควบคุมกระบวนการเรียนรู้

ขณะที่ในช่วงปี พ.ศ. 2490 คอมพิวเตอร์ที่ทำงานเลียนแบบสมองเครื่องแรกของโลกถูกสร้างและทดสอบโดยมินสกี้ (Minsk) ซึ่งได้เสนอผลงานดังกล่าวในปี พ.ศ. 2511 ว่าเมื่อคอมพิวเตอร์ดังกล่าวได้รับการป้อนตัวอย่างสำหรับการเรียนรู้เข้าไป ก็จะสามารถปรับอัตราการขยายสัญญาณในการเชื่อมโยงหรือ "ความแข็งแรงของการเชื่อมโยง" ระหว่างเซลล์ประสาทเทียมได้เองโดยอัตโนมัติ ซึ่งเป็นการแสดงการเรียนรู้ตัวอย่างที่ถูกป้อนเข้าไป

ในปี พ.ศ. 2501 (Garson. 1998) แฟรงค์ โรเซ็นแบลทท์ (Frank Rosenblatt) ได้พัฒนาลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นโดยใช้แบบจำลองของแม็คคัลลอชและพิทส์เป็นแนวทางรวมทั้งเสนอวิธีการเรียนรูแบบใหม่สำหรับลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมด้วย โครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวเรียกว่า เพอร์เซพตรอน (Perceptron)ซึ่งมีการเรียนรู้แบบ "มีผู้สอน" (supervisedlearning) โดยใช้การปรับความแข็งแรงของการเชื่อมโยง ซึ่งจะพิจารณาได้จากการเปรียบเทียบความรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมกับความรู้ของ "ผู้สอน" (teacher) เพอร์เซพตรอนมีความเหมาะสมกับงานประเภท "การระบุชนิด" ซึ่งในระหว่างการเรียนรู้นั้น เพอร์เซพตรอนจะถูกสอนว่าข้อมูลตัวอย่างที่สอนเข้าไปแต่ละแบบนั้นจัดเป็นชนิดใดบ้างหากปัญหาและข้อมูลตัวอย่างมีความเหมาะสมเพอร์เซพตรอนจะสามารถระบุชนิดของข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ถูกต้อง

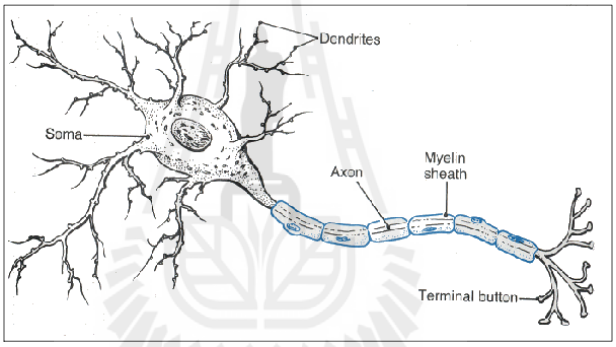
ในช่วงปี พ.ศ. 2500 เบอร์นาร์ด วิโดรว (Bernard Widrow) และมาร์เชียน ฮอฟฟ์ (MarcianHoff) ได้พัฒนาอุปกรณ์ที่เรียกว่า อดาไลน์(ADALINE; Adaptive Linear combiner) และกฎการเรียนรู้แบบใหม่ที่มีประสิทธิภาพสูง เรียกว่ากฎการเรียนรู้ของวินโดรว-ฮอฟฟ์ (Windrow-Hofflearning rule) ที่เป็นการเรียนรู้แบบ "มีผู้สอน" ซึ่งในเวลาต่อมา อุปกรณ์ดังกล่าวได้รับการขยายแนวคิดไปเป็นมาดาไลน์ (MADALINE, ManyADALINEs) และได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการรู้จำรูปแบบ (pattern recognition) การพยากรณ์อากาศ และระบบควบคุมที่จำเป็นต้องมีการปรับเปลี่ยนระบบไปตามสภาพแวดล้อมต่าง ๆ

2.9.2 ความหมายและหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม คือ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่พัฒนาขึ้นเพื่อจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทในสมองมนุษย์ โดยที่โครงข่ายประสาทของมนุษย์ประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neuron) และจุดประสานประสาทหรือไซแนปส์ (Synapses) โดยโครงสร้างของการส่งสัญญาณประสาทประกอบจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาทหลายพันล้านเซลล์ เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ประกอบด้วยแขนงรับสัญญาณประสาทซึ่งเป็นเสมือนหน่วยรับข้อมูลป้อนเข้า เรียกว่า

“เดนไดรท์” (dendrites) และส่วนปลายของเซลล์ประสาทในการส่งสัญญาณประสาทซึ่งเป็นเสมือนหน่วยส่งข้อมูลออกของเซลล์ เรียกว่า “แอคซอน” (axon)โดยการส่งสัญญาณประสาทดังกล่าว อาจทำให้เกิดได้ทั้งการกระตุ้นและยับยั้ง ทั้งนี้นอกจากลักษณะดังกล่าวแล้ว วิธีการประมวลผลภายในเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ยังมีการขยายหรือลดขนาดของสัญญาณอีกด้วย โดยสัญญาณจากเดนไดรท์ต่าง ๆ จะรวมกันเข้าสู่เซลล์ประสาท และหากสัญญาณรวมมีความแรงเกินค่าระดับ (threshold) ของเซลล์ประสาทนั้น ๆ เซลล์ประสาทก็จะส่งสัญญาณออกทางแอคซอนต่อไป

กระบวนการเรียนรู้ในสิ่งมีชีวิตจะมีผลให้เกิดการสร้างไซแนปส์ระหว่างเซลล์ประสาทขึ้นมาใหม่ หรือทำให้เกิดการเปลี่ยนสภาพของไซแนปส์ต่าง ๆ ในโครงข่ายของเซลล์ประสาท โครงข่ายประสาทของสิ่งมีชีวิตจึงไม่ได้ทำงานแบบเป็นลำดับขั้นตอน (sequential) แต่เพียงอย่างเดียว แสดงดังรูปที่ 2.20



รูปที่ 2.20 โครงสร้างระบบประสาท (http://www.mindcreators.com/NeuronBasics.htm)

โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณลักษณะคล้ายกับการส่งผ่านสัญญาณประสาทในสมองของมนุษย์กล่าวคือ มีความสามารถในการรวบรวมความรู้ (knowledge) โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ (learningprocess) และความรู้เหล่านี้จะจัดเก็บอยู่ในโครงข่ายในรูปแบบค่าน้ำหนัก (weight) ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนค่าได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่ ๆ เข้าไปค่าน้ำหนักทำหน้าที่เปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาเฉพาะอย่างของมนุษย์การประมวลผลต่าง ๆ เกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อย เรียกว่า โหนด (node) ซึ่งโหนดเป็นการจำลองลักษณะการทำงานมาจากเซลล์การส่งสัญญาณ (signal) ระหว่างโหนดที่เชื่อมต่อกัน (connection) จำลองมาจากการเชื่อมต่อของเดนไดร์ทและแอคซอนในระบบประสาทของมนุษย์ ภายในโหนดจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณส่งออกที่เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (activationfunction) หรือฟังก์ชันการแปลง (transfer function) ซึ่งทำหน้าที่

เปรียบเสมือนกระบวนการทำงานในเซลล์ ดังรูปที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ ดังนี้

1. ข้อมูลป้อนเข้า (input) เป็นข้อมูลที่เป็นตัวเลข หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ ต้องแปลงให้อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้

2. ข้อมูลส่งออก (output) คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง (actual output) จากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

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

4. ฟังก์ชันผลรวม (Summation function: S) เป็นผลรวมของข้อมูลป้อนเข้า (input) และค่าน้ำหนัก (wi)

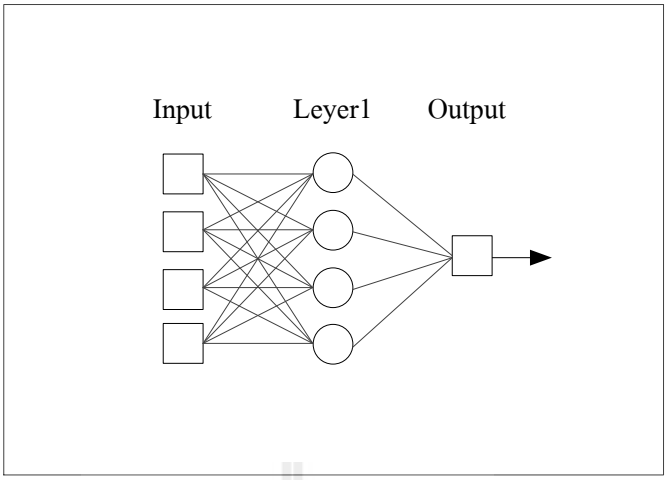
5. ฟังก์ชันการแปลง (transfer function) เป็นการคำนวณการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม เช่น ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (sigmoid function) ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ (hyperbolic tangent function) เป็นต้น

2.9.3 ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียม หรือโหนดจำนวนมากเชื่อมต่อกันซึ่งการเชื่อมต่อแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อย เรียกว่า ชั้น(layer) ชั้นแรก เป็นชั้นนำข้อมูลเข้าเรียกว่า ชั้นรับข้อมูลป้อนเข้า (input layer) ส่วนชั้นสุดท้ายเรียกว่าชั้นส่งข้อมูลออก (output layer) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าและชั้นส่งข้อมูลออกเรียกว่า ชั้นแอบแฝง (hidden layer) ซึ่งโดยทั่วไปชั้นแอบแฝงอาจมีมากกว่า 1 ชั้นก็ได้ ด้วยเหตุนี้ จึงสามารถแบ่งประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมตามจำนวนชั้นของโครงข่ายแบบกว้าง ๆ ได้ 2 แบบได้แก่ โครงข่ายแบบชั้นเดียว (single layer) และ โครงข่ายแบบหลายชั้น (multi-layer)

1.โครงข่ายแบบชั้นเดียว

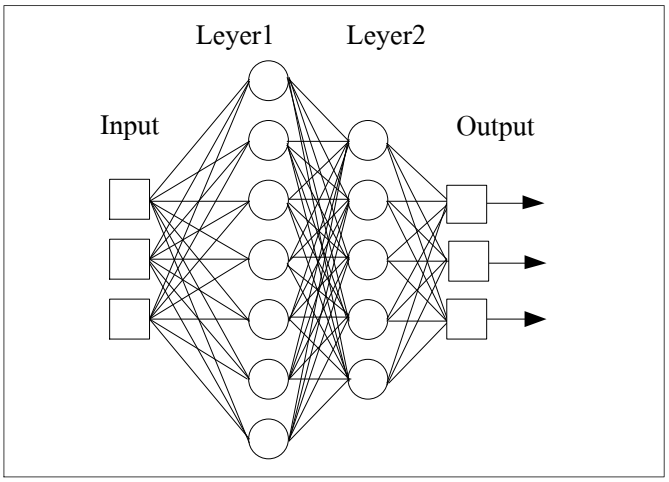
โครงข่ายแบบชั้นเดียว เป็นโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีเพียงชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าและชั้นส่งข้อมูลออกเท่านั้น โหนดในชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าทำหน้าที่รับข้อมูลเข้า (input value) แล้วส่งข้อมูลผ่านเส้นเชื่อมโยงต่าง ๆ ไปให้โหนดในชั้นส่งข้อมูลออก ความเข้มของสัญญาณ หรือปริมาณข้อมูลที่นำเข้าสู่โหนดในชั้นส่งข้อมูลออกจะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อมโยง โหนดในชั้นส่งข้อมูลออกจะนำข้อมูลที่ได้รับมาคำนวณโดยใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า ฟังก์ชันการแปลง (transfer function)ที่เหมาะสมกับปัญหา แล้วส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็นข้อมูลส่งออก เช่น โครงข่ายแบบชั้นเดียวแบบเพอเซบตรอนอย่างง่าย (simple perceptron) และ โครงข่ายโฮบฟิลด์ (hopfield networks)ลักษณะโครงข่ายแบบชั้นเดียวแสดงดังรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.21 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

2. โครงข่ายแบบหลายชั้น

โครงข่ายแบบหลายชั้น เป็นโครงข่ายที่มีชั้นแอบแฝงตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป โครงข่ายแบบหลายชั้นจะใช้ในกรณีที่ปัญหามีความซับซ้อน ซึ่งโครงข่ายแบบชั้นเดียวไม่สามารถแก้ปัญหาได้ จึงเพิ่มจำนวนโหนดที่มีการคำนวณ หรือชั้นแอบแฝง ให้กับโครงข่าย ตัวอย่างของโครงข่ายแบบหลายชั้นเช่น การแพร่ย้อนกลับ (back propagation) เซลฟ์ออร์แกนไนซิ่งแมปซ์ (self-organizing maps) และเคาน์เตอร์พรอพะเกชัน (counter propagation) เป็นต้น ลักษณะโครงสร้างโครงข่ายแบบหลายชั้นแสดงดังรูปที่ 2.22



รูปที่ 2.22 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

2.9.4 ประเภทของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning)

ข้อมูลจะประกอบด้วยตัวอย่างข้อมูลที่ต้องการสอน และผลลัพธ์ที่ต้องการให้โครงข่ายสร้าง เมื่อมีการนำข้อมูลในลักษณะเดียวกันมาเป็นข้อมูลป้อนเข้า โครงข่ายจะกำหนดค่าผลลัพธ์ที่เป็นเป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัวโครงข่ายจะนำค่าผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าผลลัพธ์ที่ได้ มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อให้ค่าผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากที่สุด ถ้าหากเปรียบเทียบกับมนุษย์จะเหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนคอยให้คำแนะนำ ตัวอย่างแบบจำลองนี้ได้แก่ การแพร่ย้อนกลับ และเพอเซบตรอน (perceptron) เป็นต้น

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบนี้จะสอนโครงข่ายโดยการนำข้อมูลป้อนเข้าอย่างต่อเนื่องเพียงอย่างเดียว ไม่มีการส่งค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว การปรับน้ำหนักจะใช้ข้อมูลที่นำมาสอนเป็นตัวปรับค่า โดยค่าน้ำหนักจะปรับตามกลุ่มที่ข้อมูลป้อนเข้าที่มีรูปแบบคล้ายคลึงกันถ้าหากเปรียบเทียบกับมนุษย์จะเหมือนกับการที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้ด้วยตนเอง ตัวอย่างแบบจำลองนี้ได้แก่ เคาน์เตอร์เพรอพะเกชัน (counter propagation: CPN) แบบจำลองอะแดปทีฟรีโซแนนซ์เทียรี่ (Adaptive Resonance Theory neural networks: ART) เป็นต้น

2.9.5 การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ที่ประยุกต์ใช้ความรู้จากหลากหลายสาขามารวมเข้าด้วยกัน นับว่าเป็นศาสตร์ที่กำลังมีบทบาทอย่างยิ่งในปัจจุบัน กล่าวโดยสรุปโครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำมาประยุกต์ใช้กับงานด้านต่าง ๆ ได้ดังนี้

1. การจำแนกรูปแบบ (pattern recognition) เช่น การมองเห็นวัตถุ หรือการวิเคราะห์เสียงพูดเพื่อแปลความหมาย

2. การทำนาย (prediction) หรือการพยากรณ์ (forecasting) เช่น การทำนายราคาหุ้นของตลาดหลักทรัพย์ การพยากรณ์อัตราการไหลของน้ำ การพยากรณ์ราคาสินค้า เป็นต้น

3. การควบคุม (control) เช่น การควบคุมระบบของเครื่องปรับอากาศ การควบคุมระบบเครื่องยนต์ และการควบคุมหุ่นยนต์ เป็นต้น

4. การหาความเหมาะสม (optimization) เช่น การเลือกระยะทางที่ใกล้ หรือสั้นที่สุดในการเดินทาง (shortest path)

5. การจัดกลุ่ม (clustering) และการจัดหมู่ (categorization) เช่น การวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม หรือภาพถ่ายทางอากาศ

2.10 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การนำเสนองานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบการควบคุมยานพาหนะแบบอัตโนมัติและงานวิจัยที่น่าสนใจตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบันได้มีงานวิจัยต่าง ๆ จำนวนมากนำเสนอวิธีการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถบนพื้นถนน และการใช้เครือข่ายประสาทเทียมในควบคุมยานพาหนะแบบอัตโนมัติ เพื่อการประยุกต์ใช้กับระบบขับเคลื่อนพาหนะอัตโนมัติ ซึ่งสามารถสรุปโดยย่อได้ดังต่อไปนี้

2.10.1 การประมวลผลภาพ

เป็นการคัดแยกพื้นผิวถนนและเส้นแบ่งช่องทางเดินรถออกจากภาพที่ได้ เพื่อที่จะสร้างช่องทางเดินรถให้กับรถเพื่อใช้ในการวิ่ง งานวิจัยส่วนใหญ่เกี่ยวกับการตรวจจับช่องทางเดินรถ ในช่วงเริ่มแรกนั้นมักให้ความสำคัญต่อการใช้วิธีการหาขอบ (Edge detection) ในการตัดสินใจและแยกแยะบริเวณถนนออกจากสิ่งแวดล้อมอื่น ๆ นอกจากนั้นยังใช้วิธีการแปลงภาพเพื่อหาเส้นตรงใน ภาพ เช่น การใช้การแปลงแบบเฮา (Hough transform) ขอบที่แสดงเส้นซ้าย-ขวาของขอบถนนมักมีสี ที่โดดเด่นเป็นที่สังเกตได้ชัดเจนและสามารถลากไปตัดกันที่จุดขอบฟ้า (Vanishing point) ที่แถว แนวนอนในภาพได้ เช่น ระบบ LANELOCK (Kenue, 1989) วิธีการที่ได้พัฒนาขึ้นมาใช้ช่วงแรกนี้ มักไม่ทนทานต่อการตรวจจับทางโค้งและขอบถนนซึ่งไม่มีเส้นบอกทางที่ชัดเจน

การสร้างแบบจำลองของช่องทางเดินรถเพื่อใช้ในการตรวจจับช่องทางเดินรถนับได้ว่าเป็นวิธีการที่มีการใช้กันอย่างแพร่หลายไม่น้อยกว่าการใช้จุดเด่นในภาพ รูปร่างของแบบจำลองของช่องทางเดินรถสามารถอธิบายได้ด้วยฟังก์ชันเส้นตรง (Franke, 2001) เส้นโค้งของสมการโพลีโนเมียลอันดับสอง (Franke, 2001) และฟังก์ชัน B-spline (Hu and Uchimura, 2001) ในการตรวจจับช่องทางเดินรถ ภาพที่ผ่านการประมวลผลเบื้องต้นจะถูกนำมาคำนวณหาพารามิเตอร์เบื้องต้นของแบบจำลองโดยใช้วิธีการ คำนวณหาค่าเหมาะที่สุด (optimization technique)แบบจำลองที่ได้จะถูกปรับด้วยข้อมูลภาพที่เข้ามาใหม่ในระหว่างการเคลื่อนที่ ข้อดีของวิธีการนี้คือการสร้างแบบจำลองของช่องทางเดินรถนั้นมักจะทนทานต่อสัญญาณรบกวนและข้อมูลที่ขาดหายไปได้ดีกว่าวิธีการหาจุดเด่นในภาพโดยตรง เนื่องจากการใช้แบบจำลองถนนนั้นรูปแบบเบื้องต้นได้มีการสมมุติไว้ก่อนแล้ว การใช้วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดเพื่อปรับแบบจำลองจึงทนทานต่อความผิดพลาดของข้อมูลได้ดีกว่าการใช้จุดเด่นในภาพโดยตรงโดยที่ไม่มีการอ้างอิงจากแบบจำลอง

ในงานวิจัยของ Wang, Teoh and Shen (2004) ได้นำเสนอถึงวิธีการที่เรียกว่า B-snake ซึ่งใช้ความสัมพันธ์ของเส้นขนานใน 3 มิติ เพื่อที่จะหารูปร่างของแบบจำลองช่องทางเดินรถใน 2 มิติจากการใช้การคำนวณจุดขอบฟ้า ข้อมูลที่ได้จากภาพจะถูกนำมาปรับค่าพารามิเตอร์รูปแบบจำลองช่องทางเดินรถซึ่งเป็นฟังก์ชัน B-Spline โดยการใช้ Minimum Mean Square Error (MMSE) ส่วนในงานวิจัยของ Qiang Chen and Hong Wang (2006) ได้ใช้รูปแบบจำลองแบบ Hyperbola-Pair ใน

การสร้างแบบจำลอง โดยการสร้างเส้นจากสมการพาราโบรา สองเส้นที่ขนานกันตามระนาบพื้นดิน ในการแทนเส้นแบ่งเลนของถนนทั้งสองด้าน ซึ่งวิธีการนี้สามารถทนทานต่อการจับทางโค้งอีกด้วย

ในงานวิจัยของ C. Longjard, P. Kumsawat, K. attakitmongkol and A. Srikaew (2007) ได้นำเสนอวิธีการตรวจจับช่องทางเดินรถและการนำวิถีแบบอัตโนมัติโดยใช้แบบจำลองการเทียบเคียงรูปแบบ โดยระบบดังกล่าวจะเป็นการผสมผสานระหว่าง การหาแบบจำลองช่องทางเดินรถ การใช้แบบจำลองเทียบเคียงรูปแบบ เทคนิคการหาจุดเริ่มต้นของการเกิดแยก การจำแนกประเภทช่องทางเดินรถและการหาค่าควรจะเป็นของช่องทางเดินรถ ระบบที่นำเสนอนี้เป็นระบบการตรวจจับช่องทางเดินรถโดยไม่จำเป็นต้องมีการกำหนดสภาวะเริ่มต้นและสามารถทำงานในสภาวะแสงสว่างที่แตกต่างกันได้ นอกจากนั้นแล้วระบบนี้ยังสามารถตรวจจับช่องทางเดินประเภทต่าง ๆ ได้ เช่น ทางตรง สามแยก และสี่แยก เป็นต้น ซึ่งในงานนี้ได้ใช้แบบจำลองพาลาโบลา มาเป็นตัวอธิบายลักษณะทางกายภาพของช่องทางเดินรถ โดยมีฟังก์ชันค่าควรจะเป็นมากที่สุดเป็นตัวกำหนดความเหมาะสมสำหรับแต่ละภาพอย่างอัตโนมัติและใช้เทคนิคการหาจุดเริ่มต้นของการเกิดแยกในการจำแนกประเภทช่องทางเดินรถ เทคนิคที่นำเสนอในครั้งนี้ยังคงทนต่อสภาพแวดล้อมต่าง ๆ เช่น สัญญาณรบกวน เงา เส้นถนนที่ไม่ต่อเนื่อง เป็นต้น ระบบการตรวจจับช่องทางเดินรถนี้ให้ผลการตรวจจับช่องทางเดินรถได้อย่างถูกต้องแม่นยำด้วยอัตราสูงสุดถึง 96 เปอร์เซ็นต์

ในงานวิจัยของ A. Meunkaewjinda, P. Kumsawat, K. attakitmongkol and A. Srikaew (2008) ได้นำเสนอวิธีการปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติ สำหรับการคัดแยกสีของใบอุ่นออกจากภาพพื้นหลัง จากภาพถ่ายที่ถ่ายต่างเวลาและกล้องถ่ายรูปต่างยี่ห้อกัน ให้ภาพที่ได้มีสีและแสงที่ใกล้เคียงกัน โดยใช้แบบจำลองสีของปริภูมิสี YIQ เพื่อใช้เป็นค่าเฉลี่ยของภาพต้นแบบสำหรับใช้ปรับเทียบกับภาพที่ต้องการ ซึ่งจะทำให้ค่าความผิดพลาดจากความคลาดเคลื่อนของสีและแสงภายในภาพลดลง ในงานวิจัยของ P.M.Daigavane and P.R.Bajaj (2010) ได้นำเสนอวิธีการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถเพื่อลดปัญหาผลกระทบต่อการเปลี่ยนแปลงของแสงและสีภายในภาพ โดยใช้กระบวนการ Antcolony optimization ร่วมกับการหาขอบของ Canny .ในการค้นหาขอบเส้นช่องทางเดินรถ โดยจะใช้ภาพระดับเทาเป็นภาพต้นแบบ และใช้วิธีการของ Hough ในการค้นหาเส้นตรง ทำให้การค้นหาขอบของเส้นช่องทางเดินรถมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

ในงานวิจัยของ Fuat Coskum, Ozgur Tuncer, M Elif Karsligil, Levent Guvenc (2010) ได้นำเสนอการค้นหาและตามรอยเส้นช่องทางเดินรถโดยการแปลงมุมมองการมองเห็นของภาพ โดยวิธี Warp Perspective Mapping ในการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถ โดยทั่วไปเส้นช่องทางเดินรถจากปกติโดยทั่วไปเส้นช่องทางเดินรถที่มองเห็นภายในภาพจะมีลักษณะที่เป็นเส้นแนวเฉียงทำมุมต่าง

เอียง ๆ แต่เมื่อทำการแปลงมุมมองของภาพดังกล่าวแล้ว เส้นตรงที่ได้จากการแปลงมุมมองภาพจะมีลักษณะที่เป็นเส้นตรงแนวตั้ง ตั้งฉากกับแกน x ของภาพ โดยมุมมองที่ได้จะเรียกว่า Bird eye view

ในงานวิจัยของ L N P Boggavarapu, R S Vaddi, K R Anne, D D Vankayalapati and J K Munagala 2011)ได้นำเสนอ วิธีการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถจากกล้องภาพสี โดยการคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถนี้ จะใช้ภาพจาก ปริภูมิสี RGB และ ปริภูมิสี HSV ในการค้นหา โดยได้นำเสนอ ค่า Threshold ที่ใช้สำหรับการคัดแยก โดยเส้นช่องทางเดินรถที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะมีลักษณะเส้นที่เป็นสีขาวและเส้นที่เป็นสีเหลือง

และ ในงานวิจัยของ Kamarul Ghazali, Rui Xiao, and Jie Ma (2012) ได้นำเสนอวิธีการค้นหาเส้นตรง โดยใช้กระบวนการ H-Maxima and Improved Hough Transform ในการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถ โดยผลของกระบวนการนี้จะทำให้สามารถค้นหาเส้นตรงที่เกิดขึ้นในภาพ ได้เร็วกว่าวิธีของ Hough แบบเดิมได้ 35 เปอร์เซ็นต์

2.10.2 เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

งานวิจัยที่สำคัญที่ผ่านมาในอดีต ได้แก่ งานวิจัยของมหาวิทยาลัยคาร์เนกี เมลลอน ซึ่งเป็นผู้บุกเบิกการใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจจับช่องทางเดินรถที่ เรียกว่าระบบ ALVINN (Dean A. Pomerleau, 1989) จำลองโดยใช้วิธีการนำภาพที่ผ่านการหมุนให้ได้มุมต่าง ๆ เพื่อเทียบกับภาพปกติที่รถวิ่งตรงบนถนนในการฝึกสอนว่ารถควรปรับมุมของรถเท่าไหร่ เพื่อไม่ให้รถหลุดจากถนน ต่อมาในงานวิจัยของ J. Manigel and W. Leonhard (1992) ได้ใช้ ตัวกรองคาลมาน (kalman Filter) ในการประมวลภาพที่เป็นลำดับ (image sequence analysis) เพื่อควบคุมการขับเคลื่อนในเวลาจริง โดยการแบ่งภาพในการวิเคราะห์ออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลภาพในระยะใกล้จะอ้างอิงเส้นขอบถนนด้านขวาสุดในเทียบเคียงกับเส้นอ้างอิงว่าเส้นทั้งสองทำมุมต่อกันเท่าใด แล้วนำไปหามุมของพวงมาลัย กับข้อมูลภาพในระยะไกล จะใช้เปรียบเทียบกับข้อมูลชุดแรกเพื่อหามุมที่เป็นไปได้มากที่สุด

ในงานวิจัยของ Jae Ryoo and Cheol Lim (1999) ระบบ ได้เสนอวิธีการหาแบบจำลองของระบบบังคับเลี้ยว และแบบจำลองของระบบควบคุมความเร็ว ซึ่งในการหาความสัมพันธ์ระหว่างภาพกับมุมเลี้ยวของรถ จะใช้ข้อมูลเบื้องต้นเป็นจุดบนเส้นขอบถนนข้างละ 4 จุด เป็นอินพุตของระบบแล้วใช้ระบบเครือข่ายประสาทเทียมในการคำนวณหามุมของพวงมาลัย โดยระบบเครือข่ายประสาทเทียมนั้นได้ใช้ระบบ นิวโรฟัซซี เป็นตัวดำเนินการ ซึ่งระบบจะมี 8 อินพุต และ 2 เอาท์พุต คือระบบจำลองการเลี้ยวกับระบบจำลองการควบคุมความเร็ว ในขั้นต้นจะมีการฝึกสอนระบบด้วยตัวดำเนินการเรียนรู้แบบแพร่กลับ ในงานวิจัยนี้ได้มีการจำลองการวิ่งของรถโดยใช้รถบังคับขนาดเล็กโดยใช้มอเตอร์เป็นตัวควบคุมการเลี้ยวแทนพวงมาลัย ซึ่งรถสามารถวิ่งบนเส้นทาง

จำลองที่สร้างขึ้นได้โดยรถไม่ออกนอกเส้นทาง ในงานวิจัยของ DY. Jeong, SJ. Park, SH. Han and MH. Lee (2001) เสนอวิธีการตามรอยถนนโดยใช้ จุดขอบฟ้าในการอ้างอิง โดยกำหนดจุดขอบฟ้าอ้างอิงเพื่อเปรียบเทียบผลต่างระหว่างจุดขอบฟ้าอ้างอิงกับจุดขอบฟ้าของเส้นขอบถนนทั้งสอง

ในงานวิจัยของ Jose E. Naranjo, Javier Vinuesa, Carlos Gozalez, Ricardo Garcia, and Teresa de Pedro (2007) ได้นำเสนอระบบควบคุมการหมุนของพวงมาลัยสำหรับควบคุมยานพาหนะแบบอัตโนมัติ โดยใช้ PID Controller .ในการควบคุม โดยระบบจะประกอบไปด้วยชุดบังคับเลี้ยวแบบไฟฟ้า (ESP) ควบคุมด้วยมอเตอร์กระแสตรง ระบบ PID จะทำหน้าที่ควบคุมการหมุนมอเตอร์ของพวงมาลัย จากข้อมูลมุมของพวงมาลัยที่เข้ามา การควบคุมด้วย PID นี้ สามารถควบคุมการหมุนของพวงมาลัยในช่วงความเร็วของยานพาหนะแบบอัตโนมัติในช่วงความเร็วที่ 12 กิเมตรต่อชั่วโมง ถึง 40 กิเมตรต่อชั่วโมง

ในงานวิจัยของ Critian-Tudor Tudoran and Victor-Emil Neagoe (2008) ได้นำเสนอระบบควบคุมและนำทางการเคลื่อนที่ของยานพาหนะแบบอัตโนมัติ โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการคัดแยกของถนน ภาพของถนนจะใช้สำหรับควบคุมมอเตอร์ในการบังคับเลี้ยว โดยเรียกระบบนี้ว่า CSOM Model โดย เครือข่ายประสาทเทียมจะได้รับการฝึกสอนก่อนจากภาพอินพุตที่เข้ามาว่าภาพนั้นมีลักษณะทางตรง โค้งซ้าย หรือโค้งขวา หลังจากนั้นเครือข่ายประสาทเทียมจะทำงานด้วยตัวเองในการเคลื่อนที่ ระบบการคัดแยกภาพสามารถให้ความถูกต้องได้ถึง 100 เปอร์เซ็นต์ เมื่อทำการฝึกสอนเครือข่ายด้วยภาพจำนวน 30 ภาพขึ้นไป

Leandro C. Fernandes, Jefferson R. Souza, Patrick. Y. Shinzato, Gustavo Pessin, Caio C. T. mendes, Fernando S. Osorio and Denis F. Wolf (2012) ได้นำเสนอ ยานพาหนะขับเคลื่อนด้วยตัวเองสำหรับการเคลื่อนที่บนพื้นที่ที่ไม่ใช่ถนนโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมระบบนี้มีชื่อว่า Carina I โดยระบบจะใช้ยานพาหนะที่ใช้พลังงานไฟฟ้า การควบคุมการเลี้ยวจะใช้ Encoder Motor ในการควบคุม ระบบจะประกอบไปด้วย Laser sensor และ camera sensor ระบบจะใช้ภาพข้อมูลต้นแบบในการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียมในการควบคุมระบบการเลี้ยวและความเร็วของยานพาหนะให้เคลื่อนที่ไปยังเป้าหมายที่กำหนด

2.11 สรุป

บทนี้ได้กล่าวถึงงานวิจัย และ ทฤษฎีต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้ การค้นหาเส้นช่องทางเดินรถและการใช้ระบบเครือข่ายประสาทเทียมในเพื่อการควบคุมยานพาหนะแบบอัตโนมัติ ซึ่งงานวิจัยในการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถนั้นได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก มีงานวิจัยนำเสนอหลากหลายวิธีการในการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถ เช่น การแบ่งส่วนภาพออกเป็นภาพย่อย เพื่อหา

เส้นช่องทางเดินรถในแต่ละส่วนภาพ วิธีการหารูปแบบจำลองของเส้นช่องทางเดินรถเพื่อใช้เป็นต้นแบบในการเทียบเคียงช่องทางเดินรถ หรือ การเปลี่ยนแปลงมุมมองการมองเห็นของภาพต้นแบบให้เป็นแบบ Bird eye view เป็นต้น การค้นหาเส้นช่องทางเดินรถดังกล่าวจะเป็นการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในรูปแบบของแต่ละประเทศ แต่สามารถนำมาประยุกต์ใช้สำหรับงานวิจัยได้ ซึ่งงานวิจัยที่เกี่ยวกับการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถส่วนมากจะค้นหาเส้นช่องทางเดินรถบนถนนทางตรง หรือทางโค้ง การค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในขณะที่ยานพาหนะเลี้ยวยังพบเป็นส่วนน้อย

ในส่วนของงานวิจัยที่นำระบบเครือข่ายประสาทเทียมเข้ามาควบคุมยานพาหนะแบบอัตโนมัตินั้นมีหลากหลายวิธีการ เช่นการใช้ภาพจากกล้องเป็นอินพุต การใช้ข้อมูลจากเซนเซอร์เลเซอร์เป็นอินพุต ซึ่งเครือข่ายประสาทเทียมสามารถทำหน้าที่ในการควบคุมยานพาหนะได้เป็นอย่างดีไม่ว่าจะเป็นการควบคุมพวงมาลัย หรือความเร็ว งานวิจัยสวนมากจะควบคุมหรือทดสอบยานพาหนะในขณะที่ยานพาหนะอยู่บนถนนทางตรงหรือ ถนนทางโค้ง การควบคุมยานพาหนะบนทางแยก หรือยานพาหนะกำลังเกิดการเลี้ยวซ้ายหรือเลี้ยวขวานั้นยังมีน้อยมาก ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอระบบบังคับเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม สำหรับยานพาหนะแบบอัตโนมัติ ในการควบคุมการเลี้ยวบนถนนทางแยกในสภาวะจริง

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทที่ 3

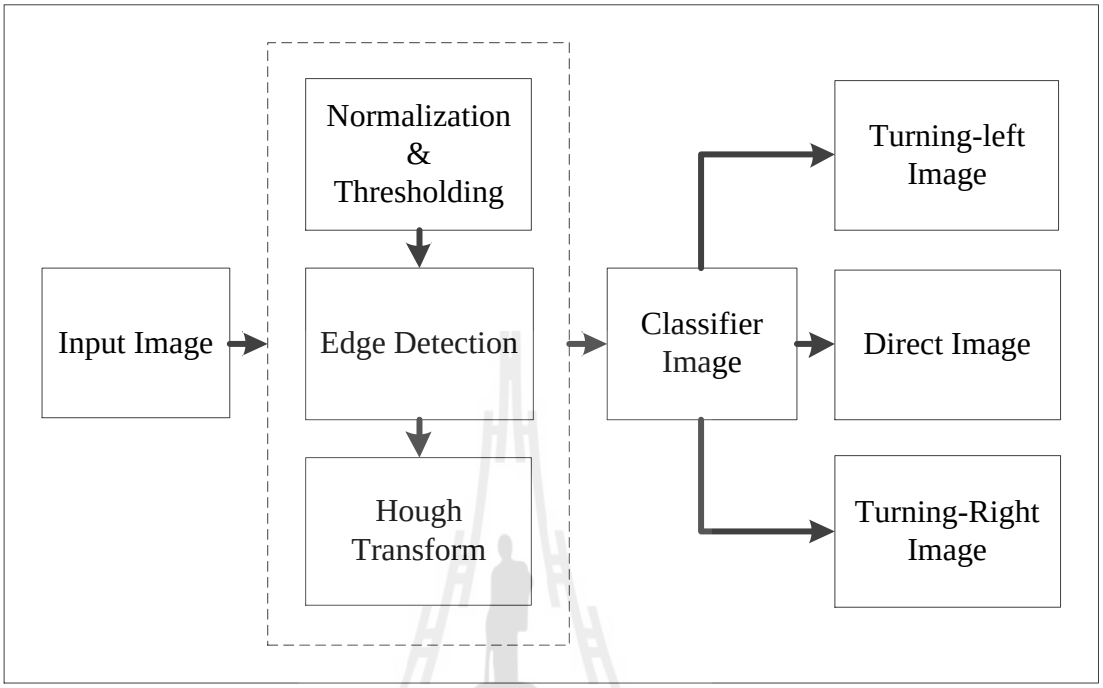
การค้นหาช่องทางเดินรถ

3.1 กล่าวนำ

สำหรับวิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอ ระบบควบคุมการเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม ระบบการควบคุมการเลี้ยวนี้จะใช้จุดขอบฟ้าเป็นอินพุตของระบบ ที่สกัดข้อมูลภาพ จากกล้องวีดีโอภาพสี 1 ตัว ที่ติดตั้งอยู่ด้านหน้าของตัวยานพาหนะ ขั้นตอนแรกของระบบคือการประมวลผลภาพ (Image Processing) การประมวลผลภาพนี้เป็นการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายและเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวา เมื่อลากเส้นทั้ง 2 เส้นนี้ตัดกัน จุดตัดที่ได้นั้นคือจุดขอบฟ้าที่ใช้เป็นอินพุตให้กับระบบเครือข่ายประสาทเทียม โดยจะเรียกดังกล่าวว่า จุดนำทางการเคลื่อนที่ โครงสร้างและรูปแบบของถนนที่ใช้สำหรับงานวิจัยนี้จะใช้ถนนภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่มีขนาด 2 ช่องทางเดินรถ ดังนั้นระบบการตรวจจับช่องทางเดินรถที่จะนำเสนอนี้จะใช้ได้สำหรับรูปแบบถนนของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีเท่านั้น การค้นหาช่องทางเดินรถจะแบ่งออกเป็น 3 ระบบด้วยกันดังนี้ ระบบที่ 1 คือระบบการค้นหาช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว ระบบที่ 2 คือ ระบบการค้นหาช่องทางเดินรถในในสถานะที่ยานพาหนะเลี้ยวซ้าย และระบบที่ 3 คือ ระบบการค้นหาช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเลี้ยวขวา รูปที่ 3.1 แสดงตำแหน่งติดตั้งกล้องรับภาพของระบบและยานพาหนะต้นแบบที่ใช้ในงานวิจัย

รูปที่ 3.1 ยานพาหนะต้นแบบที่ใช้ในงานวิจัย

3.2 โครงสร้างของระบบการค้นหาช่องทางเดินรถ

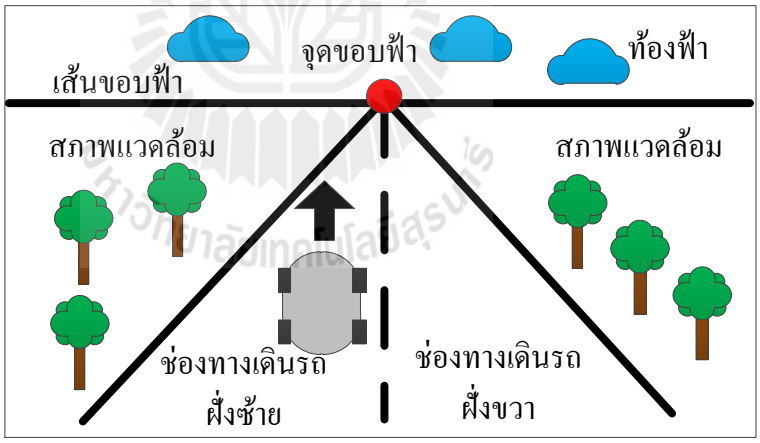


รูปที่ 3.2 ระบบการค้นหาช่องทางเดินรถ

จากรูปที่ 3.2 แสดงโครงสร้างของระบบของการค้นหาภาพช่องทางเดินรถที่ใช้สำหรับเครือข่ายประสาทเทียม โดยขั้นตอนของระบบนี้จะเริ่มต้นจากการรับภาพจากกล้องภาพสีแล้วส่งต่อไปยังส่วนการประมวลผลภาพ โดยในส่วนนี้จะเริ่มต้นจากการการปรับสีและแสง ด้วยวิธีการปรับสีและแสงแบบอัตโนมัติ (A. Meunkaewjinda, 2008) เพื่อลดผลจากการแปลสภาพสีและแสงสว่างในสภาวะจริงของแต่ละลำดับภาพให้น้อยลงจากช่วงเวลาที่แตกต่างกันของการทดสอบระบบ จากนั้นจะใช้วิธีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ (Thresholding) ในการแยกเส้นช่องทางเดินรถออกจากภาพพื้นหลัง ขั้นตอนต่อไปคือ การหาขอบของภาพด้วยวิธีการหาขอบแบบ canny และใช้วิธีการแบบ Hough Transform ในการค้นหาเส้นตรงที่เกิดขึ้นในภาพ เมื่อได้เส้นตรงดังกล่าวแล้วแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการคัดแยกรูปภาพสำหรับประมวลผลเพื่อใช้สำหรับการกำหนด จุดนำทางการเคลื่อนที่ของแต่ละสถานะของยานพาหนะ ซึ่งจะแยกออกเป็น ภาพสำหรับสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยวหรือยานพาหนะวิ่งบนถนนเส้นตรง ภาพสำหรับสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายและภาพสำหรับสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา

3.3 สมมติฐานโครงสร้างถนนเบื้องต้น

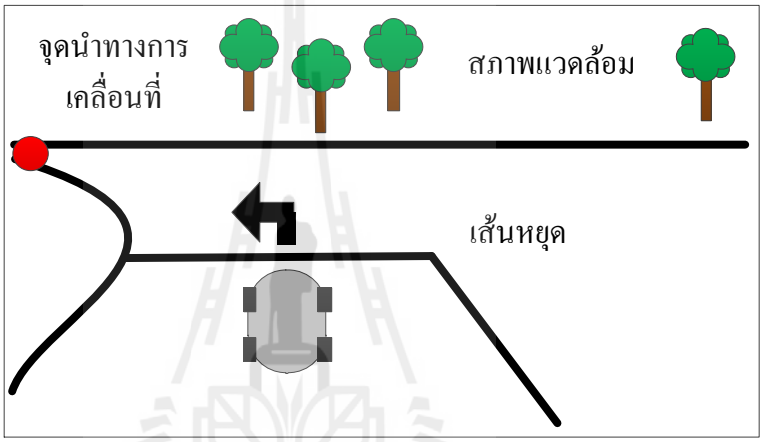
ในงานวิจัยนี้จะใช้ถนนภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีที่มีขนาด 2 ช่องทางเดินรถ เป็นถนนที่ใช้สำหรับทดสอบระบบ โครงสร้างของถนน ภายใต้สมมุติฐานเบื้องต้นโดยทั่วไปถนนที่พบในสภาพแวดล้อมต่าง ๆ นั้นจะประกอบไปด้วยองค์ประกอบที่สำคัญ 3 ส่วนด้วยกันคือ ส่วนที่ 1 ส่วนที่เป็นพื้นที่ท้องฟ้า (sky) ส่วนที่ 2 ส่วนที่เป็นพื้นที่สภาพแวดล้อม (environment) และ ส่วนที่ 3 คือส่วนที่เราสนใจมากที่สุดนั่นคือ ส่วนที่เป็นพื้นที่ถนน (road) โครงสร้างถนนที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือโครงสร้างถนนจะเป็นแบบ 2 ช่องทางเดินรถและยานพาหนะจะเคลื่อนที่ในบริเวณช่องทางเดินรถทางด้านซ้าย เมื่อพิจารณาโครงสร้างถนนภายใต้สมมุติฐานเบื้องต้นพบว่า มีเส้นแนวนอนที่มีลักษณะเป็นแนวตัดขวางเป็นตัวแบ่งระหว่างท้องฟ้ากับส่วนที่เป็นพื้นที่ของถนนสำหรับเส้นแนวนอนเส้นนี้ จะเรียกเส้นดังกล่าวว่าเส้นขอบฟ้า (vanish line) เส้นที่แบ่งระหว่าง พื้นที่ถนนกับสภาพแวดล้อมและแบ่งระหว่างช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายกับช่องทางเดินรถฝั่งขวา จะเรียกว่าเส้นช่องทางเดินรถ (lane) จุดที่เส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย เส้นแบ่งช่องทางเดินรถตรงกลางและเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาจะเรียกว่า จุดขอบฟ้า (Vanishing Point) หรือ จุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว ดังแสดงในที่ 3.3



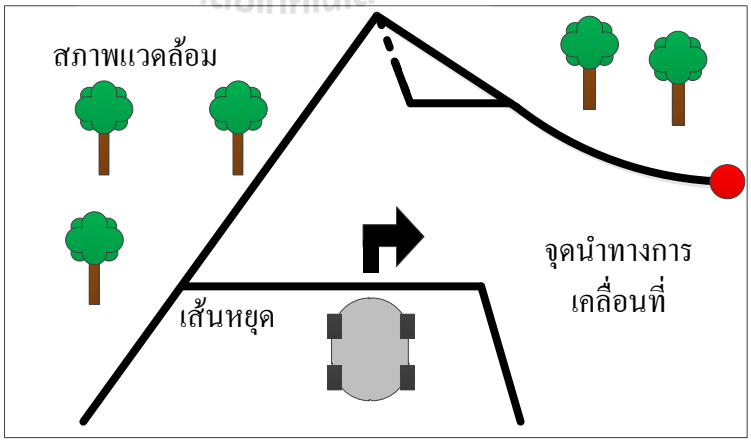
รูปที่ 3.3 โครงสร้างถนนแบบ 2 ช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว

โครงสร้างถนนในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายเมื่อพิจารณาภายใต้สมมุติฐานเบื้องต้นของโครงสร้างถนน จากรูปที่ 3.4 จะพบเส้นหยุด (stop line) คือเส้นที่ลากจากเส้นขอบถนนฝั่งซ้ายขนานกับด้านหน้าของตัวยานพาหนะมายังเส้นแบ่งช่องทางเดินรถตรงกลาง ในสภาวะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวภาพที่ได้จากส่วนรับภาพจะไม่สามารถมองเห็นเส้นช่องทางเดินรถฝั่ง

ซ้ายและเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวา ดังนั้นภายใต้สมมุติฐานเบื้องต้นจะใช้เส้นขอบถนนฝั่งขวาเป็นเส้นนำทางสำหรับเลี้ยวซ้าย จุดที่เส้นนำทางเลี้ยวซ้ายตัดกับขอบภาพด้านซ้ายมือหรือคอลัมน์ที่ 1 ของภาพจะเรียกว่า จุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย ดังแสดงในภาพที่ 3.4 และในส่วนของโครงสร้างถนนในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวาจะใช้เส้นขอบถนนฝั่งซ้ายเป็นเส้นนำทางเลี้ยวขวา จุดที่เส้นนำทางเลี้ยวขวาตัดกลับขอบภาพด้านขวามือหรือคอลัมน์ที่ 360 ของภาพ จะเรียกว่า จุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา ดังแสดงในภาพที่ 3.5



รูปที่ 3.4 โครงสร้างถนนแบบ 2 ช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย



รูปที่ 3.5 โครงสร้างถนนแบบ 2 ช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา

3.4 การปรับสีและแสงภายในภาพ

การปรับระดับแสงและสีภายในภาพเป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งเนื่องจากการรับภาพจากกล้องวีดีโอในลักษณะที่กล้องวิดีโอถูกติดตั้งอยู่บนยานพาหนะที่มีเคลื่อนที่ ในสภาวะแวดล้อมกลางแจ้ง ที่เวลาต่าง ๆ กัน ซึ่งสภาวะดังกล่าวจะเป็นสภาวะที่ไม่สามารถควบคุมสีและความสว่างให้กับระบบได้ สภาวะดังกล่าวจะมีทั้งช่วงที่มีแดดจ้า ไม่มีแดด มีเมฆบางส่วน มืดครึ้ม เป็นต้น เป็นผลให้ลักษณะสีและความสว่างภายในภาพที่สะท้อนจากวัตถุ เช่น ต้นไม้ อาคาร รวมไปถึงพื้นที่ที่เป็นพื้นถนนที่เราสนใจมีสีและความสว่างที่แตกต่างกันออกไปในช่วงเวลาและสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน เมื่อทำการประมวลผลภาพของช่องทางเดินรถ ทำให้บางช่วงสภาวะเวลาระบบไม่สามารถค้นหาช่องทางเดินรถภายในภาพได้ตลอดระยะเวลาที่ทดสอบ ดังนั้นเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวจึงต้องมีการปรับระดับความเหมาะสมของสีและความสว่างภายในภาพของแต่ละสภาวะช่วงเวลาให้มีความใกล้เคียงกันเพื่อจะทำให้การประมวลผลภาพมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น ด้วยวิธีการปรับปรับสีและความสว่างภายในภาพแบบอัตโนมัติ ก่อนที่จะนำภาพดังกล่าวเข้ามาทำการประมวลผล โดยจะใช้ภาพที่มีสีและความสว่างที่มีความเหมาะสมเป็นภาพสำหรับอ้างอิง โดยจะทำการแปลงภาพจากปริภูมิสี RGB เป็นYIQ แล้วหาค่าเฉลี่ยของแต่ละปริภูมิสีในปริภูมิสี YIQ คือ ค่าเฉลี่ยของระนาบเทา Y ค่าเฉลี่ยของระนาบเทา I และ ค่าเฉลี่ยของระนาบเทา Q เพื่อใช้เป็นค่าสำหรับอ้างอิง ดังแสดงในรูปที่ 3.6 และรูป 3.7 แสดงตัวอย่างการปรับสีและความสว่างของภาพ โดยจะสามารถหาความสัมพันธ์ในการปรับระดับสีและความสว่างได้จาก สมการที่ 3.1-3.3

$$\mu_{im} = \frac{1}{mxn}\sum_{n=1}^{mxn} P(n) \tag{3.1}$$

$$\mu_{new} = \mu_{tar} - \mu_{im} \tag{3.2}$$

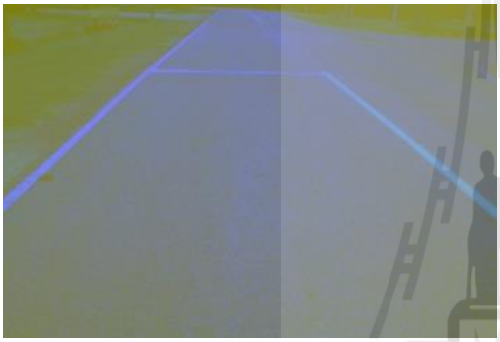
$$P_{new} = P(n) + \mu_{new} \tag{3.3}$$

โดยที่ $P(n)$ คือ ข้อมูลภาพระดับเทาของแต่ละระนาบปริภูมิสี YIQ

μ_{im} คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพที่ต้องการปรับระดับสีและความสว่าง

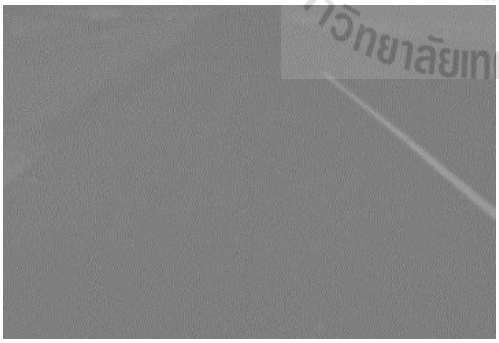
μ_{tar} คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพอ้างอิงและภาพระดับเทาที่มีเมทริกซ์ขนาด mxn

(ก) ภาพอ้างอิงต้นแบบ

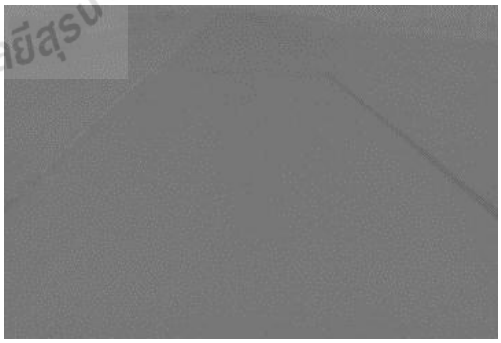


(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB ไปยัง YIQ

(ค) ค่าเฉลี่ย Y ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.4893



(ง) ค่าเฉลี่ย I ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.5041



(จ) ค่าเฉลี่ย Q ของปริภูมิสี YIQ เท่ากับ 0.4722

รูปที่ 3.6 ข้อมูลภาพอ้างอิงสำหรับการปรับสีและความสว่าง

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

(ก) แสงแดดจ้า

(ข) ช่วงกลางวันแสงแดดส่องผ่านก้อนเมฆ

(ค) มืดครึ้ม

รูปที่ 3.7 การปรับสีและความสว่างภายในภาพ

3.5 การค้นหาจุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว

จากสมมติฐานโครงสร้างของถนนในเบื้องต้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยวหรือวิ่งอยู่บนถนนทางตรง จากรูปแบบของถนนภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี แบบ 2 ช่องทางเดินรถ ยานพาหนะจะวิ่งอยู่ในช่องทางเดินรถฝั่งทางซ้าย โดยระบบคุมคุมการเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมจะทำหน้าที่ควบคุมยานพาหนะให้สามารถวิ่งไปตามเส้นทางของถนนโดยที่ยานพาหนะไม่ตกขอบทางหรือหลุดออกจากถนนและยานพาหนะไม่วิ่งข้ามไปยังช่องทางเดินรถฝั่งที่วิ่งสวนมาหรือช่องทางเดินรถฝั่งขวามือ การควบคุมการเลี้ยวของยานพาหนะโดยการควบคุมพวงมาลัยของยานพาหนะ งานวิจัยนี้จะใช้จุดขอบฟ้าหรือจุดตัดกันของเส้นขอบของช่องทางเดินรถทั้งสองฝั่งเป็นจุดนำทางการเคลื่อนที่ของระบบ รูปที่ 3.8 แสดงเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย เส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวา และจุดนำทางการเคลื่อนที่

รูปที่ 3.8 เส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายและฝั่งขวา

3.5.1 การคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถ

การคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถ ในหัวข้อนี้จะเป็นการอธิบายถึง วิธีการคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถออกจากพื้นที่ที่เป็นพื้นถนน จากรูปแบบของถนนในรูปที่ 3.8 เส้นช่องทางเดินรถจะมีลักษณะที่เป็นสีเด่นชัด เส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายจะมีลักษณะที่เป็นเส้นสีขาว และในส่วนของเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาจะมีลักษณะที่เป็นเส้นสีเหลือง สำหรับงานวิจัยนี้จะเลือกใช้กระบวนการร่วมกันระหว่าง ปริภูมิ RGB กับปริภูมิสี HSV เพื่อคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายและเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวา เนื่องจากสามารถคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถบนสภาวะที่มีการเปลี่ยนแปลงของสีและแสงสว่างได้ดี รูปที่ 3.9 แสดงการแปลงสีจากปริภูมิ RGB ไปยังปริภูมิสี HSV

(ก) ภาพปริภูมิสี RGB

(ข) แปลงปริภูมิสีจาก RGB ไปยัง HSV

(ค) ภาพระดับเทา H (Hue)

(ง) ภาพระดับเทา S (Saturation)

(จ) ภาพระดับเทา V (Value)

รูปที่ 3.9 การแปลงสีจากปริภูมิ RGB ไปยังปริภูมิสี HSV

(ก) ภาพปริภูมิสี RGB

(ข) ภาพระดับเทา R (Red)

(ค) ภาพระดับเทา G (Green)

(ง) ภาพระดับเทา B (Blue)

รูปที่ 3.10 การแยกระนาบสีของปริภูมิสี RGB

จากรูปที่ 3.9 และรูปที่ 3.10 เมื่อพิจารณาเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย จะมีการตอบสนองที่ดีต่อทุกระนาบของสีเพราะเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายมีค่าสีของปริภูมิ RGB ที่มาก (RGB = 255,255,255) ในส่วนของเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาที่มีลักษณะเด่นที่เป็นสีเหลือง ที่มีค่าสี ในระนาบเทา R และระนาบเทา G ในปริภูมิสี RGB มาก (RGB = 255,255,0) แต่ค่าสีบนถนนจริงที่ใช้สำหรับทดสอบระบบ เส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาจะมีการตอบสนองต่อระนาบเทา R มากที่สุด สำหรับการคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายจะเลือกใช้ ระนาบเทา H จากปริภูมิสี HSV และระนาบเทา R จากปริภูมิสี RGB ร่วมกันสำหรับการคัดแยกช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย เนื่องจากสามารถคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถบนภาพที่มีช่วงเวลาหรือสีของเส้นช่องทางเดินรถที่ใหม่เก่าต่างกันได้ดี โดยสามารถหาความสัมพันธ์ได้จากสมการที่ 3.4

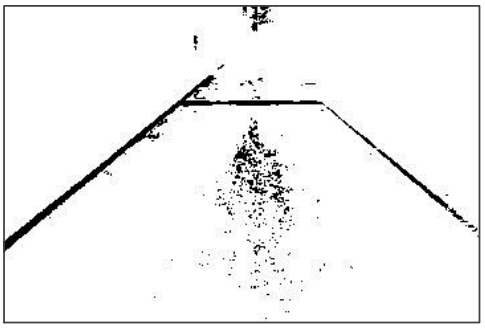
$$P_{Leftlane(i,j)} = P_{R(i,j)} + P_{H(i,j)} \tag{3.4}$$

เมื่อ $P_{Leftlane(i,j)}$ $P_{R(i,j)}$ และ $P_{H(i,j)}$ คือ ค่าความเข้มของจุดภาพช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย ภาพระดับเทาของระนาบ R และ ภาพระดับเทาของระนาบ H ที่จุด (i,j) ตามลำดับ

รูปที่ 3.11 ผลรวมของระนาบเทา H และระนาบเทา R

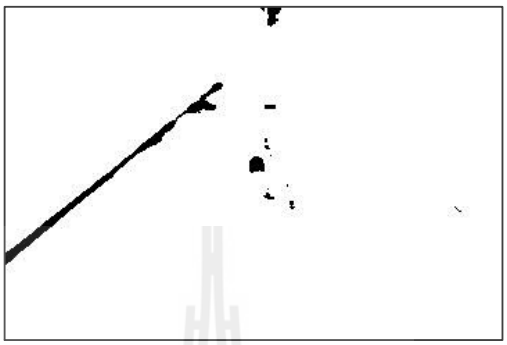
ภาพที่ 3.11 แสดงภาพใหม่ที่ได้จากความสัมพันธ์สมการที่ 3.4 จากนั้นทำการเลือกส่วนที่เป็นช่องทางเดินรถจากภาพช่องทางเดินรถใหม่ที่เกิดขึ้นจากระดับค่า Threshold ซึ่งจะสามารถคัดแยกช่องทางเดินรถได้โดยสมการที่ 3.5 โดยที่ I_{lane} คือค่าระดับ Threshold ของเส้นช่องทางเดินรถ

$$P_{Leftlane(i,j)} = \begin{cases} 0 & P_{leftlane(i,j)} = I_{lane} \\ 1 & P_{leftlane(i,j)} \neq I_{lane} \end{cases} \tag{3.5}$$



รูปที่ 3.12 การคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถจากค่าระดับ Threshold

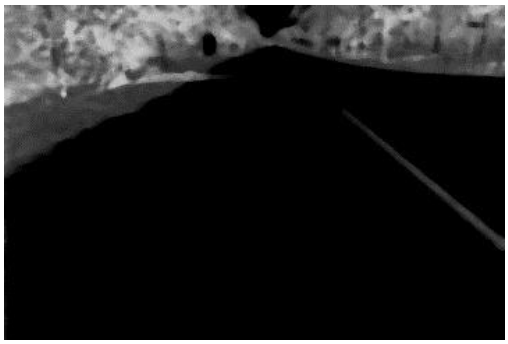
หลังจากเลือกส่วนที่เป็นช่องทางเดินรถแล้วจากรูปที่ 3.12 จะเห็นว่ายังมีส่วนของจุดภาพที่ไม่ต้องการ ซึ่งสามารถกำจัดได้โดยวิธีการปรับเรียบด้วยตัวกรองชนิด Median Filter ขนาด 5x5 ดังแสดงในภาพที่ 3.13



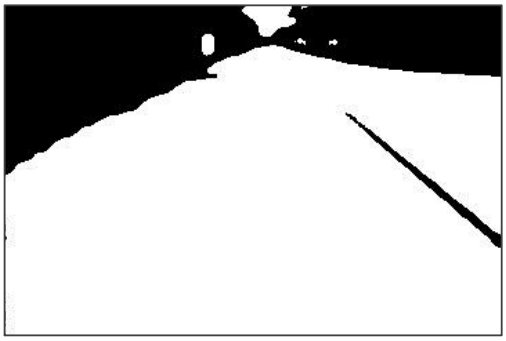
รูปที่ 3.13 วิธีการปรับเรียบด้วยตัวกรองชนิด Median Filter ขนาด 5x5

และสำหรับเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาที่มีลักษณะเด่นที่เป็นสีเหลือง จากภาพการแยกปริภูมิสี HSV ในรูปที่ 3.9 จะเลือกใช้ระนาบเทา H และระนาบเทา S ร่วมกันในการคัดแยกภาพช่องทางเดินรถฝั่งขวาโดยสามารถหาความสัมพันธ์ได้จากสมการที่ 3.6 ดังแสดงในรูปที่ 3.14 และรูปที่ 3.15 แสดงภาพที่ผ่านกระบวนการปรับเรียบของเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวา

$$P_{Rightlane(i,j)} = P_{S(i,j)} - P_{H(i,j)} \tag{3.6}$$



รูปที่ 3.14 ผลต่างของระนาบเทา H และระนาบเทา S



รูปที่ 3.15 ช่องทางเดินรถฝั่งขวาเมื่อผ่านกระบวนการปรับเรียบ

3.5.2 การค้นหาจุดนำทางการเคลื่อนที่

เมื่อคัดแยกช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายและฝั่งขวาออกมาจากภาพพื้นถนน ขั้นตอนต่อไป คือการกำหนดเส้นช่องทางเดินรถเพื่อใช้เป็นช่องทางการวิ่งของยานพาหนะ จากรูปที่ 3.11 จะเห็นได้ว่าเส้นช่องทางเดินรถมีลักษณะที่เป็นเส้นตรงวางแนวเฉียงกับขอบของภาพหรือเป็นเส้นตรงที่มีค่าความชันต่างกัน ดังนั้นกระบวนการหาเส้นช่องทางเดินรถจะใช้วิธีการของ Hough Transform สำหรับค้นหาเส้นช่องทางเดินรถ ในขั้นตอนแรกจะทำการหาขอบของภาพด้วยวิธีการ Canny Edge Detection เนื่องจากวิธีดังกล่าวสามารถหาขอบได้ละเอียด ระดับ 1 ขอบ ต่อ 1 พิกเซล โดยจะใช้ค่า Threshold 1 เท่ากับ 150 และ Threshold 2 เท่ากับ 300 ดังแสดงในภาพที่ 3.16

(ก) ภาพขอบของช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย (ข) ภาพขอบของช่องทางเดินรถฝั่งขวา

รูปที่ 3.16 การหาขอบภาพด้วยวิธี Canny Edge Detection

ขั้นตอนต่อไปหลังจากการหาขอบด้วยวิธีการของ Canny ลักษณะภายในขอบที่ได้จะเป็นจุดพิกเซลภาพ เพื่อใช้สำหรับการค้นหาเส้นตรงของเส้นช่องทางเดินรถด้วยวิธีการ Hough Transform จะเป็นการค้นหาเส้นตรงจากจุดต่าง ๆ ที่ เกิดขึ้นในภาพ โดยแต่ละจุดจะโหวตว่าจุด ๆ นั้นอยู่บนเส้นตรงใดบ้าง เมื่อทุกจุดโหวตแล้ว สมการที่ถูกโหวตมากที่สุด จะเป็นเส้นตรงที่ผ่านจุดมากที่สุด

เมื่อพิจารณารูปร่างของเส้นช่องทางเดินรถที่มีลักษณะที่เป็นเส้นตรงที่มีค่าความชันต่าง ๆ สามารถอธิบายได้โดยใช้รูปแบบของสมการเชิงเส้น 2 ตัวแปล ในสมการที่ 3.7

$$Ax + By + C = 0 \tag{3.7}$$

และจากรูปทั่วไปสมการเปลี่ยนให้อยู่ในรูปมาตรฐานดังสมการที่ 3.8 โดย m และ c เป็นค่าคงตัว

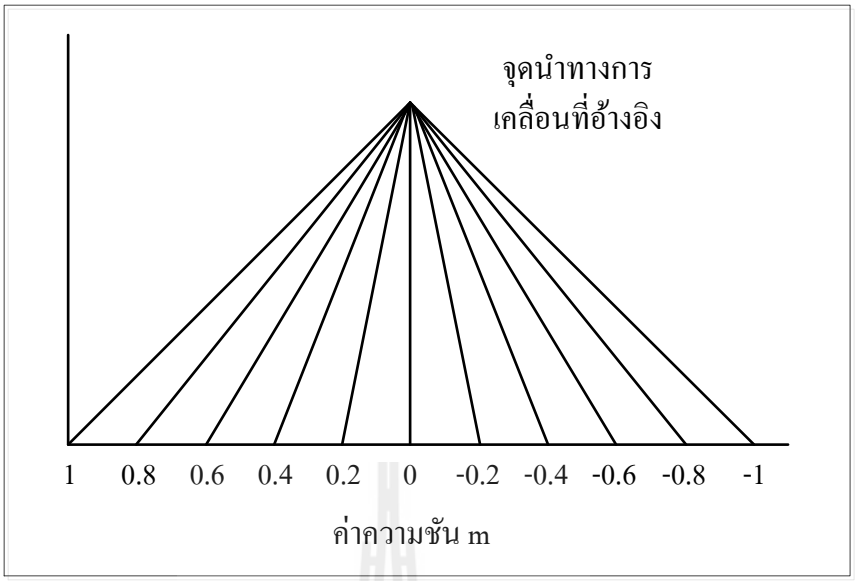
$$y = mx + c \tag{3.8}$$

และความชันของเส้นตรงสามารถหาได้จากความสำพันธ์ของคู่ลำดับจุด 2 จุดบนเส้นตรงนั้นแสดงในสมการที่ 3.9

$$m = \frac{y - y_1}{x - x_1} \tag{3.9}$$

เมื่อ m คือความชันของเส้นตรงและ (x, y) คือคู่ลำดับที่อยู่บนเส้นตรงดังกล่าว เมื่อทำการทดสอบค่าความชันของเส้นตรงที่ค่าต่าง ๆ โดยให้เส้นตรงที่มีความชันตั้งแต่ -1 ไปจนถึงเส้นตรงที่มีค่าความชัน 1 โดยกำหนดให้เส้นตรงทั้งหมดผ่านจุด ๆ เดียวกันโดยสมมติให้จุดที่เส้นตรงทั้งหมดผ่านนั้นเป็นจุดนำทางของการเคลื่อนที่ดังแสดงในรูปที่ 3.14

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 3.17 ค่าความชันของเส้นตรงเมื่อ m มีค่าตั้งแต่ -1 ถึง 1

เมื่อพิจารณารูปที่ 3.17 เทียบกับภาพของช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายและเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวา เส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายจะมีลักษณะเป็นเส้นตรงที่มีค่าความชันเป็นบวกและเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายจะมีค่าความชันที่เป็นค่าลบดังนั้นสามารถอธิบายเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายโดยกำหนดให้ความชันในสมการ 3.7 มีค่าเป็นบวกและ เส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาจะมีค่าความชันในสมการที่ 3.7 เป็นลบ ซึ่งสามารถเขียนแทนได้ด้วยสมการที่ 3.10 และสมการที่ 3.11

$$A_L r + B_L c + C_L = 0 \tag{3.10}$$

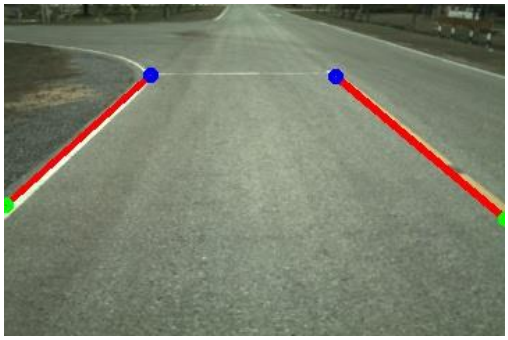
$$A_R r + B_R c + C_R = 0 \tag{3.11}$$

โดยที่ A_L, B_L และ C_L คือ ค่าคงตัวของเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย

A_R, B_R และ C_R คือ ค่าคงตัวของเส้นเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวา

r คือ แถวของภาพ

c คือ คอลัมน์ของภาพ



รูปที่ 3.18 การค้นหาเส้นตรงโดยวิธี Hough Transform

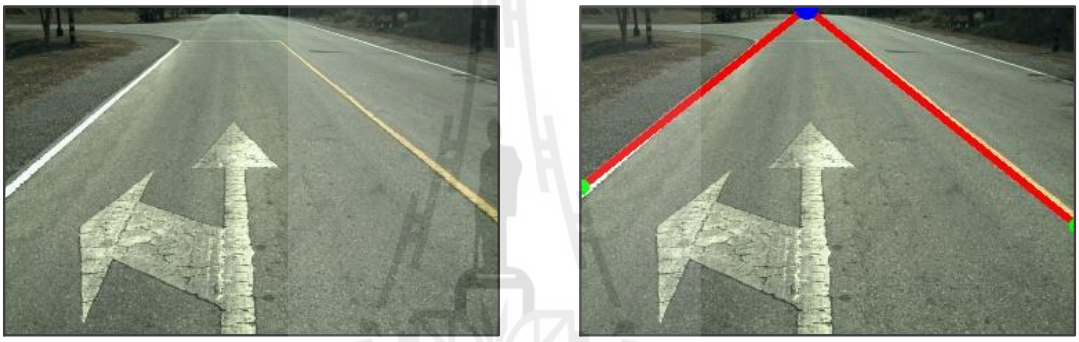
รูปที่ 3.18 แสดงการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายและเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวา โดยเมื่อเจอเส้นช่องทางเดินรถดังกล่าวจะแทนที่ด้วยเส้นสีแดง จุดสีเขียวจะแทนจุดเริ่มต้นของเส้นช่องทางเดินรถ และจุดสีน้ำเงินจะแทนจุดสิ้นสุดเส้นช่องทางเดินรถ เมื่อนำสมการของทั้งสองของเส้นช่องทางเดินรถมาพิจารณาและจัดรูปสมการใหม่เพื่อหาจุดตัดกันของสมการทั้งสองเส้นสำหรับจุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยวจะได้ดังสมการที่ 3.12

$$\begin{bmatrix} A_L & B_L \\ A_R & B_R \end{bmatrix} x \begin{bmatrix} r \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_L \\ C_R \end{bmatrix} \tag{3.12}$$

คำตอบของระบบสมการ 3.11 ทั้งสองค่าจะเป็นคู่ลำดับ (r,c) ของจุดตัดกันของเส้นช่องทางเดินรถทั้งสองหรือเป็นจุดนำทางการเคลื่อนที่ของระบบควบคุมการเลี้ยวในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว

รูปที่ 3.19 เป็นผลการทดสอบการคัดแยกเส้นช่องทางเดินรถภายใต้สภาวะแสงและชุดข้อมูลของถนนที่แตกต่างกัน โดยจุดสีน้ำเงินแสดงจุดนำทางการเคลื่อนที่ ที่ได้จากจุดตัดกันของเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายและเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวา โดยตำแหน่งคอลัมน์ที่จุดนำทางการเคลื่อนที่ปรากฏ (ภาพขนาด 320x240 พิกเซล) จะเป็นค่าที่ใช้สำหรับการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียม โดยในรูปที่ 3.19 (ก) จะเป็นรูปแบบสภาวะแสงจ้าอยู่บนรูปแบบถนนเส้นตรงที่มีเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาเป็นเส้นประ รูป (ข) จะเป็นรูปแบบสภาวะแสงแดดผ่านก้อนเมฆอยู่บนถนนที่เจอทางแยกเลี้ยวซ้าย และรูป (ค) จะเป็นรูปแบบสภาวะมืดครึ้มอยู่บนถนนที่เจอทางแยกเลี้ยวขวา โดยในรูปแบบถนนที่เจอทางแยกหรือใกล้จะถึงทางแยกเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาจะเป็นเส้นทึบ

(ก) รูปแบบถนนทางตรง

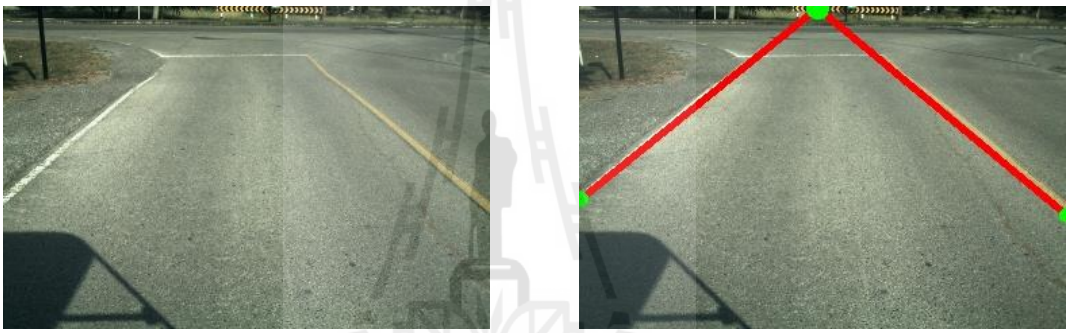


(ข) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกเลี้ยวซ้ายและเครื่องหมายบนพื้นถนน

(ค) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกเลี้ยวขวา

รูปที่ 3.19 การค้นหาช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว

(ง) รูปแบบถนนทางตรง แดดกลางวัน



(จ) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกรูปตัว T

(ฉ) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกเลี้ยวขวามีเงาพาดผ่าน

รูปที่ 3.19 การค้นหาช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว (ต่อ)

3.6 การค้นหาเส้นหยุด

ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวนั้น ในสมมติฐานของช่องทางเดินรถเบื้องต้นในหัวข้อที่ 3.3 ดังแสดงในรูปที่ 3.4 และ รูปที่ 3.5 ก่อนที่จะถึงทางแยกบนถนนที่ใช้ในการทดสอบจะพบเส้นตรงที่วางแนวตั้งฉากกับทิศทางการเคลื่อนที่ของยานพาหนะเพื่อใช้เป็นเส้นสำหรับให้ยานพาหนะหยุดรอหากพื้นที่ถนนข้างหน้าพบว่ามียานพาหนะคันอื่นวิ่งอยู่ ดังนั้นงานวิจัยนี้จะใช้เส้นดังกล่าวเป็นเส้นสำหรับเริ่มต้นการเลี้ยวของยานพาหนะ จะเรียกเส้นแนวขวางนี้ว่าเส้นหยุด โดยเมื่อยานพาหนะเคลื่อนที่ผ่านเส้นดังกล่าวไปแล้วระบบจะเริ่มต้นการเลี้ยว โดยเส้นดังกล่าวจะมีลักษณะเด่นที่เป็นสีขาวเหมือนกับเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย วิธีการคัดแยกเส้นหยุดนี้จะใช้วิธีการคัดแยกวิธีเดียวกับการหาเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย ต่างกันที่กระบวนการหาเส้นตรงของ Hough Transform เนื่องจากเส้นหยุดจะเป็นเส้นแนวนอนตั้งฉากกับทิศทางการเคลื่อนที่ดังนั้นความชันของเส้นหยุดจะมีค่าประมาณศูนย์ ที่เส้นดังกล่าวมีความชันไม่เท่ากับศูนย์เนื่องจากลักษณะการเคลื่อนที่ของยานพาหนะที่ไม่ได้เคลื่อนที่เป็นเส้นตรงบนสภาวะแวดล้อมจริงบนถนน จากสมการที่ 3.9 เมื่อความชันของเส้นตรง หรือ m เท่ากับ 0 จะสามารถอธิบายโดยสมการที่ 3.13

$$y - y_1 \approx 0 \tag{3.13}$$

เมื่อนำภาพที่ได้จากการค้นหาช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย ในรูปที่ 3.11 และใช้กระบวนหาเส้นตรงของ Hough Transform โดยใช้สมการความสัมพันธ์ที่ 3.13 จะสามารถค้นหาเส้นหยุดดังแสดงในรูปที่ 3.20

รูปที่ 3.20 การค้นหาเส้นหยุด

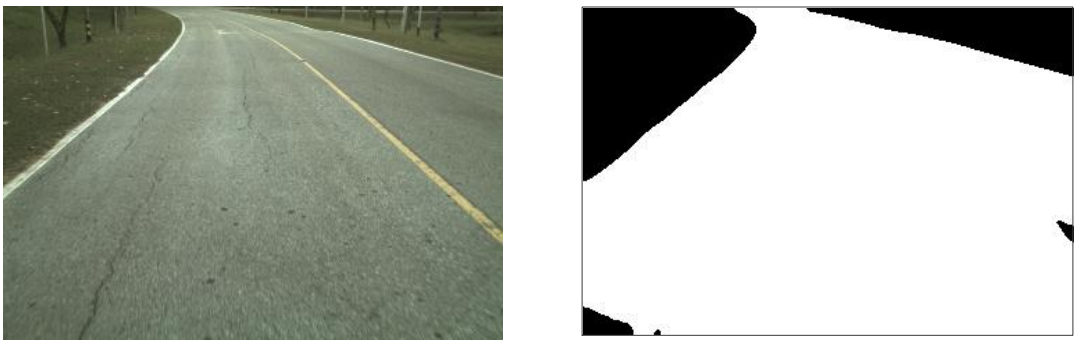
รูปที่ 3.20 ตัวการค้นหาเส้นหยุด (ต่อ)

3.7 การคัดแยกภาพถนนสำหรับสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยว

สำหรับพื้นถนนที่มีลักษณะเด่นที่เป็นฟ้า จากภาพการแยกปริภูมิสีในรูปที่ 3.9 และรูปที่ 3.10 พื้นถนนจะตอบสนองที่ดีกับระนาบเทา B จากปริภูมิสี RGB แต่เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงของแสงเกิดขึ้น ค่าความเข้มสีของระนาบเทา B จะเปลี่ยนตามการเปลี่ยนแปลงของแสงที่เกิดขึ้น ดังนั้นเพื่อลดความผิดพลาดของค่าความเข้มสีดังกล่าว การประมวลผลภาพพื้นถนน จะเลือกใช้ระนาบเทา H จาก ปริภูมิสี HSV ร่วมกันในการคัดแยกภาพช่องทางเดินรถฝั่งขวาโดยสามารถหาความสัมพันธ์ได้จากสมการที่ 3.14 จากความสัมพันธ์ดังกล่าว จะทำให้ได้ภาพใหม่เกิดขึ้น แสดงดังรูปที่ 3.21 และ รูปที่ 3.22 แสดงการคัดแยกพื้นถนนจากค่าระดับ Threshold

$$P_{Road(i,j)} = P_{B(i,j)} + P_{H(i,j)} \tag{3.14}$$

รูปที่ 3.21 ภาพใหม่จากระนาบเทา B กับระนาบเทา H



(ก) รูปแบบถนนทางตรง

(ข) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกเลี้ยวซ้าย

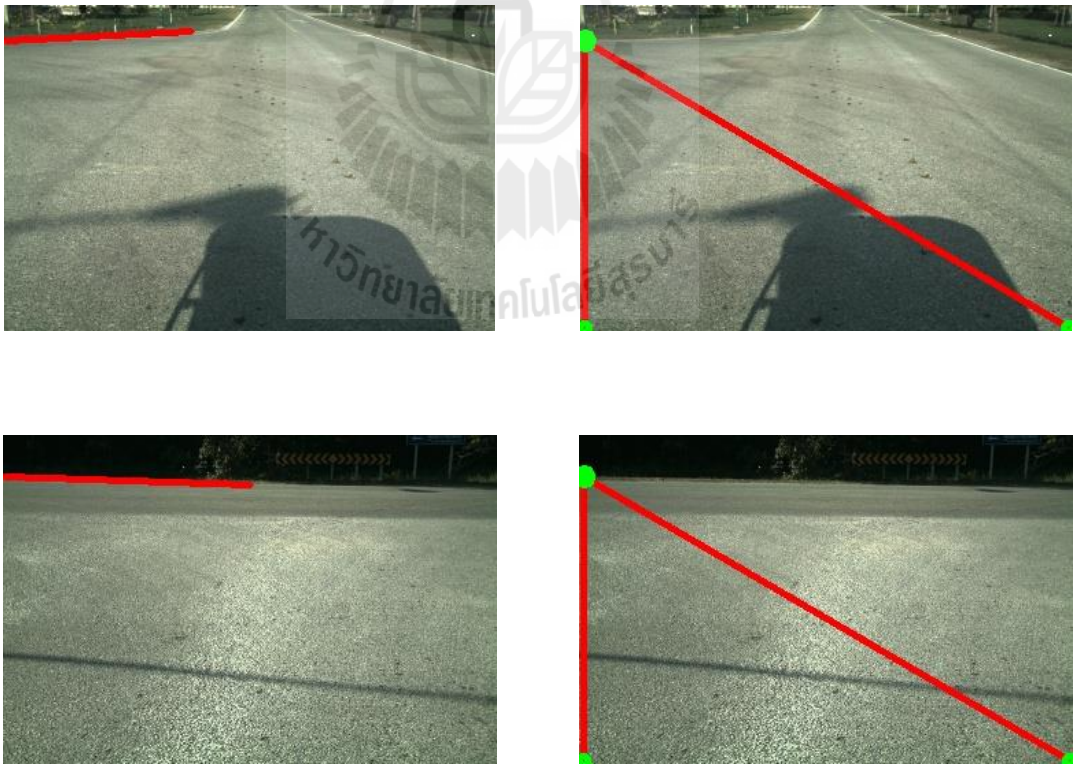
(ค) รูปแบบถนนเมื่อเจอทางแยกเลี้ยวขวา

รูปที่ 3.22 การค้นหาถนน

3.8 การค้นหาจุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย

การค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสภาวะการเลี้ยวนั้น ในขณะทียานพาหนะเกิดการเลี้ยวหรือยานพาหนะเคลื่อนที่ผ่านเส้นหยุด (ในหัวข้อที่ 3.6) ข้อมูลภาพที่ได้จากกล้องวีดีโอที่ติดอยู่ด้านหน้าของตัวยานพาหนะจะพบเพียงพื้นถนนเท่านั้นเนื่องจากถนนที่ใช้ในงานวิจัยภายในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จะไม่มีช่องทางเดินรถในช่วงที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยว ดังนั้นในงานวิจัยนี้จะใช้เส้นขอบของถนนฝั่งขวาของถนนที่ยานพาหนะจะเลี้ยวเข้าไป เป็นเส้นบังคับไม่ให้ยานพาหนะเคลื่อนที่ตกขอบถนน โดยจะเรียกเส้นขอบถนนนี้ว่าเส้นนำทางเลี้ยวซ้าย เส้นนำทางเลี้ยวซ้ายนี้จะเป็นเส้นตรงที่ใช้ในการกำหนดจุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย จุดนำทางการเคลื่อนที่นี้จะใช้จุดตัดแกน y ที่ x เท่ากับหนึ่ง หรือจุดที่เส้นนำทางเลี้ยวซ้ายตัดขอบด้านซ้ายของภาพ หรือคอลัมน์ที่หนึ่งของภาพ ดังแสดงในสมการที่ 3.15 และรูปที่ 3.23 แสดงการค้นหาช่องทางเดินรถในสภาวะการเลี้ยวซ้ายและจุดนำทางเลี้ยวซ้าย

$$(y - y_1) = m(-x_1) \tag{3.15}$$



รูปที่ 3.23 ช่องทางเดินรถในสถานะเกิดการเลี้ยวซ้าย

3.9 การค้นหาจุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา

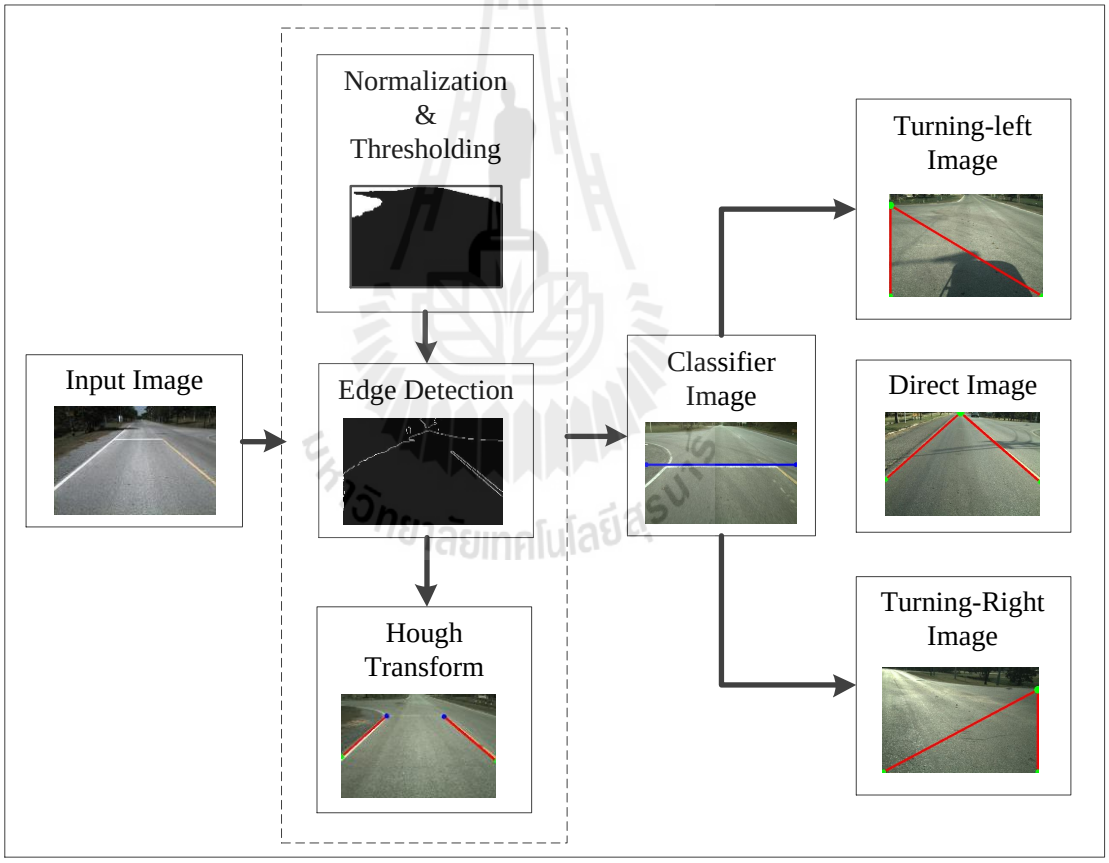
การค้นหาจุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา เมื่อยานพาหนะเคลื่อนที่ผ่านเส้นหยุดไปแล้วภาพที่ได้จะมีลักษณะคล้ายกับภาพที่ได้จากยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายคือ ไม่มีเส้นช่องทางเดินรถในขณะที่เกิดการเลี้ยว ดังนั้นในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา ในงานวิจัยนี้ จะใช้เส้นขอบถนนฝั่งซ้ายของถนนที่ยานพาหนะเลี้ยวเข้าไปเป็นเส้นบังคับไม่ให้ยานพาหนะเคลื่อนที่ตกขอบถนน โดยจะเรียกเส้นนี้ว่าเส้นนำทางเลี้ยวขวา เส้นนำทางเลี้ยวขวานี้จะเป็นเส้นตรงที่ใช้ในการกำหนดจุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา จุดนำทางการเคลื่อนที่นี้จะใช้จุดตัดแกน y ที่ x เท่ากับ 360 หรือจุดที่เส้นนำทางเลี้ยวขวาตัดขอบด้านขวาของภาพ หรือคอลัมน์ที่ 360 ของภาพ ดังแสดงในสมการที่ 3.16 และรูปที่ 3.24 แสดงการค้นหาช่องทางเดินรถในสภาวะการเลี้ยวซ้ายและจุดนำทางเลี้ยวซ้าย

$$(y - y_1) = m(360 - x_1) \tag{3.16}$$

รูปที่ 3.24 ช่องทางเดินรถในสถานะเกิดการเลี้ยวขวา

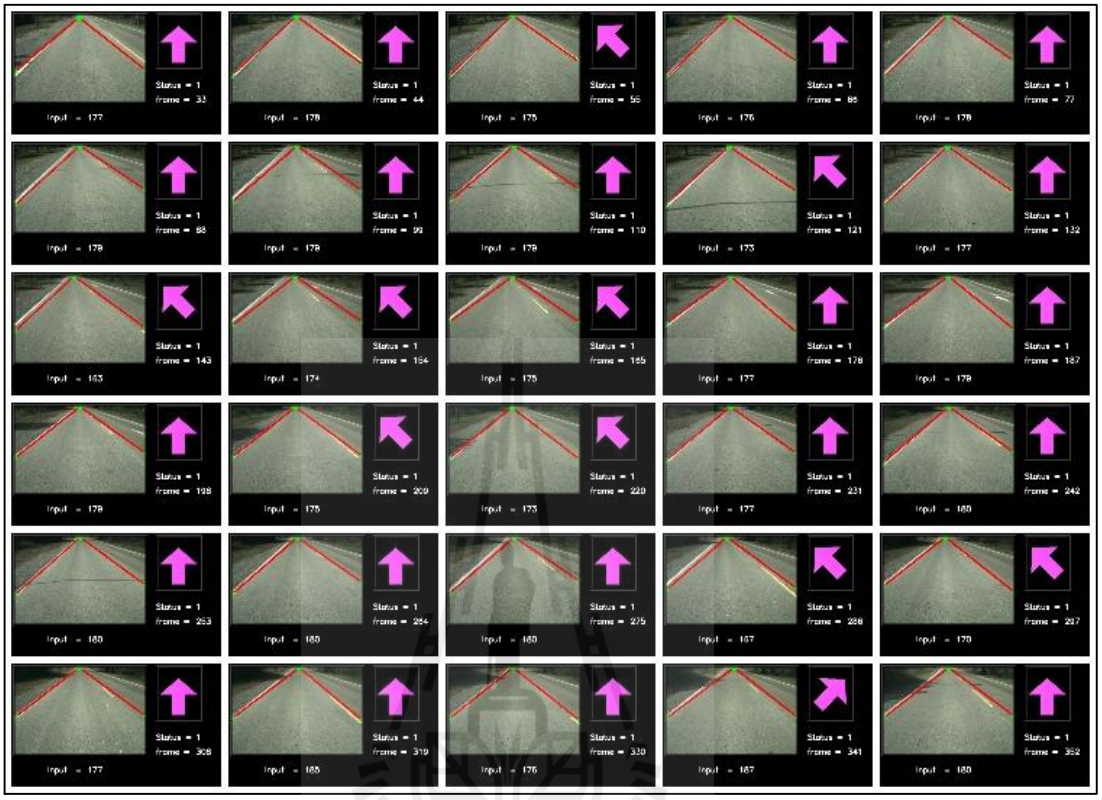
3.10 ผลการทดสอบระบบการค้นหาช่องทางเดินรถ

จากหัวข้อที่ผ่านมาได้นำเสนอวิธีการและกระบวนการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถและ การค้นหาอินพุตสำหรับใช้ฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียม การค้นหาช่องทางเดินรถนี้จะประกอบไปด้วย ส่วนการรับภาพจากกล้องวีดีโอภาพสีด้านหน้าตัวยานพาหนะ จากนั้นจะเข้าสู่กระบวนการการประมวลผลภาพ ประกอบไปด้วย การปรับสีและแสงภายในภาพ การหาขอบ และการใช้วิธี Hough Transform ในการค้นหาเส้นตรง จากนั้นเข้าสู่ขั้นตอนการแยกภาพอินพุต หรือสถานะของยานพาหนะจากเส้นหยุดบนถนน และสุดท้ายจะเป็นขั้นตอนการกำหนดเส้นช่องทางเดินรถ และจุดนำทางการเคลื่อนที่ ในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว สถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย และ สถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา ดังแสดงในรูปที่ 3.25



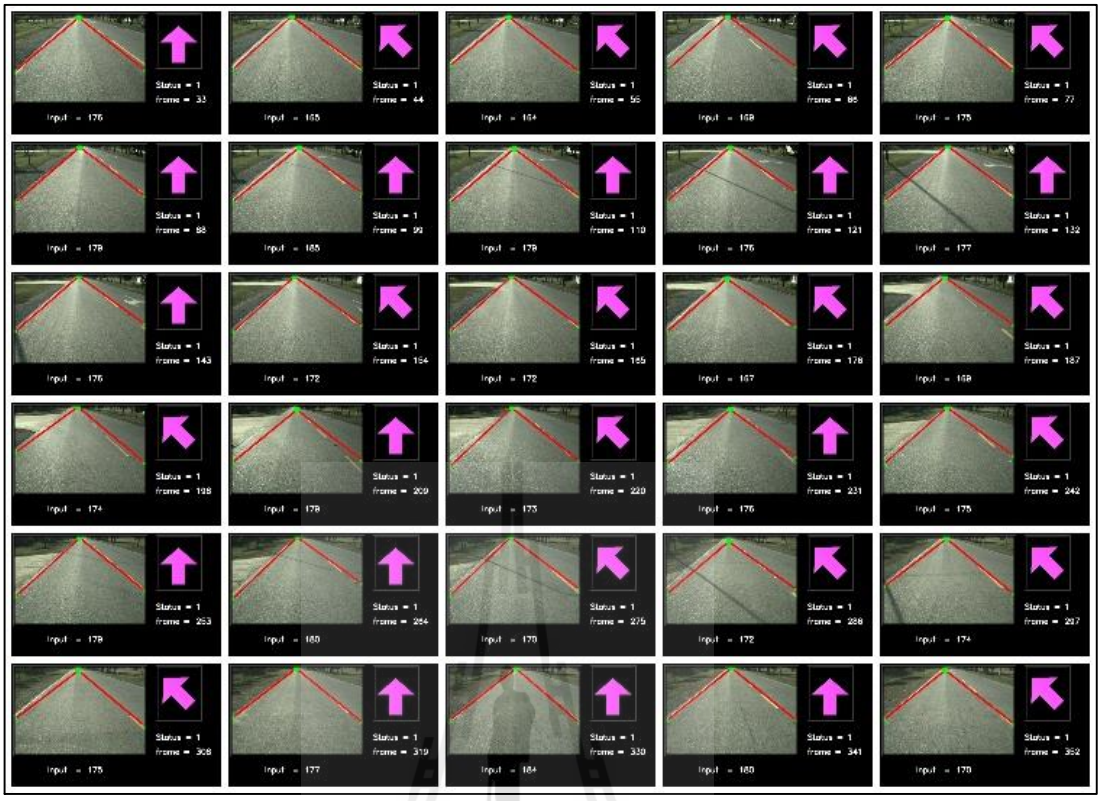
รูปที่ 3.25 ตัวอย่างผลลัพธ์แต่ละขั้นตอนของระบบการค้นหาช่องทางเดินรถ

3.10.1 ผลการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว



รูปที่ 3.26 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเคลื่อนที่ไปข้างหน้าบนถนนทางตรงเส้นหลักและไม่เกิดการเลี้ยว

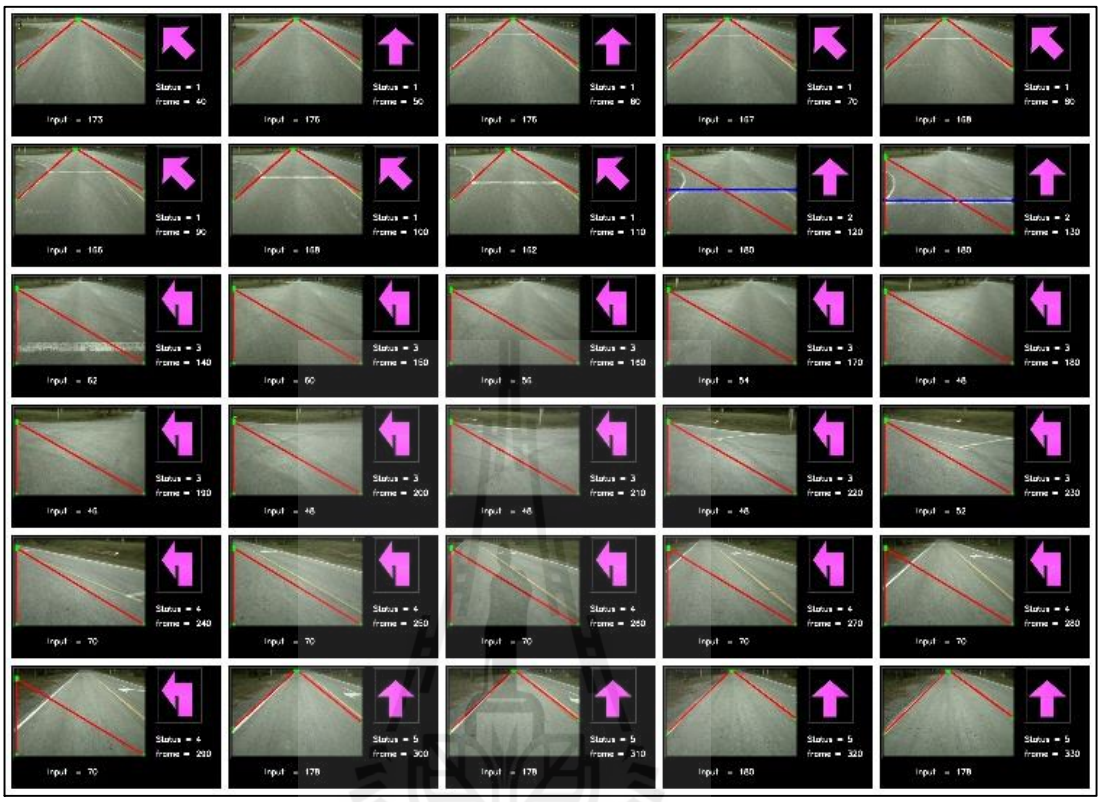
ในรูปที่ 3.26 แสดงผลการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยวและไม่ผ่านแยก ใด ๆ ในตัวอย่างการทดสอบนี้ จะเป็นข้อมูลภาพวีดีโอจำนวน 640 เฟรม โดยจะแสดงทีละ 11 เฟรม จากวีดีโอต้นแบบ เป็นการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสภาวะแสงช่วงกลางวันที่มีแสงแดดจ้า จากภาพแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งของจุดนำทางการเคลื่อนที่กับทิศทางของลูกศรสำหรับกำหนดทิศทางการหมุนของพวงมาลัย โดยกำหนดให้ลูกศรเอียงไปด้านซ้ายเมื่อจุดนำทางการเคลื่อนที่อยู่ที่ตำแหน่งน้อยกว่า 177 ของคอลัมน์ภาพ ลูกศรเอียงไปด้านขวาเมื่อจุดนำทางการเคลื่อนที่มากกว่า 183 ของคอลัมน์ภาพ และลูกศรอยู่นิ่งเมื่อจุดนำทางการเคลื่อนที่ อยู่ในช่วงระหว่าง 177 ถึง 183 ของคอลัมน์ภาพ ในช่วงเฟรมที่ 154 ถึง เฟรมที่ 165 การค้นหาเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาเกิดความผิดพลาดขึ้น เนื่องจากไม่พบเส้นประสีเหลืองบนถนน



รูปที่ 3.27 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเคลื่อนที่ไปข้างหน้าบนถนนทางตรงเส้นรองและไม่เกิดการเลี้ยว

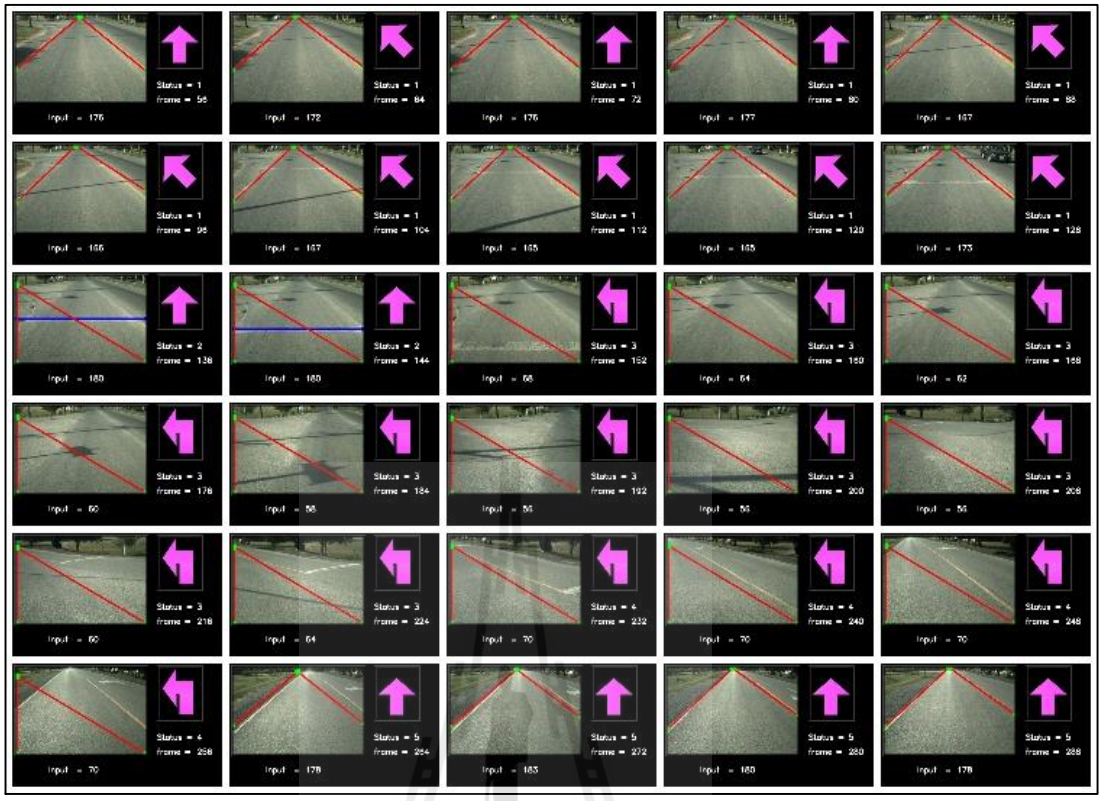
ในรูปที่ 3.27 แสดงผลการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยวและไม่ผ่านแยก ใด ๆ ในตัวอย่างการทดสอบนี้ จะเป็นข้อมูลภาพวีดีโอจำนวน 370 เฟรม โดยจะแสดงทีละ 11 เฟรม จากรูปจะเป็นการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสภาวะช่วงแสงกลางวันที่มีแดดจ้า บนถนนทางตรงเส้นรอง ถนนทางตรงเส้นรองนี้จะมีความแตกต่างกับถนนเส้นหลักคือ เส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาที่มีลักษณะที่เป็นเส้นประสีเหลืองจะมีความถี่ของเส้นที่มากกว่าดังนั้นการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถจะมีความแม่นยำมากกว่าบนถนนเส้นหลัก ในช่วงเฟรมที่ 209 ถึง เฟรมที่ 286 แสดงการเคลื่อนที่ผ่านทางแยก ขณะที่ไม่มีเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย การค้นหาเส้นช่องทางเดินรถจะใช้เส้นอ้างอิงจาก จุด Low pass Filter ที่กำหนดไว้มาใช้เป็นจุดกำหนดเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย และใน เฟรมที่ 176 ถึง เฟรมที่ 198 บนถนนที่ใช้ในการทดสอบ จะไม่พบเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้าย ทำให้ระบบไม่สามารถตรวจพบได้ดังนั้นเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายที่ระบบนำมาใช้จะเป็นค่าที่กำหนดไว้ในช่วงเริ่มต้นที่ใช้สำหรับการเคลื่อนที่ผ่านทางแยก

3.10.2 ผลการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย



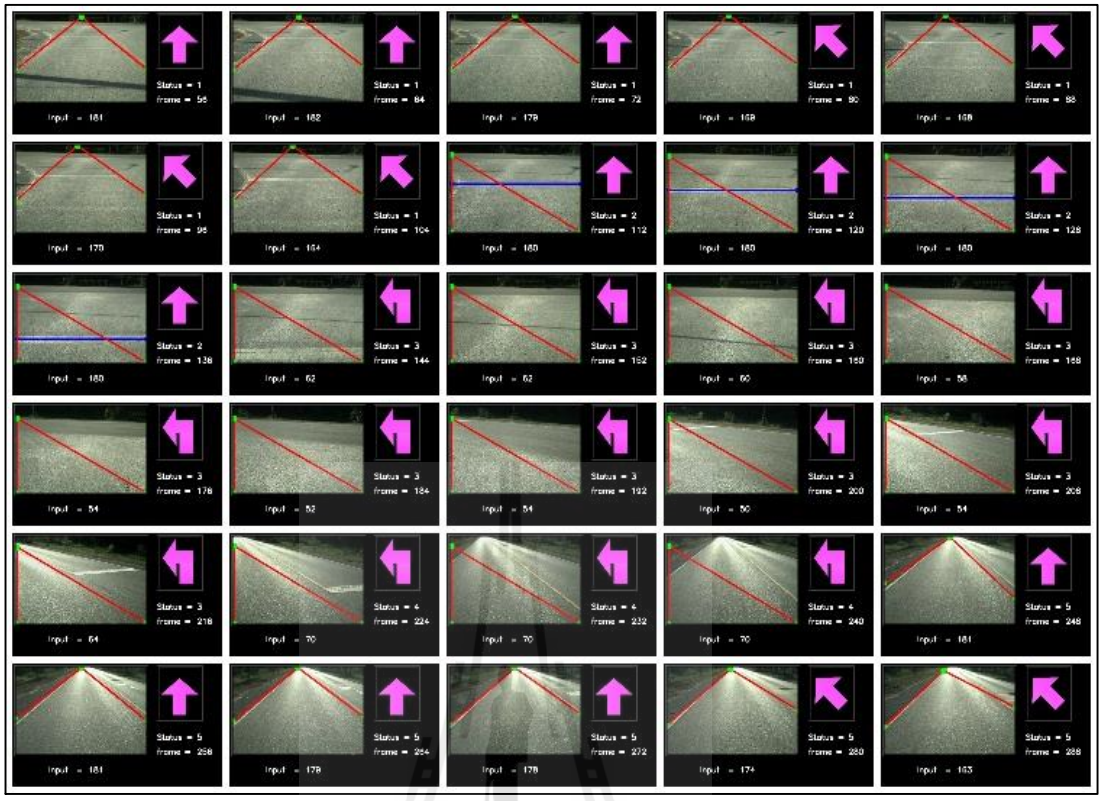
รูปที่ 3.28 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายแบบถนนสี่แยกบนเส้นทางที่หนึ่งในสภาวะแสงไม่มีแดด

ในรูปที่ 3.28 แสดงการทำงานของระบบการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย จะเป็นข้อมูลภาพวีดีโอจำนวน 330 เฟรม โดยจะแสดงทีละ 10 เฟรม ระบบการค้นหาเส้นช่องในสถานะเกิดการเลี้ยวซ้าย ในงานวิจัยนี้จะใช้เส้นหยุด เป็นเครื่องหมายในการกำหนดจุดพบทางแยก และจุดเริ่มเลี้ยว โดยในช่วงแรก เฟรมที่ 1 ถึง เฟรมที่ 110 จะเป็นการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว ในเฟรมที่ 120 ถึง เฟรมที่ 130 แสดงการพบเส้นหยุดบนถนนและระบบจะค้นหาขอบของถนนสำหรับเป็นตัวกำหนดการเลี้ยว ในช่วงเฟรมที่ 140 ถึงเฟรมที่ 240 เป็นการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่เกิดการเลี้ยวซ้าย ในช่วงเฟรมที่ 250 ถึงเฟรมที่ 290 เป็นการรักษาระดับค่าอินพุตสำหรับบังคับมุมของพวงมาลัยและในช่วงเฟรมที่ 300 ถึง 330 เป็นการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะไม่เกิดการเลี้ยว



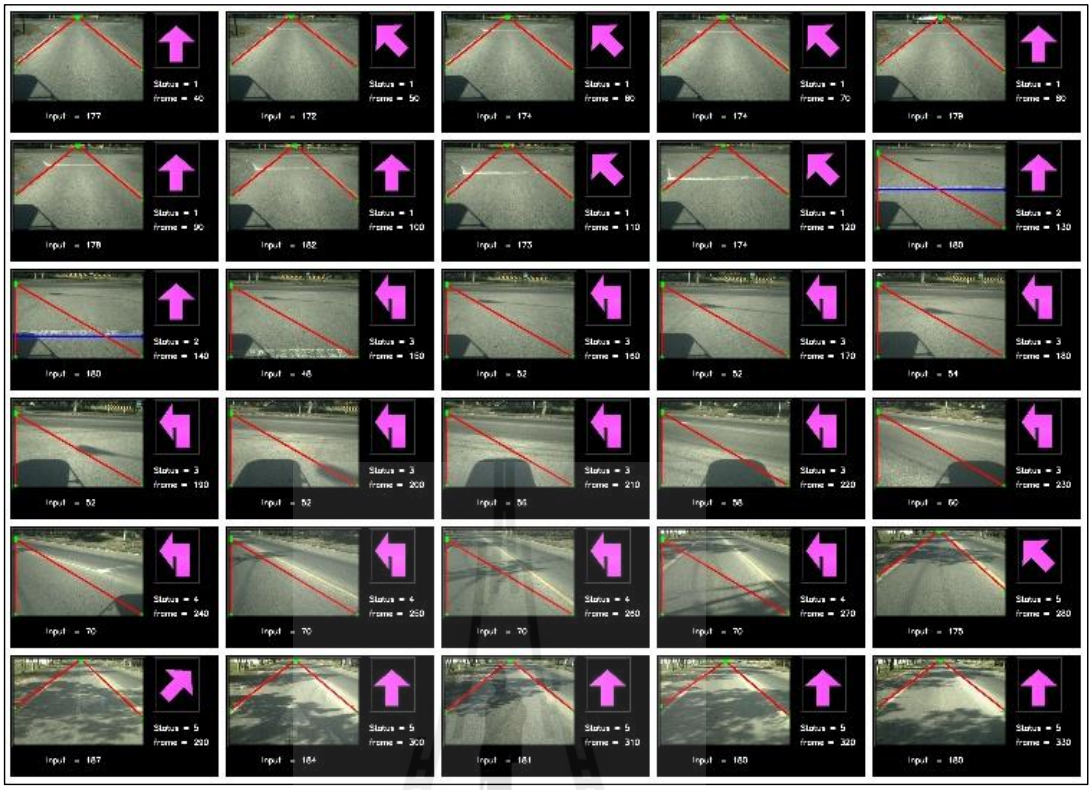
รูปที่ 3.29 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายแบบถนนสี่แยกบนเส้นทางที่สองในสภาวะแสงมีแดด

ในรูปที่ 3.29 แสดงขั้นตอนการทำงานของระบบกาค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย จะเป็นข้อมูลภาพวีดีโอจำนาน 288 เฟรม โดยจะแสดงผลที่ละ 8 เฟรม ในตัวอย่างนี้จะเป็นการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสภาวะแสงที่มีแดดจ้า ในสภาวะแสงเช่นนี้จะเป็นสภาวะแสงที่ระบบการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถเกิดความผิดพลาดได้ง่ายเนื่องจากเงาของวัตถุที่เกิดจากแสงแดด และการเปลี่ยนแปลงสีของพื้นถนน จะเห็นได้ว่าสีของถนนบางส่วนจะกลายเป็นสีขาวที่มีลักษณะสีคล้ายกับเส้นหยุด จากรูปถนนที่ใช้ในการทดสอบเป็นการทดสอบบนพื้นถนนที่มีสีของเส้นขอบถนนที่ไม่ชัดเจนเพื่อทดสอบว่าระบบสามารถค้นหาเส้นช่องทางเดินรถและเส้นหยุดได้หรือไม่ จากการทดสอบ จากเฟรมที่ 55 ถึง เฟรมที่ 152 จะเห็นได้ว่าเส้นช่องทางเดินรถและเส้นหยุดบนพื้นถนนมีความชัดเจนของเส้นน้อยมาก จากเฟรมที่ 55 ถึงเฟรมที่ 200 แสดงการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถบนถนนที่มีเงาพาดผ่านจากตัวอย่างการทดสอบนี้ระบบสามารถค้นหาเส้นช่องทางเดินรถได้ตลอดการเคลื่อนที่



รูปที่ 3.30 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายบนถนนสามแยกตัว T บนเส้นทางที่หนึ่งในสภาวะแสงมีแดดน้อย

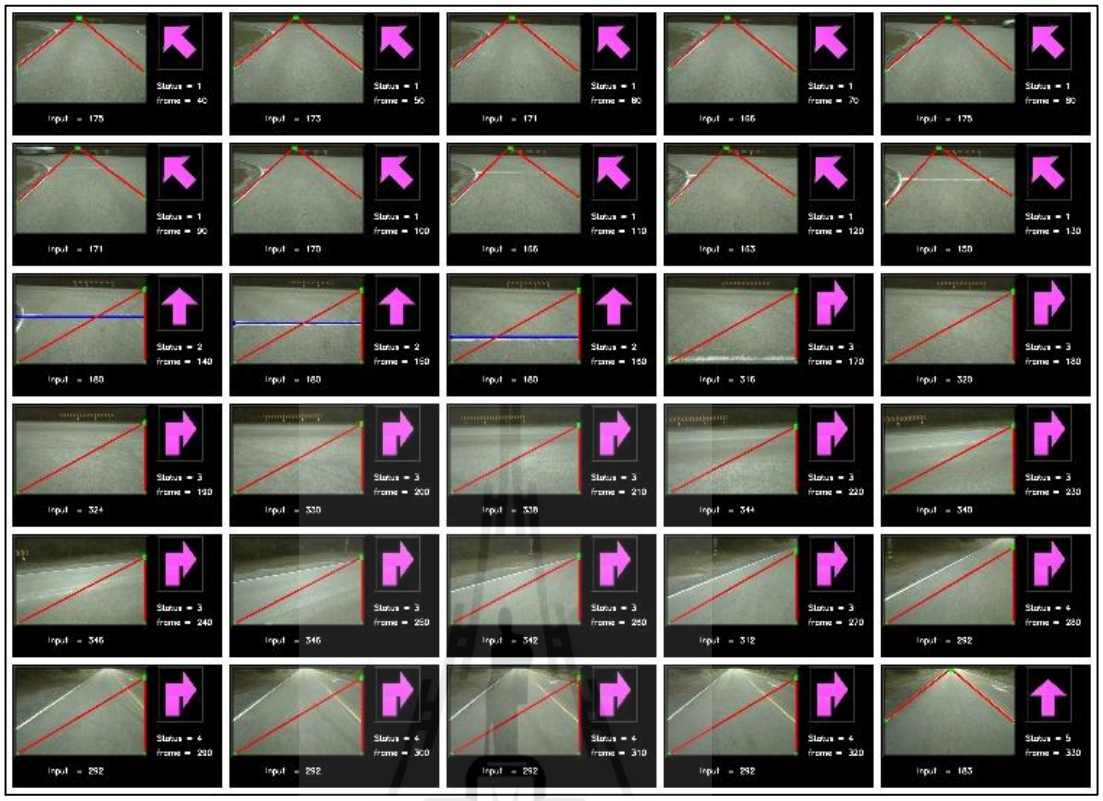
ในรูปที่ 3.30 แสดงการทำงานของระบบการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย จะเป็นข้อมูลภาพวีดีโอจำนวน 288 เฟรม โดยจะแสดงทีละ 8 เฟรม ในตัวอย่างนี้แสดงการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถบนถนนรูปแบบทางแยกตัวที จะแตกต่างกับทางแยกแบบสี่แยกคือเมื่อยานพาหนะเคลื่อนที่ใกล้ทางแยกหรือกำลังจะถึงเส้นหยุดโครงสร้างของถนนที่ส่วนบนของรูปไม่สามารถนำมาอ้างอิงเป็นช่องทางเดินรถได้ ในวีดีโอเป็นการเคลื่อนที่ในสภาวะที่มีแสงแดดน้อย เงาที่พบก็จะน้อยตามด้วย ลักษณะการเลี้ยวของรูปแบบถนนแบบนี้จุดนำทางการเคลื่อนที่ในขณะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวจะมีค่าต่ำกว่ารูปแบบถนนแบบสี่แยกในเฟรมที่ 144 จะเห็นได้ว่าเส้นหยุดบนพื้นถนนมีลักษณะที่ชัดเจนน้อย แต่ระบบสามารถค้นหาได้ดีในช่วงเฟรมที่ 132 ถึงเฟรมที่ 140 ลักษณะเส้นช่องทางเดินรถยังอยู่ในลักษณะการเลี้ยวอยู่เนื่องพวงมาลัยของยานพาหนะยังคงทำการเลี้ยวอยู่ เมื่อจุดนำทางการเคลื่อนที่ในสถานะที่ไม่เกิดการเลี้ยวอยู่ที่ตำแหน่ง 175 คอลัมน์ พวงมาลัยของยานพาหนะจะกลับมาที่ตำแหน่งเดิม ช่องทางเดินรถก็จะกลับมาตามมุมการหมุนของพวงมาลัยยานพาหนะ



รูปที่ 3.31 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายบนถนนสามแยกตัว T บนเส้นทางที่สองในสภาวะแสงมีแดดจ้า

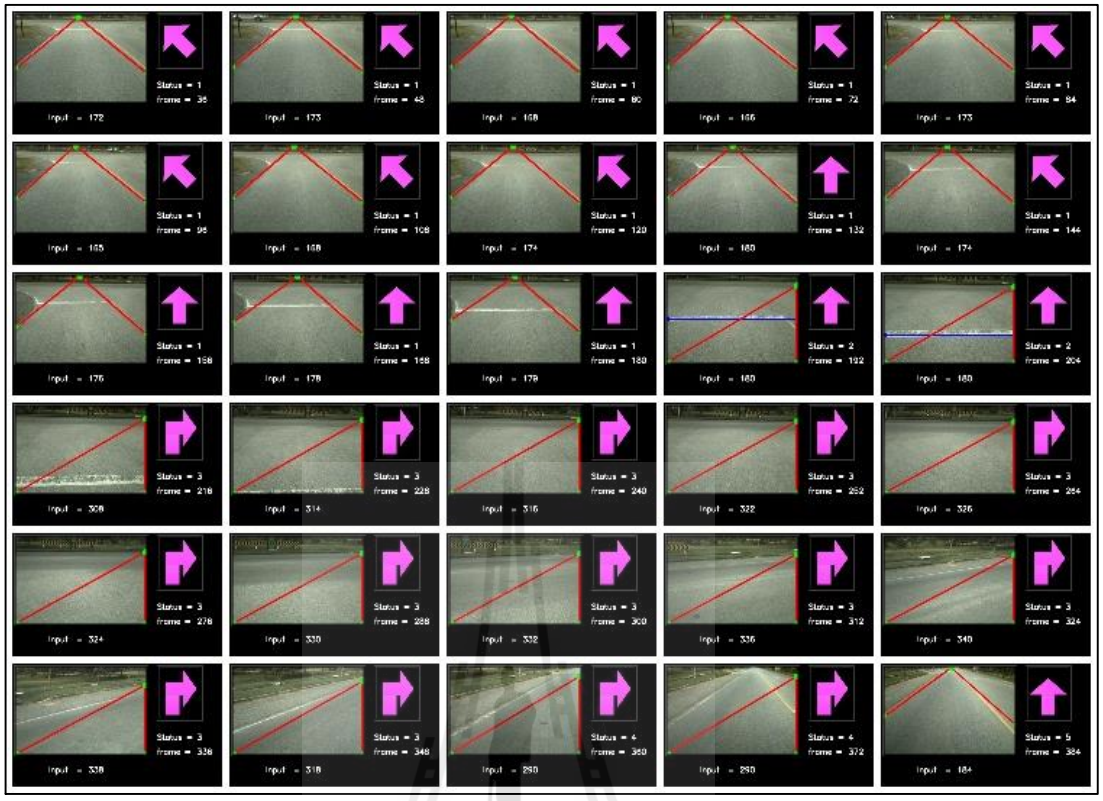
ในรูปที่ 3.31 แสดงการทำงานของระบบการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย จะเป็นข้อมูลภาพวีดีโอจำนวน 330 เฟรม โดยจะแสดงทีละ 10 เฟรม ในตัวอย่างนี้เป็นการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถบนรูปแบบถนนรูปตัวทีบนเส้นทางที่สอง จะแตกต่างกลับรูปแบบถนนชนิดแรกคือถนนจะมีลักษณะความกว้างที่น้อยกว่า การทดสอบระบบเป็นการทดสอบบนรูปแบบสภาวะที่มีแสงแดดจ้าและมีสภาพแวดล้อมข้างถนนที่มีต้นไม้ ในช่วงแรกเฟรมที่ 40 ถึงเฟรมที่ 240 ลักษณะแสงจะอยู่ด้านหลังของยานพาหนะเงาที่เกิดยังมีไม่มากนัก ในช่วงเฟรมที่ 250 เป็นต้นไปเมื่อยานพาหนะเลี้ยวเข้าสู่ถนนอีกเส้น แสงจะอยู่ทางด้านซ้ายของยานพาหนะ และด้านซ้ายของถนนมีลักษณะของต้นไม้สูงทำให้เกิดเงาพาดผ่านถนนจำนวนมาก ทำให้บนพื้นถนนมีความแตกต่างของแสงขึ้น แต่ระบบยังสามารถตามรอยของช่องทางเดินรถไปตลอดการเคลื่อนที่ของยานพาหนะ ในเฟรมที่ 290 ถึงเฟรมที่ 300 แสดงการเคลื่อนที่ผ่านเครื่องหมายบนพื้นถนนที่มีลักษณะสีเหมือนกับเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายและเส้นหยุด

3.10.3 ผลการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา



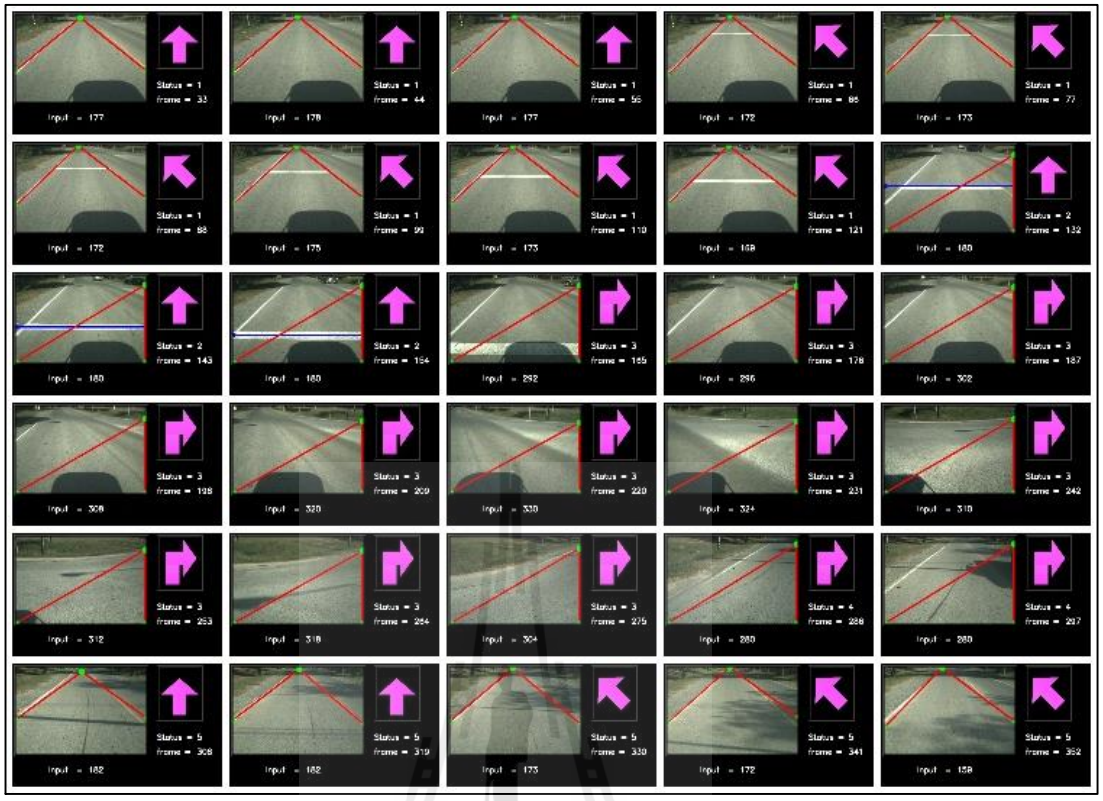
รูปที่ 3.32 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวาบนถนนสามแยกตัว T บนเส้นทางที่หนึ่งในสภาวะแสงมีแดดน้อย

ในรูปที่ 3.32 แสดงการทำงานของระบบการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา จะเป็นข้อมูลภาพวีดีโอจำนวน 330 เฟรม โดยจะแสดงทีละ 10 เฟรม การทดสอบนี้เป็นการทดสอบระบบภายใต้สภาวะแสงที่มีแดดน้อยหรือแสงแดดส่องผ่านก้อนเมฆ ลักษณะการทำงานของระบบจะแบ่งออกเป็น 4 ส่วนการทำงานประกอบไปด้วย ส่วนที่หนึ่งเฟรมที่ 40 ถึงเฟรมที่ 130 คือการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะที่ไม่เกิดการเลี้ยว ส่วนที่สองเฟรมที่ 140 ถึงเฟรมที่ 160 ยานพาหนะเจอเส้นหยุดและเตรียมตัวเลี้ยว ส่วนที่สามเฟรมที่ 170 ถึงเฟรมที่ 270 ยานพาหนะทำการเลี้ยว ส่วนที่สี่เฟรมที่ 280 ถึงเฟรมที่ 320 คือช่วงที่ยานพาหนะรักษามุมการเลี้ยว และส่วนที่ห้าเฟรมที่ 330 คือยานพาหนะทำการเลี้ยวสำเร็จหรือกลับไปเป็นขั้นตอนที่หนึ่งของระบบหรือมีลักษณะช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว



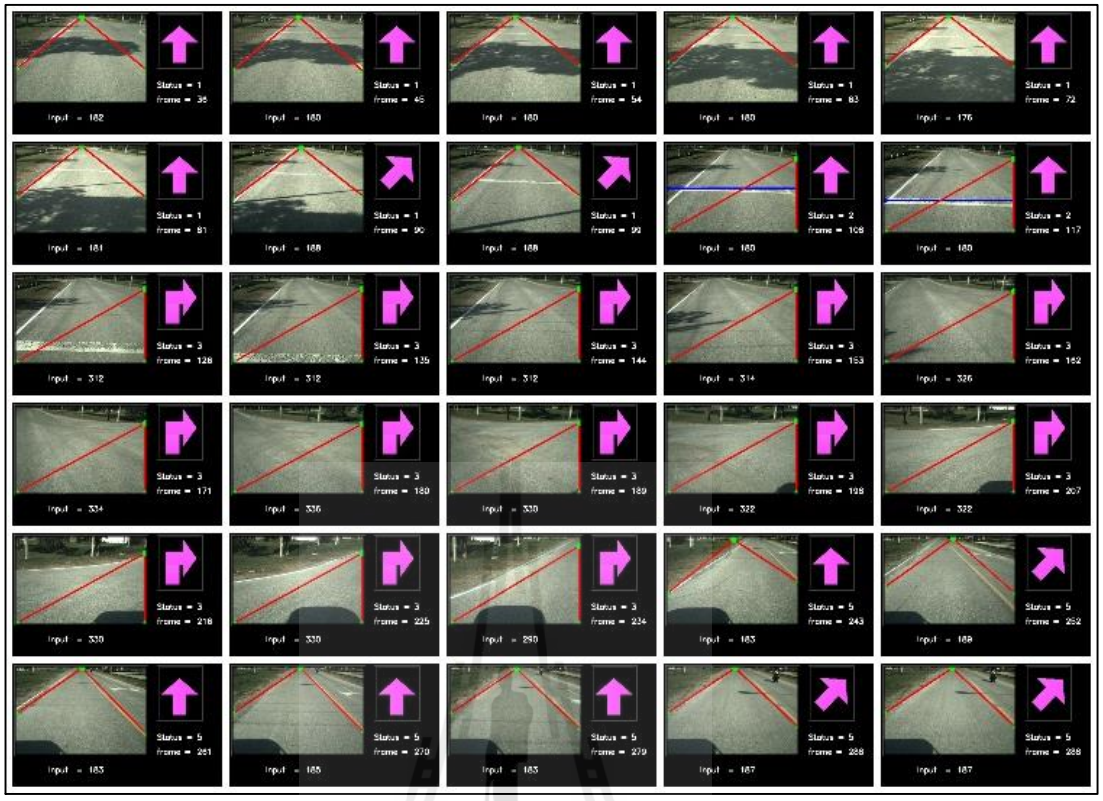
รูปที่ 3.33 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวาบนถนนสามแยกตัว T บนเส้นทางที่สองในสภาวะแสงมีแดดน้อย

ในรูปที่ 3.33 แสดงการทำงานของระบบการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา จะเป็นข้อมูลภาพวีดีโอจำนวน 384 เฟรม โดยจะแสดงทีละ 12 เฟรม ในตัวอย่างการทดสอบนี้ แสดงการทดสอบระบบบนรูปแบบถนนที่มีลักษณะรูปตัวทีและภายใต้สภาวะที่มีแสงน้อย การที่ยานพาหนะที่อยู่ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวาจุดนำทางการเคลื่อนที่จะแตกต่างกับสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายตรงที่ จุดนำทางการเคลื่อนที่จะอยู่ที่ตำแหน่งขอบภาพด้านขวาหรือตัดที่คอลัมน์ที่ 360 ของภาพ ในเฟรมที่ 218 ถึงเฟรมที่ 228 ระบบจะเริ่มขั้นตอนการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในช่วงเกิดการเลี้ยวก่อนที่เส้นหยุดจะหายไปจากขอบด้านล่างของภาพ เนื่องจากยานพาหนะมีการเคลื่อนที่และมีระยะเวลาในการสั่งงานและหมุนพวงมาลัยมาที่มุมที่ต้องการ ดังนั้นเมื่อเส้นหยุดเคลื่อนที่ลงมาที่ตำแหน่งมากกว่าแถวที่ 200 ของภาพ ระบบการทำงานจะเปลี่ยนไปที่ขั้นตอนการทำงานส่วนที่ 3 ทันที เมื่อยานพาหนะเคลื่อนที่ผ่านเส้นหยุด จะได้มุมการหมุนของพวงมาลัยพอดีกับตำแหน่งที่ต้องการเส้นทางที่ใช้ในการทดสอบในตัวอย่างนี้เส้นขอบถนนด้านซ้ายมีความชัดเจนน้อยมากแต่ระบบสามารถทำงานได้ดี



รูปที่ 3.34 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวาแบบถนนสี่แยกบนเส้นทางที่หนึ่งในสภาวะแสงมีแดด

ในรูปที่ 3.34 แสดงการทำงานของระบบการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา จะเป็นข้อมูลภาพวีดีโอจำนวน 352 เฟรม โดยจะแสดงทีละ 11 เฟรม ในตัวอย่างการทดสอบนี้เป็นการทดสอบเป็นการทดสอบระบบบนรูปแบบถนนที่มีลักษณะที่เป็นสี่แยก ในสภาวะแสงที่มีแดดจ้าและเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาหรือเส้นช่องทางเดินรถตรงกลางมีความแตกต่างกันของสีมากเนื่องจากถนนที่ยานพาหนะจะเลี้ยวเข้าไปมีจำนวนพาหนะที่ใช้เส้นทางนี้เป็นจำนวนมากทำให้เส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาที่เป็นสีเหลืองไม่ชัดเจน และมีแนวต้นไม้อยู่ริมถนน จะเห็นได้จากเฟรมที่ 297 ถึงเฟรมที่ 352 แต่เส้นทางที่ยานพาหนะก่อนทำการเลี้ยวมีสีและเส้นของช่องทางเดินรถที่ชัดเจน ในช่วงเฟรมที่ 33 ถึงเฟรมที่ 165 ลักษณะการทำงานของระบบสามารถค้นหาและให้ค่าอินพุตของช่องทางเดินรถได้ตลอดการทดสอบแม้บนถนนที่มีเส้นช่องทางเดินรถที่ไม่ชัดเจนและมีเงานของต้นไม้พาดผ่าน ลักษณะการเริ่มเลี้ยวจะจะเหมือนกับในตัวอย่างที่ผ่านมา คือเมื่อเส้นหยุดเคลื่อนที่ลงมามากกว่าแถวที่ 200 ของภาพ ระบบจะเริ่มเข้าสู่การค้นหาช่องทางเดินรถขณะเลี้ยวขวา



รูปที่ 3.35 ตัวอย่างการค้นหาช่องทางเดินรถ ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวาแบบถนนสี่แยกบนเส้นทางที่สองในสภาวะแสงมีแดด

ในรูปที่ 3.35 แสดงการทำงานของระบบการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา จะเป็นข้อมูลภาพวีดีโอจำนวน 288 เฟรม โดยจะแสดงทีละ 9 เฟรม การทดสอบในตัวอย่างนี้เป็นการทดสอบระบบการค้นหาช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเลี้ยวขวาบนรูปแบบถนนแบบสีแยกในเส้นทางที่สองในสภาวะที่มีแสงแดดจ้า ในเฟรมที่ 36 ถึงเฟรมที่ 90 แสดงการที่ยานพาหนะเคลื่อนที่ผ่านถนนที่มีเงาพาดผ่านเต็มพื้นถนนและยานพาหนะเคลื่อนที่ผ่านเงาของต้นไม้ การเคลื่อนที่ผ่านลักษณะแสงแบบนี้กล้องจะรับภาพที่มีความผิดพลาดเข้ามาเนื่องจากกล้องจะปรับค่าแสงสมดุลสีขาวแบบอัตโนมัติ จะเห็นได้จากเฟรมที่ 72 จะมีค่าสีของถนนสว่างกว่าเฟรมที่ 63 เนื่องจากในเฟรมที่ 72 ยานพาหนะอยู่ในที่มืดกล้องจะปรับให้แสงมีความสว่างขึ้นและจะปรับแสงให้ลดลงเมื่อยานพาหนะเคลื่อนที่ออกจากเงาของต้นไม้ จะเห็นได้จากเฟรมที่ 99 เป็นต้นมา ในเฟรมที่ 243 ถึงเฟรมที่ 252 ระบบตามรอยเส้นช่องทางเดินรถไม่ทันเนื่องจากค้นหาเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายไม่พบ และเมื่อระบบค้นหาเส้นช่องทางเดินรถพบก็จะกลับมาตามรอยเส้นช่องทางเดินรถได้อย่างถูกต้อง

3.11 สรุป

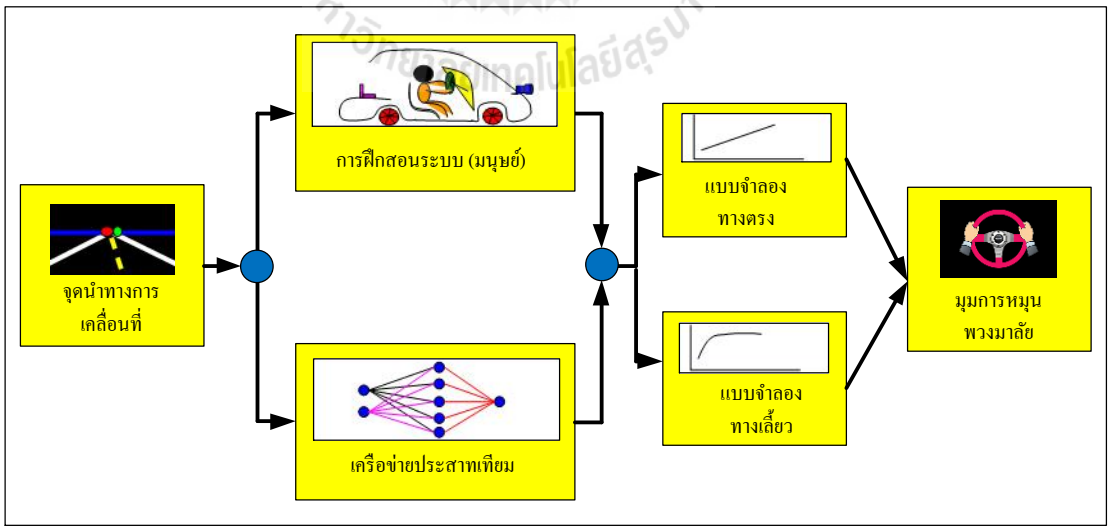
ในบทนี้ได้นำเสนอการค้นหาช่องทางเดินรถสำหรับการหาจุดนำทางการเคลื่อนที่สำหรับใช้ฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียม การค้นหาเส้นช่องทางเดินรถได้นำ วิธีการปรับแสงและสีภายในแบบอัตโนมัติมาประยุกต์ใช้ร่วมการหาการตอบสนองของสีเส้นช่องทางเดินรถ และถนนในปริภูมิสี RGB และปริภูมิสี HSV ในการคัดแยกช่องทางเดินรถซึ่งสามารถทำงานได้ดีในสภาวะแสงต่าง ๆ และมีประสิทธิภาพในการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถแม้สีและเส้นของช่องทางเดินรถมีความชัดเจนน้อยเป็นอย่างดี การค้นหาเส้นช่องทางเดินรถประกอบไปด้วย 3 ระบบคือ การค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว การค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย และการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถจะประกอบไปด้วย 5 ขั้นตอน คือ การค้นหาช่องทางเดินรถขณะไม่เกิดการเลี้ยว การค้นหาช่องทางเดินรถขณะเจอเส้นหยุด การค้นหาช่องทางเดินรถขณะเกิดการเลี้ยว การค้นหาช่องทางเดินรถขณะรักษามุมพวงมาลัย และการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถเมื่อสิ้นสุดการเลี้ยว

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทที่ 4
การสร้างแบบจำลองการเลี้ยวด้วยเครือข่ายประสาทเทียม

4.1 บทนำ

ในบทนี้จะเป็นการอธิบายถึงกระบวนการในการสร้างแบบจำลองการเลี้ยวสำหรับ ระบบบังคับเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม และนำเสนอตัวอย่างการฝึกสอนและการทดสอบระบบบังคับเลี้ยว ในการฝึกสอนระบบเครือข่ายประสาทเทียมจะใช้อินพุตเป็นจุดนำทางการเคลื่อนที่ ที่ได้จากกระบวนการค้นหาช่องทางเดินรถจากบทที่ผ่านมา ร่วมกับมุมการหมุนของพวงมาลัย โดยมุมการหมุนของพวงมาลัยจะได้จากเซนเซอร์วัดความเร่ง (Accelerometer) ที่ติดตั้งอยู่บนพวงมาลัยของยานพาหนะ เครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะใช้เครือข่ายประสาทเทียมชนิด เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี (Radian Basis function) ในการสร้างแบบจำลองการเลี้ยว ขั้นตอนของระบบคือ เมื่อได้จุดนำทางการเคลื่อนที่จากการค้นหาช่องทางเดินรถ ผู้ทำการวิจัยจะเป็นคนป้อนมุมการหมุนของพวงมาลัยหรือ หมุนพวงมาลัยเพื่อเป็นค่าเอาท์พุต ให้กับเครือข่ายประสาทเทียม เครือข่ายประสาทเทียมจะเรียนรู้จากมุมการหมุนของพวงมาลัย เพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับการเลี้ยวบนทางแยก ดังแสดงในรูปที่ 4.1

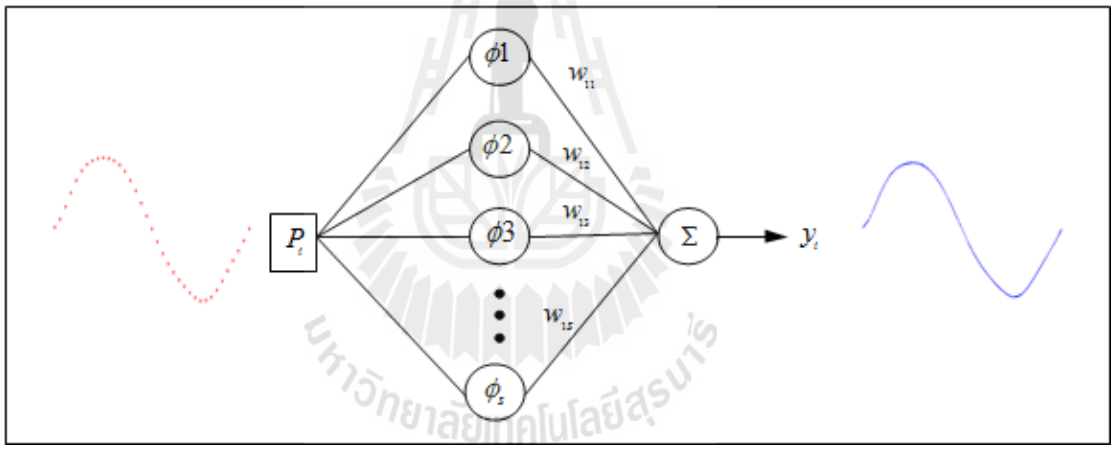


รูปที่ 4.1 ระบบการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม

4.2 เครือข่ายฟังชันฐานรัศมี

เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี (radial basis function network หรือ RBF network) เป็นเครือข่ายไปข้างหน้าประเภทหนึ่ง ที่ได้รับการยอมรับว่ามีประสิทธิภาพสูงเครือข่ายหนึ่ง เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมีแตกต่างไปจากเครือข่ายเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น (multi-layer perceptron) ตรงที่เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี นั้นมีชั้นซ่อนเร้นเพียงชั้นเดียว David Broomhead และ David Lowe [Broomhead and Lowe, 1988] ถือเป็นผู้บุกเบิกนำเอาฟังก์ชันฐานรัศมีมาประยุกต์ใช้ ฟังก์ชันฐานรัศมีสามารถพิจารณาเป็นฟังก์ชันการส่ง (mapping function) ของความสัมพันธ์ระหว่างคู่รูปแบบอินพุตและเอาท์พุตได้ โดยการเรียนรู้ของเครือข่ายเป็นการปรับค่าน้ำหนักประสาทให้ได้ฟังก์ชันการส่งที่เหมาะสมที่สุด ดังนั้นเราสามารถกล่าวได้ว่าเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี คือกระบวนการปรับเส้นโค้ง (curve fitting) ระหว่างข้อมูลอินพุตกับเอาท์พุตนั่นเอง

4.2.1 สถาปัตยกรรมของเครือข่าย RBF



รูปที่ 4.2 โครงสร้างเครือข่าย RBF ทั่วไปสำหรับการประมาณค่าฟังก์ชัน 1 มิติ

รูปที่ 4.2 แสดงเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี ทั่ว ๆ ไป ซึ่งประกอบไปด้วยชั้นนิวรอน 3 ชั้น ดังนี้

- **ชั้นอินพุต** แต่ละอินพุตจะแทนคุณลักษณะของเวกเตอร์อินพุต เหมือนกับในเครือข่ายเพอร์เซ็พตรอนแบบหลายชั้นทั่ว ๆ ไป ในที่นี้เวกเตอร์อินพุตมีขนาดเท่ากับ R
- **ชั้นซ่อนเร้น** แต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนเร้นจะมีฟังก์ชันถ่ายโอนซึ่งมีลักษณะพิเศษ ที่ซึ่งให้ผลตอบสนองของฟังก์ชันที่ขึ้นอยู่กับระยะห่างระหว่างอินพุตกับจุดศูนย์กลางของฟังก์ชัน กล่าวคือถ้าเวกเตอร์อินพุตอยู่ใกล้จุดศูนย์กลางมากเอาต์พุตที่ได้จะมาก ถ้าเวกเตอร์อินพุต

อยู่ห่างจากจุดศูนย์กลาง เอาต์พุตที่ได้จะลดลงตามลำดับ ในที่นี้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้นมีขนาดเท่ากับ S

- **ชั้นเอาต์พุต** มีหน้าที่รวมเอาต์พุตที่ได้จากแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น เครือข่ายให้เอาต์พุตในรูปของเวกเตอร์ขนาดเท่ากับ M

ดังนั้นเราสามารถพิจารณาเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี เป็นฟังก์ชันการส่งระหว่างปริภูมิของอินพุต $p \in \mathbb{R}^{Rx1}$ ไปยังปริภูมิของเอาต์พุต $y \in \mathbb{R}^{Mx1}$ ได้จากเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี ในรูปที่ 4.1 จะได้ว่าเอาต์พุตตัวที่ i ของเครือข่ายมีค่าเท่ากับ

$$y_i = \sum_{k=1}^{s} w_i \phi_i(p, c_k) \tag{4.1}$$

$$y_i = \sum_{k=1}^{s} w_i \phi_i(\| p - c_k \|_2) \tag{4.2}$$

โดยที่ $\phi_k(\mathbb{R})$ = ฟังก์ชันจาก $\mathbb{R}^+$ ไปยัง $\mathbb{R}^-$ ของนิวรอนตัวที่ k ในชั้นซ่อนเร้น

$\|\mathbb{R}\|_2$ = ฟังก์ชันระยะทางแบบยุคลิด

w_{ik} = ค่าน้ำหนักประสาทของนิวรอนตัวที่ k ในชั้นซ่อนเร้น

S = จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น

$c_k \in \mathbb{R}^{Nx1}$ = เวกเตอร์จุดศูนย์กลางของ RBF ในปริภูมิเวกเตอร์อินพุต

สำหรับนิวรอนตัวที่ k ในชั้นซ่อนเร้นสำหรับแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น ค่าระยะทางยุคลิดระหว่างเวกเตอร์อินพุต p จะถูกคำนวณ เอาต์พุตของนิวรอนในชั้นซ่อนเร้นนั้นจะได้จากฟังก์ชัน $\phi_k(\cdot)$ ซึ่งเป็นฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้นสุดท้ายแล้วเอาต์พุตของเครือข่ายจะได้จากผลรวมของค่าน้ำหนักประสาท กับเอาต์พุตของนิวรอนจากชั้นซ่อนเร้นตัวอย่างของฟังก์ชัน $\phi_k(\cdot)$ ที่ใช้ในเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี เช่น

- ฟังก์ชันเชิงเส้น $\phi(p) = p$
- ฟังก์ชันประมาณกำลังสาม $\phi(p) = p^3$
- ฟังก์ชัน thin-plate-spline $\phi(p) = p^2 \ln p$
- ฟังก์ชันเกาส์เซียน $\phi(p) = e^{-p^2/\sigma^2}$

- ฟังก์ชันรากกำลังสอง $\phi(p) = \sqrt{p^2 + \sigma^2}$
- ฟังก์ชันรากกำลังสองผกผัน $\phi(p) = \frac{1}{\sqrt{p^2 + \sigma^2}}$

4.2.2 การฝึกสอนเครือข่าย ฟังก์ชันฐานรัศมีแบบจุดศูนย์กลางคงที่

การฝึกสอนเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี นั้นได้มีผู้นำเสนอไว้หลายรูปแบบ ในลักษณะเดียวกันกับการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียมแบบอื่น ๆ การฝึกสอนเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมีก็คือการค้นหาพารามิเตอร์ของเครือข่ายซึ่งประกอบไปด้วย

- ค่าน้ำหนักประสาท w_{ik} สำหรับ $i = 1,\ldots, M$ และ $k = 1,\ldots S$
- เวกเตอร์จุดศูนย์กลางของนิวรอนตัวที่ k ในชั้นซ่อนเร้น c_k สำหรับ $k = 1,\ldots S$
- ค่าพารามิเตอร์การกระจาย σ_k สำหรับ $k = 1,\ldots, S$

ในที่นี้จะได้นำเสนอวิธีการฝึกสอนแบบจุดศูนย์กลางคงที่ (fixed center) ซึ่งการฝึกสอนแบบจุดศูนย์กลางคงที่ เวกเตอร์จะถูกสุ่มมาจากเวกเตอร์อินพุต และจะไม่มีการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของจุดศูนย์กลางในระหว่างการฝึกสอน [Ham and Kostanic, 2001] เมื่อพิจารณาความสัมพันธ์เอาต์พุตที่ i ของเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมีต่อ

$$y_i = \sum_{k=1}^{s} w_{ik}\phi_k(p, c_k) \tag{4.3}$$

$$= \sum_{k=1}^{s} w_{ik}\phi_k(\|p - c_k\|_2) \tag{4.4}$$

จะเห็นได้ว่าพารามิเตอร์ที่ควบคุมการส่งค่าระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตของเครือข่ายก็คือค่าน้ำหนักประสาท w_{ik} ในชั้นเอาต์พุตและเวกเตอร์จุดศูนย์กลาง c_k ของเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี (ในที่นี้คือฟังก์ชันเกาส์เซียน) ดังนั้นการฝึกสอนเครือข่ายเครือฟังก์ชันฐานรัศมีที่ง่ายที่สุดคือกำหนดให้เวกเตอร์จุดศูนย์กลางมีค่าคงที่ โดยปกติแล้วในขั้นตอนการฝึกสอนจะทำการสุ่มเลือกเวกเตอร์จุดศูนย์กลางจากเวกเตอร์อินพุต (Broomhead and Lowe, 1988) สิ่งสำคัญอย่างหนึ่งในการฝึกสอนแบบนี้ก็คือ จำนวนเวกเตอร์จุดศูนย์กลางที่สุ่มเลือกมา จะต้องมีจำนวนเพียงพอที่จะครอบคลุมปริภูมิของอินพุต ที่ซึ่งไม่มีวิธีการที่แน่นอนในการหาว่าจำนวนของเวกเตอร์ดังกล่าวควรจะมีค่าเป็นเท่าไหร่ หลักการอย่างหนึ่งก็คือเลือกเวกเตอร์จุดศูนย์กลางให้มีจำนวนที่มากพอที่จะครอบคลุมปริภูมิของอินพุต แล้วในขณะฝึกสอนเราสามารถกำจัดเวกเตอร์จุดศูนย์กลาง (นั่นคือ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

เวกเตอร์ในชั้นซ่อนเร้น) ออกจากเครือข่าย โดยที่ไม่ทำให้เครือข่ายลดประสิทธิภาพลงอย่างใด รายละเอียดการฝึกสอนเครือข่ายหลังจากที่กำหนดจำนวนเวกเตอร์จุดศูนย์กลาง (นั่นคือจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น) มีลายละเอียดดังต่อไปนี้

1. กำหนดให้จำนวนคู่เวกเตอร์อินพุตต่อเอาต์พุตมีทั้งหมด Q คู่ จะได้ว่า y_q ของนิวรอนตัวที่ q ของเครือข่ายคือ

$$y_i = \sum_{k=1}^{s} w_{ik}\phi_k(p,c_k) \tag{4.5}$$

2. เขียนให้อยู่ในรูปเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$\begin{bmatrix} y_i \\ \vdots \\ y_Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi(p_1,c_1) & \cdots & \phi(p_1,c_S) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi(p_Q,c_1) & \cdots & \phi(p_Q,c_S) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_S \end{bmatrix} \tag{4.6}$$

หรือ

$$y = \Phi w \tag{4.7}$$

โดยที่ $y \in \mathbb{R}^{Qx1}$ = เอาต์พุตของเครือข่าย

$w \in \mathbb{R}^{Sx1}$ = เวกเตอร์น้ำหนักประสาทในชั้นซ่อนเร้น

$\Phi \in \mathbb{R}^{QxS}$ = เมตริกซ์ของเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมีในชั้นซ่อนเร้น

3. เนื่องจากจุดศูนย์กลางของเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมีถูกกำหนดให้คงที่ ดังนั้นการฝึกสอนจะทำการคำนวณหาเพียงค่าของน้ำหนักประสาท โดยใช้ค่าวัตถุประสงค์เป็นค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสอง (MSE หรือ Mean – Squared Error) ระหว่างเอาต์พุตของเครือข่าย y_q กับข้อมูลเอาต์พุตจริง y ดังนั้นฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับฝึกสอนเครือข่ายคือ

$$J(w) = \frac{1}{2}\sum_{q=1}^{Q}\left[y_q - y_q \right]^2 \tag{4.8}$$

$$= \frac{1}{2}\left(y - y\right)^T \left(y - y\right) \tag{4.9}$$

โดยที่ $y \in \mathbb{R}^{Qx1}$ คือเวกเตอร์ของเอาต์พุตที่ต้องการ (จากอินพุตต่อเอาต์พุต)

4.แทนสมการที่ 4.8 ลงในสมการที่ 4.9 จะได้

$$J(w) = \frac{1}{2}(y - \Phi w)^T (y - \Phi w) \tag{4.10}$$

5.ทำการอนุพันธ์เพื่อหาค่าที่น้อยที่สุดของ $J(w)$

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w} = 0 \tag{4.11}$$

$$-\Phi^T y + \Phi^T \Phi w = 0 \tag{4.12}$$

แก้สมการข้างต้นด้วยเมตริกซ์ผกผันเทียม จะได้ค่าน้ำหนักประสาทของเครือข่ายจากค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุดคือ

$$w = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T y \tag{4.13}$$

$$= \Phi^+ y \tag{4.14}$$

โดยที่ Φ^+ คือเมตริกซ์ผกผันเทียมของฟังก์ชัน Φ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ในงานวิจัยนี้ใช้ฟังก์ชันเกาส์เซียนเป็น RBF พารามิเตอร์ที่สำคัญอย่างหนึ่งก็คือพารามิเตอร์กระจาย σ ซึ่งโดยปกติแล้วจะกำหนดด้วยความสัมพันธ์ต่อไปนี้

$$\sigma = \frac{d_{\max}}{\sqrt{K}} \tag{4.15}$$

โดยที่ $d_{\max}$ คือค่าระยะทางยุคลิดที่มากที่สุดระหว่างจุดศูนย์กลางที่กำลังพิจารณา และ K คือจำนวนจุดศูนย์กลาง ดังนั้นจะได้ RBF ของนิวรอนในชั้นซ่อนเร้นคือ

$$\phi(p, c_k) = e^{-\frac{k}{d_{\max}^2}\|p-c_k\|^2} \tag{4.16}$$

4.2.3 การสร้างเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี

การสร้างเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี จะใช้ฟังก์ชัน newrb ในกล่องเครื่องมือของโปรแกรม MATLAB ทำการสร้างเครือข่ายด้วยคำสั่ง

- $net = newrb(P, T, GOAL, SPREAD, MN, DF)$

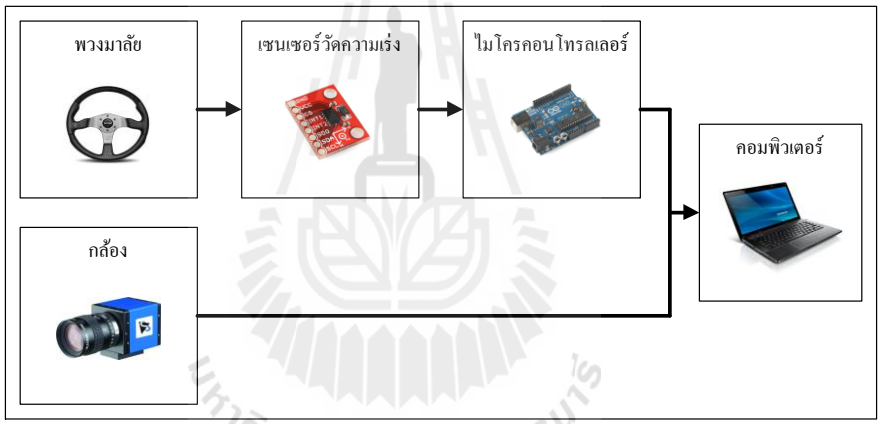
โดยที่ P = เมตริกซ์ขนาด RxQ ของเวกเตอร์อินพุตขนาด R จำนวน Q เวกเตอร์
T = เมตริกซ์ขนาด SxQ ของเวกเตอร์เอาต์พุตขนาด S จำนวน Q เวกเตอร์
GOAL = ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย ค่าปกติ = 0.0
SPREAD = ค่าพารามิเตอร์การกระจายของเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี
MN = จำนวนนิวรอนสูงสุด ค่าปกติ = Q
DF = จำนวนนิวรอนที่จะเพิ่มขึ้นในเครือข่ายระหว่างการแสดงผลการฝึกสอนค่าปกติ = 25

โดยปกติแล้วฟังก์ชัน newrb ในกล่องเครื่องมือของโปรแกรม MATLAB จะเริ่มสร้างเครือข่ายจากจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้นเป็นหนึ่งแล้วทำการเพิ่มจำนวนจนกระทั่งได้ค่าความผิดพลาดของเครือข่ายตามที่กำหนด หรือสูงสุดเท่ากับจำนวนเวกเตอร์อินพุต Q ที่ป้อนให้กับเครือข่าย ดังนั้นเราสามารถเลือกจำนวนนิวรอนสำหรับฝึกสอนได้รวมทั้งค่าพารามิเตอร์การกระจาย ซึ่งทั้งสองพารามิเตอร์มีผลต่อประสิทธิภาพของเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมีโดยตรง

เมื่อได้เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมีตามคำสั่งด้านบนแล้วขั้นตอนต่อไปเป็นการดึงค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของเครือข่ายออกมาสำหรับนำไปใช้ในการเขียนโปรแกรมทดสอบระบบด้วยภาษา C++ ซึ่งพารามิเตอร์ของเครือข่ายจะประกอบไปด้วย จุดศูนย์กลางของเครือข่าย ค่าน้ำหนักประสาท scaling factor ของฟังก์ชัน Gaussian และ bias term โดยใช้คำสั่งต่อไปนี้ตามลำดับ

- $Centers = net.IW\{1,1\}$
- $W = net.LW\{2,1\}$
- $b1 = net.b\{1\}$
- $b2 = net.b\{2\}$

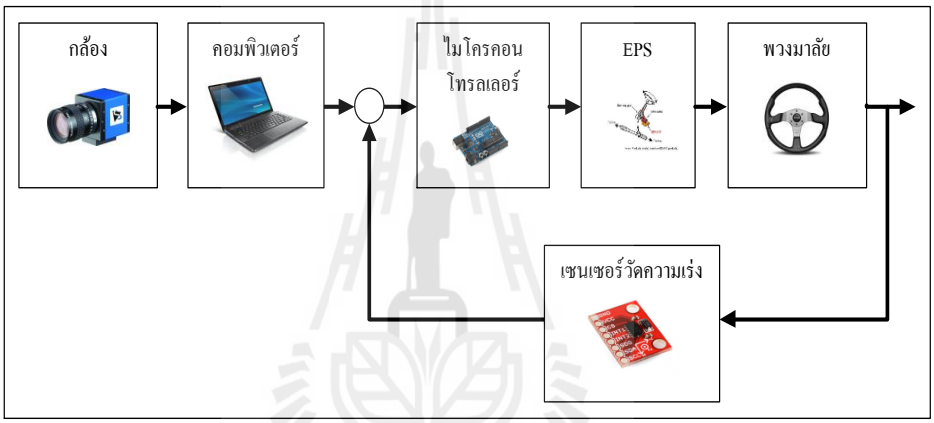
4.3 การหามุมการหมุนพวงมาลัยด้วยเซนเซอร์วัดความเร่ง



รูปที่ 4.3 รูปแบบการทำงานของเซนเซอร์วัดความเร่งในขั้นตอนการเก็บข้อมูล

ในงานวิจัยนี้จะใช้เซนเซอร์วัดความเร่ง ในการบอกมุมการหมุนของพวงมาลัย เซนเซอร์วัดความเร่ง เป็นเซนเซอร์สำหรับบอกสถานการณ์เอียงของวัตถุได้เป็นอย่างดี (Tilt Sensor) การใช้เซนเซอร์วัดความเร่งในการหามุมของพวงมาลัยมีข้อดีคือ สามารถวัดมุมการหมุนได้เลยโดยไม่ต้องไปยุ่งเกี่ยวกับระบบบังคับเลี้ยวแบบไฟฟ้าของยานพาหนะ อีกอย่างคือ เซนเซอร์มีขนาดเล็กสามารถติดตั้งบนพวงมาลัยของยานพาหนะได้เลย ในงานวิจัยนี้จะใช้เซนเซอร์วัดความเร่งชนิด ADXL345 เป็นเซนเซอร์วัดความเร่งที่สามารถใช้วัดความเร่งได้ถึงสามแกน ในงานวิจัยนี้จะใช้เซนเซอร์วัดความเร่งทำงานในสองรูปแบบ โดยรูปแบบแรกเซนเซอร์วัดความเร่งจะทำหน้าที่ในการเก็บข้อมูลการฝึกสอน เซนเซอร์จะทำหน้าที่วัดองศาการหมุนของพวงมาลัยควบคู่กับภาพจากกล้องวีดีโอที่ติด

อยู่ด้านหน้าของตัวรถสำหรับฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียมดังแสดงในรูปที่ 4.3 และรูปแบบที่สองคือ ทำหน้าที่ทำการตรวจสอบองศาการหมุนของพวงมาลัยในขั้นตอนการทดสอบระบบ เมื่อกล้องวีดีโอรับภาพ คอมพิวเตอร์ทำการประมวลผลข้อมูล แล้วส่งค่าองศาการหมุนของพวงมาลัยไปยังไมโครคอลโทรลเลอร์ในการสั่งงานให้ระบบพวงมาลัยเพาเวอร์แบบไฟฟ้า (EPS) ให้หมุนพวงมาลัยตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกาเมื่อ EPS สั่งหมุนพวงมาลัยเซนเซอร์วัดความเร่งจะทำหน้าที่ในการตรวจสอบว่าพวงมาลัยอยู่ที่องศาที่กำหนดหรือไม่ หากพวงมาลัยอยู่ที่องศาที่กำหนด ไมโครคอลโทรลเลอร์จะสั่ง ESP หยุดทำงาน และหากพวงมาลัยไม่อยู่ที่องศาที่กำหนด ไมโครคอลโทรลเลอร์จะสั่งให้ ESP ทำงานต่อไป ดังแสดงในรูปที่ 4.4

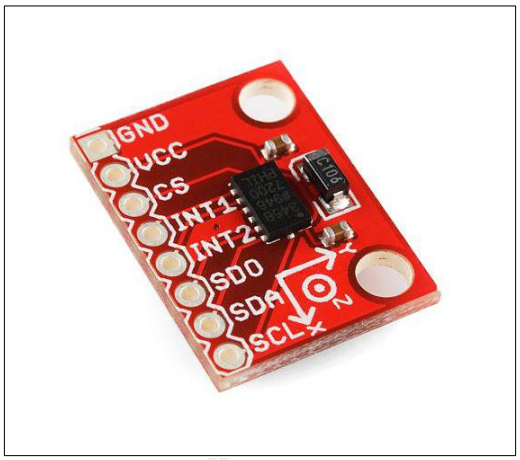


รูปที่ 4.4 รูปแบบการทำงานของเซนเซอร์วัดความเร่งในขั้นตอนการทดสอบ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

4.3.1 คุณสมบัติของ ADXL345

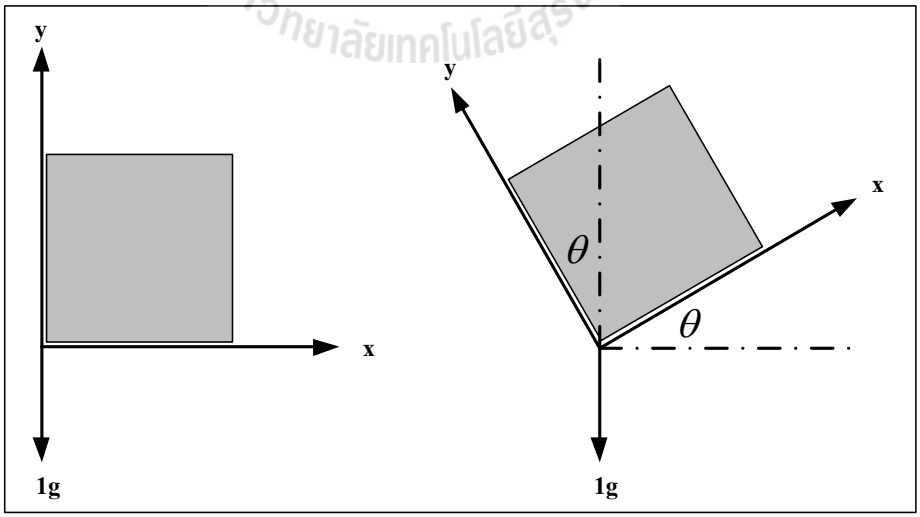
- สามารถวัดความเร่งได้มากถึง 3 แกน X Y Z
- สามารถเลือกย่านการวัดความเร่งได้ ±2g, ±4g, ±8g, ±16g
- ความละเอียดในการวัด 10 bit และสามารถปรับได้มาถึง 13 bit
- แรงดันไฟฟ้ากระแสตรงที่ใช้ 2.0V ถึง 3.6 V
- การติดต่อสื่อสามารถติดต่อผ่านทาง SPI และ I2c
- สามารถทนแรงตกแรงกระแทกได้ถึง 10,000 g
- ความละเอียดสูง สามารถวัดการเปลี่ยนแปลงมุมเอียงที่น้อยกว่า 1 องศา



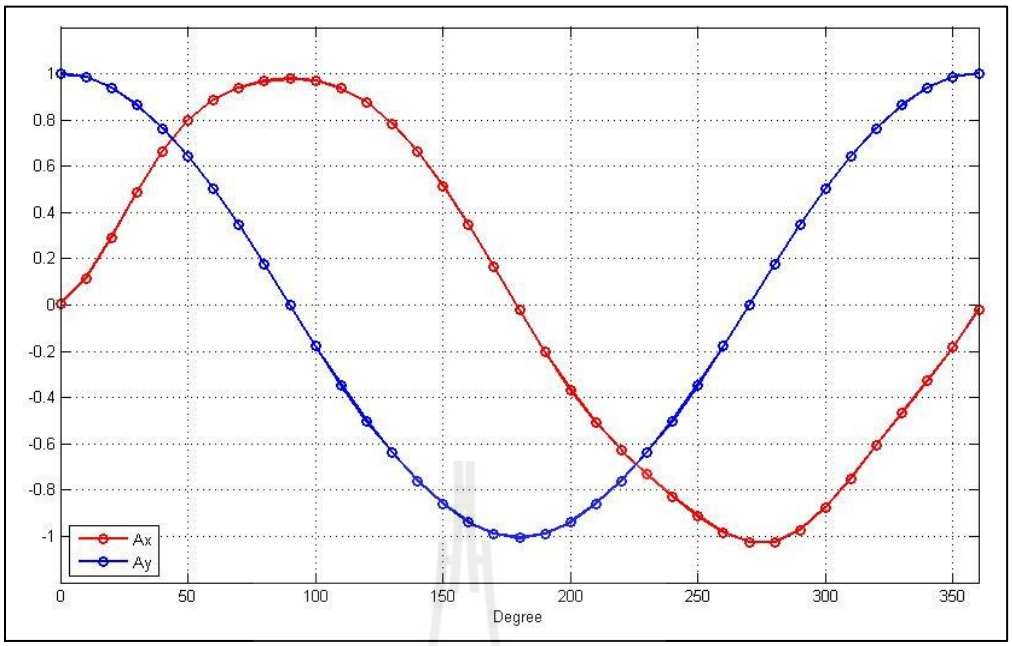
รูปที่ 4.5 Triple Axis Accelerometer ADXL345

4.3.2 การหามุมการหมุนของเซนเซอร์วัดความเร่ง

การหามุมของเซนเซอร์วัดความเร่งสามารถหาได้ทั้งหมดสามรูปแบบ คือ การใช้แกนเพียงแกนเดียว การใช้สองแกน และการใช้ค่าจากแกนทั้งหมดสามแกน ในงานวิจัยนี้จะเลือกใช้กาวัดมุมแบบสองแกน เนื่องจากมีความแม่นยำที่มากกว่าการใช้แกนเพียงแกนเดียว และเซนเซอร์ถูกติดตั้งอยู่บนพวงมาลัยทำให้การเคลื่อนที่ในแนวแกน z ไม่มีการเคลื่อนที่จึงไม่มีความจำเป็นในการใช้แบบสามแกน แสดงตัวอย่างในรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6 การหามุมเอียงโดยใช้ค่าจากแกน x และ แกน y



รูปที่ 4.7 Sine ฟังก์ชันของแกน x และ Cosine ฟังก์ชันของแกน y

ในรูปที่ 4.7 แสดงการหมุนของเซนเซอร์วัดความเร่งจาก 0 องศาไป 360 องศา โดยแสดงค่าความเร่งในแนวแกน X และค่าความเร่งในแนวแกน Y เทียบกับแรงโน้มถ่วงของโลก เมื่อใช้วิธีการหามุมเอียงโดยใช้ค่าจากสองแกน ค่าจากแกน X และค่าจากแกน Y เมื่อเทียบค่าทั้งสองกับแรงดึงดูดของโลกแล้ว ค่าในแนวแกน X จะมีค่าตามฟังก์ชันของ sine ส่วนค่าในแนวแกน Y จะมีค่าตามฟังก์ชันของ cosine จากรูปจะเห็นได้ว่าค่าความเร่งในแนวแกน X จะมีค่ามากที่สุดเมื่อค่าความเร่งในแนวแกน Y มีค่าน้อยที่สุด

การหาค่าความเร่งในแนวแกนสามารถหาได้ โดยใช้ทฤษฎีของรูปสามเหลี่ยมมุมฉาก โดยค่าความเร่งในแนวแกน X และค่าความเร่งในแนวแกน Y สามารถหาได้ดังแสดงในรูปที่ 4.8

$$A_x = \sin\theta \tag{4.18}$$

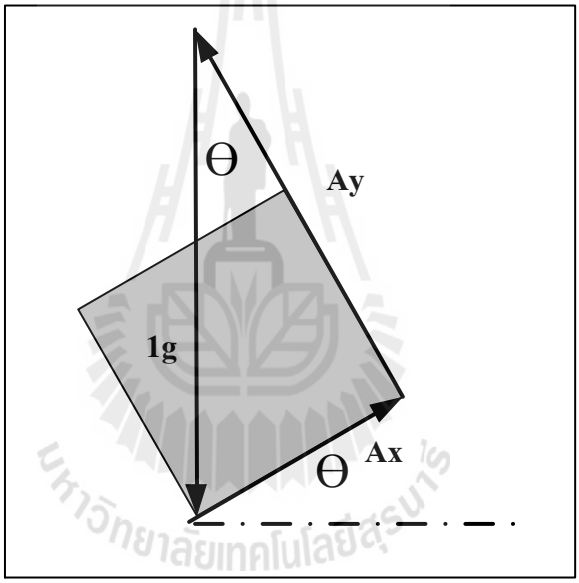
$$A_y = \cos\theta \tag{4.19}$$

และเมื่อรวมค่าความเร่งในแนวแกน X และค่าความเร่งในแนวแกน Y จะได้

$$\frac{A_X}{A_Y} = \tan\theta \tag{4.20}$$

เมื่อค่าในแนวแกน Y มีค่า 90 องศา จาก แกน X ค่าความเร่งในแนวแกน Y จะมีค่าเท่ากับ 1g และ ค่าความเร่งในแนวแกน X จะมีค่าเท่ากับ 0 g ดังนั้นผลรวมของความเร่งในสองแกนจะมีค่าเท่ากับ 1g เสมอ

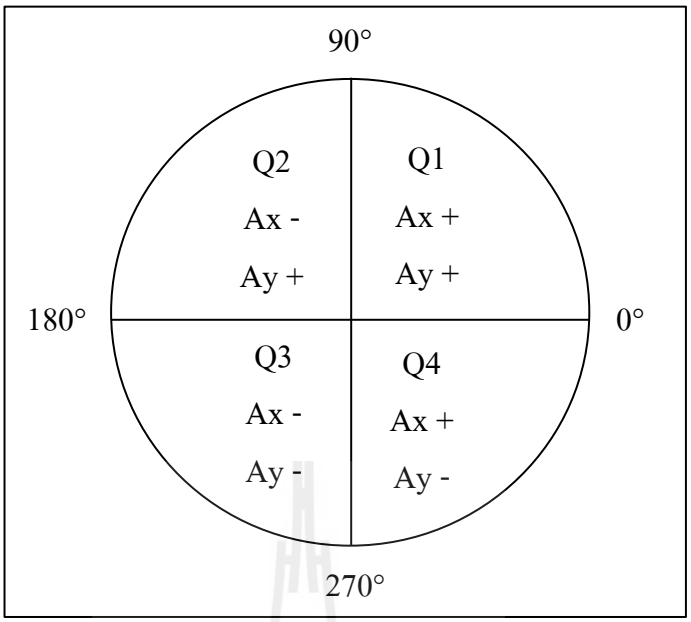
$$A = \sqrt{A^2{}_X + A^2{}_Y} = 1g \tag{4.21}$$



รูปที่ 4.8 การหามุมโดยใช้รูปสามเหลี่ยมมุมฉาก

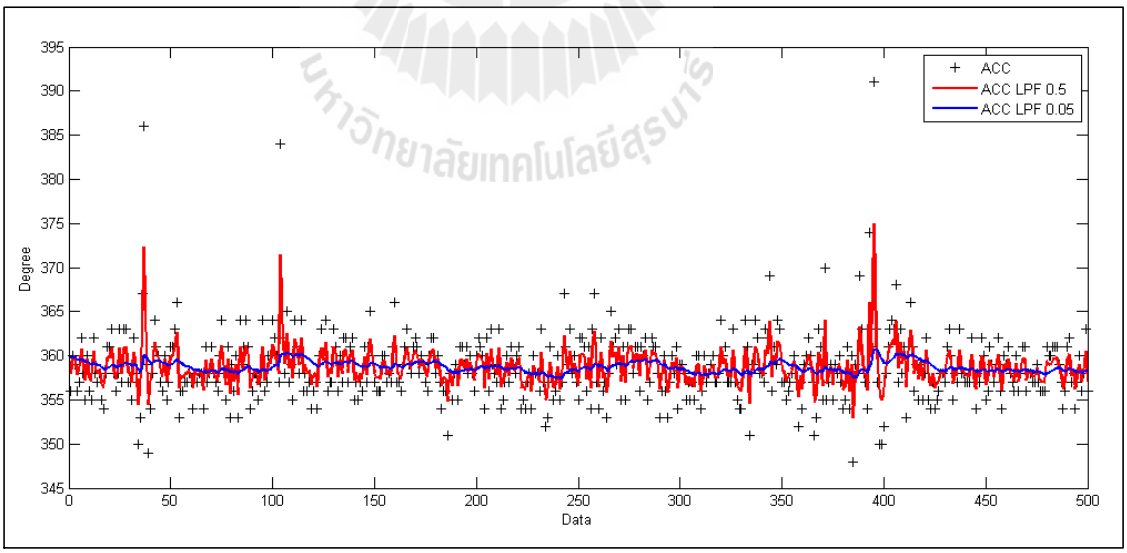
ในการหามุมการหมุนของเซนเซอร์จะใช้เครื่องหมายของความเร่งในแนวแกนต่าง ๆ เป็นตัวกำหนดมุม เครื่องหมายแสดงในรูปที่ 4.9 โดย

- ถ้าอยู่ในจตุภาคที่ 1 จะเท่ากับ $\arctan(A_X / A_Y)$
- ถ้าอยู่ในจตุภาคที่ 2 จะเท่ากับ $\arctan(A_X / A_Y) + 180$
- ถ้าอยู่ในจตุภาคที่ 3 จะเท่ากับ $\arctan(A_X / A_Y) + 180$
- ถ้าอยู่ในจตุภาคที่ 4 จะเท่ากับ $\arctan(A_X / A_Y) + 360$



รูปที่ 4.9 เครื่องหมายของเวกเตอร์ในแนวแกนบนจตุภาค

4.3.4 การปรับเรียบข้อมูล



รูปที่ 4.10 การปรับเรียบข้อมูลเมื่อพวงมาลัยไม่มีการหมุน

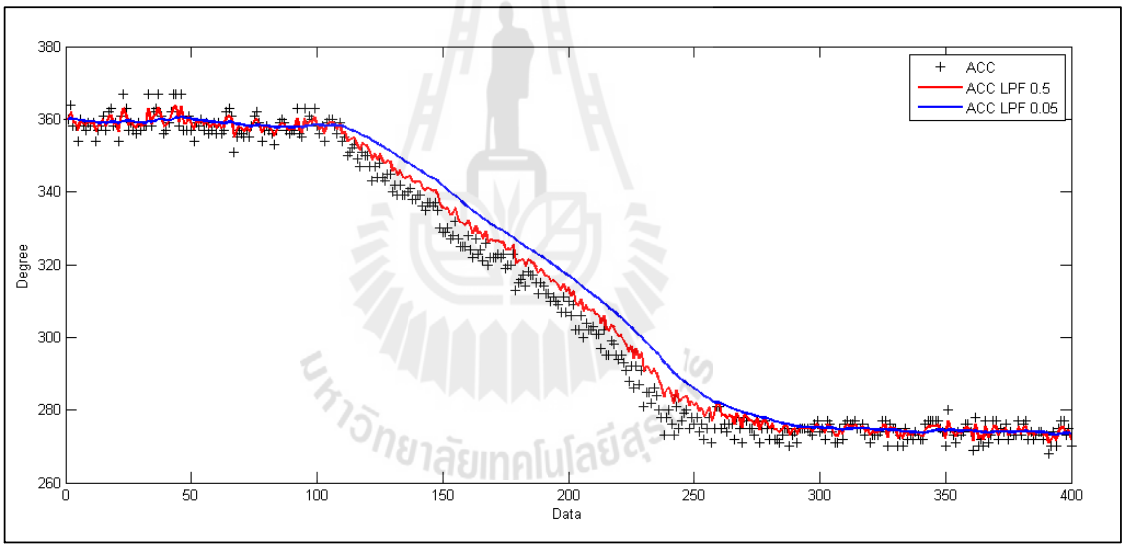
จากรูปที่ 4.10 และ 4.11 จะเห็นได้ว่าเมื่อเกิดการสั่นขึ้นกับเซนเซอร์ จะทำให้มุมที่วัดได้เกิดการเปลี่ยนแปลงเพราะมุมที่ได้นั้นหามาจากค่าความเร่งในแต่ละแนวแกน เมื่อเกิดการสั่นขึ้นทำให้ความเร่งในแต่ละแกนมีการเปลี่ยนแปลงขึ้นทำให้มุมที่ได้มีความคลาดเคลื่อน โดยในงานวิจัยนี้จะใช้ตัวกรองแบบ Low pass filter ในการปรับเรียบข้อมูล โดยสามารถหาได้จาก

$$DegLPF = (DegAcc * AccF) + (Acc\,\mathrm{Pr}\,e * (1.0 - AccF)) \tag{4.18}$$

โดย $DegAcc$ คือ มุมของเซนเซอร์ที่วัดได้

$Acc\,\mathrm{Pr}\,e$ คือ มุมของเซนเซอร์ที่วัดได้ในรอบการทำงานที่ผ่านมา

$AccF$ คือ factor ในการปรับข้อมูล

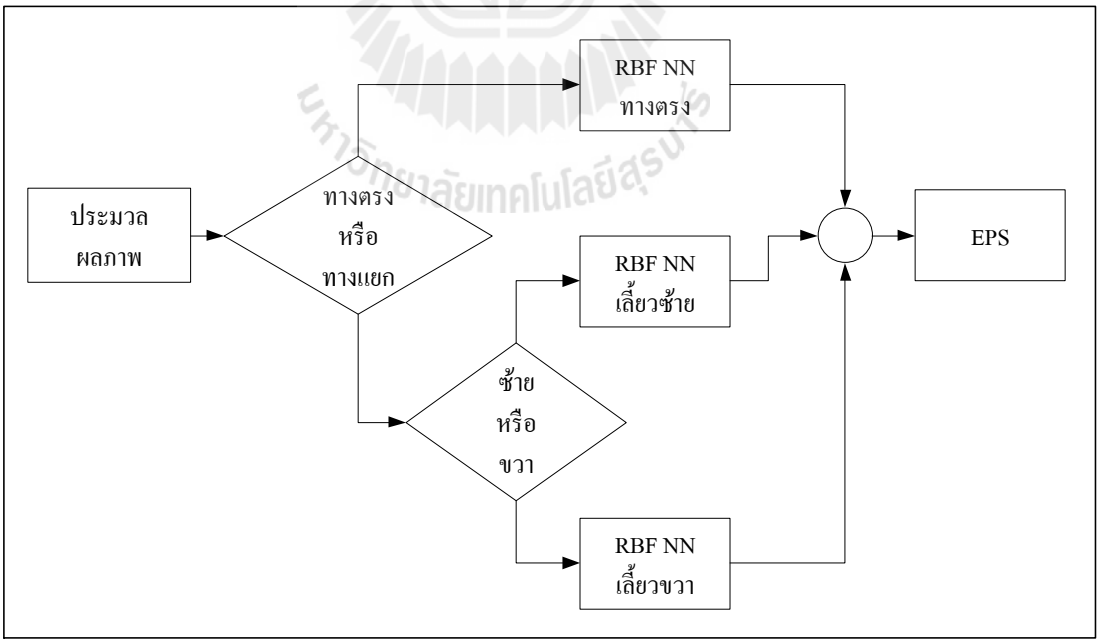


รูปที่ 4.11 การปรับเรียบข้อมูลเมื่อพวงมาลัยหมุนไป 90 องศา ทวนเข็มนาฬิกา

จากรูปที่ 4.12 เป็นการเปรียบเทียบการปรับเรียบข้อมูลด้วย Low pass filter factor ค่าต่าง ๆ จะเห็นได้ว่าเมื่อ ค่าของ Low pass filter factor ที่มีค่ามากจะเข้าใกล้ข้อมูลได้เร็วกว่า แต่ค่าของ Low pass filter factor ที่น้อยสามารถทนต่อความแปรปรวนของการสั่นสะเทือนมากกว่า ในงานวิจัยนี้ได้เลือกค่าของ Low pass filter factor เท่ากับ 0.08 ซึ่งสามารถทนต่อการสั่นสะเทือนของพวงมาลัยในขณะที่ยานพาหนะเคลื่อนที่และสามารถให้ข้อมูลมุมการหมุนของพวงมาลัยในขณะยานพาหนะเคลื่อนที่ได้ดีที่สุด

4.4 การสร้างแบบจำลองการเลี้ยว

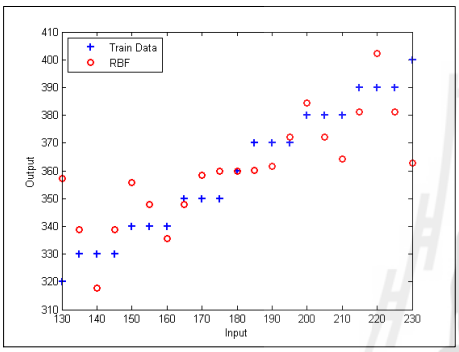
ระบบบังคับเลี้ยวในงานวิจัยนี้ได้แบ่งสถานการณ์ควบคุมยานพาหนะออกเป็น 3 สถานะ ดังนั้นแบบจำลองการเลี้ยวจะประกอบไปด้วย 3 แบบจำลอง คือ แบบที่หนึ่งแบบจำลองการเลี้ยวในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยว แบบที่สองคือ แบบจำลองการเลี้ยวในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย และ แบบที่สามคือ แบบจำลองการเลี้ยวในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา ลักษณะรูปแบบของแบบจำลองการเลี้ยวในการควบคุมการหมุนของพวงมาลัย จะเป็นรูปแบบการควบคุมที่ผู้ทำการวิจัยกำหนดใช้สำหรับ และกำหนดค่ามุมการหมุนของพวงมาลัยสำหรับยานพาหนะแบบขับเคลื่อนด้วยไฟฟ้าที่ใช้ในงานวิจัย ดังนั้นค่ามุมการหมุนต่าง ๆ อาจจะแตกต่างกับมุมการหมุนของยานพาหนะแบบทั่วไป หลังจากกระบวนการประมวลผลภาพ จะได้จุดนำทางการเคลื่อนที่ออกมาจากภาพ ระบบจะตรวจสอบว่าที่ตำแหน่งนั้นยานพาหนะอยู่ในสถานะใด หากไม่เกิดการเลี้ยวระบบจะส่งค่าจุดนำทางการเคลื่อนที่ไปยังแบบจำลองทางตรง หากเกิดการเลี้ยวระบบจะตรวจสอบต่อว่าจะทำการเลี้ยวซ้ายหรือเลี้ยวขวา โดยในงานวิจัยจะกำหนดค่าการเลี้ยวให้กับระบบ แล้วจะส่งค่าไปยังแบบจำลองทางเลี้ยวดังกล่าว เมื่อได้มุมการหมุนของพวงมาลัย จากแบบจำลองแล้ว ระบบจะส่งค่าไปยังไมโครคอลโทรลเลอร์ในการสั่งงานการหมุนของระบบ EPS ดังแสดงในรูปที่ 4.12



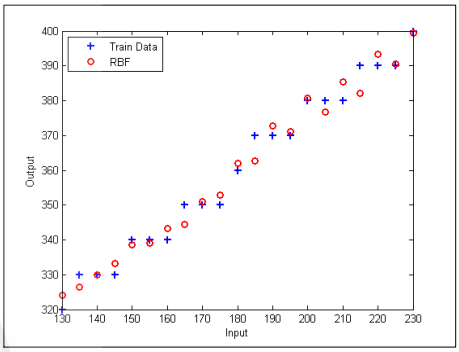
รูปที่ 4.12 ระบบการทำงานของแบบจำลองการเลี้ยว

4.4.1 การสร้างแบบจำลองการเลี้ยวทางตรง

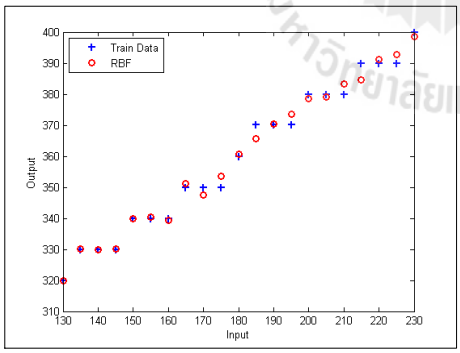
ในรูปที่ 4.13 แสดงการประมาณค่าของแบบจำลองการเลี้ยวบนทางตรงด้วยคำสั่ง newrb ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน ข้อมูลอินพุตเป็นจุดพิกเซลในรูปภาพตั้งแต่ 130 ถึง 230 ด้วยความถี่พิกเซลเท่ากับ 5 พิกเซล เป้าหมายเป็นมุมการหมุนของพวงมาลัย โดยในการทดสอบจะกำหนดค่าพารามิเตอร์กระจายของเครือข่ายเท่ากับ 5 และทำการสอนโดย เพิ่มนิวรอนในชั้นซ่อนเร้นขึ้นครั้งละหนึ่งจนถึงเท่ากับจำนวนข้อมูลอินพุต คือเท่ากับ 21 ชุดข้อมูล จากรูปจะเห็นได้ว่าเมื่อเพิ่มจำนวนนิวรอนขึ้น ค่าความผิดพลาดกำลังสองของระบบจะมีค่าลดลง



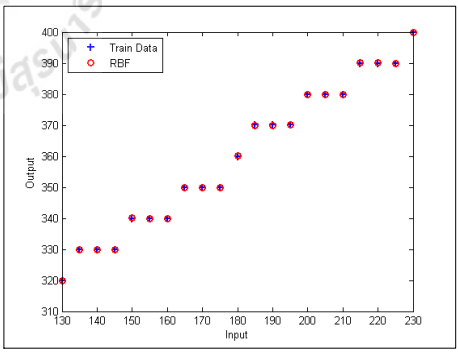
(ก) 5 นิวรอน MSE = 210.2710



(ข) 10 นิวรอน MSE = 12.9893



(ค) 15 นิวรอน MSE = 5.0146



(ง) 21 นิวรอน MSE = 5.9699×10^{-26}

รูปที่ 4.13 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ด้วยจำนวนนิวรอนต่าง ๆ ($\sigma = 5$)
สัญลักษณ์ ‘+’ แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘o’ แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย

ดังนั้นในการสร้างแบบจำลองการเลี้ยวทั้ง 3 แบบจำลองจะใช้จำนวนชั้นซ่อนเร้นเท่ากับจำนวนข้อมูลอินพุตทั้ง 3 แบบจำลอง ขั้นตอนต่อไปทำการปรับค่าพารามิเตอร์กระจายของเครือข่าย โดยข้อมูลการฝึกสอนยังเป็นชุดเดิม ความสัมพันธ์ระหว่าง ค่าพารามิเตอร์กระจายกับค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแสดงดังตารางที่ 4.1 แสดงให้เห็นว่า เมื่อกำหนดค่าพารามิเตอร์กระจายที่เหมาะสมจะทำให้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยมีค่าน้อย แบบจำลองการเลี้ยวทางตรง จะใช้เครือข่ายขนาด 1-21-1 โดยใช้ค่าพารามิเตอร์กระจายเท่ากับ 7 ให้ค่า MSE เท่ากับ 2.1233×10^{-26}

ตารางที่ 4.1 ผลการปรับขนาด σ กับค่าความผิดพลาดกำลังสองของแบบจำลองการเลี้ยวทางตรง

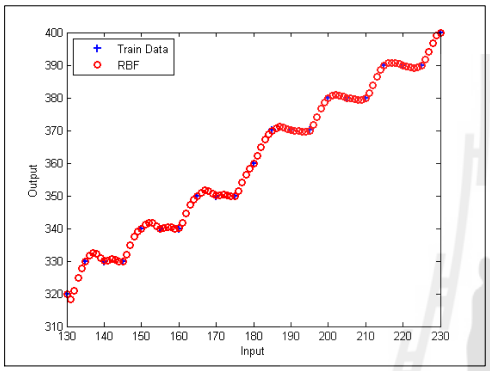
โครงข่าย	σ	ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (MSE)
1-21-1	3	1.0171×10^{-25}
1-21-1	4	2.8773×10^{-26}
1-21-1	5	5.9699×10^{-26}
1-21-1	6	2.5542×10^{-25}
1-21-1	7	2.1233×10^{-26}
1-21-1	8	3.4928×10^{-26}
1-21-1	9	3.1696×10^{-25}
1-21-1	10	1.6067×10^{-24}
1-21-1	15	3.1486×10^{-15}
1-21-1	20	9.1787×10^{-7}

ตารางที่ 4.2 พารามิเตอร์แบบจำลองทางตรง

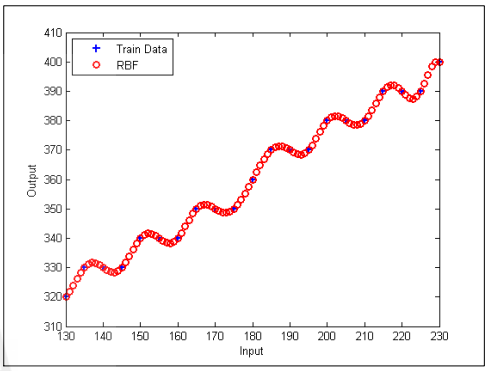
ค่าน้ำหนักประสาท	W = {16.1600,40.3414,-33.0790,0,83.3667,7.8478,-5.2787, -26.3419, 21.9412,14.7774,46.1507,11.3214,-35.4165, -16.5167,51.3901, 20.2052, 5.3906,-23.4525,-42.1963,61.0200,9.8429};
เวกเตอร์จุดศูนย์กลาง	Center = {215,190,160,140,230,175,205,130,150,210,165,180,195,170, 220,135,185,145,225,200,155}
ขนาดของเกาส์เซียน	b2 = 0.1189
เวกเตอร์คงที่	b2 = 333.0501

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

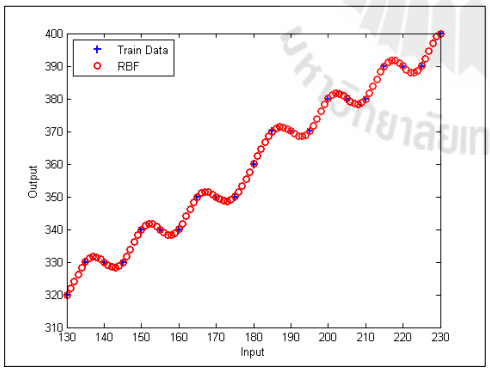
ตารางที่ 4.2 แสดงค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของเครือข่ายสำหรับใช้ในการหาเอาต์พุตด้วยโปรแกรมภาษา C++ วิธีการคำนวณแสดงในภาคผนวก ข รูปที่ 4.14 แสดงการทดสอบเครือข่ายกับข้อมูลอินพุตที่ไม่ได้อยู่ในชุดการฝึกสอน ข้อมูลดังกล่าวถูกชักตัวอย่างด้วยความถี่เพิ่มขึ้น โดยเพิ่มขึ้นทีละ 1 พิกเซล จะเห็นได้ว่าการปรับค่าพารามิเตอร์กระจายทำให้เครือข่ายสามารถลู่เข้าสู่ค่า MSE ที่ดีขึ้นได้ ผลลัพธ์ที่ได้แสดงถึงความทำให้เป็นทั่วไป (generalization) ของเครือข่าย RBF ได้เป็นอย่างดี



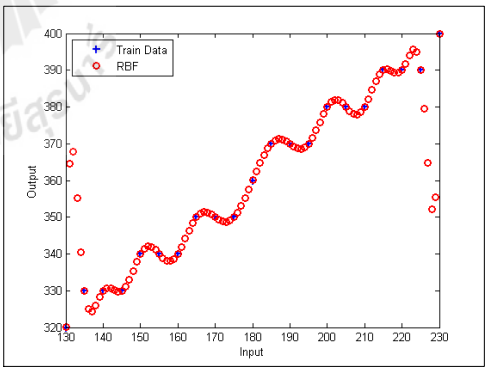
(ก) σ = 3 MSE = 1.0171 x 10^{-25}



(ข) σ = 6 MSE = 2.5542 x 10^{-26}



(ค) σ = 7 MSE = 2.1233 x 10^{-26}



(ง) σ = 20 MSE = 9.1787 x 10^{-7}

รูปที่ 4.14 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ขนาด 21 นิวรอน ด้วยข้อมูลที่ไม่ใช่ข้อมูลในการฝึกสอนด้วยค่า σ ค่าต่าง ๆสัญลักษณ์ สัญลักษณ์ ‘+’ แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘o’ แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย

4.4.2 การสร้างแบบจำลองการเลี้ยวซ้าย

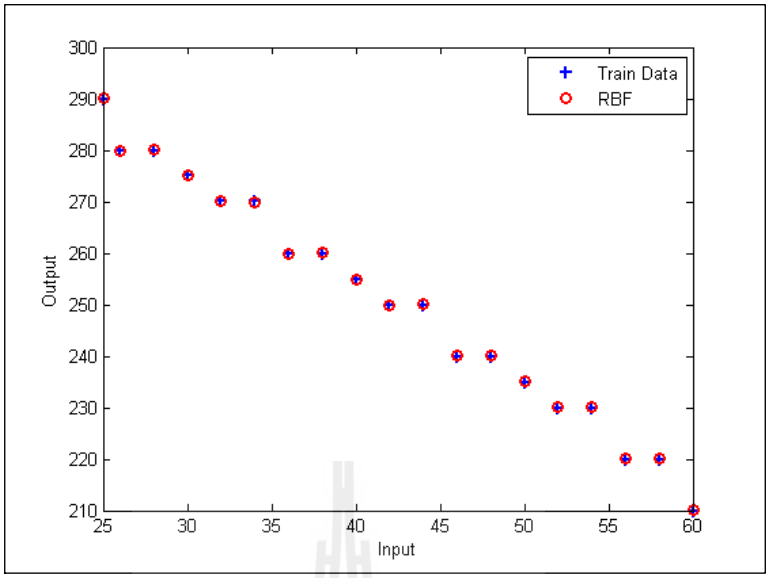
รูปที่ 4.15 แสดงผลการฝึกสอนแบบจำลองการเลี้ยวซ้าย โดยข้อมูลอินพุตเป็นจุดแถวในคอลัมน์ที่ 1 ของภาพ โดยมีค่าตั้งแต่ 25 ถึง 60 ด้วยความถี่เท่ากับ 2 พิกเซล จากตารางที่ 4.3 ค่าพารามิเตอร์กระจายที่ทำให้ค่า MSE ต่ำสุดคือ 1 แต่เมื่อทำการทดสอบกับข้อมูลที่ไม่ใช้ในการฝึกสอน ค่าพารามิเตอร์เท่ากับ 2.8 สามารถประมาณค่าแบบจำลองได้ดีกว่าดังแสดงในรูปที่ 4.16 ดังนั้นแบบจำลองการเลี้ยวซ้ายจะใช้เครือข่ายขนาด 1-19-1 โดยใช้ค่าพารามิเตอร์กระจายเท่ากับ 2.8 ให้ค่า MSE เท่ากับ 2.3213×10^{-26} ตารางที่ 4.4 แสดงค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของเครือข่ายแบบจำลองเลี้ยวซ้ายสำหรับใช้ในการหาเอาต์พุตด้วยโปรแกรมภาษา C++

ตารางที่ 4.3 ผลการปรับขนาด σ กับค่าความผิดพลาดกำลังสองของแบบจำลองการเลี้ยวซ้าย

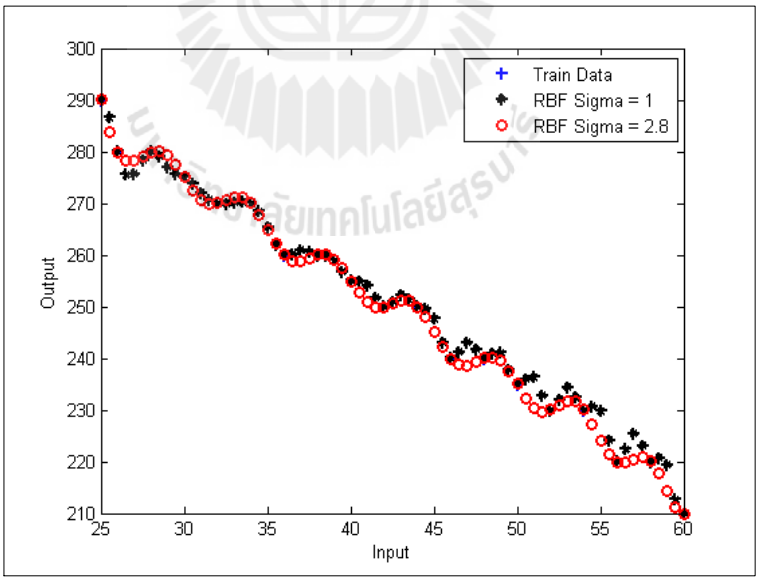
โครงข่าย	σ	ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (MSE)
1-19-1	1	1.7857×10^{-26}
1-19-1	2	2.5042×10^{-26}
1-19-1	3	4.4854×10^{-26}
1-19-1	4	3.4789×10^{-25}
1-19-1	5	2.3015×10^{-19}
1-19-1	6	3.2775×10^{-15}
1-19-1	7	5.2426×10^{-11}
1-19-1	8	1.9782×10^{-7}
1-19-1	9	0.0003
1-19-1	10	1.2264

ตารางที่ 4.4 พารามิเตอร์แบบจำลองเลี้ยวซ้าย

ค่าน้ำหนักประสาท	W = { 8.2659,17.7838,-29.4391,-246.7076, 47.8955,-71.6095, 0, -201.0055,124.7877, -78.7547,20.7393, -158.5719,-80.1583, -113.9991,6.1362,-44.3821,-24.4071, -92.0654,148.5259}
เวกเตอร์จุดศูนย์กลาง	Center = {28,38,48,56,34,42,25,60,54,26,44,52,32,36,50,40,30,46,58}
ขนาดของเกาส์เซียน	b1 = 0.2973
เวกเตอร์คงที่	b2 = 362.0560



รูปที่ 4.15 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ขนาด 19 นิวรอน ด้วยค่า σ = 2.8 MSE = 2.3213 x 10^{-26} สำหรับเลี้ยวซ้าย สัญลักษณ์ ‘+’ แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอนสัญลักษณ์ ‘o’ แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย



รูปที่ 4.16 การประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ด้วยข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในชุดฝึกสอน สำหรับเลี้ยวซ้าย สัญลักษณ์ ‘+’ แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘o’ แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย

4.4.3 การสร้างแบบจำลองการเลี้ยวขวา

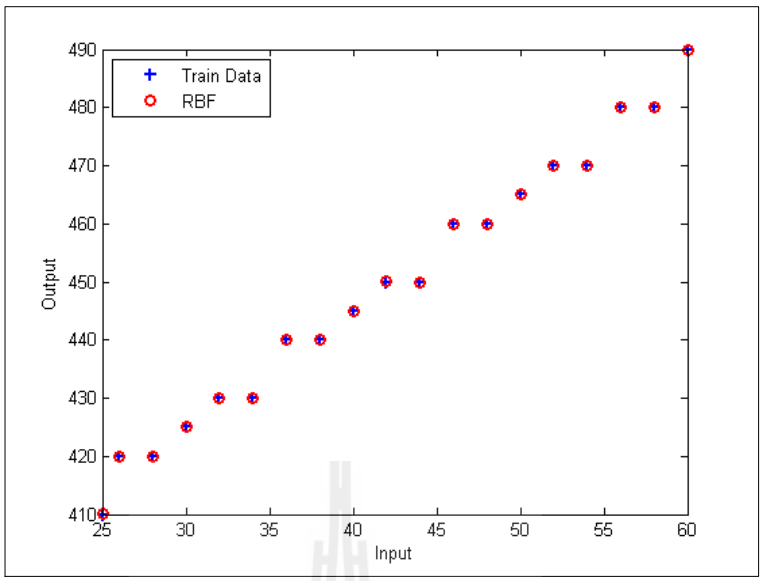
รูปที่ 4.17 แสดงผลการฝึกสอนแบบจำลองการเลี้ยวขวา โดยข้อมูลอินพุตเป็นจุดแถวในคอลัมน์ที่ 360 ของภาพ โดยมีค่าตั้งแต่ 25 ถึง 60 ด้วยความถี่เท่ากับ 2 พิกเซล จากตารางที่ 4.5 ค่าพารามิเตอร์กระจายที่ทำให้ค่า MSE ต่ำสุดคือ 3 เมื่อทำการทดสอบกับข้อมูลที่ไม่ใช้ในการฝึกสอน สามารถประมาณค่าแบบจำลองได้ดี ดังแสดงในรูปที่ 4.18 ดังนั้นแบบจำลองการเลี้ยวขวาจะใช้เครือข่ายขนาด 1-19-1 โดยใช้ค่าพารามิเตอร์กระจายเท่ากับ 3 ให้ค่า MSE เท่ากับ 2.959×10^{-26} ตารางที่ 4.6 แสดงค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของเครือข่ายแบบจำลองเลี้ยวขวาสำหรับใช้ในการหาเอาต์พุตด้วยโปรแกรมภาษา C++

ตารางที่ 4.5 ผลการปรับขนาด σ กับค่าความผิดพลาดกำลังสองของแบบจำลองการเลี้ยวขวา

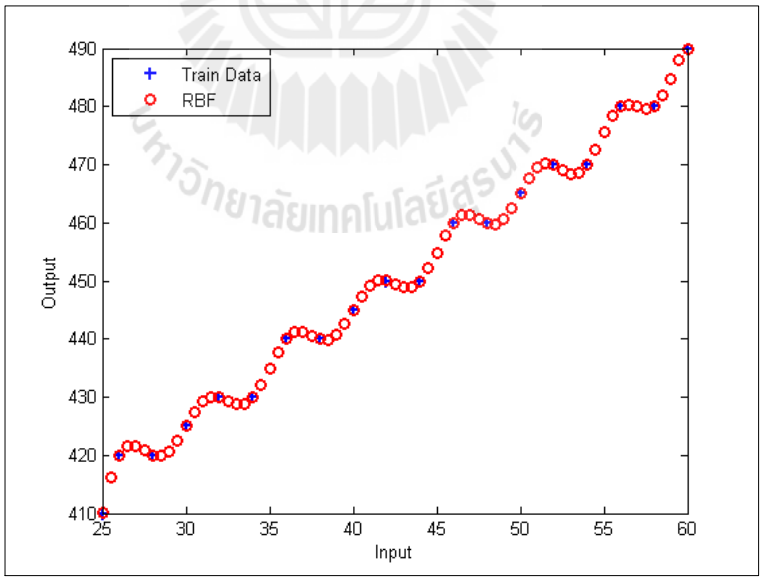
โครงข่าย	σ	ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (MSE)
1-19-1	1	4.4896×10^{-26}
1-19-1	2	1.2091×10^{-25}
1-19-1	3	2.9590×10^{-26}
1-19-1	4	3.7258×10^{-24}
1-19-1	5	8.3638×10^{-20}
1-19-1	6	3.2028×10^{-15}
1-19-1	7	1.5321×10^{-10}
1-19-1	8	2.6415×10^{-7}
1-19-1	9	0.0005
1-19-1	10	1.2264

ตารางที่ 4.6 พารามิเตอร์แบบจำลองเลี้ยวขวา

เวกเตอร์จุดศูนย์กลาง	W = {-253.2037,92.2097,1.6706,29.8629,255.6670,191.7728,0, -8.7860,93.2065,-68.5413,-57.5075,-51.5191,-123.0508, 125.8017,-256.3885,255.1606,138.9162,62.1918}
ค่าน้ำหนักประสาท	Center = {54,42,30,48,60,36,25,28,26,38,44,50,34,56,46,58,52,32,40}
ขนาดของเกาส์เซียน	b1 = 0.2775
เวกเตอร์คงที่	b2 = 324.8849



รูปที่ 4.17 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ขนาด 19 นิวรอน ด้วยค่า $\sigma = 3$ MSE = 2.9590 x 10^{-26} สำหรับเลี้ยวขวา สัญลักษณ์ ‘+’ แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอนสัญลักษณ์ ‘o’ แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย



รูปที่ 4.18 การประมาณค่าฟังก์ชันด้วยเครือข่าย RBF ด้วยข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในชุดฝึกสอน สำหรับเลี้ยวขวา สัญลักษณ์ ‘+’ แทนข้อมูลอินพุต เอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘o’ แทนเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่าย

4.5 ตัวอย่างการทดสอบระบบบังคับเลี้ยว

การทดสอบระบบบังคับเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติโดยใช้เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี การทดสอบระบบจะแบ่งออกเป็น 3 การทดสอบ คือ หนึ่งการทดสอบระบบบังคับเลี้ยวในสถานะที่ยานพาหนะเคลื่อนที่บนทางตรง ประกอบไปด้วย การทดสอบบนทางตรงแล้วโค้งทางซ้าย และโค้งทางขวา สองคือการทดสอบระบบบังคับเลี้ยวในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้าย และสามคือการทดสอบระบบบังคับเลี้ยวในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวขวา ในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยว จะทดสอบบนรูปแบบถนน 2 รูปแบบ คือ รูปแบบถนนทางสามแยกรูปตัวทีและรูปแบบถนนแบบสี่แยก แต่ในพื้นที่การทดสอบไม่มีทางแยกแบบสี่แยกสองช่องทางเดินรถ ดังนั้นการทดสอบจะใช้ทางสามแยกที่เป็นทางตรงแล้วมีทางแยกด้านซ้ายและแยกด้านขวาแทน การทดสอบระบบจะเป็นการทดสอบความสามารถในการควบคุมพวงมาลัยด้วยแบบจำลองการเลี้ยวจากเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี ในการควบคุมยานพาหนะให้สามารถเคลื่อนที่ไปตามถนนโดยไม่หลุดออกจากถนน สามารถควบคุมยานพาหนะให้เลี้ยว และ สามารถควบคุมยานพาหนะให้สามารถเคลื่อนที่ในช่องทางเดินรถของตัวเอง ได้โดยการแสดงผลจะแบ่งออกเป็นสองส่วนคือ ในรูป (ก) จะเป็นการแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจุดนำทางการเคลื่อนที่และเส้นช่องทางเดินรถ กับภาพการหมุนของพวงมาลัยที่ได้จากแบบจำลองการเลี้ยว และในรูป (ข) แสดงการเปรียบเทียบการควบคุมการเลี้ยวของยานพาหนะระหว่างเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมีกับการควบคุมการเลี้ยวของผู้ฝึกสอนและแสดงความแตกต่างในการควบคุมการเลี้ยวในเฟรมนั้นในภาพด้านล่างสุด โดยกำหนดให้ที่ตำแหน่งไม่มีการหมุนของพวงมาลัย มุมการหมุนมีค่าเท่ากับ 360 องศา เมื่อพวงมาลัยหมุนทวนเข็มนาฬิกามุมการหมุนจะมีค่าลดลงและเมื่อพวงมาลัยหมุนตามเข็มนาฬิกากำหนดให้มุมการหมุนของพวงมาลัยมีค่าเพิ่มขึ้น

4.5.1 ตัวอย่างการทดสอบระบบในสถานะที่ไม่เกิดการเลี้ยว

ในรูปที่ 4.19 แสดงการทดสอบระบบในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยวแล้วโค้งทางซ้าย บนถนนที่โค้งซ้ายจุดนำทางการเคลื่อนที่จะปรากฏที่ตำแหน่งที่น้อยกว่า 180 คอลัมน์ของภาพ ดังนั้นมุมการหมุนจะต้องน้อยกว่า 360 ในช่วงเฟรมที่ 1-200 แสดงการควบคุมยานพาหนะให้เคลื่อนที่เข้าไปยังกึ่งกลางของช่องทางเดินรถหลังจากนั้นจะเห็นว่ามุมการหมุนของพวงมาลัยจะมีค่าอยู่ในช่าง 360-340 องศา แสดงว่ายานพาหนะกำลังเคลื่อนที่ไปตามทางโค้งของถนน บางช่วงของการควบคุมจะเห็นว่ามุมการหมุนของพวงมาลัยมีค่ามากกว่า 360 องศาซึ่งหมายถึงยานพาหนะหมุนพวงมาลัยมากเกินไป จึงต้องหมุนพวงมาลัยทวนเข็มนาฬิกาเพื่อให้ยานพาหนะยังเคลื่อนที่ในจุดกึ่งกลางของช่องทางเดินรถได้ ในรูปที่ 4.20 แสดงการทดสอบระบบในสถานะที่ยานพาหนะไม่เกิดการเลี้ยวแล้วโค้งทางขวา การทำงานของแบบจำลองจะมีลักษณะคล้ายกับการเคลื่อนที่บน

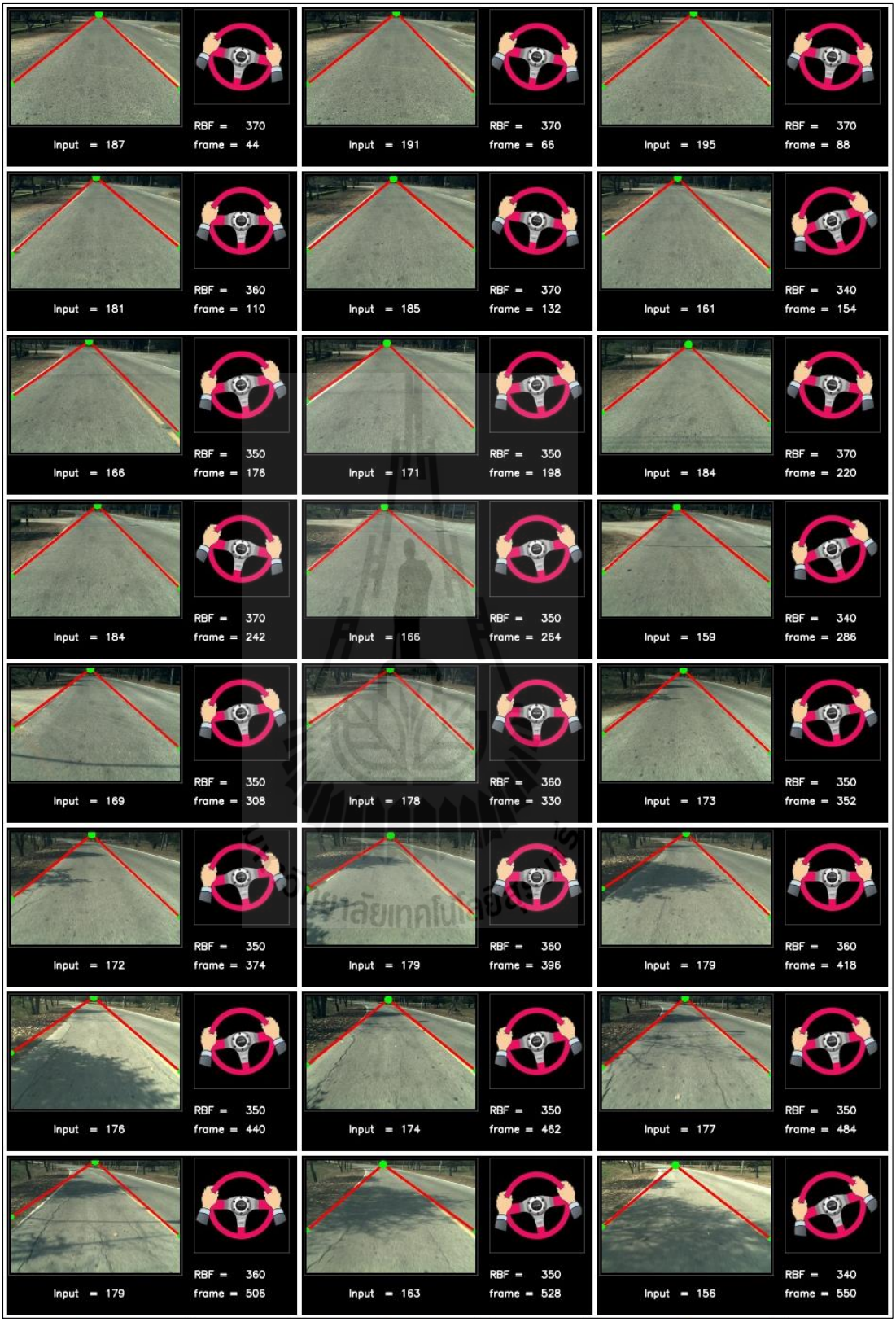
ทางตรงแล้วโค้งทางซ้าย เพียงแต่มุมการหมุนจะมีค่าที่มากกว่า 360 องศา การควบคุมในแบบจำลองนี้ยานพาหนะจะอยู่บนทางโงในช่วงเฟรมที่ 1-500 หลังจากนั้นจะเป็นการเคลื่อนที่บนทางตรงในช่วงเฟรมที่ 350-450 แสดงการที่ยานพาหนะกำลังจะวิ่งข้ามช่องทางเดินรถของอีกฝั่งทำให้ต้องหมุนพวงมาลัยค่าน้อยกว่า 360 องศา

4.5.2 ตัวอย่างการทดสอบระบบในสถานะเกิดการเลี้ยวซ้าย

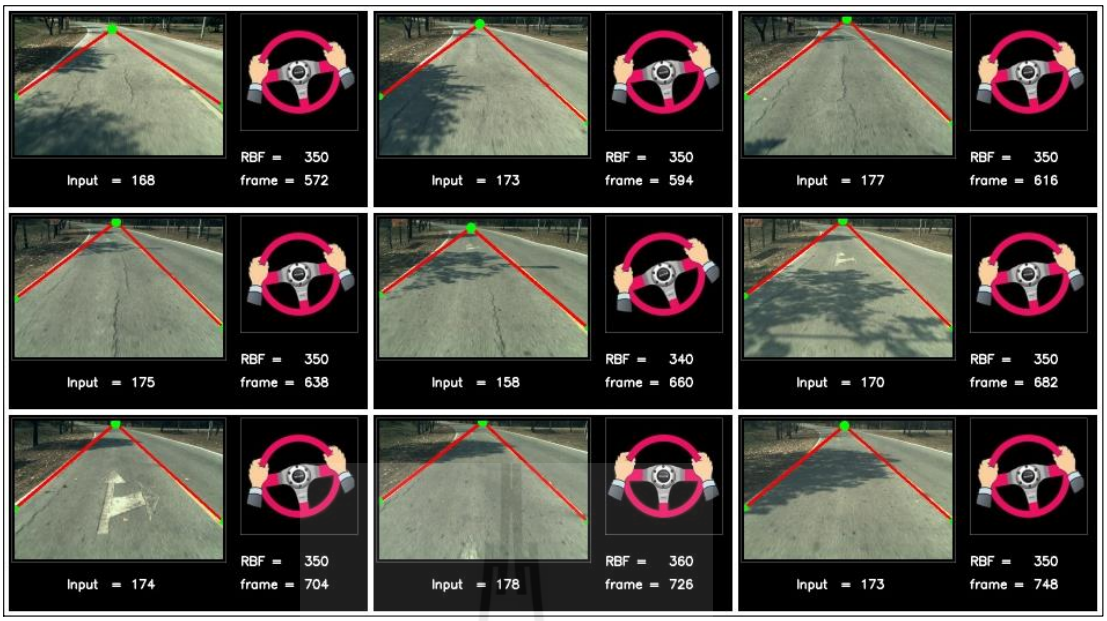
รูปที่ 4.21 และ รูปที่ 4.22 แสดงการทดสอบระบบในสถานะที่ยานพาหนะเกิดการเลี้ยวซ้ายในรูปแบบถนนแบบสี่แยกของ 2 เส้นทาง โดยการเลี้ยวจะเกิดขึ้นในช่วงเฟรมที่ 200-400 โดยในช่วงเฟรมที่ 1ถึง 200 เป็นการเคลื่อนที่บนทางตรงก่อนถึงทางแยก และเฟรมที่ 400-600 เป็นการเคลื่อนที่หลังจากเลี้ยวเสร็จแล้ว และเคลื่อนที่ต่อไปตามทางตรง ลักษณะของการเลี้ยวซ้ายในช่วงแรกจะเป็นค่าที่ได้จากแบบจำลองบนทางตรงก่อนโดยระบบจะตรวจสอบการเคลื่อนที่ผ่านเส้นหยุดหรือไม่ถ้ายังไม่เจอหรือไม่ผ่านเส้นหยุด แบบจำลองทางตรงจะทำงานต่อ แต่ถ้าหากยานพาหนะเคลื่อนที่ผ่านเส้นหยุดหรือเริ่มที่จะเลี้ยวแบบจำลองการเลี้ยวซ้ายจะเข้ามาทำงานแทน เมื่อยานพาหนะเลี้ยวเข้าไปในถนนเส้นใหม่ระบบจะตรวจสอบว่าจุดตัดกันของเส้นช่องทางเดินรถฝั่งซ้ายกับเส้นช่องทางเดินรถฝั่งขวาตัดกันที่จุดมากกว่า 170 คอลัมน์ของภาพหรือไม่ ถ้าจุดตัดยังมีค่าน้อยกว่าแบบจำลองเลี้ยวซ้ายจะทำงานต่อไปจนจุดตัดมีค่ามากกว่าค่าดังกล่าวแบบจำลองทางตรงก็จะเข้ามาทำงานแทนแบบจำลองการเลี้ยว ผลการเลี้ยวในแยกดังกล่าวมุมการเลี้ยวสูงสุดของ RBF เกือบเท่ากับมุมการเลี้ยวของผู้ฝึกสอน และในรูปที่ 4.23 แสดงการทดสอบระบบบนบนทางแยกรูปตัวที การเลี้ยวในช่วงแยกมุมการเลี้ยวมีค่าที่มากเกินไปซึ่งจะทำให้การเลี้ยวข้ามไปยังเลนตรงข้ามจึงมีการลดมุมการหมุนลง และในรูปที่ 4.24 แสดงให้เห็นว่าผู้ฝึกสอนหมุนพวงมาลัยด้วยองศาที่น้อยเกินไปทำให้ต้องมีการเพิ่มมุมการหมุน ต่างจากเครือข่ายที่หมุนพวงมาลัยมากมกว่าในช่วงแรกทำให้ไม่ได้เพิ่มมุมการหมุน

4.5.3 ตัวอย่างการทดสอบระบบในสถานะเกิดการเลี้ยวขวา

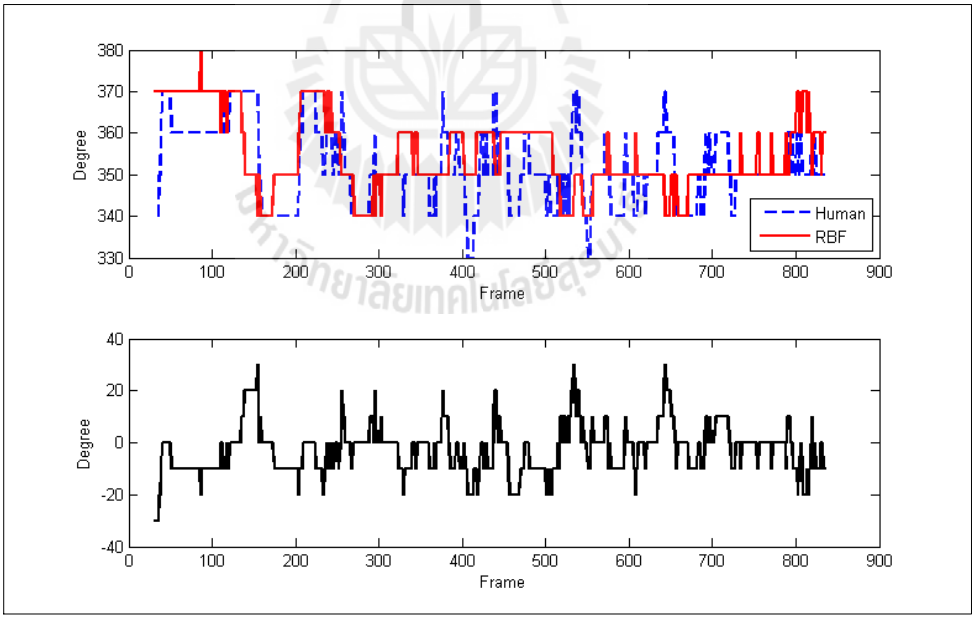
ในรูปที่ 4.25 และ รูปที่ 4.28 แสดงการทดสอบในทางแยกแล้วเกิดการเลี้ยวขวา ลักษณะการทำงานจะคล้ายกับการทำงานในการเลี้ยวซ้ายคือใช้แบบจำลองทางตรงก่อนแล้วใช้แบบจำลองการเลี้ยวขวาเข้ามาทำงานแทนในสถานะที่เกิดการเลี้ยว จากรูปดังกล่าวแสดงให้เห็นว่ามุมการหมุนพวงมาลัยของผู้ฝึกสอนและของเครือข่าย RBF สูงสุดมีค่าเกือบจะเท่ากัน ในรูปที่ 4.25 แสดงให้เห็นว่าเครือข่ายเริ่มด้วยมุมการหมุนที่น้อยกว่าแล้วมีการเพิ่มมุมขึ้นทีหลังเพื่อให้ระบบเลี้ยวได้สำเร็จ ในรูปที่ 4.26 ถึง 4.28 ในช่วงเฟรมที่ 350-420 แสดงความแตกต่างของเครือข่าย RBF กับผู้ฝึกสอนในการคืนค่าของพวงมาลัย ซึ่งเงื่อนไขในการออกจากแบบจำลองการเลี้ยวคือจุดนำทางการเคลื่อนที่ต้องมีค่าน้อยกว่า 185 ระบบแบบจำลองทางตรงจึงจะเข้ามาทำงานแทน



(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF

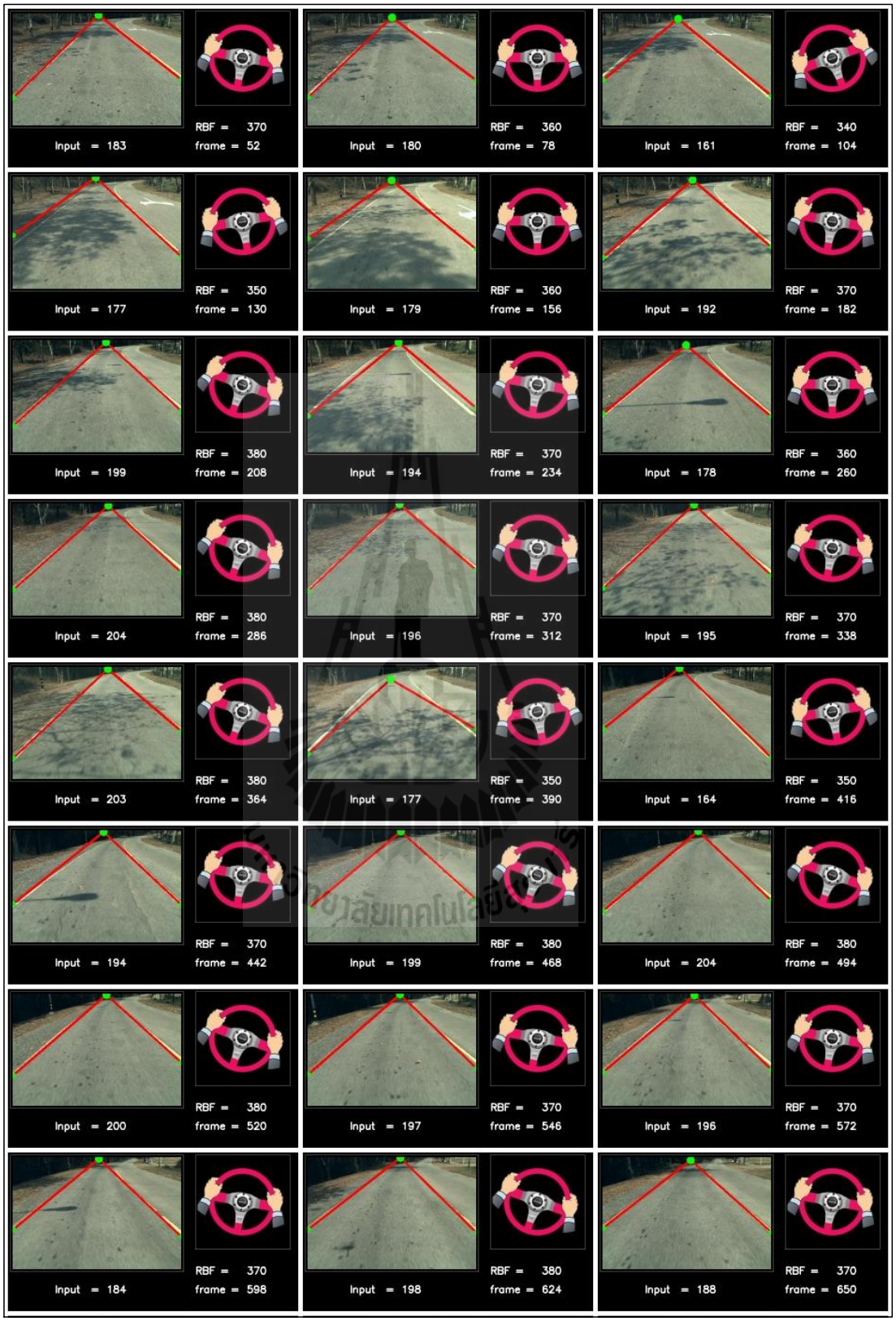


(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF (ต่อ)



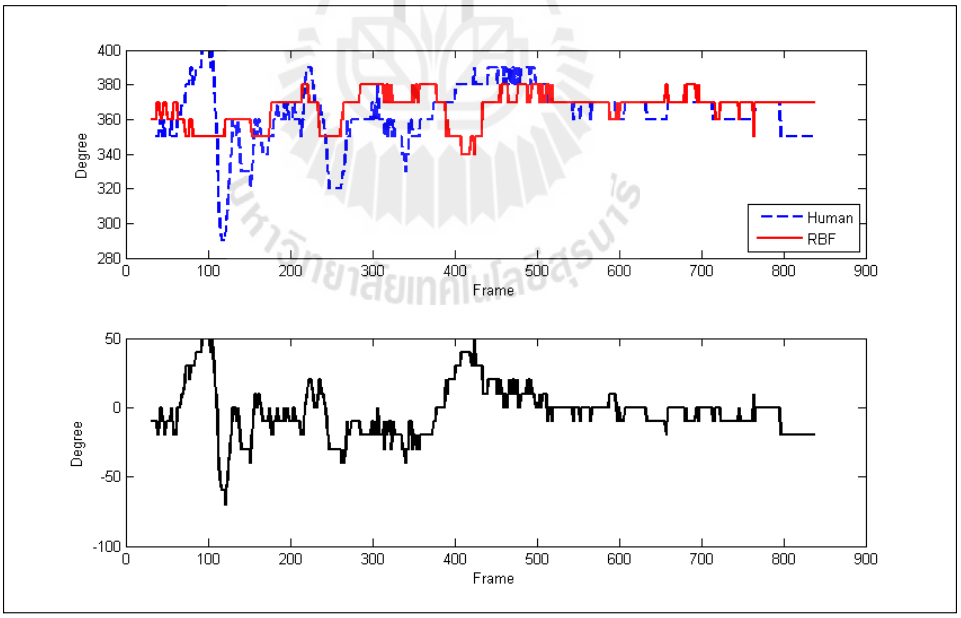
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘---’ แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘—’ แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดงค่าความต่างระหว่างจุดเฟรม

รูปที่ 4.19 การทดสอบในสถานะที่ไม่เกิดการเลี้ยวทางโค้งซ้าย



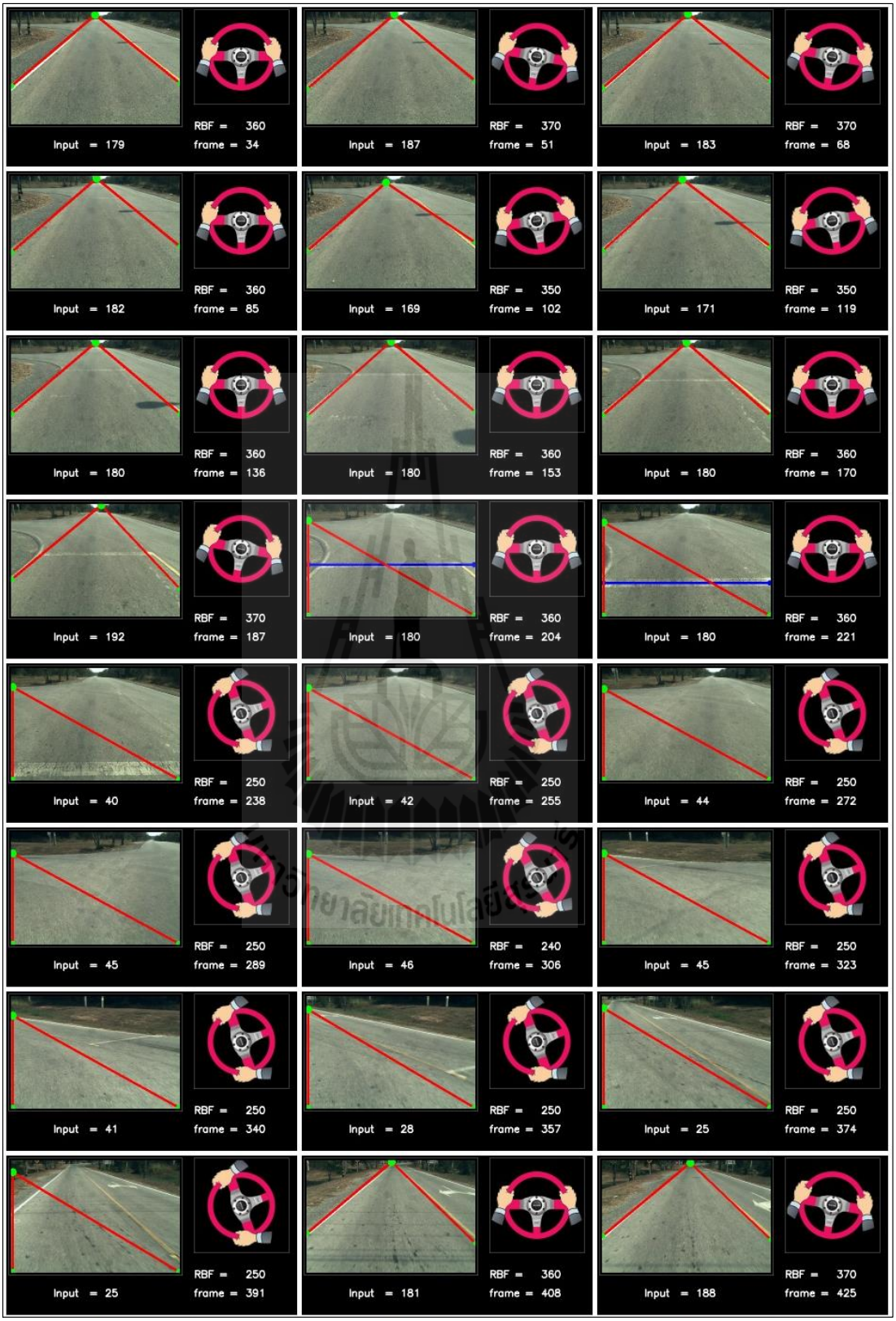
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF

(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF (ต่อ)

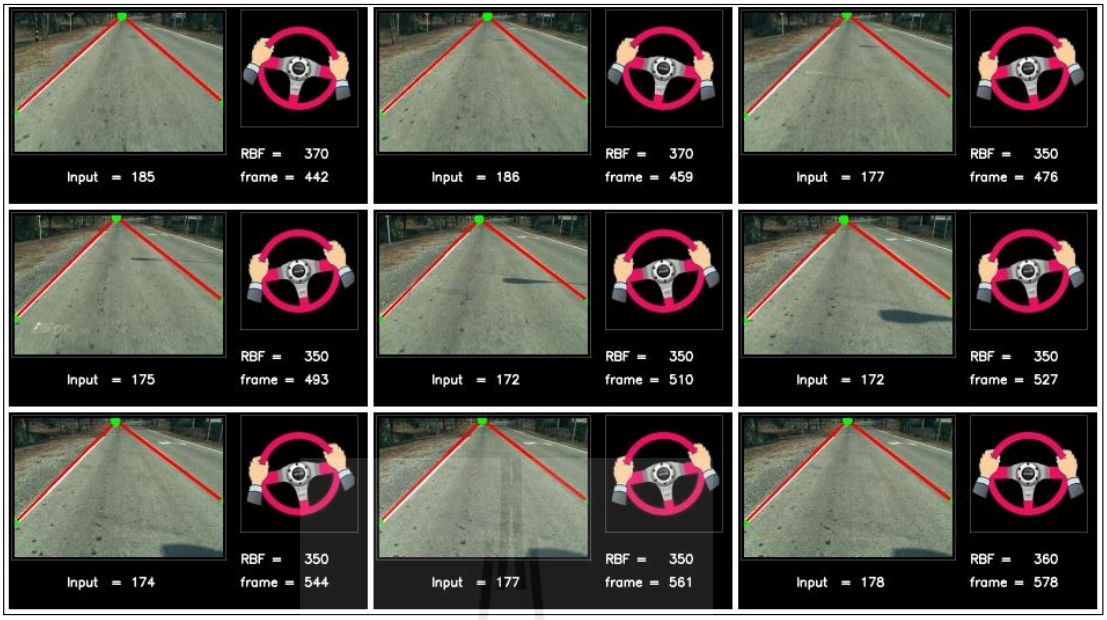


(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘---’ แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘—’ แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดงค่าความต่างระหว่างจุดเฟรม

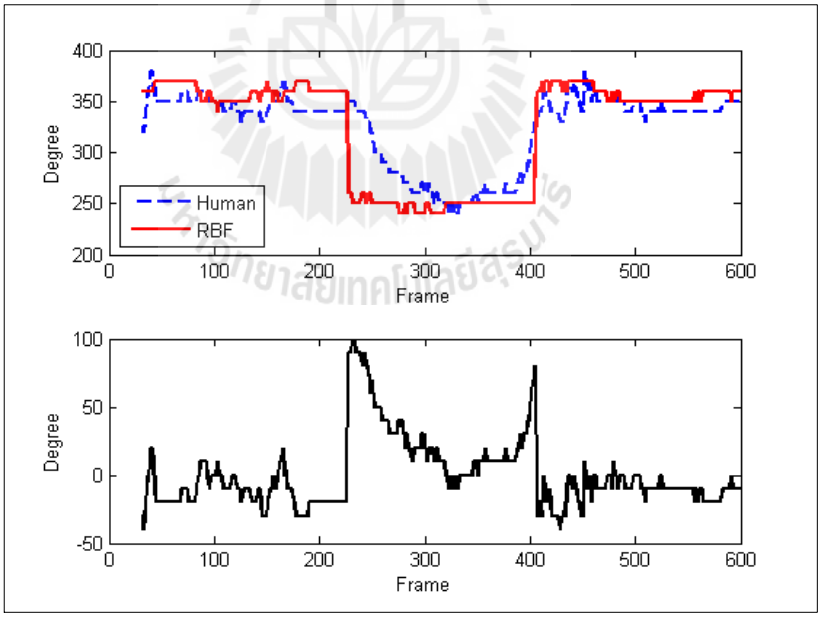
รูปที่ 4.20 การทดสอบในสถานะที่ไม่เกิดการเลี้ยวทางโค้งขวา



(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF



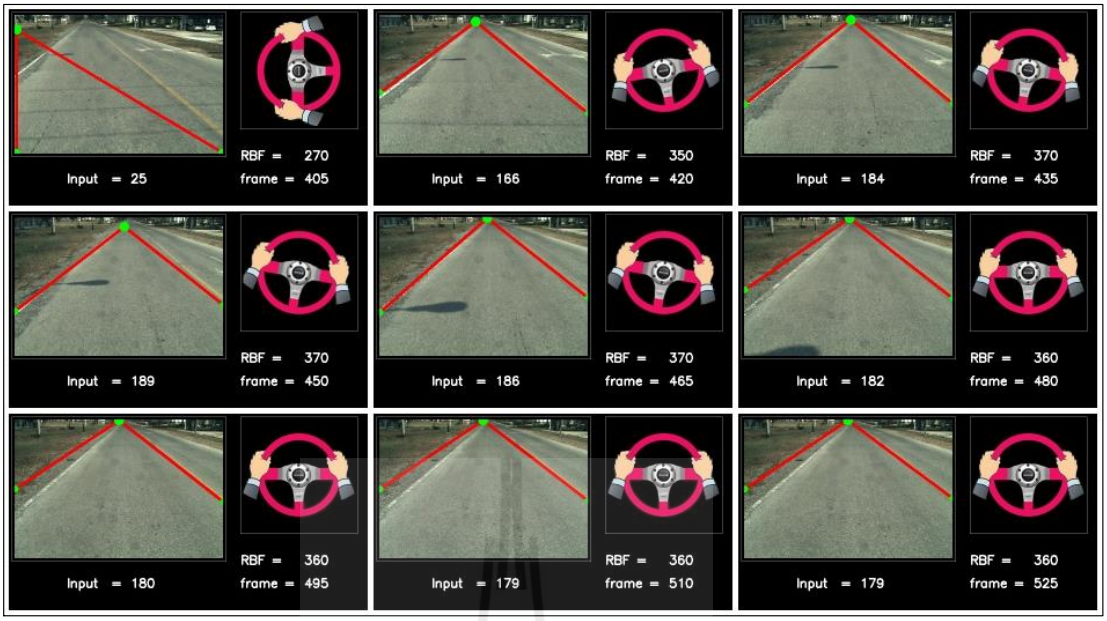
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF (ต่อ)



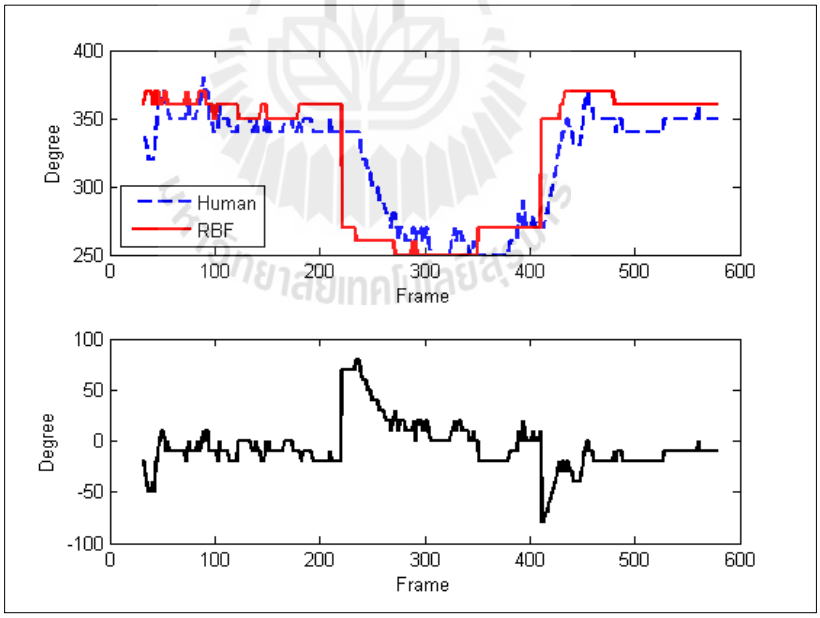
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดงค่าความต่างระหว่างจุดเฟรม

รูปที่ 4.21 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวซ้ายแบบสี่แยกที่ 1

(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF

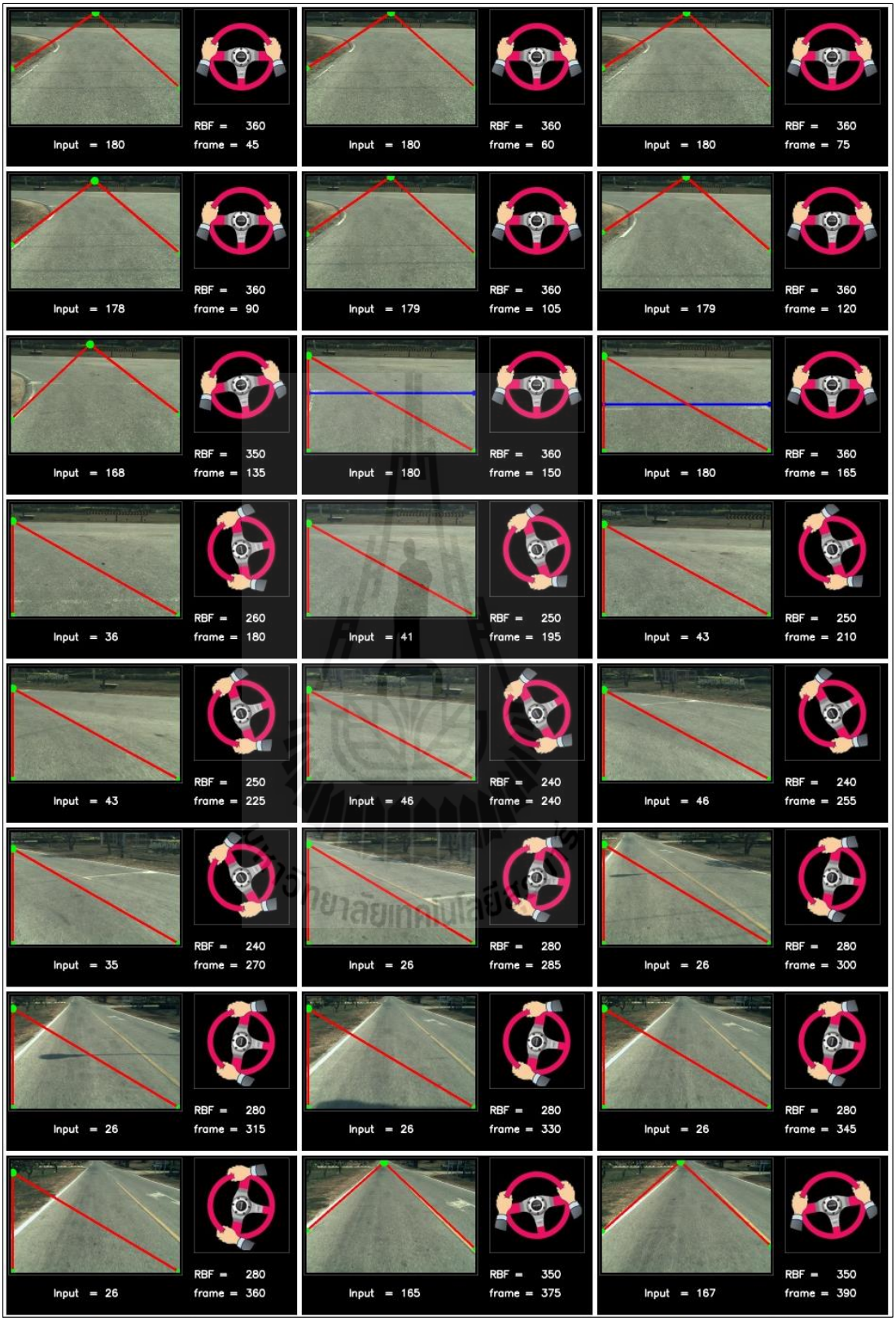


(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF (ต่อ)

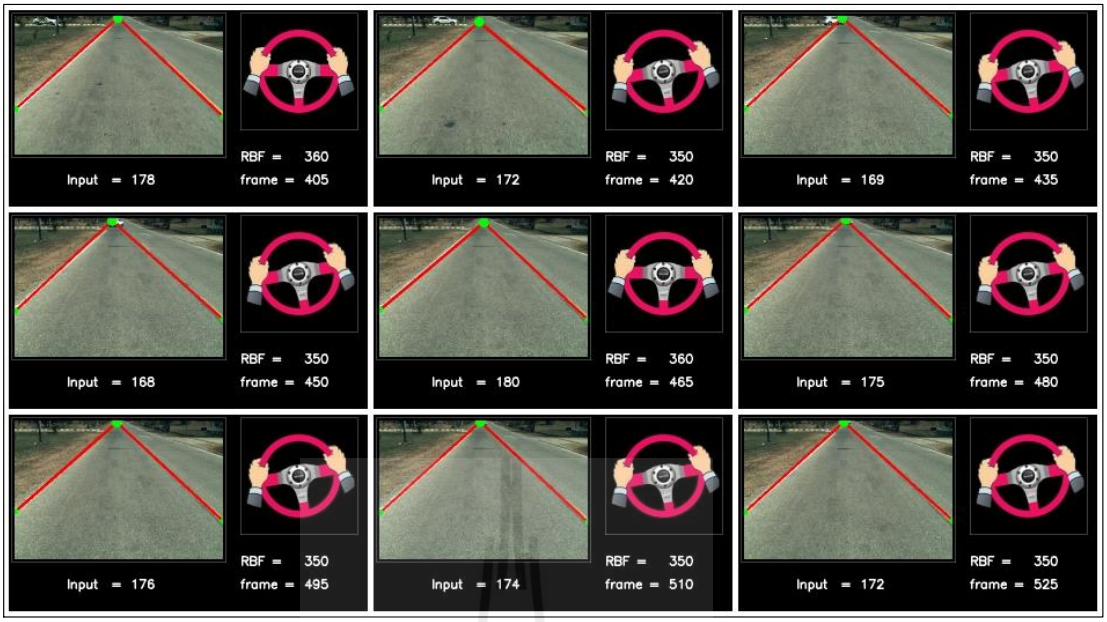


(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดงค่าความต่างระหว่างจุดเฟรม

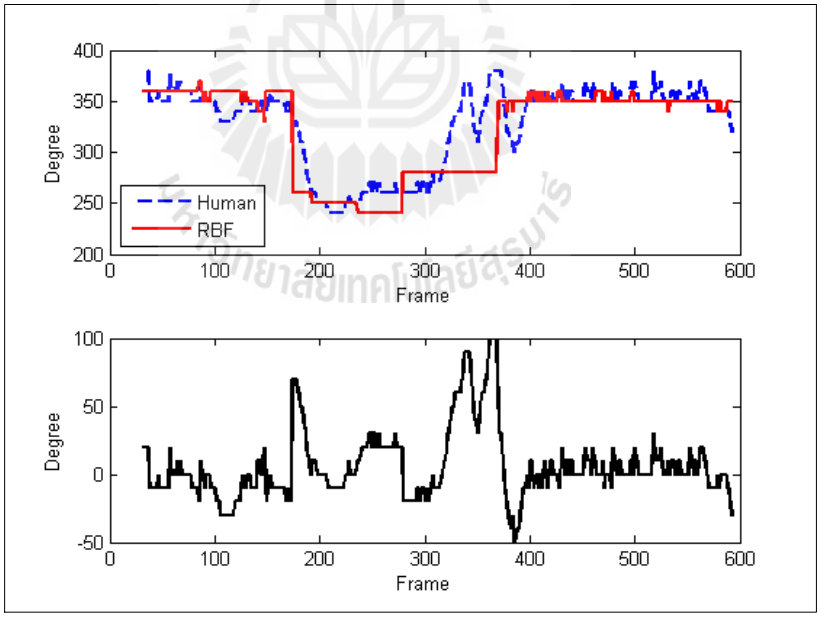
รูปที่ 4.22 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวซ้ายแบบสี่แยกที่ 2



(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF

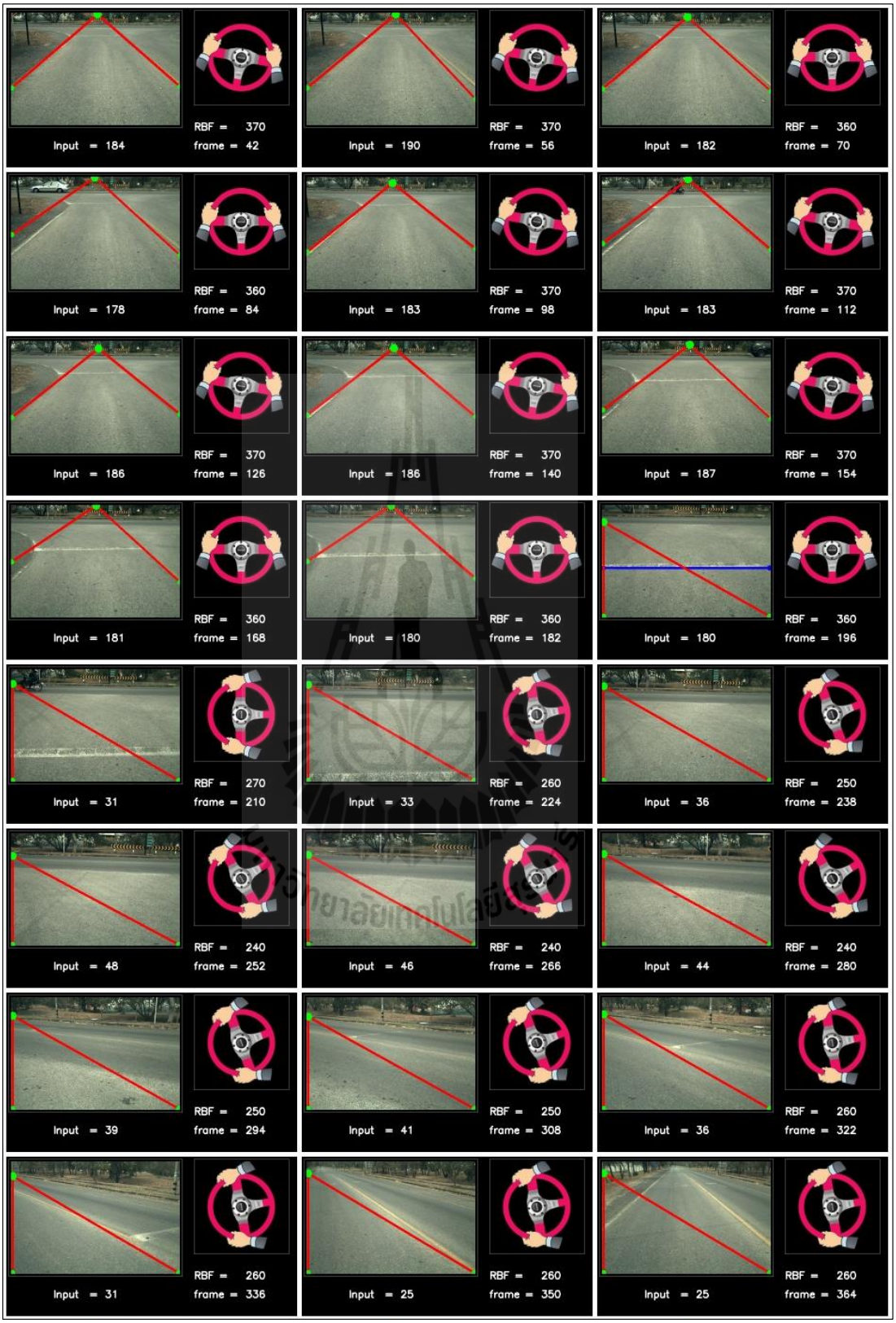


(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF (ต่อ)



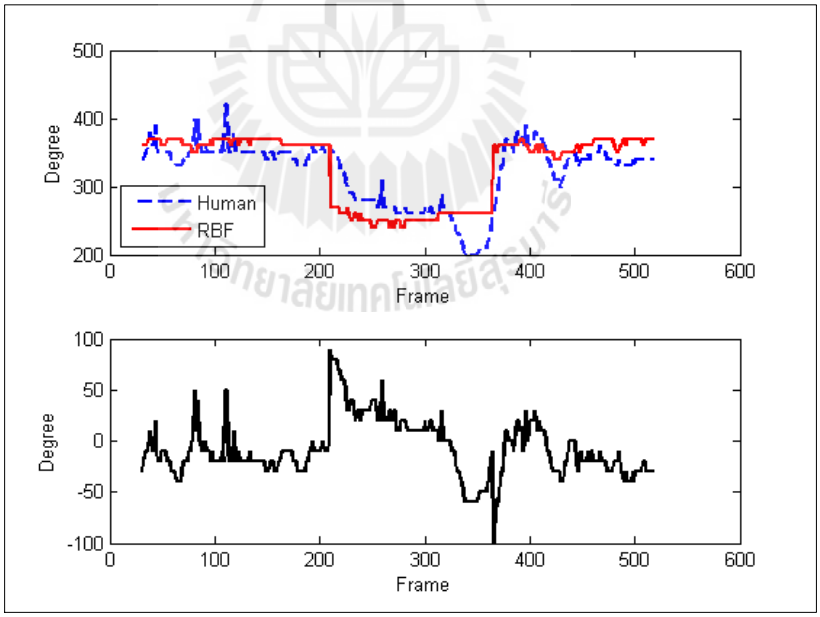
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดงค่าความต่างระหว่างจุดเฟรม

รูปที่ 4.23 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวซ้ายแยกตัวที่ 1



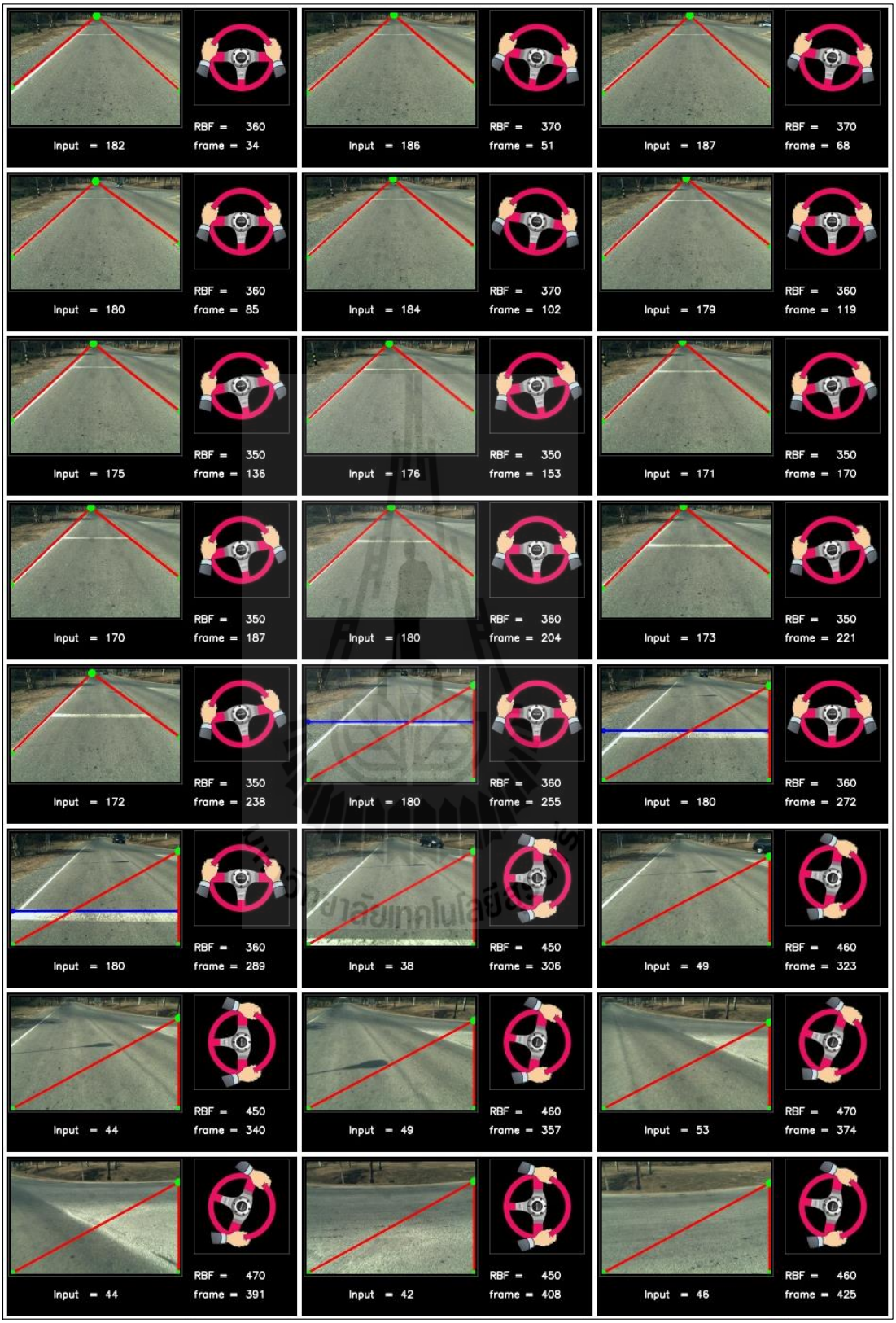
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF

(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF (ต่อ)



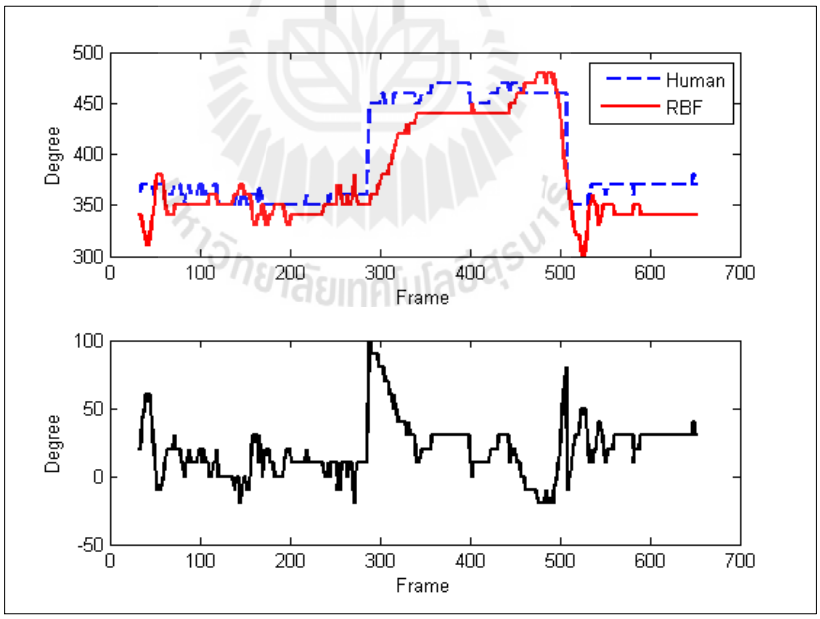
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘---’ แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘—’ แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดงค่าความต่างระหว่างจุดเฟรม

รูปที่ 4.24 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวซ้ายแยกตัวที่ที่ 2



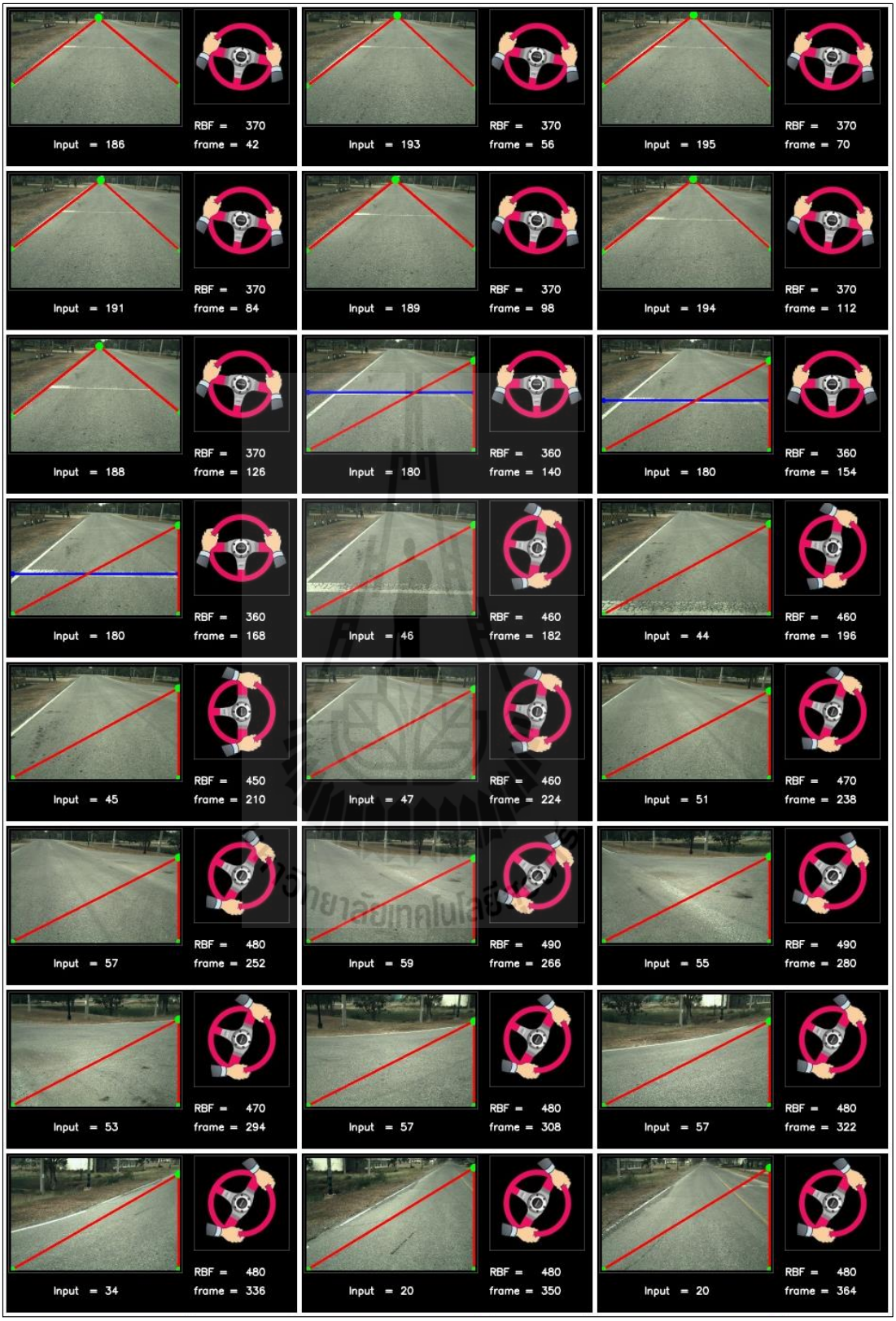
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF

(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF (ต่อ)



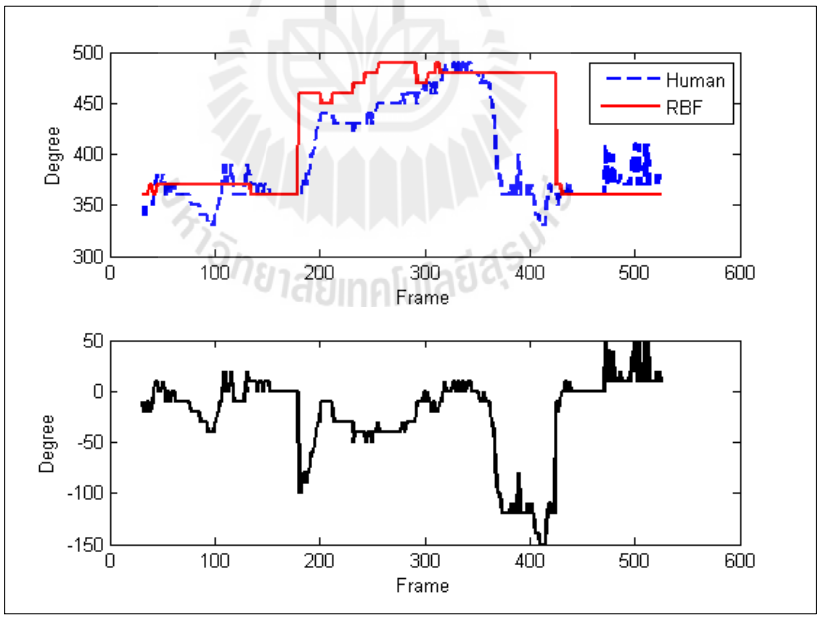
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดงค่าความต่างระหว่างจุดเฟรม

รูปที่ 4.25 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวขวาทางแยกแบบสี่แยกที่ 1



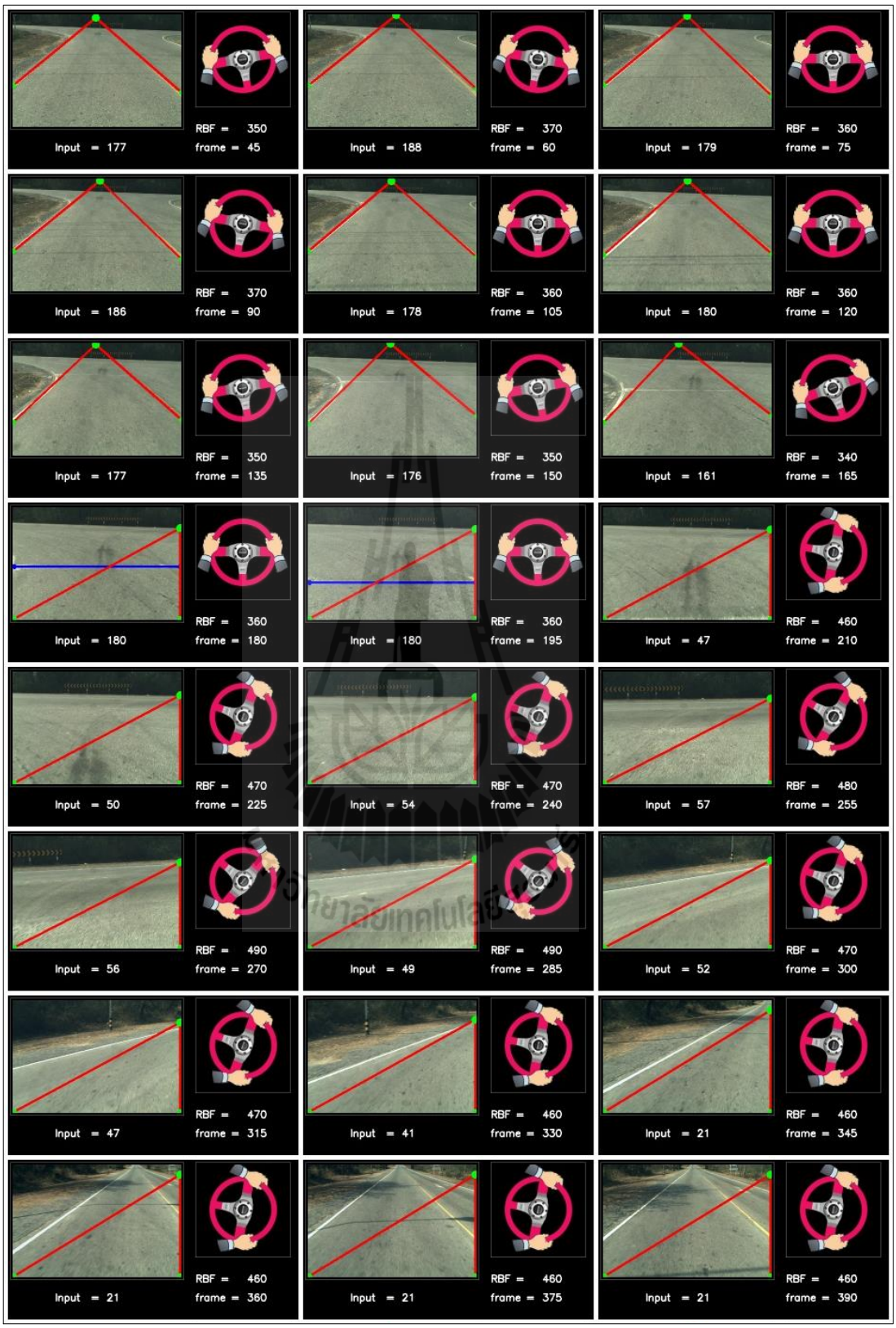
(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF

(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF (ต่อ)

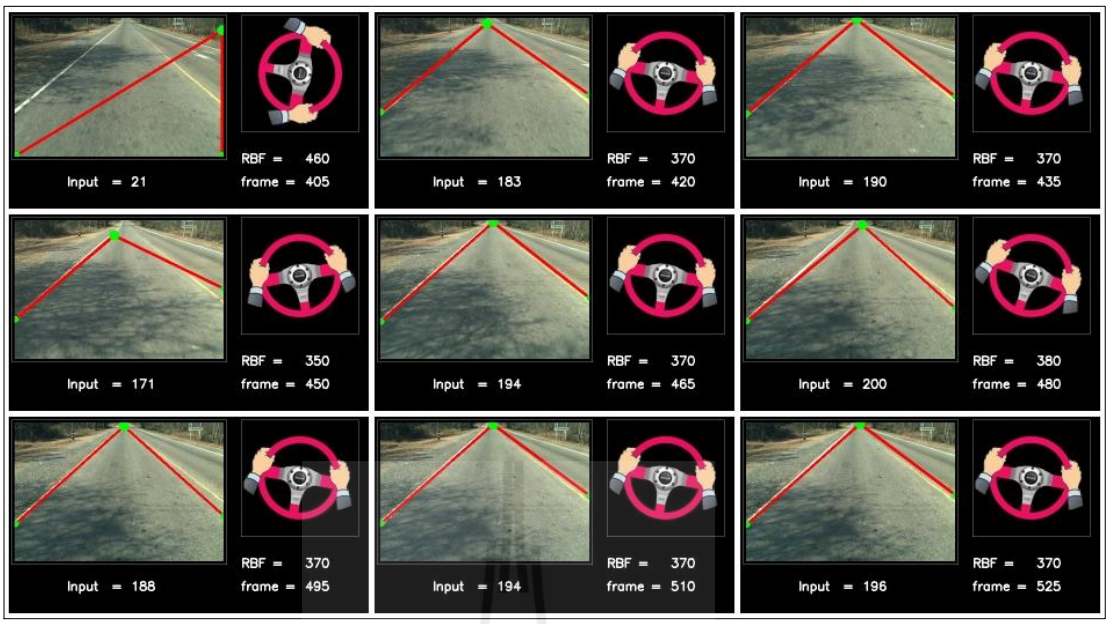


(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดงค่าความต่างระหว่างจุดเฟรม

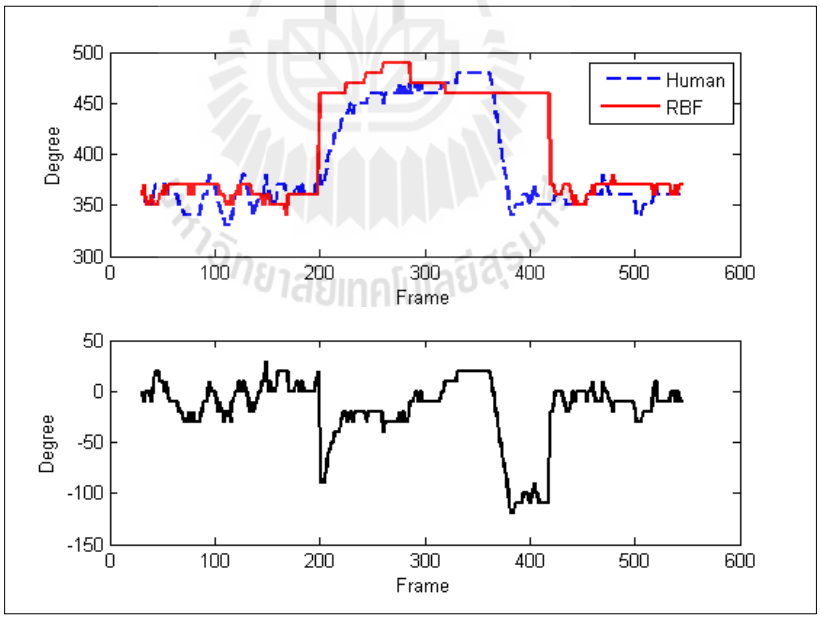
รูปที่ 4.26 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวขวาทางแยกแบบสี่แยกที่ 2



(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF

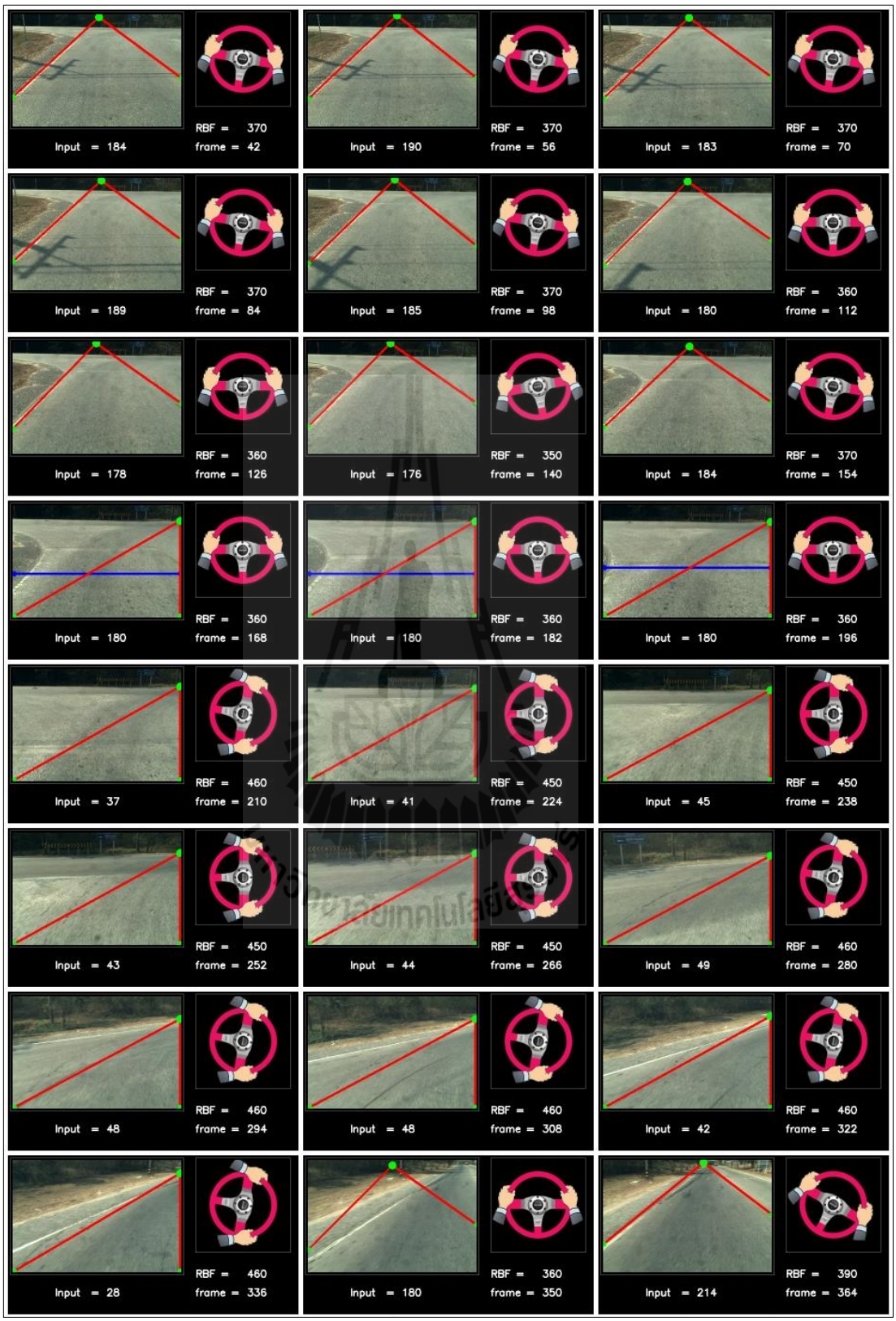


(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF (ต่อ)



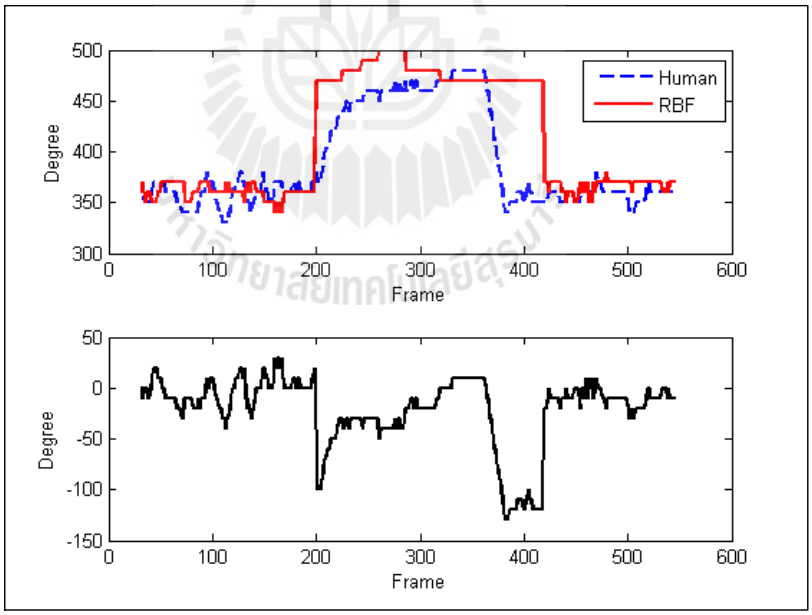
(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '---' แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ '—' แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดงค่าความต่างระหว่างจุดเฟรม

รูปที่ 4.27 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวขวาแบบตัวที่ 1



(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF

(ก) การควบคุมการเลี้ยวด้วย RBF (ต่อ)



(ข) การควบคุมการเลี้ยวระหว่าง RBF กับผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘---’ แทนการควบคุมด้วยผู้ฝึกสอน สัญลักษณ์ ‘—’ แทนการควบคุมด้วย RBF เส้นด้านล่างแสดงค่าความต่างระหว่างจุดเฟรม

รูปที่ 4.28 การทดสอบในสถานะที่เกิดการเลี้ยวขวาแบบตัวทีที่ 2

4.6 สรุป

การสร้างแบบจำลองการเลี้ยวด้วยเครือข่ายประสาทเทียม ได้ใช้เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี (Radian Basis function) ในการประมาณค่าของแบบจำลองการเลี้ยว โดยใช้เซนเซอร์วัดความเร่ง (Accelerometer) ในการหามุมการหมุนของพวงมาลัยในการฝึกสอนเครือข่าย เซนเซอร์วัดความเร่งเป็นเซนเซอร์ที่ใช้เป็นเซนเซอร์วัดการเอียงของวัตถุได้เป็นอย่างดี แม้เซนเซอร์จะตอบสนองเมื่อมีความเร่งกระทำกับเซนเซอร์ แต่เมื่อใช้ร่วมกับตัวกรองแบบ Low pass filter ทำให้เซนเซอร์วัดมุมการหมุนของพวงมาลัยได้อย่างถูกต้องในสถานะที่มีการเคลื่อนที่ของยานพาหนะ ในการสร้างแบบจำลองการเลี้ยวด้วยเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี ประกอบไปด้วย แบบจำลองการเลี้ยวทางตรง ผลลัพธ์ที่ได้เป็นเครือข่ายที่มีจำนวนนิวรอนเท่ากับ 21 ให้ค่าเฉลี่ยค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสอง (MSE) เท่ากับ 2.1233×10^{-26} แบบจำลองการเลี้ยวทางซ้าย ผลลัพธ์ที่ได้เป็นเครือข่ายที่มีจำนวนนิวรอนเท่ากับ 19 MSE เท่ากับ 2.3213×10^{-26} และ แบบจำลองการเลี้ยวทางขวา ผลลัพธ์ที่ได้เป็นเครือข่ายที่มีจำนวนนิวรอนเท่ากับ 19 MSE เท่ากับ 2.7890×10^{-26} ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพในการประมาณค่าฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี และในการทดสอบระบบ การควบคุมยานพาหนะของเครือข่าย RBF มีความใกล้เคียงกับการควบคุมของผู้ฝึกสอนและยานพาหนะสามารถเคลื่อนที่ไปตามช่องทางเดินรถบนถนนด้วยทั้งสามแบบจำลองดังกล่าว

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทที่ 5

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุป

งานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้ได้ดำเนินการศึกษาและพัฒนาระบบการบังคับเลี้ยวด้วยภาพแบบอัตโนมัติโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม โดยใช้กล้องวีดีโอหนึ่งตัวเป็นเซนเซอร์อินพุต ใช้เซนเซอร์วัดความเร่งเป็นเซนเซอร์เอาต์พุต และใช้เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมีในการประมาณค่าของแบบจำลองการเลี้ยว งานวิจัยนี้ได้สร้างแบบจำลองการเลี้ยวสำหรับควบคุมการหมุนพวงมาลัยของยานพาหนะในสถานะรูปแบบการเคลื่อนที่ต่าง ๆ ประกอบไปด้วย การเคลื่อนที่บนถนนทางตรง การเคลื่อนที่บนถนนทางโค้ง การเคลื่อนบนทางแยกเลี้ยวซ้าย และการเคลื่อนที่บนทางแยกเลี้ยวขวา ซึ่งแบบจำลองการเลี้ยวสามารถควบคุมยานพาหนะในการเคลื่อนที่ตามช่องทางเดินรถบนถนนได้โดยไม่หลุดออกจากถนน การดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ดังกล่าวสำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ โดยสามารถสรุปผลการศึกษาวิจัยและพัฒนาทางวิศวกรรมเป็นข้อสรุปได้ดังต่อไปนี้

บทที่ 1 เป็นบทนำกล่าวถึงความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ข้อตกลงเบื้องต้น ขอบเขตของการวิจัย ขั้นตอนการดำเนินงานและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัยนี้

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีและงานวิจัยเกี่ยวข้อง ซึ่งจะกล่าวถึงประวัติการวิจัยที่ผ่านมา และกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ซึ่งจะแสดงให้เห็นถึงแนวทางการพัฒนางานวิจัยที่ผ่านมา

บทที่ 3 กล่าวถึงการประมวลผลภาพ สำหรับการค้นหาช่องทางเดินรถและการหาจุดนำทางการเคลื่อนที่ สำหรับใช้เป็นอินพุตให้กับเครือข่ายประสาทเทียม โดยใช้วิธีการประมวลภาพสีในการค้นหาเส้นช่องทางเดินรถ โดยใช้วิธีการประมวลผลร่วมกันของแต่ละปริภูมิสี ประกอบไปด้วย ปริภูมิสี YIQ, RGB และ HSV ผลที่ได้สามารถค้นหาเส้นช่องทางเดินรถได้ดีภายใต้สภาวะแสงที่แตกต่างกัน และสามารถทำงานได้บนถนนที่มีเงาพาดผ่าน

บทที่ 4 กล่าวถึงการสร้างแบบจำลองการเลี้ยวโดยใช้เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี ประกอบไปด้วย การทำงานของเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี การหามุมพวงมาลัยด้วยเซนเซอร์วัดความเร่ง การฝึกสอนเครือข่าย การสร้างแบบจำลองการเลี้ยวสำหรับการควบคุมยานพาหนะบนถนนทางตรงและทางโค้ง ทางแยกเลี้ยวซ้ายและทางแยกเลี้ยวขวา และผลการทดสอบระบบบังคับเลี้ยวบนถนนจริง ทั้งสามแบบจำลองสามารถควบคุมยานพาหนะให้วิ่งบนถนนโดยไม่หลุดออกจากถนนได้สำเร็จ

5.2 ข้อเสนอแนะ

จากการดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ที่ผ่านมาและผลที่ได้ทำให้เกิดแนวคิดและข้อเสนอแนะในการดำเนินงานวิจัยต่อไปในอนาคต ดังต่อไปนี้

1. ระบบการบังคับเลี้ยวด้วยภาพนี้ควบคุมยานพาหนะให้สามารถเคลื่อนที่ในช่องทางเดินรถของตัวเองได้โดยข้อมูลจากเส้นช่องทางเดินรถเป็นหลักดังนั้นถนนที่ใช้จะต้องมีเส้นช่องทางเดินรถที่ชัดเจนซึ่งในพื้นที่การทดสอบพบว่าถนนมีเส้นช่องทางเดินรถที่ไม่ชัดเจนมากนักหรือบางเส้นทางเส้นช่องทางเดินรถเป็นสีเดียวกับพื้นถนน หากจะต้องนำระบบไปใช้งานจริงถนนควรมีเส้นช่องทางเดินรถที่ชัดเจน

2. ระบบการบังคับเลี้ยวนี้ทำหน้าที่เพียงควบคุมการหมุนของพวงมาลัยเท่านั้น ไม่ได้ครอบคลุมถึงการควบคุมความเร็วของยานพาหนะดังนั้นการทดสอบใช้ผู้ทำการวิจัยในการควบคุมดังนั้นระบบยังไม่สามารถทำงานด้วยตัวเองได้อย่างอัตโนมัติ

3 แบบจำลองที่สร้างขึ้นสามารถนำไปใช้บนถนนแบบอื่น ๆ หากใช้ยานพาหนะที่เหมือนกับที่ใช้ในงานวิจัย หากนำไปใช้กับยานพาหนะชนิดอื่นจะต้องป้อนข้อมูลเอาต์พุตในการฝึกสอนเครือข่ายใหม่

4. การเลี้ยวซ้ายหรือขวาที่เกิดขึ้นกำหนดให้กับระบบโดยผู้ทำการวิจัยตั้งแต่เริ่มต้น ดังนั้นหากนำไปใช้งานจริง ต้องเพิ่มระบบการกำหนดแผนที่การเดินทางให้กับระบบ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

รายการอ้างอิง

อาทิตย์ ศรีแก้ว (2552). การเรียนรู้ของเครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี Learning of Radial Basis Function Network. **ปัญญาเชิงคำนวณCOMPUTATIONAL INTELLIGENCE.** :341 - 355.

A. Meunkaewjinda, P. Kumsawat, K. Attakitmongcol, and A. Srikaew. (2008) Grape leaf disease detection from color imagery using hybrid intelligent system. The 5th International Conference in Electrical Engineering/Electronics, Computer, **Telecommunications and Information Technology.** 1: 513 - 516.

B. Doungchatom, P. Kumsawat, K. Attakitmongkol AND A. Srikaew. (2007). Modified Self-Organizing Map for Optical Flow Clustering System. **The 7th WSEAS International Conference on Signal, Speech and Image Processing ,Bejing.** :554 - 630

C. Longjard, P. Kumsawat, K. attakitmongkol and A. Srikaew. (2007). Automatic Lane Detection and Navigation using Pattern Matching Model. **Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Image Processing. Beijing. China**. :48 - 53.

Dean A. Pomerleau. (1989). ALVINN: An Autonomous Land Vehicle in a Neural Network. **Advances in neural information processing systems 1**. :305 - 313

D. S. Broomhead and D. Lowe. (1988). Multivariable functional interpolation and adaptive networks. In Complex Systems, volume 2. :269 - 303.

D. Y. Jeong, S. J. Park, S. H. Han and M. H. Lee. (2001). A Study on Neural Networks for Vision-Based Road Following of Autonomous Vehicle. **IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Pusan, Korea**. :1609 - 1614.

F.M. Ham and I. Kostanic. (2001). Principles of neurocomputing for science & engineering. **McGraw-Hill.**

Fuat CoŞkun, Özgür Tuncer and Elif Karslıgil. (2010). Vision System Based Lane Keeping Assistance Evaluated in a Hardware-in-the-Loop Simulator. **Intelligent Transportation Systems (ITSC)**. :1336 – 1343

Gary Bradski and Adrian Kaehler. (2008). **Learning OpenCV**. O'Reilly Media, Inc., 1005 Gravenstein Highway North, Sebastopol, CA 95472

J. R. Souza, D. O. Sales, P. Y. Shinzato, F. S. Os´orio, and D. F. Wolf. (2011) Template-Based Autonomous Navigation in Urban Environments. **26th ACM Symposium on Appied Computing.** :1376 - 1381.

Mark Rosenblum and Larry S. Davis (1996). An Improved Radial Basis Function Network for Visual Autonomous Road Following. **22nd AIPR Workshop: Interdisciplinary Computer Vision.** :1111 - 1120

Patrick Y. Shinzato, Valdir Grassi Jr, Fernando S. Osorio and Denis F. Wolf. (2012). Fast Visual Road Recognition and Horizon Detection Using Multiple Artificial Neural Networks. **2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium.** :1090 - 1095

P. S. Stein and V. Santos. (2010). Visual Guidance of an Autonomous Robot Using Machine Learning. **7th IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles.** :55 - 60

P. V. C. Hough. (1959). Machine Analysis Of Bubble Chamber Pictures. **2nd International Conference On High-Energy Accelerators (HEACC 59).** :554 - 558

P. Y. Shinzato and D. F. Wolf. (2010). A Road Following Approach UsingArticial Neural Networks Combinations. **Journal of Intelligent and Robotic Systems.** 60 :527 - 546.

R. Souza, Gustavo Pessin, Y. Shinzato, S. Osorio and F. Wolf (2011). Vision-based Autonomous Navigation Using Neural Networks and Templates in Urban Environments. **The Brazilian Conference on Critical Embedded Systems**. :11 - 20.

S.Lakshmanan and K.Klug (1996). LOIS: a real-time lanedetection algorithm. **Proc. Of the 30th Annual Conference on Information Science and System.**

U. Franke, D.M. Gavrila, A. Gern, S. Görzig, R. Janssen, F.Paetzold, and C. Wöhler. (2001). **From door to door Principles andapplications of computer vision for driver assistant systems.** *Intelligent Vehicle Technologies*, L. Vlacic, F. Harashima, and M.Parent, Eds. London: Arnold Verlag.

Yue Wanga, Eam Khwang Teoha, Dinggang Shen. (2004). Lane detection an tracking using B-Snake. **Image and Vision Computing.** 22: 269 - 280.

ภาคผนวก ก

ตัวอย่างการหาเอาต์พุตเครือข่าย RBF ด้วยโปรแกรมภาษา C++

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

โปรแกรมหาเอาต์พุตเครือข่าย RBF ด้วยภาษา C++ ของแบบจำลองทางตรง

```
float Degree = 0, W = 0, DegreeRBF = 0;
float Center[N] = {215,190,160,140,230,175,205,130,150,210,165,180,195,170,220,
                   135,185,145,225,200,155};
float Weights[N] = {16.1600,40.3414,-33.0790,0,83.3667,7.8478,-5.2787,
                    -26.3419,21.9412, 14.7774,46.1507, 11.3214798379964,
                    -35.4165941075842, -16.5167,51.3900, 20.2052,5.3906,-23.4525,
                    -42.1963,61.0200,9.8429};
float b1 = 0.1189,b2 = 333.0500;
float edm[N], A[21], rbf1[N], Phi[N];
for (int i=0;i<N;i++) {
        edm[i] = input - Center[i];
        A[i] = edm[i]*b1;
        rbf1[i] = (A[i]*A[i])*(-1);
        Phi[i] = pow(2.718282,rbf1[i]) ;
}
for (int i=0;i<N;i++){
        W = Phi[i]*Weights[i];
        Degree = Degree + W;
}
DegreeRBF = (int)(Degree + b2);
```

หมายเหตุ N = จำนวนข้อมูลอินพุต

ภาคผนวก ข

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ขณะศึกษา

Arthit Srikaew , Prayoth Kumsawat, Kitti Attakitmongcol and Toedsin Somoon., **Automatic Vision-based Steering Control System using Radial Basis Function Neural Network**. International Conference on Engineering, Applied Sciences, and Technology, Bangkok Thailand, November 21-24 2012, PP. 195-200

Automatic Vision-based Steering Control System using Radial Basis Function Neural Network

Arthit Srikaew[1], Prayoth Kumsawat[2], Kitti Attakitmongcol[1] and Toedsin Somoon[1]
[1]School of Electrical Engineering
[2]School of Telecommunication Engineering
Institute of Engineering
Suranaree University of Technology
111 University Ave, Muang District, Nakhon Ratchasima, 30000
THAILAND
http://www.sutee.info/

Abstract— **This work presents an automatic vision-based steering control system using artificial neural network. The proposed system is mainly capable of steering vehicle to stay on the road and in its lane. The system can also perform an automatic left-turn and right-turn upon the target direction. The system can learn an actual steering action in various conditions and environments in order to automatically turn the vehicle and keep the vehicle within its lane. The learning module utilizes a single color camera in front of a vehicle for extracting necessary vision information and a digital compass sensor for measuring angles of steering wheel. The radial basis function neural network is deployed to learn and model the steering control from collecting data. The prototype system is installed on an electric golf cart and is able to steer the vehicle and keep it on the lane successfully.**

Keywords- Radial Basis Function; Artificial Neural Network; Steering Control System; Lane Detection; Autonomous Vehicle

I. INTRODUCTION

Now a day, automation technology has become an important role in various real-world applications. Especially, in transportation field of study, safety is a main concern for developing such automatic system to help preventing any accident from any human error. Vision system is one of the most useful system in many parts of automation system. Its performance has been considerably increasing while its budget is totally affordable. Using vision system can also handle real-world problem efficiently in the same way that humans use their vision to accomplish many tasks in daily life. A vision-based automatic steering control system can be an add-on module for a vehicle that can help driving and controlling the vehicle. Most research work has focused on image processing algorithms to detect road conditions and extract any information of interest. Edge detection and Hough transform were used in LOIS system [1] to detect and locate line of road for selecting the driving lane. Another famous approach is to create a model of lane on the road, for instance, polynomial [2], B-Snake [3] and pattern matching model [4]. This work emphasizes the utilization of such information to model a steering control in actual road environment. Both vision information and neural network can be deployed to elevate such a complex problem. Another crucial consideration is to minimize the use of any resource on board the vehicle, both hardware and software. This is to reduce cost of the system and allow having simple but powerful system to achieve the target effectively. Figure 1 displays the prototype electric golf car used in this work as a vehicle on the actual road. The system main diagram is demonstrated in Figure 2.

Figure 1. A prototype electric golf cart as a test vehicle on the actual road.

II. LANE DETECTION

The first part of the system is to extract all required information to drive the vehicle based on image processing approach as displayed in Figure 2. In this work, only one color camera is mounted in front of the vehicle to obtain road images as the system input. Each image is examined to retrieve three driving models of the vehicle: left turn, right-turn, and no-turn. Figure 3 shows image processing-based module for lane detecting and tracking which is detailed in the following topics.

A. Normalization, Thresholding, and Edge Detection

In order to allow the system to run in any lighting condition of the day, the first step is to perform the RGB normalization using the following simple equations where the R, G, and B is the color plane value of each pixel. The thresholding process is then performed as the starting point for edge detection process. The threshold value is selected to suit the range of the road surface's color values. The Canny edge detection is then applied to the resulting image to achieve the lane's 1-pixel edge.

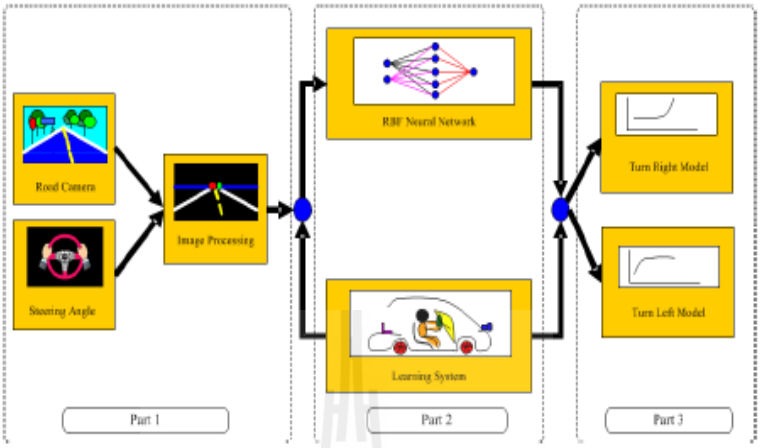


Figure 2. The system diagram: Part I) image processing module for extracting necessary information, Part II) learning module for modeling of steering wheel actions, and Part III) actual steering control module.

Additional Gaussian filter is used for a noise reduction and double thresholding is used to identify and connect lane's edges pixels.

$$R' = R/(R+G+B) \quad (1)$$

$$G' = G/(R+G+B) \quad (2)$$

$$B' = B/(R+G+B) \quad (3)$$

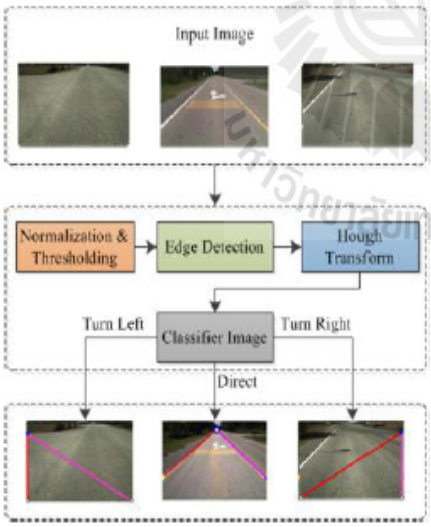


Figure 3. Lane detecting and tracking.

B. *Line Detection using Hough Transform*

By using Hough transform, the parametric linear relationship of the lane's edge can be obtained as $y = mx + c$, where a negative and positive values of m indicate the detection of left and right lane, respectively.

$$y_L = m_L x_L + c_L,\ m_L < 0 \quad (3)$$

$$y_R = m_R x_R + c_R,\ m_R > 0 \quad (4)$$

C. *Turning Point Determination*

After the turning condition has been obtained from the previous step, a turning point to be used as a neural network input must be determined. This turning point can be defined as an intersection between left lane line and the right lane line. If the intersection point is detected on the left-most column within an image, it is considered to be the left-turn point for the network input. If the intersection point is detected on the right-most column within an image, it is considered to be the right-turn point for the network input. Otherwise, the intersection point is indicating a no-turn condition for the network input. Figure 3 demonstrates all three conditions as mentioned above.

III. RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK

In this research work, the radial basis function (RBF) neural network is deployed to be used as a model of the steering wheel's turning action. This forward network is well-known for using as a non-linear function approximation. Its unique one hidden layer structure is shown in Figure 4.

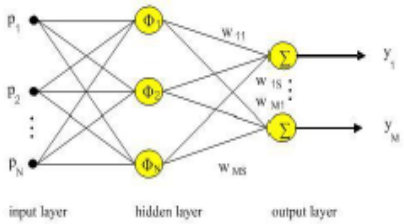


Figure 4. Radial Basis Function neural network architecture [6].

From figure 2, the proposed system is designed such that the RBF network can learn the turning action from actual steering wheel control action of the vehicle. The angle sensor is installed on the steering wheel to read the steering wheel angle and the system uses the resulting data for training the network. The pattern of turning the steering wheel mainly depends on the driver characteristics of driving. It also depends on the road conditions in which all necessary information is based on the previous stage of lane detection module.

Figure 5 displays a simple no-turn condition model of the RBF network using 10 neurons which yields SSE = 7.7238 x 10^{-15}. The symbol '+' represents the training input data while the symbol 'o' shows the output of the network. The result of the network training shows the linear relationship while the driver is trying to maintain the vehicle on the road at no-turn condition. The P (pixel) axis represents the intersection point along the horizontal line in which the range of 0-180 indicates the counter-clockwise turn of the steering wheel. This relationship can be used for the clockwise turn of the steering wheel where the P axis becomes 180 – 360. The vanishing point is defined at the point of P = 180 where the angle of the steering wheel is 0 degree.

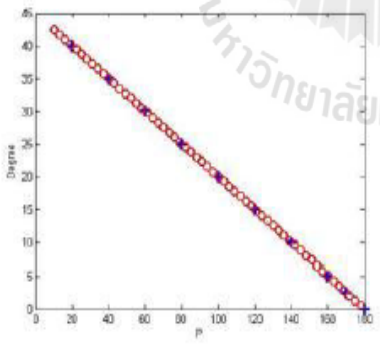


Figure 5. The RBF approximation model of steering wheel angle at no-turn condition.

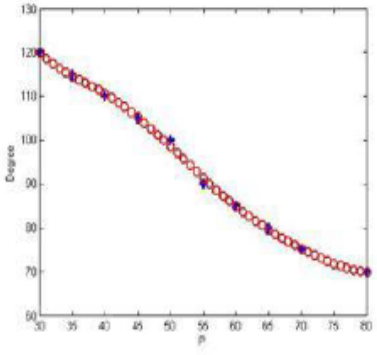


Figure 6. The RBF approximation model of steering wheel angle at turning conditions.

For the steering wheel turning conditions, the resulting RBF approximation model can be seen in Figure 6 with 10 neurons and SSE = 6.8817 x 10^{-12}. This model can be used for both left (counter-clockwise direction) and right (clockwise direction) turn action. The P-axis only shows the range of 30 – 80 because of the physical road limitation where the vehicle is turning at.

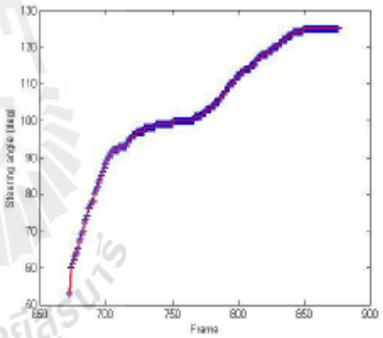


Figure 7. The RBF approximation model of steering wheel angle at left-turn -turn condition.

Figure 7 display a turning-left condition model of RBF network using 204 input points which yields SSE = 6.8817 x 10^{-12}. The symbol '+' represents the training input data while the symbol '-' shows the output of the network. In this case, the vanishing point approximately stays at the center or 180th column of the input image (240x360) while the vehicle moves in forward direction. Once the steering wheel start to turn left in counter-clockwise direction, its angle returns for less than 180 degree.

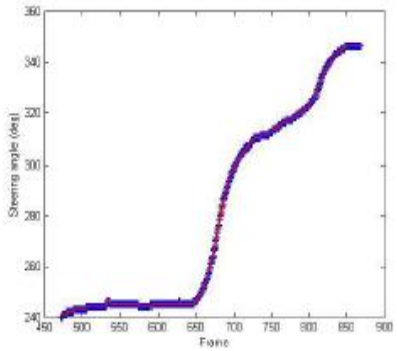


Figure 8. The RBF approximation model of steering wheel angle at right-turn conditions.

Figure 8 also demonstrates a more complicated turning-right condition model of the RBF network which yields SSE = 1.8815 x 10^{-11}. The steering wheel angle is more than 180 degree upon clockwise direction.

IV. Experimental Results and Discussions

Figure 9 demonstrates the actual no-turn action of the steering wheel according to the lane conditions from the camera in front of the vehicle. The vanishing point indicates such conditions in which the vanishing point position in the image represents direction and amount of steering wheel's action. When the vanishing point appears on the left side of the center, the steering wheel is automatically turned in clockwise direction to bring the vanishing point back to the center of the image again, and vice versa for the right-turn condition.

Figure 10 shows the left-turn condition in which the vanishing point is on the left-most column of the image and the steering wheel has counter-clockwise turning direction. If the vanishing point is getting lower while making a left turn, the system proportionally increases degree of turning indicating that the vehicle is not turning with enough steering wheel degree. If the vanishing point stays the same, the system then maintains the angle of steering wheel. If the vanishing point is getting higher while making a right turn, the system proportionally decreases degree of turning which brings the steering wheel back to its zero degree position. The vehicle then enters the no-turn condition as detailed above. The right-turn action is shown in Figure 11 which has the same manner as left-turn action but with clockwise direction of the steering wheel motion.

The automatic turning action is implemented using trained model from RBF network. Figure 12 demonstrates a comparison between humanly manual left-turn action and automatic RBF left-turn action. Both actions provide the same trend of results. The initial setup position of steering wheel is at 12 o'clock which represents by a value of 180 degrees. For left-turn action, the direction of steering wheel is counter-clockwise which has starting point around frame 440. From frame 620-820, there is a noticeable error between humanly manual driver and automatic RBF driver. This error comes from different conditions for each driving test, including velocity, driver, and road environments. The maximum turn angle is approximately 55 degrees which is close for both human and RBF driver. From frame 850, the driver starts to turn the steering wheel back to its original position at 180 degrees for which the left-turn action has been accomplished.

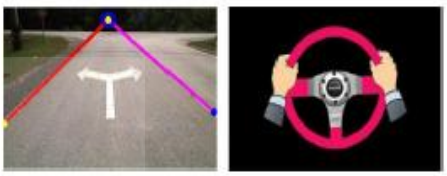


Figure 9. Steering control scenario of no-turn condition

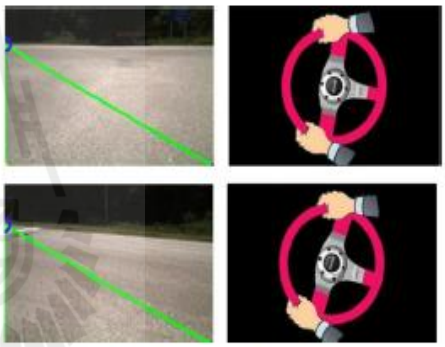


Figure 10. Left-turn condition and the steering wheel control.

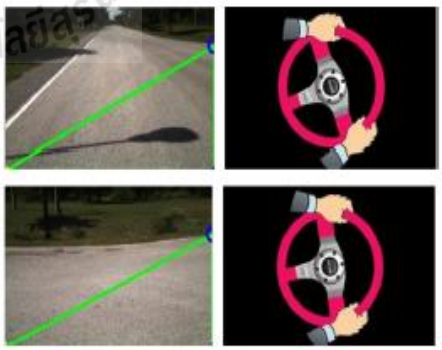


Figure 11. Right-turn condition and the steering wheel control.

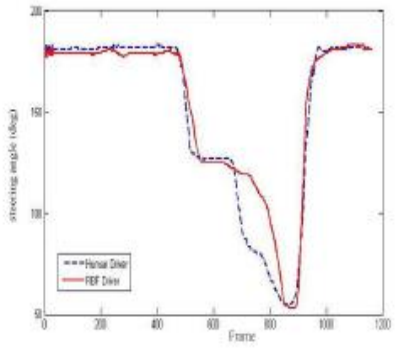


Figure 12. Degree of steering wheel for left-turn action between human and RBF driver (MSE = 1.22).

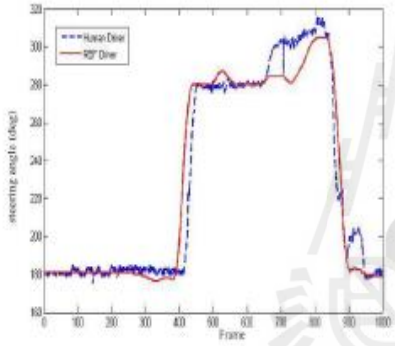


Figure 13. Degree of steering wheel for right-turn action between human and RBF driver (MSE = 1.71).

Figure 13 demonstrates the right-turn action of both human and RBF driver. The direction of steering wheel is clockwise and the turn approximately starts at frame 400 where the RBF driver turns the vehicle earlier than the human driver. The results, however, display the same trend for the complete right-turn action. From frame 650-800, there is a noticeable error occurred at the same reason as left-turn action. Turning steering wheel back to its original position is almost the same for both human and RBF driver.

Figure 14 and 15 display examples of driving on the actual road for both left and right turn actions. The velocity of the vehicle is manually controlled by human driver while the steering control is fully controlled by RBF control system. The results are desirable without any failure of turning and keeping the vehicle in the lane.

Figure 14. Testing left-turn action in actual road environment.

Figure 15. Testing right-turn action in actual road environment.

CONCLUSION

This work presents automatic vision-based steering control system using radial basis function neural network to learn the turning action of the driver. The proposed system can be applied for an unmanned vehicle. The system has three turning conditions to efficiently maintain the vehicle on its lane, including no-turn, left-turn, and right-turn. RBF network is deployed to create a model for turning a steering wheel at those three conditions. The system is successfully trained in real-world environments with human driver as a trainer. The resulting model then allows the vehicle to automatically control the turning actions. This system uses only one color camera in front of the vehicle to extract all necessary vision information to feed as the input for RBF network. The testing environment is confined in the university roads which have the same conditions as other regular roads. The system is, however, relied heavily on the extracted information from only a simple vision module. A more robust vision-based module can be added on to achieve a more reliable vision system which can result in a greatly improved steering control system.

REFERENCES

[1] S.Lakshmanan, K.Klug, "LOIS: a real-time lanedetection algorithm, " Proc. Of the 30th Annual Conference on Information Science and System," 1996.

[2] Franke U. et al., "From door to door principles and application of computer vision for driver assistant system," Intelligent VehicleTechnologies Butterworth-Heinemann, 2001.

[3] Yue Wanga, Eam Khwang Teoha, Dinggang Shen, "Lane detection an tracking using B-Snake," Image and Vision Computing 22 (2004) 269-280.

[4] C. Longjard, P. Kumsawat, K. attakitmongkol and A. Srikaew, "Automatic Lane Detection and Navigation using Pattern Matching Model," Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Image Processing. Beijing. China: 48-53, 2007.

[5] D. Y. Jeong, S. J. Park, S. H. Han and M. H. Lee, " A Study on Neural Networks for Vision-Based Road Following of Autonomous Vehicle," ISIE, Pusan, Korea, 2001.

[6] F.M. Ham and I. Kostanic, "Principles of neurocomputing for science & engineering," McGraw-Hill, 2001

[7] P. Y. Shinzato and D. F. Wolf, " A Road Following Approach Using Artificial Neural Networks Combinations," Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2010.

[8] P. S. Stein and V. Santos, "Visual Guidance of an Autonomous Robot Using Machine Learning," 7th IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles, 2010.

[9] R. Souza, Gustavo Pessin, Y. Shinzato, S. Osorio and F. Wolf, " Vision-based Autonomous Navigation Using Neural Networks and Templates in Urban Environments," CBSEC 2011.

[10] J. R. Souza, D. O. Sales, P. Y. Shinzato, F. S. Os´orio, and D. F. Wolf, "Template-Based Autonomous Navigation in Urban Environments," 26th ACM Symposium on Applied Computing, 2011.

ประวัติผู้เขียน

นายเทอดศิลป์ โสมูล เกิดเมื่อวันที่ 14 มีนาคม 2529 ที่ อำเภอวาปีปทุม จังหวัดมหาสารคาม ได้รับการศึกษาระดับประถมศึกษาที่โรงเรียนบ้านนาข่า ระดับมัธยมศึกษา โรงเรียนนาข่าวิทยาคม อำเภอวาปีปทุม จังหวัดมหาสารคาม สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาวิศวกรรมศาสตร์บัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมยานยนต์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อ พ.ศ. 2552 หลังจากจบการศึกษาปริญญาตรีได้ศึกษาต่อในระดับปริญญาโท สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ ที่มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ขณะศึกษาได้ให้ความสนใจในด้านการสร้างหุ่นยนต์และระบบควบคุมแบบอัตโนมัติ ระหว่างการศึกษาระดับปริญญาตรีได้เข้าร่วมการแข่งขันหุ่นยนต์ หลายรายการดังนี้ TPA Robot Contest Thailand Championship 2006 และ ปี 2007, Robot Design Contest 2008, Thailand Rescue Robot Championship 2008 ขณะศึกษาในระดับปริญญาโท ได้รับหน้าที่เป็นผู้สอนผู้ออกแบบการแข่งขันในค่าย NECTEC eCAMP ในปี 2010, 2011 และ 2012 ทั้งนี้มีผลงานทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ ดังรายชื่อที่ปรากฏในภาคผนวก ข.

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี