

การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์โดยใช้การเคลื่อนหน้าต่างร่วมกับการรู้จำ
ด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักร

Vehicle Logo Detection Using Sliding Windows with Machine Learning
Recognition Algorithms



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2564

KMITL-2021-EN-M-070-082

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

VEHICLE LOGO DETECTION USING SLIDING WINDOWS WITH MACHINE
LEARNING RECOGNITION ALGORITHMS



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN COMPUTER ENGINEERING
SCHOOL OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2021

KMITL-2021-EN-M-070-082

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2021

SCHOOL OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์โดยใช้การเคลื่อน หน้าต่างร่วมกับการรู้จำด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักร
นักศึกษา	นายจตุพล เบญจประกายรัตน์
รหัสประจำตัว	58601100
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2564
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร. ปกรณ์ วัฒนจตุรพร

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอระบบการตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์โดยการเคลื่อนหน้าต่างร่วมกับการรู้จำด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักร เพื่อนำมาใช้ร่วมกับระบบรู้จำป้ายทะเบียนเพื่อเป็นข้อมูลประกอบการวิเคราะห์หรือควบคุมการจราจร ทำให้ระบบควบคุมจราจรสามารถค้นหาวิเคราะห์ หรือตรวจจับการกระทำผิดทางจราจร ระบบสามารถตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ซึ่งมีความหลากหลายด้านชนิดของรถยนต์ เช่น รถยนต์ส่วนบุคคล รถบรรทุกส่วนบุคคล หรือรถบรรทุก สัญญาณภาพรถยนต์ที่รับเข้ามาในระบบอาจมีสิ่งรบกวนการตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมาย เช่น ปรางค์สถติกเกอร์ตัวอักษร สัญญาณภาพอาจมีสภาพแสงสว่างที่แตกต่างตามช่วงเวลาและสภาพแวดล้อม การทำงานของระบบแบ่งเป็นสองกระบวนการย่อย คือ กระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ และกระบวนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ โดยกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ใช้กระบวนการเคลื่อนหน้าต่างและขนาดของพื้นที่ประกอบกับกระบวนการหาขอบด้วยวิธีการโซเบลในการตรวจจับพื้นที่ตราเครื่องหมายรถยนต์และส่งพื้นที่ที่ตรวจจับให้กับกระบวนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ การวิจัยนี้ทดสอบกระบวนการรู้จำสองแนวทาง คือ กระบวนการรู้จำที่ใช้คุณลักษณะสำคัญ และกระบวนการรู้จำที่ค้นหาและเรียนรู้คุณลักษณะสำคัญในกระบวนการ โดยกระบวนการรู้จำที่ใช้คุณลักษณะสำคัญนั้นระบบใช้กระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญแบบซิฟท์ (SIFT) และกระบวนการรู้จำด้วยตัวจำแนกแบบเพื่อนบ้านใกล้เคียงและแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน อีกแนวทางหนึ่งการวิจัยใช้การรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ผลลัพธ์จากกระบวนการรู้จำทั้งสามได้ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยในช่วงร้อยละ 87.41 ถึง 90.51 โดยกระบวนการรู้จำแบบเพื่อนบ้านใกล้เคียงให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis	Vehicle Logo Detection Using Sliding Windows with Machine Learning Recognition Algorithms.
Student	Mr. Jatupon Benjaprakairat
Student ID.	58601100
Degree	Master of Engineering
Program	Computer Engineering
Year	2021
Thesis Advisor	Asst. Prof. Dr. Pakorn Watanachaturaporn

ABSTRACT

The thesis presents a vehicle logo detection and recognition system using sliding windows with machine learning recognition algorithms. The system is an additional feature to a vehicle license plate recognition for a traffic analysis or control system. With additional feature the added-feature system improves searching, analyzing, or detecting traffic violation. The system is developed to detect and recognize various vehicle logo from various types of vehicles such as a sedan, sport utility vehicle, or truck. An image of vehicle may contain disturbing image such as stickered texts. Images are taken from various lighting and weather conditions. The system consists of two parts which are a process of detecting a vehicle logo and a process of recognition a vehicle logo. The detection process applies a sliding window technique with Sobel edge detection to detect a logo. The selected image area becomes an input of a logo recognition process. The research applied two types of recognition algorithms which are recognition processes with SIFT feature vector inputs and a recognition process with self-learning network. The former group are a nearest-neighbor classifier and a support vector machine while the latter is a convolution neural network. The percent accuracies of the three recognition algorithms are in the range of 87.41% to 90.51%. The nearest-neighbor classifier performs best of the three.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ไม่อาจสำเร็จได้ โดยปราศจากแนวทางการในการทำวิจัย พัฒนา แก้ปัญหา แนวทางการทำวิทยานิพนธ์ รวมทั้งคำแนะนำจากอาจารย์ที่ปรึกษา ดร.ปกรณ์ วัฒนจตุรพร จึงขอกล่าวขอบคุณมา ณ โอกาสนี้ ซึ่งเป็นความเมตตาอย่างสูง ทำให้ทำสิ่งที่มุ่งหมายได้สำเร็จในที่สุด

อีกทั้งขอขอบพระคุณ หจก.ทราฟฟิค เซ็นเตอร์ สำหรับข้อมูลภาพรถยนต์ที่ใช้ในการวิจัยในครั้งนี้

รวมทั้งขอกราบขอบพระคุณท่านคณาจารย์ทุกท่านใน ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่ได้มอบความรู้การวิชาการในแขนงต่างๆ จนสามารถนำความรู้เหล่านั้นมาประยุกต์ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้อย่างถูกต้องสมบูรณ์

ยังรวมถึงขอบคุณ เพื่อนๆ พี่ๆ น้อง ๆ ในสาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ที่ได้ให้ความคิดเห็น และการช่วยเหลือ และกำลังใจต่างๆ มา ณ ที่นี้

สุดท้ายนี้ขอกราบของพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัว ที่คอยให้กำลังใจ และอดทน ค่อยให้ความช่วยเหลือต่างๆ จนสำเร็จงานวิจัยชิ้นนี้

จตุพล เบญจประกายรัตน์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	IX
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา	2
1.3 สมมติฐานของการศึกษา	2
1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในงานวิจัย	3
1.5 ขอบเขตงานวิจัย.....	3
1.6 ขั้นตอนการศึกษา.....	4
1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย	4
1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์.....	4
บทที่ 2 ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย	6
2.1 ระบบสีอาร์จีบี (RGB Color).....	6
2.2 ภาพระดับสีเทา	6
2.3 การหาขอบภาพ (Edge Detection).....	8
2.3.1 การหาขอบภาพด้วยวิธีการโซเบล (Sobel Edge Detection).....	8
2.4 การกำหนดค่าเทรชโฮลด์ (Thresholding Method)	9
2.5 การปรับแก้ความสว่างของภาพ (Histogram Equalization).....	9
2.6 การประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงร่างของภาพ (Morphological).....	10
2.6.1 การขยายภาพ	10
2.6.2 การย่อภาพ	11
2.6.3 กระบวนการเปิด และกระบวนการปิดช่องว่างในรูป.....	11
2.7 สรุปความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย	12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	13
3.1 การตรวจจับป้ายทะเบียน (License Plate Detection)	13
3.1.1 การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์ไลค์โดยใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียง (Haar-like Feature based Cascade Classifier)	13
3.2 การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ (Logo Detection)	15
3.2.1 การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ด้วยการตรวจจับขอบและการกรองปรับรูปร่าง	16
3.2.2 การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์หน้าตาต่างร่วมกับการเคลื่อนที่ของรถยนต์	18
3.3 การสกัดคุณลักษณะสำคัญ	19
3.3.1 วิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญแบบ SIFT	19
3.3.1.1 การค้นหาจุดสำคัญในขนาดและระยะทาง	20
3.3.1.2 การค้นหาตำแหน่งของจุดสำคัญ (Keypoint localization)	21
3.3.1.3 การกำหนดทิศทางให้กับจุดสำคัญ	24
3.3.1.4 การสร้างลักษณะเฉพาะของจุดสำคัญ (Keypoint Descriptor)	25
3.4 การรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์	26
3.4.1 การรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง	26
3.4.2 การรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	27
3.5 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	28
บทที่ 4 การตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์	29
4.1 ภาพรวมระบบการตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์	29
4.2 การประมวลผลขั้นต้น	29
4.3 การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์	30
4.3.1 เทคนิคการเคลื่อนหน้าต่าง (Sliding Windows)	30
4.3.2 การหาขอบภาพด้วยวิธีการโซเบล	31
4.3.3 การประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงร่างของภาพ	32
4.3.4 กระบวนการเลือกภาพจากการเคลื่อนหน้าต่าง	33
4.5 การรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์	34

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.5.1 วิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญแบบ SIFT	34
4.5.1.1 การค้นหาจุดสำคัญในขนาดและระยะทาง.....	34
4.5.1.2 การค้นหาตำแหน่งของจุดสำคัญ	36
4.5.1.3 การกำหนดทิศทางให้กับจุดสำคัญ.....	38
4.5.1.4 การสร้างลักษณะเฉพาะของจุดสำคัญ	40
4.5.2 การจำแนกประเภทตราเครื่องหมายรถยนต์ (Logo Classification)	41
4.5.2.1 การรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง.....	41
4.5.2.2 การรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	42
4.5.2.3 การรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน.....	45
4.6 สรุปการตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์.....	49
บทที่ 5 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล	50
5.1 ข้อมูลสำหรับการทดลอง	50
5.2 การทดลองการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์.....	51
5.3 ผลการทดลองการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์.....	54
5.3.1 ผลการทดลองการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง	55
5.3.2 ผลการทดลองการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	58
5.3.3 ผลการทดลองการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน.....	61
5.4 สรุปผลการทดลอง.....	64
บทที่ 6 สรุปปัญหาอุปสรรคและแนวทางในการพัฒนา	67
6.1 สรุปปัญหาอุปสรรค	67
6.2 แนวทางในการพัฒนาต่อ	69
เอกสารอ้างอิง.....	71
ภาคผนวก ก. ผลงานที่ได้รับตีพิมพ์	73
ประวัติผู้เขียน	80

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 แสดงตัวอย่างค่า ซิกมาในแต่ละระดับของพีระมิดของภาพเบลอ	20
4.1 แสดงการปรับตัวแปรค่า Gamma และ C รวมถึงผลลัพธ์จากการแบ่งข้อมูลเพื่อนำทดสอบ ประสิทธิภาพของโมเดลโดยเป็นค่าร้อยละความถูกต้อง	44
4.2 แสดงการกำหนดค่าของ CNN.....	48
5.1 แสดงจำนวนตราเครื่องหมายรถยนต์	51
5.2 แสดงผลลัพธ์การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ด้วยการใช้วิธีการตามหัวข้อที่ 4.2	51
5.3 แสดงผลลัพธ์การตรวจจับตราเครื่องหมายของฟิลเตอร์แต่ละขนาด กับภาพในแต่ละขนาด	53
5.4 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยด้วยกระบวนการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้าน ใกล้เคียง โดยใช้ข้อมูลที่ผ่านมาผลลัพธ์มาจากกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์	55
5.5 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยด้วยกระบวนการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้าน ใกล้เคียง ด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ ปรากฏ.....	56
5.6 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง ด้วยข้อมูล ทั้งหมดที่ผ่านมาผลลัพธ์จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์	57
5.7 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน การรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง ด้วยข้อมูลที่ได้จาก การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ.....	58
5.8 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยข้อมูล ทั้งหมดที่ผ่านมาผลลัพธ์จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์	59
5.9 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยข้อมูล ที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ	59
5.10 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยข้อมูล ทั้งหมดที่ผ่านมาผลลัพธ์จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์	60
5.11 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยข้อมูลที่ได้ จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ	61
5.12 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ด้วยข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านมาผลลัพธ์จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์	62

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.13 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารยนต์ปรากฏ.....	62
5.14 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ด้วย ข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านผลลัพธ์มาจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์	63
5.15 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ด้วย ข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารยนต์ปรากฏ.....	64
5.16 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ย	64
5.17 แสดงตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีความถูกต้องสูงสุดลำดับ 1 และลำดับ 2.....	65
5.18 แสดงตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีความถูกต้องต่ำสุดลำดับ 1 และลำดับ 2.....	66

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 แสดงแบบจำลองระบบสีอาร์จีบี	6
2.2 แสดงค่าความเข้มแสงระดับต่างๆ	7
2.3 ตัวอย่างภาพอาร์จีบี	7
2.4 แสดงผลลัพธ์การแปลงภาพสีอาร์จีบีเป็นภาพระดับสีเทา	8
2.5 การหาขอบภาพโดยใช้เทมเพลตขนาด 3x3.....	8
2.6 แสดงฮิสโตแกรมแบบสองยอด (Bimodal Histogram) เพื่อหาค่าเทรชโฮลด์.....	9
2.7 กราฟฮิสโตแกรมของภาพปกติ (ซ้าย) และ กราฟฮิสโตแกรมหลังจากทำการปรับแก้ความสว่างของภาพ (ขวา).....	9
2.8 ตัวอย่างการทำกระบวนการขยายภาพ	10
2.9 ตัวอย่างการทำกระบวนการย่อภาพ.....	11
2.10 ตัวอย่างการทำกระบวนการเปิด.....	11
2.11 ตัวอย่างการทำกระบวนการปิด	12
3.1 แสดงรูปแบบตัวตรวจจับ	14
3.2 ตัวอย่างการคำนวณผลรวมความเข้มในพื้นที่สี่เหลี่ยม D โดยวิธีอินทิกรัล.....	14
3.3 ขั้นตอนการทำงานของการทำงานการจำแนกแบบต่อเรียง	15
3.4 ตัวอย่างตำแหน่งประมาณการกรอบของตราเครื่องหมายรถยนต์	17
3.5 ภาพหลังจากการหาขอบแนวตั้ง และแนวนอน ด้วยวิธีการแบบโซเบล.....	18
3.6 ภาพหลังจากการประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงสร้างของภาพด้วยวิธีการปิด	18
3.7 แสดงตัวอย่างการเปลี่ยนตำแหน่งของหน้าต่าง	19
3.8 ตัวอย่างของ พีระมิดของภาพเบลอ (Pyramid of Gaussian).....	21
3.9 ตัวอย่างการค้นหาจุดสูงสุดจากบริเวณใกล้เคียงหรือจุดต่ำสุดของบริเวณใกล้เคียง 26 พิกเซล	22
3.10 (ซ้าย) ไม่ได้ทำการลดตำแหน่งของจุดสำคัญ และ (ขวา) ได้ทำการลดตำแหน่งของจุดสำคัญ ...	24
3.11 แสดงการหาทิศทาง และขนาดของกาเดียน	25
3.12 ตารางฮิสโตแกรม	25
3.13 หน้าต่างขนาด 16×16 โดยแบ่งเป็นขนาด 4×4	26
3.14 แสดงภาพเส้นแบ่งข้อมูลที่สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มได้.....	27

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.15 แสดงภาพการแมพจากพื้นที่อินพุต (Input space) เป็นพื้นที่คุณลักษณะ (Feature space) โดยการใช้เคอร์เนล.....	28
4.1 ตัวอย่างการทำงานของระบบ	29
4.2 ตัวอย่างการเคลื่อนหน้าต่าง	31
4.3 ภาพหน้าต่างที่เคลื่อนผ่าน (รูปซ้าย) และภาพหลังจากการหาขอบด้วยวิธีการโซเบล (รูปขวา) 32	
4.4 ตัวอย่างของภาพขอบที่ผ่านกระบวนการกำหนดค่าเทรส์โฮลด์.....	32
4.5 หลังกระบวนการขยายภาพ และกระบวนการปิด.....	33
4.6 ตัวอย่างการเลือกภาพที่สมบูรณ์ที่สุด.....	34
4.7 แสดงการสร้างพีรามิคของภาพเบลอ	35
4.8 ตัวอย่างแสดงการหาความแตกต่างระหว่างภาพเบลอ	36
4.9 ตัวอย่างการค้นหาจุดสูงสุดจากบริเวณใกล้เคียง และ จุดต่ำสุดของบริเวณใกล้เคียง ทั้งหมด พิกเซล	26
4.10 (ซ้าย) ไม่ได้ทำการลดตำแหน่งของจุดสำคัญ และ (ขวา) ได้ทำการลดตำแหน่งของจุดสำคัญ... 37	
4.11 แสดงตัวอย่างของตำแหน่งจุดสำคัญและขนาดของเพื่อนบ้านรอบข้าง.....	39
4.12 ภาพแสดงการเคลื่อนหน้าต่างกันในการคำนวณค่ากาเดียนแมคนิจุด และค่าออเร้นเทชั่น.....	39
4.13 กราฟแสดงฮิสโตแกรมของค่ากาเดียนแมคนิจุด และค่าออเร้นเทชั่น	40
4.14 หน้าต่างขนาด 16×16 โดยแบ่งเป็นขนาด 4×4	40
4.15 แสดงการหาเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด	42
4.16 แสดงผลลัพธ์การทดสอบค่า k	42
4.17 แสดงภาพเส้นแบ่งข้อมูล ที่สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มได้.....	43
4.18 กราฟแสดงการปรับตัวแปรค่าเกมมาและ C รวมถึงผลลัพธ์จากการแบ่งข้อมูลเพื่อนำมาทดสอบ ประสิทธิภาพของโมเดล	45
4.19 แสดงการทำงานของกรู้อัจฉริยะโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน.....	46
4.20 แสดงการทำคอนโวลูชัน โดยใช้ฟิลเตอร์.....	46
4.21 แสดงการทำ แม็คพูลลิ่งในกรอบขนาด 2×2	47
4.22 แสดงการทำเฟสเทอร์นิง	47

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.23 แสดงในส่วนของการรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียม.....	48
4.24 แสดงผลลัพธ์จากข้อมูลที่ใช้เทรนนิ่ง.....	49
5.1 ตราเครื่องหมายรถยนต์	50
5.2 (ซ้าย) แสดงภาพตราเครื่องหมายที่ไม่สมบูรณ์ และ (ขวา) แสดงภาพที่ไม่มีตราเครื่องหมายรถยนต์.....	52
5.3 แสดงการตรวจจับตราเครื่องหมายที่ผิดพลาด และการตรวจจับขอบที่ผิดพลาด	53
6.1 (ซ้าย) ภาพตราเครื่องหมาย และ (ขวา) ภาพตราเครื่องหมายที่ผ่านกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมาย	67
6.2 (ซ้าย) ภาพตราเครื่องหมาย และ (ขวา) ภาพตราเครื่องหมายที่ผ่านการหาขอบภาพ แต่ไม่มีตราเครื่องหมายในภาพ.....	68
6.3 (ซ้าย) ภาพการสกัดคุณลักษณะสำคัญของตราเครื่องหมายรถยนต์ TOYOTA และ (ขวา) ภาพการสกัดคุณลักษณะสำคัญของคลาส HONDA.....	69

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1

บทนำ

ในบทนี้จะกล่าวถึงที่มาและความสำคัญของปัญหา ความเป็นมาและความสำคัญของงานวิจัย รวมถึงวัตถุประสงค์ของงานวิจัย สมมติฐานของการศึกษาทฤษฎีและแนวคิดจากงานวิจัยที่มีการดำเนินการมาก่อน ขอบเขตการวิจัย ขั้นตอนการทำงานวิจัย เครื่องมือ และอุปกรณ์ที่ใช้โดยมีรายละเอียด ดังนี้

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เทคโนโลยีด้านการประมวลผลภาพ (Image Processing) ที่นำมาใช้งานร่วมกับงานทางด้าน การรู้จำรูปแบบ (Pattern Recognition) ในปัจจุบันมีอยู่มากมายและมีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง ผลลัพธ์ที่ได้มีประสิทธิภาพสูงและมีความแม่นยำขึ้น เช่นระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์โดยอัตโนมัติ หรือ ALPR (Automatic License Plate Recognition) เป็นระบบที่นำมาประยุกต์ใช้เพื่อการรักษา ความปลอดภัย โดยใช้เทคโนโลยีการรู้จำตัวอักษรและตัวเลขบนแผ่นป้ายทะเบียนรถ ซึ่งระบบใน ลักษณะนี้มีการพัฒนาโดยคณะนักวิจัยจำนวนมากแต่ละระบบมีประสิทธิภาพสูงและแก้ไขปัญหา ลดข้อจำกัดให้เหมาะสมกับสภาพแวดล้อมการใช้งาน นอกจากนั้นแล้วระบบยังได้รับพัฒนาให้เป็น ระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์โดยอัตโนมัติโดยคณะวิจัยและองค์กรเอกชนเพื่อตอบสนองต่อความ ต้องการโดยการรักษาความปลอดภัยบนท้องถนนหรือสำหรับประยุกต์ใช้กับบริเวณทางเข้าพื้นที่จอด รถยนต์ ในปัจจุบันความต้องการการรู้จำป้ายทะเบียนนั้นไม่เพียงพอต่อความต้องการ ทำให้นักวิจัยได้ มีการพัฒนาระบบเพิ่มเติมเพื่อมาเป็นส่วนประกอบของระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์โดยอัตโนมัติให้ สมบูรณ์ขึ้น ตัวอย่างเช่น ระบบตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ (Logo Detection and Recognition)

สำหรับการค้นหาตราเครื่องหมายรถยนต์นั้น จำเป็นต้องเริ่มต้นจากการค้นหาป้ายทะเบียน รถยนต์ ซึ่งระบบค้นหาป้ายทะเบียน (License Plate Detection) ถือเป็นส่วนจำเป็นอย่างยิ่ง เพื่อใช้ ในการระบุตำแหน่งของ ตราเครื่องหมายรถยนต์ ในการระบุตำแหน่งนั้นถือเป็นความท้าทายชนิดหนึ่ง ในประเทศไทย เหตุมาจากชนิดของรถยนต์ที่ใช้ และการดัดแปลงรถยนต์ของผู้ใช้ท้องถนน เป็นส่วน หนึ่งที่ทำให้การระบุตำแหน่งของตราเครื่องหมายรถยนต์เป็นความท้าทาย ส่วนการดัดแปลงรถยนต์ นั้นมีผลต่อการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์เป็นความท้าทาย เช่น การติดตราเครื่องหมายผิดแปลกไป จากยี่ห้อจริง สุดท้ายคือความแตกต่างระหว่างตราเครื่องหมายรถยนต์รุ่นเก่ากับตราเครื่องหมาย รถยนต์รุ่นใหม่ที่มีความแตกต่างกัน โดยตราเครื่องหมายของรถยนต์แต่ละรุ่นมีลักษณะแตกต่างกันทั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขนาดและรูปร่าง โดยการสกัดคุณลักษณะสำคัญ (Feature Extraction) ที่ผู้วิจัยนำเสนอเพื่อลดปัญหาส่วนนี้

จากปัญหาทั้งหมดที่ระบุข้างต้น งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอส่วนของการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์นั้น ผู้วิจัยนำเสนอวิธีการการเคลื่อนหน้าต่าง (Sliding Windows) จากตำแหน่งของป้ายทะเบียนร่วมกับการหาขอบภาพ (Edge detection) เมื่อได้ภาพตราเครื่องหมายแล้ว ภาพนั้นจะถูกสกัดคุณลักษณะสำคัญ (Feature Extraction) โดยใช้คุณลักษณะสำคัญแบบ SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) วิธีการแยกคุณลักษณะสำคัญด้วยนี้ลดความสำคัญของขนาดตราเครื่องหมายรถยนต์โดยคงคุณลักษณะสำคัญของตราเครื่องหมายไว้ นอกจากนั้นแล้วยังสามารถใช้เปรียบเทียบภาพจากมุมที่แตกต่างกันได้ สุดท้ายนี้ผู้วิจัยได้ทำการทดลองกระบวนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์จากคุณลักษณะสำคัญที่ได้มา โดยกระบวนการการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) ด้วยการหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor, KNN) และเทคนิคการเรียนรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine, SVM) รวมถึงการเรียนรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network, CNN)

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1.2.1 ศึกษาค้นหาและทำความเข้าใจงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

1.2.2 ศึกษาความรู้ทฤษฎีด้านการประมวลผลภาพ (Image Processing) และการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

1.2.3 ออกแบบและพัฒนาระบบตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ (Vehicle Logo Detection and Recognition) เพื่อตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ได้ โดยสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของระบบรู้จำป้ายทะเบียนรถยนต์จากที่มีอยู่ ณ ปัจจุบัน

1.2.4 เพื่อนำไปใช้เป็นข้อมูลสำหรับการเปรียบเทียบงานวิจัยสำหรับนักวิจัยที่สนใจงานด้านนี้ต่อไป

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

การคัดแยกตราเครื่องหมายรถยนต์ตามแต่ละผู้ผลิต โดยเริ่มจากกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์จากรูปที่รับมา จากนั้นจึงนำเข้าสู่กระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญเพื่อเป็นคุณลักษณะสำหรับการรู้จำเครื่องหมาย โดยประสิทธิภาพการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์แต่ละผู้ผลิตภายใต้เงื่อนไขรูปที่ระบบรับเข้า มีสภาพแสงในช่วงกลางวันโดยอาจมีสัญญาณรบกวนจากสภาพแวดล้อม และเป็นภาพที่ได้จากกล้องที่มีการใช้งานจริงในประเทศไทย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในงานวิจัย

- 1.4.1 ภาพระดับสีเทา (Grayscale Image) จากการแปลงภาพสี (Color Image)
- 1.4.2 การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการแบบฮาร์โดยจำแนกแบบต่อเรียง (Haar-like Feature based Cascade Classifier) นำมาใช้ในการตรวจจับการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์
- 1.4.3 เทคนิคการเคลื่อนหน้าต่าง (Sliding Windows) ใช้ในการเคลื่อนหน้าต่างเพื่อค้นหาตำแหน่งของตราเครื่องหมายรถยนต์
- 1.4.4 การหาขอบภาพด้วยวิธีการโซเบล (Sobel Edge Detection) เพื่อการค้นหาของเขตตราเครื่องหมายรถยนต์แยกจากพื้นหลัง
- 1.4.5 การประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงสร้างของภาพ (Morphological Operations) นำมาใช้ในการจัดการกลุ่มของจุดภาพของตราเครื่องหมายรถยนต์ให้เด่นชัดขึ้น
- 1.4.6 การกำหนดค่าเทรชโฮลด์ด้วยวิธีของโอสึ (Otsu's Thresholding Method) นำมาใช้ในการแปลงภาพระดับสีเทาให้เป็นภาพขาวดำ (Binary Image)
- 1.4.7 การสกัดคุณลักษณะสำคัญ (Feature Extraction) ถูกนำมาใช้เพื่อสกัดข้อมูลที่เป็นคุณลักษณะสำคัญเฉพาะตัวของวัตถุออกมา โดยใช้การสกัดคุณลักษณะสำคัญจะเป็น SIFT และถูกเก็บในรูปของชุดตัวเลขที่ถูกจัดเรียงไว้ในลักษณะของเวกเตอร์ (Feature Vector)
- 1.4.8 การหาเพื่อนบ้านใกล้เคียงนำมาใช้ในขั้นตอนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ โดยใช้การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการแบบ SIFT
- 1.4.9 การรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน นำมาใช้ในขั้นตอนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ โดยใช้การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการแบบ SIFT
- 1.4.10 การรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน นำมาใช้ในขั้นตอนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ ซึ่งวิธีการนี้ไม่จำเป็นต้องใช้การสกัดคุณลักษณะสำคัญอื่นร่วมด้วย

1.5 ขอบเขตงานวิจัย

- 1.5.1 ภาพรถยนต์ที่ใช้ในการทดลองเป็นภาพที่มีป้ายทะเบียนปรากฏ ตราเครื่องหมายรถยนต์ชัดเจน เป็นภาพที่บันทึกในช่วงเวลากลางวัน โดยมีสภาพแสงและบรรยากาศเปลี่ยนแปลงตามปกติการใช้งาน ภายบันทึกจากมุมหน้ารถยนต์ ขนาดภาพอยู่ที่ 640 x 480 พิกเซล
- 1.5.2 ตราเครื่องหมายรถยนต์ที่นำมาใช้แยกยี่ห้อจาก 9 ยี่ห้อ คือ CHEVROLET, FORD, HONDA, ISUZU, MAZDA, MITSUBISHI, NISSAN, SUZUKI, และ TOYOTA จากภาพรถยนต์ทั่วไปที่ใช้ในงาน
- 1.5.3 ภาพรถยนต์ที่นำมาใช้ในการประเมินผล ต้องสามารถหาตำแหน่งป้ายทะเบียนได้ด้วยวิธีการ สกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการแบบฮาร์โดยจำแนกแบบต่อเรียง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.5.4 ยี่ห้อของตราเครื่องหมายรถยนต์ที่ใช้ขึ้น ต้องมีจำนวนตราเครื่องหมายแต่ละยี่ห้อไม่น้อยกว่า 100 รูป เพื่อให้การโมเดลการรู้จำมีประสิทธิภาพ

1.6 ขั้นตอนการศึกษา

1.6.1 ทำการสำรวจ งานวิจัย ทั้งในและต่างประเทศ ที่เกี่ยวข้องกับ การตรวจจับ และการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ รวมถึงงานเกี่ยวข้อง เกี่ยวกับการคิดรู้จำ เพื่อเป็นแนวทางในการพัฒนา และทราบถึงเทคโนโลยีในปัจจุบัน

1.6.2 กำหนดขอบเขตงานวิจัย สมมุติฐาน และ ข้อจำกัด

1.6.3 ออกแบบวิธีการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ ซึ่งพัฒนาเพิ่มขั้นการวิธีการเดิม จากงานวิจัยอื่น

1.6.4 ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำจากงานวิจัยที่มีการเผยแพร่

1.6.5 ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวกับการสกัดคุณลักษณะสำคัญที่ใช้

1.6.6 เตรียมชุดข้อมูลตราเครื่องหมายรถยนต์โดยทำการแยกเป็นแต่ละยี่ห้อ รวมถึงตัดภาพให้เหลือแต่ตราเครื่องหมายรถยนต์ และทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ชุดเท่ากัน เพื่อนำไปสร้างโมเดลการรู้จำ

1.6.7 นำชุดข้อมูลภาพรถยนต์เข้าระบบที่ได้รับการออกแบบและพัฒนา เพื่อทดสอบบันทึกผลลัพธ์ วิเคราะห์ผล และประเมินประสิทธิภาพ รวมถึงวิเคราะห์ประเด็นเด่นและข้อจำกัดของระบบที่ออกแบบ

1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

1.7.1 เครื่องคอมพิวเตอร์มีหน่วยประมวลผล Intel Core i7 หน่วยความจำหลัก 16 GB

1.7.2 ระบบปฏิบัติการ Windows 10

1.7.3 โปรแกรม Visual Studio 2019

1.7.4 ซอฟต์แวร์โอเพนซอร์ส Emgu CV

1.7.5 ซอฟต์แวร์โอเพนซอร์ส ConvNetSharp

1.7.6 ซอฟต์แวร์โอเพนซอร์ส LIBSVM

1.7.7 ชุดข้อมูลภาพรถยนต์

1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้แบ่งเนื้อหาทั้งหมดออกเป็นบทจำนวน 6 บท ดังนี้

บทที่ 1 บทนำ กล่าวถึง ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา, ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา, สมมติฐานของการศึกษา, ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในงานวิจัย, ขอบเขตงานวิจัย, ขั้นตอนการศึกษา, เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย และโครงสร้างของวิทยานิพนธ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2 ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย กล่าวถึง ระบบสีอาร์จีบี, ภาพระดับสีเทา, การหาขอบภาพ, การกำหนดค่าเทรส์โฮลด์, การปรับแก้ความสว่างของภาพ และการประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงร่างของภาพ

บทที่ 3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง กล่าวถึง การตรวจจับป้ายทะเบียน, การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์, การสกัดคุณลักษณะสำคัญ และการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

บทที่ 4 งานวิจัยที่นำเสนอ กล่าวถึง ภาพรวมระบบการตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์, การประมวลผลขั้นต้น, การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ และการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

บทที่ 5 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล กล่าวถึง เตรียมข้อมูลสำหรับการเทรนนิ่ง, ผลการทดลองการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ และผลการทดลองการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

บทที่ 6 สรุปปัญหาอุปสรรคและแนวทางในการพัฒนา



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

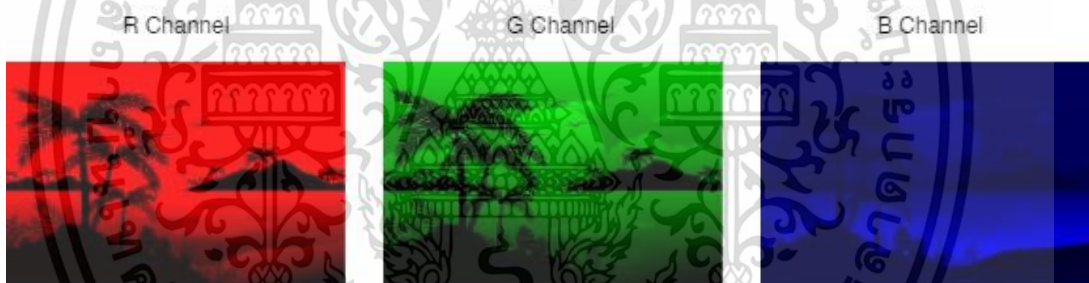
บทที่ 2

ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

ในบทนี้กล่าวถึงความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ที่จำเป็นต่อการพัฒนาการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ และการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ โดยได้รวมความรู้พื้นฐานเพื่อความสมบูรณ์ของงานวิจัย ได้แก่ ระบบสีอาร์จีบี, ภาพระดับสีเทา, การหาขอบภาพ, การกำหนดค่าเทรสโฮลด์, การปรับแก้ความสว่างของภาพ และการประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงร่างของภาพ เป็นต้น

2.1 ระบบสีอาร์จีบี (RGB Color)

ระบบสีอาร์จีบี เป็นระบบสีที่เกิดจากการรวมตัวกันของแม่สีทั้ง 3 สี ได้แก่ สีแดง (Red), สีเขียว (Green) และสีน้ำเงิน (Blue) จากการรวมตัวกันของแม่สีทั้ง 3 สีนี้ ส่งผลให้เกิดสีผสมอื่นขึ้นมา โดยภาพสีนั้นจะประกอบด้วย R มีค่า 8 บิต, G มีค่า 8 บิต และ B มีค่า 8 บิต ซึ่งจะรวมกันได้ทั้งหมด 24 บิต ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 แสดงแบบจำลองระบบสีอาร์จีบี

2.2 ภาพระดับสีเทา

ภาพระดับสีเทา (Grayscale Image) เป็นภาพที่มีค่าความเข้มแสงตั้งแต่ 0 ถึง 255 ค่า ซึ่งจะ เป็นระดับความเข้มของแสงตั้งแต่สว่างที่สุด (สีขาว) จนถึงมืดที่สุด (สีดำ) โดยการประมวลผลภาพนั้น ถ้าภาพที่ได้รับเข้ามาเป็นภาพสี (RGB Image) จะทำการแปลงสัญญาณภาพให้เป็นภาพระดับสีเทา ก่อนที่จะนำไปประมวลผลต่อ



รูปที่ 2.2 แสดงค่าความเข้มแสงระดับต่างๆ

$$Y = (0.299 \times R) + (0.587 \times G) + (0.114 \times B) \quad (2.1)$$

โดยหากต้องการแปลงภาพสี (RGB) ให้เป็นภาพระดับสีเทา จะสามารถทำได้โดยผ่านสมการ (2.1) โดยตัวแปร Y เป็นค่าความเข้มแสงมีค่าในช่วง 0 - 255 ตัวแปร R แทนค่าความเข้มแสงของสีแดง ตัวแปร G แทนค่าความเข้มแสงของสีเขียว ตัวแปร B แทนค่าความเข้มแสงของสีน้ำเงิน



รูปที่ 2.3 ตัวอย่างภาพอาร์จีบี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.4 แสดงผลลัพธ์การแปลงภาพสีอาร์จีบีเป็นภาพระดับสีเทา

เมื่อนำภาพสี (RGB) ดังรูปที่ 2.3 มาทำการแปลงภาพเป็นภาพระดับสีเทาโดยการผ่านสมการ 2.1 ซึ่งทำให้ได้ผลลัพธ์ ดังรูปที่ 2.4

2.3 การหาขอบภาพ (Edge Detection)

การหาขอบภาพ (Edge Detection) เป็นการหาขอบของวัตถุที่อยู่ในภาพ โดยเกิดจากการเปลี่ยนแปลงระหว่างค่าของแต่ละพิกเซลที่อยู่ตำแหน่งใกล้เคียงกัน นั่นถ้าค่าพิกเซลที่ใกล้เคียงกันมีความแตกต่างกันมาก จะทำให้เห็นขอบของวัตถุชัดเจนยิ่งขึ้น โดยวิธีการหาขอบภาพที่จะใช้ในงานวิจัยชิ้นนี้คือ การหาขอบภาพด้วยวิธีการโซเบล (Sobel)

2.3.1 การหาขอบภาพด้วยวิธีการโซเบล (Sobel Edge Detection)

การหาขอบภาพด้วยวิธีการโซเบล (Sobel Edge Detection) เป็นการหาขอบภาพโดยใช้เทมเพลตขนาด 3x3 สองเทมเพลต โดยเทมเพลตแรกจะใช้หาค่าความแตกต่างในแนวนอน (Horizontal) และค่าแตกต่างในแนวตั้ง (Vertical) โดยมีใช้ในงาน [1] [9] ดังรูปที่ 2.5

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

Gx

+1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

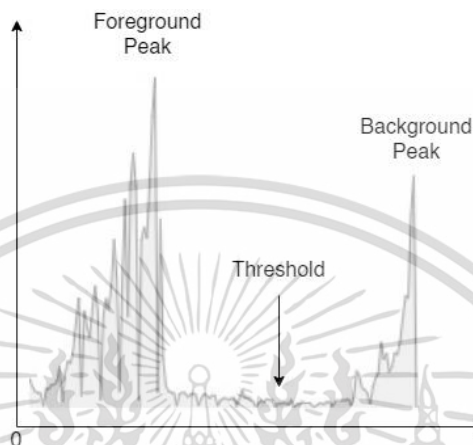
Gy

รูปที่ 2.5 การหาขอบภาพโดยใช้เทมเพลตขนาด 3x3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4 การกำหนดค่าเทอร์สโธลด์ (Thresholding Method)

การกำหนดค่าเทอร์สโธลด์ นั้นเป็นวิธีการกำหนดค่าที่เหมาะสมเพื่อนำค่าที่กำหนดไปใช้กับภาพสีเทา เพื่อเปลี่ยนแปลงภาพนั้นเป็นภาพขาวดำ หรือหมายความว่าภาพตัวมีข้อมูลเป็น 0 -1 นั้นคือ 2 ค่าต่อแต่ละพิกเซล

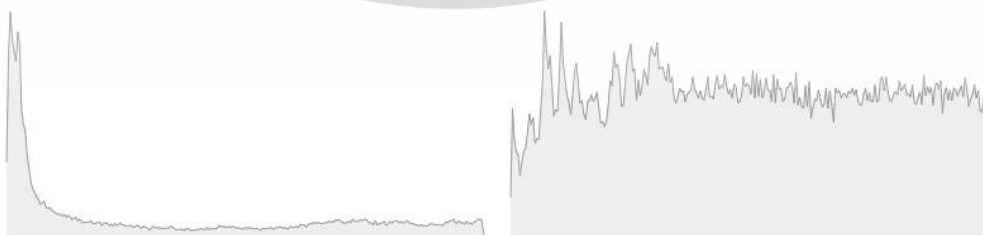


รูปที่ 2.6 แสดงฮิสโตแกรมแบบสองยอด (Bimodal Histogram) เพื่อหาค่าเทอร์สโธลด์

การเลือกค่าเทอร์สโธลด์ที่เหมาะสมกับภาพได้นั้น ค่าเทอร์สโธลด์ควรจะมีค่าอยู่ระหว่างค่าพิกเซลด้านหน้า (Foreground Pixel) และพิกเซลพื้นหลัง (Background Pixel) เพื่อแยกตัววัตถุกับพื้นหลังออกจากกัน โดยแสดงตำแหน่งค่าเทอร์สโธลด์ที่เหมาะสมกันสามารถดูได้จากรูปที่ 2.6

2.5 การปรับแก้ความสว่างของภาพ (Histogram Equalization)

การปรับแก้ความสว่างของภาพจากการใช้ตารางฮิสโตแกรม เพื่อทำการปรับสมดุลแสงของภาพให้เหมาะสม ทำให้พื้นที่มืดของภาพสว่างขึ้น และ พื้นที่สว่างของภาพมืดลง เพื่อให้มีความสมดุลทั้งภาพให้รายละเอียดของภาพแสดงได้เด่นชัดขึ้น วัตถุประสงค์ของวิธีนี้ เป็นการสร้างภาพที่มีจำนวนจุดภาพใกล้เคียงกัน หรือข้อมูลแปลงแล้วจะมีการกระจายอย่างสม่ำเสมอ วิธีการนี้ใช้กำหนดจุดภาพที่เหมาะสมให้กับแต่ละค่า



รูปที่ 2.7 กราฟฮิสโตแกรมของภาพปกติ (ซ้าย) และกราฟฮิสโตแกรมหลังจากทำการปรับแก้ความสว่างของภาพ (ขวา)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$p(i) = \frac{n_i}{n}, 0 \leq i < L \quad (2.2)$$

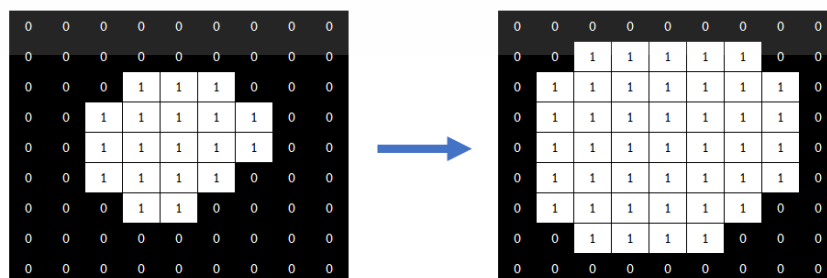
การคำนวณโดยใช้สมการที่ (2.2) โดย i เป็นค่าความเข้มแสงของพิกเซล ส่วน n เป็นจำนวนพิกเซลทั้งหมดในภาพ และ n_i เป็นจำนวนพิกเซลในแต่ละค่าความเข้มแสง ผลการคำนวณจะได้ค่า p ซึ่งค่า p ที่ความเข้มแสงต่ำนำไปรวมกับค่า p ที่ความเข้มแสงตำแหน่งถัดมา กระบวนการนี้ทำซ้ำถึงตำแหน่งที่ค่าความเข้มแสงสูงสุด แล้วนำแต่ละค่าที่ได้ไปคูณกับค่าความเข้มแสงสูงสุด หลังจากนั้นใช้ค่านี้นั่นลงในผลรวมพิกเซลของแต่ละค่าความเข้มแสง ผลลัพธ์ภาพที่ได้เป็นภาพที่มีการกระจายปรับความความเข้มแสงของภาพ

2.6 การประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงสร้างของภาพ (Morphological)

การประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงสร้างของภาพ เป็นการประมวลผลภาพโดยการเปลี่ยนแปลงลักษณะรูปร่างหรือโครงสร้างของภาพ โอเพอเรชันพื้นฐานโดยทั่วไปได้แก่ การขยายภาพ (Dilation) การย่อภาพ (Erosion) และ การหาโครงสร้างหลัก (Skeleton) โดยการขยายภาพคือกระบวนการปรับภาพให้มีสัดส่วนเท่ากันทั่วทั้งภาพ การย่อภาพคือกระบวนการลดขนาดของภาพ ส่วนการหาโครงสร้างหลักคือกระบวนการการหาโครงสร้างของวัตถุ ซึ่งจะอธิบายโดยละเอียดต่อไป นอกจากนี้โอเพอเรชันพื้นฐานดังที่ได้กล่าวข้างต้นแล้ว ยังมีโอเพอเรชันอื่น ๆ อีกที่ได้กล่าวไว้ ในบทนี้จะอธิบายเพิ่มเติมกระบวนการเปิดช่องว่าง (Opening) และกระบวนการปิด (Closing) โดยอาศัยกระบวนการพื้นฐานทั่วไปมาประยุกต์

2.6.1 การขยายภาพ

กระบวนการขยายภาพดำเนินการกับข้อมูลภาพที่เป็นแบบไบนารี การขยายภาพดำเนินการโดยกำหนดแม่แบบ (Template) ในรูปแบบไบนารี โดยมีจุดเริ่มต้นที่กำหนดโดยวงกลม และนำแม่แบบนี้เคลื่อนไปบนข้อมูลภาพตามลำดับตลอดทั้งภาพ หากจุดเริ่ม (Origin) ของแม่แบบตรงกับตำแหน่งข้อมูลภาพที่พิกเซลมีค่าเท่ากับ 1 นั่นก็จะทำการยูเนียนแม่แบบนี้เข้ากับข้อมูลภาพดังตัวอย่าง



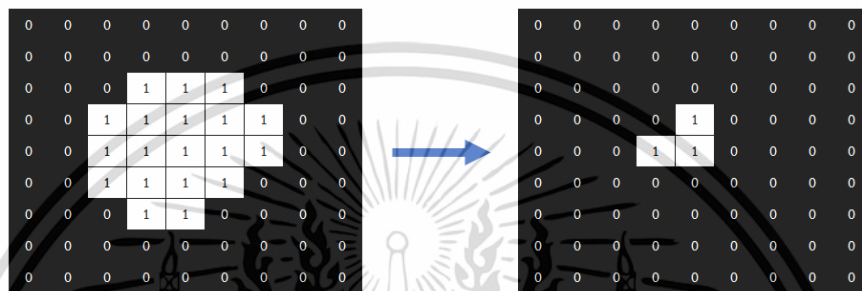
รูปที่ 2.8 ตัวอย่างการทำกระบวนการขยายภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.6.2 การย่อภาพ

การย่อภาพเป็นกระบวนการลบข้อมูลภาพบริเวณขอบของภาพ การย่อภาพสามารถทำได้โดยมีกระบวนการคล้ายกับการขยายภาพโดยการสร้างแม่แบบ แล้วนำแม่แบบเคลื่อนไปตามข้อมูลภาพ

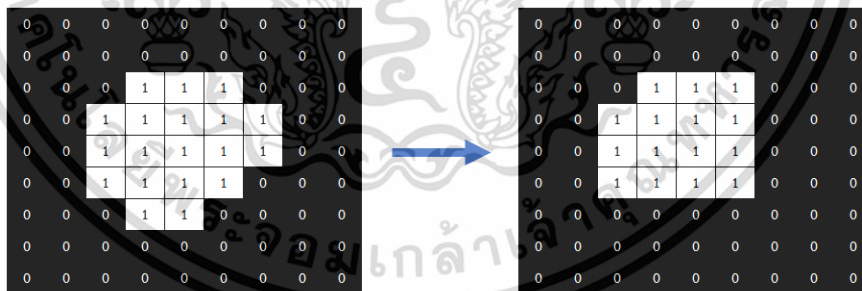
สำหรับทุกตำแหน่งที่เลื่อนแม่แบบไปบนภาพ ก็ดำเนินการเปรียบเทียบข้อมูลแม่แบบกับข้อมูลภาพ ถ้าข้อมูลภาพมีค่าเหมือนกับแม่แบบ ค่าข้อมูลภาพในตำแหน่งที่ตรงกับจุดเริ่มต้น (Origin) ของแม่แบบจะถูกกำหนดให้มีค่าเป็น 1 ถ้าไม่ใช่จะกำหนดเป็น 0 ดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างการทำกระบวนการย่อภาพ

2.6.3 กระบวนการเปิด และกระบวนการปิดช่องว่างในรูป

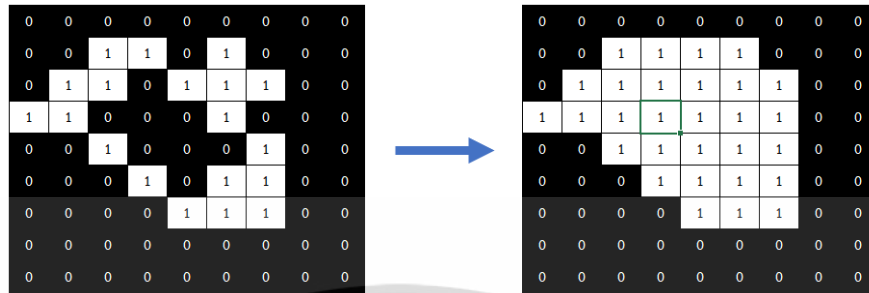
กระบวนการเปิด เริ่มกระบวนการโดยการลดจำนวนจุดภาพสีดำด้วยการย่อภาพ จากนั้นจึงเติมจุดดำกลับด้วยกระบวนการขยายภาพ โดยเท่ากับจำนวนครั้งของการย่อภาพ ตามรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 ตัวอย่างการทำกระบวนการเปิด

กระบวนการปิดเริ่มจากการขยายภาพ และตามด้วยการย่อภาพ เท่ากับจำนวนครั้งของการขยายภาพ กระบวนการปิดเป็นการเพิ่มจำนวนจุดโดยคำนึงถึงโครงสร้างของวัตถุ กระบวนการปิดเป็นกระบวนการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยทำให้ขนาดของกลุ่มภาพสีขาวขยายใหญ่ขึ้น จากการขยายภาพและเมื่อมีการย่อภาพลง จะเป็นการกัดเซาะแนวขอบของกลุ่มจุดภาพสีขาว ผลลัพธ์ที่ได้ทำให้คุณภาพของกลุ่มจุดสีขาวมีความราบเรียบขึ้น ทั้งนี้การขจัดสิ่งรบกวนของภาพโดยวิธีนี้ มีประเด็นที่ระวังคือ อาจทำให้กลุ่มของจุดภาพสีขาวที่อยู่ใกล้กันเชื่อมเข้าเป็นกลุ่มของจุดภาพเดียวกันได้และเป็นเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เหตุให้จุดภาพสีขาวนั้นเป็นสัญญาณรบกวนขยายขนาดขึ้นโดยอัตโนมัติ จนไม่สามารถขจัดออกไปได้ ดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 ตัวอย่างการทำกระบวนการปิด

2.7 สรุปความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

ความรู้พื้นฐานที่ได้กล่าวในบทนี้จะได้แก่ระบบสีอาร์จีบี ภาพระดับสีเทา การหาขอบภาพ การกำหนดค่าเทรชโฮลด์ การปรับแก้ความสว่างของภาพ และการประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงร่างของภาพ โดยความรู้พื้นฐานที่ได้บรรยายนี้เป็นองค์ประกอบในงานวิจัยซึ่งเกี่ยวข้องกับการปรับภาพ และการตรวจจับขอบภาพ ยกตัวอย่างเช่น ภาพระดับสีเทาใช้ในส่วนการเตรียมภาพก่อนกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมาย การหาขอบภาพจะใช้ในส่วนของการตรวจจับตราเครื่องหมาย เป็นต้น โดยในบทถัดไปจะกล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องโดยเป็นงานที่เกี่ยวข้องทั้งทางตรงและทางอ้อมที่มีการค้นคว้ากระบวนการตรวจจับและการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ ซึ่งใช้เป็นฐานอ้างอิงในการพัฒนาระบบที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้

3.1 การตรวจจับป้ายทะเบียน (License Plate Detection)

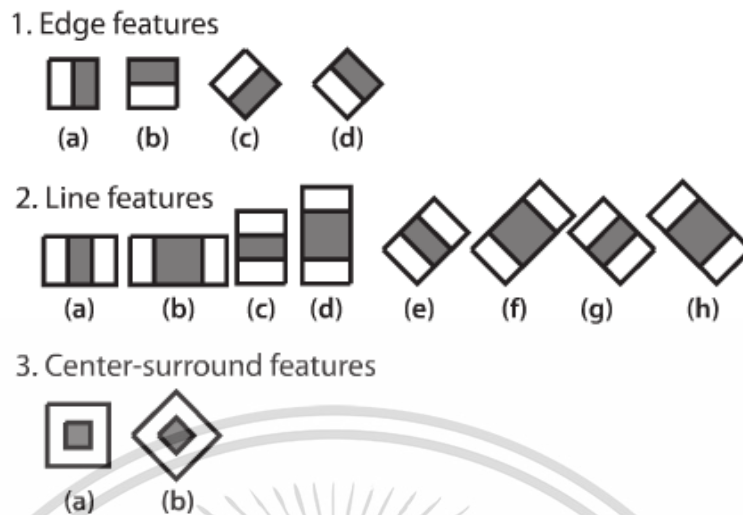
กระบวนการตรวจจับตำแหน่งของตราเครื่องหมายรถยนต์นั้น มีจุดประสงค์เพื่อระบุตำแหน่งป้ายทะเบียนเพื่อนำไปใช้ในการดำเนินการในกระบวนการต่อไป ในสถานการณ์การใช้งานจริงนั้น กระบวนการตรวจจับตำแหน่งตราเครื่องหมายรถยนต์ควรมีความสามารถในการประมวลผลในสภาพข้อมูลภาพที่ซับซ้อน ดังนั้นกระบวนการจำแนกแบบต่อเรียงโดยใช้คุณลักษณะแบบฮาร์มาประยุกต์ใช้ผลลัพธ์ที่ได้เป็นตำแหน่งหรือส่วนของภาพสำหรับการนำไปใช้งานลำดับต่อไป

3.1.1 การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์โดยใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียง (Haar-like Feature based Cascade Classifier)

การสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยฮาร์ [7] นั้นถูกพัฒนาโดยพอลไวโอลา (Paul Viola) และไมเคิล โจน (Michael Jones) ในปี ค.ศ. 2001 [12] คุณลักษณะสำคัญมีการใช้สำหรับการตรวจจับใบหน้าและมีการนำไปใช้สำหรับการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ โดยระบบตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ด้วยการจำแนกแบบต่อเรียงโดยใช้คุณลักษณะแบบฮาร์สามารถตรวจจับป้ายทะเบียนรถ

หลักการของกระบวนการตรวจจับ คือการใช้รูปแบบปรับขนาดของตัวตรวจจับหลายขนาด โดยตัวตรวจจับค้นหาวัดถูกเป็นรอบโดยใช้ภาพอินทิกรัล (Integral Image) จึงทำให้สามารถสกัดคุณลักษณะสำคัญได้อย่างรวดเร็ว เนื่องจากเวลาที่ใช้ในการประมวลผลมีขนาดคงที่ไม่แปรผันตามขนาดของข้อมูล เมื่อผ่านกระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญแบบฮาร์จะได้คุณลักษณะสำคัญจำนวนหนึ่ง โดยคุณลักษณะสำคัญนี้สามารถลดจำนวนได้ด้วยกระบวนการเอดาบูท (Adaboost) นอกจากนี้ยังมีการรวมตัวจำแนกแบบต่อเรียง โดยกระบวนการทั้งหมดประกอบด้วยภาพอินทิกรัล, เอดาบูท และตัวจำแนกแบบต่อเรียง มีรายละเอียดดังนี้

ภาพอินทิกรัล (Integral Image) ใช้ในการสกัดคุณลักษณะสำคัญนั้นจะมีรูปแบบที่ใช้อยู่โดยทั่วไปสำหรับการตรวจจับแต่ละชนิด โดยตัวตรวจจับนั้นจะประกอบไปด้วย ส่วนที่เป็นพื้นที่สีขาวและส่วนที่เป็นพื้นที่สีดำ ดังรูปที่ 3.1

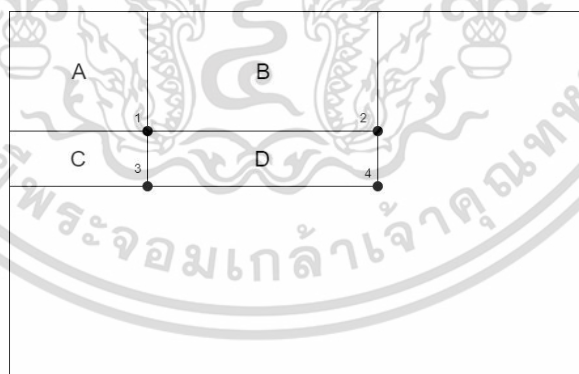


รูปที่ 3.1 แสดงรูปแบบตัวตรวจจับ

ในการคำนวณรูปแบบภาพอินทิกรัลที่จะใช้ คือการคำนวณค่าความเข้มของแต่ละพิกเซลเข้าด้วยกัน โดยสามารถคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้ (3.1)

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \tag{3.1}$$

เมื่อ $ii(x, y)$ คือ ค่าความเข้มแสงของภาพอินทิกรัล และ $i(x', y')$ คือค่าความเข้มของภาพต้นฉบับ



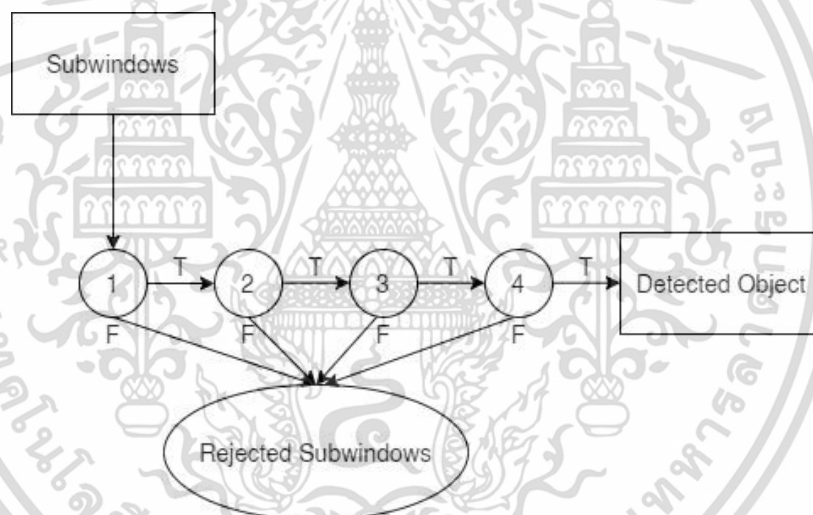
รูปที่ 3.2 ตัวอย่างการคำนวณผลรวมความเข้มในพื้นที่สี่เหลี่ยม D โดยวิธีอินทิกรัล

รูปที่ 3.2 เป็นตัวอย่างการคำนวณหาค่าผลรวมความเข้มของพื้นที่สี่เหลี่ยม D ในภาพอินทิกรัลจำนวน 4 จุด จะได้ผลลัพธ์จากการประมวลผลจากจุดทั้งสี่คือ $Pos_4 - Pos_1 - (Pos_2 + Pos_3)$ ซึ่งตำแหน่งที่ 1 สามารถหาได้จากผลรวมความเข้มแสงของพิกเซลในพื้นที่ A ตำแหน่งที่ 2 จากผลรวมความเข้มแสงของพิกเซลในพื้นที่ A+B ตำแหน่งที่ 3 จากผลรวมความเข้มแสงของพิกเซลในพื้นที่ A+C แล้วตำแหน่งสุดท้ายตำแหน่งที่ 4 มาจากผลรวมความเข้มแสงของเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พิกเซลในพื้นที่ $A+B+C+D$ ซึ่งผลรวมความเข้มแสงจากพื้นที่ D ในภาพอินทิกรัด หลังจากนั้นจะนำไปคำนวณผลต่างความเข้มแสงระหว่างพื้นที่สีดำ และพื้นที่สีขาว

กระบวนการเอตาบูทจะมีการจำแนกอยู่ 2 แบบการจำแนกแบบอ่อน และการจำแนกแบบแข็ง โดยตัวจำแนกแบบแข็งนั้นเกิดจากการรวมกันของตัวจำแนกแบบอ่อนหลายตัวเข้าด้วยกัน เพราะตัวจำแนกแบบอ่อนนั้นไม่สามารถแยกคลาสที่ถูก กับคลาสที่ผิดได้มีประสิทธิภาพ จึงได้เกิดตัวจำแนกแบบแข็งขึ้นเพื่อให้สามารถแยกคลาสได้ถูกต้องยิ่งขึ้น

ตัวจำแนกแบบต่อเรียง (Cascade Classifier) การใช้ตัวจำแนกแบบต่อเรียงเป็นกระบวนการที่ได้รับการพัฒนาเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจับวัตถุให้มีความถูกต้อง โดยจะใช้ตัวจำแนกแบบแข็งหลายตัวมาต่อกันเป็นลำดับ แล้วเข้ากระบวนการตรวจจับวัตถุโดยการประมวลผลซ้ำเป็นรอบ แต่ละรอบสามารถกำจัดวัตถุที่ไม่ใช่วัตถุที่สนใจออก เมื่อจบกระบวนการตามจำนวนของหน้าต่างย่อยจะเหลือจำนวนหรือพื้นที่ของวัตถุที่สนใจ กระบวนการจำแนกนี้จะแสดงในรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 ขั้นตอนการทำงานของตัวจำแนกแบบต่อเรียง

3.2 การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ (Logo Detection)

การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์นั้นได้มีการพัฒนามาตั้งแต่ปี 2009 [2] รวมถึงมีงานที่มีวิธีการคล้ายคลึงกัน [10] ซึ่งค้นหาโดยการคำนวณหาตำแหน่งอ้างอิงกับตำแหน่งของป้ายทะเบียน โดยวิธีการนี้สามารถหาตำแหน่งตราเครื่องหมายรถยนต์ได้ แต่ทั้งนี้ตำแหน่งของตราเครื่องหมายรถยนต์ต้องมีตำแหน่งเมื่อเทียบกับตำแหน่งป้ายทะเบียนไม่แตกต่างกันมากนัก ซึ่งเป็นข้อจำกัดเมื่อนำมาประยุกต์ใช้กับสถานการณ์จริง ซึ่งรถยนต์แต่ละประเภทมีความแตกต่างของตำแหน่งตรา

เครื่องหมายรถยนต์มาก เช่น รถยนต์ส่วนบุคคล (Sedan) กับรถบรรทุกส่วนบุคคล (Van) ซึ่งตำแหน่งตราเครื่องหมายรถยนต์แตกต่างกันมากในแนวแกนตั้ง

ดังนั้นกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ด้วยการตรวจจับขอบและการกรองปรับรูปร่างจึงได้รับการพัฒนาให้สามารถประยุกต์ใช้ในสถานการณ์จริงได้เหมาะสมขึ้น โดยมีกระบวนการต่อไปนี้

3.2.1 การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ด้วยการตรวจจับขอบและการกรองปรับรูปร่าง

การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ด้วยการตรวจจับขอบและการกรองปรับรูปร่าง (Vehicle-logo Location Based on Edge Detection and Morphological Filter) ค้นหาตำแหน่งของตราเครื่องหมายรถยนต์โดยมีสมมุติฐาน คือ ตำแหน่งตราเครื่องหมายรถยนต์จะอยู่เหนือตำแหน่งด้านบนของป้ายทะเบียน ในแนวแกนตั้ง ดังนั้นกระบวนการค้นหาตราเครื่องหมายรถยนต์จะประมวลผลอ้างอิงกับตำแหน่งของป้ายทะเบียน ตำแหน่งโดยประมาณของตราเครื่องหมายรถยนต์สามารถค้นหาจากความสัมพันธ์ดังสมการ (3.2) ต่อไปนี้

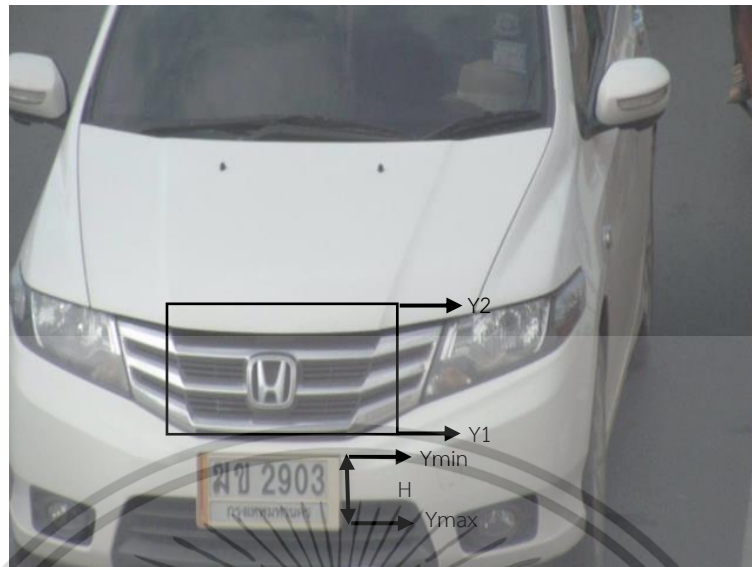
$$Y_1 = Y_{\max} - t \cdot H \quad (3.2)$$

$$Y_2 = Y_{\min} - t \cdot H$$

$$X_1 = X_{\min}$$

$$X_2 = X_{\max}$$

โดยความหมายของตัวแปรตามความสัมพันธ์มีดังต่อไปนี้ ค่าตัวแปรขอบเขต t โดยที่ $t = [1.5, 2.2]$ ตัวแปร Y_1 และ Y_2 คือตำแหน่งบนและล่างของของประมาณการรอบตำแหน่งของตราเครื่องหมายรถยนต์ในแนวแกนตั้ง (แกน Y) ตัวแปร X_1 และ X_2 คือ ตำแหน่งซ้ายและขวาของประมาณการรอบตำแหน่งของตราเครื่องหมายรถยนต์ในแนวแกนนอน (แกน X) ตัวแปร Y_{\max} และ Y_{\min} คือตำแหน่งบนและล่างของตำแหน่งป้ายทะเบียนในแนวแกนตั้ง ตัวแปร X_{\max} และ X_{\min} คือตำแหน่งซ้ายและขวาของตำแหน่งป้ายทะเบียนในแนวแกนตั้ง ตัวแปร H คือความสูงของป้ายทะเบียนในแนวแกนตั้ง ตำแหน่งประมาณการของกรอบของตราเครื่องหมายรถยนต์นั้น จะมีความสัมพันธ์กับตำแหน่งของป้ายทะเบียน ดังรูป 3.4



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างตำแหน่งประมาณการกรอบของตราเครื่องหมายรถยนต์

โดยกระบวนการขั้นตอนต่อไป คือ การแยกพื้นหลังออกจากตราเครื่องหมายรถยนต์ โดยกระบวนการหาขอบ (Edge Detection) เข้ามาประยุกต์ สำหรับการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ แล้ว พื้นหลังก็เปรียบเสมือนกับสัญญาณรบกวนชนิดหนึ่งซึ่งมีผลต่อการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ กระบวนการแยกพื้นหลังออกนั้นจะใช้กระบวนการตรวจจับตามแบบของโซเบล ในแนวตั้งและแนวนอนเพื่อการตรวจจับหาขอบในแนวตั้งและแนวนอน โดยรูปแบบของโซเบลจะแสดงในสมการที่ (3.3)

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

(3.3)

ผลลัพธ์ภายหลังจากทำการหาขอบในแนวตั้งและแนวนอนโดยวิธีการโซเบลจะได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 ภาพหลังจากการหาขอบแนวตั้ง และแนวนอน ด้วยวิธีการแบบโซเบล

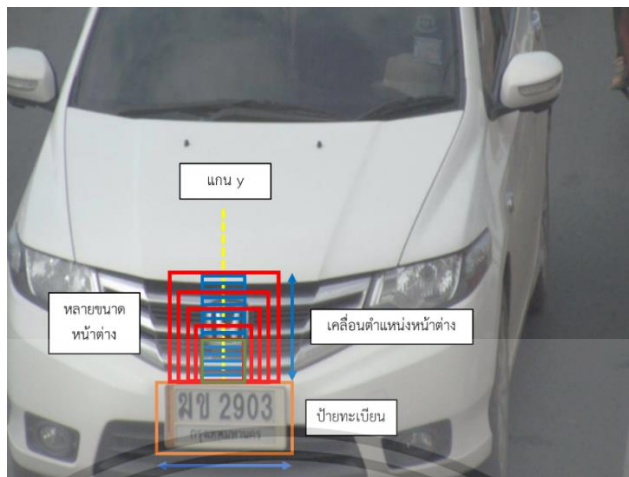
เมื่อได้ขอบตราเครื่องหมายรถยนต์แล้ว ผลลัพธ์ที่ได้มีขอบตราเครื่องหมายรถยนต์ที่บางส่วนหายไป ดังนั้นจึงต้องเติมข้อมูลที่หายไปโดยการใช้วิธีการของการประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงร่างของภาพ โดยการประยุกต์กระบวนการประมวลผลภาพทั้ง 4 วิธีการตามที่อธิบายไว้ข้างต้น คือ การย่อภาพ, การขยายภาพ, การเปิด และการปิด ซึ่งวิธีการที่เลือกใช้นั้นคือ วิธีการนั้นเพื่อเติมเต็มพื้นที่ภายในของขอบที่ขาดหายไปได้ ดังรูปที่ 3.6 หลังจากนั้นจึงขยายขอบบนและล่างของตราเครื่องหมายรถยนต์ ซ้ายและขวา ผลลัพธ์ที่ได้เป็นพื้นที่ของตราเครื่องหมายรถยนต์



รูปที่ 3.6 ภาพหลังจากการประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงร่างของภาพด้วยวิธีการปิด

3.2.2 การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์หน้าต่างร่วมกับการเคลื่อนที่ของรถยนต์

วิธีการนี้เป็นการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่แตกต่างกับงานวิจัยก่อนหน้า วิธีการนี้มาจากงานวิจัย [4] ซึ่งเผยแพร่ในปี 2013 กระบวนการนี้ใช้การสร้างหน้าต่าง (Windows) สำหรับค้นหาตราเครื่องหมายรถยนต์ โดยอ้างอิงกับตำแหน่งของป้ายทะเบียน กระบวนการขยายพื้นที่ค้นหาโดยอ้างอิงจากตำแหน่งป้ายทะเบียนโดยขยายพื้นที่ขนาดของหน้าต่างตามการเคลื่อนที่ของรถยนต์จากสัญญาณวิดีโอที่ค้นในแนวแกนตั้ง ตามรูปที่ 3.7



รูปที่ 3.7 แสดงตัวอย่างการเปลี่ยนตำแหน่งของหน้าต่าง

วิธีการเคลื่อนหน้าต่างร่วมสัญญาณภาพเริ่มกระบวนการจากการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ จากภาพแรกที่ค้นพบป้ายทะเบียน กระบวนการเริ่มสร้างหน้าต่างในตำแหน่งแรกสุดที่อยู่เหนือป้ายทะเบียน ในเฟรมถัดไปจะขยายขนาดหน้าต่างขึ้น ภาพจากหน้าต่างในแต่ละเฟรมถูกส่งไปยังกระบวนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ต่อไปในทุกเฟรม ผลลัพธ์ที่ได้คือพื้นที่ตราเครื่องหมายรถยนต์ เพื่อส่งผ่านไปประมวลผลในกระบวนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ต่อไป

3.3 การสกัดคุณลักษณะสำคัญ

การสกัดคุณลักษณะสำคัญ (Feature Extraction) เป็นการจำแนกคุณลักษณะสำคัญในชุดข้อมูลภาพออกมา ผ่านกระบวนการโดยประมวลชุดข้อมูลให้ได้ผลลัพธ์เป็นชุดข้อมูลที่แสดงคุณลักษณะสำคัญ กระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญนี้ มักประมวลผลกับชุดข้อมูลที่จัดให้อยู่ในรูปแบบของเวกเตอร์ (Vector) ขั้นตอนการสกัดคุณลักษณะสำคัญเป็นการประมวลผลก่อนการคัดแยกเครื่องหมายรถยนต์ด้วยกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ต่อไป คุณลักษณะสำคัญที่เลือกใช้เป็นปัจจัยสำคัญต่อประสิทธิภาพของระบบ ในการวิจัยนี้เลือกใช้การสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญแบบ SIFT (SIFT, Scale Invariant Feature Transform)

3.3.1 วิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญแบบ SIFT

วิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญแบบ SIFT [3] [5] [6] [11] คือ การค้นหาตำแหน่งของจุดสำคัญ (Keypoint) จากตำแหน่งของจุดสำคัญที่ได้ กระบวนการจะนำข้อมูลรอบข้างจุดสำคัญนั้นมาสร้างเป็นค่าคุณลักษณะ (Descriptor) โดยคุณลักษณะนี้เป็นเวกเตอร์บรรยายคุณลักษณะสำคัญของพื้นที่บริเวณจุดสำคัญ ข้อมูลค่าคุณลักษณะนี้มีคุณสมบัติเหมาะสมสำหรับเป็นข้อมูลสำหรับกระบวนการเทียบ คัดแยก หรือ รู้จำ ในลำดับต่อไป เนื่องจากค่าคุณลักษณะนี้ ไม่ขึ้นอยู่กับขนาดของ

ภาพ แนวการหมุนของภาพ สภาพแสง และมุมมอง กระบวนการสกัดคุณลักษณะแบบ SIFT มีขั้นตอนดังนี้

3.3.1.1 การค้นหาจุดสำคัญในขนาดและระยะทาง

ขั้นตอนแรกคือการค้นหาจุดสำคัญในขนาดและระยะทาง (Scale-space Extrema Detection) ด้วยการหาความต่างของภาพที่ไม่ชัดด้วยกระบวนการเกอ์เซียน (Different of Gaussian) ซึ่งสามารถดำเนินการด้วยการสร้าง พีระมิดของภาพเบลอ (Pyramid of Gaussian) ความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์สำหรับการสร้างภาพเบลอดำเนินการโดยสมการต่อไปนี้

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (3.4)$$

สมการที่ 3.4 แสดงถึงการทำคอนโวลูชันกับภาพต้นฉบับเพื่อสร้างภาพเบลอ โดย $L(x, y, \sigma)$ คือภาพหลังกระบวนการเบลอภาพ $I(x, y)$ คือภาพต้นฉบับที่จะทำคอนโวลูชัน และ $G(x, y, \sigma)$ คือตัวกรองของภาพเบลอ (Gaussian Filter) ระดับการกรองเพื่อสร้างภาพเบลอจะแปรผันไปตามระดับของพีระมิดด้วยสมการต่อไปนี้

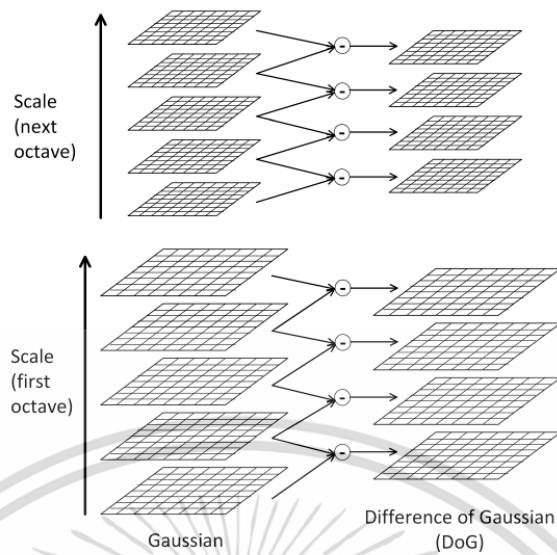
$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.5)$$

โดยตามสมการที่ (3.5) ระดับของภาพเบลอขึ้นอยู่กับค่า ซิกมา (σ) ซึ่งในขั้น (Octave) ของพีระมิดจะมีระดับการเบลอต่างกัน ผลลัพธ์ที่ได้จะได้ภาพที่มีระดับการเบลอต่างกัน เมื่อเพิ่มค่าซิกมาขึ้นผลลัพธ์จะได้ภาพที่เบลอยิ่งขึ้น ในขั้นลำดับต่อไป กระบวนการทำการลดขนาดของรูปลงครึ่งหนึ่ง และส่งผ่านตัวกรองเพื่อเบลอภาพต่อไป ตัวอย่างของค่าซิกมาแสดงตามตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 แสดงตัวอย่างค่า ซิกมาในแต่ละระดับของพีระมิดของภาพเบลอ

ขั้น (Octave)	ระดับในขั้น (Scale)				
	0.707107	1.000000	1.414214	2.000000	2.828428
1.414214	2.000000	2.828428	4.000000	5.656856	
2.828428	4.000000	5.656856	8.000000	11.313712	
5.656856	8.000000	11.313712	16.000000	22.627424	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



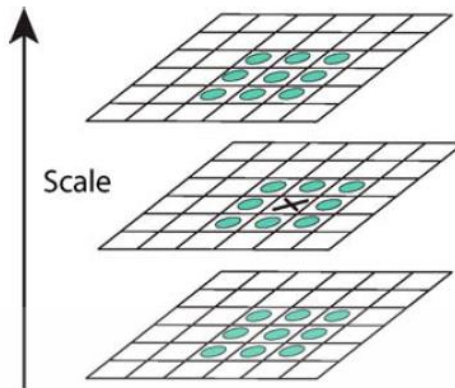
รูปที่ 3.8 ตัวอย่างของ พีระมิดของภาพเบลอ (Pyramid of Gaussian)

ตามรูปที่ 3.1 แสดงภาพพีระมิดของภาพเบลอในอีกเทพต่างกัน กระบวนการลำดับถัดไป คือ การหาความแตกต่างระหว่างภาพเบลอ (Difference of Gaussian) กระบวนการนี้จะแสดงความแตกต่างระหว่างภาพเบลอที่ระดับต่างกัน ทำให้บริเวณที่มีความเบลอลต่ำ ซึ่งเป็นจุดสำคัญ เด่นชัดออกมา เช่น บริเวณขอบของภาพ หรือ จุดเด่นชัดของภาพ การหาความแตกต่างระหว่างภาพเบลอสามารถคำนวณโดยการลบภาพระหว่างระดับในอีกเทพเดียวกัน ตามสมการที่ (3.6) โดยค่า k คือ ค่าคงที่ของความแตกต่างระหว่างระดับในอีกเทพเดียวกัน โดยถ้าแต่ละชั้นมีจำนวน $s + 1$ ระดับแล้ว $k = 2^{(1/s)}$

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3.6)$$

3.3.1.2 การค้นหาตำแหน่งของจุดสำคัญ (Keypoint localization)

หลังจากการทำหาความแตกต่างของภาพเบลอ กระบวนการลำดับถัดไปคือการหาตำแหน่งจุดสำคัญ ซึ่งหลักการสำคัญคือการหาจุดสูงสุดจากบริเวณใกล้เคียง (Local Maxima) หรือ จุดต่ำสุดของบริเวณใกล้เคียง (Local Minima) วิธีการค้นหาตำแหน่งการโดยการเปรียบเทียบพิกเซลรอบข้างของจุดที่สนใจ การเปรียบเทียบ จะดำเนินการกับพิกเซล 26 พิกเซลรอบข้าง โดยเป็น 8 พิกเซลในระดับเดียวกับจุดสนใจ 9 พิกเซลสำหรับรูประดับในชั้น (Scale) ถัดไป และ 9 พิกเซลสุดท้ายจากระดับก่อนหน้า ตามรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 ตัวอย่างการค้นหาจุดสูงสุดจากบริเวณใกล้เคียงหรือจุดต่ำสุดของบริเวณใกล้เคียง 26
พิกเซล

จุดสำคัญที่เป็นผลลัพธ์จากกระบวนการตามที่ได้บรรยายในข้างต้นจะได้จุดที่มีค่าสูงสุดหรือต่ำสุดเมื่อเทียบกับจุดรอบข้าง จุดที่มีค่าสูงสุดหรือต่ำสุดที่ได้ในแต่ละภาพมีโอกาสที่อยู่ใกล้กันมากเพื่อให้ได้ตำแหน่งจุดสำคัญที่มีนัยสำคัญจึงจำเป็นต้องกำจัดจุดที่มีความแตกต่างน้อยหรืออยู่บริเวณตำแหน่งที่มีนัยสำคัญต่ำ ซึ่งดำเนินการโดยสร้างควอดราติกฟังก์ชันสามมิติ (3D Quadratic Function) เพื่อตรวจสอบจุดสำคัญแต่ละจุดเพื่อใช้ตัดสินตำแหน่งที่เป็นจุดสูงสุดหรือต่ำสุด

จากภาคขยายของสมการแบบเทย์เลอร์ (Taylor Expansion) ถึงพจน์กำลังสองของฟังก์ชันขนาดและพื้นที่ $D(x, y, \sigma)$ โดยให้ตำแหน่งศูนย์กลางอยู่ที่จุดที่ต้องการทดสอบ โดยความสัมพันธ์ดังสมการ (3.7)

$$D(\mathbf{x}) = D + \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{x} + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \mathbf{x} \quad (3.7)$$

โดย D และอนุพันธ์ถูกนำไปใช้ทดสอบกับจุดที่ต้องการทดสอบ $\mathbf{x} = (x, y, \sigma)^T$ คือตำแหน่งขยายออกไปจากตำแหน่งศูนย์กลาง ตำแหน่งของจุดที่มีค่าสูงสุดหรือต่ำสุด $\hat{\mathbf{x}}$ ประเมินโดยหาอนุพันธ์ของฟังก์ชันโดยเทียบกับ \mathbf{x} และกำหนดให้เป็นศูนย์ ทำให้ได้สมการดังต่อไปนี้

$$\hat{\mathbf{x}} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial \mathbf{x}^2} \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}} \quad (3.8)$$

เฮสเซียน (Hessian) และอนุพันธ์ของ D อาจประมาณการโดยการหาความแตกต่างระหว่างจุดกับจุดรอบข้างโดยใช้มาสก์ (Mask) ขนาด 3×3 โดยมีความซับซ้อนของการประมวลผลเป็นเชิงเส้น ทั้งนี้หาความแตกต่างของ $\hat{\mathbf{x}}$ มีค่ามากกว่า 0.5 ในแต่ละทิศ แสดงว่าจุดสูงสุดหรือต่ำสุดนั้นอยู่ใกล้กับจุดที่ตรวจสอบ ตำแหน่งของจุดสูงสุดหรือต่ำสุดจึงต้องเปลี่ยนไปตามระยะห่างตามระยะที่เกิดจากการประมาณการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าของจุดสูงสุดหรือต่ำสุด $D(\hat{\mathbf{x}})$ สามารถนำไปลดจำนวนจุดสูงสุดหรือต่ำสุดที่มีค่าความแตกต่างน้อยได้ โดยการแทนค่าจากสมการที่ (3.8) ลงใน (3.7)

$$D(\hat{\mathbf{x}}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{x}} \hat{\mathbf{x}} \quad (3.9)$$

ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ดังรูปที่ 3.10 เห็นได้ว่าจำนวนของจุดสำคัญที่มีค่าความแตกต่างต่ำถูกลดจำนวนลง

การลดจุดสำคัญด้วยกระบวนการนี้สามารถลดจำนวนจุดสำคัญได้ ทั้งนี้หากแต่ว่าฟังก์ชันความต่างของเกาส์เซียนให้ผลลัพธ์ส่วนของขอบมุมของวัตถุในภาพเด่นขึ้น ทำให้เกิดการซ้ำซ้อนของจุดสำคัญจำนวนมากและไม่เสถียรแม้มีสัญญาณรบกวนเพียงเล็กน้อยเข้ามา

ส่วนยอดที่ไม่เด่นจากฟังก์ชันความต่างของเกาส์เซียนมีค่าโค้งหลัก (Principal Curvature) สูงตามแนวขอบและมีค่าต่ำในทิศทางที่ตั้งฉากกับแนว ค่าโค้งหลักนี้สามารถประเมินจากการสร้างเมตริกซ์ $\mathbf{H}_{2 \times 2}$ โดยคำนวณที่ตำแหน่งและชั้นต่าง ๆ ของจุดสำคัญ โดยที่

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

และอนุพันธ์สามารถประมาณจากความต่างของจุดรอบด้านของจุดที่ทดสอบ

ค่าไอเกนแวลู (Eigenvalue) หรือค่าคุณลักษณะเฉพาะของเมตริกซ์มีความสัมพันธ์แปรผกผันกับค่าโค้งหลักของ D เพื่อหลีกเลี่ยงการคำนวณหาค่าคุณลักษณะเฉพาะโดยตรง เนื่องจากกระบวนการต้องการค้นหาอัตราส่วนระหว่างค่าสูงสุดและต่ำสุดเท่านั้น ดังนั้นกำหนดให้ α เป็นค่าคุณลักษณะเฉพาะที่มีค่าแมกนิจูดมากที่สุดและ β เป็นค่าคุณลักษณะเฉพาะที่ขนาดน้อยกว่า ผลรวมของค่าคุณลักษณะเฉพาะคำนวณได้จากเทรซ (Trace) ของเมตริกซ์ และผลคูณของค่าคุณลักษณะเฉพาะคำนวณได้จากดีเทอร์มิแนนต์ (Determinant) ดังแสดงในสมการต่อไปนี้

$$\text{Tr}(\mathbf{H}) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (3.11)$$

$$\text{Det}(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta$$

กำหนด r เป็นอัตราส่วน (Ratio) ระหว่างค่าคุณลักษณะเฉพาะที่มากที่สุดและต่ำกว่า หรือ $\alpha = r\beta$ แล้ว ความสัมพันธ์ระหว่างผลรวมกำลังสองและผลคูณของค่าคุณลักษณะแสดงดังสมการต่อไปนี้

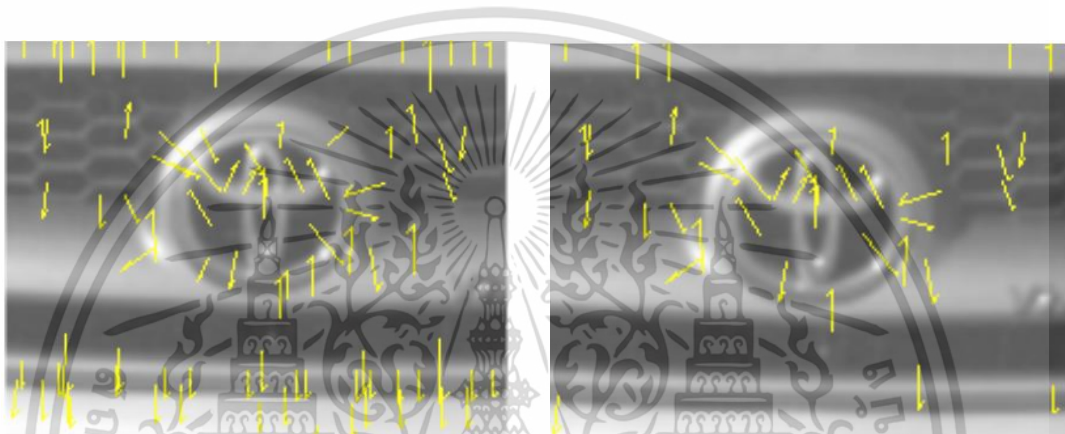
$$\frac{\text{Tr}(\mathbf{H})^2}{\text{Det}(\mathbf{H})} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta + \beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r + 1)^2}{r} \quad (3.12)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความสัมพันธ์ข้างต้นแสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างอัตราส่วนค่าที่สูงสุดและต่ำสุดของค่าคุณลักษณะเฉพาะแทนการคำนวณค่าจริง โดยที่ผลลัพธ์ของความสัมพันธ์มีค่าต่ำสุดเมื่อค่าคุณลักษณะเฉพาะทั้งสองตัวมีค่าเท่ากัน และผลลัพธ์มีค่าเพิ่มขึ้นเมื่อค่าอัตราส่วนเพิ่มขึ้น ดังนั้นเพื่อตรวจสอบให้อัตราส่วนของค่าโค้งหลักต่ำกว่าค่าอัตราส่วนที่กำหนด กระบวนการเพียงแค่ว่าทดสอบ

$$\frac{\text{Tr}(\mathbf{H})^2}{\text{Det}(\mathbf{H})} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (3.13)$$

การกำหนดเลือกค่า r ส่งผลต่อการลดตำแหน่งจุดสำคัญของระบบ



รูปที่ 3.10 (ซ้าย) ไม่ได้ทำการลดตำแหน่งของจุดสำคัญ และ (ขวา) ได้ทำการลดตำแหน่งของจุดสำคัญ

3.3.1.3 การกำหนดทิศทางให้กับจุดสำคัญ

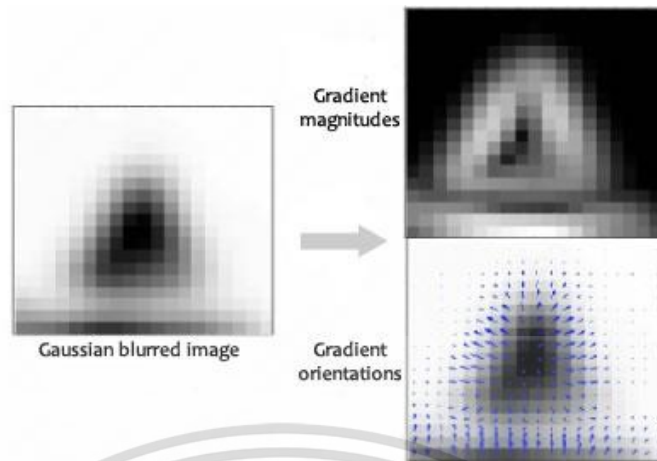
การกำหนดทิศทางให้กับจุดสำคัญ (Orientation Assignment) คือการคำนวณหาค่าการเปลี่ยนแปลง (Gradient Magnitude) และออเรียนเทชัน (Orientation) โดยค่าการเปลี่ยนแปลงคือ ค่าความเข้มของจุดสำคัญ และทิศทาง คือ ทิศทางของการเปลี่ยนแปลง แต่จุดสำคัญจะได้รับการคำนวณค่าการเปลี่ยนแปลง และทิศทางจากการคำนวณข้อมูลจากพิกเซลรอบข้างจุดสำคัญเพื่อนำมาสร้างฮิสโตแกรม (Histogram) ตามสมการต่อไปนี้

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (3.14)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right)$$

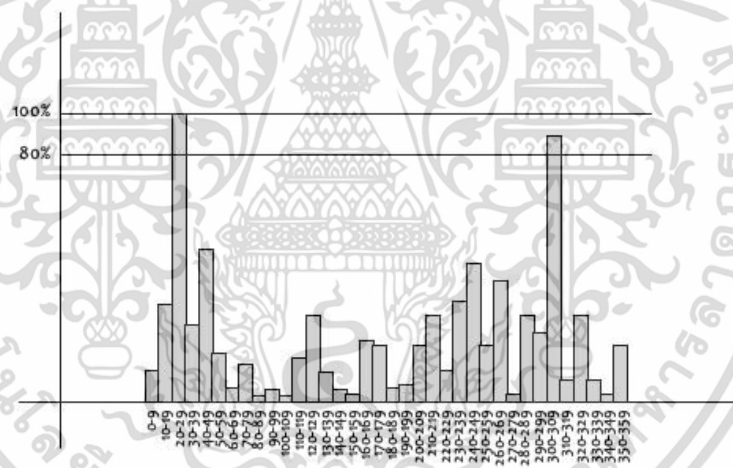
โดย L คือระดับในขั้นที่ติดกับระดับของจุดสำคัญ ฮิสโตแกรมของทิศทางแบ่งเป็น 36 ช่วง (Bin) ครอบคลุมทิศทางรอบ 360° ข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณฮิสโตแกรมได้รับการถ่วงน้ำหนักโดยค่าการเปลี่ยนแปลง และค่าน้ำหนักของหน้าต่างที่เกิดจากค่าการเปลี่ยนแปลงโดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ มีค่าเป็น 1.5 เท่าของระดับของจุดสำคัญนั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.11 แสดงการหาทิศทาง และขนาดของกาเดียน

โดยมีเงื่อนไขการเพิ่มจุดสำคัญที่จุดสูงสุดของตารางฮิสโตแกรมไม่เกิน 80% ของจุดสูงสุด หากมีค่าเกินจุดสำคัญจะถูกแยกเป็นอีกจุดสำคัญหนึ่ง ดังรูปที่ 3.12

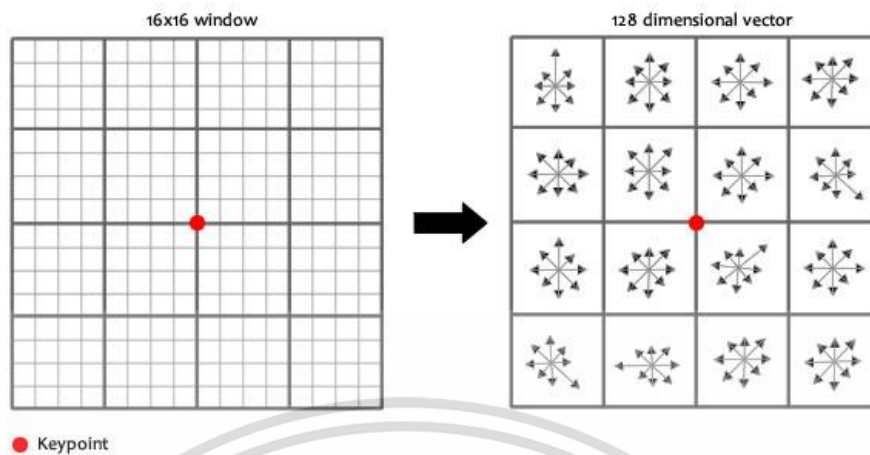


รูปที่ 3.12 ตารางฮิสโตแกรม

3.3.1.4 การสร้างลักษณะเฉพาะของจุดสำคัญ (Keypoint Descriptor)

ภายหลังการคำนวณขนาดและทิศทางของพิกเซลรอบจุดสำคัญแล้ว จะนำหน้าต่างขนาด 16×16 รอบจุดสำคัญขึ้นมาโดยแบ่งเป็นขนาด 4×4 หน้าต่าง ดังรูปที่ 3.13

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.13 หน้าต่างขนาด 16×16 โดยแบ่งเป็นขนาด 4×4

จะเห็นว่าหน้าต่างขนาด 4×4 นั้นจะมีทั้งหมดรวม 16 ชุด โดยแต่ละชุดจะทำการคำนวณค่าเฉลี่ยค่าแมคคินิจูด และค่าออเรนเทชัน โดยจะนำมาสร้างเป็นตารางฮิสโตแกรมที่มีการแบ่งช่วงขององศา 8 ช่วง ช่วงละประมาณ 45 องศา โดยที่ในแต่ละช่วงขององศานั้น จะมีการหาค่าน้ำหนักโดยค่าน้ำหนักเท่ากับ $1 - d$ ในแต่ละองศา ซึ่ง d มีค่าเท่ากับระยะห่างจากค่าออเรนเทชันที่จุดกึ่งกลางของจุดสำคัญ โดยที่ค่าแมคคินิจูด ของฮิสโตแกรมจะเท่ากับ ค่าแมคคินิจูดคูณด้วยค่าน้ำหนักที่ได้มา ผลลัพธ์ทั้งหมดที่ได้มาจากหน้าต่างทั้งหมด โดยเท่ากับ $4 \times 4 \times 8$ เท่ากับ 128 เวกเตอร์ในแต่ละจุดสำคัญ

3.4 การรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

การรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์นั้น มีจุดหมายเพื่อจำแนกชนิดของตราเครื่องหมายและระบุชนิดของตราเครื่องหมาย เพื่อระบุข้อมูลผู้ผลิตของรถยนต์นั้น โดยการสร้างโมเดลการรู้จำด้วยกระบวนการวิธีแบบเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด และโมเดลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ ด้วยกระบวนการดังต่อไปนี้

3.4.1 การรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง

กระบวนการค้นหาเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด โดยใช้การคำนวณหาระยะทางเชิงปริภูมิระหว่างข้อมูลที่สนใจ เมื่อเทียบกับข้อมูลอื่นรอบข้อมูลชุดนั้น ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นกลุ่มข้อมูลของระยะทางเชิงปริภูมิที่ โดยระยะทางเชิงปริภูมิที่สั้นที่สุด แสดงถึงการมีคุณสมบัติที่ใกล้เคียงกันระหว่างข้อมูลที่สนใจกับกลุ่มประเภทที่ใช้เปรียบเทียบ กระบวนการนี้มีข้อดีคือ มีความซับซ้อนในการคำนวณต่ำ เนื่องจากขึ้นอยู่กับเพียงแค่ 2 ปัจจัย คือ ระยะทางเชิงปริภูมิระหว่างข้อมูล และจำนวนของข้อมูลรอบข้าง (k) การหาเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงนั้น มีความทนทานต่อสัญญาณรบกวน และใช้เวลาในการประมวลผลน้อย

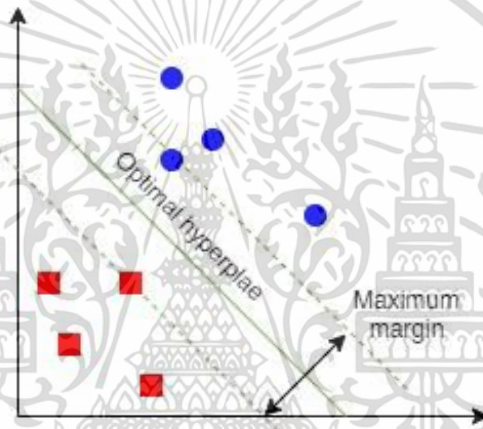
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การหาค่าเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด สามารถคำนวณได้โดยสมการที่ (3.15)

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2} \quad (3.15)$$

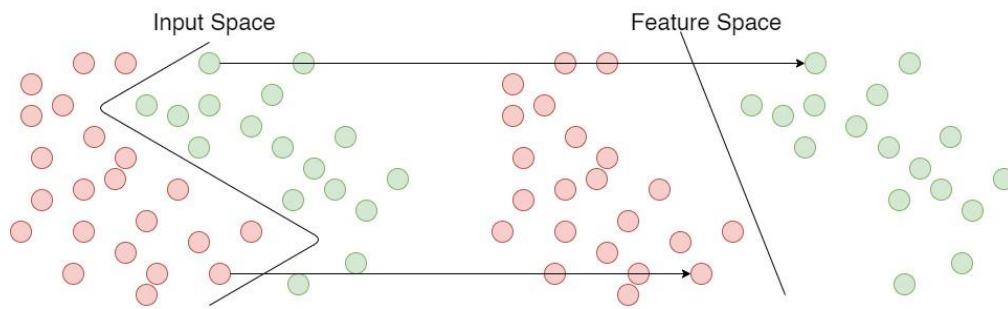
3.4.2 การรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

การรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เป็นอัลกอริทึมที่สามารถนำมาใช้เพื่อการจำแนกข้อมูล โดยการหาเส้นเขตแบ่งกลุ่มข้อมูล งานวิจัย [4] มีการประยุกต์ใช้อัลกอริทึมนี้โดยใช้ฮิสโตแกรมออฟกาเดียน (Histograms of Oriented Gradients, HOG) เป็นคุณลักษณะสำคัญ



รูปที่ 3.14 แสดงภาพเส้นแบ่งข้อมูลที่สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มได้

อัลกอริทึมนี้ทำงานโดยการประมวลผลจากข้อมูลที่น่าเข้ามาเป็นต้นแบบ โดยกระบวนการทำการประมวลผลหาแนวแบ่งคุณลักษณะสำคัญของข้อมูล โดยข้อมูลที่น่าเข้ามาในแต่ละข้อมูลมีขนาด n มิติ รูปที่ 3.14 แสดงตัวอย่างข้อมูล 2 ชุด ข้อมูลแต่ละข้อมูลมีขนาดสองมิติ แต่ละชุดข้อมูลมีจำนวน 4 ข้อมูล แนวแบ่งดังปรากฏในภาพแสดงตัวอย่างแนวแบ่งข้อมูลซึ่งเนื่องจากแนวแบ่งนี้อาจเป็นได้หลายมิติ จึงเรียกว่าไฮเปอร์เพลน (Hyperplane) โดยตำแหน่งที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการวางแนวแบ่งนี้เรียกว่าแนวแบ่งที่เหมาะสม (Optimal hyperplane) แนวแบ่งที่เหมาะสม คือ แนวแบ่งที่สามารถแบ่งแยกหรือจำแนกกลุ่มข้อมูลได้มีประสิทธิภาพสูงสุด ในกรณีที่ข้อมูลไม่สามารถแบ่งแยกได้ด้วยแนวแบ่งที่เป็นเส้นตรงหรือแนวตรงดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 3.15 ข้อมูลที่น่าเข้าสู่ระบบจะถูกแปลงข้อมูลที่ไม่เชิงเส้นโดยใช้ฟังก์ชันคณิตศาสตร์และหลักการของเคอร์เนล (Kernel) ในการแปลงข้อมูลให้เป็นข้อมูลซึ่งสามารถแบ่งได้โดยแนวแบ่งเชิงเส้นตรง



รูปที่ 3.15 แสดงภาพการแมพจากพื้นที่อินพุต (Input space) เป็นพื้นที่คุณลักษณะ (Feature space) โดยการใช้เคอร์เนล

เคอร์เนลที่นำมาใช้ในการประมวลผลอาจเป็นเคอร์เนลเชิงเส้นตรง (Linear) โพลีโนเมียล (Polynomial) เรเดียล (Radial, RBF) หรือ ซิกมอยด์ (Sigmoid) โดยฟังก์ชันที่ดังกล่าวมีความสัมพันธ์กับข้อมูลดังแสดงในสมการ (3.16)

$$\begin{aligned}
 K(x, y) &= x^T y && \text{Linear Kernel} && (3.16) \\
 K(x, y) &= (\gamma x^T y + r)^d && \text{Polynomial Kernel} \\
 K(x, y) &= e^{-\gamma \|x-y\|^2} && \text{RBF Kernel} \\
 K(x, y) &= \tanh(\gamma x^T y + r) && \text{Sigmoid Kernel}
 \end{aligned}$$

3.5 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องในบทนี้ได้บรรยายเกี่ยวกับงานวิจัยที่มีการเผยแพร่มาก่อนและเกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้ เช่น งานวิจัยที่เกี่ยวกับการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ งานวิจัยเกี่ยวกับการสกัดคุณลักษณะสำคัญและรวมถึงการรู้จำ โดยในบทนี้บรรยายถึงวิธีการของการตรวจจับตราเครื่องหมายของงานวิจัยก่อนหน้าสองผลงาน การสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีการ SIFT รวมถึงการรู้จำที่ใช้ร่วมกับการสกัดคุณลักษณะ ทั้งนี้เพื่อให้ผู้อ่านเข้าใจถึงวิธีการ แนวคิด ของงานที่ได้รับการเผยแพร่ก่อนหน้า แนววิธีการดำเนินการของวิธีการก่อนหน้านี้นี้เป็นต้นแบบที่ผู้วิจัยใช้พัฒนาวิธีการของงานวิจัยซึ่งจะบรรยายในบทถัดไป

บทที่ 4

การตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

กระบวนการตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ดำเนินการได้โดยในกระบวนการวิธีจากที่ได้อธิบายในบทก่อนหน้า โดยมีส่วนประกอบกระบวนการที่เกี่ยวข้องตามที่อธิบายในบทนี้

4.1 ภาพรวมระบบการตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

ภาพรวมระบบการตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์แสดงดังรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 ตัวอย่างการทำงานของระบบ

ระบบทำงานแยกเป็น 3 ขั้นตอน คือ การประมวลผลขั้นต้น (Pre-processing) การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ (Logo Detection) และ การรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ (Logo Recognition) โดยแต่ละขั้นตอนมีการประมวลผลย่อย ดังต่อไปนี้

4.2 การประมวลผลขั้นต้น

การประมวลผลขั้นต้น เป็นกระบวนการปรับปรุงคุณภาพของภาพให้เหมาะสมต่อการประมวลผลในลำดับต่อไป ซึ่งอาจเป็นการลดสัญญาณรบกวน เพิ่มความคมชัด หรือการแปลงสัญญาณภาพจากระบบหนึ่งไปเป็นอีกระบบหนึ่งตามที่กระบวนการที่ได้รับการพัฒนาใช้งาน ซึ่งในกระบวนการที่ได้รับการพัฒนานี้ ให้ความสนใจในรูปลักษณะของวัตถุที่ปรากฏในภาพเป็นส่วนประกอบหลักโดยมิได้ใช้คุณลักษณะด้านสีที่ปรากฏมาใช้ร่วมในการประมวลผล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้นในการประมวลผลขั้นต้นของกระบวนการที่นำเสนอจึงใช้กระบวนการแปลงสัญญาณภาพจากระบบอาร์จีบี เป็นภาพระดับสีเทา โดยใช้สมการที่ (2.1) ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นภาพระดับสีเทา

4.3 การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์

การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์นั้นได้มีการพัฒนามาตั้งแต่ปี 2009 [2] ซึ่งค้นหาโดยการ ใช้ สมการอ้างอิงกับตำแหน่งของป้ายทะเบียน แล้วใช้การหาขอบภาพด้วยวิธีการโซเบล ในการค้นหา ตำแหน่งของตราเครื่องหมายรถยนต์ ซึ่งประสิทธิภาพของงานวิจัยนี้พบว่าตำแหน่งของตรา เครื่องหมายรถยนต์กับตำแหน่งป้ายทะเบียนต้องอยู่ในตำแหน่งที่ไม่แตกต่างกันมากนัก ซึ่งเป็น ข้อจำกัดประการหนึ่ง โดยเฉพาะเมื่อนำกระบวนการนี้มาประยุกต์ใช้กับสถานการณ์ปัจจุบันที่ ตำแหน่งตราเครื่องหมายรถยนต์มีความแตกต่างกันตามแต่ละยี่ห้อและประเภทของรถยนต์ ในปี 2013 [4] ได้มีงานวิจัยที่พัฒนาการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ด้วยการตรวจจับการเปลี่ยนแปลง ของภาพในเฟรมที่ต่อกัน เมื่อพบการเปลี่ยนแปลงอันแสดงถึงการเคลื่อนที่เข้ามาของรถยนต์ ระบบใช้ ตำแหน่งของป้ายทะเบียนเป็นตำแหน่งอ้างอิง และกำหนดหน้าต่าง (Window) ขึ้นมาโดยอ้างอิงกับ ตำแหน่งป้ายทะเบียน จากนั้นจึงทำการขยายขนาดของหน้าต่างประกอบกับการเคลื่อนที่ของหน้าต่าง ในแนวตั้งจนกระทั่งตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ กระบวนการที่ [4] นำเสนอนั้นแตกต่างจาก กระบวนการที่เคยมีการวิจัยก่อนหน้านี้ คือ กระบวนการที่ได้รับการเผยแพร่ก่อนหน้านี้มีพื้นที่ เพียงส่วนเดียวที่ถูกนำมาใช้วิเคราะห์ ในขณะที่กระบวนการที่นำเสนอนี้ ได้กลุ่มของพื้นที่ที่นำมา วิเคราะห์ทำให้เพิ่มโอกาสการตรวจพบป้ายทะเบียนกับรถยนต์ประเภทและยี่ห้อที่หลากหลาย

4.3.1 เทคนิคการเคลื่อนหน้าต่าง (Sliding Windows)

งานวิจัยใช้เทคนิคการเคลื่อนหน้าต่าง คือการเคลื่อนหน้าต่างในแนวแกนตั้งโดยใช้ตำแหน่ง ของป้ายทะเบียนเป็นตำแหน่งอ้างอิง ขนาดหน้าต่างในการค้นหาตราเครื่องหมายรถยนต์โดยเป็นดัง สมการที่ (4.1)

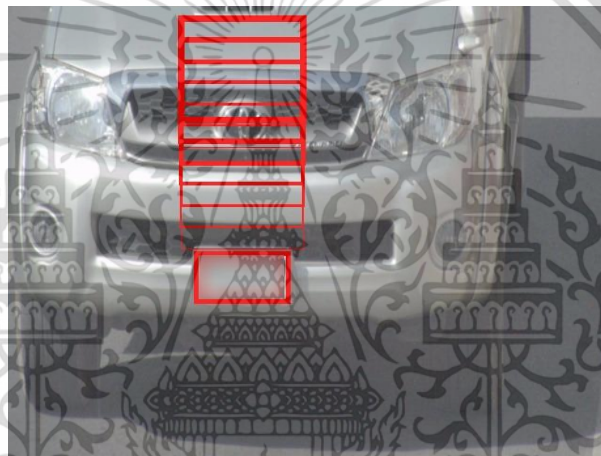
$$\begin{aligned}
 y_1 &= y_{plateMin} - (Step \times h_{plate}) - (0.7 \times h_{plate}) & (4.1) \\
 y_2 &= y_1 + w_{plate} + \left(\frac{w_{plate}}{9}\right) \\
 x_1 &= x_{plateMin} - \left(\frac{w_{plate}}{6}\right) \\
 x_2 &= x_1 + w_{plate} - \left(\frac{w_{plate}}{3}\right)
 \end{aligned}$$

ตัวแปร y_1 และ y_2 คือตำแหน่งบน และล่างของกรอบตราเครื่องหมายรถยนต์ ในแกนแนวตั้ง ซึ่ง x_1 และ x_2 คือตำแหน่งกรอบซ้ายขวาตามลำดับ ซึ่งจากสูตรข้างต้นคือขนาดของหน้าต่าง ที่จะจับ ภาพตราเครื่องหมายรถยนต์ แล้วขนาดของกรอบจะขึ้นอยู่กับขนาดและตำแหน่งของป้ายทะเบียน

$x_{plateMin}$ และ $y_{plateMin}$ คือตำแหน่งบนซ้ายสุดของป้ายทะเบียนทั้ง 2 แคน w_{plate} คือความยาวตามแนวนอนของป้ายทะเบียน h_{plate} คือความสูงตามแนวตั้งของป้ายทะเบียน

ลักษณะของการเคลื่อนหน้าต่าง ในงานวิจัยนี้ค่า $Step$ นั้นมีความเหมาะสมอยู่ที่ 1.5 ~ 4.7 ในการเคลื่อนกรอบหน้าต่างขึ้นในแนวแกนตั้งจะทำได้โดยการเพิ่มค่า $Step$ ขึ้นทีละ 0.53 โดยจะแสดงการเคลื่อนหน้าต่างดังแสดงในรูปที่ 4.2

เนื่องจากตำแหน่งของภาพที่ใช้เป็นการอ้างอิงกับขนาดของป้ายทะเบียนรถยนต์ ดังนั้นเมื่อความละเอียดของภาพที่ได้รับการประมวลผลเข้ามีขนาดที่แตกต่างแต่ความสัมพันธ์ระหว่างสัดส่วนของป้ายทะเบียนยังคงที่ ดังนั้นค่า $Step$ ที่ใช้ในการเคลื่อนค้นหาตราเครื่องหมายยังคงอยู่ในช่วงที่ระบุข้างต้น



รูปที่ 4.2 ตัวอย่างการเคลื่อนหน้าต่าง

กลุ่มของพื้นที่อันเป็นผลลัพธ์จากกระบวนการข้างต้น ถูกนำไปประมวลผลด้วยกระบวนการค้นหาขอบภาพแบบโซเบลทั้งแนวตั้งและแนวนอน และการประมวลผลภาพรูปร่างและโครงร่างของภาพ ในการค้นหาตำแหน่งตราเครื่องหมายรถยนต์จากปริมาณของพิกเซลที่หาได้ผ่านการกำหนดค่าเทรสโฮล

4.3.2 การหาขอบภาพด้วยวิธีการโซเบล

เทคนิคการเคลื่อนหน้าต่างจะให้ผลลัพธ์ เป็นรูปภาพที่หน้าต่างเคลื่อนผ่าน หลังกระบวนการจะส่งต่อผลลัพธ์ ให้กับการหาขอบภาพด้วยวิธีการโซเบล ทั้งแนวตั้ง และแนวนอน โดยจะใช้ฟิลเตอร์ขนาด 3×3 จำนวน 2 ฟิลเตอร์ที่เหมือนกัน แต่ความแตกต่างอยู่ที่ค่าในฟิลเตอร์ของโซเบลจะมีค่าที่แตกต่างกัน ตามสมการที่ (4.2) ซึ่ง G_x หมายถึงการหาขอบสำหรับแนวนอน และ สมการที่ (4.3) ซึ่ง G_y หมายถึงการหาขอบสำหรับแนวตั้ง แล้วนำมารวมกัน

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

หลังจากดำเนินการตามขั้นตอนตามที่ได้อธิบายในข้างต้นกับทุกกลุ่มพื้นที่จะได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.3 ภาพหน้าต่างที่เคลื่อนผ่าน (รูปซ้าย) และภาพหลังจากการหาขอบด้วยวิธีการโซเบล (รูปขวา)

รูปที่ 4.4 ตัวอย่างของภาพขอบที่ผ่านกระบวนการกำหนดค่าเทรสโฮลด์

หลังจากการหาขอบภาพด้วยวิธีการโซเบลแล้ว จะทำการแปลงภาพขาวดำ (Grayscale) ที่พิกเซลมีค่าอยู่ระหว่าง 0 - 255 ให้เป็นแบบไบนารีด้วยการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ ผลลัพธ์แสดงดังรูปที่ 4.4

4.3.3 การประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงร่างของภาพ

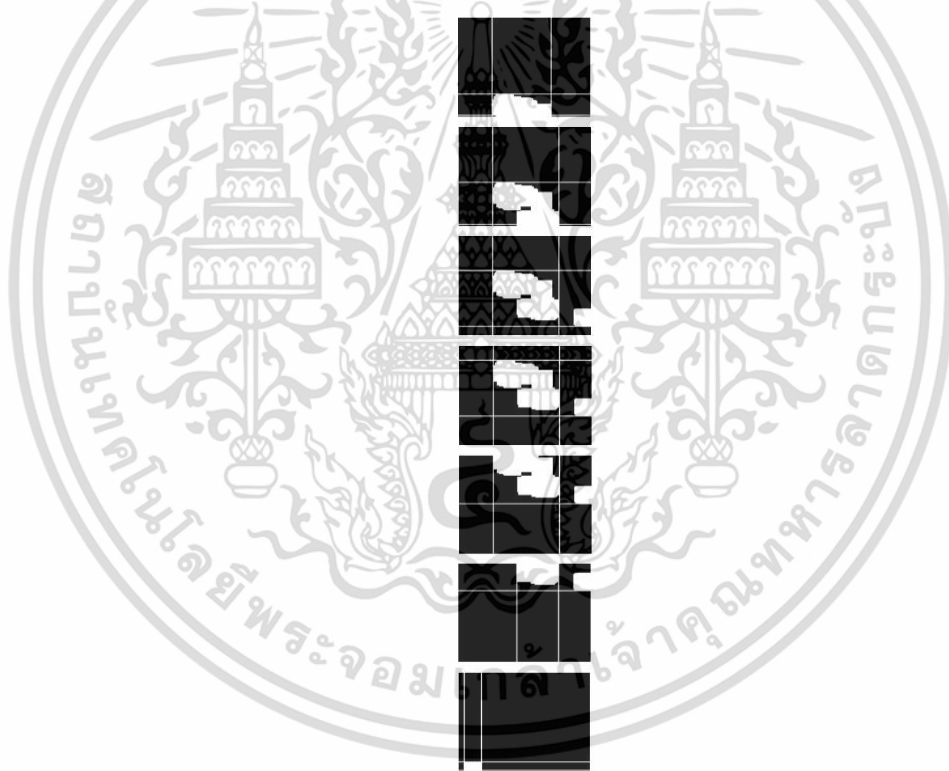
ซึ่งหลังจากได้ขอบภาพที่ผ่านการกำหนดค่าเทรสโฮลด์ มาแล้วก็จะสังเกตเห็นตราเครื่องหมายรถยนต์ที่เด่นชัดขึ้นมา ซึ่งผู้วิจัยจำเป็นต้องเพิ่มกระบวนการเพื่อเติมเต็มช่องว่างภายในตราเครื่องหมายรถยนต์ที่หายไป โดยจะช่วยให้ตราเครื่องหมายรถยนต์ชัดขึ้นได้อีก แล้ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กระบวนการนั้นคือการประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงร่างของภาพ ซึ่งเราจะใช้ กระบวนการขยายภาพ, กระบวนการปิด

กระบวนการจะเริ่มจากการทำการขยายภาพจะทำได้โดยกำหนดแม่แบบ แล้วนำมาสแกนไปบนข้อมูลภาพตามลำดับตลอดทั้งภาพซึ่งในขณะที่จุดเริ่มต้นของแม่แบบตรงกับตำแหน่งข้อมูลภาพที่พิกเซลมีค่าเท่ากับ 255 นั่นก็จะทำการยุบเนียนแม่แบบ

ขั้นต่อไปจะทำกระบวนการปิดของการประมวลผลภาพกับรูปร่างและโครงร่างของภาพ เพื่อเติมพื้นที่ภายในของวัตถุในภาพที่หายไป เพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยกลุ่มจุดสีขาวที่พิกเซลมีระดับความเข้มแสง 255 จะขยายขนาดออกไป และลดจุดสีดำที่พิกเซลมีระดับความเข้มแสง 0 ภายในวัตถุ ผลลัพธ์ของกระบวนการนี้ทำให้วัตถุในรูปเด่นชัด และเป็นรูปร่างขึ้นจะแสดงให้เห็นในรูปที่ 4.5



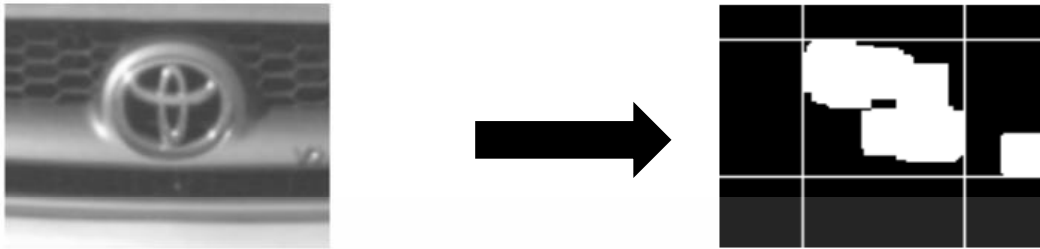
รูปที่ 4.5 หลังกระบวนการขยายภาพ และกระบวนการปิด

4.3.4 กระบวนการเลือกภาพจากการเคลื่อนหน้าต่าง

กระบวนการเลือกภาพจากการเคลื่อนหน้าต่าง โดยใช้การคำนวณปริมาณกลุ่มพิกเซลที่ระดับความเข้มแสง 255 และคำนวณระยะห่างระหว่างจุดศูนย์กลางของภาพกับกลุ่มพิกเซลที่ระดับความเข้มแสง 255 โดยคำนวณภาพทั้งหมดจากกระบวนการเคลื่อนหน้าต่าง แล้วเลือกภาพที่มีกลุ่มพิกเซล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ที่ระดับความเข้มแสง 255 มากที่สุด หลังจากที่ได้หน้าต่างที่ต้องการจะใช้ภาพหน้าต่างเข้า กระบวนการปรับแก้ความสว่างของภาพ



รูปที่ 4.6 ตัวอย่างการเลือกภาพที่สมบูรณ์ที่สุด

4.5 การรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

การรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ การทำงานจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน การสกัดคุณลักษณะสำคัญ ด้วยวิธีการรูปแบบ SIFT และการจำแนกประเภทตราเครื่องหมายรถยนต์

4.5.1 วิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญแบบ SIFT

ในส่วนของการสกัดคุณลักษณะสำคัญเป็นส่วนที่สำคัญในงานวิจัยชิ้นนี้เพื่อพัฒนาให้สมบูรณ์ โดยส่วนนี้จะใช้ข้อมูลภาพที่ได้จากส่วนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ มาทำการสกัดของคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญแบบ SIFT

ในขั้นตอนนี้เราจะใช้ภาพที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์มาซึ่งขนาดของภาพจะมีขนาดที่ต่างกันในแต่ละภาพ จะขนาดจะไม่เกิน 200×200 พิกเซล แล้วจึงนำมาสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการแบบ SIFT ซึ่งจะมีขั้นตอนการทำงานดังนี้

4.5.1.1 การค้นหาจุดสำคัญในขนาดและระยะทาง

ขั้นตอนนี้คือการหาตำแหน่งของจุดสำคัญ โดยการคำนวณความแตกต่างของการเบลอภาพ (Different of Gaussian) ด้วยวิธีการสร้าง พีระมิดของภาพเบลอ (Pyramid of Gaussian)

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (4.4)$$

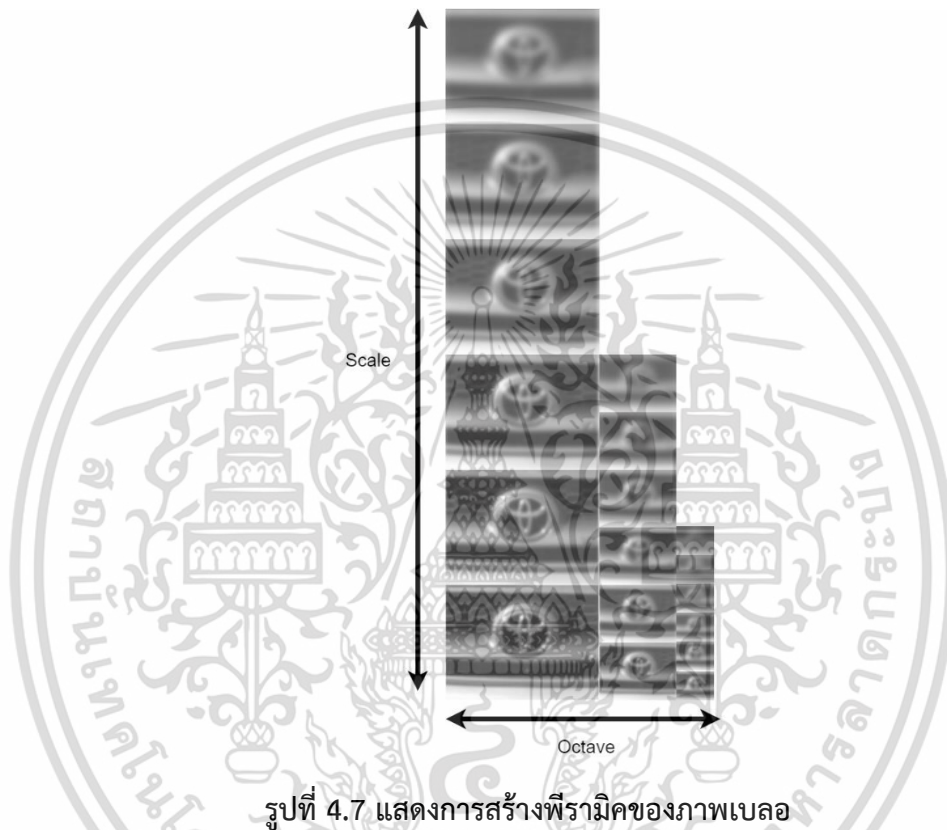
สมการที่ (4.4) นั้นจะบอกถึงการทำคอนโวลูชันกับภาพตัวฉบับเพื่อสร้างภาพเบลอ โดยที่ $L(x, y, \sigma)$ คือภาพหลังจากการทำภาพเบลอ $I(x, y)$ คือภาพต้นฉบับที่จะทำคอนโวลูชัน และ $G(x, y, \sigma)$ คือฟิลเตอร์ของภาพเบลอ ระดับฟิลเตอร์ภาพเบลอจะแปรผันไปตามระดับของพีระมิดด้วยสมการต่อไปนี้

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (4.5)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยตามสมการที่ (4.5) ระดับของภาพเบลอลขึ้นอยู่กับค่าซิกมาซึ่งในชั้นของพีระมิดจะมีระดับการเบลอต่างกัน ซึ่งค่าที่แตกต่างกันทำให้ระดับการเบลอต่างกันตามค่าซิกมาที่เพิ่มขึ้น ลำดับต่อมาจะทำการลดขนาดของรูปลงครึ่งหนึ่ง เพื่อลดขอบมูมที่จะทำให้เกิดจุดสำคัญที่ไม่จำเป็นออก

ผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการขั้นตอนนี้แสดงให้เห็นในรูปที่ 4.7 แสดงภาพพีระมิดของภาพเบลอในแต่ละชั้น และระดับในชั้น

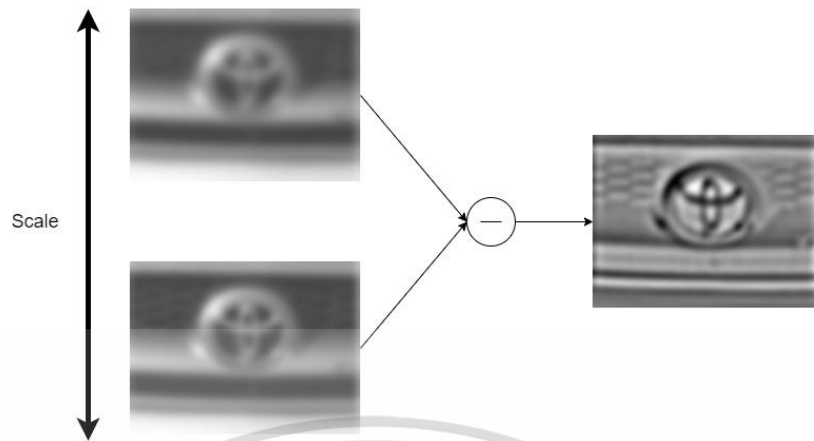


รูปที่ 4.7 แสดงการสร้างพีระมิดของภาพเบลอ

กระบวนการต่อไปคือการหาความแตกต่างระหว่างภาพเบลอ เพื่อหาความแตกต่างระหว่างภาพที่เบลอในระดับต่างกัน ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนนี้ คือจุดหรือเส้นที่มีความแตกต่างสูง โดยเป็นจุดขอบหรือมุมของวัตถุในภาพนั่นเอง การหาความแตกต่างระหว่างภาพเบลอสามารถหาได้โดยการลบภาพระหว่างระดับในชั้นเดียวกัน ตามสมการที่ (4.6)

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (4.6)$$

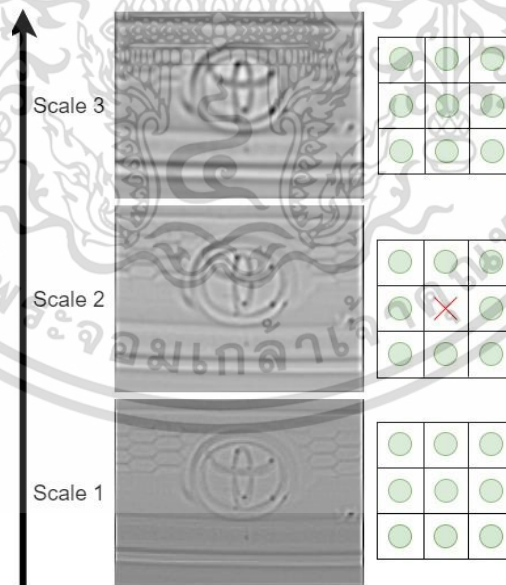
โดยสมการนี้ฟังก์ชัน D คือภาพที่เกิดจากการลบกันระหว่างฟังก์ชัน L คือภาพเบลอ โดยวิธีการลบภาพเบลอนั้นจะใช้ภาพที่อยู่ชั้นเดียวกัน และมีค่าซิกมาแตกต่างกันเท่ากับค่า k จากสมการที่ (4.6) โดยแสดงตัวอย่างดังรูปที่ 4.8



รูปที่ 4.8 ตัวอย่างแสดงการหาความแตกต่างระหว่างภาพเบลอ

4.5.1.2 การค้นหาตำแหน่งของจุดสำคัญ

ซึ่งหลังจากการทำหาความแตกต่างของภาพเบลอ แล้วนั้นเราจะทำการหาจุดสำคัญ หลักการสำคัญก็คือการหาจุดสูงสุดจากบริเวณรอบข้าง และจุดต่ำสุดของบริเวณรอบข้าง โดยวิธีการค้นหานี้ มาจากการเปรียบเทียบพิกเซลรอบข้างของจุดสนใจ การเปรียบเทียบนั้นกับ 26 พิกเซลรอบข้าง โดย 8 พิกเซล อยู่ระดับในชั้นเดียวกับจุดสนใจ แล้ว 9 พิกเซลสำหรับรูปภาพระดับในชั้นถัดไป และ 9 พิกเซลในระดับก่อนหน้า ตามรูปที่ 4.9



รูปที่ 4.9 ตัวอย่างการค้นหาจุดสูงสุดจากบริเวณใกล้เคียง และ จุดต่ำสุดของบริเวณใกล้เคียง ทั้งหมด 26 พิกเซล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จุดสำคัญที่ได้ออกมาเป็นจำนวนมาก หลังจากนั้นจะต้องมีการลดจำนวนจุดสำคัญ โดยกำหนดค่าคงที่ขึ้นมาหนึ่งตัวแทนเกณฑ์สูงสุดของค่าความเข้มแสงที่จุดสำคัญ โดยถ้าค่าความเข้มแสงที่จุดสำคัญน้อยกว่าที่กำหนดก็จะทำการตัดจุดนั้นออกซึ่งเราจะใช้วิธีการดังนี้

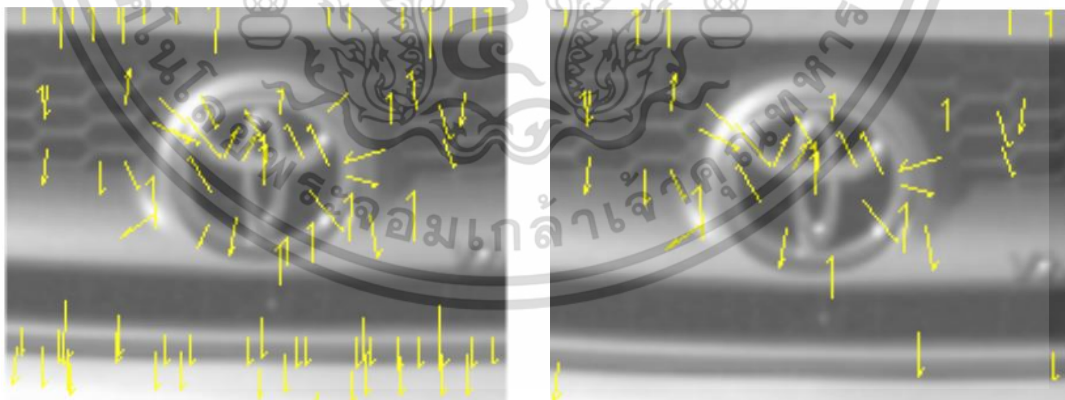
$$D(\mathbf{x}) = D + \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{x} + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \quad (4.7)$$

โดยจากภาคขยายของสมการแบบเทย์เลอร์กับภาพที่ผ่านการหาความแตกต่างของภาพเบลอ $D(x, y, \sigma)$ โดยใช้สมการของข้างต้น (4.7) ซึ่ง D หมายถึง การประเมินอนุพันธ์ ที่จุดสำคัญ และ $\mathbf{x} = (x, y, \sigma)^T$ คือตัวแทนของจุดสำคัญ แล้วตำแหน่งของ $\hat{\mathbf{x}}$ คือค่าที่กำหนดโดยการหาอนุพันธ์ของฟังก์ชันนี้ จากค่าของ \mathbf{x} และกำหนดให้เป็นศูนย์

$$\hat{\mathbf{x}} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial \mathbf{x}^2} \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}} \quad (4.8)$$

ซึ่ง D คือค่าประมาณการของความแตกต่างของพิกเซลรอบข้างของจุดสนใจ ซึ่งจะได้ผลลัพธ์ที่ขนาด 3×3 ในระบบเชิงเส้น แล้วการหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชัน (4.9) ซึ่งค่าของ $D(\hat{\mathbf{x}})$ จะใช้ในการตัดจุดสำคัญที่มีค่าความเข้มแสงน้อยกว่าที่กำหนด แล้วสมการที่ (4.9) นั้นมากจากการแทนค่าจากสมการที่ (4.8) ลงใน (4.7)

$$D(\hat{\mathbf{x}}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{x}} \hat{\mathbf{x}} \quad (4.9)$$



รูปที่ 4.10 (ซ้าย) ไม่ได้ทำการลดตำแหน่งของจุดสำคัญ และ (ขวา) ได้ทำการลดตำแหน่งของจุดสำคัญ

ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ดังรูปที่ 4.10 จะสังเกตเห็นว่าสามารถลดจำนวนของ จุดสำคัญส่วนเกินไปได้

การลดจุดสำคัญด้วยกระบวนการนี้สามารถลดจำนวนจุดสำคัญได้ ทั้งนี้หากแต่ว่าฟังก์ชันความต่างของเกาส์เซียนให้ผลลัพธ์ส่วนของขอบมุมของวัตถุในภาพเด่นขึ้น ทำให้เกิดการซ้ำซ้อนของจุดสำคัญจำนวนมาก

ส่วนยอดที่ไม่เด่นจากฟังก์ชันความต่างของเกาส์เซียนมีค่าโค้งหลักสูงตามแนวขอบและมีค่าต่ำในทิศทางที่ตั้งฉากกับแนว ค่าโค้งหลักนี้สามารถประเมินจากการสร้างเมตริกซ์ $\mathbf{H}_{2 \times 2}$ โดยคำนวณที่ตำแหน่งและชั้นแต่ละชั้นของจุดสำคัญ

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

ค่าไอเกนแวลู หรือค่าคุณลักษณะเฉพาะของเมตริกซ์มีความสัมพันธ์แปรผกผันกับค่าโค้งหลักของ D เพื่อหลีกเลี่ยงการคำนวณหาค่าคุณลักษณะเฉพาะโดยตรง เนื่องจากกระบวนการต้องการค้นหาอัตราส่วนระหว่างค่าสูงสุดและต่ำสุดเท่านั้น ดังนั้นกำหนดให้ α เป็นค่าคุณลักษณะเฉพาะที่มีค่าแมกนิจูดมากที่สุดและ β เป็นค่าคุณลักษณะเฉพาะที่ขนาดน้อยกว่า ผลรวมของค่าคุณลักษณะเฉพาะคำนวณได้จากเทรซของเมตริกซ์ และผลคูณของค่าคุณลักษณะเฉพาะคำนวณได้จากดีเทอร์มิแนนต์ ดังแสดงในสมการต่อไปนี้ (4.11)

$$\begin{aligned} \text{Tr}(\mathbf{H}) &= D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta, \\ \text{Det}(\mathbf{H}) &= D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta \end{aligned} \quad (4.11)$$

กำหนด r เป็นอัตราส่วน (Ratio) ระหว่างค่าคุณลักษณะเฉพาะที่มากที่สุดและต่ำกว่า หรือ $\alpha = r\beta$ แล้ว ความสัมพันธ์ระหว่างผลรวมกำลังสองและผลคูณของค่าคุณลักษณะแสดงดังสมการต่อไปนี้ (4.12)

$$\frac{\text{Tr}(\mathbf{H})^2}{\text{Det}(\mathbf{H})} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta + \beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r + 1)^2}{r} \quad (4.12)$$

4.5.1.3 การกำหนดทิศทางให้กับจุดสำคัญ

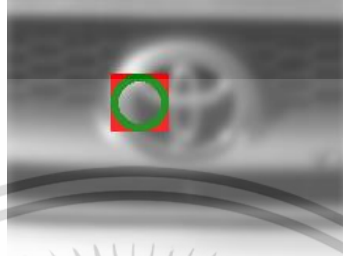
การทำงานของส่วนนี้คือการคำนวณหาค่ากาเดียนแมกนิจูด $m(x, y)$ คือขนาดของจุดสำคัญนั้นๆ และค่าออเรียนเทชัน $\theta(x, y)$ ซึ่งคือทิศทางของกาเดียน โดยจะคำนวณหาในแต่ละจุดสำคัญที่พบเจอ จากนั้นจะเอาขนาด และทิศทางของกาเดียนของพิกเซลบริเวณรอบข้างของจุดสำคัญนำมาสร้างฮิสโตแกรม โดยคำนวณขนาด และทิศทางจากสมการนี้ (4.13)

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x + 1, y) - L(x - 1, y))^2 + (L(x, y + 1) - L(x, y - 1))^2} \quad (4.13)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{L(x, y + 1) - L(x, y - 1)}{L(x + 1, y) - L(x - 1, y)}\right)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดย L คือระดับในชั้น ที่ติดกับระดับของจุดสำคัญ ฮิสโตแกรมของทิศทางแบ่งเป็น 36 ช่วง ครอบคลุมทิศทางรอบ 360° ข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณฮิสโตแกรมได้รับการถ่วงน้ำหนักโดยกาเดียน แมคนิจูดและค่าน้ำหนักของหน้าต่างที่เกิดจากค่าเกาเซียนโดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานซิกมา มีค่าเป็น 1.5 เท่าของระดับของจุดสำคัญนั้น



รูปที่ 4.11 แสดงตัวอย่างของตำแหน่งจุดสำคัญและขนาดของเพื่อนบ้านรอบข้าง

ซึ่งรูปที่ 4.11 จากการคำนวณโดยจำนวนพิกเซลรอบจุดสำคัญจะสามารถคำนวณได้จาก ตำแหน่งระดับในชั้นจะได้เท่ากับ 32 พิกเซลรอบข้าง ถ้ารวมตำแหน่งจุดสำคัญด้วยจะได้หน้าต่าง ขนาด 33 พิกเซล ซึ่งตำแหน่งจุดกึ่งกลางของจุดสำคัญนี้คือตำแหน่งที่ $x = 84$ และ $y = 65$ ซึ่งเรา ทำการคำนวณค่ากาเดียนแมคนิจูด และค่าออเรียนเทชั่นของพิกเซลรอบข้าง จากการเคลื่อนหน้าต่าง ขนาด 2×2 พิกเซล ดังรูปที่ 4.12

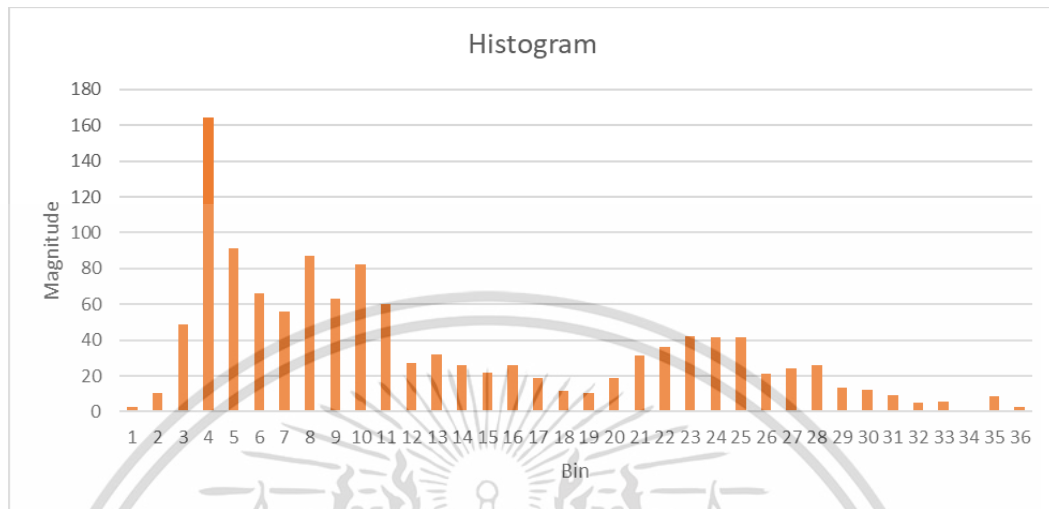


รูปที่ 4.12 ภาพแสดงการเคลื่อนหน้าต่างต่างกันในกรคำนวณค่ากาเดียนแมคนิจูด และค่าออเรียนเทชั่น

โดยการคำนวณค่ากาเดียนแมคนิจูด และค่าออเรียนเทชั่น ของพิกเซลรอบข้างของภาพ โดยค่า กาเดียนแมคนิจูด ที่ได้มาจะนำไปค่าน้ำหนักด้วยค่าซิกมา แล้วนำไปทำตารางฮิสโตแกรม ซึ่งค่าฮิสโต แกรมจะมีแกน y เป็นค่าองศา ที่จะแตกออกเป็นแต่ละช่วง โดยแต่ละช่วงนั้นจะมีความกว้างอยู่ที่ 10 องศา สามารถทำได้ทั้งหมด 36 ช่วง คือ 360 องศา ตำแหน่งช่วงคำนวณได้จากค่าออเรียนเทชั่น แล้ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

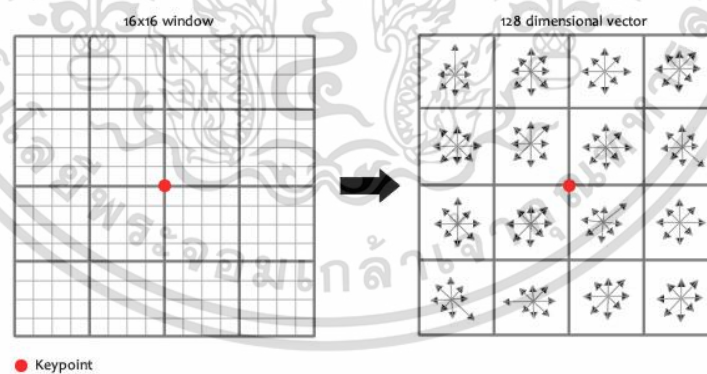
ค่ากาเดียนแมคนิจูด นั้นจะเพิ่มลงในตำแหน่งช่วงของจุดนั้นๆ ที่คำนวณได้ออกมา โดยจะแสดงกราฟฮิสโตแกรมที่รูป 4.13



รูปที่ 4.13 กราฟแสดงฮิสโตแกรมของค่ากาเดียนแมคนิจูด และค่าออเรนเทชั่น

4.5.1.4 การสร้างลักษณะเฉพาะของจุดสำคัญ

หลังจากทำการคำนวณหาค่ากาเดียนแมคนิจูด และค่าออเรนเทชั่นของพิกเซลรอบจุดสำคัญแล้ว จะมีการสร้างหน้าต่างขนาด 16×16 รอบจุดสำคัญขึ้นมา แล้วตารางแบ่งออกเป็นขนาด 4×4 หน้าต่าง ดังรูปที่ 4.14



รูปที่ 4.14 หน้าต่างขนาด 16×16 โดยแบ่งเป็นขนาด 4×4

จะเห็นว่าหน้าต่างขนาด 4×4 นั้นจะมีทั้งหมดรวม 16 ชุด โดยแต่ละชุดจะทำการคำนวณค่ากาเดียนค่าแมคนิจูด และค่าออเรนเทชั่น โดยจะนำมาสร้างเป็นตารางฮิสโตแกรมที่มีการแบ่งช่วงขององศา 8 ช่วง ช่วงละประมาณ 45 องศา โดยที่ในแต่ละช่วงขององศานั้น จะมีการหาค่าน้ำหนักโดยค่าน้ำหนักเท่ากับ $1 - d$ ในแต่ละองศา ซึ่ง d มีค่าเท่ากับระยะห่างจากค่าออเรนเทชั่นที่จุดกึ่งกลางของจุดสำคัญ โดยที่ค่าแมคนิจูด ของฮิสโตแกรมจะเท่ากับ ค่าแมคนิจูดคูณด้วยค่าน้ำหนักที่เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ได้มา ผลลัพธ์ทั้งหมดที่ได้มาจากหน้าต่างทั้งหมด มีจำนวนเท่ากับ $4 \times 4 \times 8$ เท่ากับ 128 เวกเตอร์ในแต่ละจุดสำคัญ

4.5.2 การจำแนกประเภทตราเครื่องหมายรถยนต์ (Logo Classification)

การจำแนกชนิดของตราเครื่องหมาย เพื่อให้ได้ข้อมูลตราเครื่องหมายรถยนต์ดำเนินการโดยสร้างโมเดลเพื่อประเมินผลในสองลักษณะคือ โมเดลที่ใช้คุณลักษณะสำคัญเป็นข้อมูลในการประมวลผล คุณลักษณะสำคัญที่เลือกใช้คือคุณลักษณะสำคัญแบบ SIFT ซึ่งใช้เป็นข้อมูลสำหรับการประมวลผลของการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด และการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โมเดลในอีกลักษณะหนึ่งเป็นโมเดลที่ใช้ข้อมูลภาพโดยตรงเป็นข้อมูลสำหรับการประมวลผลในการวิจัยครั้งนี้เป็นการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

ในการทดสอบระบบด้วยข้อมูลวิจัยนี้ ข้อมูลได้รับการทดสอบด้วยการตรวจประเมินโดยแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นห้าส่วน (5-fold Cross Validation) ข้อมูลแต่ละส่วนจะประกอบด้วยตัวแทนของแต่ละกลุ่มข้อมูลตามสัดส่วนข้อมูลที่ใช้ตั้งต้นในการสร้างต้นแบบ ข้อมูลจำนวน $n - 1$ ส่วน โดยที่ ($n = 5$) เป็นข้อมูลต้นแบบ และข้อมูลหนึ่งส่วนเป็นส่วนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ การทดสอบจะดำเนินการ n รอบ โดยสลับเปลี่ยนกลุ่มข้อมูลกันไป

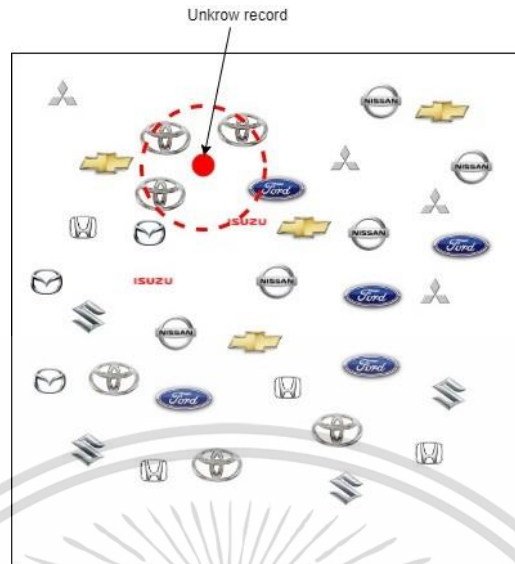
4.5.2.1 การรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง

กระบวนการค้นหาเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด โดยใช้การคำนวณหาระยะทางเชิงปริภูมิระหว่างข้อมูลที่สนใจ เมื่อเทียบกับข้อมูลอื่นรอบข้อมูลชุดนั้น ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นกลุ่มข้อมูลของระยะทางเชิงปริภูมิที่ โดยระยะทางเชิงปริภูมิที่สั้นที่สุด แสดงถึงการมีคุณสมบัติที่ใกล้เคียงกันระหว่างข้อมูลที่สนใจกับกลุ่มประเภทที่ใช้เปรียบเทียบ กระบวนการนี้มีข้อดีคือ มีความซับซ้อนในการคำนวณต่ำ เนื่องจากขึ้นอยู่กับเพียงแค่ 2 ปัจจัย คือ ระยะทางเชิงปริภูมิระหว่างข้อมูล และจำนวนของข้อมูลรอบข้าง (k) การหาเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงนั้น มีความทนทานต่อสัญญาณรบกวน และใช้เวลาในการประมวลผลน้อย

การหาค่าเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด สามารถคำนวณได้โดยสมการที่ (4.14)

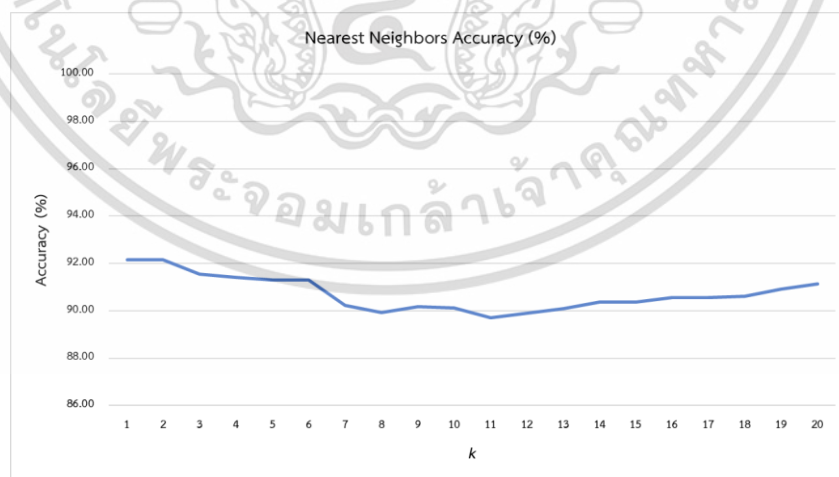
$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2} \quad (4.14)$$

โดยข้อมูลที่ถูกลำมาทดสอบจะถูกจัดให้เป็นกลุ่มเดียวกับกลุ่มที่มีระยะระหว่างข้อมูลกับข้อมูลตัวแทนของกลุ่มของข้อมูลที่มีระยะน้อยที่สุด ดังอธิบายได้จากรูป 4.15



รูปที่ 4.15 แสดงการค้นหาเพื่อนบ้านที่ใกล้เคียงที่สุด

การพิจารณาระยะระหว่างข้อมูลกับตัวแทนของกลุ่มข้อมูลนั้น สามารถพิจารณาจากตัวแทนกลุ่มข้อมูลจำนวน k ตำแหน่งเพื่อลดกระทบผลจากสัญญาณรบกวนที่อาจปะปนอยู่ในการสร้างโมเดลการเรียนรู้ลักษณะนี้จึงต้องทดสอบโมเดลกับตัวอย่างซึ่งเป็นตัวแทนของกลุ่มข้อมูลที่ใช้ เพื่อหาค่า k ที่เหมาะสม โดยค่า k คือจำนวนข้อมูลที่มีระยะห่างเชิงปริภูมิน้อยที่สุด k ลำดับเมื่อเทียบกับตัวแทนกลุ่มข้อมูลที่น่ามาสร้างต้นแบบ การกำหนดกลุ่มให้กับข้อมูลที่ทดสอบจะใช้วิธีการหาน้ำหนักของเพื่อนบ้านใกล้เคียง (Weighted Nearest Neighbors) เพื่อช่วยในการพิจารณา ผลลัพธ์ค่าความถูกต้องเฉลี่ยของข้อมูลที่น่ามาใช้ในการสร้างต้นแบบ แสดงในรูปที่ 4.16



รูปที่ 4.16 แสดงผลลัพธ์การทดสอบค่า k

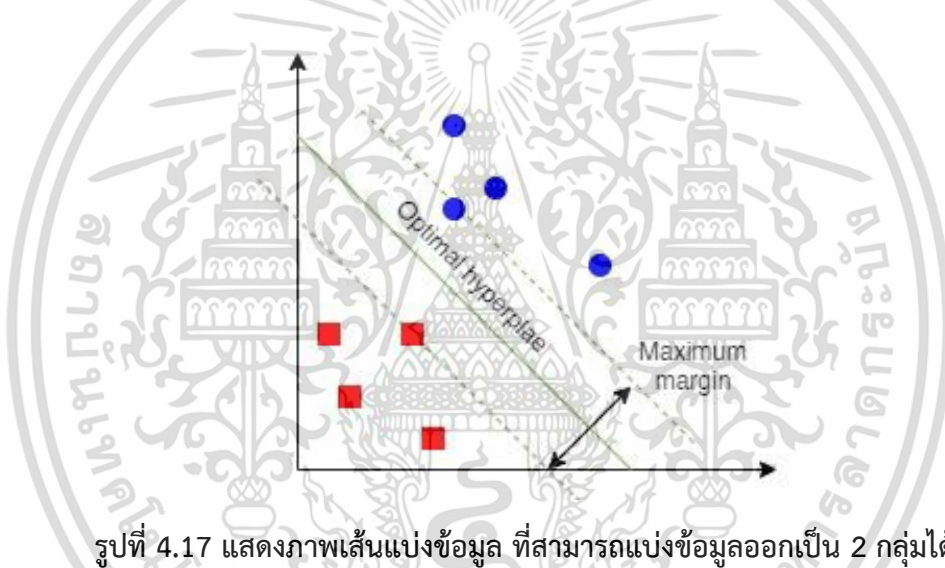
จากรูปที่ 4.16 แสดงให้เห็นการเปลี่ยนแปลงผลลัพธ์ค่าความถูกต้องเฉลี่ยของการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง ในช่วงค่า k ตั้งแต่ 1 ถึง 20 ข้อมูลจากกราฟแสดงให้เห็นว่าเมื่อค่า k

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เท่ากับ 1 จะให้ผลลัพธ์ค่าความถูกต้องเฉลี่ยที่ร้อยละ 92.14 ซึ่งเป็นค่าผลลัพธ์สูงสุด เมื่อเพิ่มค่า k ขึ้น ผลลัพธ์ค่าความถูกต้องเฉลี่ยลดลงมาจนถึงจุดที่ค่า k มีค่าเท่ากับ 11 ที่ร้อยละ 89.70 ผลลัพธ์ค่าความถูกต้องเฉลี่ยกลับมาเพิ่มขึ้นหลังจากค่า k มากกว่า 11 จนถึง 20 โดยที่ค่า k เท่ากับ 20 จะให้ผลลัพธ์ที่ 91.14 ดังนั้นในกระบวนการรู้จำแบบตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียงสำหรับตราเครื่องหมายรถยนต์นี้ จึงเลือกใช้ค่า $k = 1$

4.5.2.2 การรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

การรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน นั้นคืออัลกอริทึมที่สามารถนำมาช่วยแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูล ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลและจำแนกข้อมูลที่ถูกลบเข้าสู่กระบวนการรู้จำ จะเน้นไปยังเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูล โดยข้อมูลที่ใช้ในการสร้างโมเดลคือคุณลักษณะสำคัญจาก SIFT โดยข้อมูลจะมีการจัดการตามหัวข้อที่ 4.4.1



รูปที่ 4.17 แสดงภาพเส้นแบ่งข้อมูล ที่สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มได้

โดยวิธีการประมวลผลแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้นดำเนินการโดยใช้คุณลักษณะสำคัญของ SIFT ตามที่ได้บรรยายในข้างต้น ผลลัพธ์จากภาพที่ได้แต่ละภาพเป็นข้อมูลชนิดเวกเตอร์ขนาด 128 มิติ แต่ละกลุ่มข้อมูลภาพที่นำมาใช้ในการเรียนรู้เพื่อสร้างต้นแบบอาจมีจำนวนข้อมูลที่ไม่เท่ากัน ข้อมูลภาพที่นำมาใช้ในการเรียนรู้อาจมีสัญญาณรบกวนลักษณะต่าง ๆ ผสมรวมอยู่ หรือแม้กระทั่งกลุ่มของข้อมูลไม่สามารถแบ่งกลุ่มได้โดยแนวแบ่งเชิงเส้นตรง ดังนั้นการเลือกใช้การรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจึงต้องเลือกกระบวนการที่สามารถยอมรับความไม่แน่นอนของข้อมูลได้

ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้การรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ประมวลกำหนดแนวแบ่งแบบอ่อนนุ่ม (Soft margin SVM) โดยใช้คอร์เนลเรเดียลเบสิสฟังก์ชันในการแปลงข้อมูลให้สามารถแบ่งแยกกลุ่มได้โดยแนวแบ่งเชิงเส้นตรงดังแสดงในสมการที่ 4.16

$$K(x, y) = e^{-\gamma|x-y|^2} \quad \text{RBF Kernel} \quad (4.15)$$

การรู้จำแบบแนวแบ่งอ่อนนุ่มประกอบด้วยเคอร์เนลที่เลือกนี้ ทำให้มีพารามิเตอร์ที่ต้องปรับอย่างเหมาะสมกับระบบ 2 ตัว คือ แกมมา (Gamma) และ C โดยที่แกมมาเป็นพารามิเตอร์ของเคอร์เนลเรเดียลเบสิซฟังก์ชัน เป็นพารามิเตอร์ระบุขอบเขตการกระจายของกลุ่มข้อมูล ค่าแกมมาต่ำแสดงถึงกลุ่มข้อมูลมีคุณลักษณะสำคัญใกล้เคียงกันมาก การยอมรับข้อมูลที่ตรวจสอบจะต้องมีความใกล้เคียงกับกลุ่มตัวอย่างข้อมูลมาก ในทางตรงกันข้าม ค่าแกมมาสูงแสดงว่าข้อมูลมีคุณลักษณะสำคัญแตกต่างกัน ข้อมูลที่ตรวจสอบได้รับการยอมรับว่าเป็นกลุ่มข้อมูลเดียวกันได้ง่ายกว่ากรณีแรก สำหรับค่า C นั้นเป็นพารามิเตอร์ของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งเป็นพารามิเตอร์สำหรับการยอมรับความคลุมเครือของแนวขอบของกลุ่มข้อมูล เพื่อให้ได้ระบบที่มีระยะห่างระหว่างกลุ่มของข้อมูลเป็นระยะที่เหมาะสมที่สุด

ดังนั้นการสร้างระบบการรู้จำที่เหมาะสมกับประเภทข้อมูลที่ใช้ในระบบ ต้องมีการค้นหาค่าที่เหมาะสมระหว่างพารามิเตอร์ทั้งสอง ตารางที่ 4.1 แสดงการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับระบบด้วยวิธีการทดสอบประสิทธิภาพแบบครอสวาไรเดชัน 5 กลุ่ม (5-fold Cross Validation)

ตารางที่ 4.1 แสดงการปรับตัวแปรค่า Gamma และ C รวมถึงผลลัพธ์จากการแบ่งข้อมูลเพื่อนำมาทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลโดยเป็นค่าร้อยละความถูกต้อง

C \ Gamma	1	5	10	50	100
0.000001	35.3866	43.7928	47.5125	54.8726	52.2379
0.000005	52.3333	59.8014	62.1314	65.4811	65.7630
0.00001	58.7266	65.2168	66.6769	67.2848	66.8201
0.00005	67.6460	69.9936	70.0619	69.0554	68.6590
0.0001	62.6049	65.2014	65.0516	64.7216	64.7169
0.0005	33.1315	36.3777	36.3666	36.3644	36.3644
0.001	25.3617	27.3240	27.3240	27.3240	27.3240
0.005	20.9615	21.1069	21.1069	21.1069	21.1069
0.01	20.8140	20.8382	20.8382	20.8140	20.8140
0.05	20.8140	20.8140	20.8140	20.8140	20.8140
0.1	21.0474	21.0474	20.8140	20.8140	20.8140
0.5	20.8140	20.8140	20.8140	20.8140	20.8140

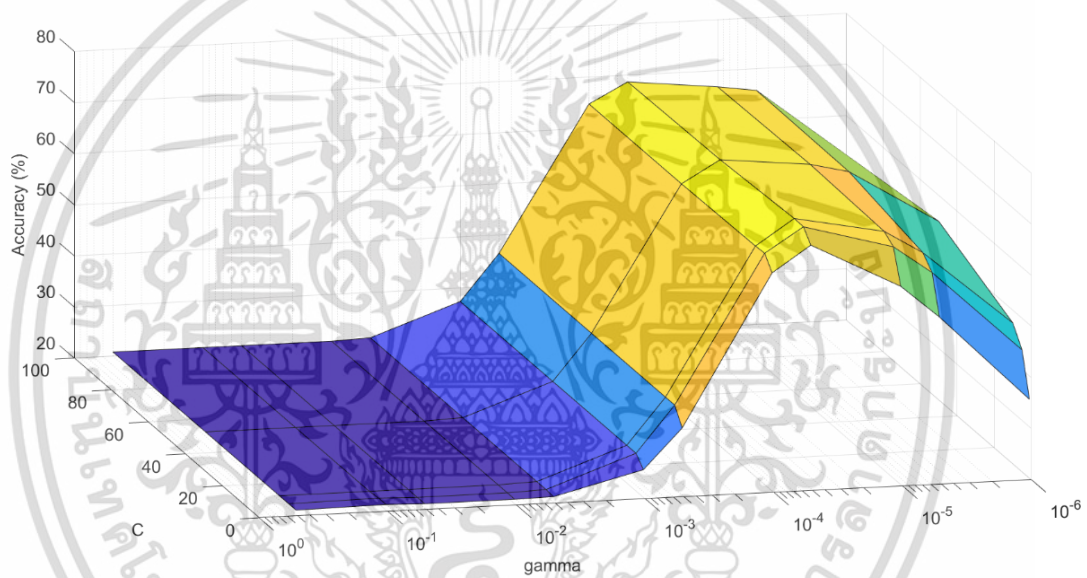
จากตาราง 4.1 แสดงให้เห็นค่าร้อยละความถูกต้องของการของรู้จำภายใต้พารามิเตอร์ทั้งสองที่ค่าต่างกัน ตัวอย่างเช่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กรณีค่า $C = 10$ และทดสอบกับค่าแกมมาในช่วง $10^{-6} \leq \gamma \leq 5 \times 10^{-1}$ ค่าร้อยละความถูกต้องเปลี่ยนจากร้อยละ 47.5125 ที่ $\gamma = 10^{-6}$ เพิ่มขึ้นถึงร้อยละ 70.0619 ที่ $\gamma = 5 \times 10^{-5}$ และเริ่มลดลง

กรณีค่า $\gamma = 5 \times 10^{-5}$ และเปลี่ยนค่า $1 \leq C \leq 10^2$ ค่าร้อยละความถูกต้องเปลี่ยนจากร้อยละ 67.6460 ที่ $C = 1$ และเพิ่มขึ้นถึงร้อยละ 70.0619 ที่ $C = 10$ และเริ่มลดลงเมื่อค่า C เพิ่มขึ้น

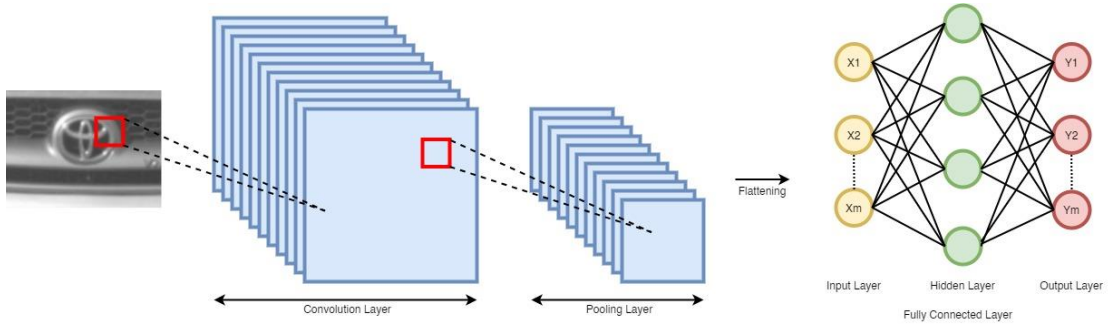
ตารางที่ 4.1 และรูปที่ 4.17 แสดงให้เห็นถึงความสำคัญในการเลือกพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับกระบวนการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและเคอร์เนลที่เลือกใช้



รูปที่ 4.18 กราฟแสดงการปรับตัวแปรค่าแกมมาและ C รวมถึงผลลัพธ์จากการแบ่งข้อมูลเพื่อนำมาทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล

4.5.2.3 การรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

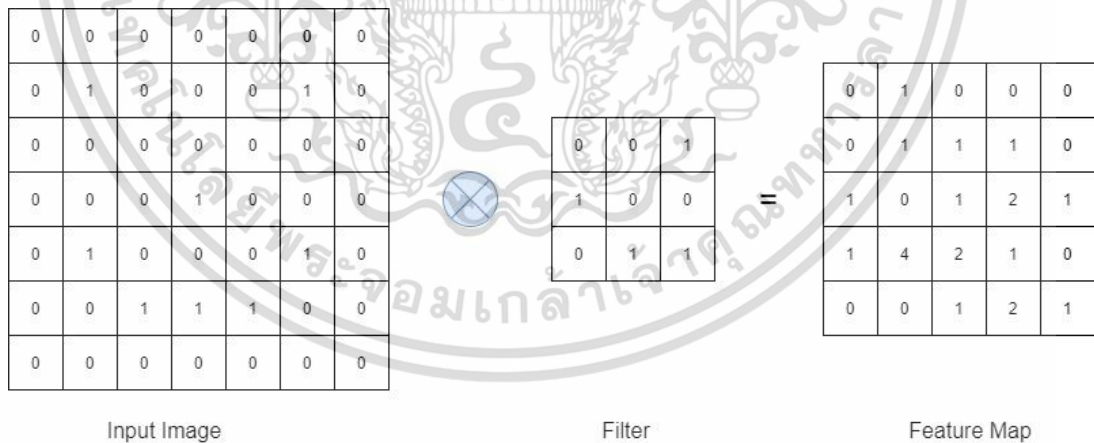
การรู้จำเป็นแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน [8] ซึ่งกระบวนการนี้สามารถสกัดคุณลักษณะสำคัญจากวิธีการคอนโวลูชัน (Convolutional) การทำพูลลิ่ง (Pooling) และวิเคราะห์ผลลัพธ์ด้วยโครงข่ายประสาท (Neural Network) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ออกมา



รูปที่ 4.19 แสดงการทำงานของกรรฐจำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

จากรูปที่ 4.18 นั้นวิธีการทำงานทั้งหมดจะแบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอน คือ คอนโวลูชัน พูลลิ่ง แพทเทนนิง (Flattening) และ ฟูลคอนเน็คชั่น (Full Connection)

วิธีการแรกคือคอนโวลูชัน กระบวนการจำเป็นต้องมีขนาดที่เท่ากันทั้งหมด และการทำคอนโวลูชันนั้นต้องกำหนดฟิลเตอร์ (Filter) รวมถึงตัวแปรที่จำเป็นต้องกำหนดค่าคือ สไตรด์ (Stride) และ แพคคิง (Padding) โดยค่าสไตรด์นั้นจะหมายถึงจำนวนการเคลื่อนของฟิลเตอร์ เช่น ค่าสไตรด์มีค่า 1 การเคลื่อนฟิลเตอร์ 1 ตำแหน่ง ถ้ามีค่าเป็น 2 ก็ทำการเคลื่อน 2 ตำแหน่ง และส่วนค่าแพคคิงจะเป็นการเพิ่มขอบพิกเซล โดยรอบภาพเช่น ค่าแพคคิงมีค่า 1 จะเพิ่มพิกเซลขอบรอบภาพที่เข้ามาทั้งบนล่าง ซ้าย ขวา อย่างละ 1 ทั้งหมด ดังรูปที่ 4.19

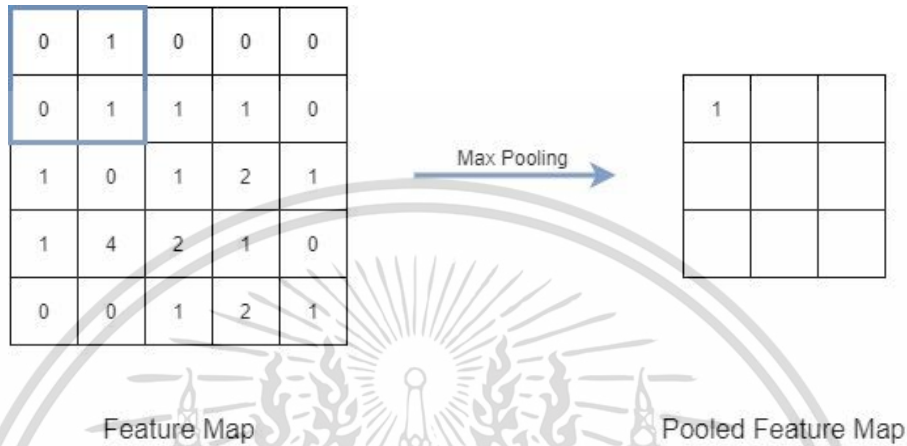


รูปที่ 4.20 แสดงการทำคอนโวลูชัน โดยใช้ฟิลเตอร์

หลังจากการทำคอนโวลูชัน แล้วก็ทำ Non Linearity (ReLU) นั่นคือการแปลงข้อมูลที่ออกมาเป็นติดลบให้เป็น 0 ซึ่งจะจัดการกับข้อมูลที่ติดลบ

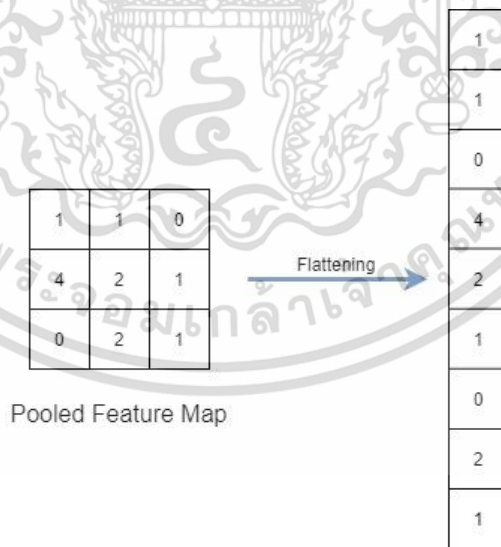
ลำดับต่อไปวิธีการพูลลิ่ง การทำให้รูปมีขนาดเล็กลง แต่ยังสามารถมองได้ว่ามันคืออะไร จำแนกวัตถุขึ้นนี้ที่ความละเอียดต่ำ แต่ CNN ที่ความละเอียดสูง ทำโดยใช้ตัวกรองในขนาดที่เราเอกละเอียดขึ้นนี้ที่ความละเอียดต่ำ แต่ CNN ที่ความละเอียดสูง ทำโดยใช้ตัวกรองในขนาดที่เราไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กำหนดในการทำ พูลลิ่ง โดยการทำให้พูลลิ่งมีวิธีการที่นิยมอยู่ 2 วิธีคือการทำแม็กซ์พูลลิ่ง (Max Pooling)และมินพูลลิ่ง (Mean Pooling) ซึ่งแม็กซ์พูลลิ่ง นั้นเป็นการหาค่าที่มากที่สุดจากในกรอบที่เรา กำหนดออกมา และ มินพูลลิ่งหมายถึงการ คำนวณค่าเฉลี่ยของทั้งกรอบออกมา ดังรูปที่ 4.20 เป็นการทำให้แม็กซ์พูลลิ่ง



รูปที่ 4.21 แสดงการทำ แม็กซ์พูลลิ่งในกรอบขนาด 2x2

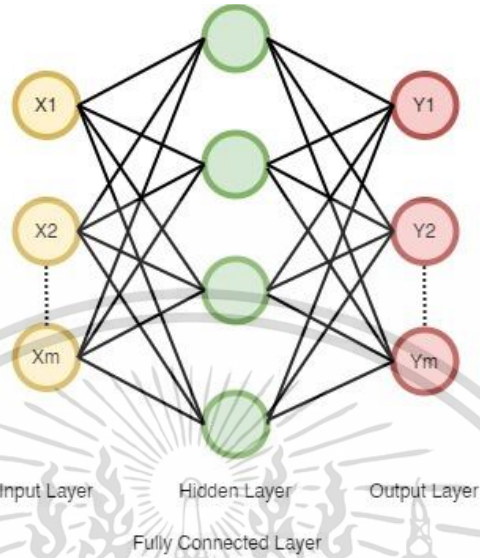
ส่วนต่อไปคือการทำให้เฟสเทอร์นิ่ง คือการแปลงข้อมูลการข้อมูลหลายแถวเป็นข้อมูลแถวเดียว คือการเตรียมข้อมูลก่อนเข้าส่วนของพูลคอนเน็คชั่น หรือส่วนของการรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ตามรูปที่ 4.21



รูปที่ 4.22 แสดงการทำเฟสเทอร์นิ่ง

ส่วนสุดท้ายพูลคอนเน็คชั่น หรือส่วนของการรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยการวิธีการ ทำจะแยกเป็น ชั้น (Layer) ทั้งหมด 3 ชั้น เป็นชั้นอินพุต (Input Layer), ชั้นฮิดเดน (Hidden Layer) ,ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) โดยขนาดของชั้นอินพุตจะมีขนาดเท่ากับจำนวนของเฟสเทอร์นิ่ง เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชั้นฮิดเดน นั้นจะมีขนาด และแถวตามแต่ที่เรากำหนด สุดท้ายนี้ชั้นเอาต์พุตจะมีขนาดเท่ากับจำนวนคลาสทั้งหมดที่จะแบ่งประเภทออกมา ดังรูปที่ 4.22



รูปที่ 4.23 แสดงในส่วนของการรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

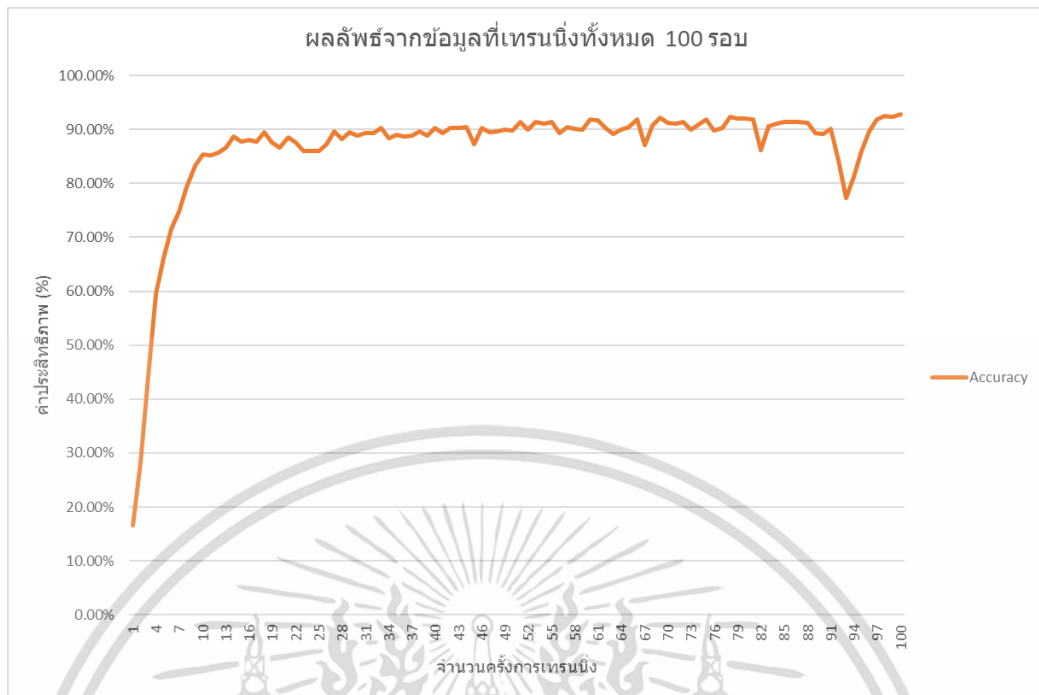
ซึ่งส่วนต่อจากนี้ผู้วิจัยได้กำหนดจำนวนชั้นและลำดับต่างของ CNN โดยแต่ละชั้นจะมีจำนวนที่ต่างกันตามนี้

ตารางที่ 4.2 แสดงการกำหนดค่าของ CNN

ชั้น	แถว	คอลัมน์	น้อยถึงมัลติ		น้อยถึงมัลติ	น้อยถึงมัลติ		โครงข่ายประสาท	แถว	คอลัมน์	แถว	คอลัมน์
			มัลติ	น้อย		มัลติ	น้อย					
กว้าง	60	3	3	3	3	3	20	50	9	9		
ยาว	50	3	3	3	3							
สไลด์	-	1	2	1	2	1						
แพคคิง	-	2	0	2	0	2						

โมเดลเทรนนิ่งของการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ใช้การส่งข้อมูลเข้าทีละชุด โดยเทรนนิ่งข้อมูลทั้งหมด 100 รอบ จากการทดสอบพบว่าผลลัพธ์ความถูกต้องเพิ่มขึ้นการตำแหน่งเริ่มต้นการเรียนรู้ จนกระทั่งถึงแนวอิมิตัว เมื่อทดสอบหาค่าเฉลี่ยความถูกต้องของกระบวนการด้วยวิธีการทดสอบประสิทธิภาพแบบครอสวาไรเดชัน 5 กลุ่ม ผลลัพธ์ที่ได้แสดงตามรูปที่ 4.23

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.24 แสดงผลลัพธ์จากข้อมูลที่ใช้เทรนนิ่ง

ซึ่งจากผลลัพธ์ที่ได้ทำให้ผู้วิจัยสามารถใช้โมเดลจากการเทรนนิ่ง ตั้งแต่ครั้งที่ 50 ขึ้นไปได้ โดยจะใช้ในการทดสอบของบทต่อไป

4.6 สรุปการตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

ในบทนี้บรรยายกระบวนการการตรวจจับและการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ที่ใช้ในงานวิจัย โดยแยกได้เป็นสองส่วน คือ การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ และการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ โดยการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์นั้น นำแนวคิดจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องจากบทที่ 3 มาพัฒนาต่อยอด ลดข้อจำกัดของกระบวนการเดิม สำหรับการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์นั้นจะใช้การสกัดคุณลักษณะร่วมกับการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง และการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน นอกจากนี้แล้วยังทดสอบกับการรู้จำด้วยข้อมูลภาพโดยตรงโดยใช้การรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

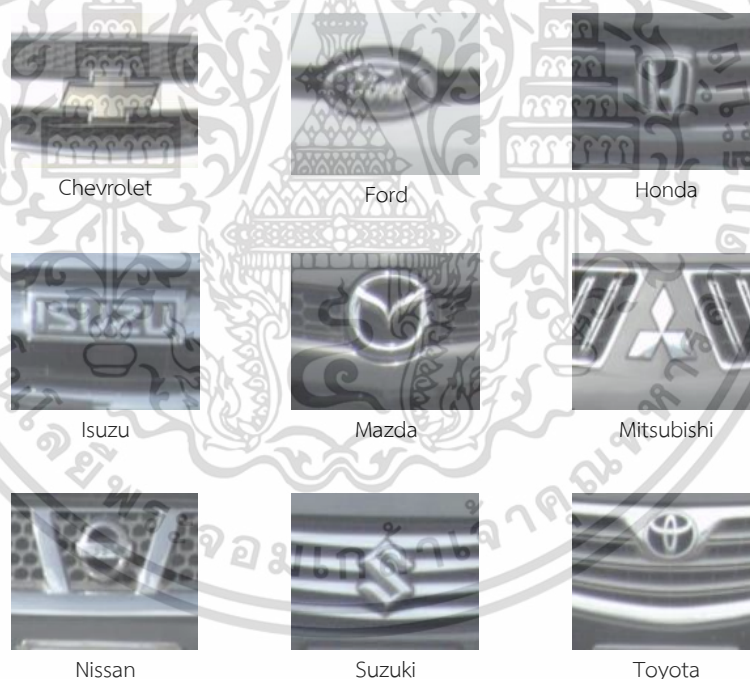
บทที่ 5

ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล

บทนี้นำเสนอข้อมูลสำหรับการทดลองและผลการทดลองจากสององค์ประกอบหลักของระบบ คือ การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ และการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

5.1 ข้อมูลสำหรับการทดลอง

ข้อมูลภาพที่ใช้ในการทดลองเป็นภาพรถยนต์จำนวน 9 ยี่ห้อ โดยเป็นภาพจริงจากระบบกล้องวงจรปิดสำหรับตรวจสอบสภาพการจราจรในพื้นที่สาธารณะ โดยเป็นภาพที่บันทึกในช่วงเวลากลางวัน ภาพแสดงตราเครื่องหมายรถยนต์อย่างชัดเจน โดยมีสภาพแสงขณะบันทึกแตกต่างกัน ทั้งในช่วงเวลาที่มีเมฆ เงา ฝนตก ความสว่างต่ำ หรือมีแสงสะท้อนลงบนตราเครื่องหมายรถยนต์ ภาพตราเครื่องหมายรถยนต์ที่นำมาใช้ทดลองเป็นภาพตราเครื่องหมายรถยนต์จำนวน 9 ยี่ห้อ ดังรูปที่ 5.1



รูปที่ 5.1 ตราเครื่องหมายรถยนต์

ภาพตราเครื่องหมายรถยนต์ที่ใช้ในการทดลองเป็นภาพขนาด 640×480 พิกเซล โดยมีข้อมูลภาพรวมทั้งหมด 3,195 ภาพ ทั้งนี้ขนาดตราเครื่องหมายแต่ละภาพนั้นมีขนาดแตกต่างกันตามแต่ละระยะห่างของกล้องวงจรปิดที่บันทึกกับรถยนต์ที่ถูกบันทึก นอกจากนั้นแล้วจำนวนตราเครื่องหมายของแต่ละยี่ห้อที่มีจำนวนที่แตกต่างกันดังแสดงในตารางที่ 5.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.1 แสดงจำนวนตราเครื่องหมายรถยนต์

ยี่ห้อ	จำนวน
Chevrolet (CHV)	424
Ford (FRD)	246
Honda (HND)	414
Isuzu (ISZ)	461
Mazda (MZD)	239
Mitsubishi (MTS)	290
Nissan (NSS)	513
Suzuki (SZK)	155
Toyota (TYT)	453

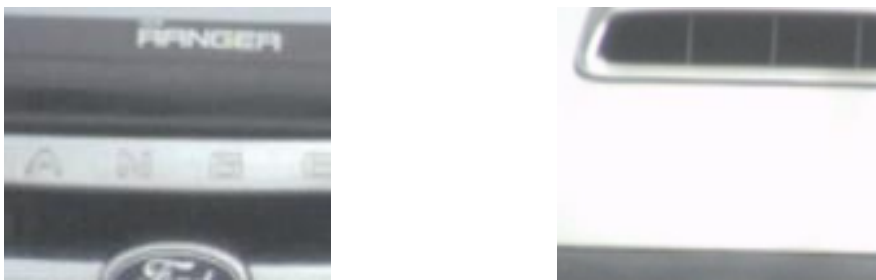
5.2 การทดลองการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์

เมื่อทดลองตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ตามกระบวนการที่ระบุในหัวข้อ 4.3 ผลลัพธ์จากกระบวนการที่นำเสนอสามารถแสดงได้ในตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 แสดงผลลัพธ์การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ด้วยการใช้วิธีการตามหัวข้อที่ 4.2

ตรวจจับได้ (%)	ไม่สามารถตรวจจับได้ (%)								
	CHV	FRD	HND	ISZ	MZD	MTS	NSS	SZK	TYT
96.21	0.81	0.53	0.25	0.69	0.22	0.31	0.28	0.06	0.63

ข้อมูลจากตารางที่ 5.2 แสดงให้เห็นประสิทธิภาพการตรวจจับด้วยกระบวนการที่นำเสนอ โดยสามารถตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ได้ร้อยละ 96.21 และไม่สามารถตรวจจับได้ร้อยละ 3.78 โดยตราเครื่องหมายรถยนต์ยี่ห้อเซฟโรเลต (CHV, Chevrolet) เป็นตราเครื่องหมายที่ไม่สามารถตรวจจับได้มากที่สุดเป็นร้อยละ 0.81

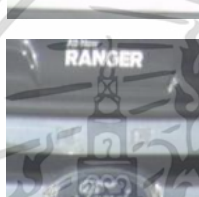


รูปที่ 5.2 (ซ้าย) แสดงภาพตราเครื่องหมายที่ไม่สมบูรณ์ และ (ขวา) แสดงภาพที่ไม่มีตรา
เครื่องหมายรถยนต์

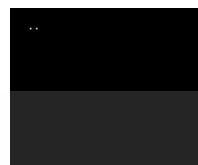
เมื่อวิเคราะห์ภาพข้อมูลที่ไม่สามารถตรวจจับเครื่องหมายได้ พบข้อจำกัดของกระบวนการ โดยเฉพาะในกรณีที่ภาพข้อมูลมีสภาพแสงน้อยทำให้ตราเครื่องหมายรถยนต์กลืนไปกับพื้นหลัง นั่นคือ เป็นภาพที่มีระดับความแตกต่างของแสงต่ำ (Low contrast) ทำให้ไม่สามารถหาขอบของวัตถุในภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ยังพบกรณีที่ภาพข้อมูลมีสติ๊กเกอร์ติดอยู่บริเวณหน้ารถทำให้เกิดความผิดพลาดในการตรวจจับขอบ เป็นผลให้ตรวจจับตราเครื่องหมายได้ไม่สมบูรณ์หรือไม่ปรากฏผล ในกระบวนการตรวจจับ ตัวอย่างภาพที่สามารถตรวจจับภาพตราเครื่องหมายอย่างสมบูรณ์หรือไม่ได้ผลเลยแสดงตามรูปที่ 5.2 (ซ้าย) โดยเป็นภาพตราเครื่องหมายรถยนต์ที่ไม่สมบูรณ์เนื่องจากสติ๊กเกอร์ด้านบนของภาพ และรูปที่ 5.2 (ขวา) โดยเป็นภาพที่ไม่มีตราเครื่องหมายรถยนต์อันเป็นผลจากภาพรบกวนที่กระโปรงรถยนต์

นอกจากนั้นแล้วการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่ผิดพลาดนั้นอาจเกิดจากสัญญาณรบกวนภายนอกทำให้มีผลต่อกระบวนการตรวจจับขอบ เช่น ภาพมีระดับความแตกต่างของแสงต่ำ ซึ่งผลกระทบของสองส่วนนี้ทำให้เกิดการตรวจจับตราเครื่องหมายผิดพลาด ดังรูปที่ 5.3 ตัวอย่างจากภาพแสดงผลกระทบของการตรวจจับขอบภาพต่อผลลัพธ์การตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ จะเห็นได้ว่าความผิดพลาดในกรณีตัวอย่างนี้ กระบวนการตรวจจับภาพสามารถตรวจจับหาขอบของตราเครื่องหมายได้ ในขณะเดียวกันยังตรวจจับพบขอบของวัตถุรบกวน เช่น สติ๊กเกอร์ ได้เช่นกัน ส่งผลให้ให้การเลือกหน้าต่างเพื่อนำไปใช้ในกระบวนการรู้จำผิดพลาด ตัวอย่างในอีกกรณีหนึ่ง คือ การตรวจจับหาขอบของตราเครื่องหมายไม่สำเร็จหรือพื้นที่ที่ตรวจจับได้มีขนาดพื้นที่ไม่เพียงพอสำหรับเป็นข้อมูลในการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ เป็นต้น

ภาพจากการตรวจจับตราเครื่องหมาย



ภาพการตรวจจับขอบ



รูปที่ 5.3 แสดงการตรวจจับตราเครื่องหมายที่ผิดพลาด และการตรวจจับขอบที่ผิดพลาด

นอกเหนือจากสัญญาณรบกวนภายนอกแล้ว อีกปัจจัยหนึ่งที่ควรคำนึงถึง คือ ความแตกต่างของประสิทธิภาพของกล้องที่ใช้ในการรับภาพ ส่งผลให้ภาพที่ได้รับมีขนาดความละเอียดของภาพที่แตกต่างกันออกไป

จากกระบวนการตรวจจับป้ายทะเบียนรถยนต์ที่นำเสนอ พบว่า การเปลี่ยนแปลงขั้น Step ในการค้นหานั้นไม่กระทบกับประสิทธิภาพของการตรวจจับป้ายอันเนื่องมาจากขนาดและตำแหน่งของการเคลื่อนที่อ้างอิงสัมพันธ์กับสัดส่วนขนาดของป้ายทะเบียนรถ ถึงแม้ภาพที่ได้รับมามีขนาดความละเอียดมากขึ้นก็ไม่ได้ส่งผลให้สัดส่วนขนาดของป้ายทะเบียนรถเปลี่ยนแปลงไป ตัวแปรที่ส่งผลต่อกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ตามที่นำเสนอมาจากขนาดของฟิลเตอร์ในกระบวนการที่เลือกใช้ เนื่องจากเป็นการวิเคราะห์ประมวลผลจากจุดภาพใกล้เคียงกัน ในภาพที่มีขนาดมุมมองเท่ากันภาพที่มีขนาดความละเอียดสูง พื้นที่ของแต่ละจุดภาพครอบคลุมพื้นที่รับภาพน้อย ทำให้ค่าความสว่างที่ได้รับของจุดที่ใกล้เคียงกันมีค่าที่แตกต่างกันน้อย ในทางตรงกันข้าม ภาพที่มีขนาดความละเอียดต่ำ แต่ละจุดภาพครอบคลุมที่มากกว่า ซึ่งทำให้ค่าความสว่างที่ได้รับมีความแตกต่างกันสูงกว่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.3 แสดงผลลัพธ์การตรวจจับตราเครื่องหมายของภาพที่มีความละเอียดและขนาดของฟิลเตอร์ที่แตกต่างกัน

ตารางที่ 5.3 แสดงผลลัพธ์การตรวจจับตราเครื่องหมายของภาพที่มีความละเอียดและขนาดของฟิลเตอร์ที่ต่างกัน

Accuracy (%)			
Resolution \ Filter Size	3x3	5x5	7x7
640 x 480	96.21	90.01	63.82
800 x 600	74.61	93.67	64.63
1024 x 768	20.47	95.08	65.98
1920 x 1440	0.00	96.71	73.86

ตารางที่ 5.3 แสดงผลลัพธ์การตรวจจับตราเครื่องหมายของฟิลเตอร์แต่ละขนาด กับภาพในแต่ละขนาด ซึ่งภาพในการทดลองจะเป็นขนาด 640 x 480 แล้วผู้วิจัยได้ทำการปรับขนาดภาพเพื่อสังเกตผลลัพธ์การตรวจจับ แล้วพบว่าในขนาดภาพที่ต่างกันจำเป็นต้องใช้ขนาดของฟิลเตอร์ที่เหมาะสมจะมีขนาดฟิลเตอร์ที่เล็กไปหรือใหญ่ไปก็ไม่ให้ผลลัพธ์ที่ดี นั้นสรุปได้เป็นผลลัพธ์ที่เหมาะสมแต่ละขนาดภาพ โดยขนาดภาพที่ 640 x 480 เหมาะสมกับฟิลเตอร์ขนาด 3 x 3 ภาพขนาด 800 x 600 1024 x 768 1920 x 1440 จะเหมาะกับฟิลเตอร์ขนาด 5 x 5 นั้นจะให้ผลลัพธ์การตรวจจับที่ดีที่สุด

5.3 ผลการทดลองการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

ผลลัพธ์จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ เป็นภาพซึ่งคาดหวังว่ามีตราเครื่องหมายปรากฏเป็นวัตถุในภาพ ภาพเหล่านั้นจะนำไปผ่านกระบวนการรู้จำตราเครื่องหมายที่อยู่ในภาพ โดยกระบวนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ที่นำมาทดสอบแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มที่หนึ่งเป็นกระบวนการที่ต้องอาศัยคุณลักษณะสำคัญ (Features) เป็นข้อมูลนำเข้ากระบวนการ และ กลุ่มที่สองเป็นกระบวนการที่สามารถเรียนรู้และค้นหาคุณลักษณะสำคัญในกระบวนการได้เอง โดยกลุ่มที่หนึ่งนั้นได้ทดสอบกับกระบวนการรู้จำสองกระบวนการ คือ การรู้จำด้วยการจำแนกแบบเพื่อนบ้านใกล้เคียง และการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับกระบวนการในกลุ่มที่สองนั้นใช้การรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

กระบวนการในกลุ่มที่หนึ่งนั้น ภาพผลลัพธ์จากการตรวจจับจะผ่านกระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยวิธีการ SIFT ดังที่ได้อธิบายกระบวนการในส่วนที่ 4.5.1 ผลลัพธ์ที่ได้จากการ

สกัดคุณลักษณะได้ผลลัพธ์เป็น 128 เวกเตอร์ สำหรับกระบวนการในกลุ่มที่สองนั้น กระบวนการสามารถค้นหาคุณลักษณะสำคัญในกระบวนการได้เองจึงไม่จำเป็นต้องผ่านการสกัดคุณลักษณะสำคัญ

เนื่องจากในระบบที่ใช้งานจริงนั้น ภาพที่ได้จากกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์นั้นอาจเป็นภาพผลลัพธ์ที่มีหรือไม่มีตราเครื่องหมาย ดังแสดงโอกาสการตรวจจับในตาราง 5.2 ข้างต้น ดังนั้นการทดลองจะดำเนินการกับข้อมูลภาพผลลัพธ์ทั้งสองกรณีเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของกระบวนการรู้จำ โดยส่วนแรกเป็นข้อมูลภาพผลลัพธ์ทั้งหมดจากกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ และ ส่วนที่สองเป็นข้อมูลภาพผลลัพธ์จากกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์เฉพาะภาพผลลัพธ์ที่มีตราเครื่องหมายเท่านั้นเพื่อทดสอบประสิทธิภาพกระบวนการรู้จำ ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลนำเสนอต่อไปนี้

5.3.1 ผลการทดลองการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง

การรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียงนั้น จำเป็นต้องสร้างโมเดลสำหรับการรู้จำก่อนนำไปใช้งาน ในการทดสอบระบบด้วยข้อมูลวิจัยนี้ ข้อมูลได้รับการทดสอบด้วยการตรวจประเมินโดยแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นห้าส่วน (5-fold Cross Validation) ข้อมูลแต่ละส่วนจะประกอบด้วยตัวแทนของแต่ละกลุ่มข้อมูลตามสัดส่วนข้อมูลที่ใช้ตั้งต้นในการสร้างต้นแบบ ข้อมูลจำนวน $n - 1$ ส่วน โดยที่ ($n = 5$) เป็นข้อมูลต้นแบบ และข้อมูลหนึ่งส่วนเป็นส่วนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ การทดสอบจะดำเนินการ n รอบ โดยสลับเปลี่ยนกลุ่มข้อมูลกันไป ทั้งนี้โมเดลการรู้จำนี้กำหนดค่า $k = 1$ ผลลัพธ์จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์แสดงในตาราง 5.4

ตารางที่ 5.4 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยด้วยกระบวนการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง โดยใช้ข้อมูลที่ผ่านผลลัพธ์มาจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์

Accuracy Result										
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	MITSUBISHI	NISSAN	SUZUKI	TOYOTA	NULL
CHEVROLET	87.25	1.25	1.75	6.50	0.00	0.25	1.25	0.00	1.00	0.75
FORD	0.78	81.18	2.35	5.49	0.78	0.00	3.53	0.00	4.71	1.18
HONDA	0.00	0.00	97.44	0.23	0.23	0.00	1.40	0.00	0.23	0.47
ISUZU	1.32	0.44	1.54	90.77	0.66	0.00	1.54	0.00	1.98	1.76
MAZDA	0.00	0.00	0.80	0.00	94.40	0.00	2.40	0.00	2.00	0.40
MITSUBISHI	1.03	0.34	1.38	3.10	0.69	84.48	4.48	0.00	4.14	0.34
NISSAN	0.80	0.20	1.00	2.60	0.20	0.20	92.40	0.00	2.20	0.40
SUZUKI	0.65	0.00	1.94	0.00	0.00	0.00	1.29	92.26	3.87	0.00
TOYOTA	1.30	0.22	1.52	0.87	0.00	0.22	1.52	0.00	94.35	0.00

ผลการทดลองแสดงให้เห็นร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยจากตราเครื่องหมายรถยนต์เก้าอี้ห่อโดยใช้ข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ซึ่งประกอบด้วยภาพที่มีตรา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เครื่องหมายและภาพที่ไม่มีตราเครื่องหมายจากกระบวนการในส่วนที่ 5.2 โดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 90.51 โดยตราเครื่องหมายที่มีร้อยละความถูกต้องมากที่สุดคือ HONDA โดยมีร้อยละความถูกต้อง 97.44 และ MAZDA โดยมีร้อยละความถูกต้อง 94.40 ทั้งนี้ตราเครื่องหมายที่มีร้อยละความถูกต้องน้อยที่สุดคือ MITSUBISHI โดยมีร้อยละความถูกต้อง 84.48 และ FORD ที่มีร้อยละความถูกต้อง 81.18

ลำดับต่อไปเป็นการทดสอบประสิทธิภาพของระบบรู้จำ โดยทดสอบกับภาพที่ได้จากกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ ภาพที่ใช้ในการทดสอบเป็นภาพที่มีตราเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏเป็นวัตถุในภาพ ภาพที่ไม่ปรากฏตราเครื่องหมายร้อยละ 3.78 ของภาพทั้งหมดไม่ได้นำมาใช้ทดสอบ ผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 5.5

ตารางที่ 5.5 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยด้วยกระบวนการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง ด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ

Accuracy Result												
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	mitsubishi	NISSAN	SUZUKI	TOYOTA	NULL	No Detection	
CHEVROLET	88.73	2.00	1.00	4.00	0.50	0.50	0.50	0.25	1.75	0.00	0.77	
FORD	0.78	84.80	0.78	3.14	0.00	0.39	3.14	0.00	5.88	0.00	1.08	
HONDA	0.47	0.00	98.82	0.00	0.00	0.00	0.47	0.00	0.23	0.00	0.02	
ISUZU	0.88	0.00	1.10	94.01	0.00	0.22	1.98	0.00	1.54	0.00	0.27	
MAZDA	0.40	0.00	1.20	0.00	97.11	0.00	0.40	0.00	0.80	0.00	0.09	
MITSUBISHI	0.34	0.00	1.72	2.41	0.34	86.41	4.48	0.00	3.79	0.00	0.48	
NISSAN	1.00	0.00	0.80	1.20	0.40	0.20	93.07	0.00	3.20	0.00	0.13	
SUZUKI	0.00	0.00	1.94	0.65	0.00	0.00	1.94	91.51	3.87	0.00	0.11	
TOYOTA	1.52	0.22	0.87	0.87	0.00	0.00	0.65	0.00	95.73	0.00	0.14	

ผลการทดสอบจากข้อมูลภาพที่มีตราเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏอยู่จากข้อมูลทั้งห้าชุดได้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องที่ร้อยละ 92.24 โดยเครื่องหมายตรารถยนต์ที่มีค่าร้อยละความถูกต้องสูงสุดคือ HONDA ที่ร้อยละ 98.82 และ MAZDA ที่ร้อยละ 97.11 และตราเครื่องหมายที่มีร้อยละความถูกต้องต่ำที่สุดคือ MITSUBISHI ที่ร้อยละ 86.41 และ FORD ที่ร้อยละ 84.80

การทดลองทั้งสองแสดงให้เห็นความแตกต่างระหว่างการรู้จำด้วยข้อมูลภาพที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ซึ่งอาจจะมีหรือไม่มีตราเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ กับกรณีข้อมูลภาพที่ผ่านกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์เฉพาะภาพข้อมูลที่มีตราเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ ทั้งนี้จากที่นำเสนอไปแล้วนั้นภาพที่ไม่ปรากฏตราเครื่องหมายเป็นจำนวนร้อยละ 3.78 แต่ผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยที่ได้รับระหว่างกรณีทั้งสองต่างกันร้อยละ 1.73

เนื่องจากการทดสอบมีการทดสอบโดยหลักการการแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นห้ากลุ่ม โดยใช้ในการสร้างโมเดลสี่กลุ่มและทดสอบหนึ่งกลุ่ม ดังนั้นผลลัพธ์ของการสุ่มข้อมูลเพื่อใช้ในการจัดกลุ่มนี้อาจมี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลต่อการสร้างโมเดลระบบการรู้จำ ดังนั้นจึงควรพิจารณาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของร้อยละความถูกต้องของการทดลองทั้งห้ากลุ่ม โดยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานน้อยแสดงถึงระบบมีผลกระทบจากการสุ่มข้อมูลที่น้อย หรืออีกนัยหนึ่งคือมีความทนทานต่อการสุ่มข้อมูลสูง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของการทดลองแสดงในตารางที่ 5.6

ตารางที่ 5.6 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง ด้วยข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านผลลัพธ์มาจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์

Standard Deviation										
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	MITSUBISHI	NISSAN	SUZUKI	TOYOTA	NULL
CHEVROLET	3.00	1.37	1.00	2.42	0.00	0.50	1.12	0.00	0.50	0.61
FORD	0.96	7.29	1.47	4.37	0.96	0.00	1.47	0.00	2.00	1.57
HONDA	0.00	0.00	1.36	0.47	0.47	0.00	1.36	0.00	0.47	0.57
ISUZU	1.28	0.88	1.12	1.64	0.88	0.00	1.12	0.00	1.08	0.88
MAZDA	0.00	0.00	0.98	0.00	3.44	0.00	0.80	0.00	2.53	0.80
MITSUBISHI	0.84	0.69	0.69	2.53	0.84	4.08	1.76	0.00	2.34	0.69
NISSAN	0.40	0.40	0.89	1.36	0.40	0.40	1.62	0.00	1.17	0.49
SUZUKI	1.29	0.00	2.58	0.00	0.00	0.00	2.58	5.24	3.16	0.00
TOYOTA	1.06	0.43	2.02	0.81	0.00	0.43	0.53	0.00	2.11	0.00

ตารางที่ 5.6 แสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของร้อยละความถูกต้องของการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียงด้วยข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านผลลัพธ์มาจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ โดยเครื่องหมายตรารถยนต์ที่มีค่าเบี่ยงเบนต่ำสุดสามลำดับคือ HONDA NISSAN และ ISUZU โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 1.36 1.62 และ 1.64 ตามลำดับ และเครื่องหมายตรารถยนต์ที่ได้รับผลกระทบต่อการสุ่มเลือกข้อมูลมากที่สุดคือ FORD SUZUKI และ MITSUBISHI โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 7.29 5.24 และ 4.08 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.7 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน การรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง ด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ

Standard Deviation												
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	MITSUBISHI	NISSAN	SUZUKI	TOYOTA	NULL	No Detection	
CHEVROLET	3.25	1.70	0.94	2.42	0.61	1.00	0.61	0.50	0.61	0.00	0.43	
FORD	1.57	4.32	1.57	2.00	0.00	0.78	2.00	0.00	3.28	0.00	0.76	
HONDA	0.57	0.00	1.49	0.00	0.00	0.00	0.93	0.00	0.47	0.00	0.02	
ISUZU	1.08	0.00	0.70	1.92	0.00	0.44	1.89	0.00	1.32	0.00	0.07	
MAZDA	0.80	0.00	0.98	0.00	1.68	0.00	0.80	0.00	0.98	0.00	0.08	
MITSUBISHI	0.69	0.00	1.54	1.38	0.69	3.91	0.84	0.00	2.53	0.00	0.28	
NISSAN	0.89	0.00	1.17	0.98	0.49	0.40	1.49	0.00	1.17	0.00	0.09	
SUZUKI	0.00	0.00	1.58	1.29	0.00	0.00	1.58	4.83	2.41	0.00	0.14	
TOYOTA	1.47	0.43	0.81	1.27	0.00	0.00	0.53	0.00	3.03	0.00	0.09	

ตารางที่ 5.7 แสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของร้อยละความถูกต้องของการรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียงด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่สมบูรณ์ โดยเครื่องหมายตรารถยนต์ที่มีค่าเบี่ยงเบนต่ำสุดสามลำดับคือ HONDA NISSAN และ ISUZU โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 1.49 1.49 และ 1.92 ตามลำดับ และเครื่องหมายตรารถยนต์ที่ได้รับผลกระทบต่อการสุ่มเลือกข้อมูลมากที่สุดคือ SUZUKI FORD และ MITSUBISHI โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 4.83 4.32 และ 3.91 ตามลำดับ

5.3.2 ผลการทดลองการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

การรู้จำด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จำเป็นต้องสร้างโมเดลสำหรับการรู้จำก่อนนำไปใช้งานเช่นเดียวกับแบบเพื่อนบ้านใกล้เคียง ในการทดสอบระบบด้วยข้อมูลวิจัยนี้ ข้อมูลได้รับการทดสอบด้วยการตรวจประเมินโดยแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นห้าส่วน (5-fold Cross Validation) ข้อมูลแต่ละส่วนจะประกอบด้วยตัวแทนของแต่ละกลุ่มข้อมูลตามสัดส่วนข้อมูลที่ใช้ตั้งต้นในการสร้างต้นแบบข้อมูลจำนวน $n - 1$ ส่วน โดยที่ ($n = 5$) เป็นข้อมูลต้นแบบ และข้อมูลหนึ่งส่วนเป็นส่วนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ การทดสอบจะดำเนินการ n รอบ โดยสลับเปลี่ยนกลุ่มข้อมูลกันไป

การทำโมเดลการรู้จำนั้นเลือกใช้ เรเดียลเคอร์เนล โดยมีการกำหนดค่าตัวแปรในการรู้จำ จะกำหนดค่าแกมมาเป็น 0.00005 และ ค่า C เป็น 10 ตามผลลัพธ์การเลือกพารามิเตอร์ทั้งสองจากส่วนที่ 4.5.2.3 ผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านผลลัพธ์มาจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์แสดงในตารางที่ 5.8

ตารางที่ 5.8 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านผลลัพธ์มาจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์

Accuracy Result										
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	MITSUBISHI	NISSAN	SUZUKI	TOYOTA	NULL
CHEVROLET	89.50	0.75	1.50	3.00	0.25	0.25	1.25	0.00	1.00	2.50
FORD	5.10	75.69	1.96	7.84	0.00	0.00	3.14	0.00	4.71	1.57
HONDA	2.09	0.00	93.95	0.70	0.00	0.70	2.09	0.00	0.23	0.23
ISUZU	1.98	1.10	1.32	88.13	0.00	0.22	3.74	0.00	0.22	3.30
MAZDA	0.40	0.40	0.80	0.40	92.80	0.00	3.20	0.00	0.40	1.60
MITSUBISHI	1.38	0.00	1.38	4.14	0.00	85.86	3.45	0.00	1.72	2.07
NISSAN	2.00	0.40	0.80	2.00	0.00	0.40	93.40	0.00	1.00	0.00
SUZUKI	4.52	0.65	1.29	1.29	0.00	1.94	3.87	81.29	3.87	1.29
TOYOTA	2.61	0.43	1.09	3.26	0.00	1.74	4.13	0.00	86.09	0.65

ผลการทดลองแสดงให้เห็นร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยจากตราเครื่องหมายรถยนต์ภายใต้ข้อใช้ข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ซึ่งประกอบด้วยภาพที่มีตราเครื่องหมายและภาพที่ไม่มีตราเครื่องหมายจากกระบวนการโดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 87.41 โดยตราเครื่องหมายที่มีร้อยละความถูกต้องมากที่สุดคือ HONDA และ NISSAN โดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 93.95 และ 93.40 ตามลำดับ ตราเครื่องหมายที่มีร้อยละความถูกต้องน้อยที่สุดคือ SUZUKI และ FORD โดยมีร้อยละความถูกต้อง 81.29 และ 75.69 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.9 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ

Accuracy Result											
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	MITSUBISHI	NISSAN	SUZUKI	TOYOTA	NULL	No Detection
CHEVROLET	93.03	0.50	1.25	2.50	0.00	0.00	1.00	0.25	1.00	0.00	0.47
FORD	6.27	76.22	2.35	5.88	0.00	0.00	2.35	0.00	5.10	0.00	1.82
HONDA	1.16	0.00	95.74	0.70	0.23	0.47	1.63	0.00	0.00	0.00	0.07
ISUZU	2.42	0.66	2.64	90.55	0.00	0.22	2.86	0.00	0.22	0.00	0.44
MAZDA	0.40	0.00	1.60	0.40	94.63	0.00	2.80	0.00	0.00	0.00	0.17
MITSUBISHI	1.38	0.34	2.76	4.48	0.00	86.83	2.76	0.00	1.03	0.00	0.41
NISSAN	2.20	0.40	1.00	2.00	0.60	0.80	91.26	0.00	1.60	0.00	0.14
SUZUKI	3.23	0.65	1.29	0.65	0.00	1.29	1.94	87.61	3.23	0.00	0.13
TOYOTA	2.17	0.00	1.96	2.17	0.22	1.09	4.13	0.00	87.73	0.00	0.53

ตารางที่ 5.9 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ โดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 89.28 โดยตราเครื่องหมายที่มีร้อยละความถูกต้องมากที่สุดคือ HONDA และ

MAZDA โดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 95.74 และ 94.63 ตามลำดับ ตราเครื่องหมายที่มีร้อยละความถูกต้องน้อยที่สุดคือ SUZUKI และ FORD โดยมีร้อยละความถูกต้อง 87.61 และ 76.22 ตามลำดับ

การทดลองทั้งสองแสดงให้เห็นความแตกต่างระหว่างการรู้จำด้วยข้อมูลภาพที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ซึ่งอาจจะมีหรือไม่มีตราเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ กับกรณีข้อมูลภาพที่ผ่านกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์เฉพาะภาพข้อมูลที่มีตราเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องร้อยละ 87.41 และ 89.28 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.10 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านผลลัพธ์มาจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์

Standard Deviation											
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	MAZDA	MAZDA	MAZDA	MAZDA	MAZDA	MAZDA
CHEVROLET	2.57	1.00	1.84	1.87	0.50	0.50	1.58	0.00	0.50	1.94	
FORD	2.66	5.20	1.75	1.75	0.00	0.00	2.66	0.00	2.00	1.47	
HONDA	1.54	0.00	1.14	0.93	0.00	0.93	0.87	0.00	0.47	0.47	
ISUZU	1.76	0.98	1.08	1.08	0.00	0.44	1.92	0.00	0.44	0.70	
MAZDA	0.80	0.80	0.98	0.80	3.71	0.00	3.25	0.00	0.80	1.50	
MAZDA	0.69	0.00	1.29	2.80	0.00	3.99	1.89	0.00	1.09	2.01	
MAZDA	1.79	0.49	0.98	1.26	0.00	0.49	2.33	0.00	0.63	0.00	
MAZDA	1.58	1.29	2.58	1.58	0.00	1.58	2.41	1.29	2.41	1.58	
MAZDA	1.90	0.53	0.97	1.54	0.00	0.87	1.27	0.00	5.39	0.53	

ตารางที่ 5.10 แสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของร้อยละความถูกต้องของการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านผลลัพธ์มาจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ โดยเครื่องหมายตรารถยนต์ที่มีค่าเบี่ยงเบนต่ำสุดสามลำดับคือ ISUZU HONDA และ SUZUKI โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 1.08 1.14 และ 1.29 ตามลำดับ และเครื่องหมายตรารถยนต์ที่ได้รับผลกระทบต่อการสุ่มเลือกข้อมูลมากที่สุดคือ TOYOTA FORD และ MITSUBISHI โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 5.39 5.20 และ 3.99 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.11 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
ด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์
ปรากฏ

Standard Deviation												
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	MITSUBISHI	NISSAN	SUZUKI	TOYOTA	NULL	No Detection	
CHEVROLET	2.66	0.61	1.94	2.24	0.00	0.00	0.94	0.50	0.94	0.00	0.31	
FORD	4.71	8.43	1.47	2.48	0.00	0.00	2.29	0.00	3.19	0.00	1.56	
HONDA	1.27	0.00	1.20	0.93	0.47	0.57	1.19	0.00	0.00	0.00	0.05	
ISUZU	1.28	0.54	2.83	1.72	0.00	0.44	1.79	0.00	0.44	0.00	0.07	
MAZDA	0.80	0.00	0.80	0.80	2.14	0.00	2.04	0.00	0.00	0.00	0.11	
MITSUBISHI	1.29	0.69	2.34	1.76	0.00	2.42	1.76	0.00	1.38	0.00	0.26	
NISSAN	1.60	0.49	1.10	0.89	0.49	0.40	1.59	0.00	1.02	0.00	0.06	
SUZUKI	2.04	1.29	2.58	1.29	0.00	1.58	1.58	4.67	2.89	0.00	0.16	
TOYOTA	1.82	0.00	1.74	0.69	0.43	0.97	2.11	0.00	3.31	0.00	0.31	

ตารางที่ 5.11 แสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของร้อยละความถูกต้องของการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่สมบูรณ์ โดยเครื่องหมายตรารถยนต์ที่มีค่าเบี่ยงเบนต่ำสุดสามลำดับคือ HONDA NISSAN และ ISUZU โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 1.20 1.59 และ 1.72 ตามลำดับ และเครื่องหมายตรารถยนต์ที่ได้รับผลกระทบต่อการสุ่มเลือกข้อมูลมากที่สุดคือ FORD SUZUKI และ TOYOTA โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 8.43 4.67 และ 3.31 ตามลำดับ

5.3.3 ผลการทดลองการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

การรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันนั้นเป็นกระบวนการที่เรียนรู้จากข้อมูลโดยตรง ในกรณีที่เป็นข้อมูลภาพ ค่าความสว่างของภาพถูกนำไปใช้ประมวลผล ซึ่งแตกต่างจากกระบวนการรู้จำสองแบบข้างต้น การรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันนี้จำเป็นต้องมีขนาดข้อมูลที่เท่ากัน จึงปรับขนาดข้อมูลพื้นที่ส่วนที่ได้รับจากกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ให้มีขนาด 50 x 60 พิกเซล และทำการทดลองระบบเช่นเดียวกับระบบอื่นที่นำเสนอมา โดยข้อมูลได้รับการทดสอบด้วยการตรวจประเมินโดยแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นห้าส่วน (5-fold Cross Validation) ข้อมูลแต่ละส่วนจะประกอบด้วยตัวแทนของแต่ละกลุ่มข้อมูลตามสัดส่วนข้อมูลที่ใช้ตั้งต้นในการสร้างต้นแบบ ข้อมูลจำนวน $n - 1$ ส่วน โดยที่ ($n = 5$) เป็นข้อมูลต้นแบบ และข้อมูลหนึ่งส่วนเป็นส่วนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ การทดสอบจะดำเนินการ n รอบ โดยสลับเปลี่ยนกลุ่มข้อมูลกันไป

ตารางที่ 5.12 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ด้วยข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านผลลัพธ์มาจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์

Accuracy Result									
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	MITSUBISHI	NISSAN	SUZUKI	TOYOTA
CHEVROLET	89.50	1.50	0.25	3.75	0.00	1.50	2.25	0.00	1.25
FORD	4.71	83.53	0.39	3.92	0.00	2.35	3.14	0.39	1.57
HONDA	0.93	0.23	93.95	0.47	0.47	0.70	1.86	0.23	1.16
ISUZU	4.18	1.98	0.00	89.67	0.00	2.42	1.32	0.00	0.44
MAZDA	2.00	0.00	0.80	0.40	92.00	0.00	3.20	0.00	1.60
MITSUBISHI	2.76	1.72	0.69	4.14	0.00	84.48	3.10	1.38	1.72
NISSAN	2.20	1.00	0.40	1.40	1.00	1.60	89.40	0.60	2.40
SUZUKI	0.00	0.65	0.00	0.00	0.65	3.23	1.29	92.26	1.94
TOYOTA	1.52	1.30	0.43	1.30	0.22	1.30	3.48	0.65	89.78

ผลการทดลองแสดงให้เห็นร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยจากตราเครื่องหมายรถยนต์ภายใต้ข้อโดยใช้ข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ซึ่งประกอบด้วยภาพที่มีตราเครื่องหมายและภาพที่ไม่มีตราเครื่องหมายจากกระบวนการโดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 90.45 โดยตราเครื่องหมายที่มีร้อยละความถูกต้องมากที่สุดคือ HONDA และ SUZUKI โดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 93.95 และ 92.26 ตามลำดับ ตราเครื่องหมายที่มีร้อยละความถูกต้องน้อยที่สุดคือ MITSUBISHI และ FORD โดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องร้อยละ 84.48 และ 83.53 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.13 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ

Accuracy Result										
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	MITSUBISHI	NISSAN	SUZUKI	TOYOTA	No Detection
CHEVROLET	93.08	0.25	0.25	3.00	0.00	0.75	0.50	0.50	1.25	0.42
FORD	3.92	84.40	0.39	2.75	0.39	1.18	2.35	0.78	2.75	1.09
HONDA	0.93	0.47	94.80	0.70	0.00	0.23	1.63	0.00	1.16	0.08
ISUZU	2.42	1.54	0.00	90.54	0.22	2.64	0.88	0.22	1.10	0.45
MAZDA	0.40	0.00	2.00	0.00	90.91	0.00	4.00	0.00	2.40	0.29
MITSUBISHI	3.10	1.38	1.72	2.07	0.00	86.85	2.41	1.38	0.69	0.39
NISSAN	0.20	0.60	0.80	1.80	1.00	1.40	91.65	0.60	1.80	0.15
SUZUKI	0.00	1.29	0.65	0.65	0.00	3.23	0.65	91.51	1.94	0.11
TOYOTA	0.87	0.87	0.87	0.43	0.65	1.96	3.48	0.22	90.25	0.40

ตารางที่ 5.13 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รถยนต์ปรากฏ โดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 89.28 โดยตราเครื่องหมายที่มีร้อยละความถูกต้องมากที่สุดคือ HONDA และ CHEVROLET โดยมีค่าความถูกต้องร้อยละ 94.80 และ 93.08 ตามลำดับ ตราเครื่องหมายที่มีร้อยละความถูกต้องน้อยที่สุดคือ MITSUBISHI และ FORD โดยมีร้อยละความถูกต้อง 86.85 และ 84.40 ตามลำดับ

การทดลองทั้งสองแสดงให้เห็นความแตกต่างระหว่างการรู้จำด้วยข้อมูลภาพที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ซึ่งอาจจะมีหรือไม่มีตราเครื่องหมายรถยนต์ปรากฏ กับกรณีข้อมูลภาพที่ผ่านกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์เฉพาะภาพข้อมูลที่มีตราเครื่องหมายรถยนต์ ปรากฏค่าเฉลี่ยความถูกต้องร้อยละ 89.38 และ 89.28 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.14 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ด้วยข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านผลลัพธ์มาจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์

Standard Deviation									
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	mitsubishi	NISSAN	SUZUKI	TOYOTA
CHEVROLET	2.81	1.46	0.50	1.58	0.00	0.50	1.22	0.00	1.94
FORD	2.93	2.35	0.78	2.77	0.00	1.92	2.00	0.78	0.78
HONDA	0.87	0.47	2.25	0.93	0.93	0.57	1.19	0.47	1.04
ISUZU	1.89	1.08	0.00	3.15	0.00	1.46	0.44	0.00	0.88
MAZDA	3.10	0.00	1.60	0.80	4.73	0.00	2.40	0.00	1.96
MITSUBISHI	1.76	1.09	0.84	2.80	0.00	7.55	2.53	1.29	1.54
NISSAN	2.48	0.63	0.49	1.85	0.89	1.85	2.87	0.49	1.50
SUZUKI	0.00	1.29	0.00	0.00	1.29	2.89	1.58	3.87	1.58
TOYOTA	0.87	0.81	0.53	1.06	0.43	0.43	1.74	0.53	2.80

ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของร้อยละความถูกต้องของการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ด้วยข้อมูลทั้งหมดที่ผ่านผลลัพธ์มาจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ โดยเครื่องหมายตรารถยนต์ที่มีค่าเบี่ยงเบนต่ำสุดสามลำดับคือ HONDA FORD และ TOYOTA โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 2.25 2.35 และ 2.80 ตามลำดับ และเครื่องหมายตรารถยนต์ที่ได้รับผลกระทบต่อการสุ่มเลือกข้อมูลมากที่สุดคือ MITSUBISHI MAZDA และ SUZUKI โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 7.55 4.73 และ 3.87 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.15 ตารางแสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ

Standard Deviation										
Sample	CHEVROLET	FORD	HONDA	ISUZU	MAZDA	MITSUBISHI	NISSAN	SUZUKI	TOYOTA	No Detection
CHEVROLET	2.78	0.50	0.50	1.87	0.00	1.00	0.61	0.61	1.94	0.22
FORD	3.04	5.93	0.78	1.57	0.78	1.57	1.47	0.96	2.00	0.87
HONDA	0.87	0.57	3.23	0.93	0.00	0.47	0.93	0.00	0.74	0.08
ISUZU	1.28	0.88	0.00	2.50	0.44	2.04	0.82	0.44	1.39	0.12
MAZDA	0.80	0.00	2.53	0.00	7.75	0.00	3.58	0.00	0.80	0.32
MITSUBISHI	1.29	2.01	1.89	1.29	0.00	5.23	2.58	1.29	0.84	0.30
NISSAN	0.40	0.49	0.75	1.33	0.63	1.85	2.99	0.80	1.60	0.18
SUZUKI	0.00	1.58	1.29	1.29	0.00	3.53	1.29	4.38	2.58	0.14
TOYOTA	0.81	0.81	0.81	0.53	0.53	0.81	2.11	0.43	3.65	0.19

ตารางที่ 5.15 แสดงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของร้อยละความถูกต้องของการรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันด้วยข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่สมบูรณ์ โดยเครื่องหมายตรารถยนต์ที่มีค่าเบี่ยงเบนต่ำสุดสามลำดับคือ ISUZU CHEVROLET และ NISSAN โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 2.50 2.78 และ 2.99 ตามลำดับ และเครื่องหมายตรารถยนต์ที่ได้รับผลกระทบต่อการสุ่มเลือกข้อมูลมากที่สุดคือ MAZDA FORD และ MITSUBISHI โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 7.75 5.93 และ 5.23 ตามลำดับ

5.4 สรุปผลการทดลอง

การผลการทดลองด้วยการรู้จำทั้งสามวิธีการ คือ การรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง การรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และ การรู้จำแบบโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน สามารถสรุปผลได้ดังแสดงในตารางที่ 5.16

ตารางที่ 5.16 แสดงข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ย

กระบวนการรู้จำ	ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ย	
	ข้อมูลภาพผลลัพธ์จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์	ข้อมูลภาพผลลัพธ์จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์เฉพาะที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ
SIFT + Nearest Neighbor	90.51	92.24
SIFT + SVM	87.41	89.28
Convolutional Neural Network	89.39	90.45

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้อมูลผลลัพธ์ร้อยละความถูกต้องเฉลี่ยดังปรากฏในตารางที่ 5.16 แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพการทำงานของระบบรู้จำเมื่อนำมาประยุกต์ใช้กับการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ ซึ่งระบบประกอบไปด้วยส่วนตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ และส่วนการรู้จำ เมื่อนำมาประยุกต์ใช้กับข้อมูลภาพรถยนต์ในสถานการณ์จริงโดยใช้กล้องวงจรปิดจากระบบจราจรจริงและสภาพแสงที่แตกต่างกันระหว่างวัน

ผลการทดลองพบว่ากระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์สามารถตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ได้ร้อยละ 96.22 หรืออีกนัยหนึ่งคือไม่สามารถตรวจจับตราเครื่องหมายได้ร้อยละ 3.78 ด้วยสาเหตุจากสัญญาณรบกวนจากธรรมชาติและสัญญาณรบกวนจากการกระทำโดยมนุษย์

เมื่อนำข้อมูลภาพที่ผ่านกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์มาใช้กับระบบการรู้จำในสภาพการใช้งานจริงนั้น ระบบไม่สามารถตรวจตราว่ามีตราเครื่องหมายรถยนต์ปรากฏอยู่หรือไม่โดยอัตโนมัติ เมื่อให้ระบบรู้จำวิเคราะห์ข้อมูลภาพ พบว่าประสิทธิภาพของระบบอยู่ในช่วงร้อยละ 87.41 ถึง 90.51 ทั้งนี้เมื่อทดสอบกับข้อมูลภาพที่มีตราเครื่องหมายปรากฏอยู่เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของกระบวนการรู้จำพบว่าประสิทธิภาพอยู่ในช่วงร้อยละ 89.28 ถึง 92.24

เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลตราเครื่องหมายรถยนต์ที่สามารถสร้างโมเดลการตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ และข้อมูลตราเครื่องหมายที่จำเป็นต้องคัดเลือกและปรับปรุงระบบให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น โดยแสดงลำดับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีความถูกต้องสูงในตารางที่ 5.17 และลำดับตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีความถูกต้องต่ำในตารางที่ 5.18

ตารางที่ 5.17 แสดงตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีความถูกต้องสูงสุดลำดับ 1 และลำดับ 2

กระบวนการรู้จำ	ตราเครื่องหมายรถยนต์			
	ข้อมูลภาพผลลัพธ์จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์		ข้อมูลภาพผลลัพธ์จากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์เฉพาะที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ	
	ลำดับ 1	ลำดับ 2	ลำดับ 1	ลำดับ 2
SIFT + Nearest Neighbor	HONDA (97.44%)	MAZDA (94.40%)	HONDA (98.82%)	MAZDA (97.01%)
SIFT + SVM	HONDA (93.95%)	NISSAN (93.40%)	HONDA (95.74%)	MAZDA (94.63%)
Convolutional Neural Network	HONDA (93.95%)	SUZUKI (92.26%)	HONDA (94.80%)	CHEVROLET (93.08%)

จากตารางที่ 5.17 แสดงให้เห็นว่าตราเครื่องหมายรถยนต์ยี่ห้อ HONDA สามารถรู้จำได้อย่างมีประสิทธิภาพสูง ทั้งนี้เนื่องจากตราเครื่องหมายมีความเด่นชัด มีขอบแนวที่ชัดเจน มีความซับซ้อนของลายเส้นน้อย ตราเครื่องหมายรถยนต์ที่สามารถรู้จำได้อย่างมีประสิทธิภาพรองลงมา คือ MAZDA เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซึ่งสังเกตได้ว่าเป็นตราเครื่องหมายที่มีความชัดเจน โดยมีแนวลายเส้นโค้งประกอบเป็นลายเส้นตรา
เครื่องหมาย

ตารางที่ 5.18 แสดงตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีความถูกต้องต่ำสุดลำดับ 1 และลำดับ 2

กระบวนการรู้จำ	ตราเครื่องหมายรถยนต์			
	ข้อมูลภาพผลลัพธ์จากการตรวจจับ ตราเครื่องหมายรถยนต์		ข้อมูลภาพผลลัพธ์จากการตรวจจับ ตราเครื่องหมายรถยนต์ เฉพาะที่มีเครื่องหมายตรารถยนต์ปรากฏ	
	ลำดับ 1	ลำดับ 2	ลำดับ 1	ลำดับ 2
SIFT + Nearest Neighbor	FORD (81.18%)	MITSUBISHI (84.48%)	FORD (84.80%)	MITSUBISHI (86.41%)
SIFT + SVM	FORD (75.69%)	SUZUKI (81.29%)	FORD (76.22%)	SUZUKI (87.61%)
Convolutional Neural Network	FORD (83.53%)	MITSUBISHI (84.48%)	FORD (84.40%)	MITSUBISHI (86.85%)

จากตารางที่ 5.18 แสดงให้เห็นว่าตราเครื่องหมายรถยนต์ FORD เป็นตราเครื่องหมายที่
ระบบการรู้จำมีประสิทธิภาพต่ำ ทั้งนี้เกิดจากตราเครื่องหมายรถยนต์ FORD มีลายเส้นโค้งพร้อมกรอบ
กลมรี รวมถึงตราเครื่องหมายรถยนต์ FORD มีลักษณะเป็นสามมิติ คือ มีความโค้งมน ทำให้สามารถ
สะท้อนแสงและเสมือนเป็นภาพบิดเบี้ยว เมื่อตรวจรับจากข้อมูลจราจรจริงที่มีสภาพแสงแวดล้อม
แตกต่างกันมาก รวมถึงปัจจัยอื่นอันเป็นสัญญาณรบกวน เช่น ความคลุมเครือจากการเคลื่อนไหว
(Motion Blur) สภาพแสงสว่างที่กระจาย หมอก คว้น ฝน เป็นต้น ปัจจัยเหล่านี้ส่งผลให้คุณลักษณะ
เด่นเกิดขึ้นนอกเหนือจากส่วนที่เป็นตราเครื่องหมาย

ข้อมูลผลลัพธ์จากการทดลองแสดงถึงแนวความคิดในการเลือกสกัดคุณลักษณะเด่นที่ต้องการ
เช่น การเลือกคุณลักษณะเด่นแบบ SIFT เพื่อเป็นข้อมูลสำหรับระบบรู้จำ และแนวความคิดในการให้
ระบบเลือกหาเรียนรู้คุณลักษณะเด่นด้วยกระบวนการเรียนรู้เอง ผลลัพธ์แสดงให้เห็นค่าเฉลี่ยร้อยละ
ความถูกต้องในช่วง 89.28 ถึง 92.24 ดังนั้น เมื่อคำนึงถึงความซับซ้อนของระบบการรู้จำและ
ประสิทธิภาพของระบบ จะเห็นได้ว่า การเลือกใช้การรู้จำแบบเพื่อนบ้านใกล้เคียง เป็นกระบวนการที่
เหมาะสม เนื่องจากมีความซับซ้อนของกระบวนการต่ำและได้ประสิทธิผลการทำงานสูง

บทที่ 6

สรุปปัญหาอุปสรรคและแนวทางในการพัฒนา

ในบทนี้จะกล่าวถึงข้อสรุปปัญหาอุปสรรคในการทำงานของระบบตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ และข้อเสนอแนวทางการพัฒนาระบบต่อไปในอนาคต

6.1 สรุปปัญหาอุปสรรค

เมื่อนำข้อมูลจากกล้องวงจรปิดที่มีการใช้งานจริงมาทดสอบในการศึกษาครั้งนี้ ทำให้พบข้อจำกัดของการใช้กระบวนการตรวจจับและรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

วิธีการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์โดยวิธีการเคลื่อนหน้าต่างที่นำเสนอ สามารถประยุกต์ใช้งานได้รถยนต์ในปัจจุบัน เนื่องจากตำแหน่งของตราเครื่องหมายรถยนต์อยู่ห่างจากป้ายทะเบียนรถยนต์แตกต่างกันในแต่ละยี่ห้อ ซึ่งเป็นการปรับกระบวนการทำงานจากเดิมที่มีการใช้การหาขอบด้วยโซเบล [2] เพียงวิธีการเดียว ข้อจำกัดที่ทำให้กระบวนการหาตราเครื่องหมายรถยนต์ไม่พบมักจะมาจากภาพที่อยู่ในสภาพแสงไม่อำนวย เช่น เป็นภาพที่มีสภาพแสงน้อยในวันที่มีเมฆมาก ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 6.1



รูปที่ 6.1 (ซ้าย) ภาพตราเครื่องหมาย และ
(ขวา) ภาพตราเครื่องหมายที่ผ่านกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมาย

ภาพตัวอย่างดังแสดงในรูปที่ 6.1 แสดงถึงภาพตราเครื่องหมายในสภาพที่มีความสว่างต่ำเมื่อผ่านกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมาย ผลลัพธ์ที่ได้แสดงภาพที่ลดทอนในการแนวขอบภาพและส่งผลให้การตรวจจับตราเครื่องหมายมีประสิทธิภาพที่ลดลง ภาพข้อมูลที่ไม่สามารถตรวจจับตราเครื่องหมายเนื่องจากประสิทธิภาพการหาแนวขอบภาพมีจำนวนร้อยละ 1.31 ของภาพทั้งหมด ส่วนภาพข้อมูลที่ตรวจจับไม่สมบูรณ์หรือไม่มีตราเครื่องหมายในภาพมีจำนวนร้อยละ 2.47 ของภาพทั้งหมด รวมเป็นข้อมูลภาพที่ไม่สามารถตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ร้อยละ 3.78 ของภาพทั้งหมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อีกสาเหตุของความผิดพลาดจากการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ ทำให้ได้ส่วนหนึ่งของ เครื่องหมายตราเครื่องหมายรถยนต์ หรือไม่ปรากฏตราเครื่องหมายรถยนต์ในภาพผลลัพธ์มาจากมี ตัวอักษรหรือสติ๊กเกอร์ตัวอักษรติดอยู่ ซึ่งเป็นสัญญาณรบกวนจากการกระทำของมนุษย์ เมื่อ กระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์เคลื่อนหน้าต่างไปในพื้นที่ที่มีสติ๊กเกอร์เหล่านี้อยู่ ซึ่งเป็น สัญญาณที่มากพอให้กระบวนการตรวจจับว่าเป็นตราเครื่องหมายรถยนต์ และส่งพื้นที่ภาพเหล่านั้นไป ยังกระบวนการต่อไป ตัวอย่างตราเครื่องหมายรถยนต์ที่มีตัวอักษรอื่นปรากฏในภาพแสดงในรูปที่ 6.2



รูปที่ 6.2 (ซ้าย) ภาพตราเครื่องหมาย และ (ขวา) ภาพตราเครื่องหมายที่ผ่านการหาขอบภาพ แต่ไม่มีตราเครื่องหมายในภาพ

รูปที่ 6.2 แสดงตัวอักษรที่ปรากฏอยู่ในภาพบริเวณหน้ากระโปรงรถยนต์ เมื่อกระบวนการ ตรวจจับตราเครื่องหมายได้รับภาพและแสดงขอบภาพ ทำให้กระบวนการพิจารณาพบสัญญาณที่มี มากกว่าค่าที่กำหนด จึงตรวจจับว่าเป็นพื้นที่ตราเครื่องหมาย โดยเหตุการณ์ดังกล่าวเกิดขึ้นกับรถยนต์ ที่มีตราเครื่องหมายที่อยู่ตำแหน่งสูงจากป้ายทะเบียนมาก เช่น รถบรรทุกส่วนบุคคล รถบรรทุก เป็นต้น พบตัวอย่างภาพในกรณีนี้ร้อยละ 2.47 ของภาพทั้งหมด

ในส่วนการกระบวนการรู้จำโดยใช้ข้อมูลที่เป็นคุณลักษณะสำคัญ ดังที่ใช้ในการวิจัยนี้ คือ การรู้จำด้วยตัวจำแนกเพื่อนบ้านใกล้เคียง และการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประสิทธิภาพ การทำงานของการรู้จำในลักษณะนี้ขึ้นอยู่กับปัจจัยสองส่วน ส่วนหนึ่งคือคุณลักษณะสำคัญที่ได้จาก กระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญ และอีกส่วนหนึ่งจากกระบวนการรู้จำและตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับ กระบวนการรู้จำ

ในอุดมคติแล้วคุณลักษณะสำคัญที่ได้จากตราสัญลักษณ์ต่างยี่ห้อกันต้องมีความแตกต่างกัน อย่างชัดเจน โดยสามารถประมวลผลได้จากข้อมูลภาพที่มีความหลากหลายทั้งเรื่องขนาด มุมเอียง มุม หมุน สภาพแสง และทนทานต่อสัญญาณรบกวนทั้งจากธรรมชาติและการกระทำของมนุษย์ แต่ ทั้งนี้กระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญที่มีการศึกษาวิจัยและใช้งานอยู่นั้น ยังมีข้อจำกัดในการ ทำงาน โดยเฉพาะในกรณีที่ข้อมูลมาจากสภาพแวดล้อมจริง การควบคุมตัวแปรหรือปัจจัยภายนอก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เป็นไปได้โดยยากหรือเป็นไปได้เลย ตัวอย่างข้อจำกัดของกระบวนการสกัดคุณลักษณะสำคัญที่ได้ผลลัพธ์คล้ายคลึงกัน แสดงดังรูปที่ 6.3



รูปที่ 6.3 (ซ้าย) ภาพการสกัดคุณลักษณะสำคัญของตราเครื่องหมายรถยนต์ TOYOTA และ (ขวา) ภาพการสกัดคุณลักษณะสำคัญของตรา HONDA

จากรูปที่ 6.3 แสดงถึงตราเครื่องหมายรถยนต์ที่แตกต่างกัน แต่ผลลัพธ์จากการสกัดคุณลักษณะสำคัญได้ผลลัพธ์หลายตำแหน่งที่มีความใกล้เคียงกัน ดังนั้นกระบวนการรู้จำต้องมีประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ที่ให้น้ำหนักของเซตคุณลักษณะสำคัญประกอบในการวิเคราะห์ ซึ่งเป็นคุณลักษณะเด่นของกระบวนการรู้จำแบบเพื่อนบ้านใกล้เคียงซึ่งพิจารณาระยะเชิงปริภูมิของเซตหรือเวกเตอร์ของคุณลักษณะสำคัญ

สำหรับปัจจัยอันเนื่องมาจากกระบวนการรู้จำ เช่น ในกระบวนการรู้จำแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องตามประเภทของกระบวนการ เช่น ค่า C ที่ต้องหาค่าที่เหมาะสมกับข้อมูลที่ใช้ในการสร้างโมเดล นอกจากนั้นยังมีพารามิเตอร์ของเคอร์เนลที่เลือกใช้ เช่น ค่าแกมมา (γ) ในเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน เป็นต้น ค่าแกมมานี้เป็นพารามิเตอร์ที่กำหนดความแปรปรวนระหว่างชุดข้อมูล ในกรณีที่ชุดข้อมูลอยู่ในปริภูมิที่คาบเกี่ยวกันหรือตำแหน่งใกล้เคียงกัน ส่งผลกระทบให้ประสิทธิภาพของกระบวนการลดลง ตัวอย่างข้อมูลรูปที่ 6.3 ที่มีคุณลักษณะสำคัญตำแหน่งใกล้เคียงกันและหากมีจำนวนคุณลักษณะสำคัญมาก กระบวนการรู้จำจะมีประสิทธิภาพที่ตกลง

6.2 แนวทางในการพัฒนาต่อ

จากภาพรวมของระบบแสดงกระบวนการดำเนินการของระบบ โดยระบบแบ่งเป็นส่วนย่อยที่ทำงานประสานเกี่ยวพันกัน คือ การประมวลผลขั้นต้น กระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์ และ กระบวนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์

โดยกระบวนการขั้นต้นนั้นเป็นการเตรียมภาพก่อนเข้ากระบวนการต่อไป จึงเป็นกระบวนการที่มีความเป็นไปได้ในการพัฒนาต่อ เนื่องจากเป็นส่วนที่ปรับปรุงภาพที่ได้รับให้มีคุณภาพเหมาะสมสำหรับการประมวลผลในลำดับต่อไป จากการวิเคราะห์ภาพที่เกิดความผิดพลาดทั้งในการตรวจจับป้ายทะเบียนและการรู้จำ พบสาเหตุมาจากคุณภาพของภาพที่มีภาวะแสงต่ำ โดยเฉพาะภาพที่รับใน

ขณะที่ฝนตก ช่วงเวลาแสงขมุกขมัวยามเช้าหรือยามเย็นก่อนพลบค่ำ ดังนั้นจึงมีความเป็นไปได้ที่จะเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พัฒนากระบวนการปรับสภาพแสงของภาพ เช่น การปรับแสงแบบพลวัตตามสภาพแสง การปรับการกระจายค่าความสว่างแบบอแดปทีฟ การปรับความแตกต่างแสงแบบช่วงพลวัตสูงหรือช่วงพลวัตสูงยิ่ง การเพิ่มความละเอียดของภาพ หรือการแปลงความสว่างของภาพจากภาพสีเป็นภาพระดับเทาด้วยโมเดลที่มีประสิทธิภาพในการเก็บข้อมูลวัตถุในภาพโดยทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของสภาพแสงจากภายนอก เป็นต้น

สำหรับกระบวนการตรวจจับตราเครื่องหมายรถยนต์นั้น เป็นส่วนสำคัญในการค้นหาพื้นที่ที่ตราเครื่องหมายรถยนต์ปรากฏอยู่ โดยควรเป็นกระบวนการที่สามารถทำงานได้รวดเร็ว สามารถค้นหาพื้นที่ตราเครื่องหมายรถยนต์ได้โดยมีความผิดพลาดต่ำ ทนทานต่อสภาพแสงที่เปลี่ยนแปลงไป อันเนื่องจากปัจจัยภายนอกที่ไม่สามารถควบคุมได้ ตัวอย่างเช่น การเลือกใช้โมเดลสีเข้ามาร่วมในการประมวลผลเพื่อลดทอนการเปลี่ยนแปลงสภาพความสว่างเฉลี่ยของภาพโดยประมวลผลจากช่องข้อมูลหรือช่วงสีที่ได้รับตามโมเดลที่เลือกใช้ การรวมผลการประมวลผลจากข้อมูลจากหลายช่องทาง การประมวลผลจากวิธีที่ค้นแทนการประมวลผลจากภาพเดียว การแยกตราเครื่องหมายออกจากพื้นหลังแบบพลวัตหรือแบบอแดปทีฟ การพัฒนากระบวนการเลือกกรองคุณลักษณะสำคัญที่ทนทานต่อสภาพแสง ขนาด มุมมอง ความละเอียดของภาพ และสัญญาณรบกวน เพื่อคัดเลือกคุณลักษณะเด่นของภาพหรือวิธีที่ค้นสำหรับกระบวนการรู้จำ ซึ่งเป็นกระบวนการลำดับถัดไปในระบบ

ส่วนกระบวนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์นั้น เป็นส่วนที่ทำงานประสานเกี่ยวพันกับคุณลักษณะสำคัญที่สกัดได้จากที่นักวิจัยได้เลือกใช้ ในอีกแนวทางหนึ่งคือการพัฒนากระบวนการรู้จำตราเครื่องหมายรถยนต์ที่สามารถเลือกคุณลักษณะสำคัญได้ในกระบวนการ โดยเฉพาะข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับกระบวนการต้องมีจำนวนที่เพียงพอ และเป็นข้อมูลที่สามารถเป็นตัวแทนของข้อมูลในสถานการณ์จริง นอกจากนั้นแล้วนักพัฒนายังสามารถพัฒนากระบวนการรู้จำโดยการเรียนรู้แบบต่อเนื่องโดยอาศัยข้อมูลภาพหรือวิธีที่ค้นระหว่างการใช้งานจริง เป็นต้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] Y. Wang, Z. Liu, and F. Xiao, "A fast coarse-to-fine vehicle logo detection and recognition method," in 2007 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), Conference Proceedings, pp. 691–696.
- [2] W. Li and L. Li, "A novel approach for vehicle-logo location based on edge detection and morphological filter," in 2009 Second International Symposium on Electronic Commerce and Security, vol. 1, Conference Proceedings, pp. 343–345.
- [3] A. P. Psyllos, C. E. Anagnostopoulos, and E. Kayafas, "Vehicle logo recognition using a sift-based enhanced matching scheme," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 11, no. 2, pp. 322–328, 2010.
- [4] D. F. Llorca, R. Arroyo, and M. A. Sotelo, "Vehicle logo recognition in traffic images using hog features and svm," in 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013), Conference Proceedings, pp. 2229–2234.
- [5] R. Lipikorn, N. Cooharajanone, S. Kijsupapaisan, and T. Inchayanunth, "Vehicle logo recognition based on interior structure using sift descriptor and neural network," in 2014 International Conference on Information Science, Electronics and Electrical Engineering, vol. 3, Conference Proceedings, pp. 1595–1599.
- [6] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," Int. J. Comput. Vision, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004.
- [7] M. Oliveira and V. Santos, "Automatic Detection of Cars in Real Roads using Haar-like Features," 2008.
- [8] Yizhang Xia, Jing Feng and Bailing Zhang, "Vehicle Logo Recognition and Attributes Prediction by Multi-task Learning with CNN," 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, pp. 668-672, 2016

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [9] Yuanli Wang, Na Li and Ying Wu, "Application of Edge Testing Operator in Vehicle Logo Recognition," 2010 2nd International Workshop on Intelligent Systems and Applications, 2010
- [10] Yang Lie and Shutao Li, "A Vehicle-Logo Location Approach Based on Edge Detection and Projection," 2011 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety, pp. 165-168, 2011
- [11] Q. Gu, J. Yang, G. Cui, L. Kong, H. Zheng and R. Klette, "Multi-scale vehicle logo recognition by directional dense SIFT flow parsing", Proc. IEEE Int. Conf. Image Process., pp. 3827-3831, Sep. 2016
- [12] P. Viola, M. Jones, "Rapid object detection using a Boosted cascade of simple features," Proc. Int'l Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-9, 2001.



ภาคผนวก ก.
ผลงานที่ได้รับตีพิมพ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Call for Papers
JCSSE 2019
July 10 - 12

The 16th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering
@Amari Pattaya
Pattaya Beach, Chonburi, Thailand

“Knowledge Evolution Towards Singularity of Man-Machine Intelligence”

Paper Submission

Papers should not exceed six (6) pages including results, figures, and references. All manuscripts must be written in English and prepared in the standard IEEE Conference Proceedings format in PDF. Manuscript templates are made available on the website. Only electronic submissions in PDF format will be accepted via Edas submission system. All submissions will be subjected to a double-blind review procedure. At least one of the authors must register to present the paper at the conference upon acceptance.

Conference website: <http://jcsse.informatics.buu.ac.th>

Topics (not limited to)

- Bio and Medical Informatics
- Computational Intelligence
- Emerging Intelligent Technologies
- Information Technology
- Intelligent Applications
- Intelligent Computer Networks and Systems
- Internet of Things
- Software Engineering

Timeline of key dates:

- Call for Papers**: (Extended) **Mar 20, 2019**
- Notification of Acceptance**: **May 15, 2019**
- Early-bird Registration**: **May 31, 2019**
- Camera-ready Submission**: **May 31, 2019**
- Conference Days**: **July 10 - 12, 2019**

IEEE **IEEE THAILAND SECTION** **IEEE Xplore® Digital Library**

Organized by Department of Mathematics and Computer Science, Faculty of Science, Chulalongkorn University and Faculty of Informatics, Burapha University

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Vehicle Logo Detection Using Sliding Windows with Sobel Edge Features and Recognition Using SIFT Features

Jatupon Benjaparkairat and Pakorn Watanachaturaporn*
 Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering,
 King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, 10520 THAILAND
 * Corresponding author: Pakorn.Wa@KMITL.ac.th

Abstract—Automated traffic monitoring is one of key component for a smart city due to its high efficiency and availability compared with human based monitoring. License plate recognition systems are widely used; however, information such as vehicle make are also required and still lack a practical method. Therefore, this paper proposes a practical method for vehicle logo detection and recognition in concern with a real-life surveillance situation. Instead of locating a logo from an entire image as several published proposals, sliding window method is proposed to locate candidate areas where a vehicle logo resided. The area is identified by the maximum number of Sobel edges compared among the candidate areas. The logo in the identified area is recognized using the SIFT based features and a Nearest Neighbor classifier. The proposed method is experimented with real-life traffic video surveillance images. The images are low resolution under various daylight condition. The proposed method is trained and experimented with 3,176 images of nine vehicle makes. The proposed method is assessed using confusion matrixes and shows overall accuracies in range of 85%.

Keywords—Vehicle License Plate Detection, Vehicle License Plate Recognition

I. Introduction

Automated traffic monitoring systems are a crucial component of a smart city monitoring system. To gain more information traffic analytic systems are integrated to the monitoring system; for example, a license plate recognition (LPR) system has been integrated to the system for years to obtain information of vehicle identifiers. Such identifiers can be used to analyze moving pattern, average velocity, traffic flow, or tracking a criminal suspect. In addition to the license plate data a system will be more benefit when other information is analyzed and obtained. Examples of such information are vehicle color and vehicle make and model.

One method to identify vehicle makes is to detect and recognize a vehicle logo as in [1]–[5]. A general concept of the previous works was to locate a license plate from the frontal view image of a vehicle using a prior knowledge of the license plate location [1], [2] or from an existing LPR system. Since a license plate was generally located at the center of a vehicle, the vehicle logo detection searched

for a possible location of a logo along the axis of the license plate. After the license plate had been localized, an image segment above the license plate was masked to be a region-of-interest (ROI) based on the size of the license plate [3], various size of windows above the license plate [4], and location of the radiator grille and the two frontal headlights [5]. Features of the region-of-interest (ROI) were extracted using, for example, scale-invariance feature transform (SIFT) [3], [5] or histograms of oriented gradients (HOG) [4]. The recognition was based on the extracted features using a classification algorithm such as an L2 nearest neighbor [3], or support vector machines [4], or back propagation neural network [5]. The methods have limited practical usage due to the variation of vehicle types, its assumption, and image resolution and quality. For example, an assumption of previous works that a vehicle logo is located at the middle between head-lights does not work with vans or trucks since logo of some makes are located above the head-lights level. Moreover, low noise and high resolution images are rarely obtained from real current traffic surveillance.

In a real-life video traffic surveillance, especially in Thailand, an automated traffic monitoring and analytic are integrated with video surveillance systems. The video streams are from various quality of cameras, video stream qualities, and various lighting conditions. Therefore, a practical method for vehicle logo detection and recognition is proposed and investigated with low resolution real-life traffic video surveillance images under various lighting conditions.

The proposed method uses a sliding windows technique to localize candidate regions. Sobel edge detection and close and dilate morphological techniques are applied to the candidate regions. The regions with maximum area of edges is identified as the ROI of the logo. SIFT feature extraction [6] is applied to the ROI and later classified with a nearest neighbor classifier.

The remainder of this paper is organized as follows. Section II describes the overview of a vehicle detection and recognition process. Video surveillance image dataset are explained in Section III. Section IV elaborates on the experiments and results. Section V concludes the work.

II. System Description

The overview of a vehicle logo detection and recognition process is shown in Fig 1.

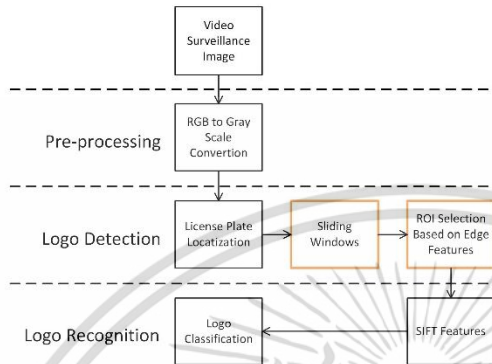


Fig. 1. Overview of a vehical logo detection and recognition process.

A. Pre-processing

Video surveillance images are pre-processed by converting RGB images to grayscale images (Y) using (1).

$$Y = 0.299 \cdot R + 0.587 \cdot G + 0.114 \cdot B \quad (1)$$

where Y is a grayscale image, R , G and B are red, green, and blue channel respectively.

B. Vehicle Logo Detection

The vehicle logo detection consists of three sub-processes; namely, the license plate localization, sliding windows, and ROI selection based on edge features. The two latter sub-processes are the proposed methods and shown in orange rectangles in Fig 1.

Firstly, the location of a license plate is obtained from an existing LPR module or using a widely-known Haar cascades algorithm [7].

The next step is to localize a vehicle logo. Sliding windows technique is proposed to mask candidate areas of a logo by masking areas above and along the axis of the license plate using (2) – (5).

$$Y_{upper} = Y_{plate_left} - \lfloor H_{plate} \times (Step - 0.7) \rfloor \quad (2)$$

$$Y_{lower} = Y_{upper} + \lfloor W_{plate} \times \frac{10}{9} \rfloor \quad (3)$$

$$X_{left} = X_{plate_left} - \lfloor \frac{W_{plate}}{6} \rfloor \quad (4)$$

$$X_{right} = X_{left} + \lfloor W_{plate} \times \frac{4}{3} \rfloor \quad (5)$$

where Y_{upper} and Y_{lower} are upper and lower vertical coordinate of a window, X_{left} and X_{right} are left and right coordinate of a window, X_{plate_left} and Y_{plate_left} are the left most and upper coordinate of the license plate, and W_{plate} and H_{plate} are the width and height of the

license plate respectively. The value of $Step$ is in the range of [1.5,4.7] and selected based on the angle, height, and distance from a camera to vehicles.

According to the (2) – (5) window size for masking candidate area of a logo is determined by the size and location of the license plate.

An illustration of sliding window technique is shown in Fig 2.

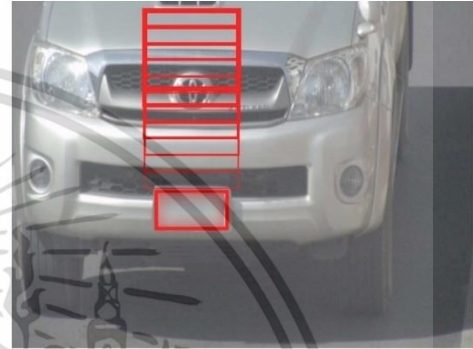


Fig. 2. An illustration of sliding window technique. Note that the license plate is blurred to maintain privacy.

An image of a vehicle logo is an area with high frequency. Therefore, the area is enhanced by applying the Sobel edge enhancement algorithm horizontally and vertically. Edges of the masked area are grouped together using closing and dilation morphological method. The window with the largest size of space is identified as the area where the logo is located. Fig 3 illustrates the method.



Fig. 3. An illustration of edge enhancement and group edges.

C. Vehicle Logo Recognition

Since the images are taken from various lighting and weather condition, the brightness of masked area from the vehicle logo detection is adjusted using the histogram equalization method.

The recognition process utilizes the scale invariant feature transform (SIFT) [6] which emphasizes key points in an image, called the SIFT descriptors. These key points are used to identify an object of interest. More information regarding the SIFT can be found from [6]. For clarification brief explanation is elaborated.

The concept of SIFT is based on the Laplace of Gaussian (LoG) operation. The Gaussian operation is used to smooth an image using (6).

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

given (x, y) is a coordinate of a pixel, and σ is the standard deviation. The second order derivative (a.k.a., the Laplacian) of the smoothed image represented the edge on the image. However, an approximate of the LoG is quickly calculated from a difference of Gaussian (DoG) by calculating a difference of smoothed images with different σ . The process is illustrated in Fig 4.

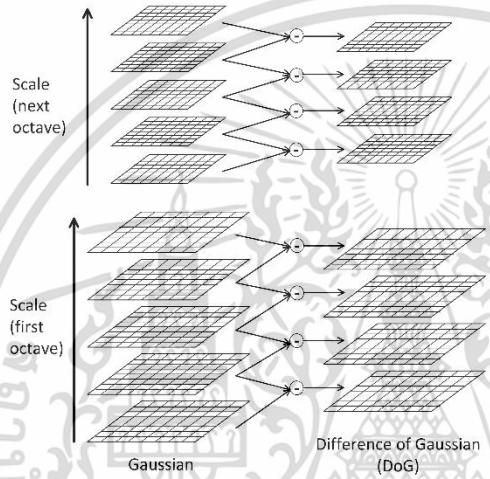


Fig. 4. An illustration of calculating a difference of Gaussian. Note that the illustration is redrawn from [6].

Local maxima or minima are located by comparing each pixel each with its all neighbors at the same, above, and below levels. In other words, finding maxima or minima by evaluating with 26 neighbor pixels. A key point is marked if the absolute value is greater than a preset threshold.

A matrix of key point descriptor is computed from 16×16 neighbor pixels around the key point. The gradient magnitude and orientation of each pixel are computed and accumulated them over sixteen 4×4 windows into orientation histograms. Therefore, each key point is represented with 128 vectors. Fig 5 illustrates SIFT descriptor key points, which are used as a set of unique identifiers of an image.

The recognition is processed by a nearest neighbor classifier using the SIFT key point descriptors.

III. Dataset

Video surveillance images are obtained from the real-life traffic surveillance in Thailand. Frontal view images have been captured from an existing LPR system with

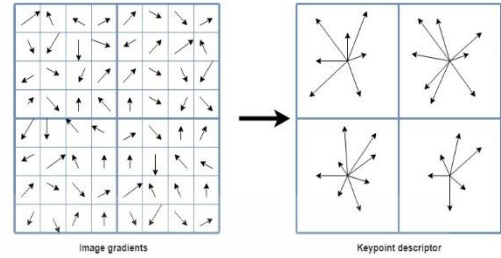


Fig. 5. SIFT descriptor key points. Note that the illustration is redrawn from [6].

50 mm focal length lens. The resolution of each images are 640×480 pixels under various lighting conditions. Examples of them are shown in Fig 6. The top row of the figure from left-to-right shows examples of a vehicle under bright sunlight, cloudy, and heavy rain respectively. The lower row shows samples taken at dusk, under light rain, and under bright sunlight from left-to-right respectively.

TABLE I. Number of Training and Testing Images.

Vehicle Makes	No. of Training Image	No. of Testing Image
Chevrolet (CHV)	369	29
Ford (FRD)	221	30
Honda (HND)	399	28
Isuzu (ISZ)	429	22
Mazda (MZD)	244	7
Mitsubishi (MBSH)	256	29
Nissan (NIS)	472	27
Suzuki (SZK)	147	10
Toyota (TYT)	424	33
Total	2,961	215



Fig. 6. Examples of frontal view images. Note that the license plates are blurred to maintain privacy.

As shown in table I, the total number of 3,176 images containing 9 different vehicle makes. The detection and recognition models are built from 2,961 images, and the experimental results are from 215 images.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

IV. Experiments and Results

Two experiments have been performed to prove effectiveness of the proposed methods. The first experiment is to detect and recognize vehicle logo according to our proposal as depicted in Fig 1. The second experiment is performed without ROI selection based on edge features as previous published works.

The experiments are performed on a 3.4GHz i7 Intel processor with 24 gigabytes of memory under Windows 10 operating systems. The algorithms are coded using C# and C++ compilers.

The experimental results are assessed using confusion matrices, and the overall accuracy of the two experiments are compared. Average processing times of the two experiments are reported.

A. The Proposed Model

The results of the proposed model are shown as a confusion matrix in table II. The recognition accuracies of each makes are in the range of 73.33% – 100.00%. The percent accuracies of the Mazda and Suzuki are at the highest while the lowest percent accuracies are from recognition of the Ford and the Nissan at 73.33% and 77.78% respectively. The overall percent accuracy of the proposed method is 85.58%.

TABLE II. The confusion matrix of the proposed model. The overall accuracy is 85.58%.

Vehicle Make	Percent Accuracy (%)								
	CHV	FRD	HND	ISZ	MZD	MBSH	NIS	SZK	TYT
CHV	86.71	3.33	0.00	8.50	0.00	0.00	3.45	0.00	0.00
FRD	0.00	73.33	3.33	10.00	3.33	0.00	6.67	0.00	3.33
HND	0.00	0.00	96.49	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.67
ISZ	0.00	0.00	4.55	86.36	0.00	0.00	4.55	0.00	4.55
MZD	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00
MBSH	3.45	0.00	8.50	2.46	0.00	82.76	0.00	0.00	3.45
NIS	2.70	0.00	2.70	7.41	0.00	0.00	77.78	0.00	7.41
SZK	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00
TYT	3.03	0.00	6.06	0.00	0.00	0.00	3.03	0.00	18.85

The recognition of Ford logo gives lowest percent accuracy due to various model of logos and images were under rainy condition, which disturbed the image quality. The model also recognized the Ford logo as the Isuzu for 10% due to the low light condition of the images and the similarity of the logo as shown in Fig 2 lower middle (Ford) and Fig 2 upper right (Isuzu). Recognition of the Nissan logo, however, was misclassified on the small size models of the vehicle; the logos were small and, thus, lack of enough features to correctly classify.

B. The Model Without ROI Selection

Instead of identifying an ROI of a logo along the axis of the license plate, this model without ROI selection processes an image by scanning smaller area in the image by a window size. This method is used by other previous works. Consequently, the model without ROI selection is experimented and compared results with ones of the proposed model. Size of windows used to detect a logo in the image is determined by (2) - (5).

Table III shows the result of using the model without ROI selection. The percent accuracies of the detection and

recognition of each makes are in the range of 60.00% - 100.00%. The highest percent accuracies are from recognition of the Mazda and Suzuki at 100%. The lowest percent accuracy is from the recognition of the Ford logos at 60.00%. The overall percent accuracy of the model without ROI selection is 86.51%.

TABLE III. The confusion matrix of the model without ROI selection. The overall accuracy is 86.51%.

Vehicle Make	Percent Accuracy (%)								
	CHV	FRD	HND	ISZ	MZD	MBSH	NIS	SZK	TYT
CHV	98.10	3.33	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.45
FRD	3.33	60.00	0.00	13.33	0.00	0.00	10.00	0.00	10.00
HND	0.00	0.00	92.86	3.67	0.00	0.00	0.00	0.00	3.67
ISZ	4.38	0.00	0.00	77.27	0.00	0.00	4.28	0.00	4.28
MZD	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00
MBSH	0.00	0.00	3.45	3.45	0.00	93.10	0.00	0.00	0.00
NIS	0.00	0.00	3.70	0.00	0.00	96.30	0.00	0.00	0.00
SZK	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00
TYT	3.03	0.00	3.03	3.03	0.00	0.00	0.00	0.00	84.85

As shown in table III, while using a model without ROI selection, the detection and recognition process, especially images taken under poor lighting conditions, were unable to detect a logo. In the experiments 3.25% of logo images were undetected.

C. Processing Time

The process of logo detection and recognition is computational intensive in which the two methods detect a logo by moving a masking window on an image but with different methods. The proposed model detects a logo along the vertical axis of a license plate while the model without ROI selection detects one by searching the entire image. Therefore, the computation intensity is measured using average processing time using

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n t_i}{n} \quad (7)$$

where μ is the average processing time, t_i is the processing time of image i , and n is the number of images. The average processing times of the two methods are shown in Table IV.

TABLE IV. Average Processing Time.

Model	Average Processing Time (ms)
Proposed Model	1,907
Model without ROI Selection	8,344

The proposed model processes of a smaller number of windows; the average processing time is 1,907 ms. per image. On the other hand, the model without ROI selection, which has been used in other works, processes a greater number of windows in each image. The average processing time is 8,344 ms. per image. Therefore, the proposed model is 4.38 times faster than the model without ROI selection.

V. Conclusion

The paper proposes a method of vehicle logo detection by selecting a ROI based on Sobel edge features using sliding windows technique and recognition based on SIFT features using a nearest neighbor classifier. Real-life traffic surveillance images under various lighting conditions, including low light, raining, and cloudy images, are experimented with the proposed model in comparison with a model without ROI selection. The overall percent accuracy of the proposed model is 85.58% while of the model without ROI selection is 86.51%; however, the processing time of the proposed model is 4.38 time faster.

Acknowledgment

The authors appreciate the Traffic Center Limited Partnership for sharing us the video surveillance images.

References

- [1] Y. Wang, Z. Liu, and F. Xiao, "A fast coarse-to-fine vehicle logo detection and recognition method," in 2007 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), Conference Proceedings, pp. 691–696.
- [2] W. Li and L. Li, "A novel approach for vehicle-logo location based on edge detection and morphological filter," in 2009 Second International Symposium on Electronic Commerce and Security, vol. 1, Conference Proceedings, pp. 343–345.
- [3] A. P. Psyllos, C. E. Anagnostopoulos, and E. Kayafas, "Vehicle logo recognition using a sift-based enhanced matching scheme," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 11, no. 2, pp. 322–328, 2010.
- [4] D. F. Llorca, R. Arroyo, and M. A. Sotelo, "Vehicle logo recognition in traffic images using hog features and svm," in 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013), Conference Proceedings, pp. 2229–2234.
- [5] R. Lipikorn, N. Coocharojananone, S. Kijsupapaisan, and T. In-chayanunth, "Vehicle logo recognition based on interior structure using sift descriptor and neural network," in 2014 International Conference on Information Science, Electronics and Electrical Engineering, vol. 3, Conference Proceedings, pp. 1595–1599.
- [6] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," Int. J. Comput. Vision, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004.
- [7] M. Oliveira and V. Santos, Automatic Detection of Cars in Real Roads using Haar-like Features, 2008.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล นายจตุพล เบญจประกายรัตน์
 ที่อยู่ 106/62 หรือ 1 ซ.สวนสยาม 2 แยก 9 ถ.รามอินทรา เขต/แขวง คันนายาว
 10230 จ.กรุงเทพมหานคร

ประวัติการศึกษา

พ.ศ. 2558 จบการศึกษาระดับปริญญาโท สาขาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
 พ.ศ. 2554 จบการศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมเครื่องกล จากโรงเรียนเตรียมอุดมศึกษาน้อมเกล้า



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้