

ระบบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วยแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเอง
แบบตัดแปร

นายบัณฑิต ดวงชาทม

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2551

**AN OPTICAL FLOW CLUSTERING SYSTEM USING
MODIFIED SELF-ORGANIZING FEATURE MAP**

Bundit Doungchatom

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering**

Suranaree University of Technology

Academic Year 2008

ระบบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วยแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นักวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาโทบริหารธุรกิจ

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(รศ. ดร.กิตติ อรรถกิจมงคล)

ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(ผศ. ร.อ. ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์)

กรรมการ

(ศ. ดร.ไพโรจน์ สัตยธรรม)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ

(รศ. น.อ. ดร.วรพจน์ จำพิศ)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

บัณฑิต ดวงชาตม : ระบบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วยแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปร (AN OPTICAL FLOW CLUSTERING SYSTEM USING MODIFIED SELF-ORGANIZING FEATURE MAP) อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว, 126 หน้า

การวิเคราะห์การไหลของแสง (Optical Flow : OF) เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการคัดแยก (segmentation) วัตถุที่มีการเคลื่อนที่ภายในลำดับภาพ (image sequence) โดยเฉพาะเมื่อมีการเคลื่อนที่ของกล้อง การไหลของแสงจะเกิดขึ้นทั้งภาพ ซึ่งการคัดแยกวัตถุจากกลุ่มการไหลของแสงจะมีประสิทธิภาพต่ำลงเมื่อเทียบกับกล้องไม่เคลื่อนที่ ถ้ากรรมวิธีการจับกลุ่มมีประสิทธิภาพที่ดี การคัดแยกวัตถุจะมีประสิทธิภาพที่ดีไปด้วย งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีในการจับกลุ่มใหม่สำหรับจับกลุ่มการไหลของแสง ด้วยการใช้เครือข่ายประสาทเทียมชนิดแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปร (Modified Self-Organizing Feature Map : MSOFM) ซึ่งสามารถจับกลุ่มของข้อมูลการไหลของแสงได้อย่างอัตโนมัติ โดยไม่จำเป็นต้องมีการกำหนดจำนวนกลุ่มหรือพิกัดเริ่มต้นแต่อย่างใด ตัวเครือข่ายยังสามารถปรับระดับความละเอียดในการจับกลุ่ม เพื่อสามารถคัดแยกการไหลของแสงของวัตถุที่มีการเคลื่อนที่ในความเร็วที่มีขนาด และทิศทางที่ใกล้เคียงกันได้อีกด้วย ระบบที่นำเสนอนี้สามารถนำไปใช้คัดแยกวัตถุร่วมกับกระบวนการอื่น ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้นำระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่บนถนนในสถานะจริง ใช้เป็นตัวอย่างในการประยุกต์ใช้การจับกลุ่มการไหลของแสงนี้ด้วยเครือข่าย MSOFM ที่นำเสนอนี้ร่วมกับกระบวนการคัดแยกถนน ท้องฟ้า เส้นขอบฟ้าและการเตรียมพื้นที่ประมวลผล โดยผลที่ได้แสดงประสิทธิภาพในการคัดแยกบริเวณดังกล่าวสูงกว่า 90% เพื่อทำการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่ในขณะที่กล้องเคลื่อนที่ไปด้วยได้

BUNDIT DOUNGCHATOM : AN OPTICAL FLOW CLUSTERING

SYSTEM USING MODIFIED SELF-ORGANIZING FEATURE MAP.

THESIS ADVISOR : ASST. PROF. ARTHIT SRIKAEW, Ph.D., 126 PP.

NEURAL NETWORK/SELF-ORGANIZING FEATURE MAP/CLUSTERING/
SEGMENTATION/OPTICAL FLOW

Optical-flow field analysis is one of the most efficient tools for segmenting moving objects in an image sequence, especially when a camera itself is also moving. Object segmentation from the optical flow can be considered as a clustering problem. The performance of clustering method can significantly improve results of moving object segmentation. This work presents the unsupervised clustering system using a modified self-organizing feature map (MSOFM) neural network. The network can automatically perform clustering without having any prior knowledge of any initial number of clusters or any initial spatial position. It also can be adjustable to achieve multi-resolution clustering. This allows the proposed network to segment flows of multiple moving objects having nearly same speeds. The system shows desirable results of segmentation of moving objects in the camera-moving image sequence. Finally, in this research, an application of vehicle tracking from moving camera is implemented to evaluate performance of the proposed clustering method. MSOFM is also improved to suit problem of actual environment of road/lane conditions. Results and discussions of the overall system are concluded.

School of Electrical Engineering

Academic Year 2008

Student's Signature _____

Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

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

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้ให้คำปรึกษา และแนะแนวทางอันเป็นประโยชน์ยิ่งต่องานวิจัย รวมถึงได้ช่วยตรวจทาน และแก้ไขรายงานวิทยานิพนธ์เล่มนี้จนทำให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น และอีกทั้งได้ให้โอกาสทำให้ผู้วิจัยได้มีประสบการณ์ในการทำงานที่มีค่ามาก ตั้งแต่การทำงานในขณะที่ผู้วิจัยศึกษาอยู่ในระดับปริญญาตรี จวบจนถึงปัจจุบัน รวมทั้งเป็นกำลังใจให้กับผู้วิจัยเสมอมา

ศาสตราจารย์ นาวาอากาศโท ดร.สราวุธ สุจิตจร รองศาสตราจารย์ ดร.กิตติ อรรถกิจมงคล อาจารย์ ดร.นิมิต ชมนาวัง ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธนัชชัย กุลวรรณิพงษ์ อาจารย์ ดร.เผด็จ เผ่าละออ คณาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่กรุณาให้คำปรึกษาด้านวิชาการอย่างยิ่ง

ขอขอบคุณ คุณอัญชลี รักด่านกลาง คุณภัทรวรรณ สิทธิกวินกุล เลขานุการและธุรการประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ที่อำนวยความสะดวกด้านเอกสารระหว่างศึกษา ขอขอบคุณบุคลากรศูนย์เครื่องมือ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีทุกท่าน ที่อำนวยความสะดวกในการทำงานของข้าพเจ้า

ขอขอบคุณพี่ศิลา สอนสุจิตรา พี่อศวิน แซ่ตั้ง ที่ได้มอบประสบการณ์ในการทำหุ่นยนต์ อีกทั้งยังเป็นผู้ริเริ่ม จุดประกายให้ผู้วิจัยได้ศึกษาระบบสมองกลฝังตัว

ขอบคุณพี่ ๆ เพื่อน ๆ น้อง ๆ บัณฑิตศึกษาทุกท่าน รวมถึงมิตรสหายที่คอยถามไถ่และให้กำลังใจในการทำวิจัยมาโดยตลอด

ท้ายนี้ผู้วิจัยขอขอบพระคุณอาจารย์ผู้สอนทุกท่าน ที่ประสิทธิ์ประสาทความรู้ทางด้านต่าง ๆ ทั้งในอดีตจนถึงปัจจุบัน ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อสถิตย์ คุณแม่พัชรี และ น.ส.ทัศนีย์ ดวงชาทม ที่ได้ให้โอกาสผู้วิจัยได้ศึกษาจบจนถึงการศึกษาระดับปริญญาโท และได้ให้กำลังใจทุกอย่างไม่่ว่าผู้วิจัยจะประสบปัญหาใด ๆ รวมถึงญาติพี่น้องของผู้วิจัยทุกท่านที่ได้ให้ความรัก ความอบอุ่น ความห่วงใย การอบรมเลี้ยงดู และให้การสนับสนุนทางด้านการศึกษาอย่างดียิ่งมาโดยตลอด และขอขอบคุณคุณอังกณัฐ เหมือนแก้วจินดา ที่ได้ให้ความรัก และความห่วงใย และเป็นกำลังใจให้ผู้วิจัยมาโดยตลอด

บัณฑิต ดวงชาทม

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย)	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ)	ข
กิตติกรรมประกาศ	ค
สารบัญ	ง
สารบัญรูป	ช
สารบัญตาราง	ณ
บทที่	
1 บทนำ	1
1.1 ความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย	1
1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น	1
1.4 ขอบเขตของงานวิจัย	2
1.5 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์	2
2 ปรัชญาวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	3
2.1 บทนำ	3
2.2 การจับกลุ่มข้อมูล	3
2.2.1 วิธีเคมีน (K- means algorithm)	4
2.2.2 วิธีการจับกลุ่ม ISODATA	5
2.2.3 วิธีการจับกลุ่มแบบ Hierarchical	6
2.2.3.1 การจับกลุ่มแบบ Agglomerative Hierarchical.....	6
2.2.3.2 วิธีการจับกลุ่มแบบ Divisive Hierarchical.....	7
2.2.4 วิธีการจับกลุ่มแบบฟัซซี (fuzzy clustering).....	7
2.2.4.1 ฟัซซีเซต (fuzzy set)	8
2.2.4.2 อัลกอริทึมการจับกลุ่มแบบ fuzzy c – means	9

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.2.5	การแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผัง	
	คุณลักษณะการจัดการตัวเอง	10
2.3	การไหลของแสง (optical flow)	12
2.3.1	Gradient Base Method	13
	2.3.1.1 Horn and Schunck	13
	2.3.1.2 Lucas & Kanade	14
2.3.2	Region – Based Matching	16
2.4	การประมวลผลภาพ	17
2.4.1	แบบจำลองระดับเทา (gray scale model)	17
2.4.2	แบบจำลองสี RGB	18
2.4.3	แบบจำลองสี HSV	18
2.5	การประมวลผลภาพด้วยรูปร่างและโครงร่างของภาพ	20
2.5.1	กระบวนการทางตรรกของภาพขาวดำ	21
2.5.2	การขยายขอบภาพ (dilation)	21
2.5.3	การกัดกร่อนขอบภาพ (erosion)	22
2.5.4	การเปลี่ยนรูปแบบเปิด (opening)	23
2.5.5	การเปลี่ยนรูปแบบปิด (closing)	24
2.5.6	การเติมพื้นที่ (region filling)	25
2.6	การปรับปรุงคุณภาพของภาพ (image enhancements)	27
2.6.1	การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน (gaussian filter)	27
2.6.2	การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง (median filter)	28
2.7	การแปลงฟูริเยร์แบบดิสครีต 2 มิติ (2D Discrete Fourier Transform)	29
2.8	การแยกส่วนภาพ	31
2.9	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	33
2.10	สรุป	36

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3	การจัดกลุ่มการไหลของแสงด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแผนผัง	
	คุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปร.....	38
3.1	บทนำ	38
3.2	การจัดกลุ่มเครือข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปร	38
3.2.1	การทำงานของระบบ	39
3.2.2	ผลการทดสอบระบบ	43
	3.2.2.1 การทดสอบการจัดกลุ่มของตำแหน่ง.....	43
	3.2.2.2 การทดสอบการปรับค่าพารามิเตอร์โดยใช้การสังเคราะห์การไหลของแสง	45
	3.2.2.3 การทดสอบโดยใช้ภาพจริง	47
3.3	การปรับปรุงระบบการจัดกลุ่มเครือข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปร.....	50
3.3.1	ขั้นตอนและวิธีการ	55
3.4	การจับกลุ่มการไหลของแสง	56
3.4.1	การปรับปรุงชุดข้อมูลก่อนการประมวลผล	57
3.4.2	ผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสง.....	62
3.5	สรุป.....	71
4	ระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่	73
4.1	บทนำ	73
4.2	โครงสร้างของระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่	73
4.3	การคัดแยกท้องฟ้า.....	74
4.4	การคัดแยกถนน.....	79
4.4.1	ผลการทดสอบ.....	89
4.5	การหาพื้นที่ประมวลผล	92
4.5.1	วิธีขีดเริ่มเปลี่ยนทางความถี่ (frequency thresholding).....	92
4.5.2	การสังเคราะห์ห่อหุ้มประกอบวัตถุภายในภาพ	94

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.5.3	ผลการทดสอบ	101
4.6	การหาการไหลของแสงด้วยวิธีของ Lucas & Kanade ในปริภูมิสี.....	106
4.7	การคัดแยกวัตถุบนถนน	109
4.7.1	การพิจารณากลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจากวัตถุเคลื่อนที่บนถนน	111
4.7.2	ผลการทดสอบระบบ	113
4.8	สรุป.....	116
5	บทสรุปและข้อเสนอแนะ.....	118
5.1	สรุป.....	118
5.2	ข้อเสนอแนะ	120
	รายการอ้างอิง	122
	ภาคผนวก	124
	ภาคผนวก ก รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา.....	125
	ประวัติผู้เขียน	126

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	แผนผังสำหรับอัลกอริทึม k - means สำหรับการจับกลุ่ม 4
2.2	แผนผังการจับกลุ่มของอัลกอริทึม ISODATA 5
2.3	ตัวอย่างสำหรับการจับกลุ่มแบบ agglomerative hierarchical..... 6
2.4	ตัวอย่างสำหรับการจับกลุ่มแบบ divisive hierarchical..... 7
2.5	แผนภาพแสดงฟังก์ชันสมาชิก 8
2.6	แผนผังสำหรับการจับกลุ่มแบบ fuzzy c - means 10
2.7	การแบ่งกลุ่มและการจำแนกข้อมูล..... 11
2.8	การไหลของแสง..... 12
2.9	การไหลของแสง
	ก) ภาพที่เวลา t 15
	ข) ภาพที่เวลา $t + 1$ 15
	ค) ผลที่ได้จากวิธี Lucas & Kanade 16
2.10	ค่าระดับเทา 18
2.11	ลูกบาศก์ของแบบจำลองสี RGB 18
2.12	แบบจำลองสี HSV 19
2.13	กระบวนการทางตรรกของภาพขาวดำ หรือภาพสองระดับ..... 20
2.14	ตัวอย่างการขยายขอบภาพ
	ก) ภาพต้นแบบ 21
	ข) ผลการขยายขอบภาพ 21
	ค) องค์ประกอบโครงสร้าง 21
2.15	ตัวอย่างการกัดกร่อนขอบภาพ
	ก) ภาพต้นแบบ 23
	ข) ผลการกัดกร่อนขอบภาพ..... 23
2.16	ตัวอย่างการเปลี่ยนรูปแบบเปิดของภาพ
	ก) ภาพต้นแบบ 24

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
ข) ผลการเปลี่ยนรูปแบบเปิด.....	24
2.17 ตัวอย่างการเปลี่ยนรูปแบบปิดของภาพ	
ก) ภาพต้นแบบ	25
ข) ผลการเปลี่ยนรูปแบบปิด.....	25
2.18 ลำดับการทำงานของกระบวนการเติม.....	26
2.19 ผลของการเติมที่มีพื้นที่ที่ต้องการมากกว่า 1 บริเวณ	26
2.20 ตัวอย่างการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน	
ก) ภาพต้นแบบ.....	28
ข) การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน	28
ค) ตัวกรองแบบเกาส์เซียน	28
2.21 ตัวอย่างการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง	
ก) ภาพต้นแบบ.....	29
ข) การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง.....	29
2.22 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ	
ก) ภาพต้นแบบ.....	31
ข) ภาพที่ผ่านการเปรียบเทียบกับค่าขีดเริ่มเปลี่ยน.....	31
ค) ฮิสโทแกรมของค่าระดับเทา	31
3.1 ระยะทางยูคลิดีเนียน	
ก) การจัดกลุ่มที่ทำให้เวกเตอร์ U และเวกเตอร์ W ถูกจัดอยู่ในกลุ่มเดียวกัน	39
ข) การจัดกลุ่มที่ทำให้เวกเตอร์ V และเวกเตอร์ W ถูกจัดอยู่ในกลุ่มเดียวกัน	39
3.2 โครงสร้างของแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปร.....	40
3.3 ตัวอย่างการจับกลุ่ม	
ก) ตัวอย่างภาพสังเคราะห์การไหลของแสง	42
ข) ผลจากการจับกลุ่มด้วย MSOFM	42
ค) ผลการคัดแยกการไหลของแสง	42
3.4 ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนโดยการปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ	
ก) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอน	43

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
ข) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าความไวในแนวแกนนอน	43
ค) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าความไวในแนวแกนตั้ง	43
ง) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเพิ่มขึ้น	43
จ) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าพารามิเตอร์สอดคล้องลดลง	44
3.5 ผลของการจับกลุ่มโดยใช้ข้อมูลอินพุตเป็นขนาดและทิศทาง	
ก) ภาพสังเคราะห์ที่ใช้ทำการทดสอบ	45
ข) ทำการแปลงข้อมูลโดยใช้การแปลงจากขนาดและมุมของการไหลไปเป็นเชิงขั้ว	45
ค) การจับกลุ่มของนิวรอน	45
ง) ผลของการจับกลุ่ม	45
3.6 ผลของการปรับค่าพารามิเตอร์ความไวที่มีผลกับการจับกลุ่มของมุม α ให้มีค่าลดลง	
ก) การจับกลุ่มของนิวรอน	46
ข) ผลของการจับกลุ่ม	46
3.7 ผลของการปรับค่าพารามิเตอร์ความไวที่มีผลกับการจับกลุ่มของขนาด β ให้มีค่าน้อย	
ก) การจับกลุ่มของนิวรอน	46
ข) ผลของการจับกลุ่ม	46
3.8 ผลของการปรับค่าพารามิเตอร์ความไวที่มีผลกับการจับกลุ่มของขนาด β ให้มีค่ามาก	
ก) การจับกลุ่มของนิวรอน	47
ข) ผลของการจับกลุ่ม	47
3.9 ผลจากการหาการไหลของแสงด้วยวิธีของ Lucas & Kanade	
ก) ลำดับภาพ hamburg taxi ลำดับที่ $n-1$	47
ข) ลำดับภาพ hamburg taxi ลำดับที่ n	47
ค) ผลการไหลของแสง	47
3.10 การจัดกลุ่มการไหลของแสง โดยใช้ชุดข้อมูล $\lambda = [\theta \ \rho \ x]^T$	
ก) ผลของการจับกลุ่มโดยวงกลมคือจุดศูนย์กลางกลุ่ม	48
ข) ผลของการจับกลุ่มด้วย MSOFM	48
3.11 การจับกลุ่มการไหลของแสงจากลำดับภาพบนถนนจริง	
ก) ลำดับภาพที่ $n-1$	48

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
ข) ลำดับภาพที่ n	48
ค) การไหลของแสงที่เกิดขึ้นจากลำดับภาพ ก) และ ข) และ ทำการตัดบริเวณถนนและท้องฟ้าออกไป	48
ง) ผลของการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM	48
3.12 การจับกลุ่มการไหลของแสงจากลำดับภาพบนถนนจริง	
ก) ลำดับภาพที่ $n-1$	49
ข) ลำดับภาพที่ n	49
ค) การไหลของแสงที่เกิดขึ้นจากลำดับภาพที่ $n-1$ และ n	49
ง) การไหลของแสงที่ทำการตัดถนนและท้องฟ้า	49
จ) ผลของการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM	49
ฉ) ตัดการไหลของแสงที่ได้ จ) ที่มีการจับกลุ่มที่มีสมาชิกน้อยกว่าค่าที่ตั้งไว้.....	49
3.13 ระบบการจับกลุ่ม MSOFM แบบปรับปรุง.....	50
3.14 ฟังก์ชัน GMF	51
3.15 ตัวอย่างการจับกลุ่มด้วย MSOFM แบบปรับปรุง	51
3.16 ตัวอย่างการจับกลุ่มด้วย MSOFM แบบเดิม	52
3.17 ผลของการจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจากภาพจริงด้วยการจับกลุ่มแบบเดิม	52
3.18 ตัวอย่างของการจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจากภาพจริง ด้วยการจับกลุ่มแบบปรับปรุง	53
3.19 ข้อมูลตัวอย่าง.....	53
3.20 ผลของการใช้วิธีการจับกลุ่มแบบ MSOFM.....	54
3.21 ผลของการจับกลุ่มแบบ MSOFM แบบปรับปรุง	54
3.22 ผลของการจับกลุ่ม OF ที่พิจารณาค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	56
3.23 ผลของการจับกลุ่ม OF ที่ไม่พิจารณาค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	56
3.24 การไหลของแสงที่เกิดจากสถานะจริง.....	57
3.25 ข้อมูลขนาดและมุมที่เกิดจากการแปลง.....	58
3.26 ผลที่ได้จากการแปรจากพิกัดเชิงขั้วเป็นพิกัดคาร์ทีเซียน.....	59
3.27 ผลจากการปรับค่าก่อนการจับกลุ่ม	60

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.28 ตัวอย่างความต่อเนื่องระดับเทาของวัตถุ	
ก) ลำดับภาพที่ $n-1$	61
ข) ลำดับภาพที่ n	61
ค) ความต่อเนื่องระดับเทาของวัตถุจากลำดับภาพที่ $n-1$ และ n	61
3.29 ผลที่ได้จากการจับกลุ่มด้วย MSOFM แบบปรับปรุง	
ก) มุมมอง 3 มิติ	62
ข) มุมมอง 2 มิติ.....	62
3.30 ผลของการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM แบบปรับปรุง.....	62
3.31 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM แบบปรับปรุง	
ในขณะที่ยกเลิกมีการสั่นน้อยมาก	63
3.32 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM แบบปรับปรุง	
ในขณะที่ยกเลิกไม่มีการเคลื่อนที่.....	64
3.33 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM แบบปรับปรุง	
ในขณะที่ยกเลิกเคลื่อนที่เร็วมากและมีการสั่นน้อย	67
3.34 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM แบบปรับปรุง	
ในขณะที่ยกเลิกเคลื่อนที่เร็วและมีการสั่นน้อย	68
3.35 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM แบบปรับปรุง	
ในขณะที่ยกเลิกเคลื่อนที่ตามวัตถุและมีการสั่นน้อยมาก.....	69
3.36 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM แบบปรับปรุง	
ในขณะที่ยกเลิกไม่เคลื่อนที่และวัตถุเคลื่อนที่ออกห่าง	70
4.1 ระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่.....	73
4.2 ภาพต้นแบบ	75
4.3 ภาพระดับเทา V	75
4.4 ผลจากการแปร V ด้วยฟังก์ชัน GMF.....	76
4.5 ผลจากการเลือกบริเวณที่มีค่าระดับเทาที่มากกว่า Tsh_{sky} เท่า	
ของค่าสูงสุดของ V_{sky}	77
4.6 ผลจากการทำป้ายของค้ประกอบ	78

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.7 ผลจากการหาจำนวนจุดภาพที่มากที่สุด	78
4.8 ความลาดชันแนวแกนนอน	79
4.9 ผลจากการแปรความชันแกนนอนด้วยฟังก์ชัน GMF	80
4.10 ผลจากการเลือกบริเวณที่ไม่ตอบสนองต่อการหาความชันแนวแกนนอน (ขาว)	81
4.11 $Road_{color}$ โดยเกิดผลรวมของช่องปริภูมิสี H และ B	81
4.12 ผลการทดสอบค่าเฉลี่ยของค่าระดับเทาที่สภาวะแสงต่าง ๆ	82
4.13 ผลจากการแปรความสว่างจากช่องปริภูมิสี V ด้วยฟังก์ชัน GMF	83
4.14 ผลการตัดบริเวณที่ไม่เกี่ยวข้องกับพื้นถนนด้วยแสง	84
4.15 ผลของการตัดบริเวณที่ตอบสนองต่อความชันแนวแกนนอน	84
4.16 ผลของการเลือกบริเวณที่ต้องการด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยน	85
4.17 ผลของการลบท้องฟ้าที่ได้จากกระบวนการหาท้องฟ้า	86
4.18 ผลในแต่ละขั้นตอนและผลของการเลือกพื้นถนนจากการปรับปรุง ภาพสองระดับ	87
4.19 ผลการคัดแยกถนน	87
4.20 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบการคัดแยกถนนและท้องฟ้า	89
4.21 ผลจากระบบที่ทำให้พื้นที่ของถนนไม่สมบูรณ์เนื่องจาก	
ก) ผลจากการคัดแยกท้องฟ้า	91
ข) สภาวะแสงจริง	91
ค) วัตถุบดบัง	91
4.22 ภาพระดับเทาดั้งเดิม	92
4.23 ผลของการแปลงอนุกรมฟูเรียร์จากภาพระดับเทา	93
4.24 หน้ากากแบบความถี่ต่ำผ่าน	93
4.25 ผลของการกรองด้วยหน้ากากแบบความถี่ต่ำผ่าน	94
4.26 หน้ากากความถี่สูงผ่าน	95
4.27 ผลที่ได้จากการกรองด้วยหน้ากากความถี่สูงผ่าน	97
4.28 หน้ากากกรองความถี่สูงผ่านแกนตั้งและแกนนอน	96
4.29 ผลที่ได้จากการกรองโดยกรองความถี่สูงผ่านแกนตั้งและแกนนอน	96

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.30 ผลจากการตัดหน้าากกรองความถี่สูงผ่านด้วยหน้าากกรองความถี่สูงผ่านแกนตั้งและแกนนอน.....	97
4.31 ผลของการกรองโดยหน้าากกรองความถี่สูงที่ตัดด้วยหน้าากกรองความถี่สูงแกนตั้งและแกนนอน	98
4.32 หน้าากความถี่สูงผ่านโดยตัดผลที่จะเกิดลูกคลื่นแนวแกนตั้งและแนวแกนนอน	98
4.33 ผลของการกรองด้วยหน้าากความถี่สูงผ่านโดยตัดผลที่ทำให้เกิดลูกคลื่นแนวแกนตั้งและแนวแกนนอน.....	99
4.34 หน้าากกรองความถี่วัตถุดวงค์ประกอบ	99
4.35 ผลจากการกรองด้วยหน้าากกรองความถี่วัตถุดวงค์ประกอบ.....	100
4.36 ผลของการกรองด้วยตัวกรองค่ากลางจากผลที่ได้จากการกรองด้วยหน้าากกรองความถี่วัตถุดวงค์ประกอบโดยวิธีขีดเริ่มเปลี่ยนทางความถี่	100
4.37 ผลที่ได้จากการตรวจสอบค่าระดับเทาที่มากกว่าค่าขีดเริ่มเปลี่ยน	101
4.38 ตัวอย่างผลการทดสอบช่วงเวลา 14.00 - 15.00 น.....	102
4.39 ตัวอย่างผลการทดสอบช่วงเวลา 16.00 - 17.00 น.....	103
4.40 ตัวอย่างผลการทดสอบช่วงเวลา 13.00 - 14.00 น.....	104
4.41 ผลการทดสอบในช่วงเวลาที่มีแสงน้อย.....	105
4.42 ผลการทดสอบจากลำดับภาพที่วัตถุมืดเนื้อที่มาก	106
4.43 วิธีการหาการไหลของแสงโดยวิธีของ Lucas & Kanade ด้วย การประมวลผลในปริภูมิสี	107
4.44 ผลที่ได้จากวิธีการหาการไหลของแสงโดยวิธีของ Lucas & Kanade ด้วย การประมวลผลในปริภูมิสี ก) ผลลัพธ์ที่ได้	108
ข) ภาพขยายจากบริเวณเครื่องหมายวงกลมจากรูป ก)	108
4.45 ผลจากการหาการไหลของแสง ก) วิธีของ Lucas & Kanade ด้วยการประมวลผลในปริภูมิสี	108
ข) วิธีของ Lucas & Kanade ด้วยการประมวลผลจากภาพระดับเทา.....	108

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.46 ผลของการจับกลุ่มการไหลของแสง	
ก) การไหลของแสงด้วยวิธีของ Lucas & Kanade ด้วยการประมวลผล ในปริภูมิสี	109
ข) การไหลของแสงด้วยวิธีของ Lucas & Kanade ด้วยภาพระดับเทา.....	109
4.47 ตัวอย่างผลลัพธ์แต่ละขั้นตอนของระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่บนถนน	110
4.48 ผลของการจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดขึ้นในบริเวณประมวลผล.....	111
4.49 ผลของการกำหนดกลุ่มใหม่จากกลุ่มที่ได้จากการจับกลุ่มการไหลของแสง	
ก) ก่อนทำการกำหนดกลุ่มใหม่	112
ข) หลังทำการกำหนดกลุ่มใหม่	112
4.50 ตัวอย่างผลที่ได้จากระบบที่มีความแม่นยำ.....	114
4.51 ตัวอย่างผลของระบบที่สามารถคัดแยกวัตถุได้และได้บริเวณที่มากกว่าวัตถุ	114
4.52 ตัวอย่างผลของระบบที่ไม่สามารถคัดแยกได้.....	115

สารบัญตาราง

ตารางที่

หน้า

4.1	ประสิทธิภาพของระบบในแต่ละขั้นตอนและระบบการคัดแยกวัตถุโดยรวม.....	116
-----	--	-----

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญของปัญหา

ปัญหาทางด้านการตัดแยก (segmentation) ภายในภาพ (image) เป็นปัญหาหนึ่งทางด้านการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ (computer vision) การตัดแยกที่มีประสิทธิภาพ จะเป็นประโยชน์ในการวิเคราะห์และการประมวลผลต่อในหลาย ๆ ด้าน เช่น การวิเคราะห์โรคภายในภาพ การค้นหาวัตถุและระบุตำแหน่งภายในภาพ การวิเคราะห์พื้นที่ภายในภาพ เป็นต้น การตัดแยกเพื่อการวิเคราะห์และการประมวลผลดังกล่าวจะใช้การวิเคราะห์ความเข้มแสง (intensity) ภายในภาพเป็นหลัก

การไหลของแสง (optical flow) เป็นวิธีการหนึ่งที่มีประสิทธิภาพสูงในการตรวจจับวัตถุที่เคลื่อนที่ภายในภาพได้ ซึ่งการสร้างการไหลของแสง จะใช้การวิเคราะห์จากการเปลี่ยนแปลงของความเข้มแสงภายในภาพแต่ละลำดับภาพ (image sequence) โดยที่การไหลของแสงจะประกอบไปด้วยขนาดและทิศทางของความเข้มแสงที่เปลี่ยนตำแหน่งไป การตรวจจับวัตถุโดยใช้การไหลของแสงจะอาศัยการวิเคราะห์กลุ่มของความเข้มแสงของวัตถุภายในภาพซึ่งความเข้มแสงของวัตถุที่เปลี่ยนตำแหน่ง จะคงความเข้มแสงเท่าเดิม และจะให้ผลของการไหลของแสงของกลุ่มแสงของวัตถุที่เปลี่ยนแปลงตำแหน่งไป เปลี่ยนทิศทางและขนาดที่ใกล้เคียงกัน การตัดแยกวัตถุที่เปลี่ยนตำแหน่งด้วยการไหลของแสงจำเป็นต้องอาศัยกรรมวิธีการจับกลุ่ม (clustering) มาช่วยในการตัดแยกวัตถุนั้น วิทยานิพนธ์นี้จึงได้เสนอการจับกลุ่มแบบใหม่เพื่อใช้ในการจับกลุ่มที่ไม่สามารถระบุจำนวนกลุ่มได้

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อศึกษาและพัฒนาวิธีการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีผู้ฝึกสอน
2. เพื่อศึกษาและพัฒนาวิธีการตัดแยกกลุ่มการไหลของแสง

1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น

1. ลำดับภาพที่นำมาใช้ต้องเป็นลำดับภาพไม่น้อยกว่า 2 เฟรม
2. ลำดับภาพที่ได้จะต้องถ่ายในที่ ๆ มีแสงสว่างเพียงพอ
3. การประมวลผลทำงานแบบออฟไลน์
4. ไม่ต้องทำการระบุชนิดของวัตถุที่เกิดจากการไหลของแสง

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

1. พัฒนาระบบการจัดกลุ่มการไหลของแสงโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีผู้ฝึกสอน
2. พัฒนาระบบการคัดแยกการไหลของแสง
3. พัฒนาระบบการ และระบบการคัดแยกการไหลของแสงบน MATLAB

1.5 การจัดรูปแบบวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประกอบด้วย 5 บท

บทที่ 1 เป็นบทนำกล่าวถึงความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ข้อตกลงเบื้องต้น ขอบเขตของการวิจัย ขั้นตอนการดำเนินงานและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัยนี้ รวมทั้งแนะนำเนื้อหาพอสังเขปที่เป็นองค์ประกอบของวิทยานิพนธ์ฉบับ

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งจะกล่าวถึงประวัติการวิจัยที่ผ่านมา และกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ซึ่งจะแสดงให้เห็นถึงแนวทางการพัฒนางานวิจัยที่ผ่านมา

บทที่ 3 กล่าวถึงระบบการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปร ได้นำเสนอแนวคิดในการจับกลุ่มเพื่อการคัดแยกการไหลของแสง และระบบการจับกลุ่มที่ได้ปรับปรุงจากเดิม ผลการทดสอบระบบการจับกลุ่ม และวิธีการจัดเตรียมข้อมูลการไหลของแสงเพื่อการจับกลุ่มที่มีประสิทธิภาพ

บทที่ 4 ได้นำเสนอระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่โดยใช้การจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปร พิจารณาร่วมกับพื้นที่ของถนน ในบทนี้ได้นำเสนอกระบวนการคัดแยกถนน ท้องฟ้า และวิธีการหาเส้นขอบฟ้า ซึ่งได้ประสิทธิภาพสูงในการคัดแยก และได้นำเสนอกระบวนการเตรียมพื้นที่ประมวลผลจากการวิเคราะห์ทางโดเมนความถี่ เพื่อให้การประมวลผลเร็วขึ้น

บทที่ 5 เป็นบทสรุปและข้อเสนอแนะ

ภาคผนวก ก. เป็นรายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

บทที่ 2

ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 บทนำ

การคัดแยกวัตถุภายในภาพ (image object segmentation) หมายถึงการได้มาซึ่งบริเวณของวัตถุภายในภาพตามเงื่อนไขที่ต้องการ ซึ่งกระบวนการคัดแยกวัตถุ จัดเป็นการบวนการที่มีประโยชน์อย่างมากในปัจจุบันนี้ การคัดแยกด้วยกระบวนการต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็นกรรมวิธีการใดที่จะเอื้ออำนวยให้กับกระบวนการต่อยอดของวิธีการประมวลผลอื่น ๆ เช่น การจดจำวัตถุภายในภาพ (object image recognition) การติดตามวัตถุภายในภาพ (object image tracking) การนับจำนวนวัตถุภายในภาพ (object image counting) การวิเคราะห์วัตถุภายในภาพ (object image analysis) ฯลฯ ความยากง่ายของการคัดแยกวัตถุภายในภาพจะขึ้นอยู่กับปัจจัยหลาย ๆ สิ่ง เช่น ลักษณะของวัตถุ ความซับซ้อนของวัตถุ ความซับซ้อนของพื้นหลัง เป็นต้น ปัจจัยดังกล่าวจะมีผลน้อยเกี่ยวกับการคัดแยกจากผลของกระบวนการประมาณการไหลของแสง (optical flow estimation) ซึ่งเป็นกระบวนการหนึ่งที่สามารถนำไปคัดแยกได้ง่าย กระบวนการคัดแยกด้วยการไหลของแสงจำเป็นต้องมีกระบวนการอื่นมาช่วย เช่นการแบ่งกลุ่ม ซึ่งการจับกลุ่มการไหลของแสง เป็นวิธีที่ช่วยให้การคัดแยกวัตถุมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยอาศัยหลักการจับกลุ่มการไหลของแสงที่เป็นกลุ่มเดียวกันจะต้องมีคุณสมบัติดังต่อไปนี้ 1) การไหลของแสงไปทิศเดียวกัน 2) ขนาดเท่ากัน 3) อยู่บริเวณเดียวกัน ถ้าการไหลของแสงไม่ได้เป็นไปตามคุณสมบัติข้างต้น จะต้องกำหนดให้เป็นกลุ่มอื่น ซึ่งหมายถึงวัตถุชิ้นอื่น

ในบทนี้ได้นำเสนอปริทัศน์วรรณกรรมเกี่ยวกับการจับกลุ่มด้วยกระบวนการต่าง ๆ ที่มาจากเครือข่ายประสาทเทียม และไม่ได้มาจากเครือข่ายประสาทเทียม วรรณกรรมของกระบวนการสร้างการไหลของแสง (optical flow) ด้วยกระบวนการต่าง ๆ และได้นำเสนอกระบวนการต่าง ๆ ที่ได้นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ ในบทนี้ได้เสนองานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการคัดแยกการไหลของแสงด้วยวิธีการต่าง ๆ ที่น่าสนใจ ซึ่งได้เป็นแนวทางในการดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้

2.2 การจับกลุ่มข้อมูล

การจับกลุ่มข้อมูล เป็นกระบวนการจับชุดข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งชุดข้อมูลขึ้นไป โดยชุดข้อมูลที่มีความคล้ายกัน กระบวนการจับกลุ่มข้อมูลจะต้องจับชุดข้อมูลนั้นให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน กระบวนการจับกลุ่มต่าง ๆ จะต้องมีการปรับจุดศูนย์กลางกลุ่ม และจัดการกับชุดข้อมูลที่จะทำการจับกลุ่ม ปัญหาที่พบโดยทั่วไปของขั้นตอนของการจับกลุ่มคือ ไม่ทราบจำนวนในการจับกลุ่ม

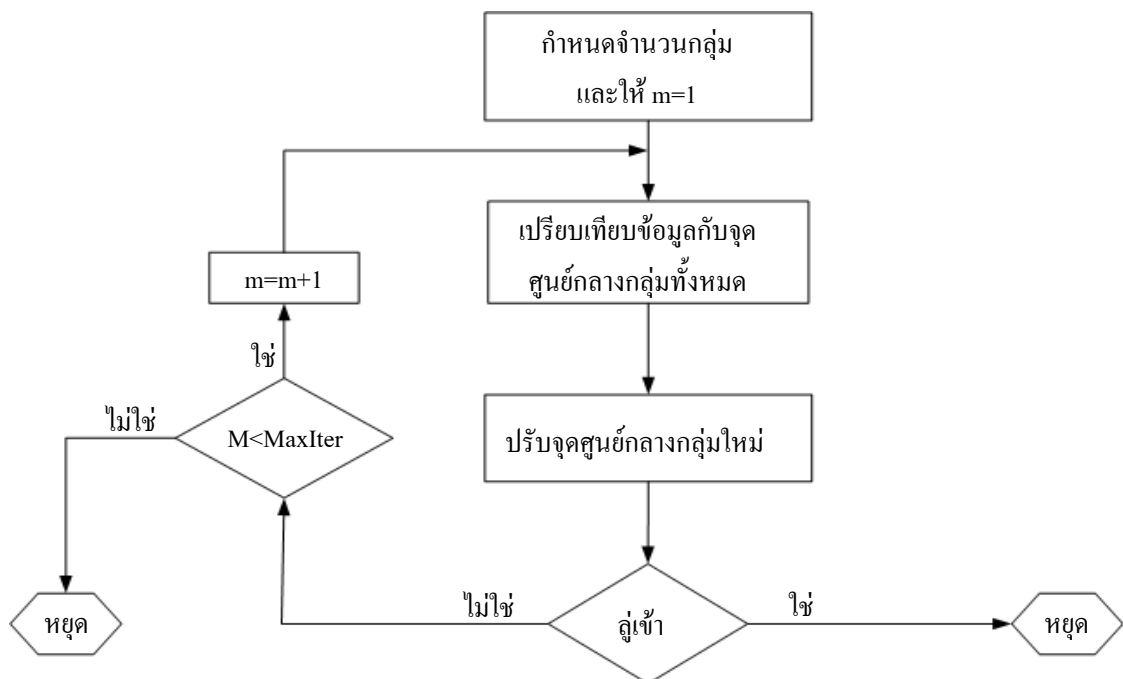
หรือไม่ทราบคุณลักษณะความเหมือนกันของกลุ่มที่ต้องการรวมกลุ่มซึ่งในที่นี้ได้นำเสนอรูปแบบของวิธีในการจับกลุ่มเวกเตอร์ด้วยอัลกอริทึม K - means การจับกลุ่มแบบ hierarchical และอัลกอริทึมฟuzzy K - means ดังรายละเอียดต่อไปนี้

2.2.1 วิธีเคมีนอัลกอริทึม (K - means algorithm)

กำหนดให้ S คือชุดรูปแบบเวกเตอร์จำนวน N_s และ $S_k : k=1$ ไปจนถึง K ซึ่ง S_k เป็นซับเซตของ S โดยมีรูปแบบการพิจารณาประสิทธิภาพของ J ดังนี้

$$J = \sum_{k=1}^K \left(\sum_{x_j \in Cl_k} \|x_j - M_k\| \right) \quad (1-1)$$

โดยที่ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (objective function) ของอัลกอริทึม K - means คือการเลือก Cl_k และ M_k เพื่อพิจารณาค่าน้อยที่สุดของ J ซึ่งข้อสังเกตคือ ถ้าพิจารณาเลือก K เท่ากับ N_s และ $M_k = x_k$ สำหรับ $k = 1$ ถึง N_s เช่นนั้นทำให้ประสิทธิภาพของ J ลดเข้าสู่ศูนย์ ดังนั้นจึงกล่าวได้ว่าในแต่ละรูปแบบของเวกเตอร์ คือ การจับกลุ่มด้วยตัวเองที่ให้ค่าประสิทธิภาพ J ที่ต่ำแล้วในแต่ละรูปแบบของเวกเตอร์นั้น อัลกอริทึมนี้จะให้ค่าที่เหมาะสมที่สุดของประสิทธิภาพ J ในแต่ละจำนวนกลุ่ม K

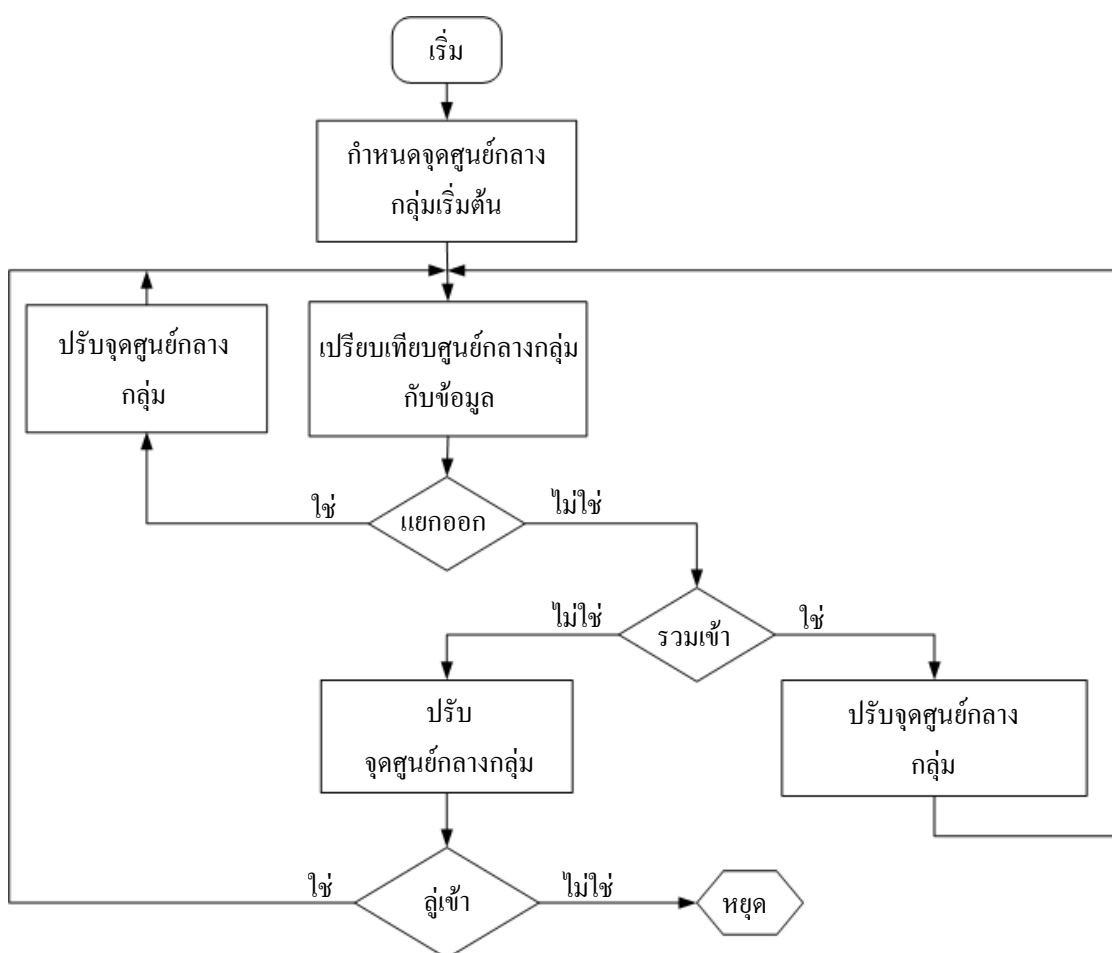


รูปที่ 2.1 แผนผังสำหรับอัลกอริทึม K - means สำหรับการจับกลุ่ม

อัลกอริธึม K - means ใช้การกำหนดจำนวน K ของการรวมกลุ่มให้คงที่ซึ่งโดยทั่วไป การเลือกจำนวน K จะต้องทำการเลือกให้น้อยกว่าจำนวนของรูปแบบเวกเตอร์ โดยการกำหนดค่าคงที่ของ K ที่เหมาะสมจะให้ค่า J น้อยที่สุด จึงต้องทำการเลือกอัลกอริธึมการหาค่าเหมาะสมที่สุดเพื่อใช้สำหรับพิจารณาหาจำนวนการจับกลุ่ม K ที่ดีที่สุดตามความสัมพันธ์ของ J ได้แสดงรายละเอียดของอัลกอริธึม K - means ดังรูปที่ 2.1

2.2.2 วิธีการจับกลุ่ม ISODATA

อัลกอริธึม ISODATA (Iterative Self Organizing Data Analysis Technique A) เป็นวิธีการหนึ่งที่สามารถแก้ปัญหาไม่ทราบจำนวนกลุ่มที่จะทำการจับกลุ่ม โดยอัลกอริธึมการจับกลุ่มนี้มาจากอัลกอริธึม K - means โดยทำการเพิ่มจำนวน K ขึ้นไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งได้ค่าน้อยที่สุดของสมการประสิทธิภาพ J ดังสมการที่ (1-1)



รูปที่ 2.2 แผนผังการจับกลุ่มของอัลกอริธึม ISODATA

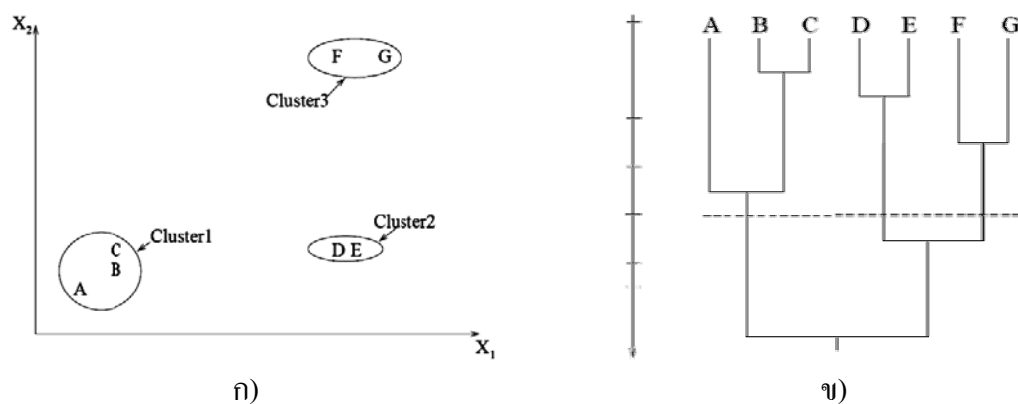
อัลกอริทึม ISODATA เป็นทางเลือกอีกวิธีการหนึ่งในการแก้ปัญหาการจับกลุ่มเมื่อไม่ทราบจำนวนกลุ่ม หรือคุณลักษณะจำเพาะ ซึ่งอัลกอริทึม ISODATA จะเป็นกฎในการจัดเตรียมสำหรับการจับกลุ่มโดยการแยกและรวมกลุ่มโดยใช้จำนวนกลุ่มสุดท้ายที่ได้ และได้แสดงรายละเอียดของแผนผังอย่างคร่าว ๆ สำหรับอัลกอริทึม ISODATA แสดงดังรูปที่ 2.2

2.2.3 วิธีการจับกลุ่มแบบ hierarchical

วิธีการจับกลุ่มแบบ hierarchical คือ ลำดับวิธีการในการจัดการเกี่ยวกับจำนวนการจับกลุ่มที่แตกต่างกัน ซึ่งในกระบวนการนี้จะใช้วิธีการจับกลุ่ม (agglomerative / clumping) หรือ วิธีการแบ่งแยก (divisive / splitting) โดยต้องทำการพิจารณาฟังก์ชันระยะทางสำหรับการคำนวณระยะทางระหว่างการจับกลุ่ม ในแต่ละระดับในกระบวนการสำหรับการจับกลุ่มจะมีรูปแบบที่ไม่ซับซ้อนหรือรูปแบบของการจับกลุ่ม คือ ความไม่ซับซ้อนในการเชื่อมต่อกับกลุ่มอื่น หรือความไม่ซับซ้อนในการจับกลุ่มขององค์ประกอบที่เหลืออยู่

2.2.3.1 การจับกลุ่มแบบ agglomerative hierarchical

กำหนดให้ $x_1, x_2, \dots, x_N$ คือรูปแบบของการจับกลุ่ม N กลุ่ม ขั้นตอนของการจับกลุ่มแบบ agglomerative hierarchical จะเริ่มต้นจากระดับการจับกลุ่ม N กลุ่มซึ่งในแต่ละครั้งของการจับกลุ่มจะประกอบด้วยกลุ่มของเวกเตอร์เพียงหนึ่งตัวคือ x นั้น ๆ จากนั้นในระดับที่ $N-1$ ซึ่งได้จากการคำนวณระยะทางระหว่างคู่แต่ละคู่ของอินพุตของการจับกลุ่ม N ระดับ ระยะระหว่างเวกเตอร์ 2 เวกเตอร์ที่มีระยะระหว่างกันน้อยจะถูกรวมกลุ่มเข้าด้วยกันโดยพิจารณาตามฟังก์ชันระยะทาง และทำการพิจารณาการจับกลุ่มใหม่ในระดับที่ $N-2$ ซึ่งจะได้รูปแบบเวกเตอร์คือ $S_1^{(N)}, S_2^{(N-1)}, \dots, S_{N-1}^{(1)}$ ในการลดระดับลงจะเป็นการอธิบายเกี่ยวกับรูปแบบของการจับกลุ่ม ซึ่งจำนวนกลุ่มจะค่อย ๆ ลดลงเรื่อย ๆ จนกระทั่งถึงระดับจำนวนกลุ่มที่ต้องการ



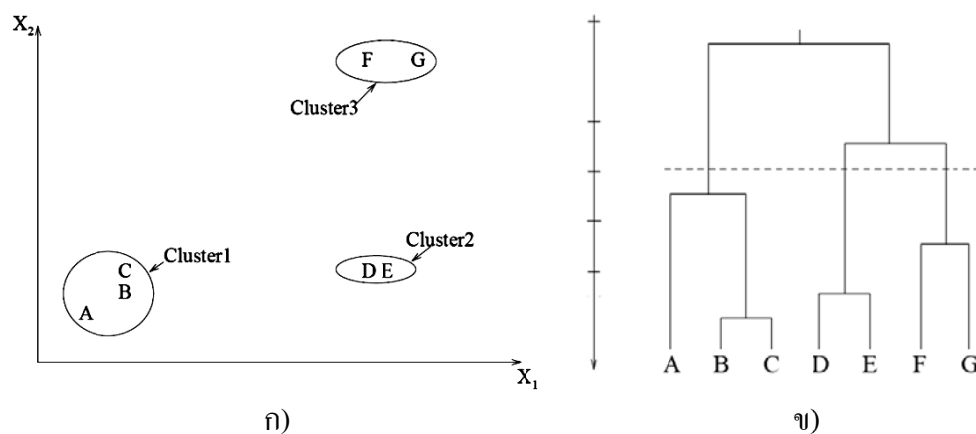
รูปที่ 2.3 ตัวอย่างการจับกลุ่มแบบ agglomerative hierarchical

ก) ผลของการจับกลุ่ม ข) แผนภูมิ

ขั้นตอนในการจับกลุ่มแสดงดังรูปที่ 2.3 โดยมีขั้นตอนการจับกลุ่มจะมีลักษณะเป็นแผนภาพต้นไม้ดังรูปที่ 2.3 ข) กำหนดให้มีจำนวนกลุ่มเป็น 3 กลุ่ม ผลที่ได้คือกลุ่มแรกจะมีสมาชิก A, B, C กลุ่มที่สองประกอบด้วย D, E กลุ่มที่สามประกอบด้วย F, G แสดงดังรูปที่ 2.3 ก)

2.2.3.2 วิธีการจับกลุ่มแบบ divisive hierarchical

การจับกลุ่มแบบ agglomerative hierarchical เริ่มทำการจับกลุ่มในแต่ละองค์ประกอบของชุดข้อมูล N กลุ่ม และทำการจับกลุ่มเข้าด้วยกันโดยพิจารณาจากระยะทาง แต่วิธีการจับกลุ่มแบบ divisive hierarchical จะเริ่มต้นจากการจับกลุ่มหนึ่งกลุ่ม และเพิ่มเป็นสองกลุ่มโดยพิจารณาจากระยะทางของเวกเตอร์ จากนั้นจึงกระทำอย่างต่อเนื่องจนกระทั่งถึงจำนวนกลุ่มที่ได้กำหนดไว้ ในการพิจารณาการจับกลุ่มในแต่ละระดับนี้แสดงดังรูปที่ 2.4 โดยกำหนดให้มีการดำเนินการจับกลุ่ม 3 กลุ่ม



รูปที่ 2.4 ตัวอย่างสำหรับการจับกลุ่มแบบ divisive hierarchical

ก) ผลของการจับกลุ่ม ข) แผนภูมิ

2.2.4 วิธีการจับกลุ่มแบบฟัซซี่ (fuzzy clustering)

ในขั้นตอนของ hierarchical และอัลกอริทึม K - means จะมีรูปแบบการกำหนดจำนวนกลุ่มเพียงครั้งเดียวคือหนึ่งกลุ่มหรือมากกว่าหนึ่งกลุ่ม agglomerative hierarchical และ divisive hierarchical นี้จะมีขั้นตอนการทำงานที่แน่นอน ในทางตรงกันข้าม วิธีการของ K - means จะทำการจับกลุ่มในจำนวนกลุ่มที่กำหนดและไม่มีความแน่นอนสำหรับจำนวนครั้งในการวนรอบ fuzzy c - means จะอาศัยแนวคิดที่ปรับปรุงจากขั้นตอนของ hierarchical และอัลกอริทึม K - means โดยใช้ฟัซซี่เซตมาช่วยในการปรับปรุงการจับกลุ่มนี้

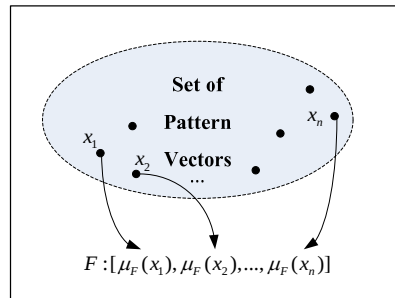
2.2.4.1 ฟัซซีเซต (fuzzy set)

กำหนดให้ชุดของเวกเตอร์ $S = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ และให้ A เป็นเซตย่อยของ S นั่นคือสมาชิกของ S จะอยู่ภายใน A กำหนดให้ฟังก์ชันคุณลักษณะ (characteristic function) เป็น $\mu_A(\cdot)$ โดยที่ $\mu_A(x_i) = 1$ เมื่อ $x_i \in A$ และ $\mu_A(x_i) = 0$ เมื่อ x_i ไม่เป็นสมาชิกของ A

ตัวอย่างเช่น กำหนดให้ μ_A คือ ค่าจำเพาะของฟัซซีเซต A ซึ่งค่าที่เข้าใกล้ 1 มีระดับความเป็นสมาชิกสูง และค่าที่เข้าใกล้ 0 จะมีระดับความเป็นสมาชิกต่ำ ถ้า $A = \{x_1, x_3, x_5\}$ จะได้ $\mu_A = [\mu_A(x_1), \mu_A(x_2), \mu_A(x_3), \dots, \mu_A(x_n)]$ ระดับความเป็นสมาชิกนี้คือ $\mu_A = [1, 0, 1, 0, \dots, 0]$ ดังนั้นสมาชิกของเซต A จะถูกกำหนดด้วยฟังก์ชันคุณลักษณะ $\mu_A(x_n)$ โดยจะมีค่าที่อยู่ในช่วงศูนย์ถึงหนึ่ง องค์ประกอบที่มีค่าเป็นหนึ่งหรือใกล้เคียงจะเป็นสมาชิกของเซตย่อยนี้ทั้งหมด

ฟัซซีเซตสามารถอธิบายได้ด้วยฟังก์ชันคุณลักษณะซึ่งประกอบด้วยค่าที่เป็นบวกระหว่าง 0 ถึง 1 ที่เป็นองค์ประกอบในฟังก์ชันคุณลักษณะในเซตย่อยแบบฟัซซี F ของ S ดังนี้

$$F : [\mu_F(x_1), \mu_F(x_2), \dots, \mu_F(x_n)] = \mu_F \quad (1-2)$$



รูปที่ 2.5 แผนภาพแสดงฟังก์ชันสมาชิก

เซต S จะถูกแบ่งด้วยกลุ่มฟัซซี $F_1, F_2, \dots, F_K$ ซึ่งสามารถแสดงได้ดังสมการที่ (1-3) และนิยามของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกฟัซซีเซตจะเป็นไปตามสมการที่ (1-4) ถึงสมการที่ (1-6)

$$\begin{aligned} F_1 : \mu_1 &= [\mu_{11}, \mu_{12}, \dots, \mu_{1n}] = [\mu_{F_1}(x_1), \mu_{F_1}(x_2), \dots, \mu_{F_1}(x_n)] \\ F_2 : \mu_2 &= [\mu_{21}, \mu_{22}, \dots, \mu_{2n}] = [\mu_{F_2}(x_1), \mu_{F_2}(x_2), \dots, \mu_{F_2}(x_n)] \\ &\vdots \\ F_K : \mu_K &= [\mu_{K1}, \mu_{K2}, \dots, \mu_{Kn}] = [\mu_{F_K}(x_1), \mu_{F_K}(x_2), \dots, \mu_{F_K}(x_n)] \end{aligned} \quad (1-3)$$

$$0 \leq \mu_{ki} \leq 1 \quad (1-4)$$

$$\sum_k \mu_{ki} = 1 \quad \forall i \quad (1-5)$$

$$0 < \sum_i^k \mu_{ki} < n \quad \forall k \quad (1-6)$$

สมการที่ (1-4) แสดงขอบเขตค่าความเป็นสมาชิกระหว่าง 0 ถึง 1 สมการที่ (1-5) แสดงผลรวมทั้งหมดในแต่ละแถวต้องมีค่าเท่ากับหนึ่ง และสมการที่ (1-6) เป็นการแยกค่าที่เป็นศูนย์ทั้งหมด ดังนั้นค่าที่เป็นศูนย์ หรือ null set และ ค่าที่เป็นหนึ่ง ทั้งหมดรวมอยู่ภายในเซต S

2.2.4.2 อัลกอริธึมการจับกลุ่มแบบ fuzzy C - means

สมมติให้เซตของ เวกเตอร์ N_s ซึ่งมีขนาด n ใช้สำหรับการพิจารณาการจับกลุ่มฟัซซี (C) และกำหนดให้ V_i จุดศูนย์กลางของการจับกลุ่มสำหรับ แต่ละกลุ่มฟัซซีและ $\mu_i(k), k=1,2,...,N_s$ คือฟังก์ชันสมาชิกสำหรับแต่ละกลุ่มฟัซซี กำหนดให้เป็น $F_i, i=1,2,...,C$ ซึ่งอัลกอริธึม fuzzy c - means จะเป็นการพิจารณาหาค่า V_i และ $\mu_i(k), k=1,2,...,C$ จนกระทั่งได้ค่าน้อยที่สุดของ J_m สมการของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แสดงดังสมการที่ (1-7)

$$J_m = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^{N_s} [\mu_i(k)]^m d^2(x_k, V_i) \quad (1-7)$$

โดยที่

$$d^2(x_k, V_i) = (x_k - V_i)^T A(x_k - V_i) \quad (1-8)$$

กำหนดให้

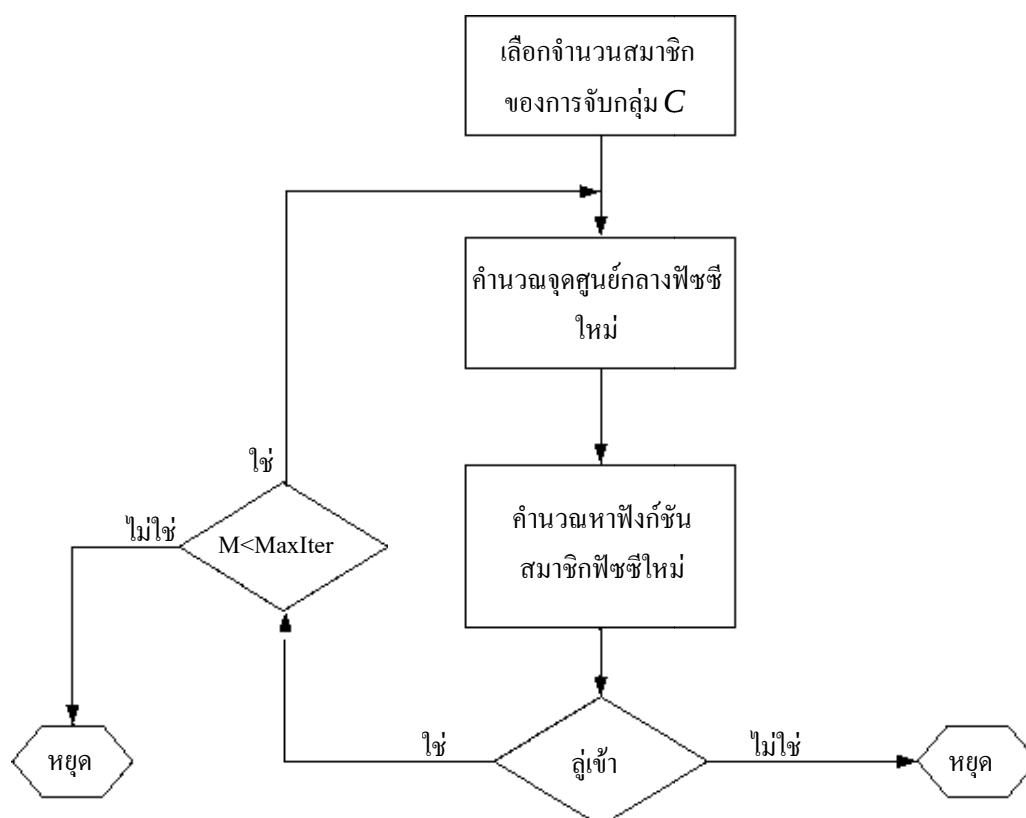
A คือ เมตริกสมมาตรที่มีค่าเป็นบวกขนาด $n \times n$

n คือ ขนาดของเวกเตอร์

N_s คือ จำนวนทั้งหมดของเวกเตอร์ใน s (s คือ เวกเตอร์ในการจับกลุ่ม)

m คือ ตัวชี้ของความเป็นฟัซซี (fuzziness index)

จากสมการที่ (1-4) จะเป็นตัวกำหนดขอบเขตของค่าฟังก์ชันสมาชิกให้อยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 และตัวชี้ของความเป็นฟัซซี่ m มีค่ามากจะแสดงถึงความเป็นฟัซซี่ต่ำ ฟัซซี่อัลกอริทึมนี้จะทำงานไปพร้อมกับอัลกอริทึม c - means ซึ่งเป็นการคำนวณจุดศูนย์กลางฟัซซี่ใหม่ โดยสัมพันธ์กับจุดศูนย์กลางกลุ่มใหม่และทำการปรับค่าจุดศูนย์กลางกลุ่มใหม่นี้ ฟังก์ชันสมาชิกจะสัมพันธ์กับการสร้างข้อมูลย่อยใหม่ โดยลำดับขั้นตอนของอัลกอริทึม fuzzy c - means ได้แสดงไว้ดังรูปที่ 2.6

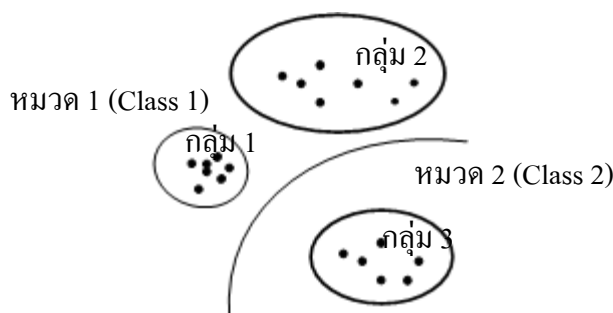


รูปที่ 2.6 แผนผังสำหรับการจับกลุ่มแบบ fuzzy c - means

2.2.5 การแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง

ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) ได้รับความสนใจอย่างมากสำหรับการจำแนกข้อมูล (classification) และการแบ่งกลุ่มข้อมูล แต่เนื่องจากการจำแนกข้อมูล และการแบ่งกลุ่มข้อมูล มีข้อแตกต่างกัน คือ การแบ่งกลุ่มข้อมูล เป็นกระบวนการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้ระยะห่างระหว่างกลุ่มเป็นตัวแบ่งซึ่งสามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็นกลุ่มตามการ

จัดเรียงตัวของข้อมูลขณะที่การจำแนกข้อมูล คือ การแบ่งกลุ่มข้อมูลที่ใช้กฎเกณฑ์ภายนอก ซึ่งไม่จำเป็นต้องเข้ากับการเรียงตัวจัดข้อมูลหรือไม่ หรืออาจกล่าวได้ว่า การแบ่งกลุ่ม เป็นการแบ่งกลุ่มด้วยตัวเอง สำหรับการจำแนกข้อมูล เป็นการแบ่งกลุ่มที่มีผู้ฝึกสอน ดังแสดงในรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.7 การแบ่งกลุ่มและการจำแนกข้อมูล

การแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (Self-Organizing Feature Map : SOFM) นำเสนอโดย T.Kohonen (1989) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้หลักการเรียนรู้แบบแข่งขัน (competitive learning) เป็นโครงข่ายที่ไม่ต้องมีผู้ฝึกสอน โดยโครงข่ายสามารถรับอินพุต แล้วทำการคัดแยกอินพุตได้ด้วยโครงสร้างภายในตัวเอง โครงสร้างการทำงานดังกล่าวมีหลักการคล้ายคลึงกับประสาทตาของสิ่งมีชีวิต ซึ่งสามารถแยกแยะรายละเอียดสภาพแวดล้อมได้ ถึงแม้ว่าจะไม่เคยเห็นมาก่อนก็ตาม ดังนั้นโครงข่ายแบบนี้จึงสามารถค้นหาโครงสร้าง รูปแบบหรือคุณลักษณะจากสภาวะแวดล้อมได้โดยตรง และเนื่องจากการเรียนรู้ของโครงข่ายใช้การเรียนรู้แบบแข่งขัน โดยที่นิวรอนเอาต์พุตจะทำการแข่งขันกับนิวรอนอื่น ๆ อย่างสัมพันธ์ต่อการตอบสนองกับอินพุตที่ป้อนเข้าสู่ระบบ นิวรอนที่ชนะจะเป็นผู้ที่ได้รับการปรับค่าโดยการกระตุ้น (excitatory) ในขณะที่นิวรอนอื่นที่แพ้การแข่งขันจะถูกปรับค่าให้ถูกยับยั้ง (inhibitory) ดังนั้นสำหรับการเรียนรู้แบบแข่งขัน จะมีนิวรอนผู้ชนะเพียงเซลล์ประสาทเดียวเท่านั้นที่ได้รับการปรับค่า วิธีการหานิวรอนผู้ชนะ ใช้การหาระยะทางแบบยูคลิดเดียวระหว่างเวกเตอร์นำหนักประสาท $\mathbf{w}_j$ กับเวกเตอร์อินพุต $\mathbf{x}$ ดังความสัมพันธ์ต่อไปนี้

$$d_j = \|\mathbf{x} - \mathbf{w}_j\| \quad (1-9)$$

$$d_j = \left[\sum_{i=1}^M (x_{ij} - w_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (1-10)$$

จากสมการที่ (1-10) M คือขนาดของเวกเตอร์อินพุตซึ่งมีขนาดเท่ากับเวกเตอร์น้ำหนักประสาท ถ้าสองเวกเตอร์มีความคล้ายกันมาก ค่าระยะทางแบบยุคลิดจะมีค่าน้อย กำหนดให้นิวรอนผู้ชนะคือนิวรอนที่ j_c ซึ่งมีความสัมพันธ์ดังนี้

$$j_c = \min \| \mathbf{x} - \mathbf{w}_j \|, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (1-11)$$

โดยที่ N คือ จำนวนนิวรอนในชั้นเอาต์พุต เมื่อได้นิวรอนผู้ชนะแล้ว ก็จะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทของนิวรอนผู้ชนะตามกฎการเรียนรู้แบบแข่งขันคือ

$$w_j^{new} = w_j^{old} + \eta(x_i - w_j) \quad (1-12)$$

โดยที่ η คือ ค่าคงที่การเรียนรู้ ดังนั้นเราสามารถปรับค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทของนิวรอน j ที่ชนะการแข่งขันได้ดังสมการที่ (1-12)

เมื่อป้อนอินพุตเข้าสู่โครงข่ายทั้งหมดแล้ว โครงข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทไปจนได้ค่าน้ำหนักประสาทที่เหมาะสมที่สุดที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูล

2.3 การไหลของแสง (optical flow)



รูปที่ 2.8 การไหลของแสง

การไหลของแสงเป็นวิธีการหนึ่งที่มีประสิทธิภาพในการตรวจจับวัตถุเคลื่อนที่ภายในภาพได้ ซึ่งการสร้างการไหลของแสงนี้จะใช้การวิเคราะห์จากการเปลี่ยนแปลงของความเข้มแสงภายในภาพแต่ละลำดับภาพ (image sequence) โดยที่การไหลของแสงจะประกอบไปด้วยขนาดและทิศทางของความเข้มแสงที่เปลี่ยนตำแหน่งไปดังรูปที่ 2.8 แสดงตัวอย่างของการไหลของแสง การตรวจจับวัตถุโดยใช้การไหลของแสงจะใช้การวิเคราะห์กลุ่มของความเข้มแสงของวัตถุภายในภาพ ซึ่งความเข้มแสงของวัตถุที่เปลี่ยนตำแหน่ง จะคงความเข้มแสงเท่าเดิม และให้ผลของการไหลของแสงของกลุ่มแสงของวัตถุที่เปลี่ยนแปลงตำแหน่งไป เปลี่ยนทิศทางและขนาดที่ใกล้เคียงกัน การคัดแยกวัตถุที่เปลี่ยนตำแหน่ง จำเป็นต้องอาศัยกรรมวิธีการจับกลุ่ม (clustering) มาช่วยในการคัดแยก

2.3.1 Gradient Base Method

กรรมวิธีนี้ใช้วิธีการสร้างการไหลของแสงโดยแก้ปัญหาอนุพันธ์เป็นหลัก โดยอาศัยหลักการของความคงที่ของความเข้มแสงจากวัตถุภายในภาพที่เปลี่ยนแปลงไป กำหนดให้ I คือความเข้มแสง สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$I(x+dx, y+dy, t+dt) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} dx + \frac{\partial I}{\partial y} dy + \frac{\partial I}{\partial t} dt + \dots \quad (1-13)$$

จะได้ว่า

$$\nabla I(x, y, t) \cdot v + I_t = 0 \quad (1-14)$$

สมการที่ (1-14) ได้มาจากการแก้สมการ อนุกรมเทย์เลอร์ (Horn B.K.P and Schunck B.G., 1981) จากสมการที่ (1-13) โดย $v = [v_x, v_y] = \left[\frac{dx}{dt}, \frac{dy}{dt} \right]$ และ $\nabla I = \left[\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right]^T$ เรียกสมการที่ (1-14) ว่า optical flow constraint equation (Barron J.L. and Thacker N.A., 1990) ในการพิจารณา ระบบสมการเส้นตรงที่มี 2 ตัวแปร 1 สมการ ซึ่งมีแนวทางการแก้ดังนี้

2.3.1.1 Horn and Schunck

Horn and Schunck (1993) ได้รวมเงื่อนไขของความลาดชัน (gradient) จากสมการที่ (1-14) ซึ่งเป็นเทอมของ ความราบเรียบรวม (global smoothness) เข้ากับเงื่อนไขของการประมาณความเร็ว $v(x, y, t) = (u, v)$ เพื่อพิจารณาค่าน้อยที่สุดของ

$$\int_D (\nabla I \cdot v + I_t)^2 + \lambda^2 (\|\nabla u\|_2^2 + \|\nabla v\|_2^2) dx \quad (1-15)$$

โดยที่ขนาด (magnitude) ของ λ เป็นการแสดงให้เห็นถึงผลที่มีต่อเทอมของความราบเรียบ (smoothness) ให้ $\lambda = 0.5$ (Horn B.K.P and Schunck B.G: 1993) จะทำให้ผลลัพธ์ของกรณีที่ทำทดสอบได้ดี พิจารณาใช้สมการที่ (1-15) ในการวนซ้ำเพื่อทำการพิจารณาหาค่าน้อยที่สุดและได้ความเร็วของแสงของแต่ละจุดภาพ โดยการวนซ้ำจะเป็นไปตามสมการที่ (1-16) และ (1-17)

$$u^{k+1} = u^k - \frac{I_x[I_x \bar{u}^{-k} + I_y \bar{v}^{-k} + I_t]}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \quad (1-16)$$

$$v^{k+1} = v^k - \frac{I_y[I_x \bar{u}^{-k} + I_y \bar{v}^{-k} + I_t]}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \quad (1-17)$$

โดยที่

k คือ จำนวนครั้งในการวนซ้ำ

u^0, v^0 คือ ค่าเริ่มต้นในการประมาณความเร็ว

u^{-k}, v^{-k} คือ ค่าของตำแหน่งใกล้เคียงของ u^k, v^k

ในกระบวนการแบบดั้งเดิม (Horn B.K.P and Schunck B.G, 1993) ใช้สมการเชิงอนุพันธ์อันดับหนึ่งในการประมาณค่าความสว่าง ในที่นี้ได้พิจารณาการประมาณจากความสัมพันธ์ของสมการอนุพันธ์เชิงตัวเลข และสามารถพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อน

2.3.1.2 Lucas & Kanade

จากวิธีการของ Lucas & Kanade (1981) ได้นำเสนอวิธีการในการหาค่าน้ำหนักเหมาะสมของค่ากำลังสองน้อยสุด (LS) ของเงื่อนไขเฉพาะถิ่นอันดับหนึ่ง (local first-order) ของสมการที่ (1-14) เพื่อพิจารณาหาค่าเหมาะสมซึ่งเป็นค่าคงที่ของแบบจำลองสำหรับ v ในแต่ละจุดภาพโดยพิจารณาหาค่าน้อยที่สุดของสมการที่ (1-18)

$$\sum_{x \in \Omega} W^2(x) [\nabla I \cdot v + I_t]^2 \quad (1-18)$$

โดยที่ $W(x)$ คือ ฟังก์ชันหน้าต่าง (windows function) ซึ่งวิธีการแก้ปัญหาของสมการที่ (1-18) โดย n คือจุดที่เวลา t มีดังนี้

$$A^T W^2 A v = A^T W^2 b \quad (1-19)$$

$$A = [\nabla I(x_1), \dots, \nabla I(x_n)]^T \quad (1-20)$$

$$W = \text{diag}[W(x_1), \dots, W(x_n)] \quad (1-21)$$

$$b = -(I_t(x_1), \dots, I_t(x_n))^T \quad (1-22)$$

$$v = [A^T W^2 A]^{-1} A^T W^2 b \quad (1-23)$$

ดังนั้นจะได้ผลลัพธ์ของสมการที่ (1-19) คือสมการที่ (1-23) ซึ่งรูปแบบของผลเฉลยจะเข้าใกล้รูปแบบของสมการ $A^T W^2 A$ ซึ่งไม่เป็นเอกพจน์ (nonsingular) ที่มีเมทริกซ์ขนาด 2×2

$$A^T W^2 A = \begin{bmatrix} \sum W^2(x) I_x^2(x) & \sum W^2(x) I_x(x) I_y(x) \\ \sum W^2(x) I_y(x) I_x(x) & \sum W^2(x) I_y^2(x) \end{bmatrix} \quad (1-24)$$

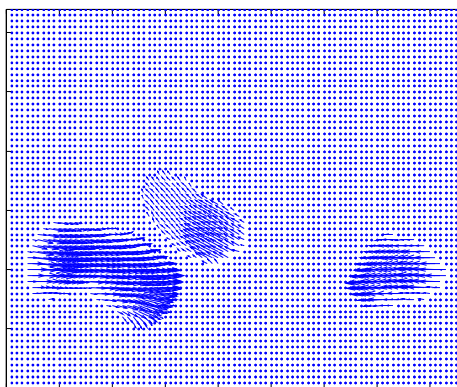


ก)

ข)

รูปที่ 2.9 การไหลของแสง ก) ภาพที่เวลา t ข) ภาพที่เวลา $t+1$

ค) ผลที่ได้จากวิธี Lucas & Kanade



ก)

รูปที่ 2.9 การไหลของแสง ก) ภาพที่เวลา t ข) ภาพที่เวลา $t+1$

ค) ผลที่ได้จากวิธี Lucas & Kanade (ต่อ)

2.3.2 Region - Based Matching

วิธีการพิจารณาขอบเขตโดยความเหมือนของบริเวณหนึ่ง ๆ ซึ่งได้นำเสนอโดย Glazer F., Reynolds G., and Anandan P., (1983), Anandan (1989), Burt P. J., Yen C., and Xu X., (1983), Little J.J., Bultho H. H., and Poggio T. A., (1988), Little J. J. and Verri A., (1989) เป็นการอธิบายความเร็ว v ที่ได้ทำการเลื่อน $d = [d_x, d_y]$ เพื่อพิจารณาหาค่าเหมาะสมที่สุดที่สุดของขอบเขตของภาพที่เวลาต่างกันจากการค้นหาความเหมือนที่ดีที่สุดโดยการพิจารณาที่ค่ามากที่สุดของความเหมือน (บน d) ซึ่งในแต่ละวิธี จะปรับปรุงค่าความเร็วให้แม่นยำที่แตกต่างกัน แต่จะใช้หลักการที่มุ่งไปในทางเดียวกัน เช่น วิธีการบรรทัดฐานสหสัมพันธ์ไขว้ (normalized cross - correlation) หรือพิจารณาค่าน้อยที่สุดของระยะทาง (distance) อาทิเช่น วิธีการผลรวมรากที่สองของผลต่าง (Sum – Squared Difference : SSD) ซึ่งมีรูปแบบสมการดังนี้

$$SSD_{1,2}(x; d) = \sum_{j=-n}^n \sum_{i=-n}^n W(i, j) [I_1(x + (i, j)) - I_2(x + d + (i, j))]^2 \quad (1-25)$$

$$SSD_{1,2}(x; d) = W(x) * [I_1(x) - I_2(x + d)]^2 \quad (1-26)$$

โดยที่ W หมายถึง ฟังก์ชันไม่ต่อเนื่องของหน้าต่าง 2 มิติ

d หมายถึง ค่าตัวเลขจำนวนเต็มของการเลื่อนตำแหน่ง

การพิจารณาค่าระยะทาง *SSD* การพิจารณาค่าความเหมือนแบบสหสัมพันธ์ไขว้ (cross - correlation) จะมีลักษณะวิธีการที่ใกล้เคียงกัน ในการพิจารณาค่าน้อยที่สุดของระยะทาง

การไหลของแสงในแต่ละวิธีข้างต้น ผลลัพธ์ที่ได้จะอยู่ในรูปของความเร็วในแต่ละจุดภาพ ดังแสดงในรูปที่ 2.9 ค) ผลการสร้างการไหลของแสงที่ได้จาก Lucas & Kanade โดยใช้ลูกศรแทนขนาดและทิศทางของความเร็วการไหลของแสง

2.4 การประมวลผลภาพ

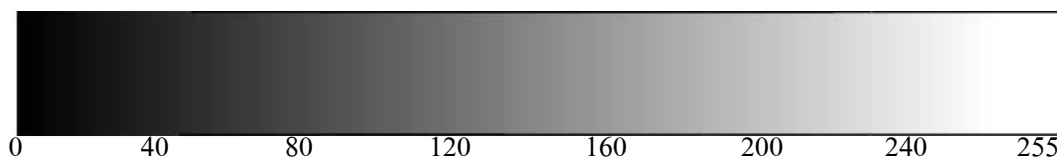
การประมวลผลภาพ มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาและปรับปรุงข้อมูลที่เป็นภาพเพื่อให้สามารถแปลความหมายได้ดีขึ้น และเพื่อเตรียมข้อมูลฉาก (scene data) สำหรับให้คอมพิวเตอร์เข้าใจได้ ขบวนการประมวลผลภาพแบ่งออกได้เป็น 3 ขบวนการ คือ ขบวนการขั้นต้น เป็นการได้มาซึ่งภาพ และการปรับปรุงภาพให้ดีขึ้น ได้แก่ การแปลงสัญญาณภาพ การเพิ่มความคมชัดของภาพ การกู้คืนสัญญาณภาพ เป็นต้น ขบวนการขั้นกลาง คือ ส่วนของการแยกองค์ประกอบและการดึงเอาคุณลักษณะที่สำคัญออกมา และขบวนการขั้นสูง คือ การตีความหมายและการจดจำภาพ

2.4.1 แบบจำลองระดับเทา (gray scale model)

ภาพระดับเทาสามารถเขียนแทนด้วย $f(x,y)$ โดยที่ขนาดของ f ที่ตำแหน่ง (x,y) คือค่าความเข้มของภาพที่จุดนั้น ๆ โดยที่ค่า $f(x,y)$ จะต้องไม่เป็นศูนย์และมีค่าจำกัด ซึ่งสามารถแยกองค์ประกอบได้เป็น 2 ส่วน คือ องค์ประกอบความสว่าง (illumination component : $i(x,y)$) และ องค์ประกอบการสะท้อนของแสง (reflectance component : $r(x,y)$) โดยที่ $f(x,y)$ เกิดจากการคูณกันขององค์ประกอบทั้งสองดังสมการที่ (1-27)

$$f(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y) \quad (1-27)$$

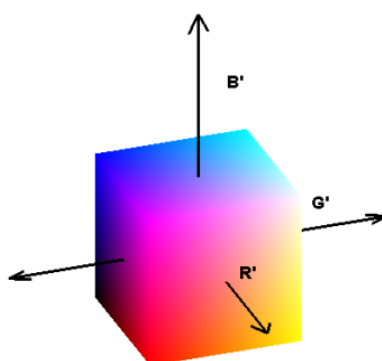
โดยที่ $i(x,y)$ จะต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และมีค่าจำกัด ส่วน $r(x,y)$ จะต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และน้อยกว่าหนึ่ง ภาพ f เป็นภาพที่มีเฉดสีเดียว ดังนั้นความเข้มของ f ที่ตำแหน่ง (x,y) เรียกว่าระดับเทา (gray level : I) ของภาพในตำแหน่งนั้น โดยที่ระดับเทาจะอยู่ในช่วง $L_{\min} \leq I \leq L_{\max}$ เรียกช่วง $[L_{\min}, L_{\max}]$ ว่าสเกลระดับเทา (gray scale) โดยปกติจะเลื่อนช่วงนี้ให้เป็น $[0, L]$ โดยที่ I เป็นศูนย์ คือจุดภาพที่มีสีดำ และที่ I เท่ากับ L คือจุดภาพที่มีสีขาว ส่วนจุดภาพที่มีค่า I ระหว่างนี้จะแสดงระดับสีของสีเทาแสดงดังรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 ค่าระดับเทา

2.4.2 แบบจำลองสี RGB

แบบจำลองสี RGB เป็นแบบจำลองที่ประกอบไปด้วยองค์ประกอบสเปกตรัมของ 3 แม่สีปฐมภูมิ (primary spectral components) ได้แก่ สีแดง (red : R) สีเขียว (green : G) และสีน้ำเงิน (blue : B) ซึ่งแต่ละสีอยู่บนระนาบภาพ (image planes) ที่เป็นอิสระต่อกันบนพื้นฐานของระบบพิกัดคาร์ทีเซียนดังแสดงในรูปที่ 2.11 กล้องสีส่วนมากที่ใช้ในการรับภาพดิจิทัล นิยมใช้แบบจำลองสี RGB เป็นรูปแบบในการรับภาพ ดังนั้นแบบจำลองสี RGB จึงเป็นแบบจำลองที่สำคัญในการประมวลผลภาพ



รูปที่ 2.11 ลูกบาศก์ของแบบจำลองสี RGB

2.4.3 แบบจำลองสี HSV

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

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

ค่า S คือ ความอิ่มตัวสี เป็นตัวบ่งบอกระดับสีเมื่อเทียบกับค่าสีล้วน เช่น สีแดง และสีชมพูกล่าวคือ สีชมพูคือสีแดงนั่นเองเพียงแต่สีชมพูมีความอิ่มตัวสีที่น้อยกว่าหรือมีสีขาวเป็นส่วนผสมมากกว่าสีแดงล้วน ๆ

ค่า V คือ ระดับความสว่างของสีที่มีค่าสีล้วนและความอิ่มตัวสี เท่ากับค่าใด ๆ โดยที่ระดับความสว่างต่ำสุดหมายถึงสีดำ ไม่ว่าจะเป็นค่าสีล้วน หรือค่าความอิ่มตัวสีเท่าใด และระดับความสว่างสูงสุด หมายถึงสีขาวซึ่งเป็นสีที่สว่างที่สุดของค่าสีล้วน และค่าความอิ่มตัวนั้น ๆ

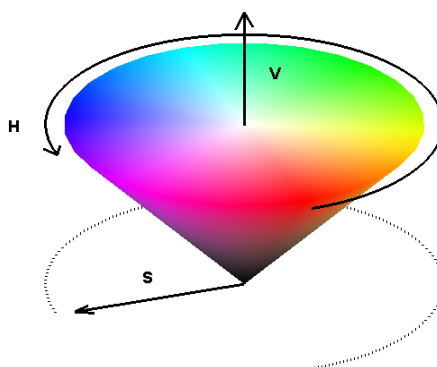
แบบจำลองสี HSV สามารถหาได้จากแบบจำลองสี RGB ดังสมการที่ (1-28) - (1-31)

$$H = \begin{cases} H_1 & : B \leq G \\ 360^\circ - H_1 & : B > G \end{cases} \quad (1-28)$$

$$H_1 = \cos^{-1} \left\{ \frac{0.5[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{(R-G)(R-G) + (R-B)(G-B)}} \right\} \quad (1-29)$$

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)} \quad (1-30)$$

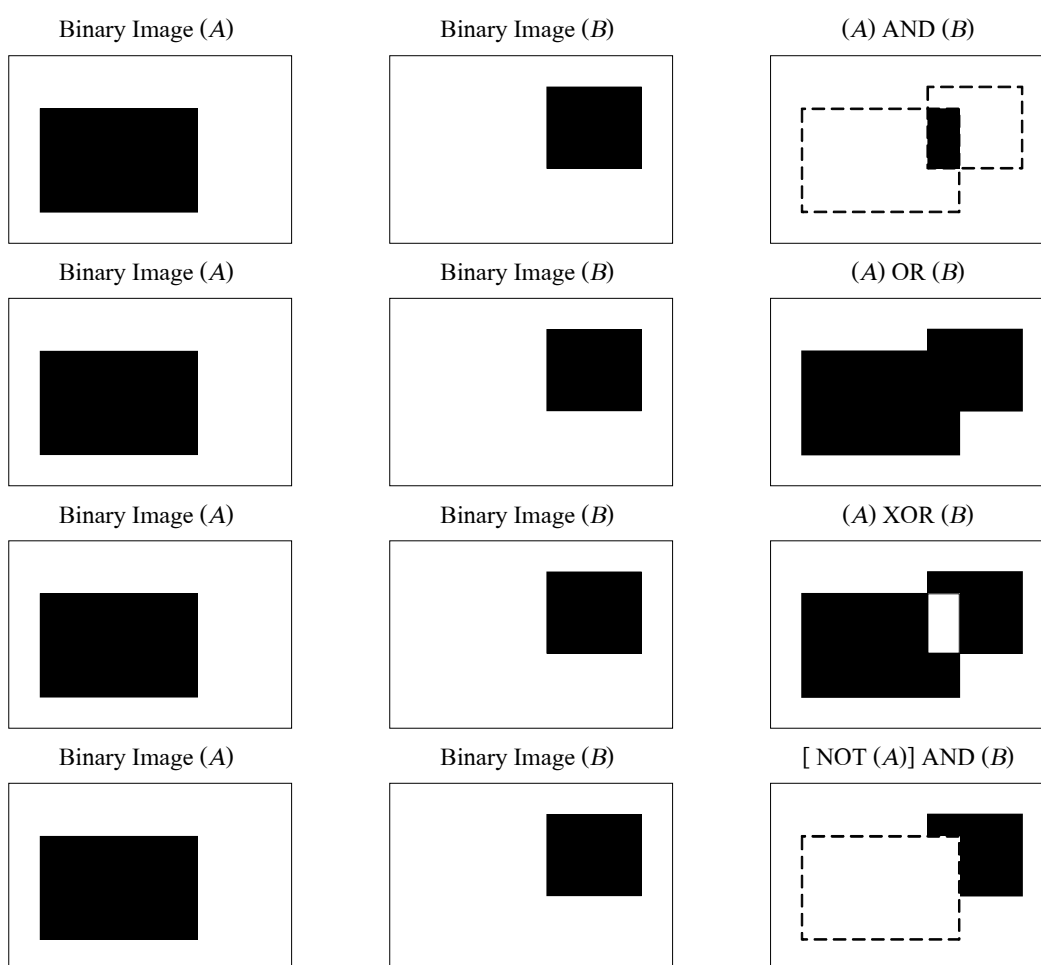
$$V = \frac{\max(R, G, B)}{255} \quad (1-31)$$



รูปที่ 2.12 แบบจำลองสี HSV

2.5 การประมวลผลภาพด้วยรูปร่างและโครงร่างของภาพ

การประมวลผลภาพด้วยรูปร่างและโครงร่างของภาพเป็นกระบวนการพื้นฐานอย่างหนึ่งของ การประมวลผลภาพ สำหรับการตัดต่อหรือแต่งเติมส่วนของรูปภาพ เช่น ขอบ โครงของภาพ ซึ่ง พื้นฐานของกระบวนการทางรูปโครงร่างภาพเกี่ยวข้องกับ ทฤษฎีของเซต โดยเซตในทางรูปโครงร่าง ภาพคือ การแทนรูปร่างหรือรูปทรงของวัตถุในภาพ เช่น กลุ่มข้อมูลจุดภาพสีดำทั้งหมดภายในภาพ ขาวดำ เป็นต้นซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้สำหรับการดึงวัตถุที่ต้องการในรูปภาพเพื่อแทนหรือ อธิบายรูปร่างต่าง ๆ ของวัตถุ หรือใช้ในการปรับปรุงรูปภาพ ก่อนหรือหลังการวิเคราะห์รูปภาพ



รูปที่ 2.13 กระบวนการทางตรรกของภาพขาวดำหรือภาพสองระดับ⁽¹⁾

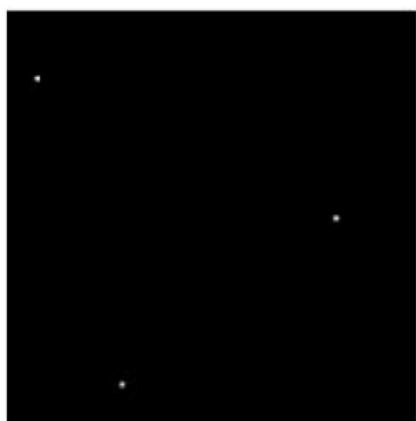
หมายเหตุ : ⁽¹⁾ จาก “Digital Image Processing”, โดย Gonzalez and Woods, 2008, Prentice-Hall, 84

2.5.1 กระบวนการทางตรรกของภาพขาวดำ

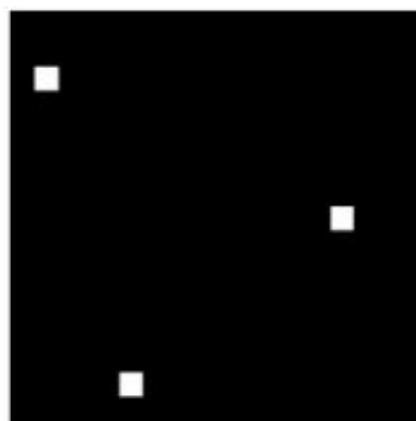
กระบวนการทางตรรกพื้นฐานสำหรับการประมวลผลภาพ คือ AND OR และ NOT ซึ่งเป็นการกระทำที่จุดภาพต่อจุดภาพของภาพสองภาพขึ้นไป ยกเว้นกรณีของ NOT เป็นการกระทำต่อจุดภาพสำหรับภาพเดียว ซึ่งผลของกระบวนการตรรกทางภาพแสดงดังรูปที่ 2.13

2.5.2 การขยายขอบภาพ (dilation)

การขยายขอบภาพเป็นกระบวนการที่ใช้สำหรับเปลี่ยนจุดภาพที่มีค่าเป็น 0 ที่ติดกับจุดภาพที่มีค่าเป็น 1 ให้มีค่าเป็น 1 ด้วย (ซึ่งเป็นการขยายขอบภาพ) โดยกำหนดให้เซต A และ B คือเซตของ z^2 (สมมติให้ z^2 เป็นเซตของจุดที่มีค่า 1 ในภาพขาวดำ) ซึ่งการดำเนินการขยายขอบภาพของ A โดย B แทนด้วยสัญลักษณ์ $A \oplus B$ และมีนิยามดังสมการที่ (1-33)



ก)



ข)

0	1	0
1	1	1
0	1	0

ค)

รูปที่ 2.14 ตัวอย่างการขยายขอบภาพ ก) ภาพต้นแบบ⁽¹⁾ ข) ผลการขยายขอบภาพ⁽¹⁾

ค) องค์ประกอบโครงสร้าง

หมายเหตุ : ⁽¹⁾จาก “Digital Image Processing”, โดย Gonzalez and Woods, 2008, Prentice-Hall, 684

$$A \oplus B = \{z \mid [(\hat{B})_z \cap A] \neq \emptyset\} \quad (1-32)$$

$$A \oplus B = \{z \mid [(\hat{B})_z \cap A] \subseteq A\} \quad (1-33)$$

โดยที่ A คือ ภาพที่ต้องการขยายขอบภาพ

B คือ องค์ประกอบโครงสร้าง หรือเรียกว่า “structuring element”

z คือ เซตข้อมูลจุดภาพ

จากสมการที่ (1-33) และ (1-32) สามารถกล่าวได้ว่าการขยายขอบภาพเป็นผลสะท้อน (reflection) ขององค์ประกอบโครงสร้างและเลื่อนองค์ประกอบโครงสร้างไปที่ละจุดภาพ หรืออาจกล่าวได้ว่าเป็นการกระทำการเปลี่ยนแปลงด้วยค่า z นั้นเอง และเมื่อทำการเลื่อนองค์ประกอบโครงสร้างผ่านจุดใดให้ทำการอินเตอร์เซกชันของภาพกับองค์ประกอบโครงสร้างว่าเท่ากับเซตว่างหรือไม่ ถ้าไม่เท่ากับเซตว่างให้เปลี่ยนจุดกึ่งกลางของภาพภายในองค์ประกอบโครงสร้างให้เป็น 1 ดังแสดงในรูปที่ 2.14 ค)

2.5.3 การกัดกร่อนขอบภาพ (Erosion)

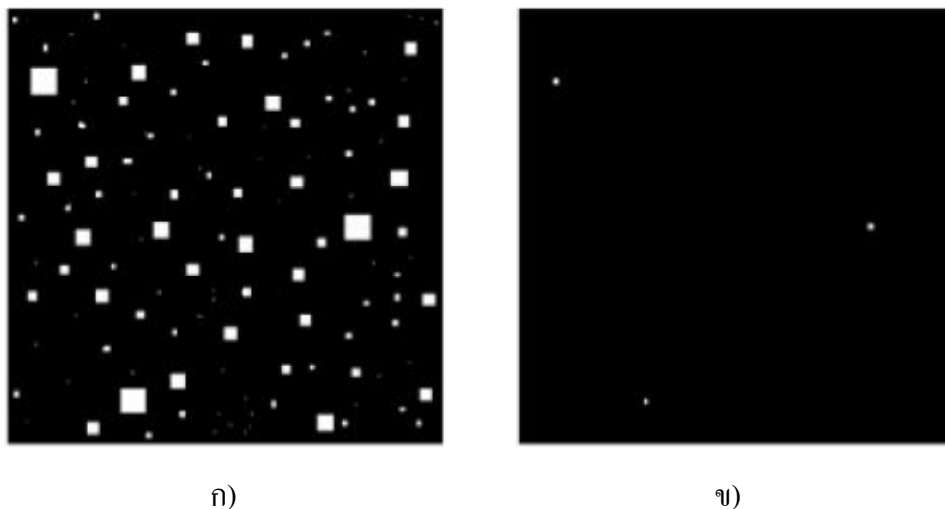
การกัดกร่อนขอบภาพเป็นกระบวนการที่ใช้เปลี่ยนจุดภาพที่มีค่าเป็น 1 ที่ติดกับจุดภาพที่มีค่าเป็น 0 ให้มีค่าเป็น 0 ด้วย โดยกำหนดให้เซต A และ B คือเซตของ z^2 (สมมติให้ z^2 เป็นเซตของจุดที่มีค่า 1 ในภาพขาวกัดกร่อนขอบภาพดำ) ซึ่งการดำเนินการกัดกร่อนขอบภาพของ A โดย B แทนด้วยสัญลักษณ์ $A \ominus B$ และมีนิยามดังสมการที่ (1-34)

$$A \ominus B = \{z \mid (B)_z \subseteq A\} \quad (1-34)$$

โดยที่ A คือ ภาพที่ต้องการกัดกร่อนขอบภาพ

B คือ องค์ประกอบโครงสร้าง

z คือ เซตข้อมูลจุดภาพ



รูปที่ 2.15 ตัวอย่างการกักร่อนขอบภาพ ก) ภาพต้นแบบ⁽¹⁾ ข) ผลการกักร่อนขอบภาพ⁽¹⁾

หมายเหตุ : ⁽¹⁾จาก “Digital Image Processing”, โดย Gonzalez and Woods, 2008, Prentice-Hall, 684

จากสมการที่ (1-34) สามารถกล่าวได้ว่าการกักร่อนขอบภาพเป็นการเลื่อนองค์ประกอบโครงสร้าง B ไปที่ละจุดภาพพร้อมกับตรวจสอบว่าข้อมูลภายในองค์ประกอบโครงสร้างเป็นซบเซตของภาพภายในองค์ประกอบโครงสร้างหรือไม่ ถ้า B เป็นซบเซตตามเงื่อนไขของสมการที่ (1-34) ให้กำหนดจุดกึ่งกลางของภาพให้มีค่าเป็น 1 ดังแสดงในรูปที่ 2.15 ซึ่งเป็นตัวอย่างการกักร่อนภาพที่ประกอบด้วยวัตถุสี่เหลี่ยมขนาด 1, 3, 5, 7, 9 และ 15 จุดภาพ เมื่อดำเนินการกักร่อนภาพด้วยองค์ประกอบโครงสร้างขนาด 13×13 เป็นผลให้คงเหลือส่วนของวัตถุที่มีขนาด 15 จุดภาพของภาพต้นแบบ ดังนั้นจะเห็นได้ว่าการดำเนินการกักร่อนภาพเป็นการกักร่อนวัตถุต่าง ๆ ภายในภาพให้มีขนาดเล็กลง

2.5.4 การเปลี่ยนรูปแบบเปิด (opening)

การเปลี่ยนรูปแบบเปิดเป็นกระบวนการที่ใช้สำหรับกำจัดรายละเอียดของวัตถุขนาดเล็กที่ยื่นออกมา เช่น มุม กิ่งก้าน เป็นต้น ในขณะที่รายละเอียดที่เป็นร่องถูกรักษาไว้ซึ่งการดำเนินการเปลี่ยนรูปแบบเปิดภาพของ A โดย B แทนด้วยสัญลักษณ์ $A \circ B$ และมีนิยามดังสมการที่ (1-35)

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (1-35)$$

โดยที่ A คือ ภาพที่ต้องการเปลี่ยนรูปแบบเปิด

B คือ องค์ประกอบโครงสร้าง

จากสมการที่ (1-35) สามารถกล่าวได้ว่าการเปลี่ยนรูปแบบเปิดเป็นการกระทำภาพด้วยกระบวนการกัดกร่อนภาพและการขยายภาพ ดังแสดงดังรูปที่ 2.15



รูปที่ 2.16 ตัวอย่างการเปลี่ยนรูปแบบเปิดของภาพ⁽¹⁾ ก) ภาพต้นแบบ
ข) ผลการเปลี่ยนรูปแบบเปิด

หมายเหตุ : ⁽¹⁾จาก “Digital Image Processing”, โดย Gonzalez and Woods, 2008, Prentice-Hall, 639

2.5.5 การเปลี่ยนรูปแบบปิด (Closing)

การเปลี่ยนรูปแบบปิดเป็นกระบวนการที่ตรงข้ามกับกระบวนการเปลี่ยนรูปแบบเปิด กล่าวคือ กระบวนการเปลี่ยนรูปแบบปิดเป็นการกระทำสำหรับอุดร่องขนาดเล็กของวัตถุในขณะที่มีมุมของภาพยังคงเดิม ซึ่งการดำเนินการเปลี่ยนรูปแบบปิดภาพของ A โดย B แทนด้วยสัญลักษณ์ $A \bullet B$ และมีนิยามดังสมการที่ (1-36)

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (1-36)$$

โดยที่ A คือ ภาพที่ต้องการเปลี่ยนรูปแบบปิด

B คือ องค์ประกอบโครงสร้าง

จากสมการที่ (1-36) สามารถกล่าวได้ว่าการเปลี่ยนรูปแบบปิดเป็นการกระทำภาพด้วยกระบวนการขยายภาพ และการกัดกร่อนภาพ ดังแสดงในรูปที่ 2.17



ก)

ข)

รูปที่ 2.17 ตัวอย่างการเปลี่ยนรูปแบบปิดของภาพ⁽¹⁾ ก) ภาพต้นแบบ
ข) ผลการเปลี่ยนรูปแบบปิด

หมายเหตุ : ⁽¹⁾ จาก “Digital Image Processing”, โดย Gonzalez and Woods, 2008, Prentice-Hall, 639

2.5.6 การเติมพื้นที่ (region filling)

การเติมพื้นที่เป็นการเติมพื้นที่ภายในขอบของภาพที่พิจารณา วิธีการเติมจะเริ่มต้นที่ $X_0 = p$ เมื่อ p เป็นจุดเริ่มต้นภายในขอบภาพ ซึ่งการการเติมพื้นที่ภาพแทนด้วยสัญลักษณ์ X_k และมีนิยามดังสมการที่ 5

$$X_k = (X_{k-1} \oplus B) \cap A^c \quad \text{เมื่อ } k = 1, 2, 3, \dots \quad (1-37)$$

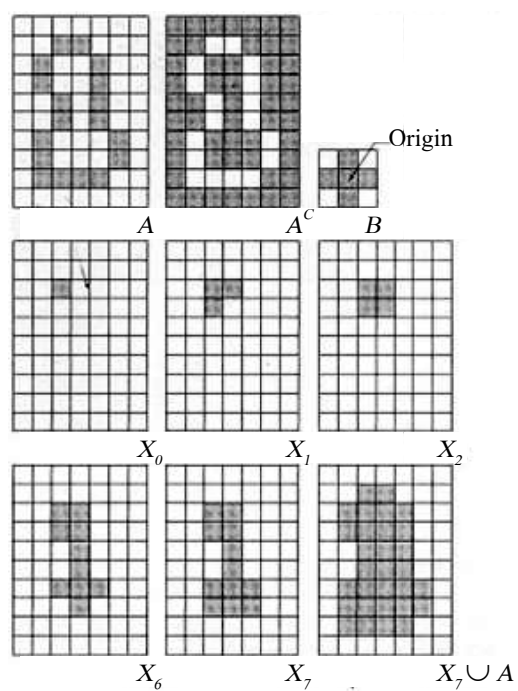
โดยที่ A คือ ภาพที่ต้องการเติมพื้นที่

B คือ องค์ประกอบโครงสร้าง

A^c คือ 1's ของภาพ A

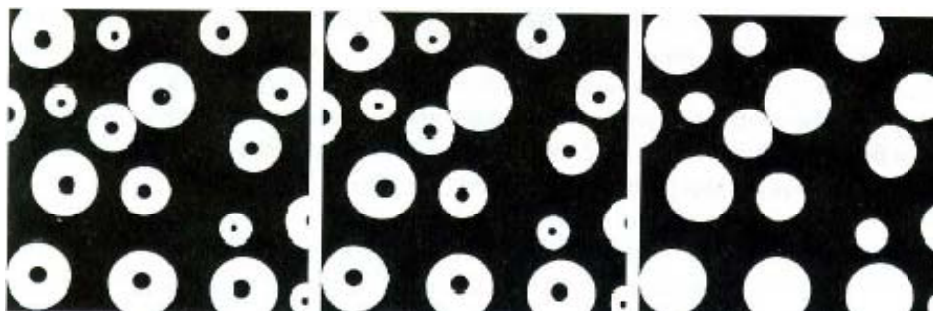
จากสมการที่ (1-37) จะทำการวนรอบ (iteration) จนถึงจุดสิ้นสุดภายใน ผลสุดท้ายจึงทำการรวมโดยให้ผลลัพธ์คือ $X_n \cup A$ เมื่อ X_n คือผลจากการทำการวนรอบจากสมการที่ (1-37)

จากรูปที่ 2.18 เป็นลำดับของการวนรอบของกระบวนการเติม โดยกำหนดให้ A มีลักษณะดังรูปที่ 2.18 บนซ้าย และทำการคอมพลิเมนต์จะได้ดังรูปบนกลาง และให้ B เป็นดังรูปบนขวา ลำดับของกระบวนการจาเป็นไปตามรูปกลาง เริ่มจากซ้ายไปขวา และสิ้นสุดที่รูปล่างกลาง ผลลัพธ์จะได้ดังรูปล่างขวา และกระบวนการนี้สามารถเติมได้มากกว่า ดังรูปที่ 2.19



รูปที่ 2.18 ลำดับการทำงานของกระบวนการเติม⁽¹⁾

หมายเหตุ : ⁽¹⁾จาก “Digital Image Processing”, โดย Gonzalez and Woods, 2008, Prentice-Hall, 644



รูปที่ 2.19 ผลของการเติมที่มีพื้นที่ที่ต้องการมากกว่า 1 บริเวณ

หมายเหตุ : ⁽¹⁾จาก “Digital Image Processing”, โดย Gonzalez and Woods, 2008, Prentice-Hall, 644

2.6 การปรับปรุงคุณภาพของภาพ (image enhancements)

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

1. การปรับปรุงภาพบนพื้นฐานของจุดภาพ (pixel-based image enhancement) เป็นการปรับปรุงภาพด้วยวิธีกระทำครั้งละหนึ่งจุดภาพจนหมด ได้แก่ การกระทำทางพีชคณิต การกระทำเชิงตรรก และ การกระทำทางเรขาคณิต

2. การปรับปรุงภาพบนฐานของฮิสโตแกรม (histogram-based image enhancement) เป็นการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยการกระทำฮิสโตแกรมของภาพที่ต้องการปรับปรุงคุณภาพนั้น

3. การปรับปรุงภาพบนฐานการกรองทางตำแหน่ง (spatial filtering - based image enhancement) เป็นการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยใช้กระบวนการสังวัตนาทางตำแหน่ง (spatial convolution)

4. การปรับปรุงภาพบนฐานของความถี่ (frequency - based image enhancement) เป็นการปรับปรุงคุณภาพของภาพโดยการกระทำบนโดเมนความถี่ ด้วยการแปลงฟูเรียร์

ทำการพิจารณาการปรับปรุงภาพด้วยพื้นฐานของการกรองทางตำแหน่ง โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.6.1 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน (gaussian filter)

ระบบการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียนเป็นการกรองข้อมูลภาพโดยใช้การสังวัตนาเชิงพื้นที่ (spatial convolution) ในลักษณะสมมาตรในเชิงวงกลม ซึ่งค่าน้ำหนักจะมีค่าแปรผันตามลักษณะการกระจายแบบเกาส์เซียน ดังสมการที่ (1-38)

$$h(x, y) = l \frac{\pi(x^2 + y^2)}{a^2} \quad (1-38)$$

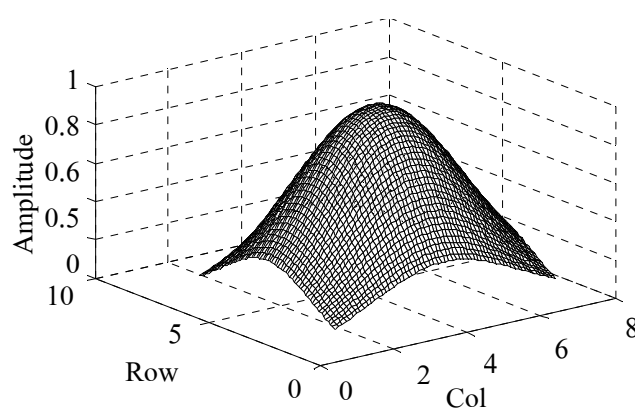
เมื่อ a คือ ความกว้างของตัวกรองแบบเกาส์เซียนในลักษณะเชิงเส้น และสามารถให้ความถี่ต่ำผ่านได้ (low-pass filter) ผลที่ได้จากการกรองแบบเกาส์เซียนเป็นผลให้ภาพมีความเบลอ ดังรูปที่ 2.20 แต่ไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบเกลือ-พริกไทย (salt-pepper noise) ได้ดีนัก



ก)



ข)



ค)

รูปที่ 2.20 ตัวอย่างการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเกาส์เซียน

ก) ภาพต้นแบบ ข) การปรับปรุงภาพด้วยการกรอง

แบบเกาส์เซียน ค) ตัวกรองแบบเกาส์เซียน

2.6.2 การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง (median filter)

การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลางเป็นการกรองข้อมูลภาพโดยใช้การสังขวนเชิงเวลา (spatial convolution) ซึ่งมีค่าน้ำหนักเป็น 1 เท่ากันตลอด ซึ่งหลังจากทำการการสังขวนแล้วจึงนำผลลัพธ์มาทำการเฉลี่ย โดยเลือกค่ากึ่งกลาง ดังสมการที่ (1-39)

$$g(i, j) = \text{med}[x(i + r, j + s) \in A, (i, j) \in Z^2] \quad (1-39)$$

ซึ่งการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลางเป็นการกรองในลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น โดยข้อดีของการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลางคือ สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบเกลือ-พริกไทย (salt-pepper noise) และสัญญาณรบกวนแบบลาปลาเซียน (laplacian noise) ได้ดี อีกทั้ง

ก่อให้เกิดการเบลอของภาพเพียงเล็กน้อย ในขณะที่ข้อเสียของการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง คือ ไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนแบบแบบเกาส์เซียน (gaussian noise) ได้ดีนัก ผลที่ได้จากการกรอง แสดงดังรูปที่ 2.21



ก)



ข)

รูปที่ 2.21 ตัวอย่างการปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง

ก) ภาพต้นแบบ ข) การปรับปรุงภาพด้วยการกรองแบบเฉลี่ยกึ่งกลาง

2.7 การแปลงฟูริเยร์แบบดิสครีต 2 มิติ (2D Discrete Fourier Transform)

การแปลงฟูริเยร์แบบดิสครีต 2 มิติ (DFT) เป็นวิธีการแปลงลำดับสัญญาณทางเวลาที่มีขนาดจำกัดจำนวน $M \times N$ จุดและให้ได้ผลลัพธ์เป็นค่าสเปกตรัมความถี่ที่มีจำนวนจุดจำกัดเท่ากับ $M \times N$ จุดโดยใช้ความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์ดังสมการที่ (1-40)

$$\hat{F}(k, l) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} F(m, n) \exp(-j2\pi(k \frac{m}{M} + l \frac{n}{N})) \quad (1-40)$$

เมื่อ $k=1, 2, \dots, M-1$ และ $l=1, 2, \dots, N-1$

ในทางกลับกันถ้าต้องการแปลงเซตของจุดที่แทนสเปกตรัมความถี่ $\hat{F}(k, l)$ จำนวน $M \times N$ จุดให้ได้ลำดับสัญญาณทางเวลากลับคืนมาโดยใช้กรรมวิธีการแปลงผกผัน DFT (Inverse Discrete Fourier Transform หรือ IDFT) ซึ่งมีนิยามดังนี้

$$F(m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} \hat{F}(k, l) \exp(j2\pi(k \frac{m}{M} + l \frac{n}{N})) \quad (1-41)$$

เมื่อ $m = 1, 2, \dots, M-1$ และ $n = 1, 2, \dots, N-1$

เพื่อความสะดวกสามารถเขียนความสัมพันธ์เพื่อแสดงว่า $F(m, n)$ และ $\hat{F}(k, l)$ เป็นคู่การแปลง DFT ของกันและกัน

$$F(m, n) = \hat{F}(k, l) \quad (1-42)$$

นอกจากนี้การเขียนนิยามการแปลงและการแปลงผกผัน DFT สามารถทำการจัดในรูปแบบที่กระชับขึ้นโดยกำหนดให้ $W_{mn}^* = \frac{1}{\sqrt{N}} \exp(-j2\pi m \frac{n}{N})$ ดังนั้นสามารถจัดรูปสมการใหม่ได้ดังนี้ จากสมการที่ (1-40) สามารถจัดอยู่ในรูปสมการที่ (1-43) คือ

$$\hat{F}(k, l) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} \left[\frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{m=0}^{M-1} F(m, n) \exp(-j2\pi(k \frac{m}{M})) \right] \exp(-j2\pi(l \frac{n}{N})) \quad (1-43)$$

เมื่อ $k = 1, 2, \dots, M-1$ และ $l = 1, 2, \dots, N-1$ ดังนั้นจะได้ว่า

$$\hat{F} = (W^* F) W^* \quad (1-44)$$

และจากสมการที่ (1-41) สามารถจัดอยู่ในรูปสมการที่ (1-45) คือ

$$F(m, n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{l=0}^{N-1} \left[\frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{k=0}^{M-1} \hat{F}(k, l) \exp(j2\pi(k \frac{m}{M})) \right] \exp(j2\pi(l \frac{n}{N})) \quad (1-45)$$

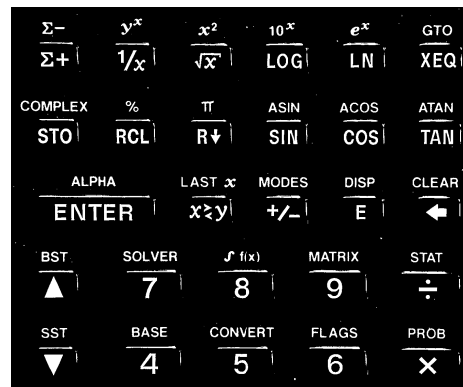
เมื่อ $m = 1, 2, \dots, M-1$ และ $n = 1, 2, \dots, N-1$ ดังนั้นจะได้ว่า

$$F = (W^* \hat{F}) W^* \quad (1-46)$$

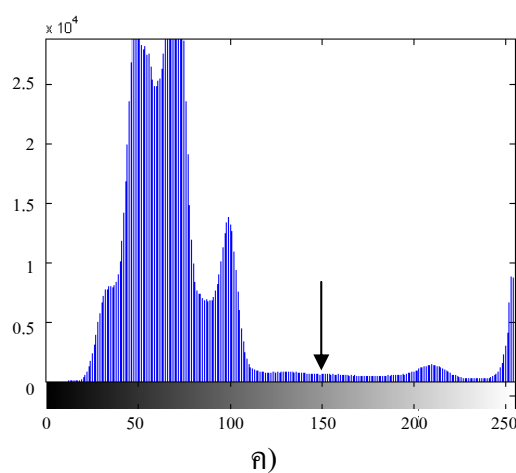
2.8 การแยกส่วนภาพ



ก)



ข)



ค)

รูปที่ 2.22 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ ก) ภาพต้นแบบ⁽¹⁾ ข) ภาพที่ผ่านการเปรียบเทียบกับค่าขีดเริ่มเปลี่ยน ค) ฮิสโทแกรมของค่าระดับเทา

หมายเหตุ : ⁽¹⁾ จาก “Digital Image Processing”, โดย Gonzalez and Woods, 2008, Prentice-Hall, 678

การแยกส่วนภาพเป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งของการประมวลผลภาพ (Gonzalez and Woods 2008) คือการแยกส่วนต่าง ๆ ของรูปภาพออกจากกันตามลักษณะสำคัญที่เราพิจารณา เพื่อลดจำนวนข้อมูลในรูปภาพที่ไม่จำเป็นในการวิเคราะห์ จัดระเบียบข้อมูลในรูปภาพให้เป็นกลุ่ม และแสดงข้อมูลในรูปที่เข้าใจง่าย หลักการที่ใช้ในการแยกส่วนภาพมี 2 หลักการ คือ การแยกส่วนภาพจากความไม่ต่อเนื่อง (discontinuity) ขององค์ประกอบภาพ โดยดูจากความเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจน

ของความเข้มขององค์ประกอบภาพ เช่น บริเวณที่เป็นเส้นขอบของภาพ และการแยกส่วนภาพตามความคล้ายกัน (similarity) ขององค์ประกอบภาพ โดยแยกส่วนภาพตามคุณสมบัติของจุดภาพ (pixel) ภายในพื้นที่เดียวกันที่มีความเหมือนกัน เทคนิคที่ใช้ในการแยกส่วนภาพสำหรับงานวิจัยนี้ คือ การหาขีดเริ่มเปลี่ยน (thresholding) ของภาพเป็นกระบวนการในการสร้างพื้นที่ที่มีความเป็นเอกรูป (uniformity) ในรูปภาพออกเป็นส่วน ๆ ตามเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold criterion : T) ซึ่งแสดงดังสมการที่ (1-47) เมื่อ T เป็นฟังก์ชันของเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน $f(x, y)$ เป็นค่าระดับเทาของจุดภาพที่ (x, y) และ $A(x, y)$ แทนคุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียง โดยภาพที่หาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว $g(x, y)$ ดังสมการที่ (1-48)

$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (1-47)$$

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) \geq T \\ 0 & f(x, y) < T \end{cases} \quad (1-48)$$

ค่าของฟังก์ชัน T สามารถแบ่งได้ 3 วิธีด้วยกันดังนี้

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

$$T = T\{f(x, y)\} \quad (1-49)$$

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

$$T = T\{A(x, y), f(x, y)\} \quad (1-50)$$

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

$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (1-51)$$

2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การนำเสนองานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการคัดแยกโดยใช้วิธีการจับกลุ่ม และงานวิจัยที่น่าสนใจ ตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบันได้มีงานวิจัยต่าง ๆ จำนวนมากนำเสนอกระบวนการไหลของแสง สำหรับการประยุกต์ใช้กับระบบขับเคลื่อนพาหนะอัตโนมัติสำหรับช่วยรักษาความปลอดภัยในการขับขี่ยานพาหนะบนท้องถนน อาทิเช่น กระบวนการการไหลของแสง แบบจำลองการเคลื่อนที่แบบตนเอง (ego motion) กระบวนการแบ่งกลุ่มข้อมูลและกระบวนการทางขอบเขต เป็นต้น ซึ่งสามารถสรุปโดยย่อได้ดังต่อไปนี้ โดยทำการจัดลำดับการเรียงเรียงจากงานที่มีผู้ได้ดำเนินการก่อนไปสู่งานที่ใหม่กว่า

Tina T.Y. and Shah M. (1994) นำเสนอการคัดแยกและการประมาณการเคลื่อนที่ด้วย อัลกอริทึมแบ่งแยก (deterministic algorithm) ด้วยการพิจารณาการไหลของแสงและขอบเขตการเคลื่อนที่ของวัตถุเพื่อรองรับวัตถุที่เคลื่อนที่ในช่วงกว้างได้และพิจารณาใช้วิธีการหลากหลายของช่องตารางเพื่อช่วยลดเวลาในการประมวลผล

A. Lorusso and E. De Micheli (1996) นำเสนอวิธีการตรวจจับสิ่งกีดขวางและการควบคุมระบบนำทางสำหรับความปลอดภัยในการขับขี่ยานพาหนะบนพื้นฐานการวิเคราะห์การเคลื่อนที่แบบ 3 มิติและโครงสร้างพารามิเตอร์การไหลของแสงจากภาพต่อเนื่องที่ได้จากกล้องโทรทัศน์ที่ติดตั้งบนพาหนะที่เคลื่อนที่ไปตามถนนชุมชนเมือง ถนนชุมชนชนบท และทางด่วน โดยกระบวนการเริ่มจากกระบวนการปรับเทียบ (calibration process) ซึ่งเป็นการพิจารณาใช้ประโยชน์ภายใต้เงื่อนไขทางกายภาพของพื้นผิวแนวราบ จากนั้นจึงทำการคำนวณพารามิเตอร์การไหลของแสงของการเคลื่อนที่ในการประมาณค่าที่เหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ในแต่ละสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงเพื่อพิจารณาคำนวณน้อยสุดของความไม่แน่นอนของการไหลของแสงด้วยการพิจารณามุมของความเร็วโดยรอบแกนตั้งฉากแนวระนาบพื้นผิว และอัตราส่วนระหว่างความลึกของมุมมองภาพกับการเปลี่ยนแปลงความเร็ว หรือ เวลาในการสวนกันของพาหนะ จากนั้นจึงนำค่าพารามิเตอร์ที่ได้มาพิจารณาตรวจจับสิ่งกีดขวางจากข้อมูลการไหลของแสง โดยที่พารามิเตอร์มุมของความเร็วเป็นข้อมูลสำหรับการพิจารณารักษาระบบนำทางให้เคลื่อนที่ภายในช่องทางเดินถนน

Microslav Trajkovic and Mark Hedley (1996) นำเสนอกระบวนการแบ่งกลุ่มข้อมูลสำหรับการประยุกต์การคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่จากภาพต่อเนื่องซึ่งประกอบด้วย 2 วิธีการ คือ วิธีการแบ่งกลุ่มวัตถุบนพื้นฐานการวิเคราะห์ทางสถิติและวิธีการแบ่งกลุ่มวัตถุบนพื้นฐานของแรงโน้มถ่วงของพาหนะ โดยทำการพิจารณาความเร็วที่จุดมุมของวัตถุเพื่อจัดเตรียมข้อมูลความเร็วของวัตถุแต่ละชนิดภายในภาพต่อเนื่อง จากนั้นจึงทำแบ่งกลุ่มวัตถุที่มีลักษณะการเคลื่อนที่ที่ความเร็วเหมือนกันจัดให้เป็นกลุ่มเดียวกัน จากนั้นจึงทำการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่ออกจากภาพ

Eren P.E., Altunbasak Y., and Tekalp A.M. (1997) นำเสนอการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่ด้วยข้อมูลสีบนพื้นฐานของขอบเขต (Region-based) ซึ่งการพิจารณาขอบเขตของวัตถุจะเกี่ยวข้องกับ

พารามิเตอร์การแบ่งกลุ่มการเคลื่อนที่ประกอบด้วย เวกเตอร์การเคลื่อนที่ ระดับความคล้าย และความเหมือนของลักษณะขอบของวัตถุที่เคลื่อนที่จริง โดยขอบเขตที่พิจารณาอาจไม่มีการเปลี่ยนแปลงทางรูปแบบ และพื้นที่รูปร่างวัตถุสามารถระบุได้ด้วยข้อมูลทางสีหรือข้อมูลเบื้องต้นประกอบของวัตถุ ซึ่งรายละเอียดขององค์ประกอบภายในภาพต่อเนื่องที่พิจารณาจะมีอิทธิพลต่อการแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นผลให้ประสิทธิภาพการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่จะอยู่กับการกำหนดขอบเขตเริ่มต้นสำหรับการแบ่งกลุ่มข้อมูลของระบบ

Giachetti A., Compani M., and Torre V. (1998) นำเสนอการใช้เทคนิคการไหลของแสงสำหรับช่องทางเดินถนน ซึ่งเป็นการพิจารณาความลึกของภาพด้วยข้อมูลการไหลของแสงจากกล้องโทรทัศน์ที่ติดตั้งภายในรถพาหนะในแนวนานระนาบพื้นดินเป็นผลให้ภาพที่พิจารณามีองค์ประกอบของการกระทบกระเทือนและการสั่นของข้อมูลภาพ โดยที่ลักษณะการเคลื่อนที่ของวัตถุสามารถคาดการณ์ได้จากสมการกำลังสอง (quadratic) และลักษณะโครงสร้างเฉพาะของวัตถุ และทำการพิจารณาแบบจำลองการเคลื่อนที่แบบตนเอง (ego motion) สำหรับการประมาณความเร็วและทิศทางของรถที่เคลื่อนที่ด้วยข้อมูลการไหลของแสงเป็นผลให้สามารถทำการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่ที่ความเร็วแตกต่างกันได้ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่จึงทำการพิจารณาข้อมูลขอบของวัตถุรวมกับข้อมูลการไหลของแสงและแบบจำลองการเคลื่อนที่แบบตนเอง

Nitsawat S., Jin J.S., and Hudson H.M. (2000) นำเสนอการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่จากข้อมูลภาพวิดีโอด้วยกระบวนการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบฟัซซีและแบบจำลองผสมผสานแบบดั้งเดิม (classical mixture model หรือ CDWT) สำหรับกรณีวิธีการดึงคุณลักษณะเด่นของข้อมูลวัตถุที่เคลื่อนที่ กระบวนการนี้จะเริ่มจากการพิจารณาการแก้ไขปัญหาค่าความแตกต่างของข้อมูลความลึกของภาพจากการไหลของแสงด้วยการใช้ระบบการแปลงเวฟเลตเชิงซ้อนแบบดีสครีต โดยผลที่ได้นี้จะป้อนข้อมูลที่ได้จากการแปลงเวฟเลตของระดับพื้นผิวที่เหมาะสมกับการไหลของแสงในแต่ละภาพ ซึ่งจะมีผลกระทบต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองการเคลื่อนที่ของระบบ จากนั้นจึงทำการพิจารณาการแบ่งกลุ่มโดยใช้หลักการการแข่งขัน (Competitive Agglomeration หรือ CA) มาใช้สำหรับการปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ เพื่อให้ได้จำนวนกลุ่มและจุดศูนย์กลางที่เหมาะสมของแต่ละกลุ่ม จากนั้นจึงนำข้อมูลพารามิเตอร์จากผลที่ได้จากหลักการการแข่งขันนี้ มาทำการพิจารณาการคัดแยกวัตถุภายในภาพ ด้วยแบบจำลองผสมผสานแบบดั้งเดิม (classical mixture model) ร่วมกับการคาดการณ์สูงสุด (expectation maximization algorithm หรือ EM algorithm) โดยข้อจำกัดของระบบการคัดแยกวัตถุขึ้นอยู่กับคุณภาพของเวกเตอร์การไหลของแสง

Ma K.K. and Wang H.Y. (2002) นำเสนอการคัดแยกวัตถุจากภาพต่อเนื่องบนพื้นฐานของขอบเขตการไหลของแสงโดยปราศจากพารามิเตอร์การไหลของแสงเพื่อแก้ปัญหาคัดแยกวัตถุบนพื้นฐานของพารามิเตอร์จุดภาพ โดยกระบวนการประกอบด้วยการปรับเรียบบริเวณส่วนที่เคลื่อนที่

และการแบ่งกลุ่มข้อมูลในส่วนเริ่มต้นและส่วนสุดท้ายของระบบ โดยพิจารณาใช้การดึงคุณลักษณะเด่นของข้อมูลเบื้องต้นประกอบของภาพต่อเนื่องด้วยการแบ่งกลุ่มแบบ fuzzy c mean ในการแบ่งแยกข้อมูลที่มีลักษณะคล้ายกันในแต่ละบริเวณ จากนั้นจึงนำข้อมูลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มมาพิจารณา ร่วมกับข้อมูลการไหลของแสงของวัตถุที่เคลื่อนที่ จากนั้นจึงพิจารณาค่าพหุคูณความคลาดเคลื่อน จิตเริ่มเปลี่ยน (error-tolerance threshold) เพื่อค้นหาตำแหน่งของวัตถุที่ต้องการ จากนั้นจึงทำการคัดแยกวัตถุออกจากภาพ

Talukder A., et al. (2003) นำเสนอการตรวจจับวัตถุที่เคลื่อนที่ภายในภาพต่อเนื่องจากระบบพาหนะที่เคลื่อนที่ในเวลาจริง เพื่อแก้ปัญหการตรวจจับวัตถุที่เคลื่อนที่ในสภาพแวดล้อมคงที่หรือภาพพื้นหลังไม่มีการเปลี่ยนแปลงด้วยการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่จากกล้องที่เคลื่อนที่ในสภาพแวดล้อมชุมชน โดยไม่จำเป็นต้องใช้ทฤษฎีเกี่ยวกับแบบจำลองการเคลื่อนที่ตนเอง (ego motion) รวมถึงข้อมูลความลึกของภาพ โดยพิจารณาข้อมูลวัตถุที่เคลื่อนที่จากกล้อง 1 ตัวในรูปแบบของภาพ 2 มิติ และพิจารณาข้อมูลวัตถุที่เคลื่อนที่จากกล้อง 2 ตัวในรูปแบบของภาพ 3 มิติตามลำดับ ซึ่งกระบวนการเริ่มจากการคำนวณการไหลของแสงเพื่อพิจารณาขอบเขตของวัตถุที่เคลื่อนที่ สำหรับในกรณีที่พิจารณาภาพวัตถุจากกล้อง 2 ตัวจะทำการประมาณการไหลของแสงแบบ 3 มิติร่วมกับช่วงข้อมูลการประมาณการไหลของแสงแบบ 2 มิติ จากนั้นจึงทำการคัดแยกวัตถุจากข้อมูลการไหลของแสงและทำการเติมเต็มช่องว่างของคุณลักษณะป้ายของวัตถุ

Cirrincone G. and Cirrincone M. (2003) นำเสนอวิธีการจับกลุ่มแบบใหม่โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบ EXIN (Segmentation Neural Network หรือ EXIN SNN) โดยมีลักษณะพิเศษที่สามารถจับกลุ่มได้เอง สำหรับการคัดแยกกลุ่มการไหลของแสงที่ได้มาจากกล้องนิ่ง

Ranchin F. and Dibos F. (2004) นำเสนอการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่ด้วยการประมาณการไหลของแสง โดยพิจารณาแบ่งแยกวัตถุที่เคลื่อนที่ออกจากวัตถุที่ไม่เคลื่อนที่จากภาพต่อเนื่อง ด้วยการวิเคราะห์ขนาดของเวกเตอร์การไหลของแสงร่วมกับแบบจำลองโครงร่างบนพื้นฐานของขอบเขตเพื่อให้สามารถทราบลักษณะโครงร่างของวัตถุที่เคลื่อนที่จากภาพระดับเทา

Yan H. and Tjahjadi T. (2004) นำเสนอการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่จำนวนมากด้วยวิธีการประมาณที่แม่นยำของการไหลของแสงและการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่ด้วยวิธีการหาการประมาณความหนาแน่นมากที่สุดของการเปลี่ยนแปลงแถบความถี่ (variable bandwidth Quick Maximum Density Power Estimation หรือ vbQMDPE) ซึ่งจะประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน คือ การหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดอย่างคร่าว ๆ สำหรับการประมาณการไหลของแสงด้วยวิธีความแม่นยำถดถอยเฉพาะที่ (robust local regression) โดยการประมาณการไหลของแสงจะพิจารณาบนพื้นฐานของความสัมพันธ์ของจุดภาพภายใต้เงื่อนไขการประมาณแบบ M (M estimator) อย่างไรก็ตามประสิทธิภาพการคัดแยกของระบบขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูลเบื้องต้นประกอบ ลักษณะการเคลื่อนที่ของวัตถุและระดับความสว่างของภาพ

Galic S. and Loncaric S. (2004) นำเสนอการคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่จากภาพต่อเนื่องของการเดินของหัวใจด้วยวิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลเวกเตอร์ปริภูมิคุณลักษณะ โดยกระบวนการเริ่มจากการพิจารณาคุณลักษณะความสว่างของภาพเพื่อค้นหาลักษณะโครงสร้างของวัตถุที่สนใจภายในภาพ ร่วมกับการพิจารณาขนาดของยูคลิดเลียนของเวกเตอร์การไหลของแสง โดยใช้หลักการการคำนวณการไหลของแสงด้วยอัลกอริทึม Horn-Schunck จากนั้นจึงพิจารณาคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่ด้วยการแบ่งกลุ่มข้อมูล

Braillon C., et al. (2006) นำเสนอการตรวจจับสิ่งกีดขวางที่เคลื่อนที่ในเวลาจริงด้วยแบบจำลองการไหลของแสงของรถจำลองในสภาพแวดล้อมจริงด้วยการติดตั้งกล้องที่บริเวณด้านหน้ารถจำลอง เป็นผลให้ภาพที่นำมาพิจารณาเป็นภาพต่อเนื่องจากการเคลื่อนที่ของกล้อง โดยกระบวนการเริ่มจากการสร้างแบบจำลองการไหลของแสงของแนวระนาบพื้นดิน จากนั้นจึงนำแบบจำลองที่ได้มาทำการพิจารณาลักษณะความคล้ายของแบบจำลองและข้อมูลจุดภาพของวัตถุภายในภาพเพื่อทำการค้นหาวัตถุที่เป็นสิ่งกีดขวาง ซึ่งถ้าลักษณะจุดภาพที่พิจารณาไม่มีลักษณะความคล้ายกับแบบจำลองแนวระนาบพื้นดินแสดงว่าวัตถุดังกล่าวอาจเป็นสิ่งกีดขวางที่อยู่ภายนอกแนวระนาบพื้นดิน หรืออาจเป็นวัตถุที่เคลื่อนที่ที่อยู่ในแนวระนาบพื้นดิน อย่างไรก็ตามข้อจำกัดของระบบคือ ระบบมีความผิดพลาดในการตรวจจับสิ่งกีดขวางในกรณีที่อยู่ในข้อมูลภาพที่มีเงาอยู่ในแนวระนาบพื้นดินเป็นผลให้ระบบตรวจจับเงาว่าเป็นสิ่งกีดขวาง

Papenberg N., et al. (2006) นำเสนอความแม่นยำในการคำนวณการเปลี่ยนแปลงการไหลของแสงด้วยแบบจำลองบนพื้นฐานความไม่เป็นเชิงเส้น โดยสมมติให้อันดับของแบบจำลองคงที่ และไม่มี การเปลี่ยนแปลงของระดับเทาและเกรเดียนด้วยทฤษฎีความไม่เปลี่ยนแปลงแบบ Hessian และ Laplacian ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีความเที่ยงตรงในการยับยั้งความเป็นเชิงเส้นของวัตถุที่เคลื่อนที่ในช่วงกว้างได้ และทำการพิจารณาแบบจำลองในรูปค่าน้อยสุดของพลังงานเชิงซ้อน โดยพิจารณาการคำนวณแบบวนรอบระหว่างจุดและพิจารณาแก้ปัญหาการวนรอบเฉพาะถิ่นด้วยทฤษฎีการปิดจ่อ ซึ่งวิธีการดังกล่าวสามารถลดความคลาดเคลื่อนจากการประมาณและทนต่อสัญญาณรบกวนและการเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์

2.10 สรุป

บทนี้ได้กล่าวถึงงานวิจัย และ ทฤษฎีต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้ ประกอบด้วยการจับกลุ่ม ซึ่งเป็นระบบในงานวิจัยนี้ได้ให้ความสนใจที่จะทำการพัฒนาระบบการจับกลุ่มเพื่อทำการคัดแยกวัตถุด้วยการไหลของ ซึ่งในงานวิจัยการคัดแยกด้วยการไหลของแสงโดยส่วนใหญ่จะใช้กระบวนการหาแบบจำลองของพื้นหลังจากการไหลของแสง ซึ่งในความเป็นจริงแล้วเป็นเรื่องที่ยากในการทำการค้นหาแบบจำลองของพื้นหลังด้วยผลที่ได้จากการไหลของแสงที่ได้จากสภาวะจริง ซึ่งจะให้ผลที่มีความ

แม่นยำไม่เพียงพอที่จะสามารถหาแบบจำลองที่ถูกต้อง หรือสามารถนำมาเทียบกับแบบจำลองที่หา
นั้นได้ การจับกลุ่มการไหลของแสงเป็นอีกทางหนึ่งที่จะหลีกเลี่ยงการหาแบบจำลองของพื้นหลังเพื่อ
ช่วยทำการคัดแยกที่มีประสิทธิภาพได้

บทที่ 3

การจับกลุ่มการไหลของแสงด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะ จัดการตัวเองแบบดัดแปร

3.1 บทนำ

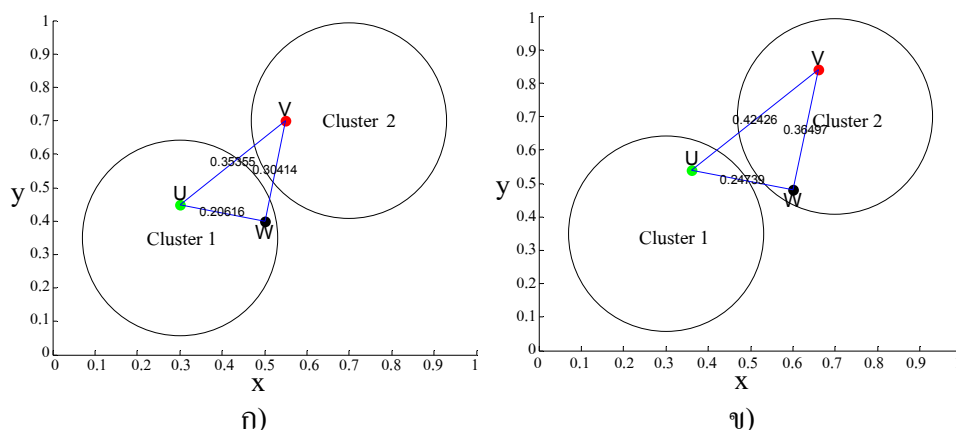
การจับกลุ่มการไหลของแสง เป็นการจัดข้อมูลของการไหลของแสงที่มีลักษณะที่เหมือนกันหรือใกล้เคียงกัน ให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน การจัดกลุ่มโดยวิธีต่าง ๆ ดังบทที่ 2 จำเป็นต้องมีการกำหนดจำนวนกลุ่ม และกำหนดค่าเริ่มต้นจุดศูนย์กลางให้กับระบบ การจับกลุ่มการไหลของแสงไม่สามารถที่จะกำหนดค่าเริ่มต้นดังกล่าวได้ เพราะไม่มีทางที่จะรู้จำนวนกลุ่มการไหลของแสงในแต่ละภาพได้ กระบวนการในบทที่ 2 จึงไม่สามารถนำมาจับกลุ่มการไหลของแสงได้

การจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร (Modified Self-Organizing Feature Map : MSOFM) ในวิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอเป็นวิธีการจับกลุ่มแบบใหม่ มาใช้ในการจัดกลุ่มของการไหลของแสง ซึ่งเป็นวิธีที่ไม่ต้องกำหนดจำนวนกลุ่มและไม่ต้องทำการกำหนดค่าเริ่มต้นของจุดศูนย์กลางกลุ่ม ซึ่งเป็นข้อดีในการจับกลุ่มที่ไม่สามารถรู้จำนวนกลุ่มที่แน่นอนได้

3.2 การจัดกลุ่มเครือข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร

ระบบการจัดกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM นี้จะมีส่วนประกอบหลักอยู่ 3 กระบวนการ ประกอบด้วย กระบวนการปรับข้อมูล กระบวนการเปรียบเทียบ และกระบวนการหาค่าน้ำหนักประสาทผู้ชนะเพื่อปรับค่าน้ำหนักประสาท กระบวนการทั้งหมดจะทำงานตามลำดับโดยที่การทำงานจะสิ้นสุดที่การปรับค่าน้ำหนักประสาท และจะทำการปรับตัวให้เข้ากับชุดข้อมูลใหม่ที่เข้ามาในระบบเอง แนวคิดของการจับกลุ่มนี้ มาจากการปรับข้อมูลที่ต้องการจัดกลุ่มในแต่ละแกน (axis) ซึ่งทำให้มีขนาดที่เป็นช่วงกว้าง หรือแคบ ทำให้ความแตกต่างของระยะทางยูคลีเดียนระหว่างข้อมูลไม่เหมือนกัน โดยกำหนดให้ f เป็นค่าที่ใช้ในการปรับในแต่ละแกน ผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 3.1

กำหนดให้ $U = (u_1, u_2)$, $V = (v_1, v_2)$, $W = (w_1, w_2)$ และ $f = (f_1, f_2)$



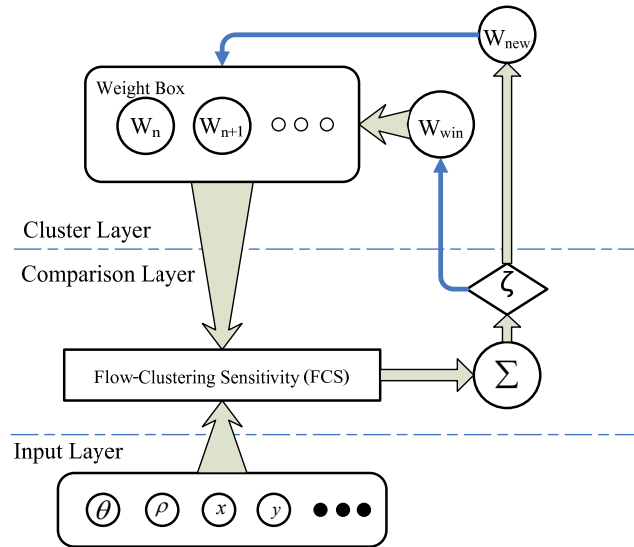
รูปที่ 3.1 ระยะทางยูคลิดีียน ก) การจัดกลุ่มที่ทำให้เวกเตอร์ U และเวกเตอร์ W ถูกจัดอยู่ในกลุ่มเดียวกัน ข) การจัดกลุ่มที่ทำให้เวกเตอร์ V และเวกเตอร์ W ถูกจัดอยู่ในกลุ่มเดียวกัน

จากรูปที่ 3.1 กำหนดให้จุดศูนย์กลางกลุ่มคงที่ที่ตำแหน่ง $(0.3, 0.35)$ และ $(0.7, 0.7)$ มีรัศมีเป็น 0.2 กำหนดให้ $U = (0.35, 0.45)$ $V = (0.55, 0.7)$ $W = (0.5, 0.4)$ และ $fcs = (1.2, 1.2)$ รูปที่ 3.1 ก) เป็นตำแหน่งที่ไม่ได้ทำการคูณปรับแก้ด้วย f จึงทำให้เวกเตอร์ U และเวกเตอร์ W เป็นสมาชิกของกลุ่มที่ 1 เวกเตอร์ V เป็นสมาชิกของกลุ่มที่ 2 จากการคูณปรับแก้ด้วยค่า fcs ทำให้ระยะทางระหว่างจุดศูนย์กลางของกลุ่มที่ 1 กับเวกเตอร์ W น้อยกว่าระยะทางระหว่างจุดศูนย์กลางของกลุ่มที่ 2 จึงมีผลให้การจัดกลุ่มมีการเปลี่ยนแปลง คือ ทำให้ W เปลี่ยนกลุ่มใหม่เป็นสมาชิกของกลุ่มที่ 2 ดังรูปที่ 3.1 ข)

จากแนวคิดดังกล่าวได้นำมาใช้ในวิธีการจับกลุ่มด้วยเครือข่าย MSOFM วิธีการทำงานของเครือข่าย สามารถอธิบายได้ดังนี้

3.2.1 การทำงานของระบบ

การทำงานของเครือข่าย MSOFM จะเริ่มต้นจากจำนวนน้ำหนักประสาท (weight) 1 ชุด นั่นคือ W_1 และกำหนดให้ $W_1 = \lambda_1$ เมื่อเครือข่ายได้รับอินพุตชุดใหม่ ระบบจะทำการเปรียบเทียบกับน้ำหนักประสาทที่มีอยู่ในระบบอยู่แล้ว ผลจากการเปรียบเทียบจะเป็นตัวตัดสินใจในการกระทำ 2 อย่าง ได้แก่ 1) ถ้าอินพุตไม่มีความใกล้เคียงเพียงพอกับกลุ่มน้ำหนักประสาทที่มีอยู่ ระบบจะกำหนดให้มีนิวรอนหรือน้ำหนักประสาทชุดใหม่สำหรับอินพุตนี้ 2) ถ้าอินพุตมีความใกล้เคียงกับน้ำหนักประสาทหรือนิวรอนที่มีอยู่แล้วในระบบ ระบบจะทำการปรับปรุงนิวรอนที่ใกล้เคียงกับอินพุตใหม่ให้มากที่สุดแต่เพียงชุดเดียว ซึ่งเป็นหลักการของการเรียนรู้แบบแข่งขันประเภทผู้ชนะได้หมด (winner-take-all)



รูปที่ 3.2 โครงสร้างของแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปร

พิจารณาโครงสร้างเครือข่ายในรูปที่ 3.2 ในชั้นแรกเป็นชั้นอินพุต (input layer) ซึ่งมากกว่า 2 อินพุตขึ้นไป กำหนดให้อินพุตของระบบ มีทั้งหมด 4 อินพุต ดังนี้

$$\lambda_n = [\theta_n \quad \rho_n \quad x_n \quad y_n]^T \quad (3-1)$$

- เมื่อ
- θ_n = มุม (angle)
 - ρ_n = ขนาด (amplitude)
 - (x_n, y_n) = พิกัดของภาพ (spatial position)
 - n = 1, 2, 3, ..., N
 - N = จำนวนของข้อมูลทั้งหมด

หลังจากนั้น เครือข่ายจะทำการพิจารณาเอาอินพุตแต่ละชุดมาเปรียบเทียบ (matching) กับค่าน้ำหนักประสาท W_m , $m = 1, 2, 3, \dots, M$ และ M คือจำนวนของน้ำหนักประสาทที่เกิดขึ้นทั้งหมด การเปรียบเทียบ จะอาศัยสมการการหาระยะทางด้วย

$$D_m = |W_m - \lambda_n| \quad (3-2)$$

ขั้นตอนดังกล่าวนี้จะเกิดขึ้นในชั้นเปรียบเทียบ (comparison layer) ก่อนที่จะทำการหา ระยะทาง จะต้องปรับระดับของการเปรียบเทียบซึ่งถูกกำหนดด้วยเวกเตอร์ความไวในการจัดกลุ่ม (clustering sensitivity : $\hat{S}_{FC}$) และการเปรียบเทียบจะทำการพิจารณาจากระยะทางแบบยูคลิด (euclidean distance) ของอินพุตเวกเตอร์และน้ำหนักประสาทดังสมการที่ (3-2) และจะได้ค่า ตัดสินใจในการแบ่งกลุ่ม (μ) ของแต่ละ W_m คือ

$$\mu_m = |\hat{S}_{FC} \cdot (W_m - \lambda_n)| \quad (3-3)$$

$$\hat{S}_{FC} = [\alpha \quad \beta \quad \tau \quad \gamma]^T \quad (3-4)$$

โดยที่ α = ค่าความไวรวม

β = ค่าความไวขนาด

τ = ค่าความไวของพิกัดภาพแนวนอน

γ = ค่าความไวของพิกัดภาพแนวตั้ง

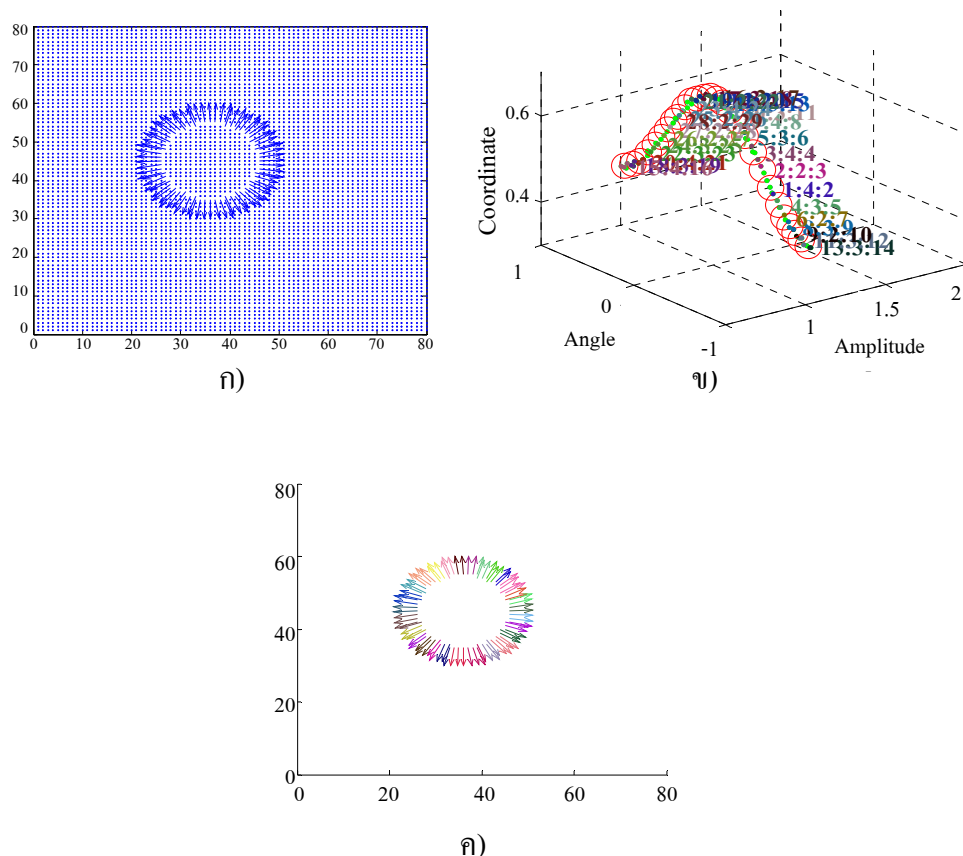
จากแนวคิดที่ได้อธิบายไปแล้วข้างต้น ได้นำมาใช้ในขั้นตอนนี้ ซึ่งจะมีผลทำกับค่า ตัดสินใจโดยตรง การปรับค่าความไวนั้น จะทำให้ระยะทางระหว่างน้ำหนักประสาทด และอินพุต เปลี่ยนไป ซึ่งจะได้การเปลี่ยนแปลงของค่าตัดสินใจนั่นเอง

กำหนดให้น้ำหนักประสาทชุดที่ W' ซึ่งมีค่าการตัดสินใจ (μ) น้อยที่สุด ของกลุ่ม น้ำหนักประสาทที่มีอยู่ เป็นน้ำหนักประสาทที่ชนะการเปรียบเทียบ กำหนดให้ค่าการตัดสินใจเป็น μ' และจะถูกนำไปใช้ในชั้นน้ำหนักประสาท (weight layer) ซึ่งทำการเปรียบเทียบค่า μ' กับ ค่าพารามิเตอร์สอดส่อง ζ โดย ถ้าค่า $\mu' > \zeta$ แสดงว่าอินพุตที่เข้ามาไม่ใกล้เคียงกับน้ำหนักประสาท หรือกลุ่มของการไหลของแสง ใด ๆ ที่มีอยู่ในระบบ ให้ทำการสร้างน้ำหนักประสาทใหม่ขึ้นมา รองรับอินพุตดังกล่าว ซึ่งน้ำหนักประสาทตัวใหม่จะมีค่าเท่ากับอินพุตนี้หรือ $W_{M+1} = \lambda_n$ แต่ถ้าค่า $\mu' \leq \zeta$ แสดงว่า λ_n มีความใกล้เคียงกับ W' เพียงพอที่จะไม่ต้องสร้างนิวรอนหรือน้ำหนัก ประสาทกลุ่มใหม่ ให้ปรับค่าน้ำหนักประสาทที่ชนะ W' ด้วยความสัมพันธ์ดังสมการที่ (3-5) โดยที่ η คือค่าคงที่การเรียนรู้ (learning constant)

$$W' = W' + \eta[W' - \lambda_n] \quad (3-5)$$

จากสมการที่ (3-5) จะทำการปรับ ผลที่ได้จากการปรับจะเป็นการเปลี่ยนแปลงจุดศูนย์กลางกลุ่ม โดยใช้ข้อมูลชุดนั้น ๆ ซึ่งผลของการปรับจุดศูนย์กลางด้วยข้อมูลอินพุตหนึ่ง ๆ จะมีผลมาก หรือน้อยจะขึ้นอยู่กับค่าคงที่การเรียนรู้ ถ้ามีการปรับค่าคงที่การเรียนรู้มากเกินไป จะทำให้จุดศูนย์กลางกลุ่มมีการกระโดด และจะทำให้ผลการจัดกลุ่มทำได้ไม่ดีนัก ในทางกลับกัน ถ้าค่าคงที่การเรียนรู้มีค่าน้อยเกินไป การปรับจุดศูนย์กลางกลุ่ม จะเป็นไปอย่างเชื่องช้า จะทำให้เกิดกลุ่มใหม่มีมากขึ้น และจะทำให้ผลของการจับกลุ่มไม่เป็นที่น่าพอใจ การปรับค่าคงที่การเรียนรู้จึงจำเป็นต้องมีการทดลองปรับเทียบค่าให้มีความเหมาะสมกับงานที่ใช้การจับกลุ่ม

กระบวนการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบตัดแปรจะดำเนินการไปจนถึงข้อมูลชุดสุดท้ายคือ λ_N ผลการคัดแยกกลุ่มการไหลของแสงของเครือข่ายแสดงในรูปที่ 3.3 ก) โดยใช้ชุดข้อมูล $\lambda_n = [\theta_n \ \rho_n \ x_n]^T$ เพื่อการแสดงผลโดยรูปที่ 3.3 ข) แสดงผลในรูปของ ลำดับการเกิดของนิวรอน : จำนวนข้อมูลที่อยู่ภายในนิวรอน : กลุ่มนิวรอน



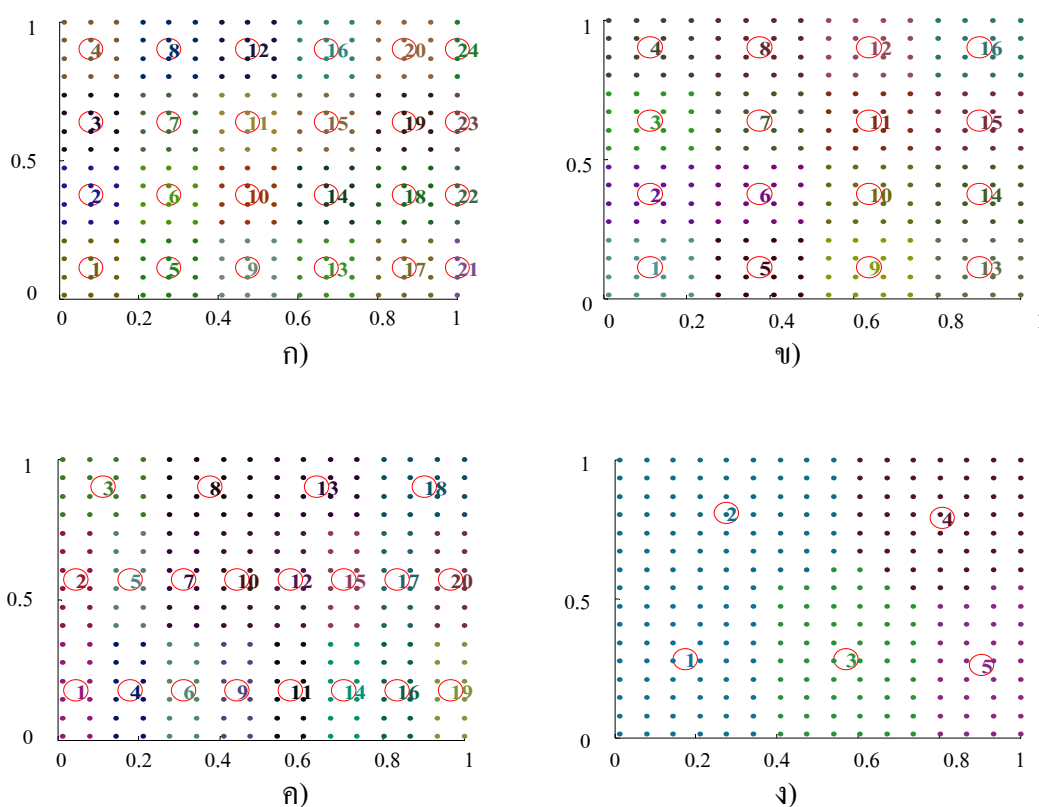
รูปที่ 3.3 ตัวอย่างการจับกลุ่ม ก) ตัวอย่างภาพสังเคราะห์การไหลของแสง ข) ผลจากการจับกลุ่มด้วย MSOFM ค) ผลการคัดแยกการไหลของแสง

3.2.2 ผลการทดสอบระบบ

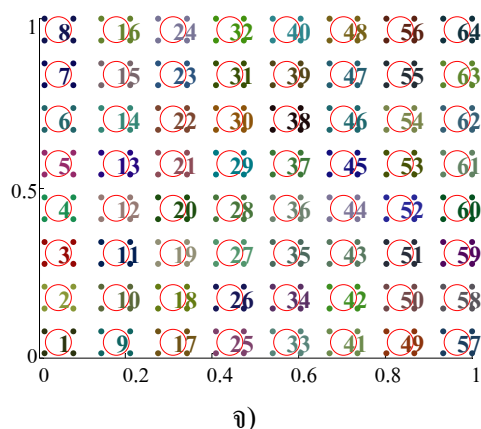
ผลการทดสอบระบบจะดำเนินการทดสอบโดยการทดลองปรับค่าพารามิเตอร์ของนิวรอน ซึ่งการปรับค่าพารามิเตอร์แต่ละตัวจะให้ผลการจับกลุ่มที่ไม่เหมือนกันโดยปรับค่าเวกเตอร์ความไวในการจัดกลุ่มแต่ละตัว และค่าการตัดสินใจ โดยจะทำการแบ่งการทดสอบออกเป็น 3 แบบ ได้แก่ การปรับค่าพารามิเตอร์เมื่ออินพุตเป็นตำแหน่ง การปรับค่าพารามิเตอร์เมื่ออินพุตเป็นขนาดและทิศทาง และผลจากภาพทดสอบจากข้อมูลจริง ซึ่งจะให้ผลการปรับค่าพารามิเตอร์ดังนี้

3.2.2.1 การทดสอบการจัดกลุ่มของตำแหน่ง

การทดสอบระบบโดยใช้ตำแหน่งของภาพเป็นอินพุตให้กับระบบ คือมีข้อมูล $\lambda_n = [x_n \ y_n]^T$ โดยจะแสดงเป็นจุดเล็ก ๆ ดังนั้นพารามิเตอร์ความไวที่ใช้จะมีเพียง $\hat{S}_{FC} = [\tau \ \gamma]^T$ และค่าพารามิเตอร์สอดส่อง ζ โดยจะให้ผลของการปรับค่าพารามิเตอร์ดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนโดยการปรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ก) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอน ข) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าความไวในแนวแกนอน ค) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าความไวในแนวแกนตั้ง ง) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าพารามิเตอร์สอดส่องเพิ่มขึ้น จ) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าพารามิเตอร์สอดส่อง ลดลง

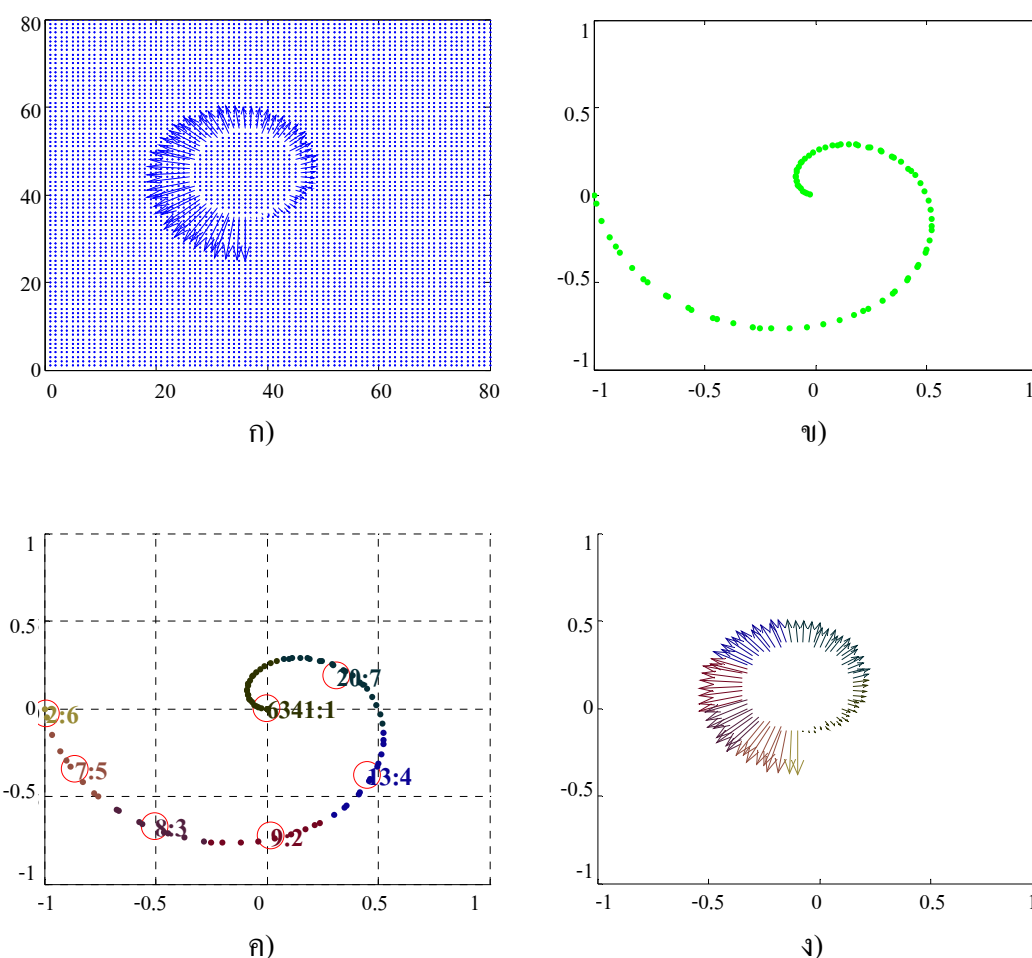


รูปที่ 3.4 ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนโดยการปรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ก) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอน ข) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าความไวในแนวแกนนอน ค) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าความไวในแนวแกนตั้ง ง) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเพิ่มขึ้น จ) ผลของการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัวเมื่อปรับค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง ลดลง (ต่อ)

ผลที่ได้จากการทดลองปรับค่าพารามิเตอร์ด้วยการเพิ่ม และลดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ การปรับดังกล่าวจะทำให้ระบบการจับกลุ่มที่ได้นำเสนอนี้ เกิดการจับกลุ่มเปลี่ยนไปในแต่ละค่าที่ทำการปรับจูน จากรูปที่ 3.4 ก) เป็นการจับกลุ่มโดยให้เป็นค่าพารามิเตอร์ปกติ และกำหนดให้ค่าพารามิเตอร์ $\hat{S}_{FC}$ มีค่าเป็น $[1 \ 1]$ ผลที่ได้จะแสดงตัวเลขของลำดับการเกิดของนิวรอน การแบ่งกลุ่มจะแสดงในแต่ละสี จากรูป ข) เป็นผลของการปรับค่าพารามิเตอร์ที่มีผลกับตำแหน่งแกนนอน γ ให้มีค่าน้อยลง จะเห็นได้ว่าการจับกลุ่มมีการเปลี่ยนแปลงในแนวแกนนอนโดยที่แนวแกนตั้งยังคงจำนวนกลุ่มเท่าเดิม จากรูป ค) เป็นผลของการปรับค่าพารามิเตอร์ที่มีผลกับตำแหน่งแกนนอน τ ให้มีค่าน้อยลง จะเห็นได้ว่าการจับกลุ่มมีการเปลี่ยนแปลงในแนวแกนตั้งโดยที่แนวแกนนอนยังคงจำนวนกลุ่มเท่าเดิม จากรูป ง) เป็นผลของการปรับค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง ζ ให้มีค่ามากขึ้น โดยไม่ได้ทำการปรับค่าพารามิเตอร์ความไว จะเห็นว่าระบบทำการจับกลุ่มในรัศมีที่กว้างกว่าเดิม และระบบทำให้เกิดนิวรอนน้อยลง จ) เป็นผลของการปรับค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง ζ ให้มีค่าน้อยลง โดยไม่ได้ทำการปรับค่าพารามิเตอร์ความไว จะเห็นว่าระบบทำการจับกลุ่มในรัศมีที่แคบกว่าเดิม และระบบทำให้เกิดนิวรอนมากขึ้น

3.2.2.2 การทดสอบการปรับค่าพารามิเตอร์โดยใช้การสังเคราะห์การไหลของแสง

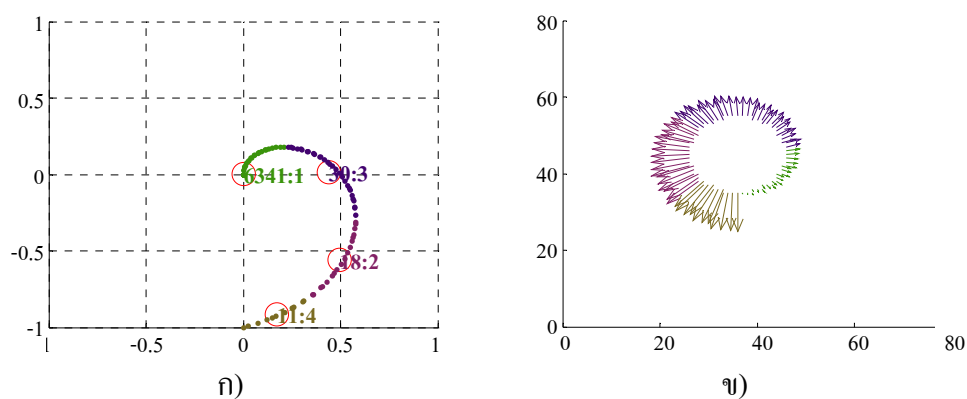
การทดสอบใช้อินพุต 2 ตัวโดยใช้เพียงขนาดและทิศทาง $\lambda_n = [\theta_n \ \rho_n]^T$ ค่าพารามิเตอร์ความไวที่ใช้จะมีเพียง $\hat{S}_{FC} = [\alpha \ \beta]^T$ โดยอินพุตที่ใช้ทดสอบเกิดจากการสังเคราะห์การไหลของแสง และกำหนดให้แต่ละการไหลของแสง มีขนาดและทิศทางที่ไม่เท่ากัน ผลที่ได้จะนำเสนอตัวเลขเป็น จำนวนสมาชิก : นิรอน ดังรูปที่ 3.5 ค)



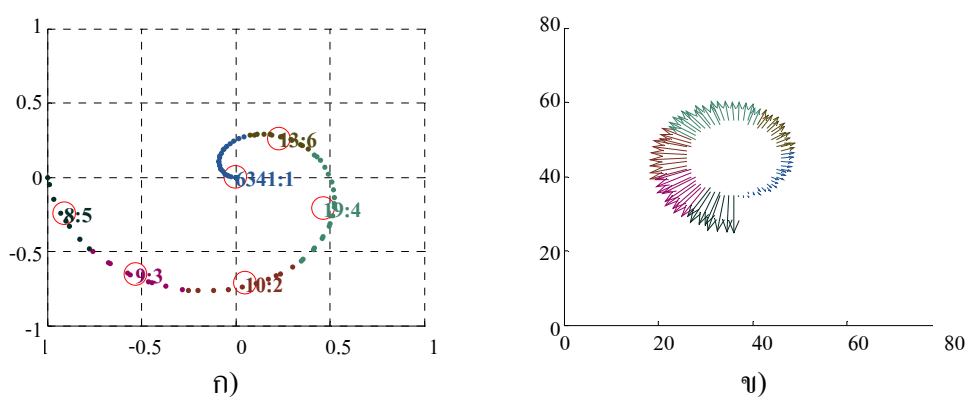
รูปที่ 3.5 ผลของการจับกลุ่มโดยใช้ข้อมูลอินพุตเป็นขนาดและทิศทาง ก) ภาพสังเคราะห์ที่ใช้ทำการทดสอบ ข) ทำการแปลงข้อมูลโดยใช้การแปลงจากขนาดและมุมของการไหลไปเป็นเชิงขั้ว ค) การจับกลุ่มของนิรอน ง) ผลของการจับกลุ่ม

จากรูปที่ 3.5 จะแสดงผลของการจับกลุ่มด้วยระบบการจับกลุ่มที่ได้นำเสนอ โดยมีอินพุตเป็นขนาดและมุมของการไหลของแสงที่ได้จากการสังเคราะห์ แสดงดังรูปที่ 3.5 ก) จากรูปที่ 3.5 ข) แสดงเป็นจุดของข้อมูลที่จะนำเข้ารับการจับกลุ่มจากการแปรข้อมูลจากรูป ก) ซึ่งขนาด

จะเป็นส่วนที่ออกห่างจากจุดศูนย์กลางคือจุด $(0,0)$ มุมที่ 0 องศาคือด้านซ้าย และมุมต่อไปจะนับตามเข็มนาฬิกา จากรูป ค) จะแสดงการเกิดของนิวรอน โดยตัวเลขที่ปรากฏจะแสดงถึง จำนวนสมาชิกที่ได้จากการจับกลุ่มและลำดับนิวรอนที่เกิดขึ้น จากรูป ง) จะแสดงผลของการจับกลุ่ม ในแต่ละสี่คือกลุ่มที่ได้จากการจับกลุ่มในแต่ละกลุ่ม



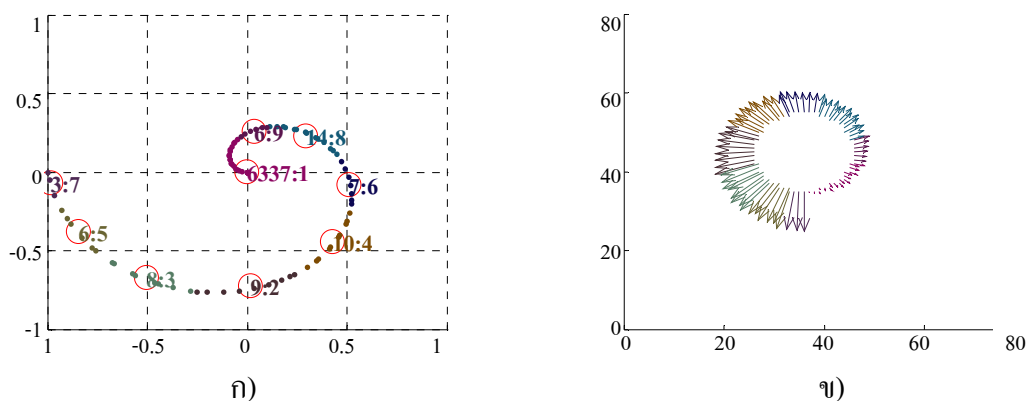
รูปที่ 3.6 ผลของการปรับค่าพารามิเตอร์ความไวที่มีผลกับการจับกลุ่มของมุม α
ให้มีค่าลดลง ก) การจับกลุ่มของนิวรอน ข) ผลของการจับกลุ่ม



รูปที่ 3.7 ผลของการปรับค่าพารามิเตอร์ความไวที่มีผลกับการจับกลุ่มของขนาด β ให้มีค่าน้อย ก) การจับกลุ่มของนิวรอน ข) ผลของการจับกลุ่ม

จากรูปที่ 3.6 แสดงการเกิดและการจับกลุ่มของนิวรอนแต่ละตัว จะเห็นว่า การจับกลุ่มที่ได้มีการเปลี่ยนแปลง ซึ่งจะให้จำนวนกลุ่มน้อยลงเมื่อทำการปรับลดค่าความไว α ลง แสดงดังรูป ก) จากรูป ข) จะเห็นได้ว่าสามารถแบ่งกลุ่มได้เป็นช่วงของมุมต่าง ๆ และมีจำนวนกลุ่มที่น้อยกว่าเมื่อเทียบกับรูปที่ 3.5 ง) จากรูปที่ 3.7 เป็นผลจากการปรับค่าพารามิเตอร์ความไวที่มีผลกับ

การจับกลุ่มของขนาด β ให้มีค่าลดลง จะเห็นว่าเมื่อทำการลดค่า β จะมีผลทำให้การจับกลุ่มของนิวรอนมีจำนวนสมาชิกมากขึ้น และ จำนวนนิวรอนที่เกิดขึ้นมีจำนวนน้อยลง จากรูปที่ 3.8 เป็นผลจากการปรับค่าพารามิเตอร์ความไวที่มีผลกับการจับกลุ่มของขนาด β ให้มีค่าเพิ่มขึ้น จะเห็นว่านิวรอนจะจับกลุ่มสมาชิกน้อย ซึ่งจะทำให้เกิดนิวรอนมากขึ้น



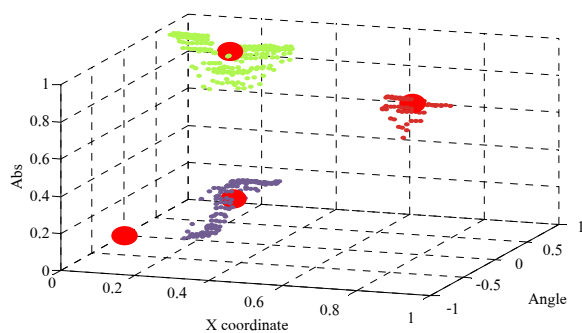
รูปที่ 3.8 ผลของการปรับค่าพารามิเตอร์ความไวที่มีผลกับการจับกลุ่มของขนาด β ให้มีค่ามาก ก) การจับกลุ่มของนิวรอน ข) ผลของการจับกลุ่ม

3.2.2.3 การทดสอบโดยใช้ภาพจริง

การทดสอบจะนำภาพจากลำดับภาพที่ได้จากสภาพจริงจากกล้องนิ่งและทำการคำนวณการไหลของแสงด้วยวิธีของ Lucas & Kanade (1981) ผลที่ได้จะแสดงดังรูปที่ 3.9 และทำการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM



รูปที่ 3.9 ผลจากการหาการไหลของแสงด้วยวิธีของ Lucas & Kanade
ก) ลำดับภาพ Hamburg Taxi ลำดับที่ $n-1$ ข) ลำดับภาพ Hamburg Taxi ลำดับที่ n ค) ผลการไหลของแสง



ก)



ข)

รูปที่ 3.10 การจัดกลุ่มการไหลของแสง โดยใช้ชุดข้อมูล $\lambda = [\theta \ \rho \ x]^T$

ก) ผลของการจับกลุ่มโดยวงกลมคือจุดศูนย์กลางกลุ่ม

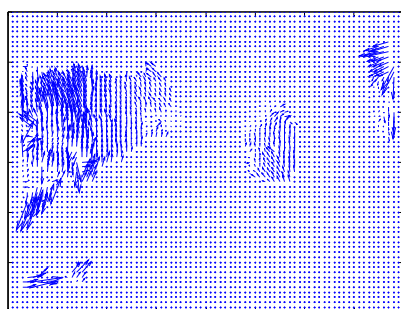
ข) ผลของการจับกลุ่มด้วย MSOFM



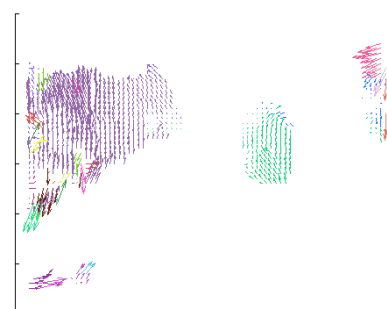
ก)



ข)



ค)



ง)

รูปที่ 3.11 การจับกลุ่มการไหลของแสงจากลำดับภาพบนถนนจริง ก) ลำดับภาพที่

$n-1$ ข) ลำดับภาพที่ n ค) การไหลของแสงที่เกิดขึ้นจากลำดับภาพ

ก) และ ข) และทำการตัดบริเวณถนนและท้องฟ้าออกไป ง) ผลของการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM

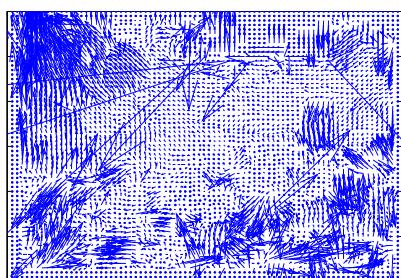
จากรูปที่ 3.10 เป็นผลของการจับกลุ่มที่ได้จากการไหลของแสงของลำดับภาพ Hamburg Taxi ด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM จากรูปที่ 3.10 ก) จะเห็นว่า การจับกลุ่มที่ได้สามารถแบ่งกลุ่มการไหลของแสงที่มีความใกล้เคียงกันเป็นกลุ่ม ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ จากรูปที่ 3.10 ข) แสดงผลของการจับกลุ่ม จะเห็นว่าระบบสามารถแยกวัตถุที่เคลื่อนที่ได้ด้วยการจับกลุ่มของเครือข่าย MSOFM จากรูปการแบ่งกลุ่มวัตถุจะแสดงเป็นสีเดียวกัน



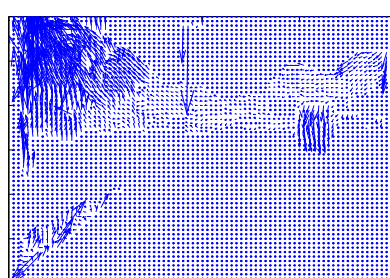
ก)



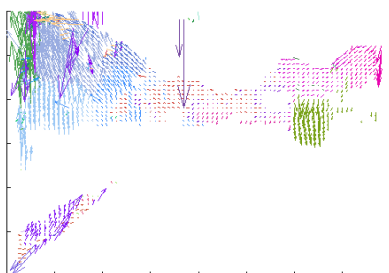
ข)



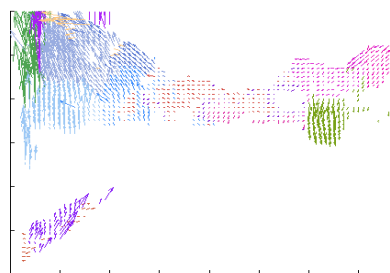
ค)



ง)



จ)



ฉ)

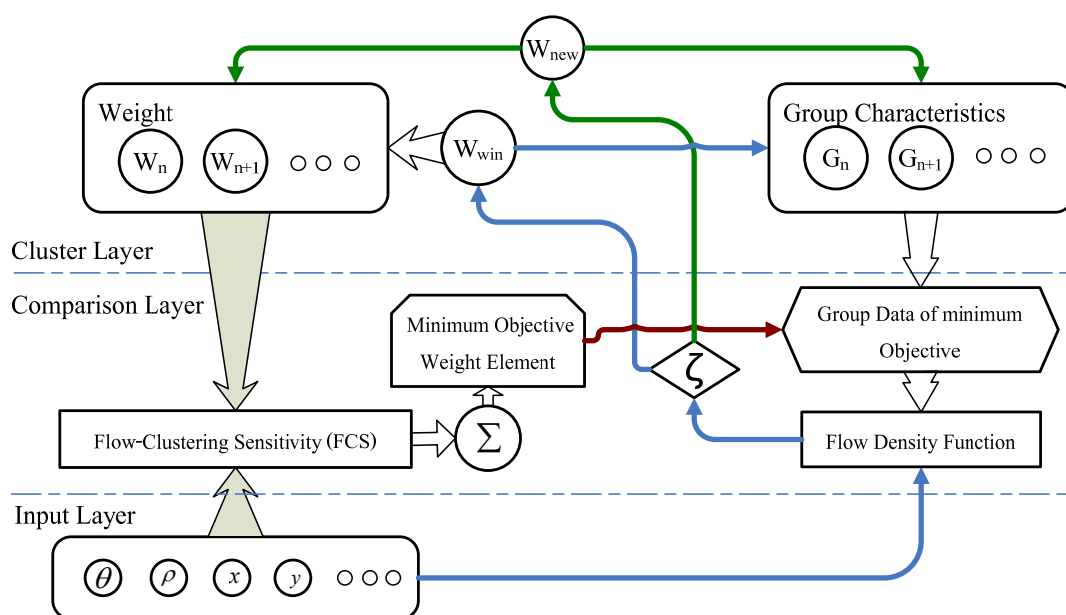
รูปที่ 3.12 การจับกลุ่มการไหลของแสงจากลำดับภาพบนถนนจริง ก) ลำดับภาพที่ $n-1$ ข) ลำดับภาพที่ n ค) การไหลของแสงที่เกิดขึ้นจากลำดับภาพที่ $n-1$ และ n ง) การไหลของแสงที่ทำการตัดถนนและท้องฟ้า จ) ผลของการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM ฉ) คัดการไหลของแสงที่ได้จาก จ) ที่มีการจับกลุ่มที่มีสมาชิกน้อยกว่าค่าที่ตั้งไว้

จากรูปที่ 3.11 เป็นการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงจากลำดับภาพบนถนนจริง จะเห็นได้ว่าวัตถุที่ปรากฏภายในภาพ ถูกจับให้เป็นกลุ่มเดียวกันแสดงดังรูปที่ 3.11 ง) จากรูปที่ 3.12 ซึ่งเป็นการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงจากลำดับภาพบนถนนจริงเช่นเดียวกัน จากรูปที่ 3.12 จ) จะเห็นว่า บางส่วนของการไหลของแสงจะมีขนาดมากเกินไปซึ่งเป็นส่วนน้อย และระบบสามารถจับกลุ่มได้ ดังนั้นจึงทำให้สมาชิกของนิวรอนที่ทำการจับกลุ่มการไหลของแสงของกลุ่มนี้มีจำนวนสมาชิกน้อย หากต้องการตัดส่วนนี้ออกไป สามารถทำได้โดยตั้งค่าขีดเริ่มเปลี่ยนให้ตัดกลุ่มที่มีจำนวนสมาชิกที่น้อยกว่าไปได้ดังรูปที่ 3.12 ฉ)

3.3 การปรับปรุงระบบการจัดกลุ่มเครือข่ายประสาทเทียมแผนผังคุณลักษณะจัดการ

ตัวเองแบบดัดแปร

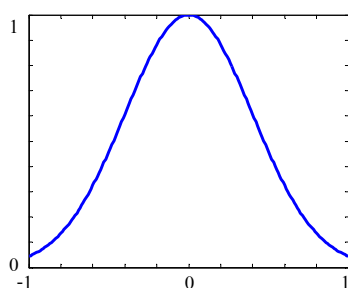
ระบบการจับกลุ่มที่ทำการปรับปรุงใหม่นี้ มีการเพิ่มขั้นตอนหลักขึ้นมาดังรูปที่ 3.13 ซึ่งจะเน้นการควบคุมการเกิดของนิวรอนด้วยค่าความหนาแน่นภายในกลุ่ม และการเลือกข้อมูลก่อนที่จะทำการจับกลุ่ม



รูปที่ 3.13 ระบบการจับกลุ่ม MSOFM แบบปรับปรุง

กระบวนการจับกลุ่มที่ได้กล่าวไปแล้ว เป็นการจับกลุ่มโดยใช้ระยะทางเป็นหลักการสำหรับการจับกลุ่ม ซึ่งในบางครั้งการจับกลุ่มด้วยวิธีนี้จะทำให้ผลการจับกลุ่มที่ยังไม่ใกล้เคียงกับความเป็นจริง ซึ่งการไหลของแสงที่เกิดจากวัตถุที่เคลื่อนที่ขึ้นเดียวกัน จะมีขนาดและทิศทางที่คล้ายกัน หรือเหมือนกัน

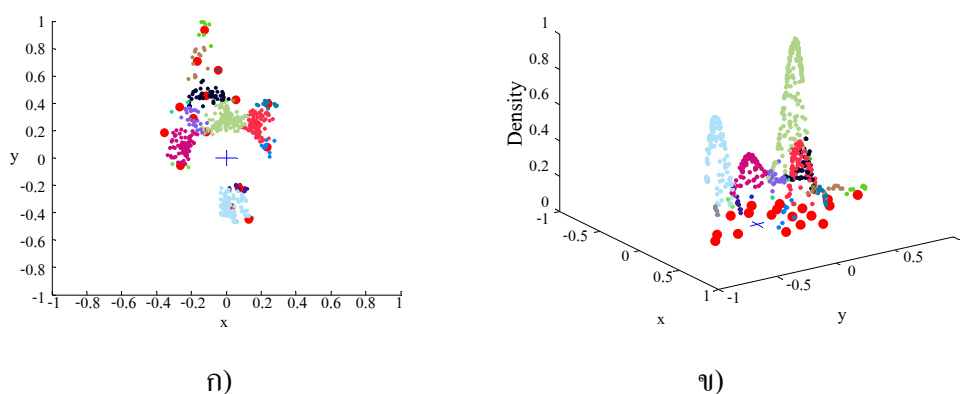
การจับกลุ่มจึงต้องมีการตอบสนองต่อความหนาแน่นที่เกิดขึ้นจากกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจากวัตถุชิ้นนั้น โดยระบบจะทำการเลือกอินพุตที่ใกล้เคียงกับนิวรอนจากข้อมูลอินพุตทั้งหมดในชั้นเปรียบเทียบกับมาก่อนที่จะพิจารณาการเกิดของนิวรอน และเลือกกลุ่มที่นิวรอนใกล้เคียงกับอินพุตนั้น มาพิจารณากับฟังก์ชันความหนาแน่นของการไหล (Flow Density Function : FDF) โดยงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้สมการฟังก์ชันสมาชิกของเกาส์ (Gaussian Membership Function : GMF) ดังสมการที่ (3-6)



รูปที่ 3.14 ฟังก์ชัน GMF

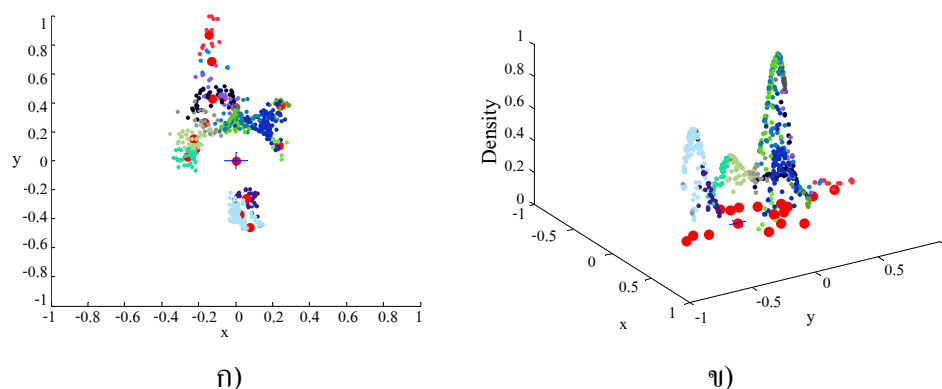
$$gmf(x) = \exp\left(-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3-6)$$

จากรูปที่ 3.14 แสดงถึงลักษณะของการตอบสนองของฟังก์ชัน GMF โดยได้มาจากสมการที่ (3-6) c คือค่าเฉลี่ยซึ่งจะเป็นตำแหน่งที่ให้ค่า $gmf(x)$ ที่สูงที่สุด เมื่ออินพุต x มีค่าเท่ากับ c และ σ คือค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่งจะเป็นตัวกำหนดความกว้างของรูปประฆังคว่ำ



รูปที่ 3.15 ตัวอย่างการจับกลุ่มด้วย MSOFM แบบปรับปรุง

จากรูปที่ 3.16 ข) แนวแกน z คือแกนของความหนาแน่นของข้อมูล โดยถ้าข้อมูลอยู่ในตำแหน่งที่ใกล้เคียงกันเป็นปริมาณมากจะให้ค่าความหนาแน่นมาก โดยบริเวณที่มีความหนาแน่นมากจะเป็นบริเวณที่เป็นข้อมูลของวัตถุในแต่ละชิ้น การจับกลุ่มบริเวณที่มีความหนาแน่นสูงจะต้องเป็นกลุ่มเดียวกันดังรูปที่ 3.15 สีจะเป็นตัวบอกว่าข้อมูลแต่ละจุดว่าอยู่กลุ่มใด โดยจุดที่มีสีเดียวกันคือกลุ่มเดียวกัน ละจุดวงกลมใหญ่สีแดงคือตำแหน่งของนิวรอน ซึ่งเป็นตัวแทนของข้อมูลภายในกลุ่ม จากรูปจะเห็นว่าบริเวณที่มีความหนาแน่นสูงจะเป็นกลุ่มเดียวกัน ผลที่ได้จะเป็นดังรถสีขาวภายในรูปที่ 3.18 การไหลของแสงถูกจับอยู่ในกลุ่มเดียวกัน จากรูปที่ 3.17 จะเห็นได้ว่า รถยนต์สีขาวถูกแบ่งกลุ่มมากกว่า 1 กลุ่ม ซึ่งเป็นผลมาจากการจับกลุ่มจากรูปที่ 3.16 ซึ่งบริเวณที่มีความหนาแน่นสูงถูกแบ่งออกมากกว่า 1 กลุ่ม



รูปที่ 3.16 ตัวอย่างการจับกลุ่มด้วย MSOFM แบบเดิม

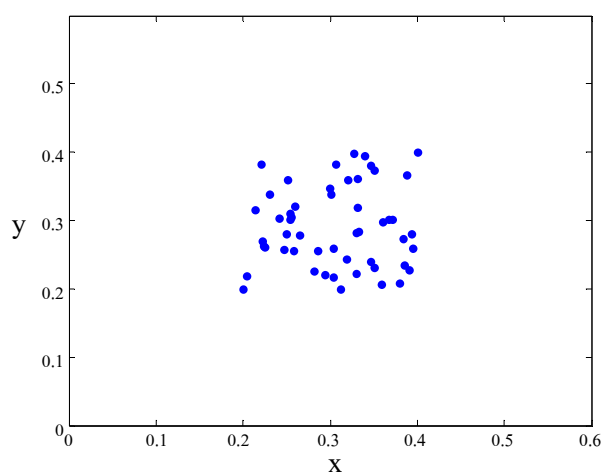


รูปที่ 3.17 ผลของการจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจาก
ภาพจริงด้วยการจับกลุ่มแบบเดิม

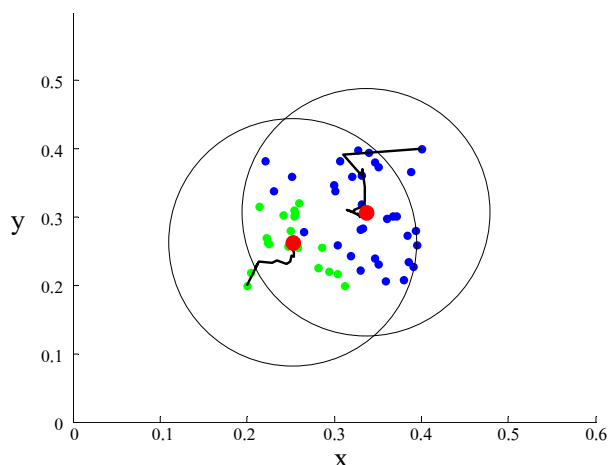


รูปที่ 3.18 ตัวอย่างของการจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจาก
ภาพจริงด้วยการจับกลุ่มแบบปรับปรุง

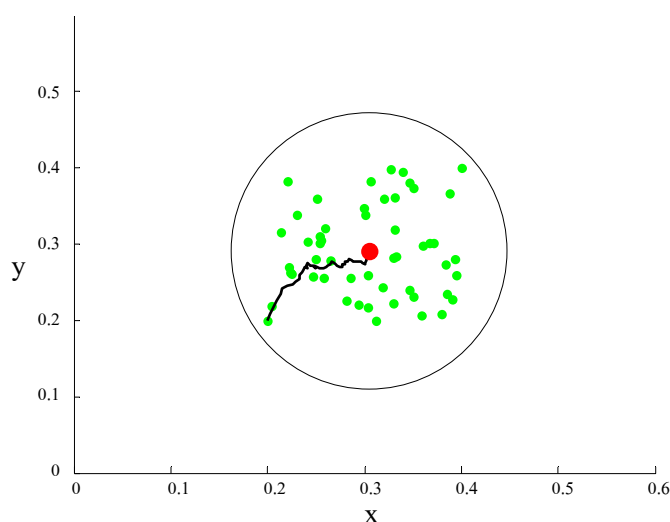
สาเหตุหนึ่งที่ทำให้การจับกลุ่มแบบเดิมไม่ใกล้เคียงกับความเป็นจริงคือขั้นตอนการเปลี่ยนอินพุตที่จะทำการจับกลุ่ม ระบบเดิมจะทำการเปลี่ยนลำดับอินพุตเป็นลำดับต่อไป เป็น $n+1$ ถ้าอินพุตนี้ทำให้เกิดนิวรอนตัวใหม่ขึ้นเป็น W_2 อินพุตต่อมาเป็น $n+2$ ทำให้นิวรอนตัวแรก W_1 ทำการปรับค่า และลำดับข้อมูลที่ $n+m$ โดยที่ $m=[3,4,5,...]$ ทำให้ W_1 หรือ W_2 ทำการปรับค่าผลที่ได้ทำให้อินพุตที่อยู่ภายในรัศมีเดียวกัน ถูกแยกออกจากกลุ่มดังรูปที่ 3.20



รูปที่ 3.19 ข้อมูลตัวอย่าง



รูปที่ 3.20 ผลของการใช้วิธีการจับกลุ่มแบบ MSOFM



รูปที่ 3.21 ผลของการจับกลุ่มแบบ MSOFM แบบปรับปรุง

จากรูปข้อมูลตัวอย่างดังรูปที่ 3.19 ได้ทำการจำลองให้ข้อมูลในลำดับที่ 1 เป็นค่าคงที่ที่ตำแหน่ง (0.2, 0.2) และลำดับที่ 2 กำหนดให้อยู่ที่ตำแหน่ง (0.4, 0.4) ลำดับที่ 3, 4, 5, ... ทำการสุ่มค่าให้อยู่ภายในช่วง [0.2 0.4] จากรูปที่ 3.20 เป็นผลของการจับกลุ่ม MSOFM แบบเดิม เส้นสีดำคือเส้นทางการเดินของนิวรอนในแต่ละตัว วงกลมใหญ่สีดำคือรัศมีของนิวรอนซึ่งเป็นตัวบอกริเวณของการจับกลุ่ม จากรูปที่ 3.20 เห็นได้ว่า ข้อมูลบางจุดของกลุ่มสีน้ำเงินอยู่ใกล้นิวรอนที่เป็นของจุดสีเขียว จุดดังกล่าวนี้จะต้องเป็นข้อมูลในกลุ่มสีเขียว และภายในรัศมีของนิวรอน จะต้องเป็นกลุ่มเดียวกัน ด้วยเหตุนี้ จึงจำเป็นต้องทำการปรับปรุงระบบการจับกลุ่ม MSOFM นี้เพื่อให้ผลที่ได้จาก

การจับกลุ่มด้วย MSOFM ดีขึ้น โดยใช้ความหนาแน่นของข้อมูลเป็นหลักดังรูปที่ 3.21 ซึ่งเป็นผลของการจับกลุ่ม MSOFM แบบปรับปรุง ผลที่ได้คือระบบให้กำเนิดนิวรอนเพียง 1 ตัว และข้อมูลทุกจุดที่อยู่ภายในรัศมีอยู่ในกลุ่มเดียวกัน

3.3.1 ขั้นตอนและวิธีการ

ระบบการจับกลุ่มแบบปรับปรุงใหม่ จะเริ่มต้นด้วยการคูณปรับด้วยค่า $\hat{S}_{FC}$ กับอินพุตทุกตัว กำหนดให้ $X_n = \hat{S}_{FC} \times \lambda_n$ และนิวรอนจะกำหนดให้มีเพียง 1 ตัว และถูกแทนค่าน้ำหนักประสาทด้วยข้อมูลตัวแรก X_1 เช่นเดิม และสร้างกลุ่มสมาชิกนิวรอน (G_m) จากนั้นให้ $G_1(1) = X_1$ ขั้นตอนต่อมา ระบบการจับกลุ่มจะทำการหาระยะห่างระหว่าง X_n เทียบกับค่าน้ำหนักประสาทตัวแรกดังสมการที่ (3-2) โดยที่ $n = 2, 3, \dots$ จากนั้นทำการเลือกอินพุต X_n ที่ทำให้ D_m น้อยที่สุด จะได้นิวรอนผู้ชนะ W' ที่ p โดยที่ $p \in m$ และอินพุตที่ใกล้ W' มากที่สุด $\{X_k | k \in n\}$ จากนั้นทำการปรับค่า D_p เพื่อแทนค่าการตัดสินใจด้วยฟังก์ชันความหนาแน่นกลุ่มการไหลของแสงด้วย FDF ดังสมการที่ (3-8)

$$\varepsilon_p = |G_p - X_k| \quad (3-7)$$

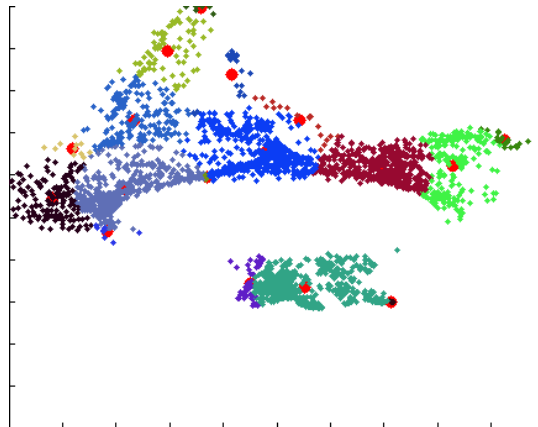
$$\delta = 1 - \frac{\sum K(\varepsilon_p \times \sigma_p)}{N} \quad (3-8)$$

$$K(x) = \exp\left(-\left(\frac{x - c_g}{2 \times \sigma_g}\right)^2\right) \quad (3-9)$$

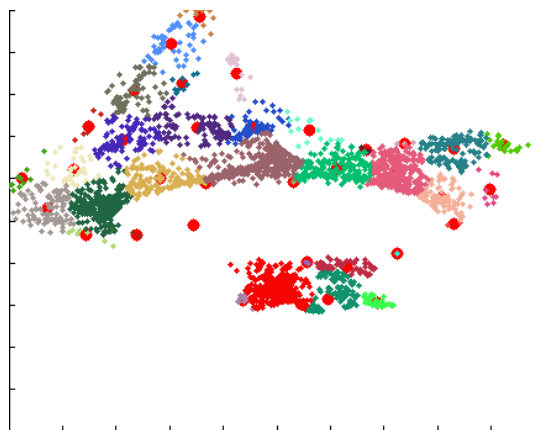
เมื่อ $K(x)$ คือ FDF ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้ฟังก์ชัน GMF

N คือ จำนวนสมาชิกภายในกลุ่ม

จากสมการที่ (3-8) ค่า δ จะเป็นตัวคูณปรับ D_p เพื่อให้การเกิดของนิวรอนขึ้นอยู่กับความหนาแน่นของภายในกลุ่มสมาชิกของนิวรอนผู้ชนะ G_p ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ_p คือค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่เกิดขึ้นภายในกลุ่ม G_p ซึ่งจะเป็นตัวบ่งชี้การเกิดของนิวรอน ถ้าการกระจายตัวของข้อมูลภายในกลุ่ม G_p มีค่ามาก σ_p จะมีค่ามาก ผลที่ได้จะทำให้ δ มีค่ามาก จะทำให้เกิดนิวรอนได้ง่าย แต่ถ้าการกระจายตัวมีค่าน้อย ในทางกลับกันจะทำให้การเกิดของนิวรอนเป็นไปได้ยากกว่า ดังรูปที่ 3.22 และ รูปที่ 3.23



รูปที่ 3.22 ผลของการจับกลุ่ม OF ที่พิจารณาค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน



รูปที่ 3.23 ผลของการจับกลุ่ม OF ที่ไม่พิจารณาค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

จากนั้นให้ค่าการตัดสินใจเป็น $\mu = \delta \times D_p$ และทำการพิจารณาการเกิดของนิวรอนเทียบกับค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง ζ เช่นเดิม ถ้ามีการเกิดนิวรอน ระบบจะสร้างกลุ่ม G_m ขึ้นใหม่ และให้ $G_m(s_m + 1) = X_k$ โดยที่ s_m เป็นจำนวนสมาชิกภายในกลุ่ม m

3.4 การจับกลุ่มการไหลของแสง

ในการจับกลุ่มการไหลของแสงจำเป็นต้องมีการเตรียมก่อนการจับกลุ่ม เนื่องจากการไหลของแสงที่ได้จากกระบวนการสร้างการไหลของแสงจากลำดับภาพด้วยวิธีของ Lucas & Kanade ที่ถูกปรับปรุงใหม่ตามที่กล่าวไปแล้ว จะให้เป็นค่าความเร็วในแนวแกนตั้งและแนวแกนนอนซึ่งยังเป็นข้อมูลดิบ จำเป็นต้องทำการปรับแต่งให้ข้อมูลจับกลุ่มได้ง่าย ดังรายละเอียดต่อไปนี้



รูปที่ 3.24 การไหลของแสงที่เกิดจากสถานะจริง

3.4.1 การปรับปรุงชุดข้อมูลก่อนการประมวลผล

กำหนดให้ v คือ ความเร็วในแนวแกนตั้ง และ u คือ ความเร็วในแนวแกนนอน การปรับข้อมูลในขั้นต้น จะต้องปรับข้อมูลให้เป็นบรรทัดฐาน (normalization) ก่อนดังนี้

$$v = \frac{v}{\max(v, u)} \quad (3-10)$$

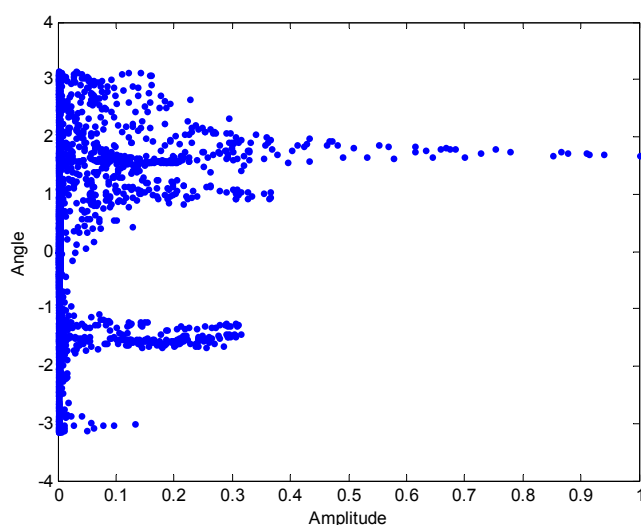
$$u = \frac{u}{\max(v, u)} \quad (3-11)$$

$$Amp = med\left(\sqrt{u^2 + v^2}\right) \quad (3-12)$$

$$Angle = \tan^{-1}\left(\frac{v}{u}\right) \quad (3-13)$$

จากสมการที่ (3-12) หลังจากทำการหาขนาดแล้ว จึงทำการกรองด้วยตัวกรองค่ากลาง (median filter) และในการปรับมาตรฐานดังสมการที่ (3-10) จะต้องทำในทุก ๆ ลำดับภาพที่ทำให้เกิดการไหลของแสง จากนั้นจึงเปลี่ยนให้ $\{u, v\}$ อยู่ในรูปของขนาดและมุมดังสมการที่ (3-12) และ (3-13) จะได้ลักษณะการวางตัวของข้อมูลดังรูปที่ 3.25

จากรูปที่ 3.25 ในตำแหน่งของมุม π และ $-\pi$ ก็คือจุดเดียวกัน ผลที่ได้เนื่องจากการคำนวณหามุมที่เกิดขึ้นด้วยสมการที่ (3-13) จะให้ค่าที่อยู่ในช่วง $[-\pi, \pi]$ หากวัตถุเคลื่อนที่อยู่ในทิศทางระหว่าง π หรือ $-\pi$ จะทำให้เกิดกลุ่มการไหลที่เป็นทั้ง π และ $-\pi$ ซึ่งจะทำให้การจับกลุ่มวัตถุไม่ถูกต้อง จึงต้องแปรสภาพของมุมและขนาดให้อยู่ในรูปของพิกัดคาร์ทีเซียน (cartesian coordinate) ด้วยสมการการแปลงจาก พิกัดเชิงขั้วเป็นพิกัดคาร์ทีเซียน ดังสมการที่ (3-14) และ (3-15)

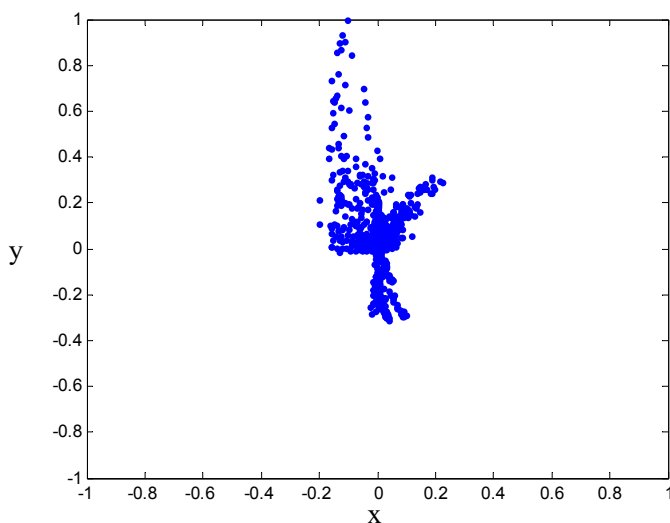


รูปที่ 3.25 ข้อมูลขนาดและมุมที่เกิดจากการแปลง

$$x = Amp \times \cos(Angle) \quad (3-14)$$

$$y = Amp \times \sin(Angle) \quad (3-15)$$

ผลที่ได้จากการแปรดังสมการทำให้ลดข้อผิดพลาดของการจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดขึ้นที่ π และ $-\pi$ ได้พอดี ดังรูปที่ 3.26



รูปที่ 3.26 ผลที่ได้จากการแปรจากพิกัดเชิงขั้วเป็นพิกัดคาร์ทีเซียน

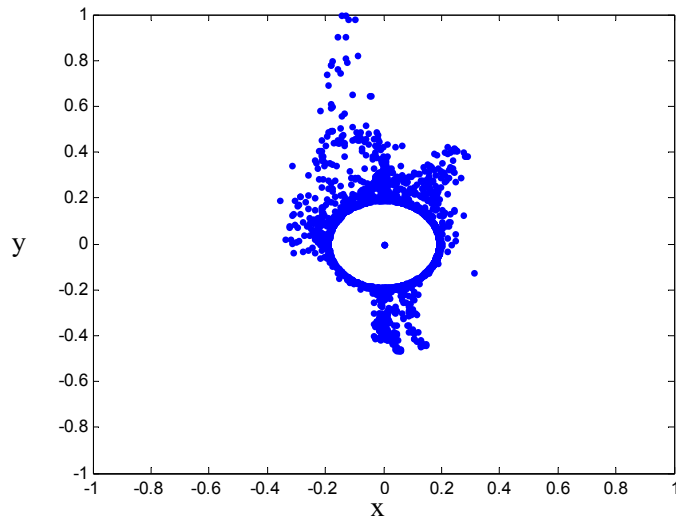
จากรูปที่ 3.26 จุดศูนย์กลางอยู่ที่ตำแหน่ง (0, 0) ห่างออกไปจากจุดศูนย์กลางคือขนาด และมุมที่ 0 องศาตรงกับทิศเหนือของรูป ด้านซ้ายคือช่วงของมุมที่เป็นบวก

ที่ตำแหน่งจุดศูนย์กลางดังรูปที่ 3.26 ยังคงเป็นจุดที่สามารถทำให้การจับกลุ่มยังไม่ถูกต้อง เนื่องจาก ที่จุดศูนย์กลางจะมีจุดที่การไหลของแสงทุก ๆ มุม มาอยู่ที่จุดเดียวกัน และใกล้เคียงกัน ดังนั้น เพื่อให้การจับกลุ่มมีประสิทธิภาพมากขึ้น จึงต้องเพิ่มค่าของขนาดเพื่อให้จุดศูนย์กลางไม่เป็นจุดที่ทำการจับกลุ่มในทุก ๆ มุมที่ร่วมกันอยู่แบบเดิมได้ จากรูปที่ 3.24 การไหลของแสงที่เกิดขึ้นโดยมีขนาดน้อย ๆ จะกำหนดให้เป็นบริเวณที่ไม่ทำการจับกลุ่มโดยจะทำการคัดเลือกเฉพาะการไหลของแสงที่มีขนาดมากโดยการตัดตำแหน่งที่ต่ำกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนออกไปดังสมการที่ (3-16) และทำการเพิ่มขนาดออกไปดังสมการที่ (3-17)

$$\rho = \{ Amp \mid Amp > T_a \} \quad (3-16)$$

$$\rho = \rho + r \quad (3-17)$$

จากสมการข้างต้น ค่า ρ ที่ได้จะนำไปแทนค่า Amp ในสมการที่ (3-14) และ (3-15) ซึ่งจะได้ค่า (x, y) ใหม่ทำให้การจับกลุ่มการไหลของแสงถูกต้องมากขึ้น โดยที่ r คือค่าที่เพิ่มรัศมีให้ข้อมูลออกห่างจากจุดศูนย์กลางดังรูปที่ 3.27



รูปที่ 3.27 ผลจากการปรับค่าก่อนการจับกลุ่ม

หลังจากการปรับแต่งข้อมูลแล้ว ผลที่ได้จากการปรับข้อมูลคือ จุดพิกัดคาร์ทีเซียน (x, y) ซึ่งเป็นข้อมูลที่เกิดขึ้นจากวัตถุที่เกิดการเคลื่อนที่ ข้อมูลหนึ่งที่น่าสนใจมาพิจารณาถึงการจับกลุ่มด้วยคือค่าความต่อเนื่องระดับเทาของวัตถุชิ้นนั้น ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ค่าระดับเทาของภาพที่พิจารณา โดยในแต่ละลำดับภาพที่นำมาพิจารณาจะต้องมี 2 ลำดับภาพ เนื่องจากการไหลของแสงจำเป็นจะต้องใช้ 2 ลำดับภาพมาประมวลผล การพิจารณาภาพระดับเทาจึงต้องพิจารณาภาพทั้ง 2 โดยนำภาพมารวมกันดังสมการที่ (3-18) โดยที่ I_n คือ ภาพระดับเทาที่ลำดับภาพ n ผลที่ได้จะพิจารณาให้เป็นค่าความต่อเนื่องระดับเทาของวัตถุ ดังรูปที่ 3.28 ค)

$$C = I_{n-1} + 2 \times I_n \quad (3-18)$$

จากข้อมูลที่ได้จากการแปร (x, y) และข้อมูลจากค่าความต่อเนื่องระดับเทาของวัตถุ C นำมาจัดเป็นชุดข้อมูลเพื่อเข้ารับการจับกลุ่มภายใน λ โดยการเลือกบริเวณที่มีขนาดที่มากกว่าค่า T_a ดังสมการที่ (3-16) จะได้ว่า

$$\lambda_n = \{ \{x_i, y_i, C_i\} \mid Amp_i > T_a \} \quad (3-19)$$



ก)



ข)

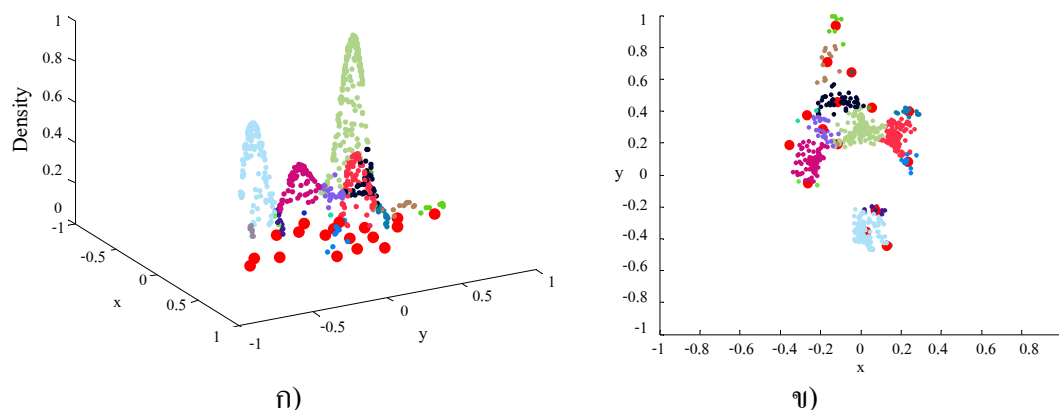


ค)

รูปที่ 3.28 ตัวอย่างความต่อเนื่องระดับเทาของวัตถุ ก) ลำดับภาพที่ $n-1$ ข)

ลำดับภาพที่ n ค) ความต่อเนื่องระดับเทาของวัตถุ
จากลำดับภาพที่ $n-1$ และ n

ชุดของข้อมูล λ_n ที่ได้จะนำไปเข้ารับการจับกลุ่มตามกระบวนการจับกลุ่มที่กล่าวไปแล้วตามหัวข้อที่ 3.3 ผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 3.29 จะเห็นว่าในแต่ละบริเวณที่มีความหนาแน่นที่สูงในแต่ละยอด ถูกจับให้อยู่เป็นกลุ่ม ๆ ซึ่งผลที่ได้จากการจับกลุ่มการไหลของแสงนี้ ยังไม่สามารถบอกได้ว่า วัตถุเคลื่อนที่จะอยู่ในกลุ่มการไหลของแสงใด ผลของการจับกลุ่มการไหลของแสงนี้สามารถนำไปพิจารณาต่อไปว่า กลุ่มการไหลของแสงที่ผ่านการจับกลุ่มแล้ว กลุ่มการไหลของแสงใดคือวัตถุเคลื่อนที่



รูปที่ 3.29 ผลที่ได้จากการจับกลุ่มด้วย MSOFM แบบปรับปรุง

ก) มุมมอง 3 มิติ ข) มุมมอง 2 มิติ



รูปที่ 3.30 ผลของการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM แบบปรับปรุง

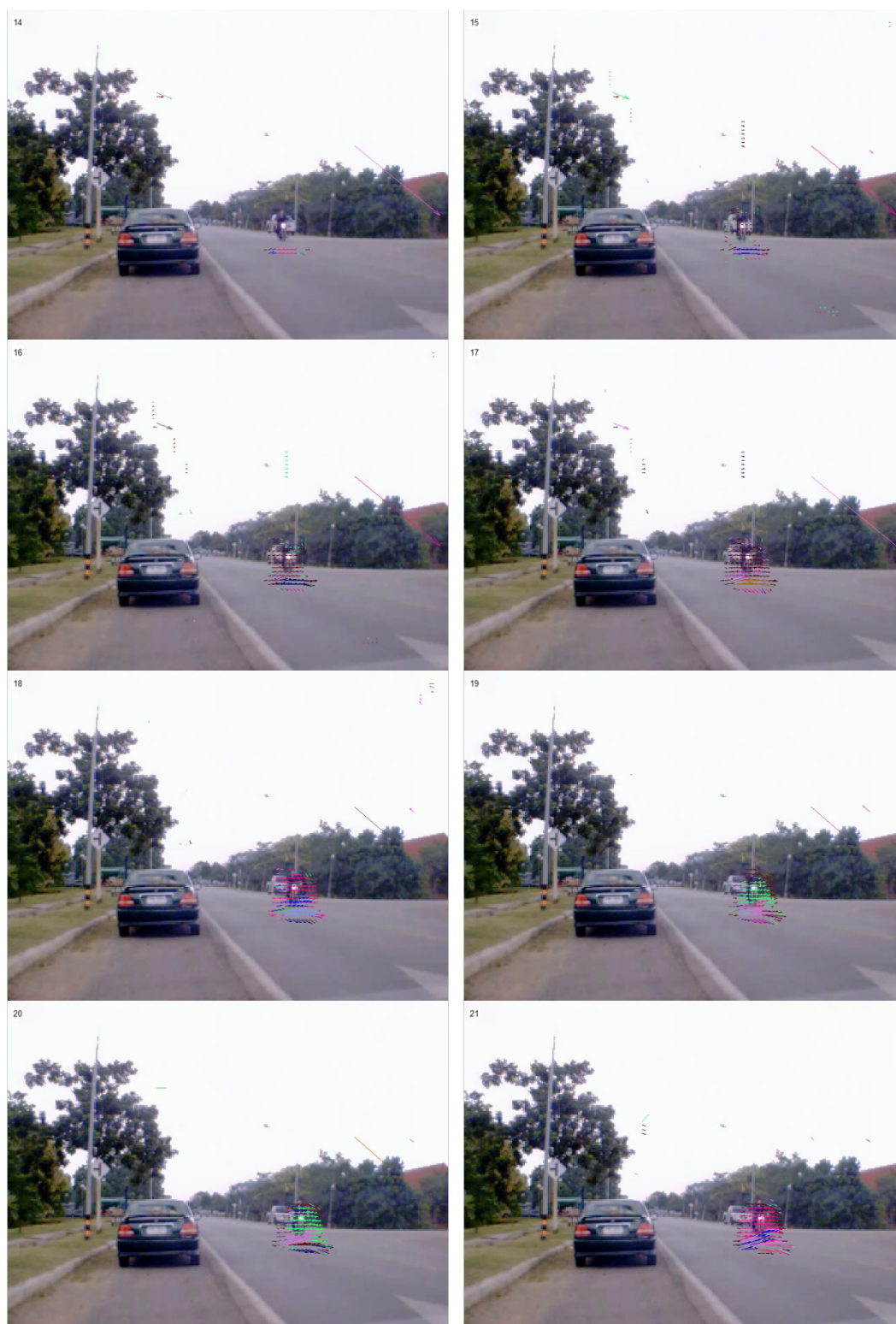
จากรูปที่ 3.30 แสดงผลของการจับกลุ่มด้วยชุดข้อมูลที่ถูกจับกลุ่มดังรูปที่ 3.29 จะเห็นได้ว่าบริเวณที่การไหลของแสงที่มีขนาดและทิศทางที่ใกล้เคียงกัน ถูกจับกลุ่มข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน ดังเครื่องหมายวงกลมทั้งสอง ซึ่งบริเวณดังกล่าวเป็นบริเวณที่มีวัตถุเคลื่อนที่ในขณะที่กล้องไม่มีการเคลื่อนที่ หากกล้องมีการเคลื่อนที่จะให้ผลที่แตกต่างกันดังผลการทดสอบต่อไปนี้

3.4.2 ผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสง

การทดสอบนี้จะนำภาพจากลำดับภาพที่ได้จากสภาพจริงที่ได้จากการบันทึกภาพบนถนน และทำการคำนวณการไหลของแสงด้วยวิธีของ Lucas & Kanade ผลการทดสอบจะแสดงการจับกลุ่มด้วยสี ซึ่งในแต่ละสีจะเป็นตัวแทนของกลุ่มการไหลของแสงในแต่ละกลุ่ม ดังนี้



รูปที่ 3.31 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM
แบบปรับปรุง ในขณะที่กล้องมีการสั่นน้อยมาก



รูปที่ 3.32 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM
แบบปรับปรุง ในขณะที่กล้องไม่มีการเคลื่อนที่



รูปที่ 3.32 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM
แบบปรับปรุง ในขณะที่กล้องไม่มีการเคลื่อนที่ (ต่อ)



รูปที่ 3.32 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM
แบบปรับปรุง ในขณะที่กล้องไม่มีการเคลื่อนที่ (ต่อ)



รูปที่ 3.33 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM
แบบปรับปรุง ในขณะที่กล้องเคลื่อนที่เร็วมากและมีการสั่นน้อย



รูปที่ 3.34 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM
แบบปรับปรุง ในขณะที่กล้องเคลื่อนที่เร็วและมีการสั่นน้อย



รูปที่ 3.35 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM แบบปรับปรุง ในขณะที่กล้องเคลื่อนที่ตามวัตถุ และมีการสั่นน้อยมาก



รูปที่ 3.36 ตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM แบบปรับปรุง ในขณะที่กล้องไม่เคลื่อนที่ และวัตถุเคลื่อนที่ออกห่าง

จากตัวอย่างผลการทดสอบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วย MSOFM แบบปรับปรุง จะเห็นว่าการจับกลุ่มการไหลนี้มีประสิทธิภาพในการจับกลุ่มที่การไหลของแสงมีขนาดและทิศทางที่ใกล้เคียงกันได้เป็นอย่างดี จากผลการทดสอบทั้งหมดสามารถบอกได้ว่า การจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจากวัตถุใด ๆ ถ้าการไหลของแสงนั้นมีความถูกต้องและแม่นยำ หรือให้การไหลของแสงของวัตถุนั้นมีขนาด และทิศทางที่เหมือนกัน หรือใกล้เคียงกัน ระบบการจับกลุ่มนี้จะสามารถจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจากวัตถุนั้นได้มีประสิทธิภาพมาก

3.5 สรุป

ระบบการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM เป็นระบบการจับกลุ่มที่ไม่ต้องทำการฝึกสอน และไม่ต้องทำการกำหนดจำนวนกลุ่มเริ่มต้น โดยระบบจะทำการปรับตัวให้เข้ากับอินพุตที่ป้อนเข้าไปในระบบ หลังจากนั้นระบบจะเริ่มทำการให้กำเนิดนิวรอนเอง ซึ่งเป็นตัวแทนของชุดข้อมูล โดยระบบสามารถควบคุมการเกิดของนิวรอนและการเลือกสมาชิกของนิวรอนได้โดยทำการกำหนดหรือทำการปรับจูนค่าพารามิเตอร์ $\hat{S}_{FC}$ ซึ่งเป็นเวกเตอร์ที่เป็นตัวคูณปรับให้ข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลง จากผลการทดสอบการปรับค่าจะเห็นว่า ค่าความไวภายใน $\hat{S}_{FC}$ จะมีอิสระต่อกัน เมื่อพิจารณาจากผลการทดสอบการปรับค่าความไว ค่าพารามิเตอร์ $\hat{S}_{FC}$ นี้หากกำหนดให้มีค่ามากเกินไป จะทำให้มีการเกิดของนิวรอนมาก และทำให้จำนวนสมาชิกของนิวรอนแต่ละตัวมีจำนวนน้อย แต่ถ้ากำหนดให้มีค่าน้อยเกินไป ระบบจะให้กำเนิดนิวรอนน้อย และทำให้จำนวนสมาชิกภายในนิวรอนมีจำนวนมาก ในบางครั้งหากต้องการพิจารณาให้เน้นการจับกลุ่มโดยให้ความสำคัญกับอินพุตบางตัว ค่าความไวของอินพุตตัวนั้นสามารถที่จะกำหนดให้มีค่ามากได้ ซึ่งจะทำให้ระบบเน้นการจับกลุ่มให้อินพุตตัวนั้นได้ แต่ถ้าไม่ทำการพิจารณาอินพุตบางตัว สามารถกำหนดให้ค่าความไวของอินพุตตัวนั้นให้มีค่าเป็น 0 หรือกำหนดให้มีค่าน้อย ๆ ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง ζ เป็นตัวกำหนดภาพรวมของการเกิดของนิวรอน หากทำการกำหนดให้ค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง ζ นี้มีค่ามากเกินไป การเกิดของนิวรอนจะมีน้อย แต่ถ้ากำหนดให้มีค่าน้อยเกินไป การเกิดของนิวรอนจะมีมาก

ระบบการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM แบบปรับปรุง ที่ได้นำเสนอในบทนี้ เพื่อแก้ปัญหาการจับกลุ่มที่เกิดขึ้นจากการเรียงลำดับของข้อมูล และได้ปรับเพิ่มกระบวนการปรับค่าระยะทางก่อนที่จะทำการเปรียบเทียบกับค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง ζ โดยจะนำผลของความหนาแน่นของสมาชิกภายในกลุ่มที่ได้ด้วย FDF ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ฟังก์ชัน GMF กับอินพุตที่ใกล้กับนิวรอนผู้ชนะ เพื่อควบคุมการเกิดของนิวรอนให้ขึ้นกับความหนาแน่นนี้ด้วย การปรับปรุงนี้ได้แนวคิดมาจากการที่วัตถุเกิดการเคลื่อนที่ภายในภาพ จะทำให้ข้อมูลการไหลของแสงจับตัวกันเป็นกลุ่ม หรือมีความใกล้เคียงกัน ผู้วิจัยจึงนำค่าความหนาแน่นของข้อมูลมาพิจารณาซึ่งได้พัฒนามาเป็นฟังก์ชัน FDF เพื่อให้ประสิทธิภาพของการจับกลุ่มมีมากขึ้น

การปรับแต่งข้อมูลเพื่อรับการจับกลุ่ม จะมีผลกับระบบที่จะทำการจับกลุ่มโดยตรง ถ้าข้อมูลที่จะนำมาจับกลุ่มไม่ได้รับการปรับแต่งก่อนหรือปรับแต่งข้อมูลได้ไม่เหมาะสมกับระบบที่จะนำมาจับกลุ่ม การจับกลุ่มที่ได้จากเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM นี้ จะให้ผลการจับกลุ่มที่ไม่ดีพอกับระบบนั้น ๆ ดังนั้นการปรับแต่งข้อมูลเพื่อรับการจับกลุ่มจึงเป็นส่วนที่มีความสำคัญต่อระบบที่จะนำการจับกลุ่มไปใช้

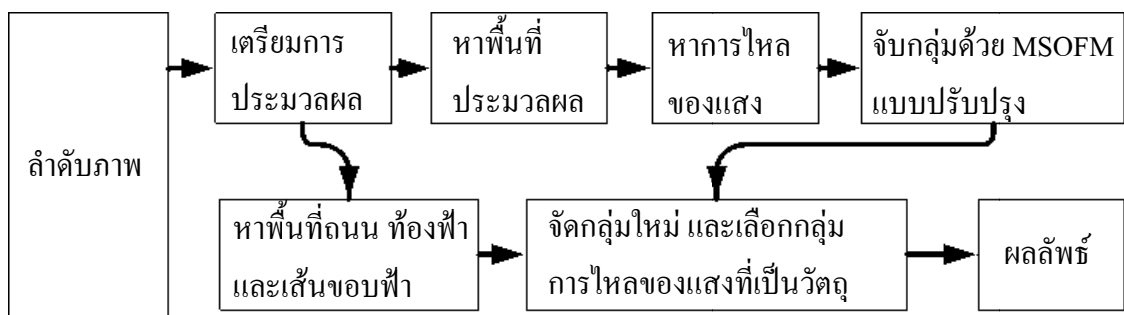
บทที่ 4

ระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่

4.1 บทนำ

ระบบการคัดแยกวัตถุในงานวิจัยนี้ได้นำการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM แบบปรับปรุง มาจับกลุ่มการไหลของแสงเพื่อใช้ในการคัดแยกเป็นหลักสำหรับวัตถุเคลื่อนที่ ดังที่ได้กล่าวไปแล้วในบทที่ 3 โดยวัตถุใด ๆ ที่มีการเคลื่อนที่ภายในภาพ เมื่อผ่านการคำนวณการไหลของแสงแล้ว บริเวณที่วัตถุแต่ละชิ้นเคลื่อนที่ภายในภาพ จะเกิดการไหลของแสงที่ขึ้นอยู่กับความเร็วและทิศทางของวัตถุแต่ละชิ้นที่เคลื่อนที่ภายในภาพ และสามารถที่จะใช้กระบวนการจับกลุ่มการไหลของแสงเพื่อแยกวัตถุที่เกิดการไหลของแสงนั้นได้ แต่ในการใช้งานจริงเมื่อกล้องมีการเคลื่อนที่ทุก ๆ จุดภาพ จะเกิดการไหลของแสงขึ้น ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองเลือกระบบการคัดแยกวัตถุนั้นเป็นตัวอย่าง งานวิจัยชิ้นนี้จะนำผลจากการคำนวณการไหลของแสงที่ได้จากลำดับภาพในสถานะจริงที่ได้บนถนน ซึ่งจะให้ผลการคำนวณการไหลของแสงมีความเที่ยงตรงลดลง เนื่องจากในสถานะบนถนนจริงจะมีสภาพของแสงที่ซับซ้อน และมีสัญญาณรบกวนที่ไม่สามารถคาดเดาได้ การจับกลุ่มการไหลของแสงเพื่อการคัดแยกจากลำดับภาพในสถานะจริงจึงไม่สามารถทำได้ทั้งหมดเนื่องจากความเที่ยงตรงจากการไหลของแสงน้อย งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการคัดแยกเพิ่มเติมจากระบบการคัดแยกด้วยการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM แบบปรับปรุง ซึ่งจะอาศัยผลจากการคัดแยกบริเวณถนน ท้องฟ้า และเส้นขอบฟ้ามาช่วยในการคัดแยกวัตถุนั้น

4.2 โครงสร้างของระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่



รูปที่ 4.1 ระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่

จากรูปที่ 4.1 แสดงโครงสร้างของระบบรวมของการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่ โดยขั้นตอนของระบบรวมนี้จะเริ่มต้นด้วยการนำลำดับภาพ 2 ภาพเข้าสู่การเตรียมการประมวลผลด้วยการปรับสี ปรับแสงและกรองสัญญาณรบกวนเบื้องต้น จากนั้นนำภาพที่ผ่านการเตรียมแล้วเข้ารับการประมวลผล 2 ระบบคือ 1) ระบบการหาพื้นที่ประมวลผล 2) ระบบการหาพื้นที่หาพื้นที่ถนน ท้องฟ้าและเส้นขอบฟ้า โดยระบบแรกจะทำการหาพื้นที่สำหรับการประมวลผลให้กับระบบการคำนวณการไหลของแสง ผลที่ได้จากการคำนวณนี้จะนำเข้าสู่ระบบการจับกลุ่มด้วย MSOFM แบบปรับปรุง ผลที่ได้ นั่นคือ กลุ่มการไหลของแสงที่ยังมีได้ทำการระบุว่ากลุ่มการไหลของแสงใดเป็นวัตถุ ในการระบุกลุ่มวัตถุจำเป็นต้องใช้ผลลัพธ์ของระบบที่สองคือระบบหาพื้นที่ถนน ท้องฟ้า และเส้นขอบฟ้า ซึ่งขั้นตอนการระบุกลุ่มวัตถุจะเป็นขั้นตอนการจัดกลุ่มใหม่ และเลือกกลุ่มการไหลของแสงที่เป็นวัตถุ ผลที่ได้จะเป็นการบอกว่ากลุ่มการไหลของแสงกลุ่มใดเป็นกลุ่มการไหลของแสงของวัตถุเคลื่อนที่ภายในภาพ จากนั้นจึงนำบริเวณของกลุ่มดังกล่าวมาใช้กำหนดให้เป็นบริเวณของวัตถุเคลื่อนที่ ขั้นตอนการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่ภายในภาพในแต่ละขั้นตอนนี้จะกล่าวโดยละเอียดดังต่อไปนี้

4.3 การคัดแยกท้องฟ้า

การคัดแยกท้องฟ้า จะอาศัยกระบวนการแปลงสีจากปริภูมิสี RGB เป็นปริภูมิสี HSV และกระบวนการเปลี่ยนรูป (morphology) เป็นหลัก ซึ่งพื้นที่ของท้องฟ้าที่ทำการคัดแยกออกมาได้จะนำไปใช้ในขั้นตอนการหาพื้นที่ถนน โดยในขั้นตอนการคัดแยกท้องฟ้า จะเริ่มต้นจากการปรับระดับสีและแสงปริภูมิสีจากปริภูมิสีที่กำหนด ด้วยวิธีการปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติ (A. Meunkaewjinda, 2008) เพื่อลดผลจากการแปรสภาพสีและแสงสว่างในสถานะจริงในแต่ละลำดับภาพให้น้อยลง หลังจากนั้นจึงแปลงสีจากปริภูมิสี RGB เป็นปริภูมิสี HSV และทำการเลือกฮิสโทแกรม (histogram) จากค่าระดับเทาของช่องปริภูมิ V ในปริภูมิ HSV จากการปรับฮิสโทแกรมด้วยฟังก์ชัน GMF ดังสมการที่ (4-1)

$$V_{sky} = \exp\left(-\frac{(V-c)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4-1)$$

จากสมการที่ (4-1) จะทำการกำหนดค่าพารามิเตอร์ 2 ตัวคือ c และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ โดยกำหนดให้ c ให้มีค่าเท่ากับค่าระดับเทาของ V ที่มีค่ามากที่สุด เนื่องจากช่องปริภูมิสี V คือแสงสว่างภายในปริภูมิ HSV ซึ่งท้องฟ้าจะให้แสงสว่างมาก จึงกำหนดให้ค่า c ไว้ที่ตำแหน่งระดับเทาสูงสุดของค่าระดับเทาของช่องปริภูมิสี V จากนั้นกำหนดค่า σ คือขอบเขตในการเลือกค่าระดับเทา โดยให้ $\sigma = \text{mean}(V) - \text{std}(V)$ ซึ่งค่าเฉลี่ยของระดับเทาภายใน V จะขึ้นอยู่กับระดับ

แสงสว่างภายในสถานะจริง ถ้าทั้งภาพมีความสว่างมากจะให้ ค่าเฉลี่ยสูง แต่ถ้าทั้งภาพแสงสว่างน้อย จะมีค่าเฉลี่ยต่ำ ซึ่งจะเป็นตัวหลักในการเลือกค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน $std(V)$ จะเป็นตัวลดทอนขนาดของ σ เมื่อสภาพของแสงภายในภาพมีการกระจายตัวมาก แสงจากท้องฟ้าโดยปกติแล้วจากรูปที่ 4.3 ข) จะมีค่าการกระจายตัวที่น้อย จึงต้องกำหนดค่า σ ให้น้อยลงด้วยค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานนี้ เพื่อให้การเลือกบริเวณท้องฟ้ามีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยกำหนดให้บริเวณท้องฟ้าเป็นดังสมการที่ (4-3)

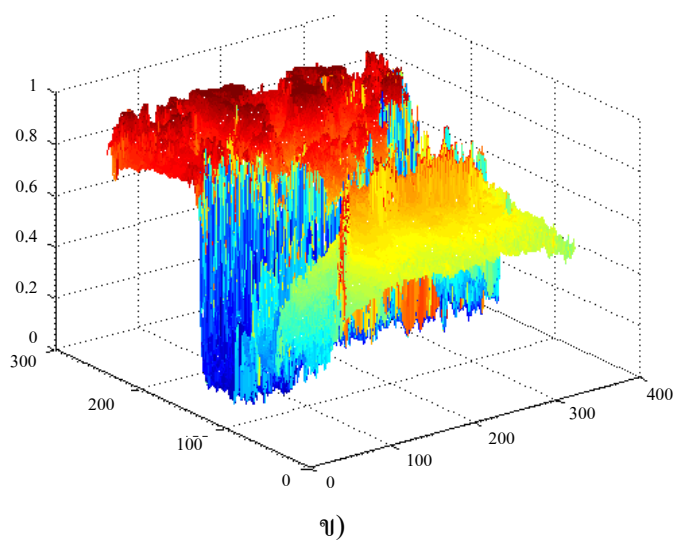


รูปที่ 4.2 ภาพต้นแบบ



ก)

รูปที่ 4.3 ภาพระดับเทา V

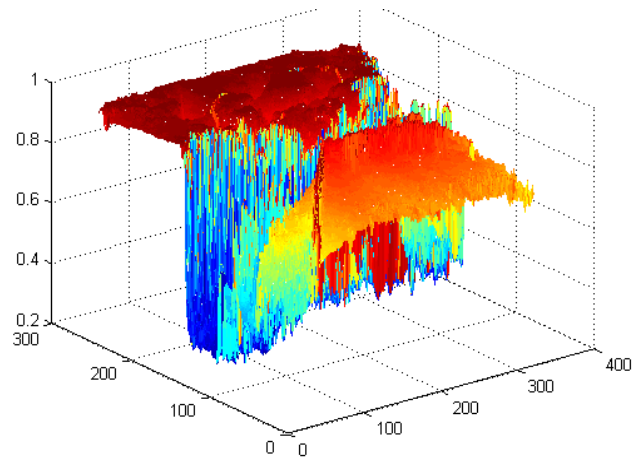


รูปที่ 4.3 ภาพระดับเทา V (ต่อ)

รูปที่ 4.3 คือ ค่าความสว่างจากการแปลงของปริภูมิ RGB เป็นปริภูมิ HSV จะสังเกตได้ว่าบริเวณที่เป็นจุดรวม ซึ่งเป็นจุดที่อยู่ปลายสุดของพื้นถนน ยังคงมีค่าระดับเทาที่น้อย เพื่อให้การเลือกบริเวณท้องฟ้าให้มีประสิทธิภาพ จึงต้องผ่านการปรับฮิสโทแกรมด้วยฟังก์ชัน GMF ดังสมการที่ (4-1) ผลลัพธ์ที่ได้แสดงดังรูปที่ 4.4 จะเห็นว่าบริเวณจุดรวมมีค่าเพิ่มขึ้นจากเดิม



รูปที่ 4.4 ผลจากการแปร V ด้วยฟังก์ชัน GMF



รูปที่ 4.4 ผลจากการแปร V ด้วยฟังก์ชัน GMF (ต่อ)

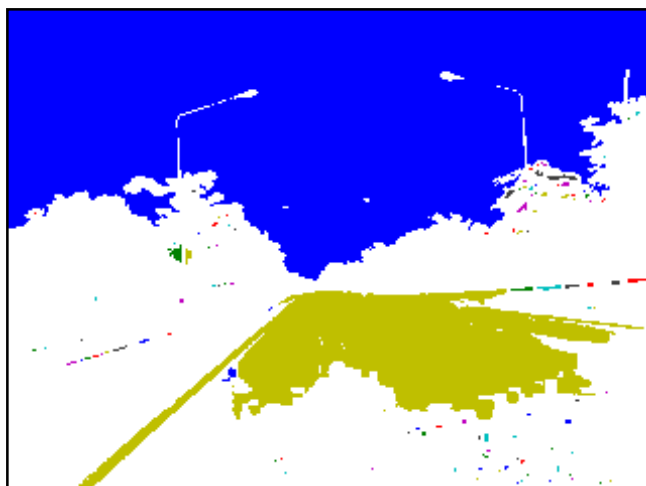
$$T_{sky} = Tsh_{sky} \times \max(V_{sky}) \quad (4-2)$$

$$BW_{sky} = \begin{cases} 1 & V_{sky} > T_{sky} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (4-3)$$

จากสมการที่ (4-2) T_{sky} คือ ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนซึ่งจะแปรตามค่า V ในแต่ละลำดับภาพ โดยจะกำหนดให้เป็นจำนวนเท่าของค่าที่มากที่สุดของ V_{sky} มีค่าเท่ากับ Tsh_{sky} เท่าดังสมการที่ (4-2)



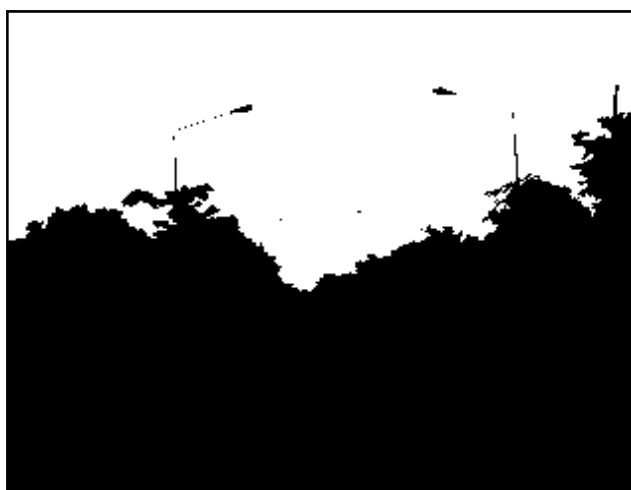
รูปที่ 4.5 ผลจากการเลือกบริเวณที่มีค่าระดับเทาที่มากกว่า Tsh_{sky} เท่าของค่าสูงสุดของ V_{sky}



รูปที่ 4.6 ผลจากการทำป้ายของค์ประกอบ

จากรูปที่ 4.5 ภาพที่ได้คือบริเวณที่มีส่วนประกอบของท้องฟ้า ซึ่งยังคงมีส่วนที่ไม่ต้องการ จึงต้องกำจัดส่วนที่นี้ออกไปโดยใช้กระบวนการหาพื้นที่ที่มากที่สุด ได้แก่วิธีป้ายของค์ประกอบผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 4.6

จากนั้นทำการหาพื้นที่ในแต่ละป้ายของค์ประกอบด้วยการนับจำนวนจุดภาพภายในป้ายและหาป้ายของค์ประกอบมีจำนวนจุดภาพมากที่สุด ผลที่ได้แสดงดังรูปที่ 4.7



รูปที่ 4.7 ผลจากการหาจำนวนจุดภาพที่มากที่สุด

4.4 การคัดแยกถนน

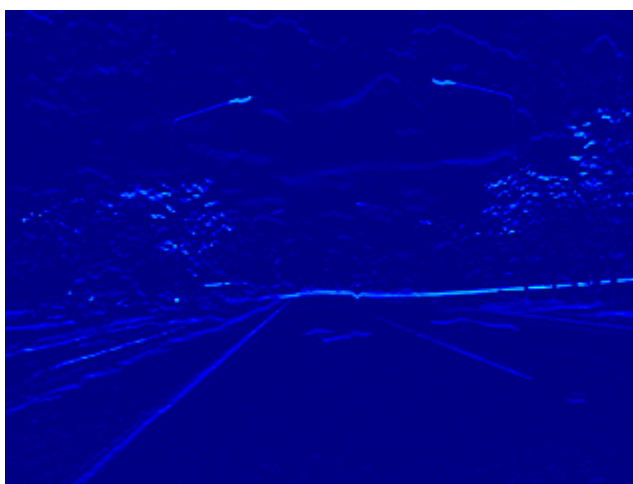
การคัดแยกพื้นถนนเป็นกระบวนการที่สำคัญในกระบวนการพิจารณาวัตถุบนถนน ผลที่ได้จากการแยกพื้นถนนจำเป็นจะต้องมีความถูกต้องพอที่จะสามารถทำการพิจารณาวัตถุบนถนนได้ ระบบการคัดแยกถนนจะใช้สีที่มีการตอบสนองต่อพื้นถนน และความลาดชันมาทำการสังเคราะห์ร่วมกับการประมวลผลด้วยสี ซึ่งให้ผลดีพอสำหรับการนำไปใช้เพื่อการคัดแยกด้วยการจับกลุ่มการไหลของแสงในงานวิจัยนี้

การคัดแยกพื้นถนนใช้การประมวลผลโดยใช้ภาพระดับเทาจากการแปลงจากปริภูมิสี RGB และจะเริ่มต้นจากการหาความลาดชันแนวนอน (horizontal gradient) โดยนำภาพระดับเทามาทำการสังวัตนาการ (convolution) กับหน้ากาก 2×2 ดังสมการที่ (4-5) ซึ่งจะให้ผลดังรูปที่ 4.8

$$Msk_{Gy} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (4-4)$$

$$Gy = |V \otimes Msk_{Gy}| \quad (4-5)$$

จากนั้นนำ Gy เข้าสู่ฟังก์ชัน GMF โดยกำหนดให้ค่า $\sigma = 0.01$ และ $c = 0$ ดังสมการที่ (4-6) และผลที่ได้จะได้ดังรูปที่ 4.9

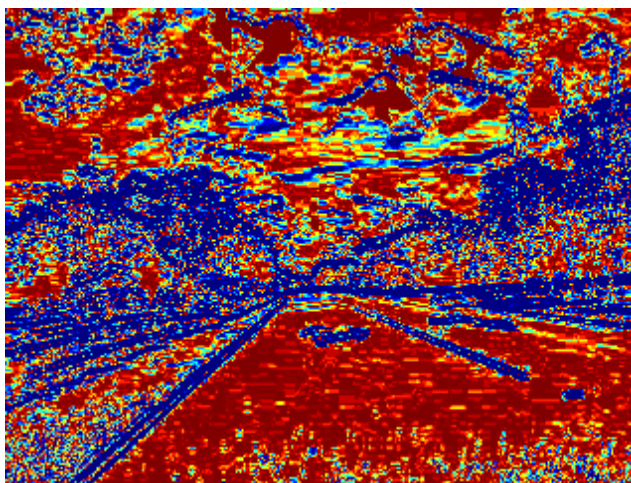


รูปที่ 4.8 ความลาดชันแนวแนวนอน

$$I_y = \exp\left(-\frac{G_y - c}{2\sigma^2}\right) \quad (4-6)$$

จากนั้นทำการเลือกบริเวณที่ไม่เป็นขอบ หรือบริเวณที่ไม่ตอบสนองต่อการหาความชันแนวแกนนอนดังสมการ (4-7) ผลที่ได้จะเป็นไปตามรูปที่ 4.10 โดยสีขาว คือบริเวณที่ทำการเลือก

$$Bw_y = \begin{cases} 1 & I_y > 0.15 \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (4-7)$$

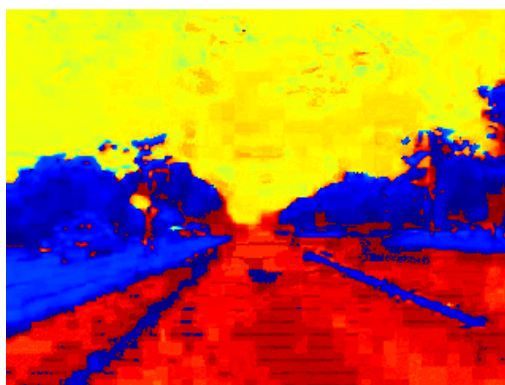


รูปที่ 4.9 ผลจากการแปรความชันแกนนอนด้วยฟังก์ชัน GMF

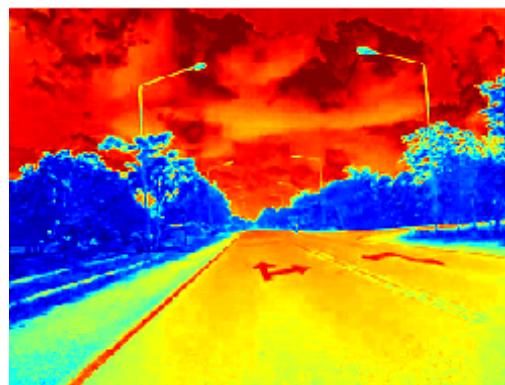
จากนั้นนำภาพช่องปริภูมิสี H ในปริภูมิสี HSV รวมประมวลผลต่อ เนื่องจากเป็นช่องปริภูมิสี ที่ตอบสนองต่อสีของถนนได้มากที่สุดร่วมกับช่องปริภูมิสี B ใน RGB กำหนดให้เป็น $Road_{color}$ ดังรูปที่ 4.11



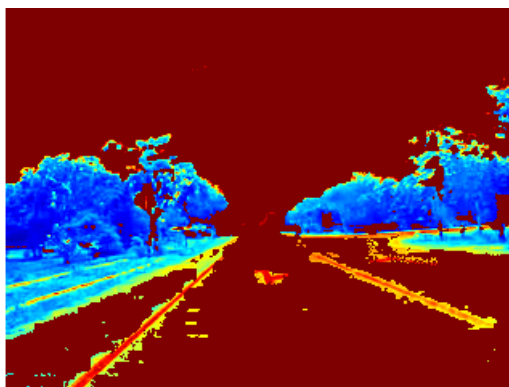
รูปที่ 4.10 ผลจากการเลือกบริเวณที่ไม่ตอบสนองต่อการหาความชัน
แนวแกนนอน (ขาว)



ระดับเทา H



ระดับเทา B

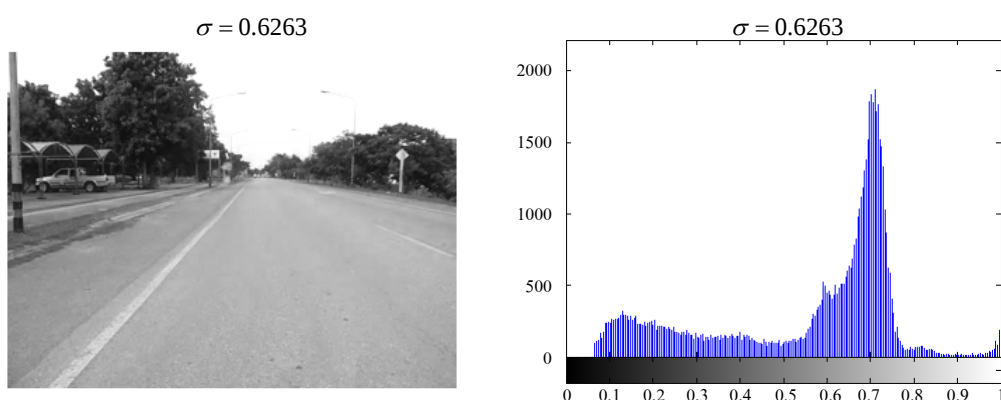


รูปที่ 4.11 $Road_{color}$ โดยเกิดผลรวมของช่องปริภูมิสี H และ B

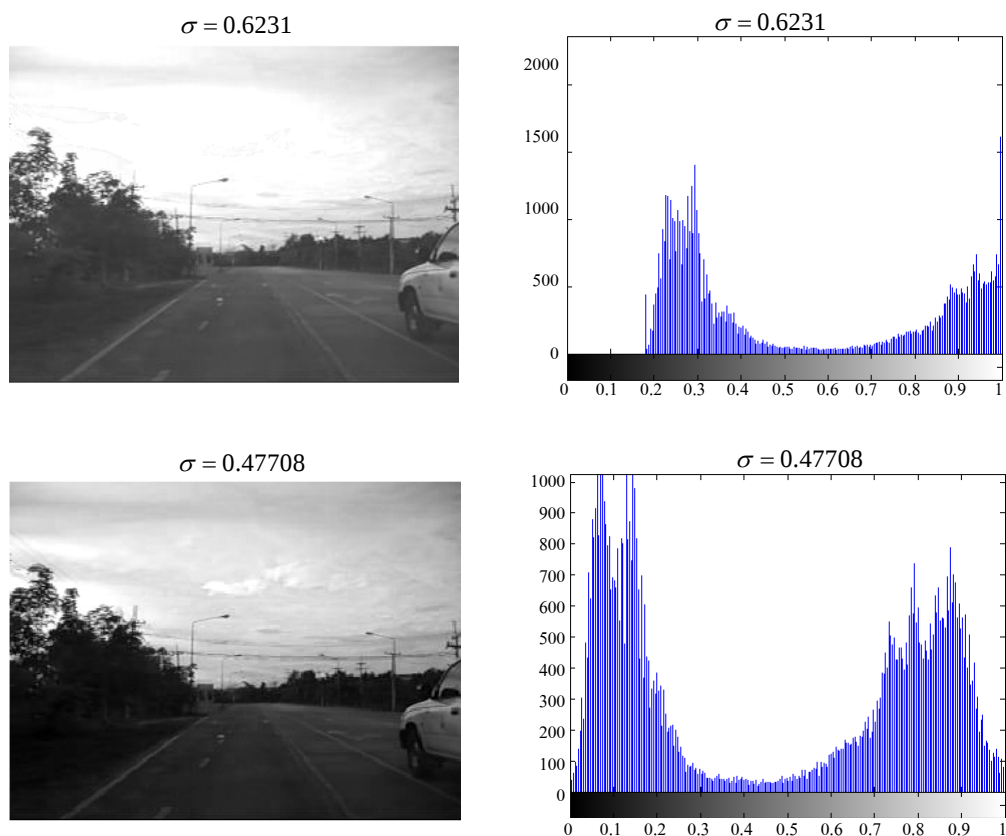
จากรูปที่ 4.11 สังเกตได้ว่าส่วนที่ยังไม่เกี่ยวข้องกับพื้นถนน ซึ่ง $Road_{color}$ ยังมีการตอบสนองอยู่ จึงต้องทำการกำจัดออกโดยในส่วนของต้นไม้ จะมีความสว่างภายในภาพน้อย จึงทำการปรับค่าในช่วงมืดของฮิสโทแกรม ให้สว่างขึ้นโดยฟังก์ชัน GMF ดังสมการ (4-8)

$$V_i = \exp\left(-\frac{V-c}{2\sigma^2}\right) \quad (4-8)$$

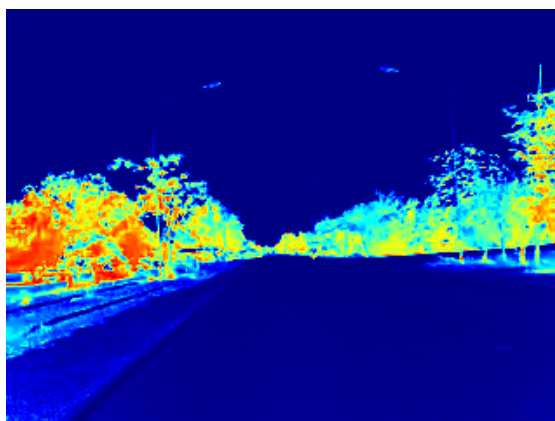
จากสมการที่ (4-8) จะกำหนดค่าความแปรปรวน σ ให้มีค่าเท่ากับค่าเฉลี่ยของค่าระดับเทาภายในช่องปริภูมิสี V ทุกจุดภาพ เนื่องจากในระหว่างที่ภาพมีความสว่างมาก จะมีค่าเฉลี่ยระดับเทามาก และภาพที่มีความสว่างมาก ช่วงมืดของภาพจะมีช่วงฮิสโทแกรมที่สูง และถ้าสภาพแสงน้อย ช่วงมืดของฮิสโทแกรมจะต่ำดังรูปที่ 4.12 บน เป็นภาพที่ได้จากสภาพแสงที่เที่ยงวันซึ่งมีสภาพแสงมาก จะเห็นว่าระดับฮิสโทแกรมช่วงมืดจะอยู่สูง เช่นเดียวกับภาพกลางซึ่งเป็นภาพที่ผ่านการปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติ ภาพล่างเป็นภาพที่ไม่ได้ทำการปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติ ซึ่งเป็นภาพที่ได้จากช่วงเวลาตอนเย็น จะเห็นว่าค่าเฉลี่ยจะน้อยกว่าภาพที่ได้จากตอนเที่ยงวันและภาพที่ผ่านการปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติ ดังนั้นการเลือกค่าความแปรปรวนเพื่อปรับระดับฮิสโทแกรม จึงต้องมีการแปรตามค่าเฉลี่ยของแสงทั้งภาพ กำหนดให้ $c = 0$ เพื่อเลือกบริเวณช่วงมืดของฮิสโทแกรม ผลที่ได้จากภาพระดับเทาที่มีความสว่างน้อยจะตอบสนองดี ดังรูปที่ 4.13



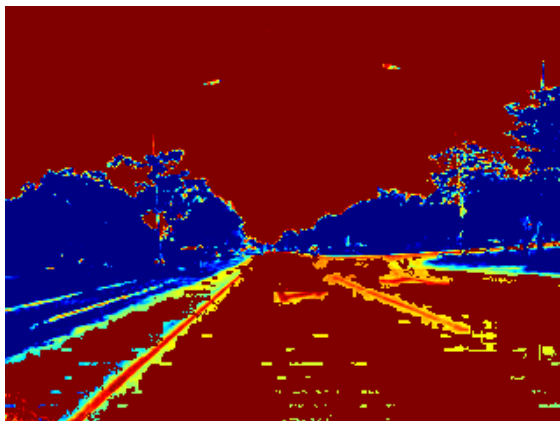
รูปที่ 4.12 ผลการทดสอบค่าเฉลี่ยของค่าระดับเทาที่สภาวะแสงต่าง ๆ



รูปที่ 4.12 ผลการทดสอบค่าเฉลี่ยของค่าระดับเทาที่สภาวะแสงต่าง ๆ (ต่อ)



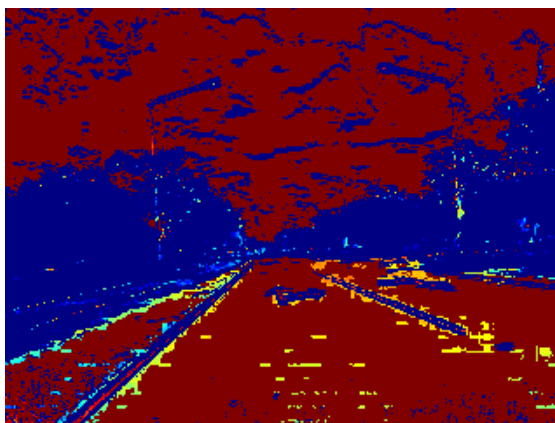
รูปที่ 4.13 ผลจากการแปรความสว่างจากช่องปริภูมิสี V ด้วยฟังก์ชัน GMF



รูปที่ 4.14 ผลการตัดบริเวณที่ไม่เกี่ยวข้องกับพื้นถนนด้วยแสง

จากรูปที่ 4.14 ทำการตัดบริเวณที่ไม่เกี่ยวข้องกับพื้นถนน โดยใช้ภาพที่ได้จากการแปรความสว่างจากช่องปริภูมิสี V ด้วยฟังก์ชัน GMF จากรูปที่ 4.13 ทำให้ค่าระดับเทาภายในภาพบริเวณที่เป็นต้นไม้ลดลงโดยสมการที่ (4-9) จากรูปที่ 4.13 จะเห็นว่าค่าระดับเทาที่ลดลงเมื่อเทียบกับ $Road_{color}$ ดังรูปที่ 4.11

$$Road_{colorT} = Road_{color} - V_t \quad (4-9)$$



รูปที่ 4.15 ผลของการตัดบริเวณที่ตอบสนองต่อความชันแนวแกนอน

จากรูปที่ 4.14 ในบริเวณจุดรวมแสงซึ่งจะอยู่ที่ตำแหน่งปลายสุดของถนน ยังคงมีส่วนที่ยังตอบสนองคืออยู่และในบางกรณีที่มีวัตถุ เช่น ขอบทางเดิน ยังให้ผลตอบสนองกับสี $Road_{colorT}$ แต่

จะตอบสนองดีกว่าในเรื่องของความชันแนวแกนนอนดังรูปที่ 4.8 จึงทำการตัดสิ่งตอบสนองต่อความชันแนวแกนนอน (BW_y) ออกไปดังรูปที่ 4.15 ด้วยสมการที่ (4-10) และทำการเลือกบริเวณที่ต้องการได้โดยง่าย ดังสมการที่ (4-11)

$$I_w = Road_{colorT} \times BW_y \quad (4-10)$$

$$Bw_{preRoad} = \begin{cases} 1 & I_w > mean(I_w) \times 0.9 \\ 0 & \text{อื่น ๆ} \end{cases} \quad (4-11)$$

หลังจากที่เลือกบริเวณที่ต้องการด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว จากรูปที่ 4.16 ยังคงมีส่วนที่เป็นท้องฟ้า ซึ่งสามารถกำจัดได้โดยลบส่วนที่เป็นท้องฟ้าออกด้วยสมการที่ (4-12)

$$Bw_{Road} = Bw_{preRoad} \& \sim Bw_{Sky} \quad (4-12)$$



รูปที่ 4.16 ผลของการเลือกบริเวณที่ต้องการด้วยค่าขีดเริ่มเปลี่ยน

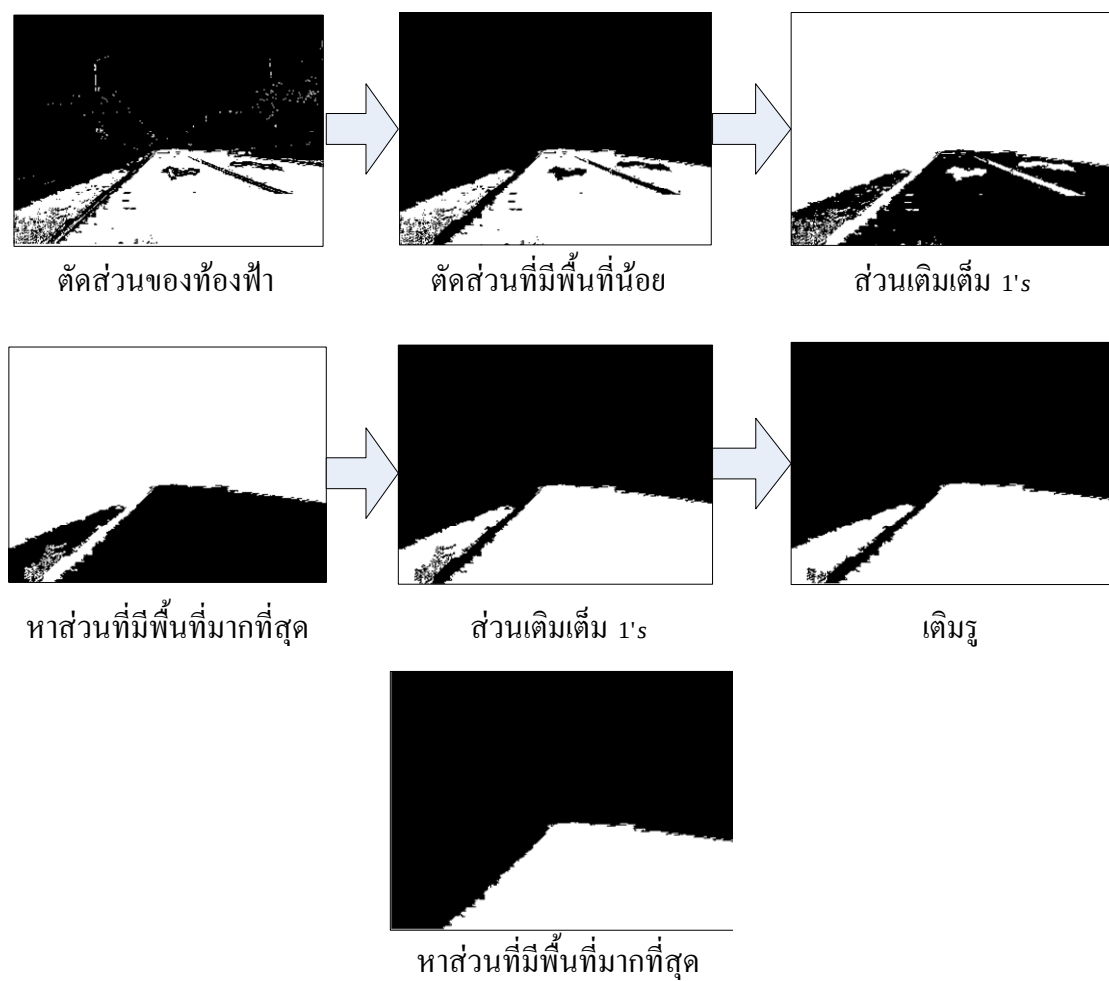


รูปที่ 4.17 ผลของการลบท้องฟ้าที่ได้จากกระบวนการหาท้องฟ้า

ผลสุดท้ายจากรูปที่ 4.17 พื้นที่บางส่วนยังขาดหายไป เพื่อให้ประสิทธิภาพในการคัดแยกพื้นถนนนี้ดีขึ้น จำเป็นต้องใช้กระบวนการเปลี่ยนรูป (morphological) เข้ามาช่วยปรับปรุงคุณภาพของผลลัพธ์ที่ได้มาโดยมีขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพดังนี้

ขั้นตอนการปรับปรุงภาพสองระดับ

1. ตัดพื้นที่ที่น้อยกว่าค่าที่ตั้งไว้ $N_{pRegion}$ จุด ด้วยกระบวนการแพร่ภาพสองระดับแบบพื้นที่เปิด
2. ทำส่วนเติมเต็ม 1's
3. หาพื้นที่ที่ใหญ่ที่สุดในภาพด้วยวิธีป้ายของค์ประกอบดังที่กล่าวไปแล้ว
4. ทำส่วนเติมเต็ม 1's
5. เติมบริเวณที่ขาดหาย ด้วยกระบวนการแพร่แบบเติมรู
6. หาพื้นที่ที่ใหญ่ที่สุดในภาพด้วยวิธีป้ายของค์ประกอบดังที่กล่าวไปแล้ว



รูปที่ 4.18 ผลในแต่ละขั้นตอนและผลของการเลือกพื้นถนนจากการปรับปรุงภาพสองระดับ



รูปที่ 4.19 ผลการคัดแยกถนน

ผลที่ได้จากการคัดแยกถนนดังรูปที่ 4.19 และท้องฟ้าดังรูปที่ 4.7 สามารถหาเส้นขอบฟ้าได้ โดยการหาตำแหน่งแกนตั้งแรกที่เริ่มมีพื้นถนน และหาตำแหน่งแกนตั้งสุดท้ายที่เป็นท้องฟ้า จากนั้นจึงนำค่าทั้งสองมาหาค่าเฉลี่ยแกนตั้งที่ได้จากค่าแกนตั้งทั้งสอง ด้วยขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนการหาเส้นขอบฟ้า

7. จากภาพสองระดับของพื้นที่ท้องฟ้า นำมาหาผลรวมแนวแกนนอน

$$L_{sky1} = \sum_{j=1}^{Ncol} Bw_{sky}(i, j) \quad (4-13)$$

8. นำ L_{sky1} มาหาผลรวมแนวแกนตั้งโดยรวมเฉพาะตำแหน่งที่เป็น 0 ลบด้วยขนาดแนวตั้ง N_{row}

$$L_{sky} = N_{row} - \sum (\{1 | L_{sky1}(i) = 0\}) \quad (4-14)$$

9. จากภาพสองระดับของบริเวณพื้นที่ถนน นำมาหาผลรวมแนวแกนนอน

$$L_{Road1} = \sum_{j=1}^{Ncol} Bw_{Road}(i, j) \quad (4-15)$$

10. นำ L_{sky1} มาหาผลรวมแนวแกนตั้งโดยรวมเฉพาะตำแหน่งที่เป็น 0

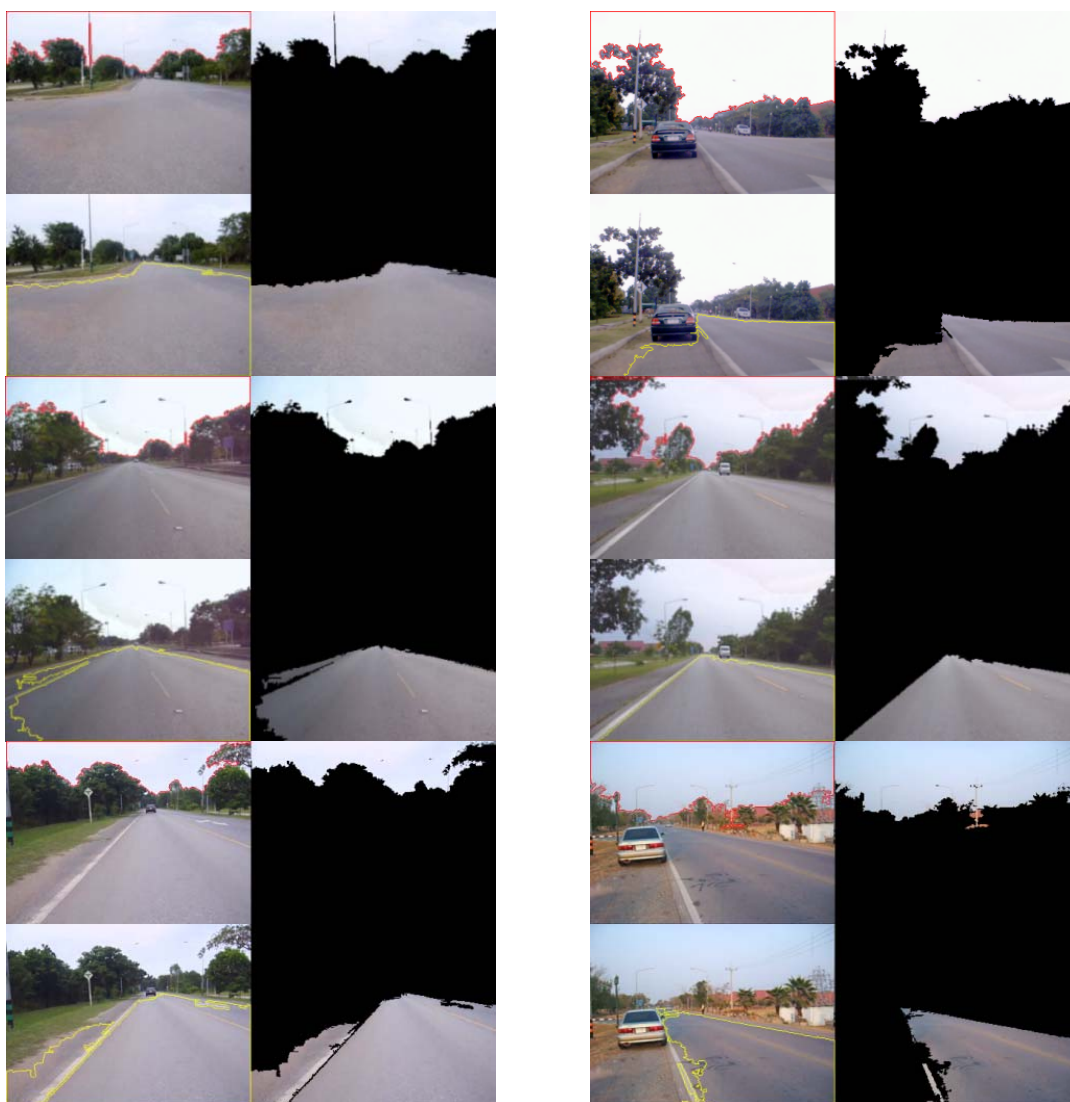
$$L_{Road} = \sum (\{1 | L_{Road1}(i) = 0\}) \quad (4-16)$$

$$11. \text{หาค่าเฉลี่ยที่ได้โดย Skyline} = \frac{L_{Road} + L_{Sky}}{2}$$

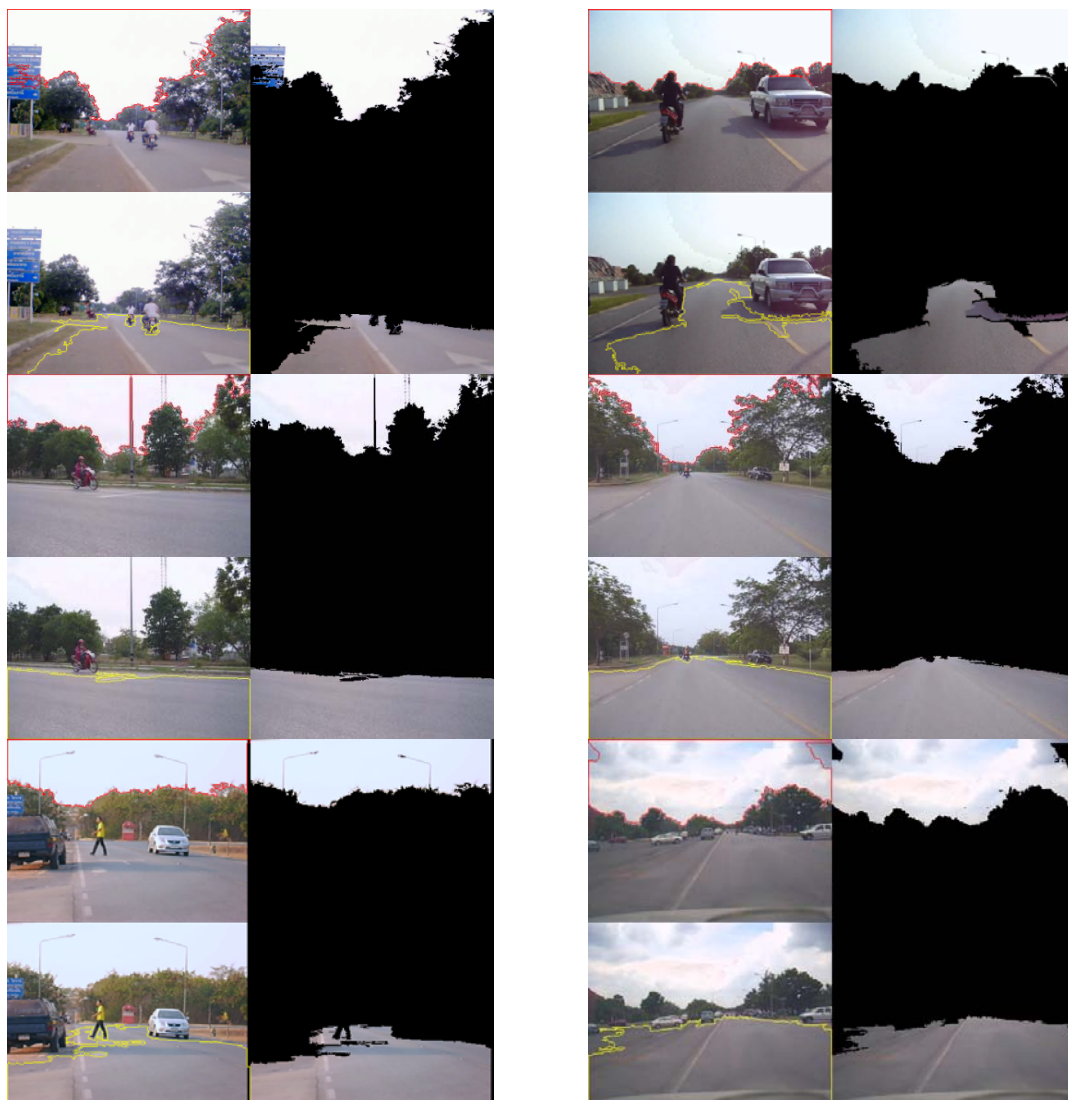
หลังจากที่ได้พื้นที่ท้องฟ้า ถนน และเส้นขอบฟ้า จะเป็นประโยชน์ในการคัดแยกในขั้นตอนต่อไป ซึ่งพื้นที่ที่ได้จะนำมาประมวลผลร่วมกับการจับกลุ่มการไหลของแสงในหัวข้อที่ 3.4

4.4.1 ผลการทดสอบ

การทดสอบระบบการคัดแยกถนนและระบบการคัดแยกท้องฟ้า จะทำการเก็บข้อมูลในช่วงสภาวะแสงต่าง ๆ จากสภาพจริงที่มีวัตถุนถนน ทั้งเคลื่อนที่และไม่เคลื่อนที่ ผลที่ได้ระบบมีความคงทนต่อการเปลี่ยนแปลงสภาพแสงได้ดีและสามารถคัดแยกวัตถุนถนนได้อย่างมีประสิทธิภาพ และได้ทำการทดสอบจากแฟ้มลำดับภาพทั้งหมด 14 แฟ้มลำดับภาพ ประกอบด้วยลำดับภาพทั้งหมด 19,688 ลำดับภาพ ผลที่ได้จะแสดงดังรูปที่ 4.20



รูปที่ 4.20 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบการคัดแยกถนนและท้องฟ้า



รูปที่ 4.20 ตัวอย่างผลการทดสอบระบบการคัดแยกถนนและท้องฟ้า (ต่อ)

จากผลที่ได้จากระบบดังแสดงในรูปที่ 4.20 จะเห็นว่า ระบบสามารถคัดแยกถนนและท้องฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยพื้นถนนที่ได้จะเป็นพื้นถนนที่ไม่ได้มีการรวมกับวัตถุต่างภาพ และได้ทำการวัดประสิทธิภาพในการคัดแยกถนนโดยทำการสุ่มตรวจจากผลที่ได้จากแฟ้มภาพด้วยการสุ่มของโปรแกรม 1,000 ภาพ จากทั้งหมด 19,688 ลำดับภาพ จากนั้นจึงทำการตรวจวัดด้วยการตัดสินใจของผู้วิจัย ผลที่ได้จากการวัดจากผลของการสุ่ม ได้ผลของถนนและท้องฟ้าสมบูรณ์ทั้งหมด 957 ภาพ ผิดพลาดเนื่องจากระบบการหาท้องฟ้า 31 ภาพ ผิดพลาดเนื่องจากสถานะแสงน้อย 7 ภาพ และไม่ทำการพิจารณาเนื่องจากวัตถุที่เคลื่อนที่บนถนนมีขนาดใหญ่ทำให้ถนนไม่ปรากฏบนภาพ 5 ภาพ ดังนั้นประสิทธิภาพที่ได้จากระบบนี้จึงมีความถูกต้องถึง 96.18%

จากรูปที่ 4.21 เป็นผลจากระบบที่ทำให้พื้นที่ของถนนไม่สมบูรณ์ จากภาพ ก) จะเห็นว่า พื้นที่ท้องฟ้าที่ได้จะอยู่บนถนน เนื่องจากกล้องไม่ได้อยู่ในแนวระนาบ จึงทำให้ท้องฟ้าภายในภาพมีขนาดเล็ก จากภาพ ข) จะเห็นว่าได้พื้นที่ถนนไม่สมบูรณ์เนื่องจากสถานะแสงจริงมีน้อยจึงทำให้สีของถนนมืด ผลที่ได้จึงมีความไม่สมบูรณ์ จากภาพ ค) จะเห็นว่าภาพที่ทำการซูมมามีวัตถุที่เคลื่อนที่ บดบังพื้นที่ถนนจนไม่สามารถพิจารณาได้ จึงละการพิจารณาผลที่ได้นี้ออกไป

จากประสิทธิภาพที่ทำการวัดได้จากการสุ่ม 1000 ภาพ จากทั้งหมด 19,688 ลำดับภาพ จาก 14 แฟ้มลำดับภาพ ผลที่ได้มีประสิทธิภาพเพียงพอที่จะนำพื้นที่ถนนจากระบบการคัดแยกถนน ดังที่งานวิจัยนี้ได้นำเสนอสามารถนำมาใช้ในงานวิจัยนี้ได้



ก)

ข)



ค)

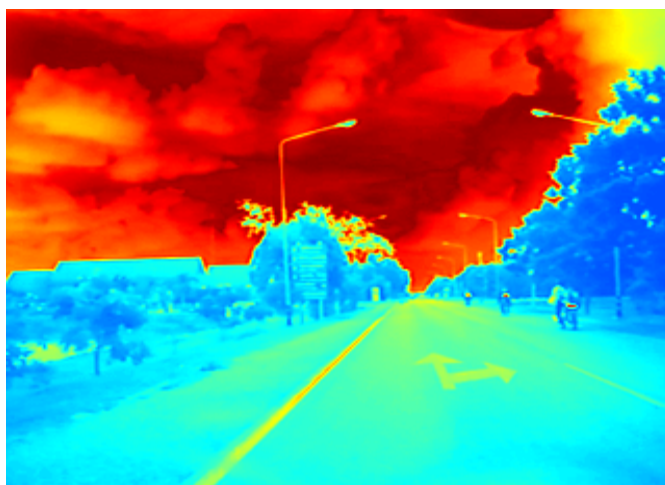
รูปที่ 4.21 ผลจากระบบที่ทำให้พื้นที่ของถนนไม่สมบูรณ์เนื่องจาก ก) ผลจากการคัดแยกท้องฟ้า ข) สถานะแสงจริง ค) วัตถุบดบัง

4.5 การหาพื้นที่ประมวลผล

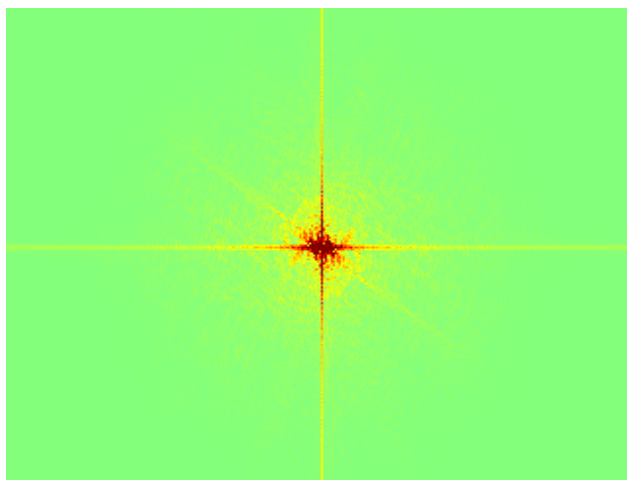
การหาพื้นที่เพื่อการประมวลผลนี้ จะเป็นประโยชน์ในการลดพื้นที่ที่ไม่จำเป็นในการหาค่าการไหลของแสงและการประมวลผลต่าง ๆ เช่น ต้นไม้ที่มีความหนาแน่นมาก ถนน ท้องฟ้า โดยใช้การสังเคราะห์จากโดเมนความถี่ โดยที่ภาพที่จะปรากฏเป็นวัตถุนั้น จะเป็นบริเวณที่มีความถี่เกิดขึ้น โดยได้ทำการวิเคราะห์ผลจากการดึงบางความถี่ ซึ่งในแต่ละลักษณะของการดึงความถี่แต่ละลักษณะ จะให้ผลตอบแทนที่ไม่เหมือนกัน โดยวิธีการขีดเริ่มเปลี่ยนทางความถี่ (frequency threshold) ดังต่อไปนี้

4.5.1 วิธีขีดเริ่มเปลี่ยนทางความถี่ (frequency thresholding)

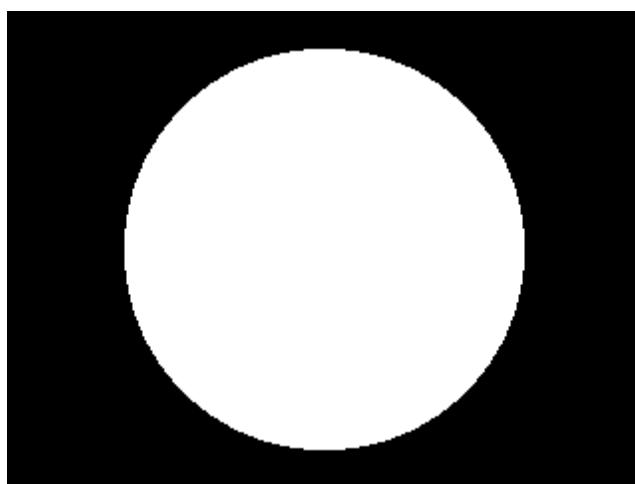
วิธีขีดเริ่มเปลี่ยนทางความถี่ มีขั้นตอนในการกรองภายในโดเมนความถี่ที่แปรจากการหาอนุกรมฟูเรียร์ และทำการเลือกความถี่ที่ได้จากการแปรอนุกรมฟูเรียร์ โดยการเลือกความถี่ด้วยการคูณ จากนั้นจึงทำการแปรผลที่ได้จากการเลือกความถี่ โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้



รูปที่ 4.22 ภาพระดับเทาต้นแบบ



รูปที่ 4.23 ผลของการแปลงอนุกรมฟูเรียร์จากภาพระดับเทา

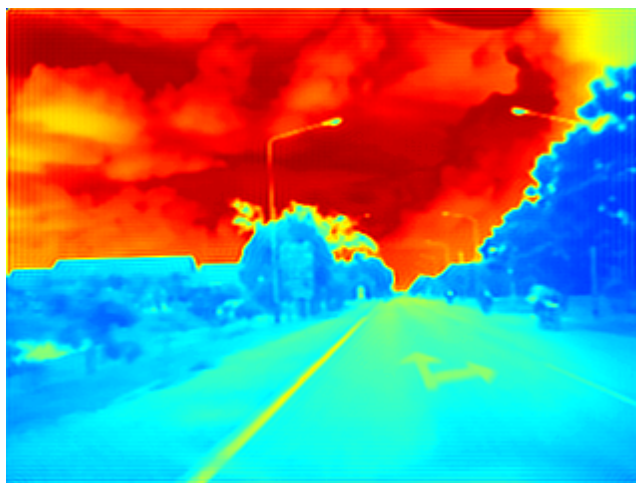


รูปที่ 4.24 หน้ากากแบบความถี่ต่ำผ่าน

การดึงความถี่ของภาพในช่วงโดยใช้วิธีการจัดเริ่มเปลี่ยนทางความถี่สามารถทำได้ โดยนำภาพระดับเทาดังรูปที่ 4.22 มาทำกระบวนการหาอนุกรมฟูเรียร์ โดยใช้ FFT ดังรูปที่ 4.23 จากนั้นทำการสร้างหน้ากากดังรูปที่ 4.24 โดยจุดที่เป็น 1 คือสีขาว และสีดำคือ 0 เพื่อทำการเลือกความถี่ที่ได้จากการแปลง FFT โดยทำการคูณแบบจุดต่อจุด ดังสมการ (4-17)

$$F_s(i, j) = Msk_{ij} \times F_{ij} \quad (4-17)$$

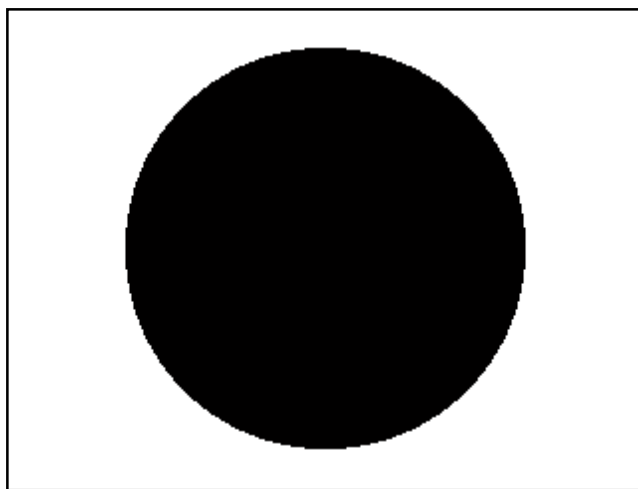
จากนั้นทำการแปลงอนุกรมฟูเรียร์กลับ โดยใช้ IFFT ซึ่งจะให้ผลที่ทำการกรองด้วย หน้ากากดังรูปที่ 4.24 เป็นไปดังรูปที่ 4.25 ผลที่ได้ทำให้ภาพเกิดการเบลอ



รูปที่ 4.25 ผลของการกรองด้วยหน้ากากแบบความถี่ต่ำผ่าน

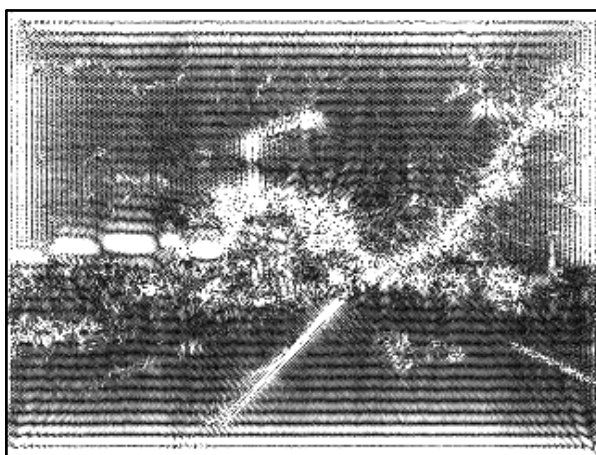
4.5.2 การสังเคราะห์ห้วงค์ประกอบวัตถุภายในภาพ

การสังเคราะห์ห้วงค์ประกอบวัตถุภายในภาพจะเป็นขั้นตอนในการกรองส่วนที่มีความถี่ต่ำ และความถี่สูง ในบางส่วนออกไปเพื่อให้ได้มาซึ่งพื้นที่ก่อนการประมวลผล เพื่อเพิ่มความเร็วในการประมวลผลของการหาการไหลของแสง ซึ่งเป็นขั้นตอนที่ใช้เวลามาก และเวลาของการประมวลผลจะขึ้นอยู่กับจำนวนจุดภาพ ถ้าสามารถลดจำนวนจุดภาพลงได้มากเท่าใดโดยที่ระบบการลดจุดภาพนั้น มีผลกับจุดภาพของวัตถุภายในภาพน้อย จะทำให้การประมวลผลได้เร็วยิ่งขึ้นและมีประสิทธิภาพมากขึ้น ระบบการสังเคราะห์องค์ประกอบวัตถุภายในภาพเกิดจากการทดลองการกรองด้วยความถี่ด้วยวิธีซิดเริ่มเปลี่ยนทางความถี่ โดยใช้หน้ากากรูปแบบต่าง ๆ ซึ่งผลที่ได้จากการทดลองเปลี่ยนรูปแบบหน้ากาก จะให้ผลจากการแปร IFFT ไม่เหมือนกันโดยจะให้ผลดังนี้



รูปที่ 4.26 หน้ากากความถี่สูงผ่าน

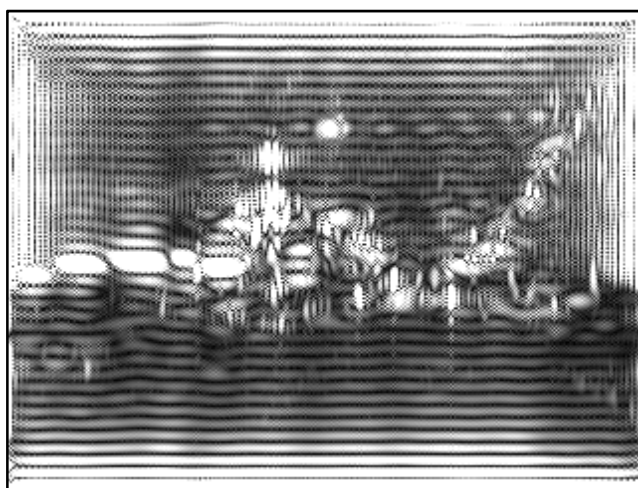
จากรูปที่ 4.26 จะนำไปเข้าไปประมวลผลด้วยวิธีซิดเริ่มเปลี่ยนทางความถี่ซึ่งจะให้ผลจากการแปลง IFFT ดังรูปที่ 4.27 จากรูป ก) จะเห็นได้ว่า ภาพที่ได้จะเป็นภาพที่ตอบสนองต่อขอบวัตถุ เส้นแนวตั้งและแนวนอน ลวดลายของวัตถุและต้นไม้ และลูกคลื่นที่เกิดขึ้นในแนวแกนตั้งและแนวแกนนอน จากรูปที่ 4.27 ข) ค่าระดับเทาสามารถทำการตรวจสอบกับค่าซิดเริ่มเปลี่ยนได้ในช่วง $[0.1 \ 15]$ ซึ่งในแต่ละระดับการเลือกค่าซิดเริ่มเปลี่ยน จะได้พื้นที่ประมวลผลที่ได้ทำการตัดส่วนที่มีความถี่ต่ำออก ผลที่ได้ดังรูปยังสามารถดลึงที่ตอบสนองต่อเส้นแนวตั้งและแนวนอน ลูกคลื่นที่เกิดขึ้นในแนวแกนตั้งและแนวแกนนอนได้



รูปที่ 4.27 ผลที่ได้จากการกรองด้วยหน้ากากความถี่สูงผ่าน



รูปที่ 4.28 หน้ากากกรองความถี่สูงผ่านแกนตั้งและแกนนอน

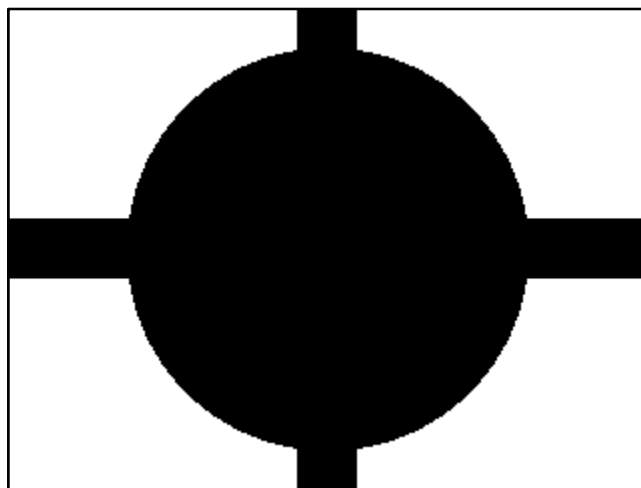


รูปที่ 4.29 ผลที่ได้จากการกรองโดยกรองความถี่สูงผ่านแกนตั้งและแกนนอน

จากผลที่ได้จากการกรองด้วยหน้ากากความถี่สูงผ่านดังรูปที่ 4.27 ลูกคลื่นในแนวแกนตั้งและในแนวแกนนอน สามารถลดค่าระดับเทาของลูกคลื่นดังกล่าวลงได้โดยตัดหน้ากากความถี่สูงผ่านจากรูปที่ 4.26 ออกด้วยหน้ากากดังรูปที่ 4.28 ซึ่งจะให้ผลจากการกรองความถี่ด้วยหน้ากากนี้ จะได้ดังรูปที่ 4.29

จากรูปที่ 4.29 ก) จะเห็นว่าภาพที่ได้จากการกรองจะเป็นผลที่ได้จากความถี่ที่ตอบสนองต่อแนวแกนตั้งและแนวแกนนอน และผลที่ได้จะสังเกตได้ว่าผลที่ได้ปรากฏลูกคลื่นแกนตั้งและลูกคลื่นแกนนอนจากการกรองด้วยหน้ากากกรองความถี่สูงแกนตั้งและแกนนอนดังรูปที่ 4.28 และมีค่า

ระดับเทาโดยรวมจากรูปที่ 4.29 ข) ต่ำกว่าภาพที่ได้จากการกรองดังรูปที่ 4.27 ข) ดังนั้น ผลที่ได้นี้สามารถลดค่าระดับเทาที่ได้โดยยังคงมีระดับเทาของวัตถุอยู่ โดยตัดหน้าเทาความถี่สูงผ่านจากรูปที่ 4.26 ด้วยหน้าเทากรองความถี่สูงแกนตั้งและแกนนอนจากรูปที่ 4.28 ดังรูปที่ 4.30

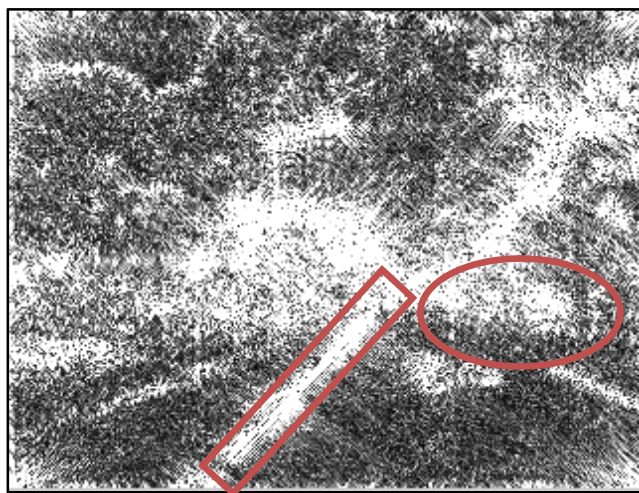


รูปที่ 4.30 ผลจากการตัดหน้าเทากรองความถี่สูงผ่านด้วยหน้าเทากรองความถี่สูงผ่านแกนตั้งและแกนนอน

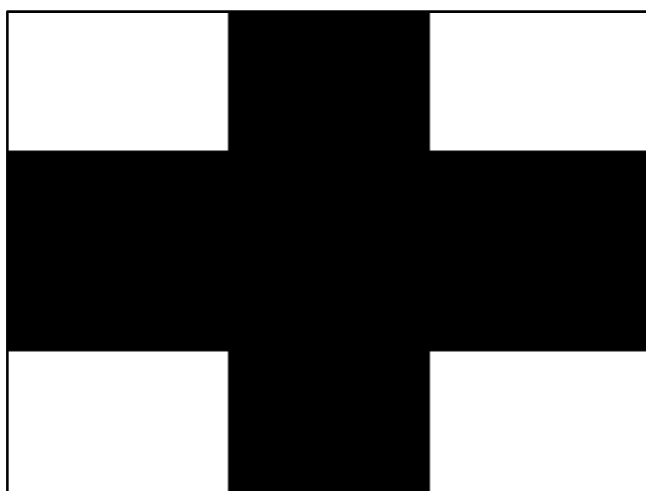
จากรูปที่ 4.30 สร้างได้โดยการทำส่วนเดิมเต็ม 1's กับหน้าเทารูปที่ 4.28 จากนั้นนำมาทำกระบวนการ AND กับรูปที่ 4.26 จะได้ดังรูปที่ 4.30 จากนั้นนำไปเข้าไปประมวลผลด้วยวิธีขีดเริ่มเปลี่ยนทางความถี่จะได้ผลดังรูปที่ 4.31

จากรูปที่ 4.31 ก) จะสังเกตได้ว่า ลูกคลื่นในแนวแกนตั้งและแนวแกนนอนหายไป ซึ่งเป็นผลมาจากการตัดหน้าเทากรองความถี่สูงผ่านด้วยหน้าเทากรองความถี่สูงผ่านแกนตั้งและแกนนอน และทำให้ผลที่ได้จากการตัดนั้น ยังคงมีค่าระดับเทาของวัตถุ และได้ค่าระดับเทาที่กระทบกับค่าระดับเทาของวัตถุน้อย ดังบริเวณภายในเครื่องหมายวงกลมดังรูปที่ 4.31 ก) และ ข)

จากรูปที่ 4.31 ข) ภายในเครื่องหมายสี่เหลี่ยม คือค่าระดับเทาของเส้นถนน เทียบกับภายในเครื่องหมายสี่เหลี่ยมดังรูปที่ 4.31 ก) ยังคงมีค่าระดับเทาที่ใกล้เคียงกับค่าระดับเทาของวัตถุ จากการทดลอง ยังสามารถลดค่าระดับเทาในส่วนนี้ได้

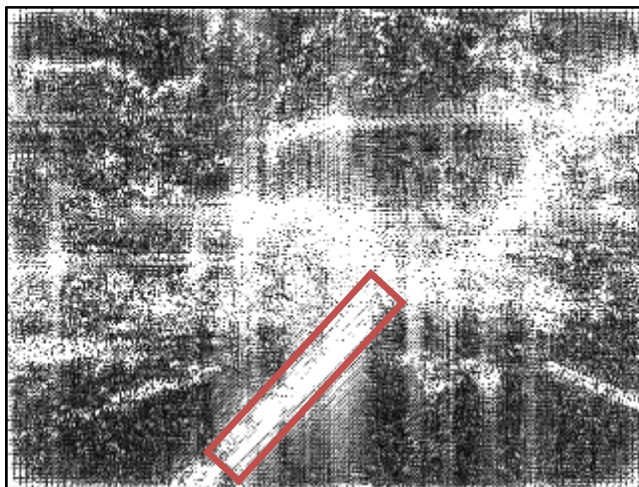


รูปที่ 4.31 ผลของการกรองโดยหน้าการกรองความถี่สูงที่ตัดด้วยหน้าการกรองความถี่สูงแกนตั้งและแนวนอน



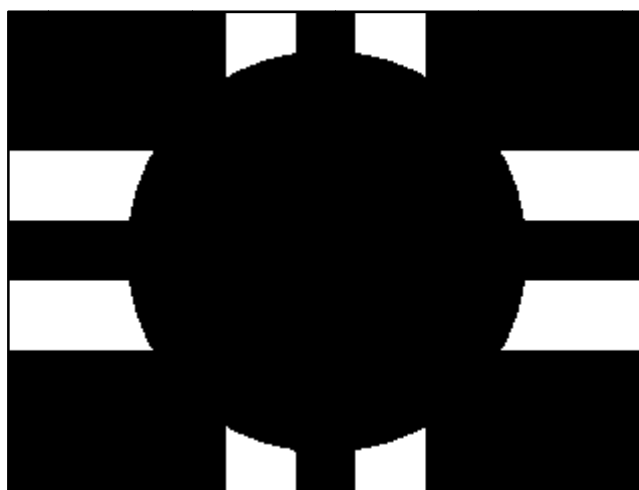
รูปที่ 4.32 หน้าการความถี่สูงผ่านโดยตัดผลที่จะเกิดลูกคลื่นแนวแกนตั้งและแนวแนวนอน

จากผลที่ได้ดังรูปที่ 4.31 สามารถลดค่าระดับเทาที่เกิดจากเส้นถนนได้ จากการทดลองปรับหน้าการโดยเน้นการกรองที่ความถี่สูงผ่าน และตัดผลที่จะเกิดลูกคลื่นแนวแกนตั้งและแนวแนวนอน จะได้หน้าการดังรูปที่ 4.32 ซึ่งจะได้ผลดังรูปที่ 4.33 จะเห็นว่าค่าระดับเทาบริเวณที่เป็นเส้นถนน จะมีค่าระดับเทามาก ดังเครื่องหมายสี่เหลี่ยมดังรูปที่ 4.33 ก) และ ข)

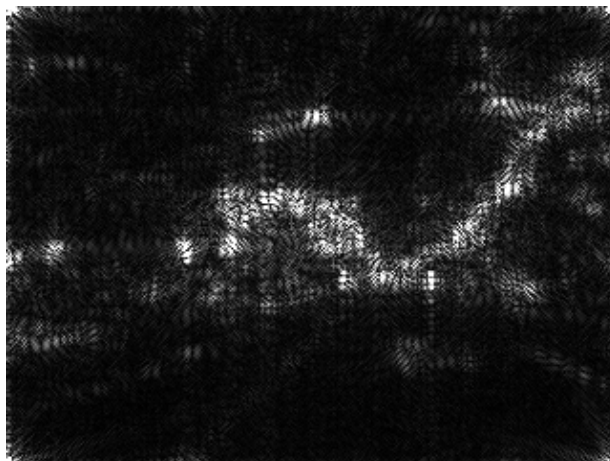


รูปที่ 4.33 ผลของการกรองด้วยน้ำกาคความถี่สูงผ่านโดยตัดผลที่ทำให้เกิด
ลูกคลื่นแนวแกนตั้ง และแนวแกนนอน

จากผลที่ได้สามารถลดค่าระดับเทาที่ได้นี้ โดยนำน้ำกาดังรูปที่ 4.32 นำมาทำส่วน
เติมเต็ม 1's จากนั้นจึงนำผลที่ได้มาทำการ AND กับน้ำกาดังรูปที่ 4.30 ผลที่ได้จากการ AND จะ
ได้น้ำกาดังรูปที่ 4.34 และนำไปเข้าไปประมวลผลด้วยวิธีขีดเริ่มเปลี่ยนทางความถี่ และให้ผลที่ได้
แสดงดังรูปที่ 4.35

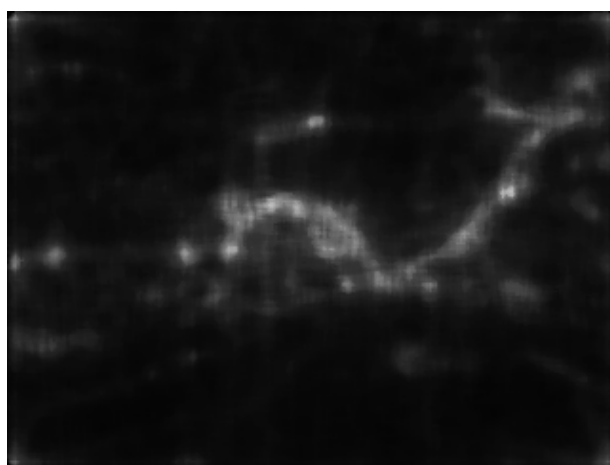


รูปที่ 4.34 น้ำกาคกรองความถี่ตัดถูกต้องประกอบ



รูปที่ 4.35 ผลจากการกรองด้วยหน้ากากรองความถี่วัตถุดิบประกอบ

จากรูปที่ 4.35 ก) จะเห็นว่า ค่าระดับเทาของวัตถุยังคงมีพอที่จะสามารถทำวิธีขีดเริ่มเปลี่ยนเพื่อเลือกบริเวณพื้นที่ประมวลผลสำหรับการจับกลุ่มการไหลของแสงได้ จากรูปที่ 4.35 ข) จะได้เห็นว่า ช่วงค่าระดับเทาที่สามารถทำการเลือกได้จะอยู่ในช่วง $[0.1 \ 0.3]$ โดยในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ค่าระดับขีดเริ่มเปลี่ยนที่ 0.75 ก่อนที่จะทำการเลือก จากรูปที่ 4.35 ก) จะเห็นว่า บริเวณวัตถุที่ได้เป็นบริเวณที่ไม่ต่อเนื่อง ถ้านำผลที่ได้ทำการเลือกบริเวณโดยใช้การตรวจสอบจุดที่มีค่าระดับเทาที่มากกว่าค่าขีดเริ่มเปลี่ยน จะให้บริเวณวัตถุที่ไม่ต่อเนื่อง จึงต้องทำการกรองด้วยตัวกรองค่ากลางก่อน จะได้ค่าระดับเทาที่มีความต่อเนื่องมากขึ้น ดังรูปที่ 4.36



รูปที่ 4.36 ผลของการกรองด้วยตัวกรองค่ากลางจากผลที่ได้จากการกรองด้วยหน้ากากรองความถี่วัตถุดิบประกอบโดวิธีขีดเริ่มเปลี่ยนทางความถี่

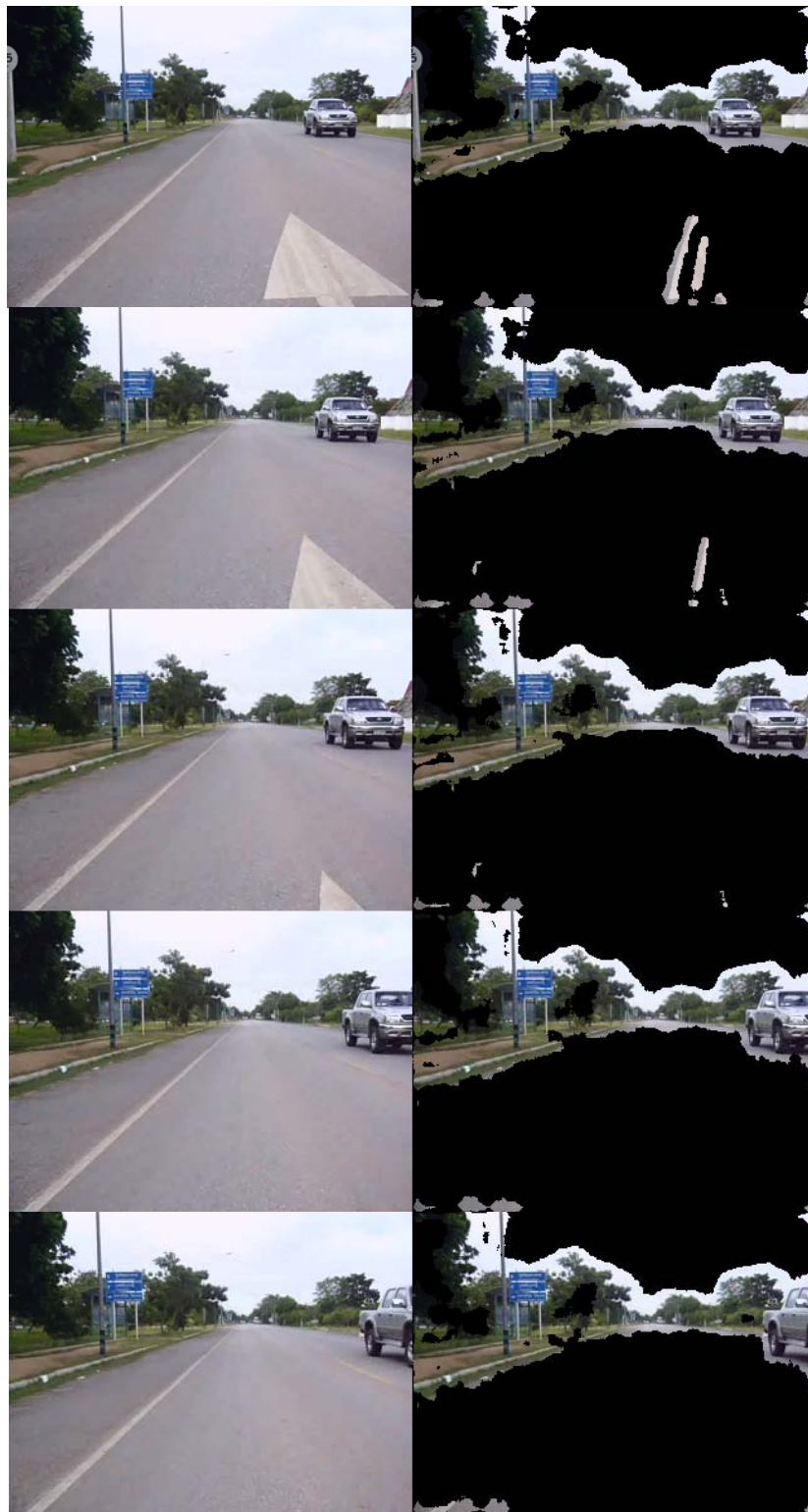
จากผลที่ได้จากการกรอกรูปที่ 4.36 ทำการเลือกบริเวณโดยใช้การตรวจสอบจุดที่มีค่าระดับเทาที่มากกว่าค่าขีดเริ่มเปลี่ยน และกำหนดให้จุดนั้นมีค่าเป็น 1 ผลที่ได้จะแสดงดังรูปที่ 4.37 ซึ่งเป็นภาพสองระดับ และสามารถนำไปเลือกค่าระดับเทาเพื่อประมวลผลต่อโดยการตรวจสอบจุดที่มีค่าเป็น 1 ให้ระบบทำการประมวลผล ถ้าจุดนั้นเป็น 0 ให้ระบบไม่ต้องประมวลผล



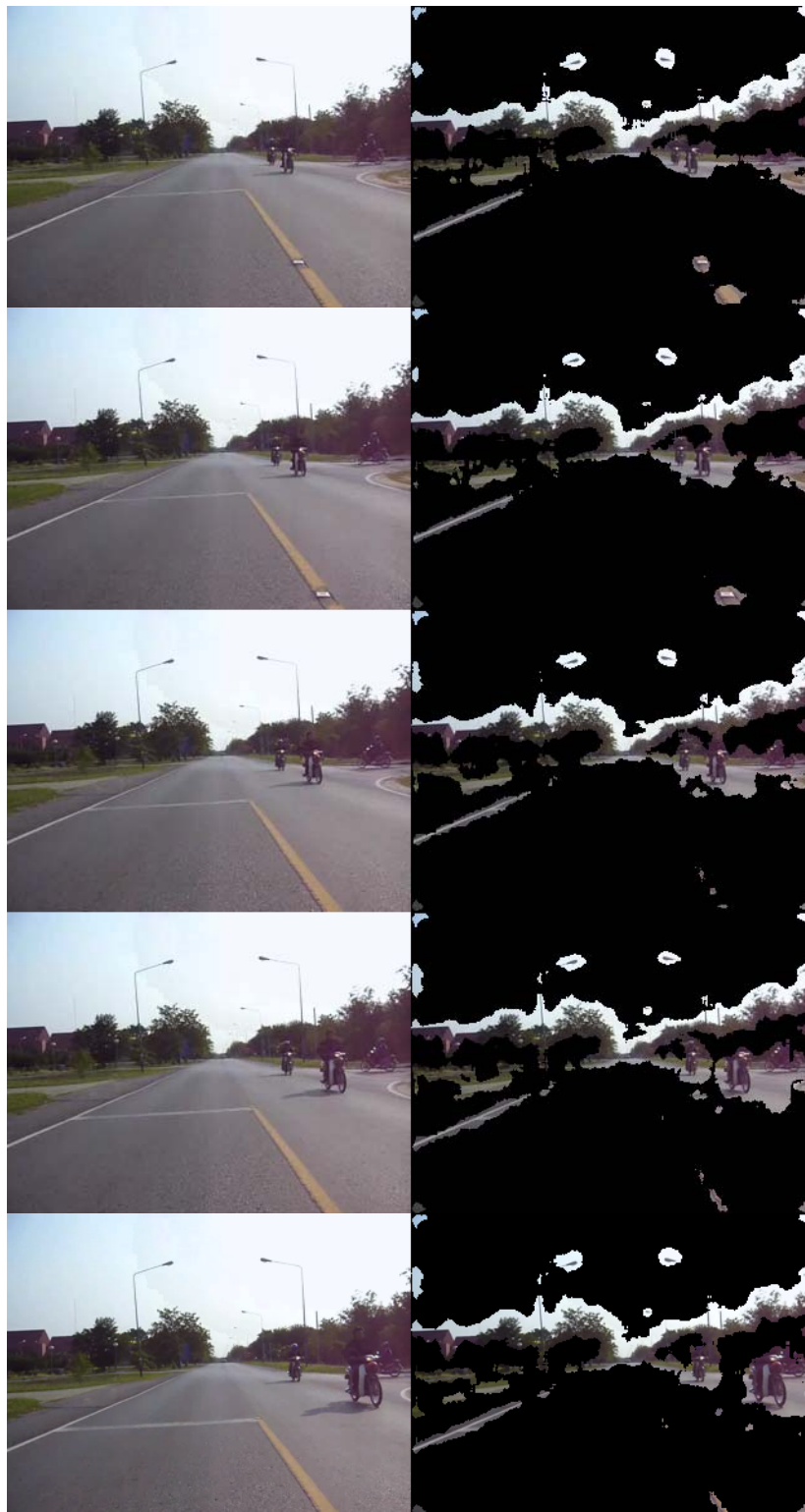
รูปที่ 4.37 ผลที่ได้จากการตรวจสอบค่าระดับเทาที่มากกว่าค่าขีดเริ่มเปลี่ยน

4.5.3 ผลการทดสอบ

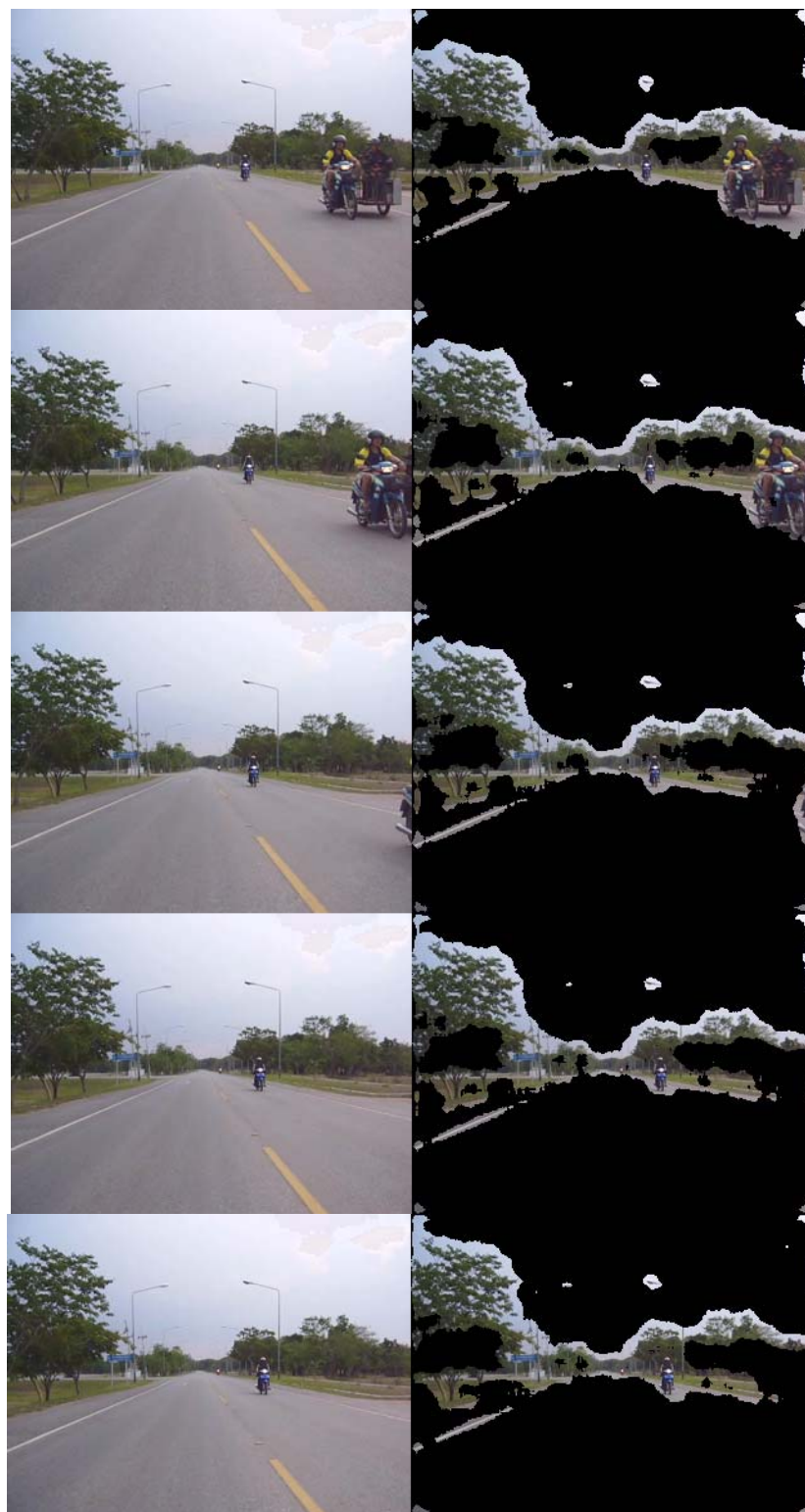
ผลการทดสอบระบบการเตรียมพื้นที่ประมวลผลได้ทำการเก็บข้อมูลทั้งหมด 7 แฟ้มลำดับภาพ ประกอบด้วย 5,110 ลำดับภาพ ซึ่งเป็นลำดับภาพที่ได้ในช่วงเวลา 13.00 - 17.00 น. และได้ทำการตรวจสอบด้วยการดูผลจากแฟ้มลำดับภาพที่ได้จากการประมวลผลแล้ว ทุกลำดับภาพที่ปรากฏวัตถุบนถนน หลังจากทำการเตรียมพื้นที่ดังกล่าวแล้ว ทุกลำดับภาพจะปรากฏวัตถุให้เห็นในทุกลำดับภาพ ดังตัวอย่างลำดับภาพดังรูปที่ 4.38 ถึง รูปที่ 4.40



รูปที่ 4.38 ตัวอย่างผลการทดสอบ ช่วงเวลา 14.00 - 15.00 น.



รูปที่ 4.39 ตัวอย่างผลการทดสอบช่วงเวลา 16.00 - 17.00 น.



รูปที่ 4.40 ตัวอย่างผลการทดสอบช่วงเวลา 13.00 - 14.00 น.

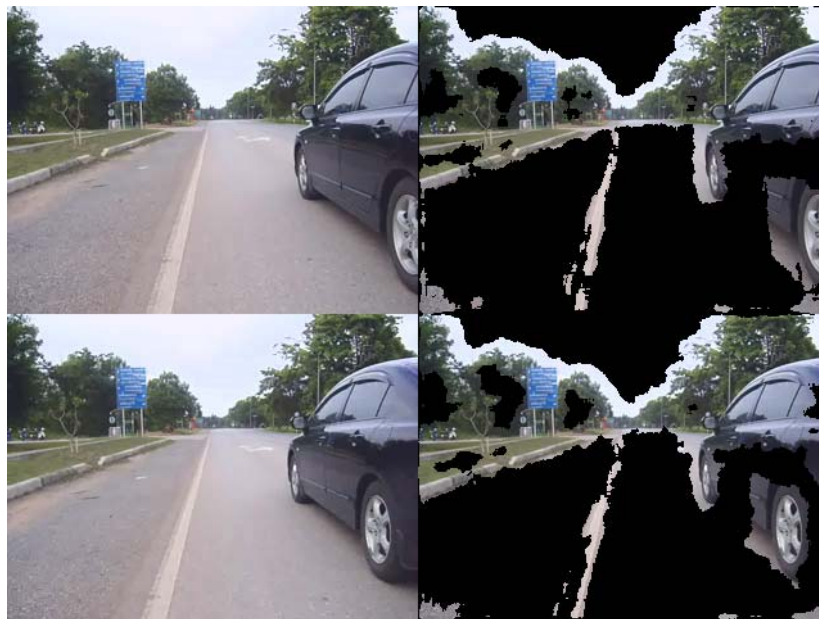
ระบบการเตรียมพื้นที่ที่ได้กล่าวไปแล้วนั้น ยังคงมีส่วนที่ไม่สามารถนำเอาเนื้อที่ของวัตถุออกมาได้อย่างครบถ้วน เช่น วัตถุภายใต้สภาพของแสงน้อย และวัตถุที่มีเนื้อที่มากโดยที่ไม่มีลวดลายดังรายละเอียดต่อไปนี้

จากผลการทดสอบจากรูปที่ 4.38 ถึงรูปที่ 4.40 เป็นผลของการทดสอบในช่วงเวลาต่าง ๆ ทำการแสดงผลเป็นลำดับภาพโดยภาพบนเป็นภาพลำดับที่ n ภาพต่อมาเป็นลำดับภาพที่ $n+1$ ตามลำดับ ภาพซ้ายคือภาพที่ผ่านการปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติแล้ว ภาพขวา คือภาพที่ผ่านการประมวลผล ผลที่ได้จะเห็นว่า ภายในลำดับภาพปรากฏวัตถุนถนนครบถ้วน

จากรูปที่ 4.41 เป็นลำดับภาพที่ทำการทดสอบที่สภาวะแสงน้อย เครื่องหมายวงกลมคือ บริเวณที่ไม่สามารถคัดแยกบริเวณของวัตถุออกมาได้ วงกลมใหญ่คือ บริเวณที่มีคนยืน วงกลมเล็กคือบริเวณที่เป็นรถจักรยานยนต์ ผลที่แสดงดังภาพขวา บริเวณที่เป็นพื้นที่ที่ปรากฏวัตถุดังกล่าวภายในภาพ ระบบนี้ไม่สามารถคัดแยกบริเวณพื้นที่ที่ปรากฏวัตถุภายในภาพดังกล่าวนี้ได้ เนื่องจากสภาพแสงที่มีน้อย จึงทำให้ภาพพื้นหลัง เช่น ถนน ต้นไม้ มีสภาพสีคล้ายกับวัตถุ ระบบจึงไม่สามารถคัดแยกบริเวณนี้ออกมาได้ จากรูปที่ 4.42 จะเห็นได้ว่า บริเวณตัวรถมีบางส่วนขาดหายไป เนื่องจากเนื้อที่ของสีรถบริเวณตัวรถมีมาก และไม่มีลวดลาย บริเวณดังกล่าวจะเป็นบริเวณที่มีความถี่ต่ำ ซึ่งระบบได้ทำการตัดช่วงความถี่ต่ำออกไป ระบบจึงไม่สามารถคงบริเวณนี้ได้



รูปที่ 4.41 ผลการทดสอบในช่วงเวลาที่มีแสงน้อย

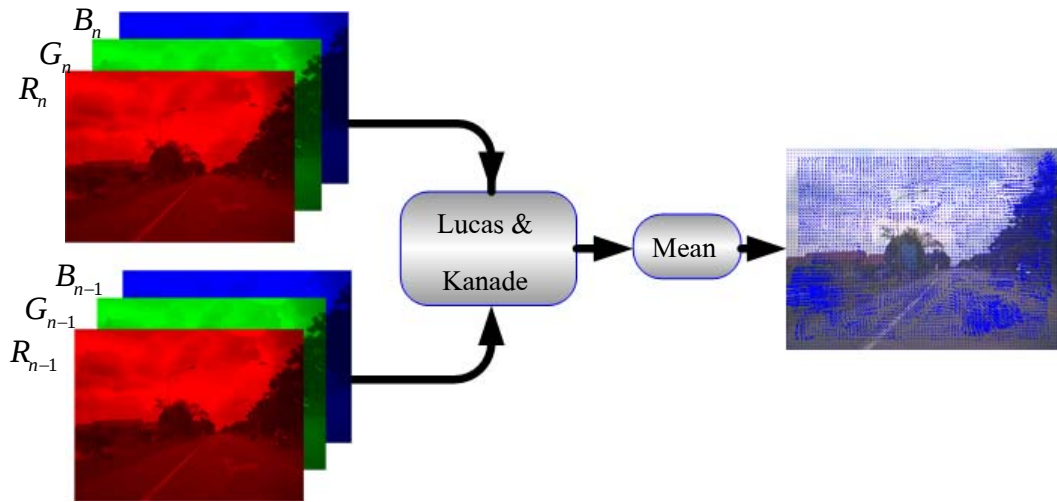


รูปที่ 4.42 ผลการทดสอบจากลำดับภาพที่วัตถุมีเนื้อที่มาก

ระบบการเตรียมพื้นที่ประมวลผลนี้ สามารถนำมาใช้กับระบบการคัดแยกวัตถุนบนถนนที่งานวิจัยนี้ได้นำมาทำเป็นระบบตัวอย่างในการประยุกต์ใช้กับระบบการจับกลุ่มการไหลของแสงได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยระบบทำงานได้ดีในช่วงเวลาที่มีแสงมาก ถึงแสงปานกลาง ซึ่งเป็นช่วงเวลาที่ระบบทั้งหมดของงานวิจัยสามารถประมวลผลได้ ผลที่ได้ดังรูปที่ 4.42 ยังคงมีส่วนของวัตถุส่วนมากอยู่ จึงสามารถนำระบบนี้มาใช้ในระบบตัวอย่างนี้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

4.6 การคำนวณการไหลของแสงด้วยวิธีของ Lucas & Kanade ในปริภูมิสี

การคำนวณการไหลของแสงของวัตถุ วัตถุในภาพจะต้องมีลวดลาย หรือมีความถี่พอที่จะทำให้การคำนวณการไหลของแสงสามารถคำนวณออกมาได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในงานวิจัยนี้จึงได้ทำการเพิ่มขั้นตอนในการคำนวณการไหลของแสงขึ้นโดยใช้สีเข้ามาใช้ประมวลผล เนื่องจากในแต่ละสีจะมีค่าระดับเทาที่ไม่เหมือนกัน เพื่อให้ข้อมูลที่ได้จากการคำนวณการไหลของแสงมีความถูกต้องมากขึ้น ดังรูปที่ 4.43



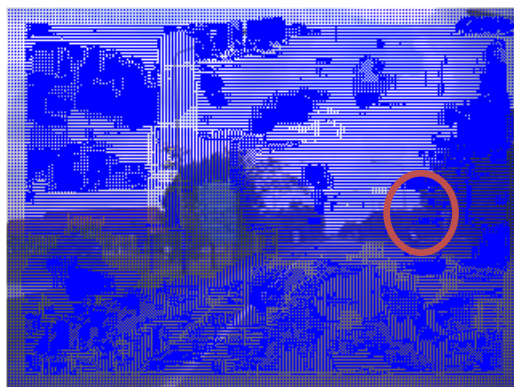
รูปที่ 4.43 วิธีการหาการไหลของแสงโดยวิธีของ Lucas & Kanade ด้วยการประมวลผลในปริภูมิสี

จากรูปที่ 4.43 จะเริ่มต้นด้วยการแยกปริภูมิสี RGB ทั้งสองลำดับภาพ โดยที่ $\{R_n, G_n, B_n\}$ คือค่าระดับเทาของสีแดง เขียว น้ำเงิน ของลำดับภาพที่ n และ $\{R_{n-1}, G_{n-1}, B_{n-1}\}$ คือ ค่าระดับเทาของสีแดง เขียว น้ำเงิน ของลำดับภาพที่ $n-1$ จากนั้นทำการคำนวณการไหลของแสงโดยวิธีของ Lucas & Kanade โดยมีข้อมูลอินพุตคือ $\{\{R_n, R_{n-1}\}, \{G_n, G_{n-1}\}, \{B_n, B_{n-1}\}\}$ จะได้ผลการไหลของแสงเป็น $\{U_r, U_g, U_b\}$ โดยที่ $U = \{u, v\}$ จากนั้นทำการหาค่าเฉลี่ยด้วยสมการดังนี้

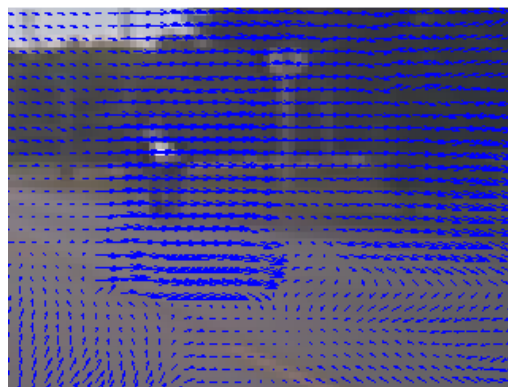
$$u = \frac{1}{3}(u_r + u_g + u_b) \quad (4-18)$$

$$v = \frac{1}{3}(v_r + v_g + v_b) \quad (4-19)$$

ผลที่ได้จากการคำนวณโดยใช้อินพุตจากภาพระดับเทายังให้ข้อมูลเพื่อการจับกลุ่มยังไม่เพียงพอกับระบบการคัดแยกวัตถุบนถนน เนื่องจากกลดลจากภาพระดับเทามีน้อยกว่าจากภาพสี ผลที่ได้จากวิธีการหาการไหลของแสงโดยวิธีของ Lucas & Kanade ด้วยการประมวลผลในปริภูมิสี แสดงดังรูปที่ 4.45 ข) และผลที่ได้จากวิธีการหาการไหลของแสงโดยวิธีของ Lucas & Kanade จากภาพระดับเทา ดังรูปที่ 4.44



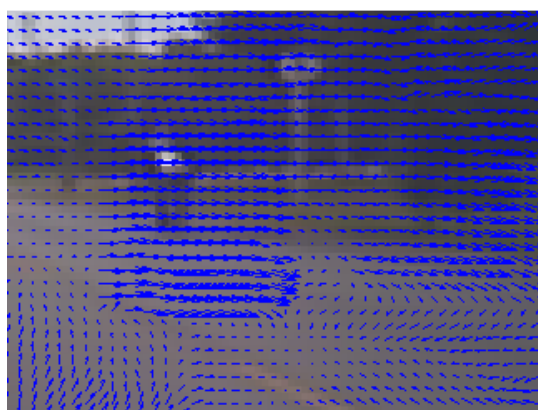
ก)



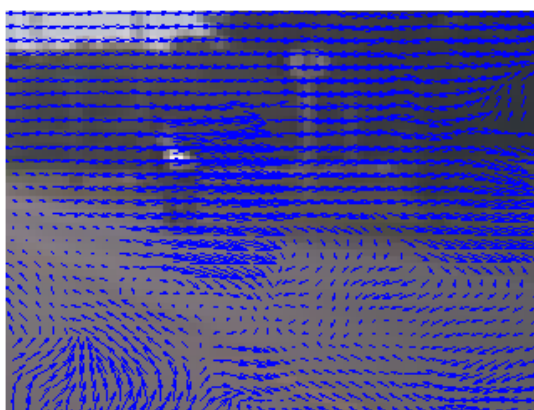
ข)

รูปที่ 4.44 ผลที่ได้จากวิธีการหาการไหลของแสงโดยวิธีของ Lucas & Kanade ด้วยการประมวลผลในปริภูมิสี ก) ผลลัพธ์ที่ได้ ข) ภาพขยายจากบริเวณเครื่องหมายวงกลมจากรูป ก)

จากผลที่ได้ดังรูปที่ 4.45 ก) จะเห็นได้ว่าทิศทางการไหลของแสงที่ปรากฏบนวัตถุมีความเป็นระเบียบและใกล้เคียงกัน จากรูปที่ 4.45 ข) จะเห็นว่าทิศทางการไหลของแสงที่ปรากฏบนวัตถุทิศทางที่ได้ยังไม่ถูกต้องนัก ซึ่งผลที่ได้นี้จะมีผลกับการจับกลุ่มการไหลของแสง ถ้าผลของการไหลของแสงที่เกิดจากวัตถุเดียวกันมีความคล้ายกันน้อย จะทำให้การไหลของแสงในวัตถุชิ้นเดียวกันถูกแบ่งออกให้มากกว่า 1 กลุ่มดังรูปที่ 4.46 ข)



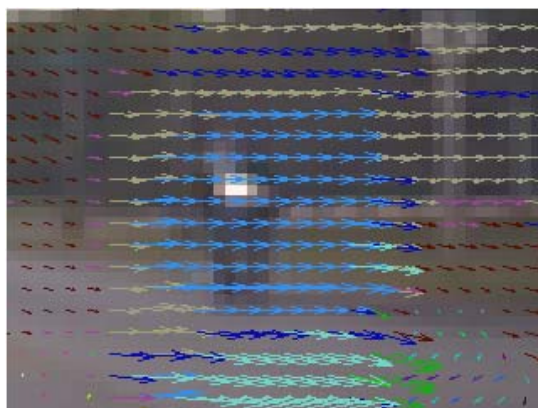
ก)



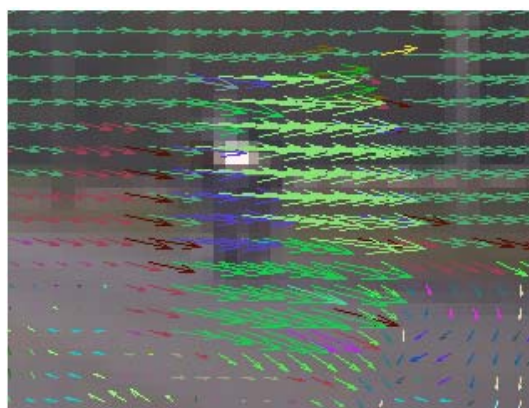
ข)

รูปที่ 4.45 ผลจากการหาการไหลของแสง ก) วิธีของ Lucas & Kanade ด้วยการประมวลผลในปริภูมิสี ข) วิธีของ Lucas & Kanade ด้วยการประมวลผลจากภาพระดับเทา

จากรูปที่ 4.46 ก) จะเห็นว่า การจับกลุ่มการไหลจากวัตถุที่ได้จากการไหลของแสงด้วยวิธี Lucas & Kanade ด้วยการประมวลผลในปริภูมิสี สามารถจับกลุ่มออกเป็นกลุ่มเดียว (เป็นสีเดียวกัน) ข) จะเห็นว่า การไหลของแสงถูกแบ่งออกเป็นหลายกลุ่ม (มีมากกว่าสี่เดียว) ซึ่งจะทำให้ระบบการคัดแยกวัตถุบนถนน ให้บริเวณที่เป็นวัตถุไม่ครบถ้วน หรือหายไป



ก)



ข)

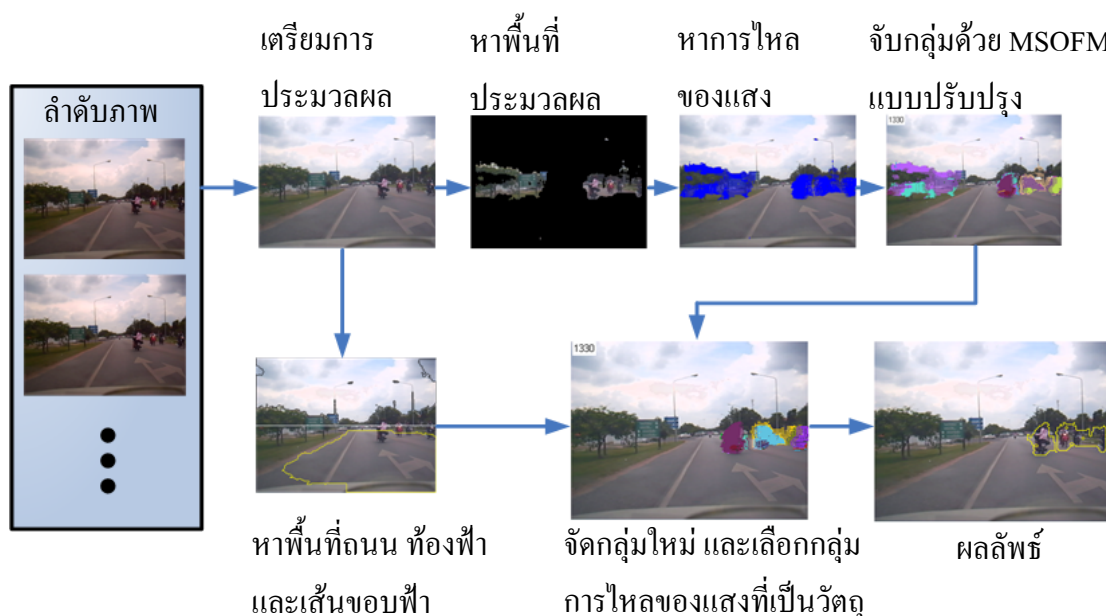
รูปที่ 4.46 ผลของการจับกลุ่มการไหลของแสง ก) การไหลของแสงด้วยวิธีของ Lucas & Kanade ด้วยการประมวลผลในปริภูมิสี ข) การไหลของแสงด้วยวิธีของ Lucas & Kanade ด้วยภาพระดับเทา

การไหลของแสงที่ได้จากการปรับปรุงนี้ สามารถนำมาใช้กับระบบการคัดแยกวัตถุบนถนน ที่งานวิจัยนี้ได้นำมาเป็นตัวอย่างในการประยุกต์ใช้งานการจับกลุ่มการไหลของแสงได้เป็นอย่างดี ซึ่งการไหลของแสงที่ได้มีความถูกต้องมากขึ้น จึงทำให้ระบบการจับกลุ่มการไหลของแสงดังที่กล่าวไปแล้วในหัวข้อที่ 3.4 สามารถจับกลุ่มวัตถุได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

4.7 การคัดแยกวัตถุบนถนน

ระบบคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่บนถนนในงานวิจัยได้นำมาทำเป็นระบบตัวอย่างในการใช้ระบบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบดัดแปรที่งานวิจัยนี้ได้สร้างขึ้น ซึ่งระบบการจับกลุ่มนี้สามารถจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดขึ้นจากลำดับภาพได้ แต่ไม่สามารถบอกได้ว่ากลุ่มการไหลของแสงใดคือวัตถุ เนื่องจากการไหลของแสงที่เกิดขึ้นจากกล้องที่มีการเคลื่อนที่ ภาพพื้นหลังจะมีการเปลี่ยนแปลงและทำให้เกิดการไหลของแสงที่เกิดจากภาพพื้นหลังได้ ผลของการจับกลุ่มที่ได้จากระบบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเองแบบดัดแปรนี้ ยังไม่สามารถระบุได้ว่ากลุ่ม

การไหลของแสงคือวัตถุหรือพื้นหลัง ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอระบบต่าง ๆ ดังที่กล่าวไปแล้ว มาทำการระบุกลุ่มการไหลของแสงจากผลของการจับกลุ่ม เพื่อคัดแยกวัตถุที่เคลื่อนที่บนถนนจากกล้องที่ติดอยู่บนรถเคลื่อนที่



รูปที่ 4.47 ตัวอย่างผลลัพธ์แต่ละขั้นตอนของระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่บนถนน

จากรูปที่ 4.47 แสดงผลลัพธ์ของแต่ละขั้นตอน และลำดับขั้นตอนในการคัดแยกวัตถุ ตามหัวข้อที่ได้กล่าวไปแล้ว โดยระบบจะเริ่มจากการรับภาพจากลำดับภาพ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เก็บข้อมูลด้วยการนำกล้องมาติดกับรถยนต์ และทำการบันทึกเป็นลำดับภาพ จากนั้นจึงนำลำดับภาพที่ได้มาทำการประมวลผลบนคอมพิวเตอร์ ขั้นตอนต่อมาเป็นขั้นตอนในการทำการเตรียมภาพเพื่อประมวลผล โดยนำภาพที่ได้จากกล้อง ซึ่งเป็นลำดับภาพมาทำการปรับระดับสีและแสงภายในภาพแบบอัตโนมัติ โดยจะนำลำดับภาพที่ n และ $n+1$ มาประมวลผล ลำดับภาพทั้งสองที่ได้ผ่านการเตรียมแล้ว จะนำเข้าสู่ขั้นตอนต่อไปคือ ขั้นตอนการคัดแยกท้องฟ้า ขั้นตอนการคัดแยกถนนและหาเส้นขอบฟ้า ขั้นตอนการหาพื้นที่ประมวลผล ซึ่งจะได้พื้นที่ในการประมวลผลการหาการไหลของแสงที่เป็นขั้นตอนต่อไป จากนั้นจึงนำข้อมูลไปทำการจับกลุ่ม ขั้นตอนสุดท้ายคือกระบวนการประมวลผลต่อจากกลุ่มที่ได้จากการจับกลุ่ม โดยทำการจัดกลุ่มที่ได้ใหม่ และทำการพิจารณากลุ่มว่าเป็นบริเวณวัตถุบนถนน หรือไม่เป็นวัตถุบนถนน ดังนี้

4.7.1 การพิจารณาการไหลของแสงที่เกิดจากวัตถุเคลื่อนที่บนถนน

ในการพิจารณาการไหลของแสงที่ได้จากการจับกลุ่ม ระบบการจับกลุ่มได้ทำการจับกลุ่มจากการไหลของแสงที่เกิดขึ้นทั้งหมดจากบริเวณพื้นที่ประมวลผล ซึ่งไม่ได้นำพิกัดหรือตำแหน่งของภาพที่เกิดการไหลของแสงมาพิจารณาในการจับกลุ่ม ผลที่ได้จากการจับกลุ่มนี้ จะมีบางกลุ่มที่การไหลของแสงมีขนาดและทิศทางเดียวกัน หรือใกล้เคียงกัน แต่ตำแหน่งภายในภาพที่เกิดการไหลของแสงไม่ได้อยู่ในบริเวณเดียวกัน ดังรูปที่ 4.48 ที่เครื่องหมายวงกลมทั้งสองเป็นบริเวณที่การไหลของแสงมีขนาดและทิศทางใกล้เคียงกัน จึงถูกจับกลุ่มให้เป็นกลุ่มเดียวกัน ดังรูปที่ 4.48 ดังนั้นจึงต้องทำการแยกบริเวณทั้งสองออก โดยมีขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนการกำหนดกลุ่มใหม่

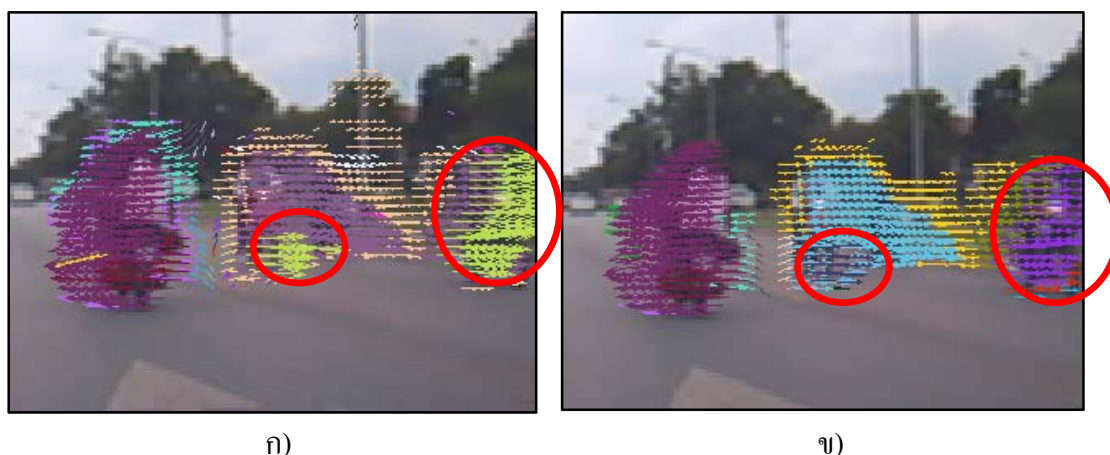
1. ดำเนินการทำภาพสองระดับจากกลุ่ม G_m โดย m คือกลุ่มที่กำลังพิจารณา X_n คือข้อมูลอินพุต i, j เป็นตำแหน่งจุดภาพ

$$Bw_m(i, j) = \begin{cases} 1 & X_n(i, j) \in G_m \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (4-20)$$

2. ทำกระบวนการป้ายของคัประกอบ
3. กำหนดให้สมาชิก G_m ที่อยู่ภายในป้ายนั้น ๆ ให้เป็นกลุ่มใหม่ G_{new}



รูปที่ 4.48 ผลของการจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดขึ้นในบริเวณประมวลผล



รูปที่ 4.49 ผลของการกำหนดกลุ่มใหม่จากกลุ่มที่ได้จากการจับกลุ่มการไหลของแสง
ก) ก่อนทำการกำหนดกลุ่มใหม่ ข) หลังทำการกำหนดกลุ่มใหม่

จากผลที่ได้จากการกำหนดกลุ่มใหม่ดังรูปที่ 4.49 จะเห็นว่าบริเวณที่เป็นกลุ่มเดียวกัน ดังรูป ก) ภายในเครื่องหมายวงกลมเป็นกลุ่มเดียวกัน แต่ไม่ได้อยู่ในบริเวณเดียวกัน ถูกแยกออกเป็นอีกกลุ่มดังแสดงในเครื่องหมายวงกลมดังรูป ข)

ในขั้นตอนต่อไปจะเป็นการทำการพิจารณากลุ่มที่เป็นวัตถุบนถนน โดยจะต้องใช้ผลจากการคัดแยกพื้นถนน และเส้นขอบฟ้า ซึ่งวัตถุบนถนนที่เคลื่อนที่จะต้องอยู่บนพื้นที่ของถนน โดยจะทำการพิจารณาดังนี้

ขั้นตอนการพิจารณากลุ่มวัตถุบนถนน

1. ทำการถ่ายภาพสองระดับจากกลุ่ม G_m โดย m คือกลุ่มที่กำลังพิจารณาดังสมการที่ (4-20)
2. ทำการขยายขอบภาพจากภาพสองระดับของบริเวณพื้นถนน Bw_{road} กำหนดให้เป็น Bw_{road_D}
3. นำผลลัพธ์ในขั้นตอนที่ 1 และ 2 โดย Bw_m & Bw_{road_D} จะได้ Bw_p
4. ตรวจสอบผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนที่ 3 โดยนับจุดที่ได้จากการ AND ที่มีค่าเป็น 1 และทำการตรวจสอบกับค่าขีดเริ่มเปลี่ยน T_{seg} โดยเริ่มต้นให้ $k=1$ ถ้าผลที่ได้จากการนับมีค่ามากกว่า T_{seg} ให้เก็บไว้ในกลุ่มชุดใหม่เป็น $G_{ObjR}(k)$ และให้เพิ่มค่า k ขึ้น ถ้าผลที่ได้จากการนับมีค่าน้อยกว่า T_{seg} ให้เปลี่ยนตำแหน่ง m และเริ่มทำขั้นตอนที่ 1 ใหม่
5. ดำเนินขั้นตอนที่ 1 - 4 ต่อไปจนสิ้นสุดกลุ่ม G_m

$$G_{ObjR}(k) = \{G_m \mid \text{sum}(Bw_m) > T_{seg}\} \quad (4-21)$$

$$k = \begin{cases} k+1 & \text{sum}(Bw_m) > T_{seg} \\ k & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (4-22)$$

เมื่อดำเนินการตามขั้นตอนการพิจารณากลุ่มวัตถุบนถนนแล้ว จะได้ผลลัพธ์เป็นกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจากวัตถุเคลื่อนที่บนถนน G_{ObjR} จากนั้นนำกลุ่มที่ได้นี้มาทำเป็นภาพสองระดับดังสมการ (4-20) และกำหนดให้ภาพสองระดับที่ได้เป็น Bw_{ObjR} ซึ่งจะเป็นพื้นที่ที่เป็นวัตถุที่เคลื่อนที่บนถนน

4.7.2 ผลการทดสอบระบบ

การทดสอบระบบจะดำเนินการสุ่ม 1,000 ภาพ จากผลที่ได้จากระบบที่ได้นำเสนอนี้ทั้งหมด 13,574 ลำดับภาพ โดยภาพที่ได้ทำการสุ่มด้วยโปรแกรม ผลที่ได้โดยภาพรวม ระบบสามารถคัดแยกวัตถุได้ดี ซึ่งจะแบ่งเป็น 2 กรณี ดังนี้

กรณีที่ระบบมีความแม่นยำ หมายถึง ระบบสามารถคัดแยกได้ส่วนบริเวณพื้นที่ภายในภาพที่ปรากฏเป็นวัตถุเคลื่อนที่เท่านั้น ซึ่งเป็นผลที่ได้มาจากลำดับภาพจากกล้องที่มีการสั่นสะเทือนน้อย และทำการวัดผลที่ได้นี้โดยการนับจำนวนภาพที่ให้ผลดังตัวอย่างรูปที่ 4.50 จากการสุ่มผลการทดลองที่ได้ 1,000 ภาพ ระบบสามารถคัดแยกได้บริเวณที่มีลักษณะดังกล่าวได้ 449 ภาพ หรือ 44.9%

กรณีที่ระบบสามารถคัดแยกวัตถุได้และมีส่วนที่เป็นพื้นหลัง (over-segment) หมายถึง ระบบการคัดแยกวัตถุ สามารถคัดแยกได้บริเวณที่เป็นพื้นที่ภายในภาพที่ปรากฏเป็นวัตถุเคลื่อนที่ และได้บริเวณอื่น ๆ ที่เป็นพื้นหลัง เป็นผลมาจากหลายกรณี เช่น ผลที่ได้จากระบบการเตรียมพื้นที่ประมวลผลที่ไม่สามารถตัดบริเวณที่เป็นเส้นถนนออกไปได้หมด ผลของการรบกวนจากกล้องถูกระบบกระเทือน และผลจากการคำนวณการไหลของแสงที่ได้ความแม่นยำน้อย เป็นต้น หลังจากทำการทดลองได้ทำการวัดผลที่ได้นี้โดยการนับจำนวนภาพที่ให้ผลดังตัวอย่างรูปที่ 4.51 จากการสุ่มผลการทดลองที่ได้ 1,000 ภาพ ระบบสามารถคัดแยกได้บริเวณที่มีลักษณะดังกล่าวได้ 538 ภาพ หรือ 53.8%

ในทั้งสองกรณีนี้ ยังคงปรากฏบริเวณที่เป็นวัตถุเคลื่อนที่ภายในภาพอยู่ ซึ่งบริเวณที่ระบบสามารถคัดแยกวัตถุได้และมีส่วนที่เป็นพื้นหลัง ยังสามารถที่จะประมวลผลต่อด้วยระบบอื่นได้ ดังนั้นจึงพิจารณาให้ระบบนี้สามารถคัดแยกได้ส่วนที่ปรากฏวัตถุเคลื่อนที่ภายในภาพได้ทั้งหมด 987 ภาพ จากภาพที่ได้จากการสุ่ม 1,000 ภาพ หรือมีประสิทธิภาพในการคัดแยกได้ส่วนที่ปรากฏวัตถุเคลื่อนที่ภายในภาพ 98.7%



รูปที่ 4.50 ตัวอย่างผลที่ได้จากระบบที่มีความแม่นยำ



รูปที่ 4.51 ตัวอย่างผลของระบบที่สามารถคัดแยกวัตถุได้และได้บริเวณที่มากกว่าวัตถุ



รูปที่ 4.51 ตัวอย่างผลของระบบที่สามารถคัดแยกวัตถุได้และได้บริเวณที่มากกว่าวัตถุ (ต่อ)



รูปที่ 4.52 ตัวอย่างผลของระบบที่ไม่สามารถคัดแยกได้

จากรูปที่ 4.50 แสดงตัวอย่างของผลที่ได้โดยระบบสามารถแยกวัตถุได้โดยไม่มีบริเวณอื่น โดยจะแสดงเป็นบริเวณที่ล้อมรอบด้วยสีอ่อนและบริเวณที่ล้อมรอบด้วยสีเข้มคือบริเวณถนน ระบบที่สามารถคัดแยกวัตถุได้โดยไม่มีบริเวณอื่น จะเป็นข้อมูลที่ได้จากกล้องที่ไม่มีการเคลื่อนที่ขึ้นหรือลง หรือเป็นกล้องที่เคลื่อนที่ด้วยความราบเรียบโดยไม่มีการกระทบกระเทือน และการไหลของแสงที่ได้จากลำดับภาพนั้น ๆ มีความถูกต้อง และการไหลของแสงที่เกิดขึ้นบริเวณขอบถนนไม่

ปรากฏ จากรูปที่ 4.51 เป็นผลที่ระบบที่ทำการคัดแยกวัตถุได้และได้บริเวณที่มากกว่าวัตถุ เนื่องจากได้เกิดการไหลของแสงขึ้นในบริเวณที่เป็นขอบถนน และเป็นข้อมูลที่ได้จากกล้องที่มีการเคลื่อนที่ โดยมีการกระทบกระเทือน หรือมีการเคลื่อนที่ขึ้น หรือลง ซึ่งจะเป็นผลทำให้การไหลของแสงมีขนาดใหญ่ทั้งภาพ และทำให้การจับกลุ่มเกิดการรวมกลุ่มเป็นกลุ่มใหญ่ ซึ่งจะทำให้ผลการคัดแยกได้บริเวณที่ไม่เป็นวัตถุ จากรูปที่ 4.52 ซึ่งเป็นวัตถุที่ระบบไม่สามารถคัดแยกวัตถุออกมาได้ เนื่องจากพื้นที่ถนนไม่ถูกต้อง และการเกิดของการไหลของแสงจากวัตถุที่มีลวดลายน้อย จะทำให้เกิดการไหลของแสงที่ขนาดและทิศทางต่าง ๆ บนวัตถุเดียวกัน ซึ่งจะทำให้ระบบการตรวจสอบวัตถุบนถนนไม่สามารถนำกลุ่มที่ไม่เป็นไปตามขั้นตอนที่ 4. ของขั้นตอนการพิจารณากลุ่มวัตถุบนถนน ซึ่งผลจากการนับจุดจากการ AND ไม่มีค่า กลุ่มที่เกิดบนวัตถุนั้นจึงไม่ปรากฏ

ตารางที่ 4.1 ประสิทธิภาพของระบบในแต่ละขั้นตอนและระบบการคัดแยกวัตถุโดยรวม

ขั้นตอน	การคัดแยกถนน และท้องฟ้า	ความแม่นยำ ของระบบ	ระบบสามารถคัด แยกวัตถุได้และมี ส่วนที่เป็นพื้นหลัง	การคัดแยกวัตถุ จากลำดับภาพ โดยรวม
ความถูกต้อง	96.18%	44.9%	53.8%	98.7%

4.8 สรุป

ในบทนี้ได้นำเสนอระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่บนถนน เป็นระบบที่นำการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปรมาใช้ในการคัดแยก ซึ่งได้นำเสนอกระบวนการคัดแยกถนนที่มีประสิทธิภาพ สามารถคัดแยกถนนโดยที่มีวัตถุบนถนน และคงทนต่อสภาพแสงต่าง ๆ ระบบดังกล่าวสามารถที่จะนำไปใช้เป็นระบบนำทางแบบเวลาจริงได้ เนื่องจากระบบที่นำเสนอมีความซับซ้อนน้อย เป็นผลให้การพัฒนาโปรแกรมเป็นไปได้ง่ายซึ่งจะทำให้ระบบทำงานได้เร็ว นอกจากนี้ได้นำเสนอการจัดเตรียมพื้นที่คัดแยกวัตถุเพื่อทำให้การประมวลผลในการคัดแยกวัตถุให้มีความเร็วมากขึ้นโดยไม่สิ้นเปลืองกับเวลาในส่วนของจุดภาพที่ไม่มีความจำเป็นต้องประมวลผล ซึ่งระบบดังกล่าวสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบต่าง ๆ ได้ เช่น การคัดแยกวัตถุใด ๆ บนถนนหรือการตรวจจับวัตถุต่าง ๆ โดยวัตถุที่สนใจจะต้องมีลวดลาย หรือมีความแตกต่างกับภาพพื้นหลังพอสมควร ระบบจึงจะทำงานได้มีประสิทธิภาพ

ผลของการคัดแยกจากระบบการคัดแยกวัตถุบนถนนที่ได้จากบทนี้ สามารถนำไปใช้งานระบบอื่นได้ โดยผลของการคัดแยกวัตถุที่มีส่วนของบริเวณอื่น ๆ ยังคงต้องใช้กระบวนการอื่น ๆ มาทำการตรวจสอบหรือทำการคัดแยกที่ตัววัตถุเองซึ่งจะให้ผลที่ดีกว่า เช่น ถ้าต้องการวัตถุที่เป็นยานพาหนะบนถนน ประกอบด้วยรถยนต์ รถจักรยานยนต์ รถจักรยาน จะต้องหาตัวตรวจวัดความ

เป็นยานพาหนะหรือสมการทางคณิตศาสตร์ที่ตอบสนองต่อวัตถุดังกล่าวมาเป็นตัวตัดสินใจแทน หากใช้การพิจารณาด้วยการไหลของแสงเพียงอย่างเดียว ไม่สามารถที่จะทำการระบุได้ชัดเจนว่าเป็นวัตถุ ยานพาหนะที่เคลื่อนที่บนถนนจริง จากตารางที่ 4.1 จะเห็นว่าระบบการคัดแยกวัตถุนี้ยังคงมีวัตถุที่เคลื่อนที่บนถนนอยู่ซึ่งให้ประสิทธิภาพถึง 98.7% ซึ่งจะเป็นประโยชน์กับระบบบนถนนต่อไป

บทที่ 5

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุป

วิทยานิพนธ์นี้มีจุดประสงค์ที่จะพัฒนาระบบการจับกลุ่มที่ไม่ต้องกำหนดจำนวนกลุ่มก่อน และสามารถปรับแต่งการจับกลุ่มแบบละเอียดได้ วิทยานิพนธ์นี้จึงได้นำเสนอระบบการจับกลุ่มที่พัฒนามาจากเครือข่ายประสาทเทียม โดยไม่มีผู้ฝึกสอน ซึ่งได้ทำการเลือกการปรับปรุงจากเครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเอง (SOFM) มาเป็นแบบอย่างและได้แนวคิดการสร้างเครือข่ายประสาทเทียมนี้จากเครือข่ายประสาท EXIN ผู้วิจัยจึงทำการพัฒนาระบบการจับกลุ่มนี้ขึ้นจากแนวคิดทั้งสองมาประยุกต์ร่วมกัน ได้เป็นระบบการจับกลุ่มเครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบคัดแปรขึ้น โดยมีจุดประสงค์หลักในการจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจากวัตถุเป็นหลัก การดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์ดังกล่าวสำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้ ซึ่งการจับกลุ่มการไหลของแสงจากการทดสอบ เมื่อมีวัตถุเคลื่อนที่ภายในลำดับภาพซึ่งทำให้เกิดการไหลของแสงที่เป็นของวัตถุนั้น ๆ ระบบสามารถทำการจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดขึ้นนี้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในบทที่ 1 ของวิทยานิพนธ์ได้กล่าวถึงความสำคัญของปัญหาในการคัดแยกวัตถุ ซึ่งยังมีความซับซ้อนในการคัดแยกวัตถุจากสภาวะจริง ในบทนี้จึงได้นำเสนอแนวทางในการแก้ปัญหาในการคัดแยกด้วยการจับกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจากวัตถุที่เคลื่อนที่ภายในภาพ

ในบทที่ 2 ของวิทยานิพนธ์ได้กล่าวถึงระบบการจับกลุ่มแบบต่าง ๆ ที่เป็นระบบการจับกลุ่มที่ต้องกำหนดจำนวนกลุ่ม หรือกำหนดค่าเริ่มต้นของกลุ่ม และเครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการจับกลุ่ม และได้นำเสนอวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการคัดแยกโดยใช้การจับกลุ่ม ช่วยในการคัดแยกวัตถุ อีกทั้งได้นำเสนอทฤษฎีต่าง ๆ ที่ใช้ในงานวิจัย

ในบทที่ 3 ได้นำเสนอกรรมวิธีการสร้างระบบการจับกลุ่มด้วย MSOFM และปัญหาที่พบกับระบบการจับกลุ่มนี้ ซึ่งปัญหาที่พบกับระบบเกิดขึ้นจากการเรียงตัวของชุดข้อมูลที่น่ามาจับกลุ่ม ดังนั้นจึงได้นำเสนอระบบการจับกลุ่มที่ปรับปรุงเพิ่มจากเดิม เพื่อแก้ปัญหการเรียงตัวของชุดข้อมูลซึ่งไม่สามารถกำหนดการเรียงตัวของชุดข้อมูลนี้ได้ และได้เพิ่มขั้นตอนให้กับระบบการจับกลุ่มด้วย MSOFM โดยเพิ่มการพิจารณาความหนาแน่นของข้อมูลที่น่ามาจับกลุ่ม เพื่อควบคุมให้เกิดของนิเวรอนเป็นไปตามความหนาแน่นของภายในชุดข้อมูล และได้นำเสนอวิธีการปรับชุดข้อมูลการไหลของแสง เพื่อให้การจับกลุ่มการไหลของแสงสามารถทำได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งการปรับเตรียมชุดข้อมูลเพื่อรับการจับกลุ่มเป็นขั้นตอนที่สำคัญ ถ้าการปรับเตรียมชุดข้อมูลทำได้ไม่ดีหรือนำข้อมูล

คืบมาใช้ในการจับกลุ่มโดยตรง จะทำให้การจับกลุ่มชุดข้อมูลนี้ทำได้ไม่สิ้นนักและจะทำให้ระบบที่ใช้การจับกลุ่มมีประสิทธิภาพน้อยลง

ในบทที่ 4 ได้นำเสนอระบบการคัดแยกวัตถุบนถนน เป็นตัวอย่างในการใช้ระบบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM โดยจะยึดหลักแนวคิดการไหลของแสงที่เกิดขึ้นจากวัตถุที่เคลื่อนที่ใด ๆ จะมีขนาดและทิศทางการไหลของแสงที่เท่ากัน หรือมีความใกล้เคียงกัน แต่ในความเป็นจริงแล้ว การไหลของแสงยังคงให้ข้อมูลการไหลของแสงที่ยังไม่สมบูรณ์มากนัก หรือวัตถุที่มีพื้นที่มากและมีลวดลายน้อย การไหลของแสงที่ได้ไม่สามารถที่จะให้ผลการไหลของแสงที่สิ้นนัก จึงต้องทำการปรับปรุงวิธีการหาการไหลของแสงขึ้นมาใหม่เพื่อทำให้การไหลของแสงมีความถูกต้องและสมบูรณ์มากขึ้น แต่ยังคงปัญหาวัตถุใหญ่ที่มีลวดลายน้อยเช่นเดิม

ระบบที่วิทยานิพนธ์นี้ได้เลือกมาทำเป็นตัวอย่างในการประยุกต์ใช้การจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM นี้ได้นำเสนอระบบการคัดแยกบริเวณต่าง ๆ เพื่อช่วยทำให้การคัดแยกมีประสิทธิภาพมากขึ้น ได้แก่ ระบบการคัดแยกพื้นถนน ระบบการคัดแยกท้องฟ้า และระบบการเตรียมพื้นที่ก่อนประมวลผลคัดแยกวัตถุ ซึ่งในแต่ละระบบเป็นส่วนหนึ่งที่วิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการวิจัยและพัฒนาขึ้นมา และเป็นระบบที่มีประสิทธิภาพสูง จากการวัดประสิทธิภาพการคัดแยกถนนและท้องฟ้า วิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการสุ่มวัดผลการทดสอบจากภาพจริง จากภาพที่ได้จากกล้องเคลื่อนที่ และไม่เคลื่อนที่ ซึ่งทำการประมวลผลทั้งหมด 19,688 ภาพ ทำการสุ่มโดยใช้การโปรแกรม 1,000 ภาพ ผลลัพธ์ที่ได้ให้ประสิทธิภาพกับระบบการคัดแยกพื้นถนนและท้องฟ้าสูงถึง 96.18% ระบบที่ได้นำเสนอนี้มีความซับซ้อนน้อย สามารถคัดแยกถนนที่มีวัตถุบนถนนได้ และคงทนต่อสภาพแสงต่าง ๆ ระบบการเตรียมพื้นที่ก่อนประมวลผลคัดแยกวัตถุ จะเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการลดเนื้อที่ในการประมวลผลซึ่งจะทำให้ระบบทำงานได้รวดเร็ว และได้ทำการตรวจสอบด้วยการดูผลจากเพิ่มลำดับภาพที่ได้จากการประมวลผลแล้ว ทุกลำดับภาพที่ปรากฏวัตถุบนถนน หลังจากทำการเตรียมพื้นที่ดังกล่าวแล้ว ทุกลำดับภาพจะปรากฏวัตถุให้เห็นในทุกลำดับภาพ แต่ยังคงมีปัญหาเกี่ยวกับวัตถุที่มีความใหญ่โต และมีลวดลายน้อย ระบบจะให้พื้นที่ของวัตถุไม่ครบถ้วน ดังรูปที่ 4.14 และสภาพแสงน้อยที่ทำให้วัตถุกับพื้นหลังมีความแตกต่างกันน้อย จะทำให้ระบบไม่สามารถนำวัตถุนั้นออกมาได้

ระบบการคัดแยกวัตถุบนถนนในบทที่ 4 ในวิทยานิพนธ์นี้ได้้นำพื้นที่ของถนนและพื้นที่ก่อนประมวลผลมาช่วยในการวิเคราะห์การไหลของแสงที่ได้รับการจับกลุ่มมาจากระบบการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM ซึ่งเป็นระบบการจับกลุ่มที่ทำการปรับปรุงจากระบบการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM แบบเดิม ระบบการจับกลุ่มนี้สามารถแก้ปัญหาการจับกลุ่มที่ไม่ถูกต้องเนื่องจากการเรียงตัวของข้อมูล และสามารถจับกลุ่มในบริเวณที่มีความหนาแน่นในแต่ละบริเวณให้เป็นกลุ่มของในแต่ละบริเวณนั้นได้ แต่ยังไม่สามารถที่จะบอกได้ว่ากลุ่มการไหลของแสงใด

เป็นกลุ่มการไหลของแสงที่เกิดจากวัตถุ เนื่องจากการไหลของแสงจะเกิดขึ้นทั้งภาพ ทำให้ยากที่จะสรุปได้ว่ากลุ่มที่เป็นกลุ่มการไหลของแสงของวัตถุมีลักษณะอย่างไร ดังนั้นระบบการคัดแยกวัตถุบนถนนนี้ จะต้องใช้กระบวนการอื่นที่สามารถบอกได้ว่า กลุ่มใดคือกลุ่มการไหลของแสงของวัตถุ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการตรวจสอบ โดยใช้พื้นที่ถนนเพียงอย่างเดียวมาใช้ตัดสินความเป็นวัตถุ ผลที่ได้มีความแม่นยำโดยที่ระบบสามารถคัดแยกได้บริเวณที่เป็นวัตถุโดยตรง 44.9% และระบบสามารถคัดแยกได้บริเวณที่เป็นวัตถุและได้ส่วนอื่นที่ไม่เป็นวัตถุ 53.8% และระบบสามารถคัดแยกได้บริเวณที่เป็นวัตถุได้โดยไม่คำนึงถึงบริเวณส่วนอื่นที่เป็นพื้นหลัง หรือมีประสิทธิภาพในการคัดแยกได้ส่วนที่ปรากฏวัตถุเคลื่อนที่ภายในภาพ 98.7% ซึ่งหากไม่คำนึงถึงบริเวณส่วนอื่นที่เป็นพื้นหลังแล้ว ระบบนี้มีประสิทธิภาพสูง ซึ่งสามารถที่จะนำไปใช้กับระบบอื่นต่อไปได้ เนื่องจากภายในพื้นที่ที่ได้จากการคัดแยกโดยมีส่วนเกินนี้ ยังคงมีวัตถุอยู่ภายในภาพ

5.2 ข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาพฤติกรรมระบบการจับกลุ่มโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม MSOFM ที่ผลการทดสอบต่าง ๆ สามารถสรุปเป็นข้อเสนอแนะได้ดังนี้

1. ระบบการจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM นี้สามารถที่จะนำไปต่อยอดให้ทำงานร่วมกับกระบวนการอื่น ๆ ได้ เช่น การแบ่งกลุ่มสีโดยใช้ค่าสีที่ต้องการจับกลุ่มมาเป็นอินพุตให้ระบบ การจดจำลักษณะหรือรูปร่างที่ซ้ำเดิมโดยนำข้อมูลที่เป็นเอกลักษณ์ของวัตถุมาใช้ในการจับกลุ่ม ซึ่งระบบนี้จะต้องทำการจัดเตรียมข้อมูลก่อนที่จะทำการจับกลุ่มให้เป็นเอกลักษณ์ของวัตถุนั้น ๆ ให้ได้ก่อนที่จะทำการจับกลุ่ม เมื่อข้อมูลของวัตถุใหม่เข้ามาในระบบจะสามารถตรวจสอบได้ว่าวัตถุใหม่นี้ใกล้เคียงกับกลุ่มใด ซึ่งสามารถที่จะทำการตรวจสอบได้ทันที โดยไม่ต้องทำการฝึกสอน

2. การจับกลุ่มด้วยเครือข่ายประสาทเทียม MSOFM นี้ยังสามารถที่จะพัฒนาต่อได้อีก ซึ่งสามารถที่จะพัฒนาโดยยึดความหนาแน่นเป็นหลักในการจับกลุ่ม โดยกำหนดให้การเกิดของนิรอนขึ้นกับค่าการกระจายตัวของฟังก์ชันความหนาแน่น FDF โดยใช้วิธีการตรวจสอบความหนาแน่นของกลุ่มนั้น ๆ กับอินพุตตัวใหม่ ถ้าอินพุตนี้ให้ความหนาแน่นสูงสุดกับกลุ่มใด กลุ่มนั้นจะเป็นนิรอนผู้ชนะ และทำการปรับตัว ซึ่งจะให้ผลที่ดีกว่าการตรวจสอบด้วยค่าพารามิเตอร์สอดส่อง ซึ่งจะเป็นการคงค่ารัศมีในการตรวจสอบการเกิดของนิรอน ซึ่งจะทำให้ในบางกรณีบริเวณที่มีความหนาแน่นสองกลุ่ม แต่ภายในสองกลุ่มนี้อยู่ในรัศมีของพารามิเตอร์สอดส่อง จะทำให้การจับกลุ่มที่ได้เป็นกลุ่มเดียว

3. ระบบการคัดแยกวัตถุเคลื่อนที่โดยอาศัยการตัดสินความเป็นวัตถุจากการไหลของแสงเพียงอย่างเดียว ไม่สามารถที่จะให้ผลที่แม่นยำกับการคัดแยกบริเวณวัตถุที่เคลื่อนที่เพียงอย่างเดียวได้ ระบบนี้ยังคงต้องใช้กระบวนการอื่น ๆ มาใช้ตัดสินว่ากลุ่มการไหลของแสงกลุ่มใดคือกลุ่มของวัตถุ

เช่น ถ้าต้องการบริเวณที่เป็นยานพาหนะ จะต้องหาค่าพลังงาน หรือตัวตรวจวัดที่สามารถบอกได้ว่า
กลุ่มการไหลของแสงที่เกิดขึ้น คือยานพาหนะ ระบบนี้จึงจะมีประสิทธิภาพเต็มที่

รายการอ้างอิง

- Baraldi, E. Alpaydin., (2002). **Constructive Feedforward ART clustering networks I**, Neural Networks, IEEE Transactions, Vol.13, issue 3: 645-661.
- Baraldi A., Alpaydin E., (2002). **Constructive Feedforward ART clustering networks II**, Neural Networks, IEEE Transactions, Vol.13, issue 3: 662-677.
- Barron J.L. and Thacker N.A., (2005). **Tutorial: Computing 2D and 3D Optical Flow**, Tina Memo No. 2004-012
- Braillon, C., Pradalier, C., Crowley, J.L., Laugier, C., (2006). **Real-time moving obstacle detection using optical flow models**
- Cheong C.K., Aizawa K., (1996). **Structural motion segmentation based on probabilistic clustering**, Image Processing, Proceedings, International Conference, Vol.1: 505 – 508.
- Cirrincone G. and Cirrincone M., (2003). **A Novel Self-Organizing Neural Network for Motion Segmentation**, Applied Intelligence, Vol.18, No.1:27-35.
- Dibos and F. Ranchin, (2003). **Moving Objects Segmentation Using Optical Flow Estimation**, (preprint 0343, submitted to Journal of Mathematical Imaging and Vision)., CEREMADE EE, Hongshi Yan, Tardi Tjahjadi, (2004). **Multiple motion segmentation through a highly robust estimator**. SMC, (4).: 3082-3087
- Eren P. E., Altunbasak Y., and Tekalp A. M., (1997). **Region-based affine motion segmentation using color information**, Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing, (ICASSP). Munich, Germany, vol. 4: 3005-3008.
- Giachetti, A., Campani, M., and Torre, V., (1998). **The use of optical flow for road navigation**. IEEE Trans. on Robotics and Automation, 14(1).:34-48
- Horn B.K.P. & B.G. Schunck., (1993). Determining Optical Flow --- a Retrospective, **Artificial Intelligence** Vol. 59, No. 1--2, February, pp. 81--87.
- Hossain M.J., Ahn K., Lee J.H., and Chae O.S., **Moving object detection in dynamic environment**, Springer-Verlag LNAI, vol.3684, part.4:359-365

- K.-Kuang Ma, Hai-Yun Wang, (2002). **Region-based nonparametric optical flow segmentation with pre-clustering and post-clustering**, Multimedia and Expo, ICME '02.Proceedings, IEEE International Conference, Vol.2:201 – 204.
- Kantabutra S. and Alva L. Couch, (2000). **Parallel K-means Clustering Algorithm on NOWs**, NECTEC Technical Journal, Vol.1, No.6
- Lorusso A., De Micheli E., (1996). **An approach to obstacle detection and steering control from opticalflow**, Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings of the 1996 IEEE
- Lucas B.D. and Kanade T., (1981). **An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision**, Proceedings of Imaging understanding workshop
- Meunkaewjinda A., Kumsawat P., Attakitmongcol K., Srikaew A., Boonjung H., (2008). Hybrid artificial intelligence approach for grape leaf disease diagnosis system from color imagery. **The 9th International Conference on Precision Agriculture**. United States of America, July 20-23.
- Modenesi M.V, Costa M.C.A., Evsukoff A., Ebecken N.F.F.,(2006). **Parallel Fuzzy c-Means Cluster Analysis**, VECPAR'06
- Nitsuwat S., Jin J.S., Hudson H.M, (2000). **Motion-based video segmentation using fuzzy clustering and classical mixture model**, Image Processing, Proceedings, International Conference, Vol.1: 300 – 303.
- Papenberg N. and Bruhn A. and Brox T. and Didas S. and Weickert J., (2006). **Highly accurate optic flow computation with theoretically justified warping**, IJCV,
- Sasa G., Loncaric S., (2000). **Spatio-temporal image segmentation using optical flow and clustering algorithm**, in: First Int'l Workshop on Image and Signal Processing and Analysis, Pula. Croatia: 63–68.
- Supot Nitsuwat, Jesse S. Jin, H. M. Hudson, (2000). **Motion-Based Video Segmentation Using Fuzzy Clustering and Classical Mixture Model**. ICIP
- Tian, T.Y.[Tina Yu], Shah, M.[Mubarak], (1996). **MotionEstimationandSegmentation**, MVA(9)., No. 1,: 32-42.HTML Version. 9608
- Trajkovic M., Hedley M., (1996). **Two clustering algorithms and their application to motionsegmentation**, TENCON '96. Proceedings. IEEE
- Willet P., (1988). **Recent Trends in Hierarchical Document Clustering: a Critical Review**, Process, Management :577-597.

ภาคผนวก ก

บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

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

บัณฑิต ดวงชาตม และ อาทิตย์ ศรีแก้ว (2007). ระบบการจับกลุ่มการไหลของแสงด้วยแผนผังคุณลักษณะจัดการตัวเองแบบดัดแปร. การประชุมทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 30 (EECON 30) ณ โรงแรมเฟลิกซ์ริเวอร์แควรีสอร์ท กาญจนบุรี หน้า 697-700.

ประวัติผู้เขียน

นายบัณฑิต ดวงชาตม เกิดเมื่อวันที่ 20 สิงหาคม พ.ศ. 2525 ที่ อ.ชุมแพ จ.ขอนแก่น ได้รับการศึกษาระดับประถมศึกษา ที่โรงเรียนบ้านหัวหนอง อําเภอุมแพ จังหวัดขอนแก่น ระดับมัธยมศึกษา โรงเรียนชุมแพศึกษา จ.ขอนแก่น สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จ.นครราชสีมา เมื่อ พ.ศ. 2547 หลังจากสำเร็จการศึกษาได้ศึกษาต่อในระดับปริญญาโท ที่มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ขณะศึกษาได้ให้ความสนใจในด้านการควบคุมด้วยระบบสมองกลฝังตัว การสร้างหุ่นยนต์ งานทางด้านการประมวลผลสัญญาณภาพ การมองเห็นของคอมพิวเตอร์และในขณะที่ศึกษาระดับปริญญาตรีได้เข้าร่วมการแข่งขันหุ่นยนต์หลายรายการ เช่น Intelligence Puzzle Robot 2003, ABU2003 (ตะกร้อพิชิตจักรวาล), ABU2004 (Ojak ดํานานสะพานแห่งความรัก), ABU2005 (จุดไฟศักดิ์สิทธิ์ พิชิตกำแพงเมืองจีน), Robocup 2004 และได้รับเลือกเป็นตัวแทนที่เลี้ยงในค่าย NECTEC eCAMP2004 เข้าร่วมแข่งขันในรายการ YECC2004 ขณะศึกษาในระดับปริญญาโทได้เข้าร่วมการแข่งขันหุ่นยนต์ Robocup 2006 และได้รับหน้าที่เป็นผู้สอน ผู้ออกแบบชิ้นงานในค่าย NECTEC eCAMP ในปี 2005, 2006 และ 2007 อีกทั้งยังได้เข้าร่วมทีมงานในการสร้างอุทยานไดโนเสาร์ศรีเวียงเฉลิมพระเกียรติครองราชย์ครบ 60 ปี อ.ภูเวียง จ.ขอนแก่น โครงการสร้างหุ่นไดโนเสาร์เคลื่อนไหวเสมือนจริง ทั้งนี้มีผลงานทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ ดังรายชื่อที่ปรากฏในภาคผนวก ก.

ปัจจุบันทำงานในตำแหน่งวิศวกรภูมิภาคเอเชีย แผนก HM&RW ที่บริษัทซีเกท เทคโนโลยี ประเทศไทย