

การปรับปรุงการลบฉากหลังเชิงสถิติสำหรับการตัดแยกยานพาหนะ



นางสาวพรรณราย ศิริเจริญ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต


สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2552

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

IMPROVED STATISTICAL BACKGROUND SUBTRACTION FOR VEHICLE SEGMENTATION



Ms. Punnarai Siricharoen

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

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2009

Copyright of Chulalongkorn University

พรรณราย ศิริเจริญ : การปรับปรุงการลบฉากหลังเชิงสถิติสำหรับการตัดแยกยานพาหนะ.
(Improved Statistical Background Subtraction for Vehicle Segmentation) อ.ที่
ปริกษาวิทยานิพนธ์หลัก: ผศ.ดร.สุภาวดี อ่วมวิทย์, อ.ที่ปริกษาวิทยานิพนธ์ร่วม ผศ.ดร.
ธนารัตน์ ชลิตาพงศ์, ดร.ศุภกร สิทธิไชย, 121 หน้า.

การประมวลผลภาพจากกล้องวิดีโอที่ค้นจรวจเพื่อควบคุมสภาพจรวจ ปัจจุบันมีบทบาท
สำคัญในระบบการจรวจอัจฉริยะ โดยงานวิจัยพื้นฐานของการประมวลผลภาพจากกล้องวิดีโอ
คือการตัดแยกวัตถุ ซึ่งการตัดแยกส่วนยานพาหนะที่มีความแม่นยำถูกต้องจะส่งผลให้การนับ
ยานพาหนะ การตรวจจับความเร็ว หรือการจำแนกชนิดยานพาหนะ มีความแม่นยำด้วย โดยการ
ตัดแยกยานพาหนะสำหรับวิดีโอที่ค้นจรวจ มักพบกับปัญหาการตัดแยกผิดพลาดเนื่องจากเงาอัน
เป็นผลมาจากเงาของแสง และการเปลี่ยนแปลงของแสงตามเวลาของวัน วิทยานิพนธ์นี้จึงได้
นำข้อเด่นของวิธีการเชิงสถิติสำหรับการลบฉากหลัง และการตรวจจับเงามาเป็นพื้นฐานของวิธีการ
ตัดแยกยานพาหนะสำหรับวิดีโอที่ค้นจรวจ แต่เนื่องจากข้อจำกัดของวิธีการเชิงสถิติคือจำเป็นต้อง
อาศัยลำดับฉากหลังในการเรียนรู้แบบจำลองฉากหลัง ตัวแบบจำลองยังไม่สามารถปรับตัวตาม
เวลาได้ และการตัดแยกผิดพลาดเนื่องจากสีของวัตถุจากหน้าใกล้เคียงกับสีของวัตถุฉากหลังมาก
วิทยานิพนธ์นี้จึงได้นำเสนอการปรับปรุงการตัดแยกยานพาหนะโดยมีการประมวลผลก่อนโดยการ
ใช้การกรองแบบค่ามัธยฐานเพื่อให้ได้ลำดับฉากหลังสำหรับการเรียนรู้แบบจำลองฉากหลัง และ
ทำการรวมกันของวิธีการเชิงสถิติแบบสี่เข้ากับลักษณะขอบของภาพจากหน้า เพื่อให้ได้ผลการตัด
แยกยานพาหนะที่มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น และการทำให้แบบจำลองปรับตัวได้ตามการ
เปลี่ยนแปลงสภาพแสงโดยใช้การประมาณค่ามัธยฐานแบบสี่ที่นำเสนอขึ้น นอกจากนี้สามารถ
ตรวจจับสภาพจรวจได้โดยใช้ค่าการครอบครอง เพื่อเป็นตัวช่วยเลือกปรับตัวได้ และในการ
ประเมินค่าระบบการตัดแยกยานพาหนะนี้คำนวณในรูปของค่าความแม่นยำและค่าเรียกกลับ ซึ่ง
วิธีที่นำเสนอให้ผลที่มีความแม่นยำและสมบูรณ์กว่าวิธีที่นำมาเปรียบเทียบที่นิยมอย่างวิธีการเชิง
สถิติสำหรับการลบฉากหลังแบบดั้งเดิม วิธีการลบภาพฉากหลังจากการสร้างแบบจำลองฉากหลัง
รวมกันแบบเกาส์ และวิธีการเชิงสถิติสำหรับการลบฉากหลังที่มีการทำให้สามารถปรับตัวได้

ภาควิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....ลายมือชื่อนิสิต.....พรรณราย ศิริเจริญ.....
สาขาวิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปริกษาวิทยานิพนธ์หลัก.....
ปีการศึกษา.....2552.....ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปริกษาวิทยานิพนธ์ร่วม.....
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปริกษาวิทยานิพนธ์ร่วม.....

5170399421 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEYWORDS : VEHICLE SEGMENTATION / BACKGROUND SUBTRACTION / SHADOW DETECTION / STATISTICAL MODEL / APPROXIMATED COLOR MEDIAN

PUNNARAI SIRICHAROEN: IMPROVED STATISTICAL BACKGROUND SUBTRACTION FOR VEHICLE SEGMENTATION. THESIS ADVISOR: ASST. PROF. SUPAVADEE ARAMVITH, Ph.D., THESIS CO-ADVISORS: ASST. PROF. THANARAT CHALIDABHONGSE, Ph.D., SUPAKORN SIDDHICHAI, Ph.D., 121 pp.

Image processing with traffic video for traffic monitoring has an important role in Intelligent Transportation System (ITS). The essential step for further analysis of traffic video is vehicle segmentation. Accurate vehicle segmentation leads to accurate vehicle flow analysis, speed analysis, vehicle classification and other traffic data. The major drawback of vehicle segmentation in outdoor scene is the changes in lighting conditions. A vehicle segmentation system which based on the statistical background subtraction (SBGS) is proposed. The limitation of the statistical background model is identified, namely its requirement of background sequence for background learning. Secondly, it is a non-adaptive model, the object cannot be segmented accurately in changing light such as an outdoor scenes. Lastly, the model is sensitive to object color which is similar to background color and leads to camouflage problem. In the proposed system, the input image sequence is pre-processed to eliminate foreground pixels using median filtering. The background subtraction is based on a combination of color-based features and edge information. Finally, the approximated color median filtering is proposed to accurately adapt the background model. Traffic occupancy is calculated for model update selection and initial traffic report. The performance evaluation of this system is in terms of precision and recall which outperform the original method and the mixture of Gaussian background subtraction method.

Department : Electrical Engineering Student's Signature *พชรกร ศรีสุคนธ์*

Field of Study : Electrical Engineering Advisor's Signature *S M*

Academic Year : 2009 Co-Advisor's Signature *Thanarat*

Co-Advisor's Signature *Supakorn*

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความช่วยเหลืออย่างดียิ่งของอาจารย์ที่ปรึกษา ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุภาวดี อร่ามวิทย์ ผู้คอยให้คำแนะนำในการศึกษาปริญญาโท คอยกระตุ้น และให้โอกาสในการเขียนบทความทางวิชาการ เป็นกำลังใจสำคัญในการศึกษาให้จบ และคอยรับฟัง ช่วยเหลือ และให้ความอบอุ่นในทุกๆ เรื่องเกี่ยวกับตัวผู้ทำวิจัย ทั้งยังให้โอกาส ข้าพเจ้าได้ไปนำเสนอบทความทางวิชาการ ซึ่งถือเป็นประสบการณ์ที่ผู้ทำวิจัยมีโอกาสได้ ขอขอบคุณที่อาจารย์เมตตาผู้ทำวิจัยเสมอ ข้าพเจ้าไม่เคยลืมความรู้สึกที่ดีที่อาจารย์เคยให้ เสมอ อาจารย์ที่ปรึกษาและผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ธนารัตน์ ชลิตาพงศ์ อาจารย์ผู้เป็นต้นแบบนักวิจัย ผู้มีชื่อเสียง และมีความสามารถ และต้นแบบการเขียนโปรแกรมที่ดี คอยแนะนำการทำวิจัยที่จะทำให้ ข้าพเจ้า มีความสุข ทำให้ข้าพเจ้ารู้สึกชอบงานวิจัย และมองเห็นเสน่ห์ของการเขียนโปรแกรม แม้ข้าพเจ้าจะไม่ใช่คนที่มีความสามารถในทางวิชาการและการเขียนโปรแกรมเลยก็ตาม ทั้งยังเป็นผู้ให้ข้อคิดเกี่ยวกับชีวิตที่เป็นประโยชน์มากๆ เปลี่ยนความคิดหลายเรื่องของ ข้าพเจ้า หลายๆ ข้อคิดที่ดีของอาจารย์ได้กลายเป็นคำอ้างอิงที่ ข้าพเจ้าจดจำไว้เสมอๆ และอาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ดร.ศุภกร สิทธิไชย อาจารย์ผู้เสียสละเวลาอันมีค่า ซึ่งเป็นเวลาการทำงานของอาจารย์ เพื่อให้ ข้าพเจ้า ได้ปรึกษาหารือ ไม่ว่าจะอาจารย์จะยุ่ง แต่ก็ยังสละเวลาให้ ข้าพเจ้าผู้ช่างรบกวนและวุ่นวายเสมอ ทั้งยังทำให้ข้าพเจ้าเติบโตไปอีกขั้น มีความรับผิดชอบมากขึ้น ทั้งยังช่วยค้นหาข้อสงสัย และรับฟัง ทั้งยังคอยยินดีกับผู้ทำวิจัยในทุกเรื่องที่ผ่านมา ทำให้ข้าพเจ้ามีกำลังใจในการทำงานเป็นอย่างมาก

ขอบคุณเพื่อนรัก เบล ฝ้ายและ ฟินน ผู้เป็นกำลังใจสำคัญอย่างมาก เพื่อนๆ ร่วมห้องแล็บทั้งชาวไทยได้แก่ พี่จ๊อบ ฟาง พี่ทาม น้องเอ็ม น้องแนนและชาวต่างชาติทุกคน ที่สามารถเปลี่ยนน้ำตาให้เป็นเสียงหัวเราะได้

นอกจากนี้ข้าพเจ้าขอขอบคุณสถาบันบัณฑิตวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีไทย (Thailand Graduate Institute of Science and Technology, TGIST) สำนักงานวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ สัญญาเงินทุนเลขที่ TG-44-09-52-059M ที่ให้ทุนสนับสนุนการทำงานวิจัยฉบับนี้ให้ลุล่วงไปด้วยดี และยังพาไปเปิดประสบการณ์การเข้าค่ายที่ดีมากๆ อีกด้วย

สุดท้ายที่ขาดไม่ได้และสำคัญที่สุด ข้าพเจ้าขอขอบคุณมารดา ผู้เป็นกำลังใจที่สูงที่สุด ผู้ทำให้ทุกๆ อย่าง ผู้คอยอยู่เคียงข้าง ในยามที่ผู้วิจัยเสียใจ หมดหวัง เครียด ท้อแท้ และอ่อนแอ เป็นพระคุณที่ชาตินี้ใช้อย่างไรก็คงไม่หมด

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฎ
สารบัญภาพ.....	ฐ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
1.2.1 งานวิจัยเกี่ยวกับการลบฉากหลังที่นิยม.....	4
1.2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตรวจจับเงา.....	5
1.2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตัดแยกยานพาหนะสำหรับวิดิทัศน์จราจร.....	6
1.2.4 งานวิจัยที่ผ่านมาที่เกี่ยวข้องกับวิธีการ Horprasert [9].....	8
1.2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการลบฉากหลังด้วยวิธีการรวมลักษณะหลาย ชนิด (Features Combination).....	8
1.2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประเมินค่าการตัดแยกส่วนภาพ.....	10
1.3 ข้อจำกัดของการลบภาพฉากหลัง.....	11
1.3.1 เงาของวัตถุ (Shadow).....	11
1.3.2 การเปลี่ยนแปลงเวลาของวัน (Time of the Day).....	11
1.3.3 ลำดับฉากหลังสำหรับช่วงการเรียนรู้ฉากหลัง (Training Period).....	12
1.2.4 ลักษณะของวัตถุที่เคลื่อนที่ และ ฉากหลังมีความเหมือนกัน (Camouflage).....	12
1.3.5 วัตถุฉากหน้าไม่เคลื่อนที่ (Sleeping Person).....	12
1.3.6 วัตถุฉากหลังเคลื่อนที่ (Waking Person).....	13
1.3.7 ปัญหาอื่นๆ.....	13
1.4 แนวทางในการนำเสนอ.....	14
1.5 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	15

บทที่	หน้า
1.6 ขอบเขตของการวิจัย	15
1.7 วิธีดำเนินการวิจัย	16
1.8 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	16
2 ความรู้พื้นฐานและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	14
2.1 วิธีการเชิงสถิติสำหรับการลบภาพฉากหลังแบบเวลาจริง และการตรวจจับเงา	17
2.1.1 แบบจำลองสี	17
2.1.2 การสร้างแบบจำลองฉากหลัง	19
2.1.3 การคำนวณพารามิเตอร์สำหรับการลบฉากหลัง	20
2.1.4 การจำแนกจุดภาพ	21
2.1.5 ผลการทดลองวิธีต้นแบบกับวีดิทัศน์จราจรตัวอย่าง	23
2.2 การหาค่ากลางของข้อมูล	24
2.2.1 เวกเตอร์ค่าเฉลี่ย	25
2.2.2 เวกเตอร์มัธยฐาน	25
2.2.3 เวกเตอร์ฐานนิยม	26
2.2.4 ผลการทดลองเบื้องต้นเปรียบเทียบการหาค่ากลางของข้อมูล	28
2.3 การประเมินค่าประสิทธิภาพ	29
3. โครงสร้างของระบบการตัดแยกยานพาหนะที่นำเสนอ	32
3.1 การสร้างลำดับฉากหลังที่ถูกต้องโดยใช้วิธีการกรองแบบค่ามัธยฐาน	33
3.2 การลบฉากหลังโดยใช้ข้อมูลสี ข้อมูลขอบของภาพ และข้อมูลความเข้มของ ภาพ	38
3.2.1 การลบฉากหลังโดยใช้ข้อมูลแบบสี	38
3.2.2 การลบภาพฉากหลังโดยใช้ข้อมูลขอบของภาพ	41
3.2.3 การลบภาพฉากหลังโดยใช้ความเข้มของภาพ	43
3.3 การรวมลักษณะข้อมูลทางสี และข้อมูลขอบของภาพเข้า	45
3.3.1 การรวมกันทางเวลาของลักษณะสีด้วยทางเวลา และลักษณะขอบ ทางเวลา	46
3.3.2 การสร้างหน้ากากสำหรับการตัดขอบของภาพเนื่องมาจากเงา	49
3.3.3 การตัดเส้นขอบของภาพเนื่องจากเงาออกจากผลการลบฉากหลังด้วย ขอบของภาพ	50

3.3.4 การรวมผลลัพธ์ทางลักษณะสี และขอบขอบภาพที่ถูกต้องสมบูรณ์	50
3.3.5 การใช้หน้ากากความเข้มทำให้ขนาดยานพาหนะมีความแม่นยำ	51
3.4 การสร้างแบบจำลองฉากหลังปรับตัวได้	51
3.5 เงื่อนไขการเลือกปรับตัวของแบบจำลองฉากหลัง	54
3.6 การนับยานพาหนะ	56
4. ผลการจำลองการทำงาน	67
4.1 วิดีทัศน์จราจรประเภทต่างๆ สำหรับใช้ในการทดลอง (Traffic Video Tested Set)	57
4.2 ผลการเปรียบเทียบวิธีการที่นำเสนอ กับวิธีการต้นแบบ [9] และวิธีการที่เป็นที่นิยม [7]	60
4.2.1 ผลการลบฉากหลังกรณีวีดิทัศน์จราจรทั่วไป	61
4.2.2 ผลการลบฉากหลังกรณีวีดิทัศน์จราจรในช่วงการจราจรติดขัด	68
4.2.3 ผลการลบฉากหลังกรณีวีดิทัศน์จราจรที่ได้รับผลกระทบจากเงื่อนขาของแสง หรือเงา	73
4.2.4 ผลการลบฉากหลังกรณีวีดิทัศน์จราจรสำหรับยานพาหนะขนาดใหญ่มากบนทางด่วน	78
4.2.5 ผลการลบฉากหลังกรณีวีดิทัศน์จราจรสำหรับยานพาหนะขนาดเล็กได้รับผลกระทบจากเงื่อนขาของแสง และมีช่องทางที่การจราจรติดขัดและไม่ติดขัด	83
4.2.6 ผลการลบฉากหลังกรณีวีดิทัศน์จราจรที่ให้ภาพที่มีความเปรียบต่างต่ำ	86
4.2.7 ผลการลบฉากหลังกรณีวีดิทัศน์จราจรที่ภาพมีการกระพริบ	91
4.2.8 ผลการลบฉากหลังกรณีวีดิทัศน์จราจรจากกลางคืน	94
4.2.9 ผลการลบฉากหลังกรณีวีดิทัศน์จราจรฝนตกและฝนตกหนัก	96
4.2.10 การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ (Precision) และค่าเรียกกลับคืน (Recall) โดยเฉลี่ย	100
4.2.11 การเปรียบเทียบทางเวลาโดยเฉลี่ยของแต่ละวิธี	102

บทที่	ญ หน้า
4.3 การหาประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอโดยการนับยานพาหนะ	102
5. สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	105
5.1 สรุปผลการวิจัย	105
5.2 ข้อเสนอแนะ	106
รายการอ้างอิง	108
ภาคผนวก	111
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์	121



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญตาราง

ฎ
หน้า

ตารางที่ 2.1	แสดงผลการเปรียบเทียบการหาค่ากลางจากวิธีทัศนัวจราจรในกรณีการจราจรไม่ติดขัด	28
ตารางที่ 2.2	แสดงผลการเปรียบเทียบการหาค่ากลางจากวิธีทัศนัวจราจรในกรณีการจราจรติดขัด	28
ตารางที่ 3.1	แสดงค่าความบิดเบือนทางความสว่าง (BD) ที่เรียนรู้จากคุณภาพตัวอย่าง บนวิธีทัศนัวจราจร	37
ตารางที่ 3.2	ผลลัพธ์ที่ได้จากการลบฉากหลังแบบต่างๆ ภาพบนแสดงกรณีที่ไม่มีเงื่อนไขของแสง และภาพล่างแสดงในกรณีที่มีเงื่อนไขของแสง	44
ตารางที่ 3.3	แสดงผลการทดลองเบื้องต้นสำหรับการใช้ข้อมูลขอบของภาพ	45
ตารางที่ 4.1	เปรียบเทียบ ผลการลบฉากหลังด้วยวิธีต่างๆ สำหรับกรณีวิธีทัศนัวจราจรทั่วไป	62
ตารางที่ 4.2	เปรียบเทียบผลการลบฉากหลังด้วยวิธีต่างๆ สำหรับกรณีวิธีทัศนัวจราจรทั่วไป กรณีมีรถประจำทางจอดอยู่เป็นเวลานาน	64
ตารางที่ 4.3	เปรียบเทียบ ผลการลบฉากหลังด้วยวิธีต่างๆ สำหรับกรณีวิธีทัศนัวจราจรติดขัด	68
ตารางที่ 4.4	เปรียบเทียบผลการลบฉากหลังด้วยวิธีต่างๆ สำหรับกรณีวิธีทัศนัวจราจรติดขัด และมีรถประจำทางจอดเป็นเวลานาน	71
ตารางที่ 4.5	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวิธีทัศนัวจราจรได้รับผลเนื่องจากเงา	73
ตารางที่ 4.6	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวิธีทัศนัวจราจรได้รับผลเนื่องจากเงากับหน้าต่าง ยานพาหนะ	75
ตารางที่ 4.7	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวิธีทัศนัวจราจรกับยานพาหนะขนาดใหญ่ และ ยานพาหนะสีใกล้เคียงกับถนน	78
ตารางที่ 4.8	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวิธีทัศนัวจราจรกับยานพาหนะขนาดใหญ่	82
ตารางที่ 4.9	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวิธีทัศนัวจราจรกับยานพาหนะขนาดเล็ก	83
ตารางที่ 4.9	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวิธีทัศนัวจราจรกับยานพาหนะขนาดใหญ่	83

ตารางที่ 4.10	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรที่มีความเปรียบต่างต่ำทางสว่างมาก.....	86
ตารางที่ 4.11	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรที่มีความเปรียบต่างต่ำทางความเข้มมาก.....	88
ตารางที่ 4.12	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรที่ภาพมีการกระพริบเนื่องจากคุณสมบัติของกล้องวีดิทัศน์.....	91
ตารางที่ 4.13	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรกรณีกลางคืน.....	95
ตารางที่ 4.14	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรกรณีฝนตก.....	96
ตารางที่ 4.15	ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรกรณีฝนตกหนักมาก.....	98
ตารางที่ 4.16	ตารางแสดงค่าความแม่นยำเฉลี่ย และค่าเรียกกลับเฉลี่ยของแต่ละประเภทของวีดิทัศน์จราจร.....	101
ตารางที่ 4.17	ผลทางความเร็วของการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ.....	102
ตารางที่ 4.18	ตารางแสดงค่าความแม่นยำของการนับยานพาหนะของวิธีการที่นำเสนอ.....	104

สารบัญภาพ

	ฐ หน้า
รูปที่ 1.1	ระบบขนส่งอัจฉริยะบริเวณรอบกรุงเทพมหานคร..... 2
รูปที่ 1.2	การรายงานสภาพจราจรพัฒนาโดย NECTEC และ ITS Thailand..... 2
รูปที่ 1.3	แผนภูมิแสดงวิธีการลบภาพฉากหลังโดยทั่วไป..... 3
รูปที่ 1.4	ข้อดีของการตรวจจับภาพโดยใช้ขอบของภาพมีความไวต่อเงาน้อยกว่า..... 9
รูปที่ 1.5	ผลลัพธ์ภาพขาวสุดจากการรวมกันของผลลบฉากหลังด้วยลักษณะสี และขอบ... 9
รูปที่ 1.6	ภาพที่เหมาะสมนำมาประเมินค่าด้วยกราฟ ROC..... 10
รูปที่ 1.7	การตรวจจับวัตถุจากหน้าผิวดลาดเนื่องจากเงาของวัตถุ..... 11
รูปที่ 1.8	ภาพในฉากเดียวกันแต่เวลาต่างกัน..... 11
รูปที่ 1.9	การตัดแยกยานพาหนะที่ไม่สมบูรณ์เนื่องจากสีของยานพาหนะเหมือนกับสีของ ถนน..... 12
รูปที่ 1.10	ผลจากการที่ยานพาหนะหยุดนิ่งเป็นเวลานาน..... 13
รูปที่ 1.11	ผลลัพธ์การตัดแยกผิวดลาดเนื่องจากบางส่วนของฉากหลังเคลื่อนที่..... 13
รูปที่ 2.1	แบบจำลองสีบนปริภูมิสี RGB..... 18
รูปที่ 2.2	แสดงโมเดลสีบนปริภูมิ RGB, ตัวอย่างสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง (E), และระดับสี บนเส้นอ้างอิงของสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง (OE)..... 18
รูปที่ 2.3	แทนโมเดลฉากหลังของแต่ละจุดภาพที่มีการกระจายตัวแบบเกาส์เซียนของ จุดภาพในปริภูมิสี RGB..... 20
รูปที่ 2.4	แบบจำลองแสดงการจำแนกจุดภาพชนิดต่าง ๆ..... 22
รูปที่ 2.5	ผลการทดลองกับวิธีที่ศน์จราจรกรณีทั่วไป..... 23
รูปที่ 2.6	ผลการทดลองกับวิธีที่ศน์จราจรกรณีทั่วไป..... 23
รูปที่ 2.7	ผลการทดลองกับวิธีที่ศน์จราจรอื่น ๆ..... 24
รูปที่ 2.8	แสดงชุดข้อมูลบนปริภูมิ RGB กรณีที่ข้อมูลมีการกระจายตัวปกติ และกรณีข้อมูล กระจายตัวผิดปกติ..... 25
รูปที่ 2.9	ค่ามัธยฐานของชุดข้อมูลตัวอย่างกรณีที่มีการแจกแจงแบบปกติ และกรณีที่มีการ แจกแจงไม่ปกติ..... 26
รูปที่ 2.10	ค่าฐานนิยมของชุดข้อมูลตัวอย่างกรณีที่มีการแจกแจงแบบปกติ และกรณีที่มีการ แจกแจงไม่ปกติ..... 27
รูปที่ 2.11	แสดงจุดภาพที่ตรวจจับได้แบบต่าง ๆ..... 30
รูปที่ 2.12	ตัวอย่างกราฟ PR-Curve..... 31

รูปที่ 3.1	ภาพรวมของระบบตัดแยกยานพาหนะที่นำเสนอบริเวณแบ่งตามลักษณะสี ข้อมูลขอบและความเข้ม.....	33
รูปที่ 3.2	ภาพรวมของระบบตัดแยกยานพาหนะที่นำเสนอบริเวณแบ่งตามขั้นตอนการทำงาน ..	34
รูปที่ 3.3	ค่ามัธยฐานของตัวอย่างและบริเวณลำดับฉากหลังบนปริภูมิ RGB.....	36
รูปที่ 3.4	ขั้นตอนการลบฉากหลังโดยใช้ลักษณะสี.....	39
รูปที่ 3.5	ลำดับการทำงานของการสร้างแบบจำลองฉากหลัง.....	39
รูปที่ 3.6	ไดอะแกรมการจำแนกจุดภาพ.....	40
รูปที่ 3.7	แผนภูมิแสดงการลบฉากหลังโดยใช้ลักษณะขอบของภาพ.....	55
รูปที่ 3.8	การแยกประเภทส่วนที่เป็นขอบของภาพ.....	42
รูปที่ 3.9	การลบฉากหลังโดยใช้ลักษณะความเข้มของภาพ.....	43
รูปที่ 3.10	การจำลองการรวมกันทางเวลาของยานพาหนะ โดยลักษณะสี (ซ้าย) และขอบ (ขวา) ของภาพ.....	46
รูปที่ 3.11	แสดงขั้นตอนการรวมกันของลักษณะต่าง ๆ ที่นำเสนอบริเวณ.....	47
รูปที่ 3.12	การสร้างหน้ากากสำหรับตัดขอบของภาพเนื่องจากเงา.....	48
รูปที่ 3.13	แสดงการรวมผลของ 3.2.1 (เฉพาะลักษณะขอบ) กับ 3.2.2 โดยใช้โอเปอเรเตอร์ AND.....	49
รูปที่ 3.14	แสดงการรวมกันของลักษณะทั้งสองลักษณะ.....	49
รูปที่ 3.15	การใช้หน้ากากความเข้มกำหนดขนาดวัตถุ.....	50
รูปที่ 3.16	แบบจำลองสำหรับการประมาณค่ามัธยฐานบนปริภูมิ RGB.....	51
รูปที่ 3.17	การปรับตัวของแบบจำลองฉากหลังแบบการประมาณค่าสีแบบค่ามัธยฐาน.....	52
รูปที่ 3.18	กรอบสำหรับตรวจจับการครอบครองสำหรับหาค่าการครอบครอง.....	54
รูปที่ 3.19	แสดงเส้นตรวจจับในแต่ละช่องทางเดินรถ.....	56
รูปที่ 3.20	แผนภูมิแสดงวิธีการนับยานพาหนะ.....	56
รูปที่ 4.1	กรณี 1 วิดีทัศน์จราจรทั่วไป.....	57
รูปที่ 4.2	กรณี 2 วิดีทัศน์จราจรในช่วงการจราจรติดขัด.....	58
รูปที่ 4.3	กรณี 3 วิดีทัศน์จราจรที่ได้รับผลกระทบจากเงาของแสง หรือเงา.....	58
รูปที่ 4.4	กรณี 4 วิดีทัศน์จราจรสำหรับยานพาหนะขนาดเล็ก ได้รับผลกระทบจากเงาของแสง และมีช่องทางที่การจราจรติดขัด และไม่ติดขัด.....	58

รูปที่ 4.5	กรณี 5 วิดีทัศน์จราจรสำหรับยานพาหนะขนาดใหญ่มากบนทางด่วน (Traffic Video with Big Vehicle Size).....	59
รูปที่ 4.6	กรณี 6 วิดีทัศน์จราจรที่ให้ภาพที่มีความเปรียบต่างต่ำ	59
รูปที่ 4.7	กรณี 7 วิดีทัศน์จราจรที่ภาพมีการกระพริบ และไม่นิ่ง	59
รูปที่ 4.8	กรณี 8 วิดีทัศน์จราจรจากกลางคืน	60
รูปที่ 4.9	กรณี 9 วิดีทัศน์จราจรกรณีที่มีฝนตกและฝนตกหนัก	60
รูปที่ 4.10	แสดงผลการใช้ค่าการครอบครอง (Occupancy) ในการตรวจสอบภาพจราจร.....	67
รูปที่ 4.11	กราฟความโค้ง PR (Precision-Recall Curve) ในกรณีทั่วไป.....	68
รูปที่ 4.12	แสดง PR-Curve ในกรณียานพาหนะติดขัด.....	72
รูปที่ 4.13	แสดง PR-Curve ในกรณียานพาหนะมีเงา.....	77
รูปที่ 4.14	รูปแสดงการจราจรที่ไม่ติดขัดของฉากวีดีทัศน์จราจร	82
รูปที่ 4.15	แสดง PR-Curve ในกรณียานพาหนะขนาดใหญ่.....	83
รูปที่ 4.16	แสดง PR-Curve ในกรณียานพาหนะขนาดเล็ก.....	85
รูปที่ 4.17	แสดง PR-Curve ในกรณีการลบฉากหลังกับภาพความเปรียบต่างต่ำ.....	90
รูปที่ 4.18	แสดง PR-Curve ในกรณีการลบฉากหลังกับภาพที่มีการกระพริบ	93



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันประเทศไทยประสบกับปัญหาสภาพการจราจรติดขัด โดยเฉพาะในเมืองใหญ่ อย่างเช่นกรุงเทพมหานคร ดังนั้นระบบขนส่งอัจฉริยะ หรือ Intelligent Transportation System (ITS) จึงเข้ามามีบทบาทสำคัญในการวิเคราะห์สภาพการจราจร เพื่อรายงานข้อมูลสารสนเทศในรูปของสภาพคล่องทางจราจร (Traffic Flow) ความหนาแน่นของจำนวนยานพาหนะ หรือความเร็วในการเคลื่อนที่ (Speed) สำหรับผู้ขับขี่ยานพาหนะบนท้องถนน [1] ในการเลือกใช้เส้นทางที่เหมาะสมในการเดินทาง โดยในระบบขนส่งอัจฉริยะ มีตัวตรวจจับ (Sensor) หลายแบบ ตัวตรวจจับที่มีความนิยมเช่น ตัวตรวจจับแบบเหนี่ยวนำ (Inductive-Loop Sensor) และกล้องวิดีโอที่วงจรปิดที่มีระบบประมวลผลภาพอยู่ในภายใน (Image Processing Unit) ซึ่งในปัจจุบันกล้องวิดีโอที่วงจรปิดมีแนวโน้มที่จะถูกใช้เป็นตัวตรวจจับมากขึ้น เนื่องจากข้อดีในเรื่องของการติดตั้งที่ไม่มีการรบกวนการจราจร และการซ่อมบำรุงก็สามารถทำได้ง่าย ดังนั้นจึงมีการพัฒนาระบบในการรายงานสภาพการจราจรในระบบขนส่งอัจฉริยะจากวิดีโอที่วงจรปิดมากขึ้น โดยการใช้การประมวลผลทางภาพ หรือ Image Processing ซึ่งขั้นตอนขั้นพื้นฐานในการประมวลผลภาพนี้คือการตัดแยกส่วนภาพที่สนใจ โดยในกรุงเทพมหานครได้มีการพัฒนาป้ายจราจรอัจฉริยะใช้ในการรายงานผลสภาพการจราจรจากกล้องวิดีโอที่ติดตั้งอยู่ทั่วไปบนถนนสายหลักทั่วกรุงเทพมหานคร ดังแสดงในรูปที่ 1.1 เป็นแนวคิดที่ประยุกต์ใช้เทคโนโลยีเพื่อแก้ไขปัญหาจราจร [2] โดยการรายงานสภาพการจราจรในเวลาจริงให้แก่ผู้เดินทาง เพื่อให้ผู้ขับขี่บนท้องถนนได้เลือกเส้นทางที่เหมาะสม มีการอาศัยเทคโนโลยีการประมวลผลภาพทางจราจรอย่างง่ายโดยใช้อัตราส่วนที่รถยนต์ครอบครอง แต่ก็ยังมีความจำเป็นต้องใช้เจ้าหน้าที่ในการวิเคราะห์และประมวลผลป้ายจราจรอัจฉริยะเพื่อความแม่นยำด้วย นอกจากนี้ศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ (National Electronics and Computer Technology, NECTEC) ก็ได้มีการพัฒนาซอฟต์แวร์ที่อาศัยการประมวลผลภาพจากวิดีโอที่วงจรปิดในการแปลความหมายข้อมูลจากภาพวิดีโอให้อยู่ในรูปของข้อมูลที่ผู้ใช้รถใช้ถนนสามารถเข้าใจด้วย [3] โดยมีการรายงานผลบนสื่ออิเล็กทรอนิกส์หรือเว็บไซต์ ดังแสดงในรูปที่ 1.2 เพื่อใช้ให้ผู้ขับขี่ยานพาหนะที่สนใจสภาพการจราจรสำหรับเลือกเส้นทางที่เหมาะสม แต่การทำงานกับการประมวลผลทางภาพวิดีโอในกลางแจ้ง หรือนอกอาคาร (Outdoor) นั้นจะมีปัญหาเกี่ยวข้องกับเงาของแสงที่ทำให้เกิดเงา หรือการเปลี่ยนแปลงสภาพแสง ซึ่งจะทำให้ประสิทธิภาพในการประมวลผลภาพลดลง



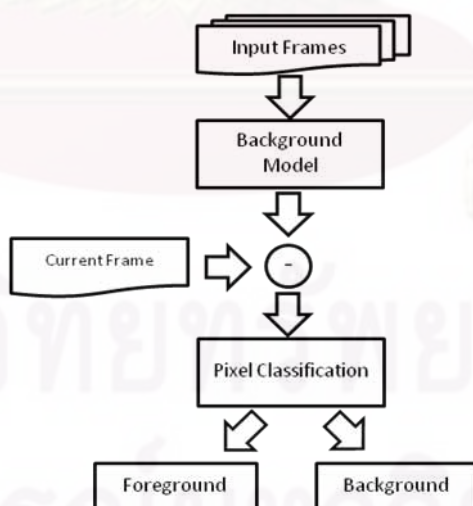
รูปที่ 1.1 ระบบขนส่งอัจฉริยะบริเวณรอบกรุงเทพมหานคร [2]



รูปที่ 1.2 การรายงานสภาพจราจรพัฒนาโดย NECTEC และ ITS Thailand

ในงานประมวลผลภาพจากกล้องวิดีโอ การตัดแยกวัตถุจึงมีความสำคัญมาก เนื่องจากเป็นวิธีการขั้นพื้นฐานสำหรับงานวิจัยทางด้านประมวลผลภาพวิดีโอ ซึ่งจะส่งผลต่อความแม่นยำในการทำงานลำดับสูงขึ้น (High Level Processing) ไม่ว่าจะเป็นการตรวจจับชนิดของวัตถุ (Detection) การติดตาม (Tracking) การรู้จำวัตถุ (Recognition) และอื่นๆ ดังนั้นการตัดแยกยานพาหนะที่มีความแม่นยำสูงนี้จะส่งผลให้การประมวลผลเพื่อให้ได้ข้อมูลต่างๆ ในระบบขนส่ง ตัวอย่างเช่น การ นับจำนวนยานพาหนะ การคำนวณความเร็วของยานพาหนะ หรือ การแยกประเภทยานพาหนะให้มีความแม่นยำสูงขึ้น

วิธีการตัดแยกส่วนภาพของวัตถุที่เคลื่อนที่ (Moving Object Segmentation) โดยพื้นฐานมีวิธีที่นิยม 3 วิธี [4] ได้แก่ วิธีการลบฉากหลัง (Background Subtraction) คือการเปรียบเทียบภาพที่เข้ามาใหม่กับภาพฉากหลังที่มีการสร้างขึ้น วิธีการหาความแตกต่างของภาพทางเวลา (Frame Differencing) คือการหาความแตกต่างของภาพที่อยู่ติดกัน ซึ่งหากมีการเคลื่อนที่ของวัตถุ จะแสดงความแตกต่างอยู่ในรูปผลต่างของทั้งสองภาพ ซึ่งสามารถทำงานได้อย่างรวดเร็ว แต่ผลการตัดแยกส่วนวัตถุจะไม่สมบูรณ์เนื่องจากได้จากเพียงผลต่างของภาพที่อยู่ติดกัน และวิธีการหาการไหลของวัตถุที่เคลื่อนที่ในภาพ (Optical Flow) ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้กับกล้องที่อยู่นิ่ง และกล้องที่มีการเคลื่อนที่ไปด้วยได้ แต่การคำนวณจะมีความซับซ้อน สำหรับ ในวิทยานิพนธ์นี้ได้สนใจศึกษาวิธีตัดแยกส่วนยานพาหนะจากกล้องวิดีโอที่ศรัณจรรยาแบบอยู่กับที่ จึงสนใจวิธีการลบฉากหลัง (Background Subtraction) มาเป็นวิธีการพื้นฐานในการตัดแยกส่วนยานพาหนะ เพราะเหมาะสมกับการทำงานในกรณีกล้องวิดีโอที่อยู่กับที่ และสามารถทำงานได้อย่างรวดเร็ว วิธีการนี้จึงเป็นวิธีการที่มีความนิยมมาก เห็นได้จากการพัฒนาขั้นตอนวิธี (Algorithm) มาเป็นเวลายาวนานจนถึงลำดับที่เรียกว่าสูงสุด โดยสามารถแสดงแผนภูมิวิธีการลบฉากหลังทั่วไปได้ในรูปที่ 1.3 แล้วซึ่งเริ่มต้นจากการรับภาพขาเข้าเข้ามาเป็นจำนวนหนึ่งเพื่อนำไปเรียนรู้ สร้างพารามิเตอร์ที่สำคัญต่างๆ สำหรับการ สร้างแบบจำลองฉากหลัง ก่อนที่จะทำการเปรียบเทียบภาพปัจจุบันกับโมเดลฉากหลังที่สร้างขึ้นเพื่อตัดแยกส่วนที่เคลื่อนที่ซึ่งถือว่าเป็นฉากหน้าของภาพออกมาได้ สุดท้ายจึงนำภาพฉากหน้าที่ได้ไปทำการประมวลผลภาพภายหลัง (Post processing) เพื่อให้ได้ส่วนของฉากหน้าที่มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น



รูปที่ 1.3 แผนภูมิแสดงวิธีการลบฉากหลังโดยทั่วไป

ในหัวข้อแรกของบทนำจะนำเสนอการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อการตัดแยกยานพาหนะที่มีความแม่นยำ โดยรายละเอียดของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องนี้ นำเสนอเป็นลำดับตั้งแต่

งานวิจัยการลบฉากหลังสำหรับตัดแยกวัตถุแบบต้นแบบ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตรวจจับเงา งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำให้โมเดลฉากหลังเบี่ยงต้นซึ่งปรับตัวได้ตามสภาพสิ่งแวดล้อม รวมถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการแยกส่วนยานพาหนะจากวิดีโอที่ศรัณจรรยา และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประเมินผลของงานตัดแยกส่วนจะนำเสนอ ถึงแม้ว่างานวิจัยในส่วนพื้นฐานดังเช่นการลบฉากหลังจะมีการพัฒนามาถึงลำดับสูงสุดแล้ว แต่การนำไป ใช้งานจริง ยังคงมีข้อจำกัดต่างๆ ที่ต้องนำมาพิจารณาเพื่อให้เหมาะสมกับการประมวลผลภาพนั้นๆ ดังนั้น วิทยานิพนธ์นี้จึงได้ทำการศึกษาวิธีการลบฉากหลังที่เป็นที่นิยมต่างๆ ประกอบกับ ความสนใจ และ มองเห็นความสำคัญของปัญหาจราจรทั้งในปัจจุบัน จึงได้นำเอาวิธีการที่คิดว่าเหมาะสมสำหรับการตัดแยกยานพาหนะสำหรับวิดีโอที่ศรัณจรรยา มาทดสอบเพื่อดูปัญหาของการตัดแยกยานพาหนะสำหรับวิดีโอที่ศรัณจรรยา ซึ่ง งานวิจัยที่เกี่ยวข้องจะนำเสนอในหัวข้อที่ 1.2 ข้อจำกัดของการลบฉากหลังแสดงในหัวข้อ 1.3 สำหรับหัวข้อที่ 1.4 จะกล่าวถึงแนวทางงานวิจัยที่นำเสนอ สอดคล้องกับงานวิจัยที่เกี่ยวข้องที่ได้ศึกษามา และวัตถุประสงค์จะกล่าวในหัวข้อ 1.5 ในหัวข้อ 1.6 นำเสนอขอบเขตของวิทยานิพนธ์นี้ และวิธีดำเนินการวิจัย นำเสนอในหัวข้อ 1.7 และหัวข้อสุดท้ายจะแสดงถึงประโยชน์ที่จะได้รับจากงานวิจัยนี้

1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1.2.1 งานวิจัยเกี่ยวกับการลบฉากหลังที่นิยม

ในระยะแรกเทคนิคการตรวจหาฉากหน้าที่เป็นที่นิยม ได้แก่วิธีการของ Wren [5], Haritaoglu [6], Stauffer and Grimson [7], Elgammal [8], and Horprasert [9] โดย Wren และคณะ [5] ได้เสนอการประมาณแบบจำลองฉากหลังแบบเกาส์เซียนโมเดล ในปีค.ศ. 1997 สำหรับการทำให้แบบจำลองฉากหลังมีการปรับตัวได้ และยังเป็นโมเดลที่สามารถปรับตัวได้ตามเวลาเรียกว่าวิธีการหาค่าเฉลี่ยสะสมแบบเกาส์ (Running Gaussian Average) และหาโมเดลใหม่ได้จากการถ่วงน้ำหนักค่าจุดภาพปัจจุบัน กับค่า จุดภาพของฉากหลังก่อนหน้า ทำให้ส่วนที่เป็นฉากหลังที่สร้างขึ้นมีความใกล้เคียงกับฉากหลังจริงมากขึ้น วิธีการ Running Gaussian Average นี้เป็นที่นิยมมาก เนื่องจากมีความซับซ้อนในการคำนวณน้อย และยังมีความแม่นยำในระดับหนึ่งด้วย นอกจากนี้ ข้อดีของวิธีการนี้คือมีการใช้หน่วยความจำน้อย โดยแต่ละพิกเซลจะจัดเพียงพารามิเตอร์สองค่าได้แก่ค่าเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน โดยการพิจารณาจุดภาพฉากหน้ามาจากผลต่างระหว่างจุดภาพปัจจุบันกับจุดภาพฉากหลังที่ประมาณขึ้นมากกว่าจำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน โดยวิธีการนี้มีข้อเสียคือ สำหรับการทำงานในที่แจ้ง หรือนอกอาคารจะเกิดปัญหาการตรวจจับผิดเนื่องจากเงาของวัตถุถูกจำแนกให้เป็นจุดภาพฉากหน้า และนอกจากนี้

สำหรับในส่วนของพิกเซลที่มีการถ่วงน้ำหนักจุดภาพที่ถูกจำแนกว่าเป็นฉากหน้า จะทำให้เกิดการสะสมค่าความผิดพลาดในการสร้างฉากหลังต่อไปได้ ถัดมาในปี ค.ศ. 1998 Haritaoglu และคณะ [6] ได้นำเสนอการสร้างโมเดลฉากหลังเบื้องต้นโดยการหาจุดสีฉากหลังจากค่ามัธยฐานในแต่ละพิกเซลตามเวลา และสร้างโมเดลฉากหลังในรูปของค่าความเข้มสูงสุด ค่าความเข้มต่ำสุด และผลต่างระหว่างความเข้มของจุดภาพในลำดับภาพที่ติดกัน ในการตรวจจับวัตถุฉากหน้าจะถูกแยกออกมาได้โดยการเปรียบเทียบค่าความเข้มของจุดภาพปัจจุบัน กับ โมเดลฉากหลังที่สร้างไว้เท่านั้น ซึ่งโมเดลฉากหลังนี้จะมีความแม่นยำในสถานการณ์หนึ่งๆ เท่านั้น แต่โมเดลจะมีความยืดหยุ่นน้อยทำให้เกิดการตัดแยกภาพผิดพลาดในกรณีที่สภาพแสงมีการเปลี่ยนแปลงไป โดยเฉพาะในกรณีกลางแจ้ง หรือภายนอกอาคาร ต่อจากนั้น ในปีค.ศ. 1999 Stauffer and Grimson และคณะ [7] ได้เสนอการจำลองโมเดลฉากหลังให้มีการแจกแจงเป็นเกาส์เซียนโมเดลแบบผสม ซึ่งจะช่วยแก้ปัญหาฉากหลังที่มีการเปลี่ยนแปลงได้ โดยวิธีการสร้างฉากหลังนี้ จะต้องมีการกำหนดจำนวนเกาส์เซียนโมเดลไว้เบื้องต้นก่อน เพื่อเลือกจำนวนโมเดลของฉากหลังที่จะเก็บไว้ ซึ่งเหมาะสมนำมาทดสอบกับงานตรวจจับวัตถุฉากหน้าในที่แจ้ง หรือนอกอาคาร แต่ข้อเสีย ของการปรับตัวของฉากหลังก็เป็นไปอย่างช้าๆ ไม่เหมาะสมกับการเปลี่ยนแปลงฉากหลังที่รวดเร็ว ดังนั้น ในปีเดียวกัน Elgammal และคณะ [8] จึงได้เสนอโมเดลที่ไม่ต้องมีการกำหนดพารามิเตอร์ (Non-parametric model for background modeling) และสามารถตอบสนองกับฉากหลังที่เปลี่ยนแปลงได้รวดเร็วได้ โดยการใช้การประมาณความหนาแน่นของเคอร์เนลจากเฟรมตัวอย่าง เพื่อหาโมเดลทางสถิติจริงจากกลุ่มลำดับฉากหลังที่ทำการเรียนรู้ แต่วิธีการ [8] นี้เนื่องจากการสร้างโมเดลฉากหลังให้มีการเรียนรู้เองจึงมีข้อเสียที่ต้องการหน่วยความจำไว้เป็นจำนวนมาก และใช้การคำนวณสูง และในปีเดียวกันนี้เช่นกัน Horprasert [9] ได้นำเสนอระบบลบฉากหลังที่มีการแยกองค์ประกอบของโมเดลสี RGB ออกเป็นสององค์ประกอบ ได้แก่องค์ประกอบทางความสว่าง และองค์ประกอบทางสี ซึ่งจะอยู่ในรูปของค่าความบิดเบือนทางความสว่าง (Brightness Distortion) และค่าความบิดเบือนทางสี (Color Distortion) เพื่อนำไปใช้ในการจำแนกประเภทของแต่ละจุดภาพเป็นส่วนหนึ่งของฉากหน้า ฉากหลัง เงา และไฮไลต์ ซึ่งนอกจากจะเป็นวิธีการลบฉากหลังที่เป็นที่นิยมแล้ว เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการลบฉากหลังก่อนหน้าที่กล่าวมานั้นจะมีการจำแนกจุดภาพออกเป็นส่วนฉากหน้า และจุดภาพฉากหลังเท่านั้น แต่โมเดล [7] นี้มีการตรวจจับเงาได้มีความแม่นยำ และการทำงานก็สามารถทำงานได้อย่างรวดเร็ว จึงถือเป็นแบบจำลองที่น่าสนใจนำไปทดสอบกับการทำงานในที่แจ้ง หรือนอกอาคารดังเช่นการตัดแยกยานพาหนะสำหรับวิดิทัศน์จราจร

1.2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตรวจจับเงา

นอกจากการวิธีการลบฉากหลังที่เป็นที่นิยมดังที่ได้กล่าวมาแล้ว การตรวจจับเงาก็เป็นส่วนสำคัญลำดับต้นๆ ในการพัฒนาต่อจากการลบฉากหลัง โดยดังที่ได้กล่าวไปแล้วว่าแบบจำลองสีของ Horprasert [9] สามารถตรวจจับเงาได้อย่างแม่นยำ นอกจากนี้ Elgammal [8] มีการกล่าวถึงการตรวจจับเงาโดยใช้วิธีการที่เรียกว่า Normalized RGB แต่จากการทดลองนำไปใช้พบว่าวิธีนี้ค่อนข้างจะไวต่อการเปลี่ยนแปลงค่า (Sensitive) ทำให้การจำแนกจุดภาพในช่วงที่ควรเป็นเงาได้อย่างไม่เสถียรนัก นอกจากนี้ในปี ค.ศ. 2003 Cucchiara [10] ก็ได้นำเสนอวิธีการลบฉากหลังที่สามารถตรวจจับเงาได้ ทั้งยังสามารถตรวจจับส่วนฉากหน้าที่ไม่ใช่วัตถุที่สนใจ (Ghost) ได้อีกด้วยเรียกวิธีการที่นำเสนอว่า การตรวจจับวัตถุเชิงสถิติที่อยู่บนพื้นฐานความเข้าใจได้ หรือ Sakbot (Statistical and Knowledge-Based Object detection) แต่เมื่อพิจารณาการนำไปใช้ค่อนข้างซับซ้อน เนื่องจากการจำแนกชนิดจุดภาพไม่ได้รวมกันเป็นแบบจำลองเดี่ยวเหมือนกับแบบจำลองของ [9] ที่มีพารามิเตอร์ที่สำคัญเพียงสองค่า แต่เป็นการคิดจำแนกตามเงื่อนไขของแต่ละการตรวจจับ จึงมีพารามิเตอร์หลายค่าในการคำนวณ ทั้งนี้ ต้องพิจารณาหาค่าขีดเริ่มต้นที่เหมาะสมสำหรับพารามิเตอร์แต่ละตัวอีกด้วย

1.2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตัดแยกยานพาหนะสำหรับวิดิทัศน์จราจร

หัวข้อนี้แบ่งเนื้อหาออกเป็นสองส่วน ได้แก่ ส่วน ของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคการตัดแยกยานพาหนะสำหรับวิดิทัศน์จราจร และส่วนที่สองจะกล่าวถึงลักษณะเด่น (Feature) ที่นิยมนำมาใช้ในงานวิจัยที่ผ่านมา

1.2.3.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคการตัดแยกยานพาหนะจากวิดิทัศน์จราจร

จากการสำรวจงานวิจัยสำหรับการตัดแยกยานพาหนะที่ผ่านมาพบว่า มีการนำเสนอวิธีการที่น่าสนใจมากมาย โดย ในปี ค.ศ. 2004 Cheung และคณะ [11] ได้รวบรวมเทคนิคที่แม่นยำสำหรับการลบฉากหลังจากภาพวิดิทัศน์จราจรในเมือง โดยในหัวข้อการสร้างแบบจำลองฉากหลัง (Background Modeling) แบ่งออกเป็นสองวิธี ได้แก่การคำนวณแบบไม่มีการย้อนกลับหรือการทำซ้ำ (Non-recursive Technique) ซึ่งมักเป็นวิธีการหลักในการสร้างแบบจำลองฉากหลังเบื้องต้น ซึ่งวิธีการที่นิยมนำมาใช้ ได้แก่ การหาผลต่างระหว่างเฟรม (Frame Differencing) ซึ่งเป็นวิธีการที่ง่าย ไม่ซับซ้อน การทำการกรองโดยใช้ค่ามัธยฐาน (Median Filter) ซึ่งจะมีความแม่นยำค่อนข้างสูงบนสมมติฐานที่ว่า จำนวนของจุดภาพที่เป็นฉากหลัง จะต้องมากกว่าครึ่งหนึ่งของจุดภาพที่เรารู้ทั้งหมด การกรองแบบประมาณเป็นเส้นตรง (Linear Predictive Filter) ซึ่งสัมพันธ์กับตัวกรองจะหาได้จากค่าความแปรปรวนร่วม [12] และวิธีสุดท้ายคือวิธีการสร้าง

แบบจำลองโดยการเรียนรู้เองจากลำดับฉากหลัง (Non-parametric Model) [8] และอีกเทคนิคหนึ่งคือการคำนวณแบบย้อนกลับหรือการทำซ้ำขั้นตอนเดิม (Recursive Technique) ซึ่งนิยมนำมาทำให้แบบจำลองมีการปรับตัวได้ เพราะช่วยลดหน่วยความจำเนื่องจากไม่จำเป็นต้องมีบัฟเฟอร์เก็บข้อมูลสำหรับการนำไปคำนวณ และช่วยลดความซับซ้อนในคำนวณลงจากวิธีการที่ไม่มีการคำนวณแบบย้อนกลับหรือทำซ้ำขั้นตอนเดิม โดยจะพิจารณาจาก ภาพที่เข้ามาใหม่เท่านั้น ซึ่งวิธีการที่น่าสนใจประกอบไปด้วยวิธีการประมาณการกรองค่ามัธยฐาน (Approximated Median Filter) เนื่องจากความแม่นยำของการหาค่ามัธยฐานจากลำดับฉากหลัง ทำให้มีการหาวิธีการประมาณหาค่ามัธยฐานเพื่อใช้ในการปรับตัวของแบบจำลองฉากหลัง โดยในปี ค.ศ. 1995 ได้มีการนำมาใช้ในการตัดแยกหมูในภาพนำเสนอบนโดย McFarlane และคณะ [13] และวิธีการกรองแบบคาลมาน (Kalman Filter) นอกจากนี้วิธีการสร้างแบบจำลองผสมของเกาส์ที่เคยกล่าวไปแล้ว [7] ก็เป็นวิธีการที่สามารถนำไปใช้ให้แบบจำลองมีการปรับตัวได้เช่นกัน

1.2.3.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเลือกคุณลักษณะเด่นสำหรับการตัดแยกยานพาหนะสำหรับวิดิทัศน์จราจร

นอกจากเทคนิคที่ Cheung และคณะ [11] ได้รวบรวมไว้แล้ว การนำไปใช้ในงานตัดแยกยานพาหนะสำหรับวิดิทัศน์จราจรจริงนั้น การเลือก คุณลักษณะเด่น (Feature) ที่เป็นตัวแทนของการนำไปใช้ในแต่ละวิธี ก็เป็นส่วนที่สำคัญ โดยจากที่กล่าวมาทั้งหมดข้างต้น ลักษณะที่นำไปใช้ในการลบฉากหลังมักอยู่ในรูปของค่าโมเดลสี (RGB Color Model) [5], [7], [9] หรือถ้าซ้ำซ้อนน้อยกว่าจะอยู่ในลักษณะของความเข้ม (Intensity) [4], [6] และสำหรับงานวิจัยทางด้านวิดิทัศน์จราจร Lai และคณะ [14] ได้เสนอวิธีการสร้างโมเดลฉากหลังแบบปรับตัวได้กับวิดิทัศน์จราจรแบบใช้ความเข้ม (Intensity) หรือภาพเฉดเทา (Grayscale) โดยอาศัยสภาพจราจรซึ่งหาได้ในจากความแปรปรวนทางความเข้ม (Intensity Variation) ในการเลือกปรับใช้ระหว่างการสร้างโมเดลฉากหลังโดยใช้ค่าฐานนิยม กับการใช้ค่าเฉลี่ยทางเลขคณิต ซึ่ง สามารถนำไปใช้งานได้ในระดับหนึ่ง และนอกจากลักษณะทั้งสองลักษณะที่กล่าวมานี้แล้ว Lam และคณะ [15] ได้ใช้การสร้างแบบจำลองฉากหลังโดยใช้วิธีการของ Lai และคณะ [9] และได้นำเสนอการลบฉากหลังโดยการใช้ลักษณะพื้นผิวของภาพ (Texture) ในการตัดแยกยานพาหนะจากวิดิทัศน์จราจร โดยอาศัยหลักการคือเงาของยานพาหนะมีความคล้ายคลึงกับฉากหลังที่มีสีเข้มกว่าเดิม แต่ลักษณะพื้นผิว (Texture) ของภาพยังเหมือนกับฉากหลัง แต่การใช้ลักษณะพื้นผิวของภาพนั้นต้องอาศัยรายละเอียดของข้อมูลมากพอสมควรจึงจะสามารถบอกได้ว่าพื้นผิวมีลักษณะอย่างไร จึงมีความเหมาะสมสำหรับการทำงานกับภาพวิดิทัศน์ที่มีความละเอียดค่อนข้างมาก แต่สำหรับภาพที่รับจากกล้องวิดิทัศน์จราจรที่มีรายละเอียดของภาพไม่มาก จะให้ข้อมูลทางลักษณะพื้นผิวของภาพได้ไม่ชัดเจน นอกจากนี้

Kiratiratanapruk และคณะ [3] ได้นำเสนอการตัดแยกยานพาหนะโดยใช้เพียงข้อมูลขอบของภาพ (Edge Information) ซึ่งสามารถทำงานได้เร็ว และทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของแสง แต่การใช้เพียงข้อมูลขอบของภาพนั้น ยังให้ข้อมูลที่น้อยเกินไปสำหรับการแยกส่วนรถ เช่น ในกรณีที่ภาพขอบที่ตรวจจับได้ไม่มีความต่อเนื่องทำให้ตรวจจับวัตถุได้มากกว่าที่เป็นจริง หรือในกรณีที่ยานพาหนะมีสีใกล้เคียงกับท้องถนนมากทำให้มองไม่เห็นขอบของยานพาหนะ เป็นต้น

ดังที่ได้กล่าวมาทั้งหมด งานวิจัยนี้จึงสนใจที่จะนำวิธีการลบฉากหลังและมีการตรวจจับเงาได้อย่างแม่นยำของ Horprasert และคณะ [9] มาทดสอบกับวีดิทัศน์จราจร แต่เนื่องจากข้อจำกัดของ [9] คือแบบจำลองฉากหลังยังไม่สามารถปรับตัวได้ตามสภาพแวดล้อม จึงได้มีการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมาที่เกี่ยวข้องกับการทำให้แบบจำลองมีการปรับตัวได้ ดังหัวข้อต่อไปนี้

1.2.4 งานวิจัยที่ผ่านมาที่เกี่ยวข้องกับวิธีการ Horprasert [9]

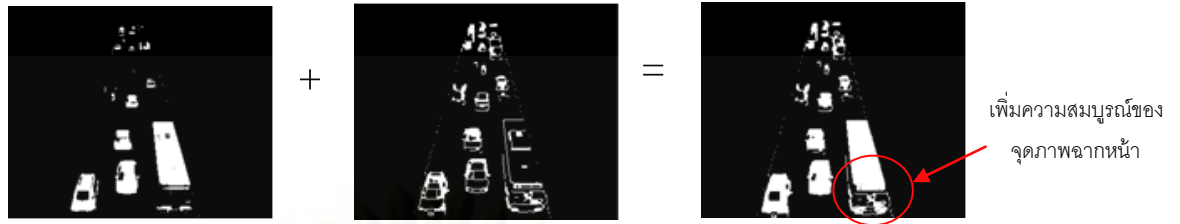
เนื่องจาก [9] เป็นวิธีการลบฉากหลังและมีการตรวจจับเงาที่เป็นที่นิยมมาก ทำให้มีการนำเสนอขั้นตอนวิธีที่ทำให้ สามารถปรับตัวได้มากมาย โดยวิธีการที่น่าสนใจที่นำเสนอโดย Kim และคณะ [14] พัฒนาวิธีการลบฉากหลังเชิงสถิติ และการตรวจจับเงา [9] ในปี ค.ศ. 2004 โดยการสร้างแบบจำลองฉากหลังจากการเรียนรู้ฉากหลังมาเก็บไว้มากกว่าหนึ่งรูปแบบ เพื่อให้การลบฉากหลังสามารถปรับตัวได้ กรณีที่แสงมีการเปลี่ยนแปลง เป็นต้น โดยการเลือกรูปแบบของโมเดลฉากหลังที่เก็บไว้ในรูปของ Codebook แต่ละ Codebook ประกอบไปด้วยหลายโค้ดเวิร์ด (Codeword) ซึ่งเป็นตัวแทนแบบจำลองฉากหลังหลายรูปแบบ นอกจากนี้ในช่วงการเรียนรู้ฉากหลังจึงไม่จำเป็นที่จะต้องเรียนรู้จากลำดับภาพที่เป็นฉากหลังเท่านั้น แต่จะสามารถเรียนรู้ได้จากลำดับภาพที่มีฉากหน้าด้วย เนื่องจากมีการเพิ่มพารามิเตอร์ที่คำนวณช่วงเวลาที่เป็นฉากหน้าฉากหลังนั้นจะไม่เกิดขึ้นหรือเรียกว่า Maximum Negative Run Length (MNRL) เพื่อแยกส่วนที่เป็นฉากหน้ากับฉากหลังอีกด้วย เหมาะสำหรับในกรณีที่มีข้อ การสร้างแบบจำลองฉากหลังใหม่อีกครั้งด้วย ซึ่งเป็นวิธีที่มีความยืดหยุ่นของแบบจำลองฉากหลังสำหรับวิธีการลบฉากหลัง แต่ก็จะมีเก็บข้อมูลไว้ในหน่วยความจำไว้เป็นจำนวนมากด้วยเช่นกัน ถัดมาในปี ค.ศ. 2005 Thongkamviton [17] ได้ปรับปรุง [9] โดยการเพิ่มพารามิเตอร์สำหรับทำให้ฉากหลังสามารถปรับตัวได้ โดยพารามิเตอร์เป็นค่าที่ได้จากการเรียนรู้แบบไม่เป็นเส้นตรง (Non-linear Learning Factor) จากภาพวีดิทัศน์ ค่าพารามิเตอร์นี้สามารถคำนวณการเปลี่ยนแปลงจากภาพทั้งภาพ (Frame-based) และการเปลี่ยนแปลงในแต่ละจุดภาพ (Pixel-based) และในส่วนนี้ยังมีการแบ่งการคำนวณหาจากความสัมพันธ์ของผลการลบฉากหลังของภาพก่อนหน้า กับภาพปัจจุบัน เพื่อแก้ไขปัญหาการแยกส่วนภาพผิดพลาดจากข้อจำกัดต่างๆ จากข้อมูลหลายภาพวีดิทัศน์

1.2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการลบฉากหลังด้วยวิธีการรวมคุณลักษณะเด่นหลายชนิด (Features Combination)

ดังที่ได้กล่าวไปในหัวข้อ 1.1.3.2 ถึงการเลือกคุณลักษณะเด่นสำหรับเป็นตัวแทนในวิธีการลบฉากหลัง จะเห็นได้ว่ามีหลากหลายลักษณะ และในแต่ละ คุณลักษณะก็มีข้อเด่นข้อด้อยแตกต่างกันไป งานวิจัยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้พยายามจะหาวิธีการที่จะทำให้การตัดแยกยานพาหนะ มีความสมบูรณ์และแม่นยำมากที่สุด จึงเลือกที่จะทำการรวม คุณลักษณะเด่นของการลบฉากหลังหลายลักษณะเข้าด้วยกัน เป้าหมายคือเพื่อความสมบูรณ์ของส่วนของวัตถุที่แยกส่วนได้ และการแก้ปัญหาเงาอันเนื่องมาจากเงาของแสง โดยมีงานวิจัยก่อนหน้าเกี่ยวข้องที่น่าสนใจมากมาย Karaman และคณะ [18] ได้รวบรวมวิธีการลบฉากหลังต่างๆ รวมทั้งวิธีการที่น่าสนใจที่รวมคุณลักษณะเด่นหลายลักษณะไว้ด้วยกันด้วย ในปี ค.ศ. 2000 Mckenna และคณะ [19] ได้ทำการรวมลักษณะที่ได้จาก Normalized rgb และ ข้อมูลขอบ (Edge Information) ของภาพเข้าไว้ด้วยกัน ซึ่งจะให้ผลการรวมของลักษณะทั้งสองแบบที่มีข้อมูลที่มากพอ รูปที่ 1.4 แสดงความทนทานต่อเงาของแสงหรือในกรณีที่มีเงา ของการตรวจจับภาพแบบใช้ขอบของภาพ และ รูปที่ 1.5 แสดงการรวมกันของผลลัพธ์การลบฉากหลังโดยใช้ลักษณะสี และขอบของภาพ และในปีเดียวกัน Jabri และคณะ [20] ก็ได้นำเสนอ การใช้ลักษณะโมเดลสี (RGB color model) โดยพิจารณาการลบฉากหลังของแต่ละสี รวมกับข้อมูลขอบของภาพใกล้เคียงกับวิธีของ [19] ในปี ค.ศ. 2001 Cavellaro [21] เห็นข้อเด่นของแบบจำลองสี YCbCr แต่ใช้เพียงข้อมูลขอบของภาพขององค์ประกอบ Y และ Cb แล้วนำผลการลบฉากหลังที่ได้มารวมกัน แต่การใช้ข้อมูลขอบเพียงอย่างเดียวจะก่อให้เกิดปัญหาจุดภาพที่ตรวจจับได้ว่าเป็นฉากหน้ามีความไม่ต่อเนื่อง หรือ มีลักษณะเป็นรู (Aperture Problem) แสดงรูปกลางของรูปที่ 1.5 นอกจากนี้ ในปี ค.ศ. 2008 Huerta และคณะ [4] ได้นำเสนอการรวมกันของคุณลักษณะทั้งสามอย่าง ประกอบไปด้วย องค์ประกอบทางสี ขอบของภาพ และ ความเข้ม มาช่วยเป็นหน้าฉากสำหรับขนาดวัตถุที่แม่นยำ ซึ่งนำไปสู่แนวคิดสำหรับวิทยานิพนธ์นี้ในการที่จะนำเสนอการรวมคุณลักษณะเด่นทั้งสามชนิดเข้าไว้ด้วยกันรวมทั้งการนำเทคนิคการประมวลผลภาพอย่างเทคนิค Morphology มาร่วมด้วย เพื่อให้ได้ผลการแยกส่วนภาพที่สมบูรณ์ และแม่นยำมากที่สุด



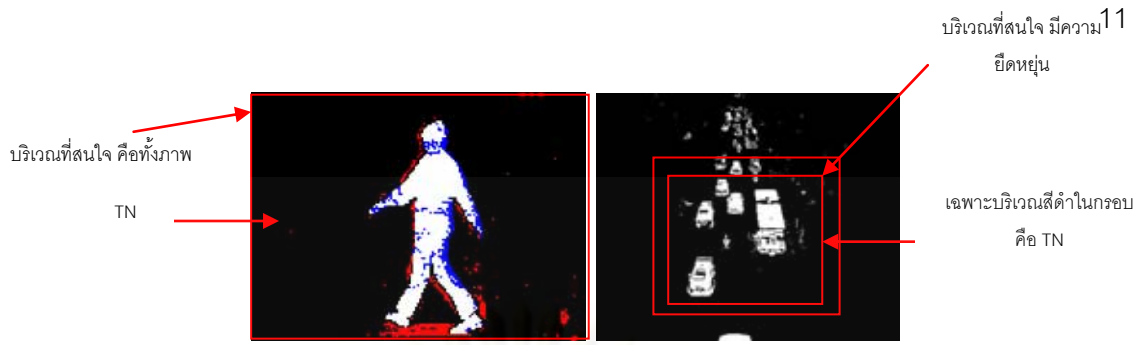
รูปที่ 1.4 ข้อดีของการตรวจจับภาพโดยใช้ขอบของภาพมีความไวต่อเงาน้อยกว่า



รูปที่ 1.5 ผลลัพธ์ภาพขาวสุดจากการรวมกันของผลลบฉากหลังด้วยลักษณะสี และขอบของภาพ

1.2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประเมินค่าการตัดแยกส่วนภาพ

ในการทำงานวิจัย การประเมินค่าประสิทธิภาพของงานที่ วิจัยที่นำเสนอขึ้นมาขึ้นนั้นถือเป็นส่วนที่สำคัญ โดย ทัวไปการประเมินค่างานวิจัยเกี่ยวกับการตัดแยกส่วนวัตถุขึ้นจะมีสองวิธีการหลักวิธีการแรกคือวิธีการประเมินค่าแบบอัตวิสัย (Subjective Evaluation) หรือการประเมินด้วยสายตาของมนุษย์ แต่ในกรณีที่สายตามนุษย์อาจมีความลำเอียง จึงต้องทำให้มีการประเมินค่าอีกอย่างหนึ่งคือ การประเมินค่าแบบ ปรวิสัย (Objective Evaluation) ซึ่งมีอีก 2 วิธีย่อยที่เป็นที่นิยมคือวิธีการประเมินค่าแบบใช้กราฟ หรือกราฟเส้นโค้ง ROC (Receiver Operating Characteristic Curve) โดยเป็นกราฟที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการตรวจจับถูกต้อง (True Positive Rate) กับอัตราการตรวจจับผิดพลาด (False Detection Rate) [17] และอีกวิธีย่อยหนึ่งคือการประเมินค่าโดยใช้กราฟเส้นโค้งแสดงความสัมพันธ์ของค่าความแม่นยำ (Precision) และค่าเรียกกลับ (Recall) (PR Curve) [23] โดยในวิทยานิพนธ์นี้จะนำการประเมินค่าแบบวิธีที่สองคือใช้ค่าความแม่นยำและค่าเรียกกลับมาประเมินผล เนื่องจากเมื่อพิจารณาถึงส่วนของการคำนวณอัตราการตรวจจับผิดพลาด หรือ False Detection Rate (FDR) ในกราฟ ROC นั้น จะมีการคำนวณค่า FDR เป็นค่าที่ตรวจจับไม่ได้แต่ถูกต้อง (True Negative, TN) หรือเรียกว่าเป็นส่วนที่ตรวจจับฉากหลังได้ถูกต้องมาพิจารณาด้วย ซึ่งจะเหมาะสมกับการ นำไปประเมินค่าผลการตัดแยกเมื่อสนใจพื้นที่ทั้งภาพ [17] แต่สำหรับการตัดแยกส่วนยานพาหนะจากวิดีโอที่ค้นจรวจานั้น ส่วนที่สนใจ มักเป็นบริเวณที่ได้ยานพาหนะสมบูรณ์ที่สุด หรือบริเวณใกล้เคียงกับกล้องวิดีโอที่ค้นมากที่สุด ดังนั้นส่วนพื้นที่ของพื้นที่หลังที่ตรวจจับถูก ถึงมีความยืดหยุ่นได้ การหาค่า ทำให้อาจเกิดความผิดพลาดได้ในประเมิน



รูปที่ 1.6 (ซ้าย) ภาพที่เหมาะสมนำมาประเมินค่าด้วยกราฟ ROC จาก [17]

(ขวา) ภาพที่เหมาะสมนำมาใช้หากราฟเส้นโค้ง PR (Precision-Recall Curve)

1.3 ข้อจำกัดของการลบภาพจากหลัง

ในส่วนข้อจำกัดของการลบจากหลังทั่วไปนี้จะพิจารณาจากปัญหาที่เกิดขึ้นในกรณีนำวิธีการลบจากหลังไปใช้กับการตัดแยกส่วนวัตถุในที่แจ้ง หรือนอกอาคาร (Outdoor) [12] ประกอบไปด้วย

1.3.1 เงาของวัตถุ (Shadow)

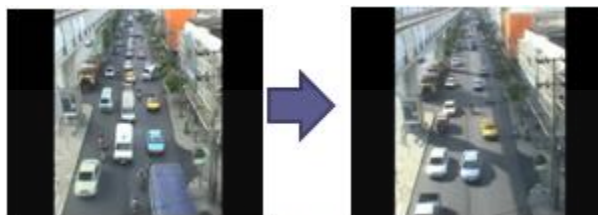
เงาของวัตถุนั้น เกิดขึ้นมาจากเงาของแสง ดังนั้นสำหรับการใช้วิธีการลบจากหลังทั่วไปจะจำแนกส่วนที่เป็นเงาของวัตถุผิดพลาดเป็นวัตถุจากหน้า แทนที่จะเป็นเพียงส่วนของจากหลังที่สีเข้มขึ้นเท่านั้น ดังแสดงในรูป 1.7



รูปที่ 1.7 การตรวจจับวัตถุจากหน้าผิดพลาดเนื่องจากเงาของวัตถุ

1.3.2 การเปลี่ยนแปลงเวลาของวัน (Time of the Day)

สำหรับการทำงานในที่แจ้ง หรือนอกอาคารเวลาของทั้งวันที่เปลี่ยนไปจะให้แสงที่แตกต่างกัน ทำให้สีของภาพที่ตรวจจับได้จากกล้องวิทัศน์มีความแตกต่างกัน หากเลยขีดจำกัดเริ่มต้น ก็อาจทำให้เกิดการตรวจจับผิดพลาดได้จากรูปที่ 1.8 แสดงภาพในฉากเดียวกัน แต่เวลาแตกต่างกัน



รูปที่ 1.8 ภาพในฉากเดียวกันแต่เวลาต่างกัน

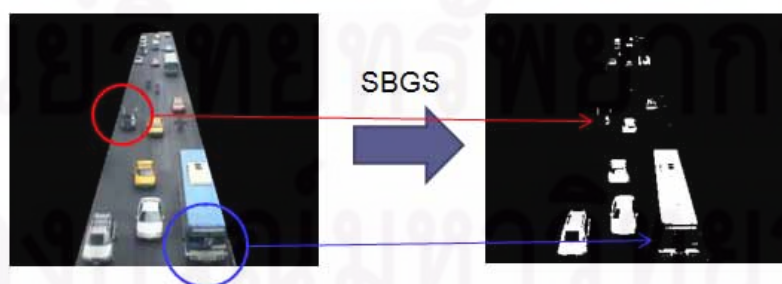
แต่ข้อดีเมื่อเปรียบเทียบกับกรณีที่คล้ายกันกับในที่ร่มเช่นการเปิดปิดสวิสช์ไฟนั้นก็คือการเปลี่ยนแปลงของแสงตามเวลาของวันนั้นการเปลี่ยนแปลงของสีจะเป็นไปอย่างช้าๆ ไม่รวดเร็ว ทำให้การออกแบบโมเดลที่ปรับตัวได้สามารถออกแบบให้ปรับตัวแบบไม่ต้องกระทันหันได้

1.3.3 ลำดับฉากหลังสำหรับการเรียนรู้ฉากหลัง (Training Period)

ข้อจำกัดนี้เป็นปัญหาสำคัญสำหรับการตัดแยกยานพาหนะจากวิดีโอทัศนวิสัย เนื่องจากวิดีโอทัศนวิสัยนั้น ลำดับฉากหลังเปลวๆ ที่ไม่มีวัตถุฉากหน้าเลยนั้นเป็นสิ่งที่หาได้ยาก เพราะวิดีโอทัศนวิสัยจะมียานพาหนะเคลื่อนที่ตลอดเวลาไม่มากก็น้อยเรียกปัญหานี้ว่า Bootstrapping [12] ซึ่งลำดับฉากหลังที่ไม่ถูกต้อง จะนำไปสู่การเรียนรู้ฉากหลังที่ผิดพลาด แบบจำลองฉากหลังที่คำนวณได้ก็จะผิดพลาดไปตลอดการลบฉากหลัง

1.3.4 ลักษณะของวัตถุที่เคลื่อนที่ และฉากหลังมีความเหมือนกัน (Camouflage)

ลักษณะของวัตถุที่เคลื่อนที่ ในที่นี้หมายถึงลักษณะที่เลือกใช้ไม่ว่าจะเป็นโมเดลสี RGB ความเข้ม ลักษณะพื้นผิว หรือ ขอบของภาพก็ตาม ซึ่งความเหมือนกันของลักษณะต่างๆ เหล่านี้ทำให้การตัดแยกวิดีโอทัศนวิสัยมีความผิดพลาด เพราะส่วนที่เหมือนกันจะถูกจำแนกให้เป็นจุดฉากฉากหลังดังแสดงในรูปที่ 1.9 จำเห็นว่า กระเจกหน้าของยานพาหนะมีสีที่ใกล้เคียงกับสีของถนนมาก ทำให้ถูกจำแนกเป็นฉากหลัง เกิดความไม่สมบูรณ์ของยานพาหนะขึ้น



รูปที่ 1.9 การตัดแยกยานพาหนะที่ไม่สมบูรณ์เนื่องจากสีของยานพาหนะเหมือนกับสีของถนน (วงกลมสีแดง) และองค์ประกอบบางส่วนของยานพาหนะมีสีเหมือนกับถนน (วงกลมสีฟ้า)

1.3.5 วัตถุจากหน้าไม่เคลื่อนที่ (Sleeping Person) [12]

ปัญหานี้เกิดขึ้นเมื่อวัตถุจากหน้าเคลื่อนที่เข้ามาในฉากช่วยแรก แล้วจากนั้นก็มีการหยุดนิ่ง ทำให้แบบจำลองที่ปรับตัวนั้นไม่สามารถแยกความแตกต่างระหว่างฉากหน้ากับฉากหลังได้จากรูปที่ 1.10 แสดงการหยุดนิ่งของรถประจำทาง ทำให้แบบจำลองมีการปรับเปลี่ยนตัวนำรถประจำทางให้กลายเป็นฉากหลัง



รูปที่ 1.10 ผลจากการที่ยานพาหนะหยุดนิ่งเป็นเวลานาน ภาพขวาสุดคือฉากหลังเริ่มต้น ภาพกลางคือภาพปัจจุบันที่เข้ามา ภาพซ้ายสุด คือภาพรถประจำทางถูกปรับตัวกลายเป็นส่วนหนึ่งของฉากหลัง

1.3.6 วัตถุจากหลังเคลื่อนที่ (Waking Person) [12]

ปัญหานี้ตรงข้ามกับหัวข้อ 1.2.5 กล่าวคือ แบบจำลองฉากหลังที่ถูกสร้างขึ้นในช่วงเวลาหนึ่ง แต่หลังจากช่วงเวลานั้น วัตถุที่เคยเป็นฉากหลังมีการเคลื่อนที่ไป ดังแสดงในรูป 1.11 จะเห็นว่า ยานพาหนะตอนแรกจอดนิ่งอยู่ในช่วงเรียนรู้ลำดับฉากหลัง แต่ระยะเวลาหนึ่งมีการเคลื่อนที่ไป ทำให้มีการจำแนกจุดภาพผิดพลาด



รูปที่ 1.11 ภาพขวาสุดคือฉากหลังเริ่มต้น ภาพกลางคือภาพปัจจุบันที่เข้ามา ภาพซ้ายสุด คือภาพผลลัพธ์การตัดแยกผิดพลาดเนื่องจากบางส่วนของฉากหลังเคลื่อนที่

1.3.7 ปัญหาอื่นๆ

ตัวอย่างเช่นการแกว่งตัวของใบไม้ในฉากหลัง (Waving Trees) ทำให้การตัดแยกฉากหน้าผิดพลาดเนื่องจาก ฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา แต่อาจจะเกิดได้ยากกับวีดิทัศน์จราจร

เนื่องจากการติดตั้งกล้องมักเป็นภาพมุมสูงและส่วนของฉากหลังมักจะเป็นถนน ซึ่งจะได้รับผลกระทบจาก 1.3.1 - 1.3.6 มากกว่า

จากข้อจำกัดต่างๆ ของการลบฉากหลังสำหรับวิดีโอทัศนวิจรรวม วิทยานิพนธ์นี้จึงมีวัตถุประสงค์ในการแก้ปัญหาตามหัวข้อ 1.3.1 – 1.3.6 โดยนำวิธีการที่ Horprasert [9] ได้เสนอขึ้นนั้นเป็นวิธีการพื้นฐานขั้นต้น ซึ่งจะนำเสนอวิธีการพื้นฐานนี้ไว้ในบทที่ 2 ทฤษฎีพื้นฐาน เนื่องจากมีความเหมาะสมในส่วนที่สามารถตรวจจับเงาอันเป็นผลมาจากเงาของแสง ซึ่งเป็นปัญหาหลักของการลบฉากหลังสำหรับวิดีโอในที่แจ้ง หรือนอกอาคาร โดยผู้ทำวิทยานิพนธ์ได้ทดลอง นำข้อมูลจากกล้องวิดีโอที่รับมาจากศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ (NECTEC) มาทดสอบกับวิธีพื้นฐาน [9] แล้วทำการพัฒนาระบบโดยจะนำเสนอในบทที่ 3 ซึ่งนอกจากจะมีเป้าหมายหลักในการแก้ปัญหาหัวข้อตามข้อจำกัด 1.3.1 – 1.3.6 แล้วยังต้องการเพิ่มประสิทธิภาพการทำงาน และให้การทำงานมีความซับซ้อนน้อยที่สุด เพื่อลดการประมวลผล เนื่องจากกล้องวิดีโอที่เก็บภาพทางจรรวมนั้นจำเป็นต้องมีคุณสมบัติในเรื่องของความทนทานต่อสภาพแสง และสภาพอากาศมากกว่าคุณภาพของภาพ และการประมวลผล และในบทที่ 4 จะทำการแสดงผลประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอ และในบทสุดท้ายเป็นการสรุปผลงานวิจัย

1.4 แนวทางในการนำเสนอ

ในวิทยานิพนธ์นี้เสนอการปรับปรุงการลบฉากหลังด้วยวิธีการเชิงสถิติ เพื่อนำมาปรับใช้กับการตัดแยกยานพาหนะจากวิดีโอทัศนวิจรรวม โดยการใช้ทฤษฎีพื้นฐานในการแยกองค์ประกอบทาง (RGB color model) ให้อยู่ในรูปขององค์ประกอบทางแสง และทาง สี แบ่งแนวทางของวิทยานิพนธ์ได้เป็นดังนี้

1. การตรวจจับเงา โดยอาศัยทฤษฎีพื้นฐานที่นำเสนอโดย Horprasert [9] ซึ่งสามารถจำแนกจุดภาพให้เป็นฉากหน้า ฉากหลัง และเงา ได้อย่างแม่นยำ และรวดเร็ว ทั้งยังได้ข้อมูลของภาพมากพอ เพราะเป็นการใช้ข้อมูลบนปริภูมิสี RGB มาพัฒนาเพื่อปรับใช้เข้ากับวิดีโอทัศนวิจรรวม โดยเริ่มต้นจากการสร้างลำดับฉากหลังที่หาได้ยากจากวิดีโอทัศนวิจรรวมก่อนที่จะนำไปทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปของค่าความบิดเบือนทางความสว่างและทางสี เพื่อใช้จำแนกชนิดของจุดภาพขาเข้าใหม่ เมื่อเปรียบเทียบกับภาพฉากหลังอ้างอิง และสุดท้ายเพื่อให้เห็นฉากหลังที่สร้างไว้ทำงานในที่แจ้งได้

2. การรวมข้อมูลมากกว่า 1 ลักษณะเข้าด้วยกัน เพื่อให้ได้การตัดแยกยานพาหนะที่สมบูรณ์ โดยนอกจาก การนำลักษณะทางสี [9] แล้วยังได้รวมเอาข้อมูลขอบของภาพ และสมบัติทางเวลา (Temporal) เพื่อช่วยให้ผลลัพธ์มีความแม่นยำและสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น
3. การทำให้โมเดลมีความสามารถปรับตัวได้ โดย มีการนำเสนอหลักการของการประมาณค่าด้วยวิธีทางค่ามัธยฐานมาช่วยในการทำให้แบบจำลองมีความปรับตัวได้อย่างแม่นยำและรวดเร็ว
4. การคำนวณค่าการครอบครอง (Occupancy) เพื่ออธิบายสภาพจราจรมาช่วยในการปรับตัวมีประสิทธิภาพ มีความเป็นอัจฉริยะมากยิ่งขึ้น เหมาะกับการทำงานกับวิดีโอทัศนจราจรในระบบเวลาจริง และระยะเวลาอันยาวนานได้
5. การประเมินค่าวิธีการที่นำเสนอในแต่ละขั้นตอนวิธี โดยใช้วิธีการที่นิยมคือการทำค่าเรียกกลับ (Recall) และค่าความแม่นยำ (Precision) เปรียบเทียบกับอัตราเร็วในการทำงาน และนอกจากนี้ยังประเมินค่าระบบเพื่อให้นำไปใช้งานได้จริงโดยการนับจำนวนยานพาหนะอย่างง่ายอีกด้วย

1.5 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อพัฒนาระเบียบวิธีในการตัดแยกยานพาหนะบนท้องถนนออกจากวิดีโอทัศนจราจรที่มีความแม่นยำได้ โดยแก้ไขปัญหาการตัดแยกผิดพลาดโดยการวิเคราะห์วิดีโอทัศนจราจรรูปแบบต่างๆ กันขึ้นกับสภาพแสงที่เปลี่ยนแปลง หรือเงื่อนไขของสภาพแสงทำให้เกิดเงา การเปรียบเทียบต่ำ (Low Contrast) และมุมของกล้องก็ทำให้เกิดภาพยานพาหนะขนาดแตกต่างกัน รวมถึงสภาพจราจรอีกด้วย โดยจะใช้ระเบียบวิธีการทางสถิติสำหรับวิธีการลบฉากหลัง มาใช้ในการวิเคราะห์ รวมถึงการพัฒนาระบบให้มีการปรับตัวได้ เพื่อเป็นต้นแบบการแยกส่วนพาหนะสำหรับการนำไปใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลทางจราจร ไม่ว่าจะเป็นการนับจำนวนยานพาหนะบนท้องถนน การหาความเร็วเฉลี่ยของยานพาหนะ หรือการแยกประเภทยานพาหนะ เพื่อควบคุมสภาพจราจรให้ผู้ใช้ยานพาหนะมีความสะดวก รวดเร็ว และปลอดภัยยิ่งขึ้น

1.6 ขอบเขตของการวิจัย

1. เพื่อวิเคราะห์การประมวลผลภาพกับสภาพจราจรรูปแบบต่างๆ

2. เพื่อพัฒนาระเบียบวิธีในการตัดแยกภาพยานพาหนะบนท้องถนนออกจากภาพวิดีโอที่ศรัณจากรูปแบบต่างๆ ที่มีความแม่นยำ สมบูรณ์และทำงานได้อย่างรวดเร็ว เหมาะสมนำไปใช้งานในเวลาจริง

3. เพื่อแก้ปัญหาการตัดแยกผิดพลาดเนื่องจากสภาพของแสงที่หลากหลายรวมทั้งกรณีการเกิดเงาและการเปรียบเทียบต่าง (Contrast) ต่ำ

1.7 วิธีดำเนินการวิจัย

1. ศึกษาปัญหาการตัดแยกภาพยานพาหนะที่ได้รับผลกระทบจากปัจจัยต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นสภาพแสงที่หลากหลาย ทำให้เกิดเงา และมีการเปรียบเทียบต่ำ (Low Contrast) รวมถึงการบิดบังทับซ้อนกันของยานพาหนะหลาย ๆ คัน

2. ศึกษา วิเคราะห์ และเปรียบเทียบงานวิจัยก่อนหน้าเกี่ยวกับเทคนิคการลบภาพฉากหลัง (Background Subtraction)

3. เสนอแนวทางการแก้ปัญหาดังกล่าวที่มีประสิทธิภาพ

4. ออกแบบและดำเนินการทดลองโดยใช้วิดีโอที่ศรัณจากรในสถานการณ์จริง รวมถึงวิเคราะห์ผล และปรับแก้ระเบียบวิธี เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้น

5. เขียนบทความทางวิชาการและนำเสนอผลงาน

6. สรุปผลการวิจัย และจัดทำรายงาน

1.8 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. การเรียนรู้ความรู้พื้นฐานและเทคนิคการลบภาพฉากหลังรูปแบบต่าง ๆ รวมถึงข้อดีและข้อเสียของแต่ละเทคนิค

2. การรู้จักการประยุกต์การประมวลผลทางภาพมาปรับใช้กับการรายงานสภาพผลจราจรในรูปแบบต่างๆ

3. ได้ระบบต้นแบบที่สามารถแยกส่วนยานพาหนะจากสัญญาณวิดีโอที่ศรัณจากรในสถานการณ์จริงที่มีประสิทธิภาพ

4. สามารถนำระบบดังกล่าวไปพัฒนาต่อยอด และประยุกต์ใช้ในงานนับจำนวนยานพาหนะ การคัดแยกประเภทยานพาหนะบนท้องถนน และการหาความเร็วเฉลี่ยได้

5. เป็นประโยชน์ต่อตนเอง ผู้สนใจอื่น และมีเทคโนโลยีต้นแบบที่เมื่อนำไปต่อยอดจะช่วยยกระดับความก้าวหน้าของประเทศให้สูงขึ้น

บทที่ 2

ความรู้พื้นฐานและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในบทความพื้นฐานและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์นี้ จะนำเสนอทฤษฎีเบื้องต้นที่ใช้เป็นพื้นฐานและแสดงแนวคิดของวิทยานิพนธ์นี้ โดยประกอบไปด้วยระบบลบฉากหลังพื้นฐานที่นำเสนอโดย Horprasert [9] พร้อมทั้งแสดงการจำลองการทำงานเบื้องต้น และในส่วนของหาราคากลางของข้อมูลที่เหมาะสมสำหรับการปรับใช้กับการประมวลผลทางภาพ จากวิธีการหาราคากลางของข้อมูลที่เป็นที่นิยม ทั้งสามรูปแบบ พร้อมทั้งวิธีการประเมินประสิทธิภาพที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้

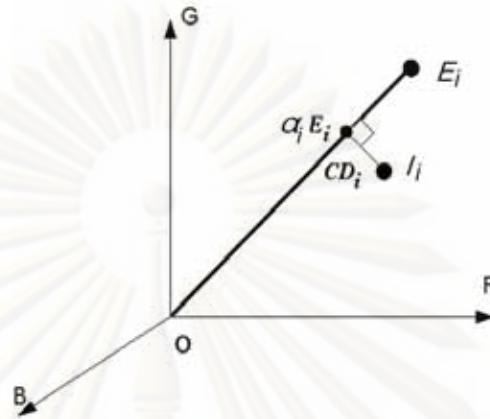
2.1 วิธีการเชิงสถิติสำหรับการลบฉากหลังแบบเวลาจริง และการตรวจจับเงา (Statistical Approach for real-time Background Subtraction and Shadow Detection)

หลักการของวิธีการลบฉากหลังนั้นคือการเปรียบเทียบภาพปัจจุบันกับภาพอ้างอิงหรือโมเดลฉากหลังที่สร้างขึ้น โดยการใช้วิธีทางสถิติสำหรับการลบฉากหลังแบบเวลาจริง และการตรวจจับเงา (Statistical Approach for real-time Background Subtraction and Shadow Detection) หรือ SBGS เริ่มต้นการทำงานจากการเก็บข้อมูลแบบสี หรือ RGB จากลำดับฉากหลังจำนวนหนึ่ง ซึ่งจะถูกนำไปคำนวณให้อยู่ในรูปขององค์ประกอบ 2 ส่วน คือองค์ประกอบทางความสว่างและองค์ประกอบทางสี สำหรับแบบจำลองเฉพาะของ SBGS พารามิเตอร์ทั้งสองชนิดถูกเรียกว่าค่าความบิดเบือนทางความสว่าง (Brightness Distortion) และค่าความบิดเบือนทางสี (Chromatic Distortion) ซึ่งก็คือค่าความเป็นไปได้ของฉากหลังที่จะมีการบิดเบือนทางความสว่างและทางสีนั่นเอง ก่อนการนำไปหาค่าขีดแบ่งเริ่มเปลี่ยน (Threshold) เพื่อแยกประเภทฉากหลังเงาของวัตถุ หรือไฮไลต์ของจุดภาพใหม่ที่เข้ามา ชั้นแรกเริ่มพิจารณาจากแบบจำลองสี (Color Model) ของแบบจำลองฉากหลังนี้ก่อน

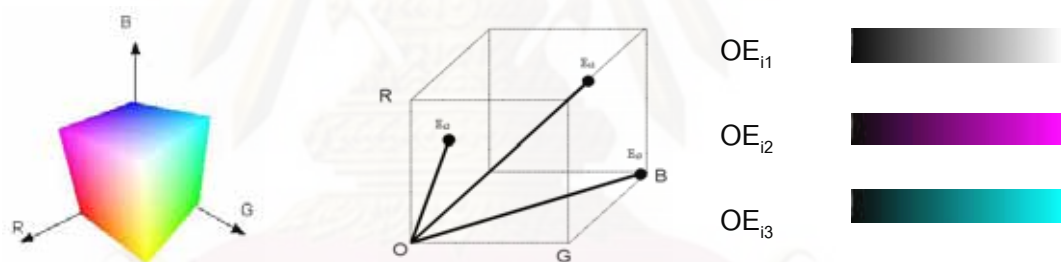
2.1.1 แบบจำลองสี (Color Modeling)

รูปที่ 2.1 แสดงโมเดลสีที่ Horprasert [9] นำเสนอ อธิบายได้ดังนี้ ที่จุดภาพ i ให้ $E_i = \{E_R(i), E_G(i), E_B(i)\}$ แทนสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง (Expected Color) โดยเส้นที่ลากจากจุดกำเนิด (0,0,0) มาถึงจุด E_i ถูกเรียกว่า เส้นอ้างอิงของสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง (Expected chromaticity line หรือ OE_i) $I_i = \{I_R(i), I_G(i), I_B(i)\}$ แทนค่าสีในรูปของ RGB ณ ตำแหน่งจุดภาพ i ของภาพขาเข้าปัจจุบัน จากนั้นได้มีการคำนวณแบ่งให้ข้อมูลจุดภาพ RGB ให้เป็น 2 องค์ประกอบย่อย คือ องค์ประกอบทางความสว่าง (Brightness Component) และองค์ประกอบทางสี

(Chromatic Component) ให้อยู่ในรูปค่าความบิดเบือนทางความสว่าง (Brightness Distortion) และค่าความบิดเบือนทางสี (Color Distortion) เพื่อให้สามารถนำไปแยกชนิดของข้อมูลจุดภาพให้อยู่ในประเภทฉากหน้า ฉากหลัง เงาหรือ ไฮไลต์



รูปที่ 2.1 แบบจำลองสีบนปริภูมิ RGB โดย E_i แทนสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง (Expected Color) ที่จุดภาพ i และ I_i แทนสีของภาพขาเข้า ค่าองค์ประกอบทางความสว่าง แทนด้วย BD_i และค่าองค์ประกอบทางสีแทนด้วย CD_i



รูปที่ 2.2 แสดงโมเดลสีบนปริภูมิ RGB, ตัวอย่างสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง (E_i), และระดับสีบนเส้นอ้างอิงของสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง (OE_i) ตามลำดับ

จากรูปที่ 2.2 แสดงโมเดลสีบนปริภูมิ RGB โดยที่จุดกำเนิด (0,0,0) จะมีสีดำ และที่ตำแหน่ง (255,255,255) จะมีสีขาว โดยบนเส้นอ้างอิงของสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง (OE_i) นั้น จะมีการไล่ระดับสีเข้มไปจนกระทั่งเข้าใกล้จุดสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง (E_i) ดังรูป ซึ่งหลักการของ Horprasert [9] นี้ นอกจากการแยกองค์ประกอบสีทั้งสองชนิดสำคัญได้แล้วด้วยการคำนวณหาค่าความบิดเบือนทางความสว่าง และสี ยังสามารถประมาณส่วนที่อาจเป็นเงา หรือไฮไลต์ของวัตถุฉากหน้าได้โดยการพิจารณาจุดภาพเข้ามาใหม่ ถ้าจุดภาพนั้นอยู่ใกล้กับเส้นอ้างอิงของสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง (OE_i) และอยู่ใกล้จุด (0,0,0) ในระดับค่าขีดเริ่มต้นหนึ่ง จะตัดสินว่าจุดภาพนั้น

เป็นเงาของวัตถุจากหน้า แต่ถ้าอยู่ใกล้กับจุด (255,255,255) มากกว่า จะตัดสินว่าจุดภาพนั้นเป็นไฮไลต์ของวัตถุได้ โดยการคำนวณค่าความบิดเบือนทางความสว่างและสี จะพิจารณาดังนี้

2.1.1.1 ค่าความบิดเบือนทางความสว่าง (Brightness Distortion, α)

ค่าความบิดเบือนทางความสว่าง หรือ α คือค่าที่ทำให้ I_i ที่แทนสีของภาพขาเข้ามีค่าเข้าใกล้กับ E_i ที่แทนสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง (Expected Color) มากที่สุดบนเส้นอ้างอิงของสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง OE_i

$$\alpha_i = \operatorname{argmin}_\alpha (I_i - \alpha_i E_i)^2 \quad (2.1)$$

2.1.1.2 ค่าความบิดเบือนทางสี (Color Distortion, CD)

ค่าความบิดเบือนทางสี หรือค่า CD แทนระยะตั้งฉากระหว่างสีของภาพขาเข้า I_i และ เส้นอ้างอิงของสีที่เป็นตัวแทนฉากหลัง OE_i หาได้ตามสมการ

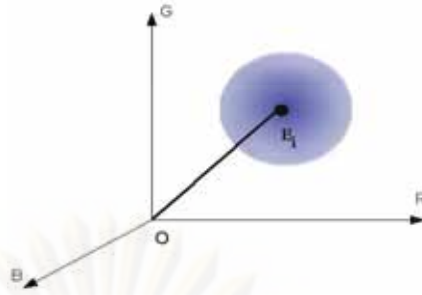
$$CD_i = \frac{|I_i - B_i|}{|B_i - OE_i|} \quad (2.2)$$

2.1.2 การสร้างแบบจำลองฉากหลัง

การสร้างแบบจำลองฉากหลังโดยทั่วไปแบ่งได้เป็นสองชนิด คือการสร้างแบบจำลองฉากหลังด้วยวิธีเชิงกำหนด (Deterministic Approach) ซึ่งจะกำหนดแบบจำลองฉากหลังของแต่ละจุดภาพให้เป็นค่าใดค่าหนึ่ง ซึ่งเหมาะสำหรับใช้กับฉากที่คงที่ หรือฉากนิ่ง และวิธีเชิงสถิติ (Statistical Approach) เป็นการสร้างฉากหลังจากการเก็บข้อมูลในสถานการณ์จริง ซึ่งจะมีความยืดหยุ่นสูงกว่าวิธีเชิงกำหนด ซึ่งระบบลบฉากหลังทางสถิติ หรือ SBGS นี้จะทำการเรียนรู้ฉากหลังจากลำดับฉากหลังจำนวนหนึ่ง โดยถือว่าแต่ละจุดภาพมีการกระจายตัวแบบสุ่ม จึงถือว่าจุดภาพมีการแจกแจงแบบเกาส์เซียน ซึ่งจะมีพารามิเตอร์หลักคือค่าเฉลี่ย (μ) และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (σ) ซึ่งในระบบนี้ค่าเฉลี่ยของแต่ละจุดภาพที่ i จะแทนฉากหลังอ้างอิงในระบบ (E_i) จะหาได้จากค่าเฉลี่ยเลขคณิต และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (s_i) ของแต่ละจุดภาพคำนวณได้จากความเข้มสีแดง สีเขียว และสีน้ำเงิน ของลำดับฉากหลังเป็นจำนวน N เฟรม ดังรูปที่ 3 เขียนแทนด้วย

$$E_i = [\mu_R(i), \mu_G(i), \mu_B(i)] \quad (2.3)$$

$$s_i = [\sigma_R(i), \sigma_G(i), \sigma_B(i)] \quad (2.4)$$



รูปที่ 2.3 แทนโมเดลฉากหลังของแต่ละจุดภาพที่มีการกระจายตัวแบบเกาส์เซียนของจุดภาพในปริภูมิสี RGB

2.1.3 การคำนวณพารามิเตอร์สำหรับการลบฉากหลัง

หลังจากได้แบบจำลองฉากหลังจากลำดับฉากหลังแล้ว ในขั้นต่อไป จะทำการคำนวณพารามิเตอร์ค่าความบิดเบือนทางความสว่าง (Brightness Distortion, BD) จากสมการ (2.1) สามารถคำนวณได้เป็น

$$\alpha_i = \frac{\frac{I_R(i)\mu_R(i)}{\sigma^2_{R(i)}} + \frac{I_G(i)\mu_G(i)}{\sigma^2_{G(i)}} + \frac{I_B(i)\mu_B(i)}{\sigma^2_{B(i)}}}{\left[\left[\frac{\mu_R(i)}{\sigma_R(i)} \right]^2 + \left[\frac{\mu_G(i)}{\sigma_G(i)} \right]^2 + \left[\frac{\mu_B(i)}{\sigma_B(i)} \right]^2 \right]} \quad (2.5)$$

และจากสมการ (2.2) สามารถคำนวณหาค่าความบิดเบือนทางสี (Color Distortion, CD) ได้เป็น

$$CD_i = \sqrt{\left(\frac{I_R(i) - \alpha_i \mu_R(i)}{\sigma_R(i)} \right)^2 + \left(\frac{I_G(i) - \alpha_i \mu_G(i)}{\sigma_G(i)} \right)^2 + \left(\frac{I_B(i) - \alpha_i \mu_B(i)}{\sigma_B(i)} \right)^2} \quad (2.6)$$

เมื่อพิจารณาจากสมการ (3.5) และ (3.6) พบว่าค่าความบิดเบือนทางความสว่าง และสี จะมีความแปรปรวนแตกต่างกันไปในแต่ละจุดภาพ ดังนั้นจึงต้องมีการปรับเทียบให้ค่าความแปรปรวนของแต่ละจุดภาพให้มีมาตรฐานเดียวกัน จึงต้องคำนวณหาค่าเบี่ยงเบนของค่าความบิดเบือนทางความสว่าง a_i และ ค่าเบี่ยงเบนของค่าความบิดเบือนทางสี b_i ดังสมการ

$$a_i = RMS(BD_i) = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^N (\alpha_i - 1)^2}{N}} \quad (2.7)$$

$$b_i = RMS(CD_i) = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^N (CD_i)^2}{N}} \quad (2.8)$$

จากนั้น ใช้ค่าความเบี่ยงเบนของความบิดเบือนทางความสว่าง (2.7) และ ค่าความเบี่ยงเบนของความบิดเบือนทางสี (2.8) ไปทำให้หาค่าความบิดเบือนทางความสว่างมาตรฐาน (α_i) และ ค่าความบิดเบือนทางสีมาตรฐาน (CD_i) เพื่อนำไปใช้ในการทำให้เป็นบรรทัดฐาน (Normalization) เดียวกันทั้งภาพ ดังสมการ

$$\hat{\alpha}_i = \frac{\alpha_i - 1}{\alpha_i} \quad (2.9)$$

$$\overline{CD}_i = \frac{CD_i}{b_i} \quad (2.10)$$

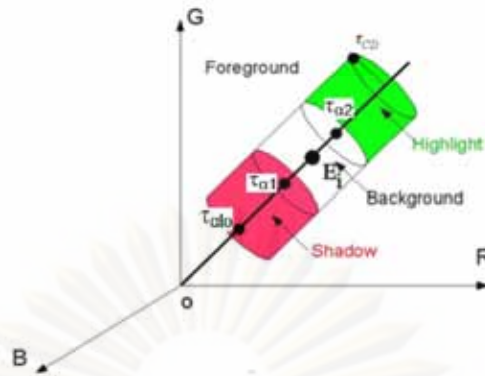
โดยสรุป แต่ละจุดภาพของโมเดลฉากหลังจะต้องมีพารามิเตอร์ 4 ชนิด คือ ค่าความเข้มฉากหลัง (E) ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (s) ค่าความเบี่ยงเบนของความบิดเบือนทางความสว่าง (a_i) และค่าความเบี่ยงเบนของความบิดเบือนทางสี (b_i) เขียนพารามิเตอร์ของโมเดลฉากหลังได้เป็น $\langle E, s, a_i, b_i \rangle$

2.1.4 การจำแนกจุดภาพ (Pixel Classification)

การจำแนกจุดภาพโดยทั่วไป จะใช้ความแตกต่างระหว่างภาพฉากหลัง และภาพที่เข้ามาปัจจุบัน โดยวิธีการทางสถิติ หรือ SBGS นี้ ดูความแตกต่างได้จากค่าความบิดเบือนทางความสว่าง และ ค่าความบิดเบือนทางสี โดยสามารถแยกประเภทจุดภาพได้เป็น 4 ประเภท ชนิดของจุดภาพ ได้แก่

- **ฉากหลัง (Background)** คือจุดภาพที่มีความเข้มทางความสว่าง และความเข้มทางสีใกล้เคียงกับจุดภาพเดียวกันที่ฉากหลังอ้างอิง
- **เงา (Shadow)** คือจุดภาพที่มีความเข้มทางสีใกล้เคียงกับจุดภาพเดียวกันที่ฉากหลังอ้างอิง แต่มีความเข้มทางความสว่าง ต่ำกว่าที่จุดภาพเดียวกันของฉากหลังอ้างอิง
- **ไฮไลท์ (Highlight)** คือจุดภาพที่มีความเข้มทางสีใกล้เคียงกับจุดภาพเดียวกันที่ฉากหลังอ้างอิง แต่มีความเข้มทางความสว่าง สูงกว่าที่จุดภาพเดียวกันของฉากหลังอ้างอิง
- **ฉากหน้า (Foreground)** คือจุดภาพที่มีความเข้มทางความสว่าง และสี แตกต่างกับจุดภาพเดียวกันของฉากหลังอ้างอิง

ซึ่งเมื่อพิจารณาจากโมเดลนี้สามารถจำแนกได้ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 แบบจำลองแสดงการจำแนกจุดภาพชนิดต่าง ๆ

สามารถเขียนเป็นสมการได้

$$M(i) = \begin{cases} \text{Foreground} & : CD_i > \tau_{CD} \vee \alpha_i < \tau_{\alpha 0}, \text{else} \\ \text{Background} & : \alpha_i < \tau_{\alpha 1} \wedge \alpha_i > \tau_{\alpha 2}, \text{else} \\ \text{Shadow} & : \alpha_i < 0, \text{else} \\ \text{Highlight} & : \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.11)$$

โดย τ_{CD} เป็นค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่าความบิดเบือนทางสี คำนวณมาจากอัตราความผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้นในโมเดลฉากหลัง

τ_{BD0} เป็นค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่าความบิดเบือนทางความสว่าง ก่อนเพื่อป้องกันการตรวจจับวัตถุสีดำเป็นเงาของฉากหลัง

τ_{BD1} เป็นค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่าความบิดเบือนทางความสว่าง ก่อนที่จะจำแนกจุดภาพเป็นไฮไลต์ โดยคำนวณจากอัตราความผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้นในโมเดลฉากหลัง

τ_{BD2} เป็นค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่าความบิดเบือนทางความสว่าง ก่อนที่จะจำแนกจุดภาพเป็นเงา โดยคำนวณจากอัตราความผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้นในโมเดลฉากหลัง

2.1.5 ผลการทดลองวิธีต้นแบบ (SBGS) กับวิถีทัศนัวจราจรตัวอย่าง

นำวิธีลบฉากหลังทางสถิติ (SBGS) ต้นแบบนี้ไปทดสอบกับวิถีทัศนัวจราจร โดยให้เรียนรู้จากหลังจากลำดับภาพช่วงแรก เพราะวิถีทัศนัวจราจรจะมีอุปสรรคในส่วนของ การหาลำดับภาพฉากหลัง ทำให้ผลการทดลองจากรูปที่ 2.5 ภาพ (ก) แสดงภาพขาเข้าปัจจุบัน (ข) แสดงภาพฉากหลังอ้างอิงที่สร้างขึ้นได้ ภาพ (ค) แสดงการจำแนกชนิดของจุดภาพ โดยจุดสีฟ้าแสดงฉากหน้าของฉาก จุดสีแดงแทนส่วนที่เป็นเงา และ จุดสีดำแสดงส่วนที่เป็นฉากหลัง และสีเขียว เป็นไฮไลต์ของวัตถุ โดยพบว่าสำหรับวิถีทัศนัวจราจรทั่วไป สามารถตรวจจับวัตถุฉากหน้า และเงาของวัตถุได้ดีในระดับหนึ่ง ดังผลการทดลองในรูป 2.5-2.7



รูปที่ 2.5 ผลการทดลองกับวิถีทัศนัวจราจรกรณีทั่วไป (ก) ภาพขาเข้าปัจจุบัน (ข) ภาพฉากหลังที่สร้างขึ้น (ค) ภาพผลจากการแยกประเภทจุดภาพ (ง) ภาพผลการลบฉากหลัง

สำหรับรูปที่ 2.6 แสดงกรณีที่ฉากมีผลกระทบเนื่องจากเงาของแสงมาก SBGS ยังตรวจจับได้ไม่ดีนัก ซึ่งอาจมีผลเนื่องมาจากฉากหลังที่ได้ไม่แม่นยำพอ และสีของถนนก็มีสีเข้มกลมกลืนกับเงาของวัตถุ ทำให้จุดที่เป็นส่วนเงาและส่วนถนนบนโมเดลฉากหลังใกล้เคียงกันมาก



รูปที่ 2.6 ผลการทดลองกับวิถีทัศนัวจราจรกรณีทั่วไป (ก) ภาพขาเข้าปัจจุบัน (ข) ภาพฉากหลังที่สร้างขึ้น (ค) ภาพผลจากการแยกประเภทจุดภาพ (ง) ภาพผลการลบฉากหลัง



รูปที่ 2.7 ผลการทดลองกับวีดิทัศน์จราจรอื่น ๆ

จากรูปที่ 2.7 รูป (ข), (ง), (ฉ) และ (ญ) คือผลที่ได้จากการจำแนกจุดภาพด้วยวิธีเชิงสถิติ [9] นี้จากภาพขาเข้า (ก), (ค), (จ) และ (ช) โดยภาพ (ก) และ (ข) เป็นกรณีที่ทดลองเมื่อมุกกล้องทำให้ยานพาหนะมีขนาดเล็ก พบว่าสามารถตรวจจับยานพาหนะที่มีสีแตกต่างจากถนนได้อย่างชัดเจน แต่สีของยานพาหนะที่ยังกลมกลืนกับถนนยังตรวจจับได้ไม่ชัดเจน เช่นกันเดียวกัน ภาพ (ค) และ (ง) สีถนนมีความเข้ม ดังนั้นถ้ายานพาหนะที่เข้ามามีสีเข้มกว่าถนนบนเส้นอ้างอิงเดียวกัน จะทำให้ตรวจจับเป็นเงาของยานพาหนะ และภาพ (จ), (ฉ), (ช) และ (ญ) คือภาพที่มีความปรับต่ำ (Low Contrast) ทำให้การเรียนรู้จากหลังไม่แม่นยำพอ การตรวจจับจึงยังไม่ดีนัก หรือไม่ได้เลย

2.2 การหาค่ากลางของข้อมูล

ในระบบการลบภาพฉากหลัง ในส่วนของการเรียนรู้ฉากหลังเพื่อสร้างแบบจำลองฉากหลังที่แม่นยำเป็นส่วนที่สำคัญ เนื่องจากแบบจำลองฉากหลังที่ถูกต้อง จะนำไปสู่ผลลัพธ์จากการลบฉากหลังที่ถูกต้องมากยิ่งขึ้น และดังที่ได้กล่าวไปแล้วในบทนำเกี่ยวกับลำดับฉากหลังสำหรับวีดิทัศน์จราจรหาได้ค่อนข้างยาก โดยส่วนมากจะต้องมีวัตถุเคลื่อนที่อยู่ในฉากเสมอ ในส่วนนี้ผู้ทำวิทยานิพนธ์จึงได้ทำการศึกษาลำดับภาพที่รับมาจากวีดิทัศน์จราจรสำหรับการเรียนรู้ฉากหลัง โดยเริ่มจากการสนใจหาค่ากลางของข้อมูลจากลำดับภาพทั้งหมดก่อน โดยค่ากลางของข้อมูลที่เป็นที่

นิยมได้แก่ ค่าเฉลี่ย ค่ามัธยฐาน และค่าฐานนิยม สำหรับข้อมูลที่มีลักษณะเป็นสามมิติ สามารถหาได้ดังนี้

2.2.1 เวกเตอร์ค่าเฉลี่ย

ค่าเฉลี่ยเลขคณิตจัดเป็นค่ากลางหรือตัวแทนของข้อมูลที่ดี เนื่องจากมีความไม่เอนเอียง มีความคงเส้นคงวา และมีความแปรปรวนต่ำที่สุด แต่จะมีข้อจำกัดคือ ถ้าข้อมูลมีการกระจายตัวมาก หรือข้อมูลบางตัวมีค่ามากหรือน้อยจนผิดปกติ หรือข้อมูล หรือข้อมูลมีการเพิ่มขึ้นเป็นเท่าตัว ค่าเฉลี่ยเลขคณิตจะไม่สามารถเป็นค่ากลางของข้อมูล หรือตัวแทนของข้อมูลที่ดีได้

ถ้าให้ลำดับภาพขาเข้าจำนวน N เฟรม โดยแต่ละจุดภาพ i มีค่าสีเป็น $X_i = (R_i, G_i, B_i)$ จะได้ค่าเฉลี่ยในแต่ละช่องสีดังสมการ

$$X_{avg,i} = \frac{\sum_{n=1}^N X_i[n]}{N} \quad (2.12)$$

จะได้ $X_{avg,i} = (R_{avg,i}, G_{avg,i}, B_{avg,i})$ เป็นค่าเฉลี่ยของแต่ละจุดภาพที่ i สำหรับลำดับภาพจำนวน N เฟรม สามารถแสดงค่าเฉลี่ยของโมเดลได้ดังรูปที่ 3.8 พบว่ากรณีข้อมูลมีการกระจายตัวผิดปกติ ค่าเฉลี่ยจึงอาจยังเป็นตัวแทนค่ากลางของข้อมูลที่ไม่ดีนัก



รูปที่ 2.8 แสดงชุดข้อมูลบนปริภูมิ RGB โดยจุดสีดำ คือค่าเฉลี่ยของตัวอย่างทั้งหมด ภาพซ้ายจะแสดงกรณีที่ข้อมูลมีการกระจายตัวปกติ ภาพขวาแสดงกรณีที่ข้อมูลกระจายตัวผิดปกติ

2.2.2 เวกเตอร์มัธยฐาน

โดยทั่วไปค่ามัธยฐานของข้อมูลทางสถิติเป็นค่ากลางของข้อมูลที่ได้จากการพิจารณาตำแหน่งของข้อมูลที่อยู่ตรงกลางโดยที่ข้อมูลต้องทำการเรียงลำดับตามปริมาณจากมากไปน้อย หรือจากน้อยไปมากก็ได้ และค่ามัธยฐานยังสามารถใช้เป็นตัวแทนของข้อมูลได้เป็นอย่างดี ในกรณีที่ข้อมูลมีการกระจายที่ผิดปกติ ซึ่งอาจเกิดจากการที่มีข้อมูลบางตัวมีค่ามากหรือน้อยจน

ผิดปกติ

สำหรับขั้นตอนการหาค่ามัธยฐานสำหรับข้อมูลที่มี 1 มิติ มี 2 ขั้นตอนดังนี้

- 1) เรียงลำดับข้อมูลจากมากไปน้อย หรือจากน้อยไปมาก
- 2) ทำการหาตำแหน่งกึ่งกลางของข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 1

สำหรับการหาค่ามัธยฐานสำหรับข้อมูล 3 มิติ เช่น จะจัดค่าข้อมูลจุดภาพภาพที่ i ให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ โดยอ้างอิงจาก Dinet [11] เสนอวิธีการหาค่ามัธยฐานแบบสี่ โดยเริ่มจากการหา ระยะทาง D_i ซึ่งได้จากผลรวมของระยะห่างของเวกเตอร์ X_i กับเวกเตอร์ X_j ซึ่งคือเวกเตอร์อื่นๆ ทั้งหมด โดยที่ $X_i = (R_i, G_i, B_i)$, $X_j = (R_j, G_j, B_j)$ และ

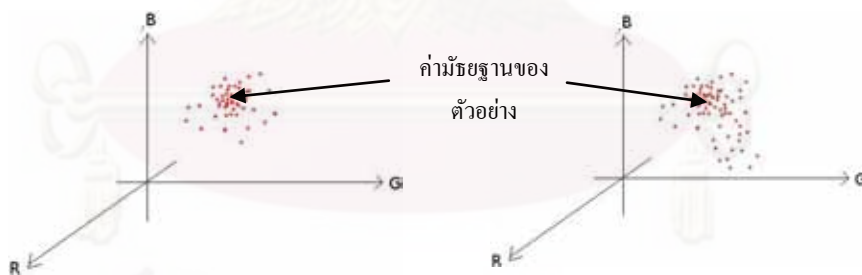
$$D_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N \|X_i - X_j\| \quad \text{สำหรับ } i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2.13)$$

ในกรณี 3 มิติ จะได้ระยะห่างระหว่างแต่ละเวกเตอร์เป็น

$$\|X_i - X_j\| = \sqrt{(R_i - R_j)^2 + (G_i - G_j)^2 + (B_i - B_j)^2} \quad (2.14)$$

จะได้ค่าเวกเตอร์มัธยฐาน VMF(W) เป็น

$VMF(W) = X_M$ เมื่อ $D_M = \min_{i=1,2,3,\dots,N} D_i$ ซึ่งก็คือ เวกเตอร์ x_i ที่ทำให้ผลรวมของระยะห่างกับเวกเตอร์อื่นๆ มีค่าน้อยที่สุด แสดงดังรูปที่ 3.9 แสดงค่ามัธยฐานบนปริภูมิ RGB โดยค่ามัธยฐานจะเป็นสมาชิกในชุดข้อมูลที่จัดว่าอยู่บริเวณตรงกลางของข้อมูลทั้งหมด ซึ่งจากรูปกรณีการกระจายตัวไม่ปกติ ค่ามัธยฐานจะเป็นตัวแทนค่ากลางของข้อมูลที่ดีกว่าค่าเฉลี่ย



รูปที่ 2.9 ค่ามัธยฐานของชุดข้อมูลตัวอย่างกรณีที่มีการแจกแจงแบบปกติ และกรณีที่มีการแจกแจงไม่ปกติ

2.2.3 เวกเตอร์ฐานนิยม

ค่าฐานนิยมเป็นค่ากลางซึ่งจะนำมาใช้ในกรณีที่ข้อมูลมีการซ้ำ กันมากๆ จนผิดปกติ ซึ่งค่าฐานนิยมจะเป็นค่ากลางหรือตัวแทนของข้อมูลที่สามารอธิบายลักษณะที่เกิดขึ้นได้ดีกว่าค่าเฉลี่ย

เลขคณิตและค่ามัธยฐาน ให้ดูว่าข้อมูลใดในข้อมูลที่มีอยู่ทั้งหมด มีการซ้ำกันมากที่สุด (ความถี่สูงสุด)

สำหรับข้อมูล 1 มิติ ค่าฐานนิยมจะสามารถหาได้จากค่าที่มีความถี่สูงสุด แต่สำหรับฐานนิยมในข้อมูลสามมิติ เช่นในข้อมูลของสี RGB จะใช้หลักการหากลุ่มสีที่มีความใกล้เคียงคล้ายกัน มีความถี่มากที่สุด โดยสีที่อยู่ตรงกลางจะเป็นตัวแทนเวกเตอร์ฐานนิยมของกลุ่มสีความถี่นั้น ในการคำนวณอาจมองให้คล้ายกับการหามัธยฐานคือเริ่มจากหาระยะทาง D_{ij} ระหว่างเวกเตอร์ i ปัจจุบันกับเวกเตอร์อื่นๆ กลุ่มของข้อมูลที่คล้ายกันจะอยู่ใกล้กัน ดังสมการ

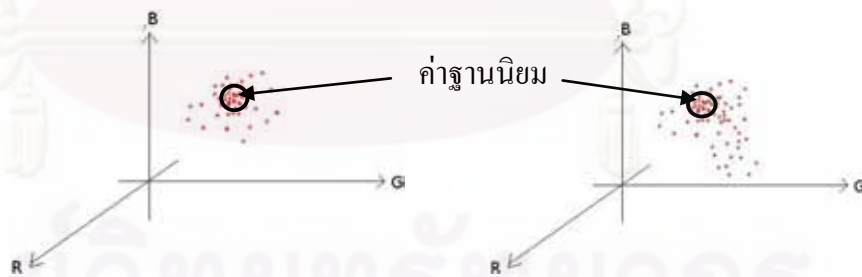
$$D_{ij} = \|X_i - X_j\| \quad (2.15)$$

หาก D_{ij} ห่างกันน้อยกว่าค่าขีดเริ่มค่าหนึ่ง หรือค่า k ให้ถือว่า กลุ่มสีนั้นอยู่ในกลุ่มเดียวกัน จะนับสมาชิกของกลุ่มที่ i เป็นจำนวน n_i จำนวน กลุ่ม i ใดที่ให้จำนวนสมาชิก n_i มากที่สุด กลุ่ม i นั้นจะถือว่าเป็นฐานนิยม หรือกลุ่มสีที่เกิดขึ้นบ่อยที่สุดของข้อมูล

$$\#member_{max} = \max_{i=1,2,3,\dots,N} n_i \quad (2.16)$$

$$\text{Mode Value} = X_{max} = (R_{max}, G_{max}, B_{max}) \quad (2.17)$$

อธิบายได้ดังรูปที่ 3.10 ค่าฐานนิยมของชุดข้อมูลบนปริภูมิ RGB จะคือสมาชิกของชุดข้อมูลที่จัดว่ามีการเกิดรูปแบบคล้ายคลึงกันบ่อยที่สุด คือบริเวณที่อยู่ในวงกลม ฐานนิยมของข้อมูลเป็นตัวแทนค่ากลางของข้อมูลที่ดีปานกลาง


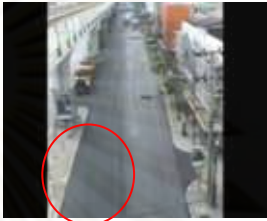




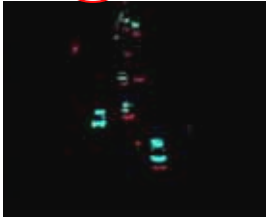


รูปที่ 2.10 ค่าฐานนิยมของชุดข้อมูลตัวอย่างกรณีที่มีการแจกแจงแบบปกติ

และกรณีที่มีการแจกแจงไม่ปกติ

2.2.4 ผลการทดลองเบื้องต้นเปรียบเทียบการหาค่ากลางของข้อมูล

ผลการทดลองเบื้องต้นเพื่อหาค่ากลางของข้อมูลจากวิธีต่าง ๆ ทั้ง 3 วิธี จากลำดับฉากหลังในกรณีที่มีวัตถุเคลื่อนที่ในฉากน้อยหรือการจราจรไม่ติดขัด และกรณีที่มีวัตถุเคลื่อนที่มากในลำดับฉากหลังหรือกรณีที่มีการจราจรติดขัดได้ผลดังนี้

ภาพปัจจุบัน	ค่าเฉลี่ย	ค่ามัธยฐาน	ค่าฐานนิยม
ฉากหลัง			
			
ภาพปัจจุบัน	ผลการลบฉากหลัง	ผลการลบฉากหลัง	ผลการลบฉากหลัง

ตาราง 2.1 แสดงผลการเปรียบเทียบการหาค่ากลางจากวิธีที่ศน์จราจรในกรณีการจราจรไม่ติดขัด

ภาพปัจจุบัน	ค่าเฉลี่ย	ค่ามัธยฐาน	ค่าฐานนิยม
ฉากหลัง			
			
ผลการลบฉากหลัง เมื่อภาพปัจจุบันเป็น	ผลการลบฉากหลัง	ผลการลบฉากหลัง	ผลการลบฉากหลัง

ตารางที่ 2.2 แสดงผลการเปรียบเทียบการหาค่ากลางจากวิธีที่ศน์จราจรในกรณีการจราจรติดขัด

จากการทดสอบกับวิธีทัศน์จรรยาบรรณรูปแบบต่าง ๆ ในตารางที่ 2.1 และ 2.2 พบว่าการใช้มาตรฐานของข้อมูล ฉากหลังที่ได้จะมีความแม่นยำที่สุด และพื้นผิวฉากหลังจะคมใกล้เคียงกับความจริงมากกว่าการใช้ค่าเฉลี่ย เนื่องจากการเฉลี่ยจะสะสมความผิดพลาดเก็บไว้ด้วย แต่จะการสร้างฉากหลังเริ่มต้นจะใช้เวลาช้ากว่ามาก เมื่อพิจารณาผลการลบฉากหลัง พบว่าในกรณีทั่วไปได้ผลเปรียบเทียบของทั้ง 3 วิธีได้ผลการจำแนกจุดภาพใกล้เคียงกัน แต่สำหรับกรณีรถติด การใช้ค่ามาตรฐานจะได้ผลที่แม่นยำกว่า เนื่องจากฉากหลังที่ถูกต้องกว่า การจำแนกความแตกต่างจากฉากหลังจึงถูกต้องกว่า ส่วนการใช้ค่าฐานนิยมได้ผลใกล้เคียงกับการใช้มาตรฐานแต่มีความเรียบของฉากหลัง (Smooth) น้อยกว่าวิธีการหามาตรฐาน

2.3 การประเมินค่าประสิทธิภาพ (Performance Evaluation)

ในวิทยานิพนธ์เลือกการประเมินประสิทธิภาพโดยใช้ค่าเรียกกลับคืน (Precision) และค่าความเที่ยง (Recall) ซึ่งแสดงในสมการ 3.18 และ 3.19

$$\begin{aligned} \text{ค่าเรียกกลับคืน (Recall)} &= \frac{\text{จำนวนจุดภาพของฉากหน้าที่ตรวจจับได้ถูกต้องโดยวิธีที่นำเสนอ}}{\text{จำนวนจุดภาพของฉากหน้าที่ควรตรวจจับได้จริง}} \\ &= \frac{N(T_p)}{N(T_p) + N(F_n)} \end{aligned} \quad (2.18)$$

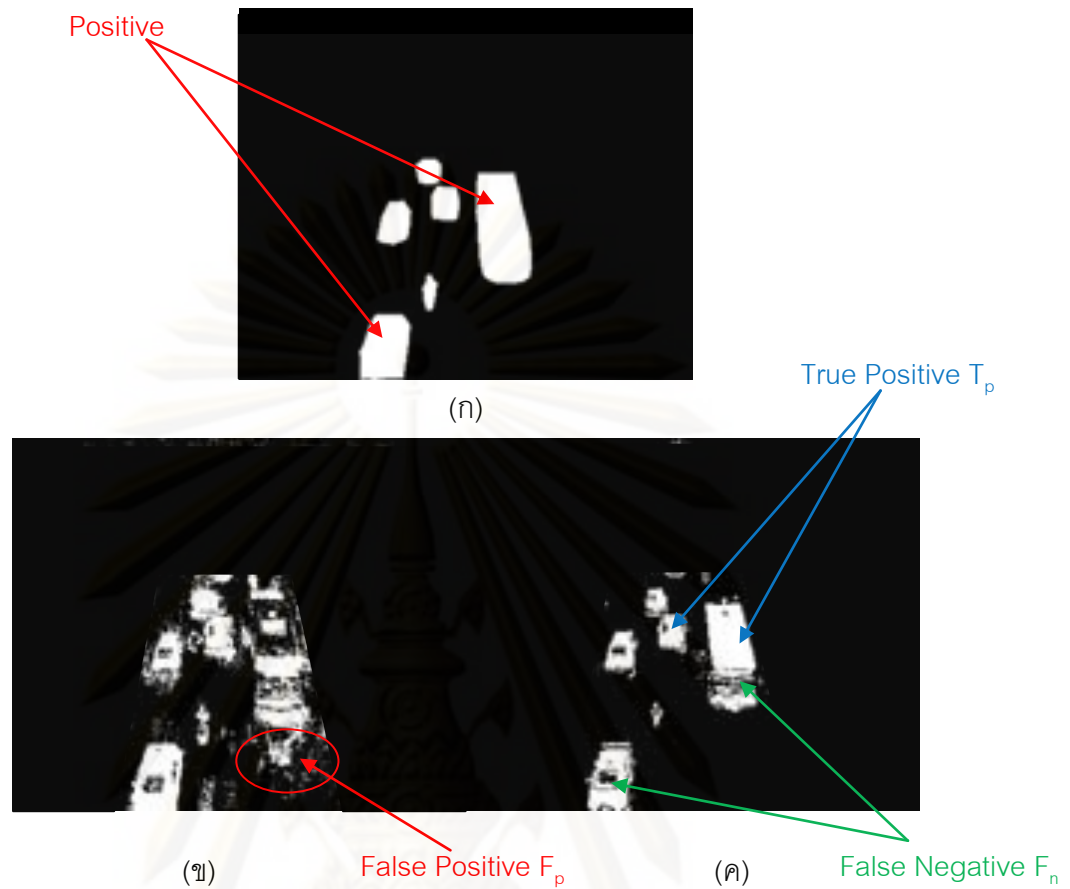
$$\begin{aligned} \text{ค่าความเที่ยง (Precision)} &= \frac{\text{จำนวนจุดภาพของฉากหน้าที่ตรวจจับได้ถูกต้องโดยวิธีที่นำเสนอ}}{\text{จำนวนจุดภาพจากหน้าที่ตรวจจับได้ด้วยวิธีที่นำเสนอ}} \\ &= \frac{N(T_p)}{N(T_p) + N(F_p)} \end{aligned} \quad (2.19)$$

โดยที่ $N(T_p)$ คือจำนวนจุดภาพที่ตรวจจับได้แบบลบ (True Positive)

$N(F_p)$ คือจำนวนจุดภาพที่ตรวจจับได้แบบบวก (False Positive)

$N(F_n)$ คือจำนวนจุดภาพที่ตรวจจับไม่ได้แบบลบ (False Negative)

โดยค่าเรียกกลับคืนจะแสดงถึงจุดภาพที่สามารถเรียกกลับมาได้เทียบกับจุดภาพจริงที่ควรตรวจจับได้ทั้งหมด ส่วนค่าความเที่ยง จะแสดงความถูกต้องหรือความแม่นยำของจำนวนจุดภาพที่ตรวจจับได้ทั้งหมดเพื่อให้เข้าใจสามารถแสดงดังรูปที่ 2.11



รูป 2.11 แสดงจุดภาพที่ตรวจจับได้แบบต่าง ๆ

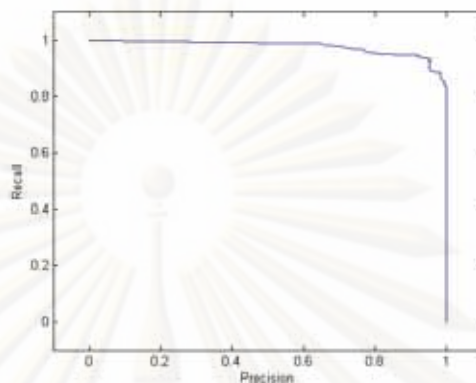
(ก) ผลถูกต้องพื้นฐาน (Ground Truth) (ข) และ (ค) ผลการตัดแยกที่ได้

จากรูปที่ 2.11 แสดงภาพ (ก) ผลความถูกต้องพื้นฐานหรือ Ground Truth ซึ่งส่วนที่ตรวจจับได้ในส่วนนี้จะถือเป็นการตรวจจับได้แบบบวก (True Positive) ดังแสดงในภาพ 2.11(ค) และส่วนที่ตรวจจับไม่ได้ในบริเวณนี้จะถูกเรียกว่าการตรวจจับไม่ได้แบบลบ (False Negative) สำหรับการตรวจจับได้แบบลบนั่นคือส่วนที่เป็นสัญญาณรบกวนหรือส่วนที่ตรวจจับได้ผิดพลาดดังในรูป 2.11(ข) ในวงกลมสีแดง

นอกจากค่าเรียกกลับคืนและความเที่ยงแล้ว ในงานประมวลผลภาพโดยการตัดแยกส่วนภาพยังสามารถใช้ค่าอัตราการตรวจหา (Detection Rate: DR) หรือ อัตราการฟ้องความผิดพลาด (False Alarm Rate: FAR) นำไปสู่ผลการสร้างกราฟเส้นโค้ง ROC (ROC Curve)

สำหรับวิทยานิพนธ์นี้ ในส่วนผลการทดลองอยู่ในรูป ค่าความเที่ยง และค่าการเรียกกลับ สามารถสร้างกราฟผลการทดลองในรูปของกราฟเส้นโค้ง PR หรือ PR-Curve แสดงถึงค่าการเรียก

กลับคืน (Recall) และค่าความเที่ยง (Precision) โดยผลการทดสอบทั้งสองค่าควรมีค่ามากเข้าใกล้หนึ่งทั้งคู่ ดังนั้น กราฟยิ่งเข้าใกล้มุมบนขวามากเท่าไร จะแสดงถึงประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีเท่านั้น ดังแสดงในรูป 2.12

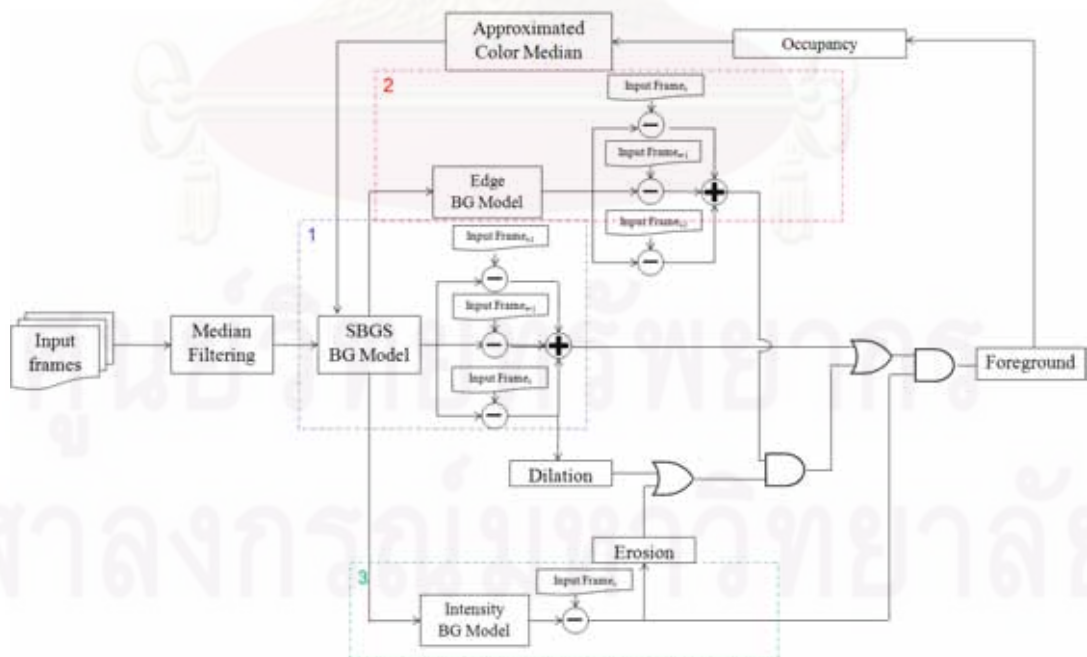


รูปที่ 2.12 ตัวอย่างกราฟ PR-Curve

บทที่ 3

โครงสร้างระบบการตัดแยกยานพาหนะที่นำเสนอ

จากบทที่ 1 ได้กล่าวถึงข้อเด่นข้อด้อยของวิธีการพื้นฐานที่เป็นที่นิยมสำหรับวิธีการลบฉากหลังหลายวิธี โดยวิทยานิพนธ์นี้ได้นำข้อเด่นของ วิธีการลบฉากหลังเชิงสถิติและการตรวจจับเงา [9] ซึ่งมีความเหมาะสมที่จะนำมาปรับใช้งานกับวีดิทัศน์จราจร และบทที่ 2 ก็ได้มีการอธิบายทฤษฎีพื้นฐานของวิธีการนี้ และในบทที่ 3 นี้จะทำการเสนอโครงสร้างของระบบการตัดแยกยานพาหนะที่นำเสนอ ซึ่งจะนำทฤษฎีจากบทที่ 2 ในหัวข้อ 2.1 มาใช้เป็นวิธีการพื้นฐานในการตัดแยกยานพาหนะสำหรับวีดิทัศน์จราจรในวิทยานิพนธ์นี้ โดยถ้าแบ่งตามลักษณะของภาพที่ใช้ ในวิทยานิพนธ์นี้ได้เลือกใช้ลักษณะของภาพด้วยกัน 3 ลักษณะ ประกอบไปด้วยส่วนแรกคือการใช้ลักษณะสีของภาพซึ่งสามารถนำไปคำนวณเพื่อเข้าวิธีการลบฉากหลังได้ตามทฤษฎีในบทที่ 2 ส่วนที่สองคือการใช้ลักษณะของขอบของภาพ (Edge Feature) และส่วนสุดท้ายคือลักษณะความเข้ม (Intensity) ดังแสดงในรูปที่ 3.1 โดยในแต่ละลักษณะจะมีข้อเด่นข้อด้อยแตกต่างกันไป เช่น ในส่วนของลักษณะสี จะให้ข้อมูลที่แตกต่าง และชัดเจนในการแยกส่วนยานพาหนะ ส่วนลักษณะขอบของภาพ จะไวต่อเงื่อนไขของแสงหรือเงาเล็กน้อย และยังสามารถตรวจ จับส่วนขอบของภาพแม้จะมีความเปรียบต่างต่ำ (Low Contrast) ก็ตาม ส่วนลักษณะความเข้มจะสามารถตรวจจับข้อมูลได้ครบถ้วน แต่จะไม่สามารถแยกส่วนของเงาออกไปได้ เป็นต้น



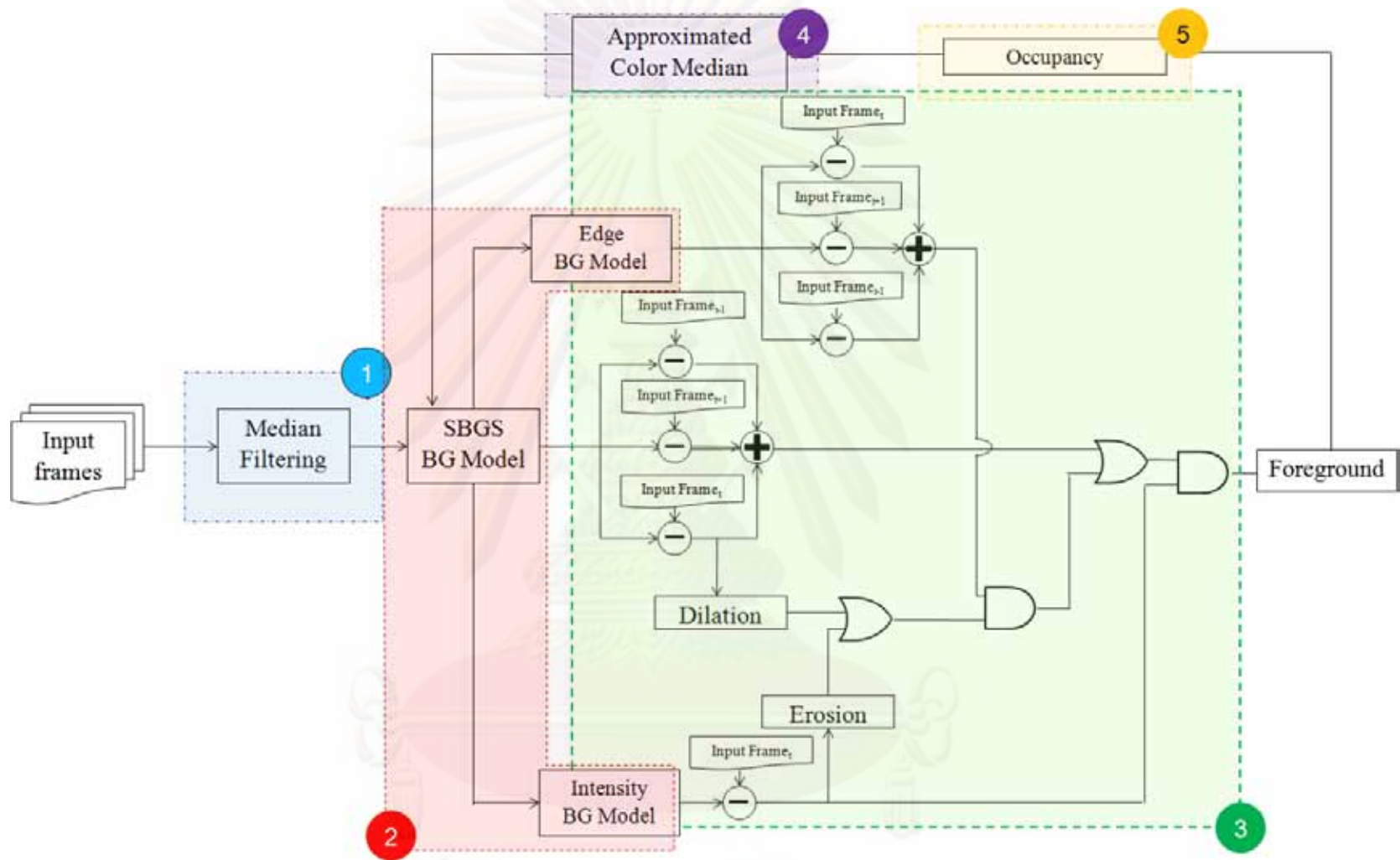
รูปที่ 3.1 ภาพรวมของระบบตัดแยกยานพาหนะที่นำเสนอ แบ่งตามลักษณะสี ข้อมูลขอบ และความเข้ม

สำหรับส่วนของวิธีการที่นำเสนอนี้ได้แบ่งส่วนของหัวข้อต่างๆ ตามวิธีการทำงานของระบบ โดยส่วนแรกในหัวข้อแรกจะกล่าวถึงการสร้างลำดับฉากหลังจากภาพขาเข้าที่ประกอบไปด้วยจุดภาพฉากหลังและจุดภาพฉากหน้า จากนั้นจะนำลำดับฉากหลังที่ได้ไปคำนวณหาแบบจำลองฉากหลังเบื้องต้นในส่วนที่สอง ในหัวข้อ 3.2 ซึ่งแบบจำลองฉากหลังของทั้งสามลักษณะจะประกอบด้วยแบบจำลองสามรูปแบบ ในหัวข้อที่ 3.3จะกล่าวถึงการรวมกันของหลายลักษณะเพื่อให้ได้ผลการลบฉากหลังที่มีความแม่นยำที่สุด และหัวข้อที่ 3.4 จะเป็นการทำให้แบบจำลองสามารถปรับตัวได้โดยการทำให้ฉากหลังมีความปรับตัว ได้โดยการประมาณค่ามัธยฐาน และวิธีการสุดท้ายในหัวข้อที่ 3.5 คือการหาค่าความครอบคลุม (Occupancy) ซึ่งแสดงถึงสภาพจราจร ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับการทำให้แบบจำลองปรับตัวในหัวข้อที่ 3.4 ดังแสดงลำดับในรูปแบบที่ 3.2 และเพิ่มเติมส่วนสุดท้ายหัวข้อที่ 3.6 จะเป็นวิธีการนัยานพาหนะขนาดใหญ่เบื้องต้นที่นำเสนอ เพื่อใช้เป็นตัวประเมินค่าวิธีการที่นำเสนอ

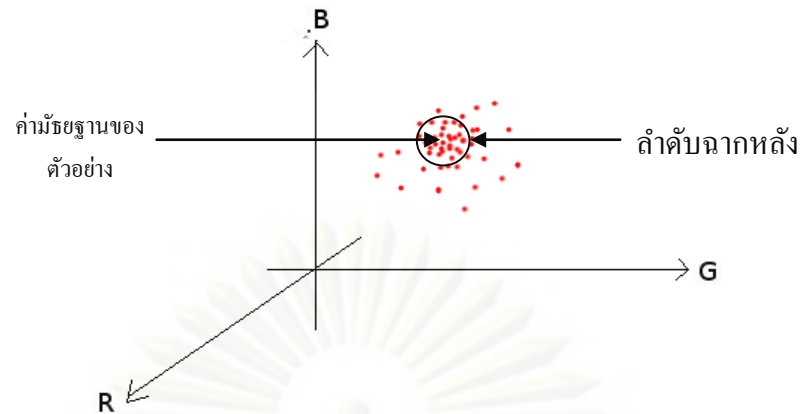
3.1 การสร้างลำดับฉากหลังที่ถูกต้องโดยใช้วิธีการกรองแบบค่ามัธยฐาน (Background Sequence Building using Median Filtering)

ในส่วนของการเรียนรู้พารามิเตอร์ต่าง ๆ นั้น SBGS ได้กล่าวถึงการเรียนรู้จากลำดับภาพที่เป็นฉากหลังล้วนๆ เท่านั้น การเรียนรู้ฉากหลังจากลำดับภาพที่มีส่วนที่ไม่ใช่ฉากหลังจะทำให้การคำนวณพารามิเตอร์สำหรับประมาณโมเดลฉากหลังผิดพลาด วิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอวิธีการสร้างลำดับฉากหลังเพื่อนำไปคำนวณหาแบบจำลองฉากหลังที่มีความแม่นยำ โดยอาศัยหลักการที่จุดภาพที่เข้ามาเพื่อเรียนรู้ฉากหลังนั้นมีทั้งส่วนที่เป็นจุดภาพฉากหน้าและส่วนที่เป็นจุดภาพฉากหลัง แต่จะให้ภาพที่เป็นฉากหลังเพียงหนึ่งภาพเท่านั้น จึงมีการสมมติว่าค่าจุดภาพที่เข้ามาจะมีส่วนที่เป็นฉากหลังมากกว่าครึ่งหนึ่งของจุดภาพที่เข้ามาทั้งหมด ดังนั้นจะใช้การกรองเวกเตอร์มัธยฐาน (Vector Median Filtering) [24] ในการหาลำดับภาพที่เป็นจุดภาพฉากหลัง โดยจากหัวข้อที่ 2.2 จะเห็นว่าค่ามัธยฐานมีความแม่นยำในการประมาณค่ากลางข้อมูลมากที่สุด จากข้อดีของการกรองเวกเตอร์มัธยฐานที่สามารถใช้เป็นตัวแทนของข้อมูลได้ดีในกรณีที่ข้อมูลมีการกระจายตัวที่ผิดปกติ ดังแสดงตัวอย่างกรณี ข้อมูล 1 มิติ เช่นชุดข้อมูลที่เข้ามาเป็นดังนี้

5 7 7 7 7 3 7 7 7 4 8 7 7 6 7 6 7 7 7 9 7 7 0 7 7 4 5 6 7 7 9 7 8 7 7 6 7



รูปที่ 3.2 ภาพรวมของระบบตัดแยกยานพาหนะที่นำเสนอบ้างตามขั้นตอนการทำงาน



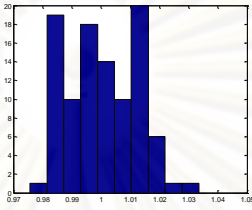
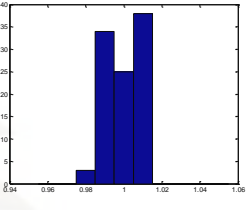
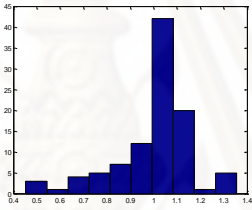
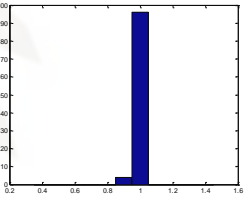
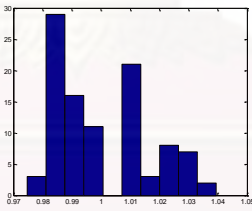
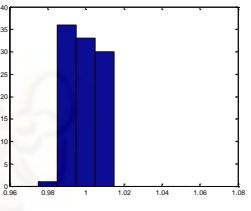
รูปที่ 3.3 ค่ามัธยฐานของตัวอย่างและบริเวณลำดับฉากหลังบนปริภูมิ RGB

ส่วนบริเวณกลุ่มจุดภาพที่ถูกจัดว่าเป็นลำดับฉากหลังคือกลุ่มจุดภาพที่มีผลรวมระยะทาง D_i ที่หาได้จากสมการ 4.3 มากขึ้นมาเป็นลำดับเมื่อเทียบกับค่ามัธยฐาน โดยในการทดลองได้ทดลองให้กลุ่มจุดภาพเหล่านั้นคิดเป็นประมาณ 50 เปอร์เซ็นต์ของกลุ่มจุดภาพที่เข้ามาทั้งหมด ก่อนที่กลุ่มจุดภาพเหล่านั้นจะถูกนำไปใช้ในการเรียนรู้พารามิเตอร์ต่างๆ ในระบบลบฉากหลังต่อไป สามารถเขียนเป็นระเบียบวิธีการสร้างลำดับฉากหลัง (Algorithm for Background Sequence Construction) ได้ดังนี้

Algorithm for Background Sequence Construction

- I. Find $D_i \leftarrow D_i = \sum_{j=1}^N \|x_i - x_j\|$ for $i = 1, 2, 3, \dots, N$
 - II. Sort D_i from min \rightarrow max, giving the position of D_i Sort is P_k for $k = 1, 2, 3, \dots, N$
 - III. The background sequence is picked from 50% of D_k for $k = 1, 2, 3, \dots, N/2$
-

การสร้างโมเดลฉากหลังที่แม่นยำจะนำส่วนของลำดับฉากหลังที่หาได้จาก 3.1 ไปคำนวณโมเดลฉากหลัง ตามระบบลบฉากหลังทางสถิติ [8] จะตรวจสอบได้ค่าความบิดเบือนทางความสว่าง ที่มีการกระจายตัวเกาะกลุ่มกันในบริเวณฉากหลังมากขึ้น ซึ่งสามารถนำไปจำแนกชนิดของพิกเซลได้ง่าย พิจารณาการทดสอบค่าความบิดเบือนทางความสว่าง จากจุดภาพเดียวกัน ทั้งก่อนและหลังการใช้การกรองแบบมัธยฐานเพื่อหาลำดับฉากหลังแสดงเป็นฮิสโตแกรมของค่าความบิดเบือนทางความสว่าง ดังตารางที่ 3.1

ตำแหน่งจุดภาพของลำดับภาพที่เรียนรู้	Brightness Distortion Histogram (Original SBGS)	Brightness Distortion Histogram (After Vector Median Filtering BG sequence)
ฉากหลัง		
ฉากหลังและฉากหน้า		
ฉากหลังและฉากหน้า		

ตารางที่ 3.1 แสดงค่าความบิดเบือนทางความสว่าง (BD) ที่เรียนรู้จากจุดภาพตัวอย่าง บนวีดิทัศน์จราจร

จากตารางที่ 3.1 ฮิสโตแกรมในหลักแรกแสดงการกระจายตัวของค่าความบิดเบือนทางความสว่างที่เรียนรู้ฉากหลังจากลำดับภาพช่วงต้นของวีดิทัศน์จราจร เนื่องจากสำหรับการทำงานกับวีดิทัศน์จราจร ค่อนข้างหาลำดับฉากหลังนึ่งได้ยาก ทำให้พารามิเตอร์ค่าความบิดเบือนทางความสว่าง ที่เรียนรู้มีการกระจายตัวมากกว่า ในกรณีที่ทำการหาลำดับฉากหลังมาก่อนดังฮิสโตแกรมหลักที่ 2 ซึ่งจะให้ค่าที่แม่นยำกว่าสำหรับการนำไปจำแนกชนิดจุดภาพต่อไป

3.2 การลบฉากหลังโดยใช้ข้อมูลสี ข้อมูลขอบของภาพ และข้อมูลความเข้มของภาพ (Color-based, Edge-based and Intensity based Background Subtraction)

ในส่วนนี้ได้ทำการอธิบายระบบลบฉากหลังซึ่งโดยทั่วไป ระบบลบฉากหลังนั้น โดยพื้นฐานประกอบไปด้วยการสร้างแบบจำลองฉากหลัง (Background Modeling) และการจำแนกชนิดจุดภาพ (Pixel Classification) ตามลำดับ ซึ่งวิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอระบบลบฉากหลังโดยใช้คุณลักษณะสามแบบ ประกอบไปด้วยการใช้ข้อมูลทางสี ข้อมูลขอบของภาพ และข้อมูลความเข้มของภาพ ตามลำดับ แสดงเป็นขั้นตอนหมายเลข 2 ในรูปที่ 3.2 ส่วนในรูปที่ 3.1 แทนการสร้างแบบจำลองฉากหลังตามลักษณะต่าง ๆ สำหรับ วิธีการสามารถแสดงรายละเอียดได้ ดังนี้

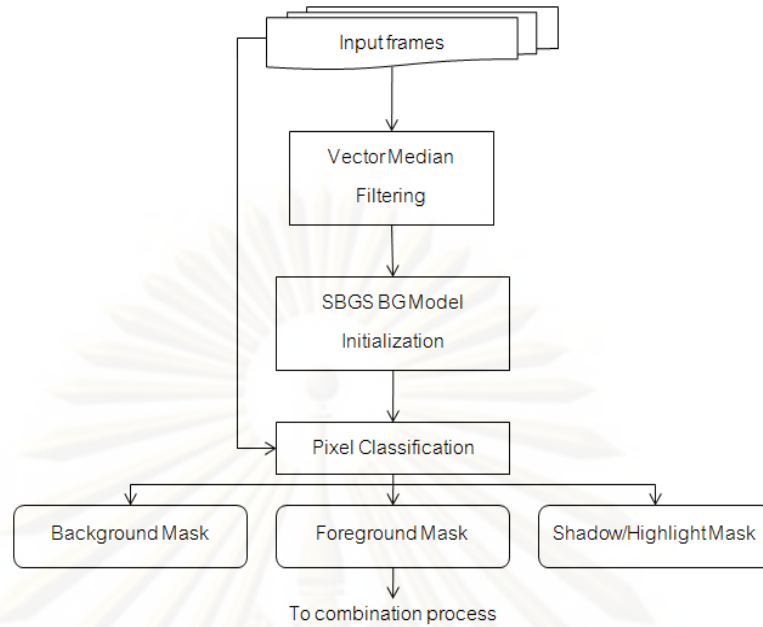
3.2.1 การลบฉากหลังโดยใช้ข้อมูลแบบสี (Color-based Background Model)

ดังที่ได้กล่าวไปแล้วว่าระบบการตัดแยกยานพาหนะสำหรับวีดิทัศน์จราจรนี้ ใช้พื้นฐานของวิธีการลบฉากหลังที่เป็นที่นิยมที่เรียกว่าวิธีการลบฉากหลังเชิงสถิติและการตรวจจับเงา (Statistical Background Subtraction and Shadow Detection) หรือเรียกว่า SBGS ซึ่งทำงานในแบบจำลองสี (RGB color model) เนื่องจากแบบจำลองนี้มีความสามารถตรวจจับเงาของยานพาหนะสำหรับการทำงานในที่แจ้งได้อย่างแม่นยำ จึงได้นำแบบจำลองนี้มาใช้ สำหรับการสร้างแบบจำลองฉากหลัง (SBGS BG Model) และการจำแนกจุดภาพของวิธีการนี้แสดงในรูป 3.1 ในส่วนของการใช้ลักษณะสี คือกรอบเส้นประสีน้ำเงิน ส่วนใน รูปที่ 3.4 แสดงรายละเอียดของวิธีการทำงาน

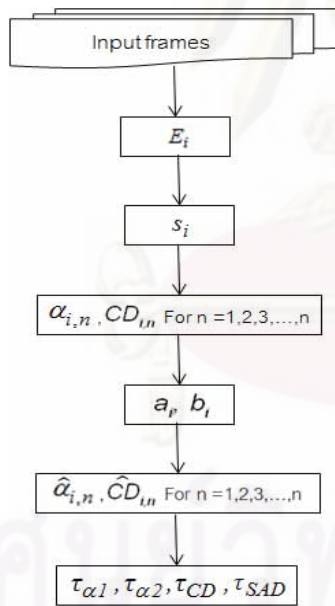
3.2.1.1 การสร้างแบบจำลองฉากหลังแบบสี

เริ่มจากนำลำดับฉากหลังที่ได้จากการทำการกรองแบบค่ามัธยฐานจากภาพขาเข้าทั้งหมด ไปเรียนรู้เพื่อสร้างพารามิเตอร์ต่างๆ ของแบบจำลองฉากหลัง โดย จากบทที่ 2 แบบจำลองฉากหลังแบบสี หรือ SBGS Background Model นี้จะอยู่ในรูปของพารามิเตอร์ 4 ค่า สามารถเขียนเป็นไดอะแกรมได้ดังรูปที่ 3.5

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3.4 แทนขั้นตอนการลบฉากหลังโดยใช้ลักษณะสี



แบบจำลองฉากหลังที่ค่าประกอบด้วย

E_i (Expected Color) หรือสีของฉากหลัง ได้มาจากการประมาณโดยใช้ค่าเฉลี่ยของลำดับฉากหลังที่จำไปเรียนรู้

s_i (Standard Deviation) ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของ E_i

a_i (Variation of Brightness Distortion) ค่าความแปรปรวนของค่าความบิดเบือนทางความสว่าง

b_i (Variation of Color Distortion) ค่าความแปรปรวนของค่าความบิดเบือนทางสี

ดังสมการ 2.4, 2.5 2.7 และ 2.8 ตามลำดับ

รูปที่ 3.5 ลำดับการทำงานของกรสร้างแบบจำลองฉากหลัง

จากรูปที่ 3.5 จะเห็นวิธีการสร้างแบบจำลองฉากหลังของ SBGS เริ่มจากลำดับฉากหลังเข้าทำการคำนวณค่าเฉลี่ยทั้งหมด (E_i) จากนั้นหาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (s_i) และค่าความบิดเบือนทางความสว่าง (α) และค่าความบิดเบือนทางสี (CD) จากนั้นนำ s_i ใช้ในการหาค่าความแปรปรวนของความบิดเบือนทางความสว่าง (a) และทางสี (b) เพื่อให้ค่าความบิดเบือนทาง

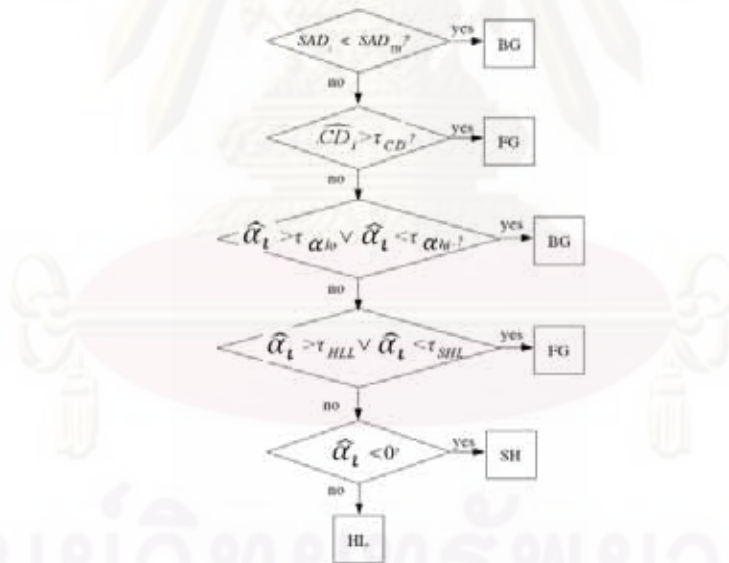
ความสว่างและทางสีเป็นบรรทัดฐานเดียวกัน (Normalization) $(\hat{\alpha}_i, \hat{CD}_i)$ จากนั้นทำการหาค่าขีดเริ่มต่างๆ $(\tau_{\alpha_1}, \tau_{\alpha_2}, \tau_{CD}, \tau_{SAD})$

3.2.1.2 การจำแนกคุณภาพแบบสี

เมื่อได้แบบจำลองจากหลังที่ถูกต้องแม่นยำแล้ว ขั้นตอนต่อไปเมื่อมีภาพเข้ามา เพื่อจะตรวจจับคุณภาพจากหน้า ต้องทำการคำนวณพารามิเตอร์ 3 ค่า ค่าแรกคือค่า ผลรวมของค่าสมบูรณ์ของผลต่างระหว่างความเข้มของจุดภาพที่เข้ามาใหม่กับ ความเข้มของจุดภาพจากหลัง (Sum of Absolute Differences: SAD_i)

$$SAD_i = \sum_{x,y} |I(x,y) - I'(x,y)| \quad (3.5)$$

ค่าความบิดเบือนทางความสว่าง (α) จากสมการ (3.3) และ ค่าความบิดเบือนทางสี (CD_i) ตามสมการ (3.4) ในแต่ละพิกเซล และนำไปตรวจสอบกับค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่คำนวณไว้ในช่วงการสร้างโมเดลจากหลัง การจำแนกชนิดของจุดภาพเป็นไปตามสมการ (2.11) สามารถเขียนเป็นไดอะแกรม ดังรูป



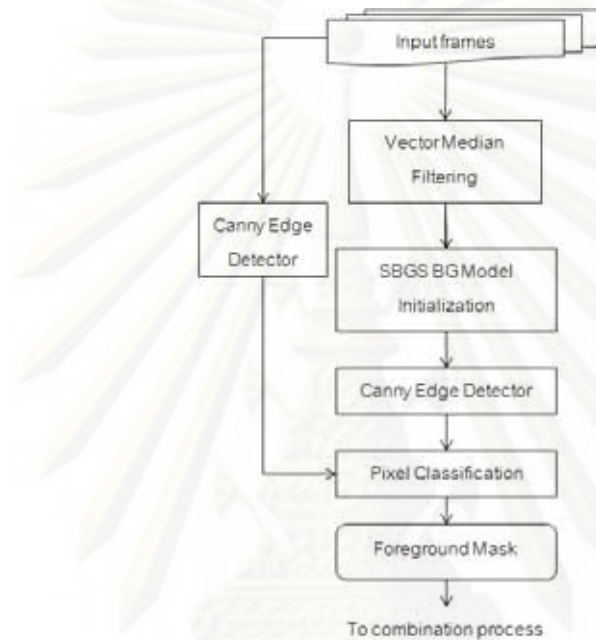
รูปที่ 3.6 ไดอะแกรมการจำแนกจุดภาพ

เริ่มจากพิจารณาค่า SAD_i ซึ่งแสดงถึงความแตกต่างอย่างหยาบเพื่อจำแนกส่วนที่เป็นฉากหลังอย่างแน่นอนออกมาก่อน จาก CD_i ค่าแสดงการบิดเบือนทางสีจะใช้จำแนกจุดที่เป็นฉากหน้าอย่างแน่นอนจากนั้น α_i จะถูกนำมาใช้เปรียบเทียบเพื่อพิจารณาโดยละเอียดว่าค่าอยู่ใน

ส่วนของแบบจำลองฉากหลังของแบบจำลองทรงกระบอกรูปที่ 2.4 หรือไม่ จากนั้น จึงนำไปพิจารณาส่วนที่ควรเป็นฉากหน้า ก่อนที่สุดท้ายจะนำมาพิจารณาว่าเป็นตำแหน่งเงาในจุดภาพ

3.2.2 การลบฉากหลังโดยใช้ข้อมูลขอบของภาพ (Edge-based Background Model)

ส่วนของการลบฉากหลังโดยใช้ข้อมูลขอบของภาพแสดงเป็นแผนภูมิดังรูปที่ 3.7

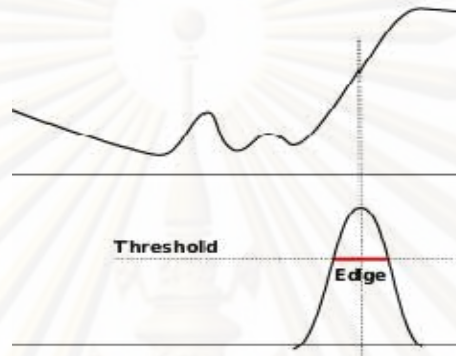


รูปที่ 3.7 แผนภูมิแสดงการลบฉากหลังโดยใช้ลักษณะขอบของภาพ

3.2.2.1 การสร้างแบบจำลองฉากหลังโดยใช้ข้อมูลขอบของภาพ

โดยจากแบบจำลองฉากหลังของ SBGS ในหัวข้อ 3.2.1.1 จะหาแบบจำลองฉากหลังแบบขอบของภาพ โดยการทำการหาขอบของภาพฉากหลัง (E_t) จะใช้การหาขอบแบบแคนนี่ (Canny Edge Detection) หลังจากการรับภาพขาเข้าแล้วนำไปเข้าการประมวลผลเริ่มต้น (Preprocessing) โดยวิธีการหาขอบแบบแคนนี่ เป็นวิธีการหนึ่งในวิธีการหาขอบภาพแบบเกรเดียนท์ (Gradient Method) ซึ่งวิธีนี้จะทำการหาขอบของภาพในรูปของอนุพันธ์อันดับที่หนึ่ง โดยจุดที่เป็นขอบ จะอยู่ในส่วนที่เหนือค่าขีดแบ่งเริ่มต้นดังรูป 3.8 ด้านล่าง ส่วนด้านบนแสดงความแตกต่างของระดับความเข้มของสี ซึ่งวิธีการหาขอบภาพแบบเกรเดียนท์นี้มีหลายวิธี แต่การใช้การหาขอบแบบแคนนี่ (Canny Edge Detection) จะให้รายละเอียดได้ดีที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีอื่นๆ โดยขั้นตอนการหาขอบภาพของวิธีแคนนี่ประกอบไปด้วย 4 ขั้นตอน คือ

1. การปรับภาพให้เรียบ (Smoothing) โดยใช้ตัวกรองเกาส์เซียน (Gaussian Filter) เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวน
2. การคำนวณขนาดและทิศทางของเกรเดียนท์โดยการหาอนุพันธ์อันดับหนึ่ง
3. การใช้ Nonmaxima Suppression สำหรับทำให้ขอบที่ได้มีความบางลง
4. การใช้ค่าขีดแบ่งเริ่มต้นสองค่า เพื่อระบุจุดภาพที่เป็นขอบและยังช่วยเชื่อมต่อขอบด้วย



รูปที่ 3.8 การแยกประเภทส่วนที่เป็นขอบของภาพ

ดังนั้นแบบจำลองฉากหลังแบบขอบจะอยู่ในรูปของภาพไบนารี เป็นเพียงขอบของวัตถุที่เคลื่อนที่ฉากหน้า ($E_b(i)$)

3.2.2.2 การจำแนกจุดภาพโดยใช้ข้อมูลขอบของภาพ

ในกรณีหาขอบของภาพจะแยกชนิดได้เป็นจุดภาพที่จัดเป็นฉากหน้า (สีขาว) และจุดภาพที่เป็นฉากหลัง (สีดำ) เท่านั้น โดยการแยกชนิดของจุดภาพ จะทำโดยการเปรียบเทียบค่าที่จุดภาพปัจจุบันกับจุดภาพที่เป็นฉากหลัง โดยที่จุดภาพ i จะมีค่าของจุดนั้นเป็น $I_b(i)$ และค่าของฉากหลังจะเป็น $E_b(i)$ ซึ่งเป็นภาพขาวดำ (Binary) ถูกจัดประเภทตามสมการ 3.6

$$I_b(i) \begin{cases} \text{White} \\ \text{Black} \end{cases} \quad (3.6)$$

3.2.3 การลบฉากหลังโดยใช้ความเข้มของภาพ (Intensity-based Background Model)

การใช้ความเข้มของภาพเป็นลักษณะในการลบฉากหลังนี้มีข้อดีคือถ้าผลต่างของฉากหน้ากับฉากหลังเพียงเล็กน้อยก็ยังสามารถตรวจจับวัตถุที่เคลื่อนที่หรือวัตถุฉากหน้าได้ โดยวิธีการประกอบด้วยสองขั้นตอนคือการสร้างแบบจำลองฉากหลัง และการจำแนกจุดภาพด้วยเช่นกัน

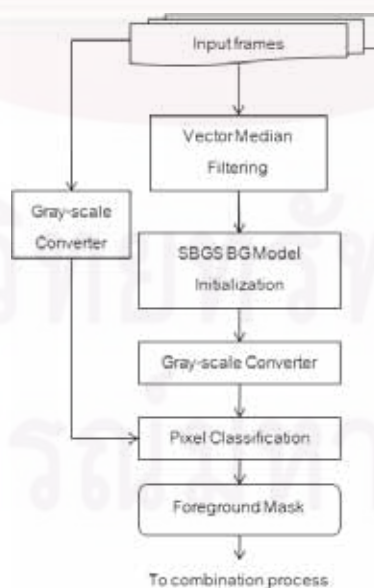
3.2.3.1 การสร้างแบบจำลองฉากหลังโดยใช้ความเข้มของภาพ

การสร้างแบบจำลองฉากหลังโดยใช้ค่าความเข้มของภาพนั้นมีพารามิเตอร์สองค่าด้วยกัน คือ $\{ E_{\text{intensity}}(i), \sigma_{\text{intensity}}(i) \}$ ซึ่งแต่ค่าพารามิเตอร์นิยามดังนี้

$E_{\text{intensity}}(i)$ แทนค่าความเข้มของฉากหลังที่จุด i

ค่า $\sigma_{\text{intensity}}(i)$ แทนค่าความค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความเข้มที่จุด i

โดย $E_{\text{intensity}}(i)$ สามารถหาได้จากค่าเฉลี่ยของค่าเฉดเทาของลำดับฉากหลังทั้งหมด แต่เพื่อความรวดเร็วในการทำงาน แทนการหาค่าเฉลี่ยของค่าเฉดเทาของลำดับฉากหลังทั้งหมด เราสามารถหาความเข้มของฉากหลังที่จุด i ได้จากการแปลงภาพฉากหลังแบบสีของแบบจำลองฉากหลังแบบสี E_i ให้อยู่ในรูปของภาพเฉดเทาแทน และค่าความแปรปรวนของความเข้มที่จุด i สามารถหาได้จากค่าเฉลี่ยของ $\sigma_r^2(i)$, $\sigma_g^2(i)$ และ $\sigma_b^2(i)$ ของแบบจำลองฉากหลังแบบสีจากนั้นนำไปทำการจำแนกจุดภาพต่อไป โดยแผนภูมิการลบฉากหลังของส่วนของความเข้มของภาพแสดงในรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 การลบฉากหลังโดยใช้ลักษณะความเข้มของภาพ

3.2.3.2 การจำแนกจุดภาพโดยใช้ความเข้มของภาพ

การจำแนกจุดภาพโดยใช้ความเข้มจะจำแนกเป็นสองชนิด คือจุดที่เป็นจุดภาพฉากหน้า (Foreground) และจุดที่เป็นจุดภาพฉากหลัง (Background) เท่านั้น โดยสามารถใช้น้ำหนักจำแนก ตามสมการ 3.7

$$M_{intensity}(i) = \begin{cases} 1 & : |I_{intensity}(i) - B_{intensity}(i)| > kc \\ 0 & : otherwise \end{cases} \quad (3.7)$$








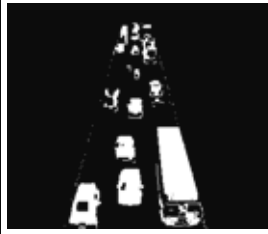

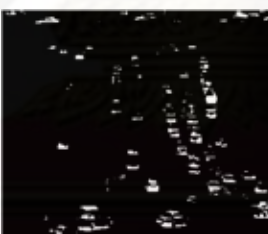

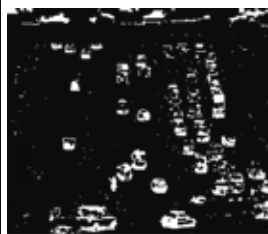
ซึ่งก็คือจุดสีเฉดเทาที่มีความเข้มแตกต่างกับความเข้มของฉากหลังที่จุดนั้นมากกว่า เป็นจำนวนเท่าของความแปรปรวนจะถือว่าจุดนั้นเป็นฉากหน้า โดยค่า k จะอยู่ประมาณ 1-2 เท่าของความแปรปรวน ก่อนจะไปทำงานในส่วนของการรวมกันต่อไป (Combination Process)

ตัวอย่างของผลลัพธ์ที่ได้จากการลบฉากหลังแบบต่าง ๆ แสดงในตารางที่ 3.2 จะเห็นว่าในกรณีทั่วไปการลบฉากหลังแบบใช้สี (ภาพบน) จะมีความเพียงพอในการตัดส่วนยานพาหนะในระดับหนึ่ง แต่จะยังขาดข้อมูลบริเวณขอบ ซึ่งอาจเติมเต็มได้ด้วยการลบฉากหลังแบบของ ส่วนในบริเวณที่สีของยานพาหนะใกล้เคียงกับถนนจะไม่สามารถตรวจแยกได้ โดยสามารถตรวจแยกได้ในกรณีใช้ความเข้มสามารถตรวจแยกสิ่งที่แตกต่างจากฉากหลังได้ทุกกรณี

ผลการลบฉากหลังแบบสี	ผลการลบฉากหลังแบบขอบ	ผลการลบฉากหลังแบบความเข้ม
		
		

ตารางที่ 3.2 ผลลัพธ์ที่ได้จากการลบฉากหลังแบบต่างๆ ภาพบนแสดงกรณีที่ไม่มีเงื่อนไขของแสง และภาพล่างแสดงในกรณีที่มีเงื่อนไขของแสง

3.3 การรวมลักษณะข้อมูลทางสี และข้อมูลขอบ ของภาพเข้าด้วยกัน (Color-based and Edge-based Combination)

ภาพปัจจุบัน	การลบฉากหลังจากวิธี SBGS	การลบฉากหลังจากวิธีการใช้ขอบของภาพ	ผลการรวมกันอย่างง่าย
			
(ก)	(ข)	(ค)	(ง)
			
(จ)	(ฉ)	(ช)	(ญ)
			
(ฎ)	(ฏ)	(ฑ)	(ฒ)

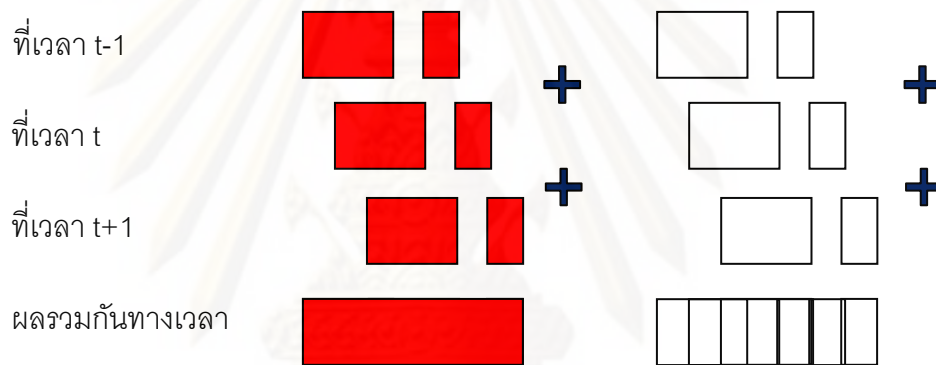
ตารางที่ 3.3 แสดงผลการทดลองเบื้องต้นสำหรับการใช้ข้อมูลขอบของภาพ (ก), (จ), (ฎ) ภาพปัจจุบัน (ข), (ฉ), (ฏ) ภาพที่ได้จากการลบฉากหลังแบบ SBGS (ค), (ช), (ฑ) ภาพที่ได้จากการใช้ข้อมูลขอบของภาพ (ง), (ญ), (ฒ) ภาพสมบูรณที่ได้จากการรวมสองวิธีเข้าด้วยกัน

จากตารางที่ 3.3 แสดงการรวมกันของผลการลบฉากหลังโดยใช้ลักษณะสี และผลการลบฉากหลังโดยใช้ลักษณะขอบที่ได้รับการประมวลผลภายหลังด้วย (Post-processing) [3] ผลปรากฏว่าส่วนของยานพาหนะที่ไม่สามารถตรวจจับได้ด้วยลักษณะของสีถูกเติมเต็มด้วยผลของการลบฉากหลังด้วยขอบของภาพ วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอการรวมกันของแต่ละลักษณะดังแสดงในแผนภูมิรูปที่ 3.2 ในขั้นตอนหมายเลข 3

จากรูปที่ 3.11 จะแบ่งขั้นตอนการรวมกัน (Combination) ออกเป็น 5 ส่วนด้วยกันตามรูปที่แสดง มีรายละเอียดดังนี้

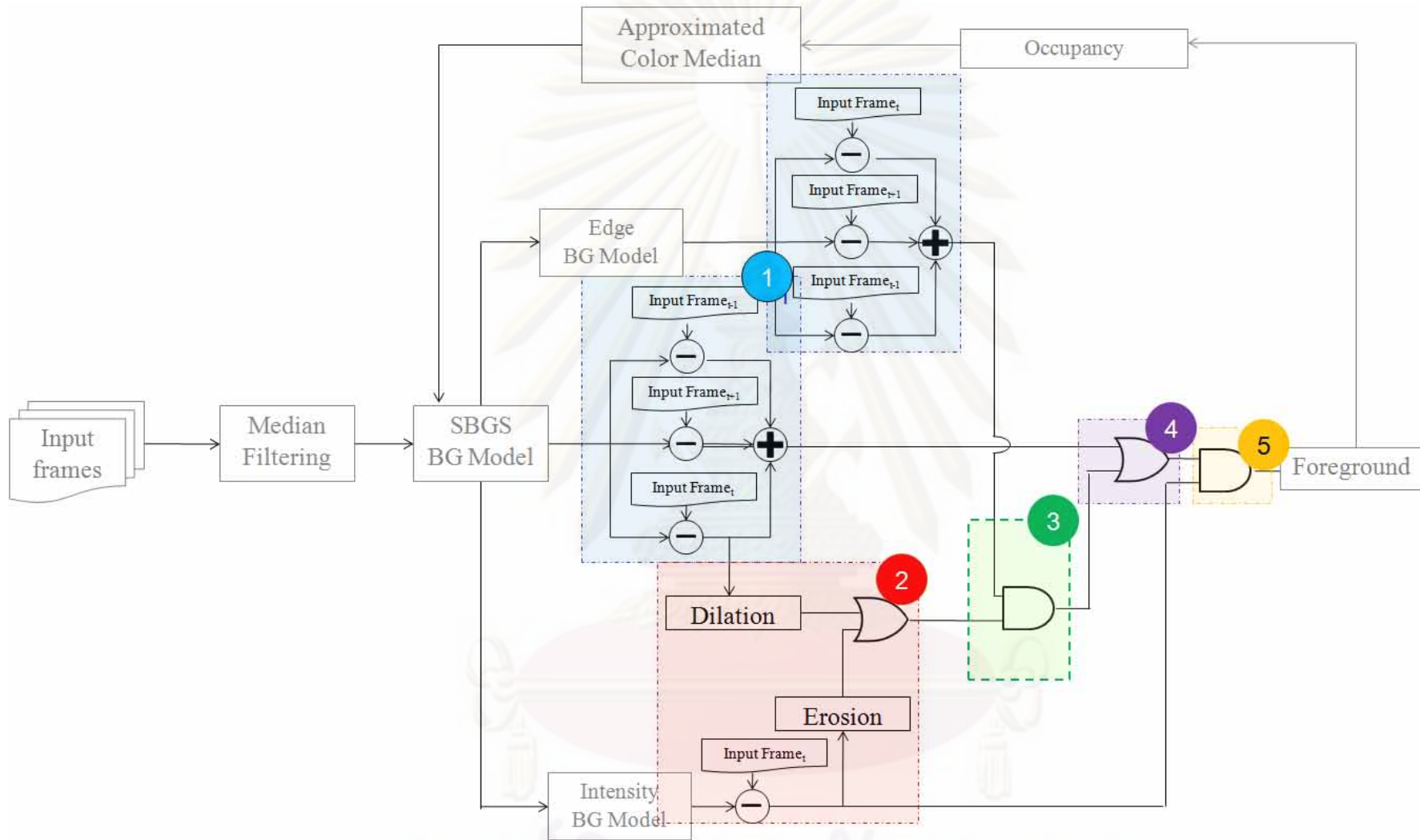
3.3.1 การรวมกันทางเวลาของลักษณะสีด้วยทางเวลา และลักษณะขอบทางเวลา (Temporal-Color Combination, Temporal Edge Combination)

เนื่องจากข้อดีของการตัดแยกส่วนยานพาหนะนั้นเป็นที่ทราบค่อนข้างนอนว่ายานพาหนะจะเคลื่อนที่ไปด้านหน้า หรือไปด้านหลังเท่านั้น โดยถ้าพิจารณาบนระนาบสีต่างๆ สามารถประมาณได้ว่ายานพาหนะเคลื่อนที่เป็นเส้นตรง โดยเมื่อพิจารณาจากปัญหาของลักษณะสี ในตารางที่ 3.3 รูป (ข) และ (ค) จะเห็นได้ว่าบางส่วนของยานพาหนะมีสีใกล้เคียงกับสีของถนนดังนั้นจึงถูกจำแนกออกเป็นเงา แต่เราสามารถเติมเต็มส่วนที่ขาดหายไปได้ โดยการรวมกันทางเวลาของยานพาหนะ ดังรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.10 การจำลองการรวมกันทางเวลาของยานพาหนะ โดยลักษณะสี (ซ้าย) และขอบ (ขวา) ของภาพ

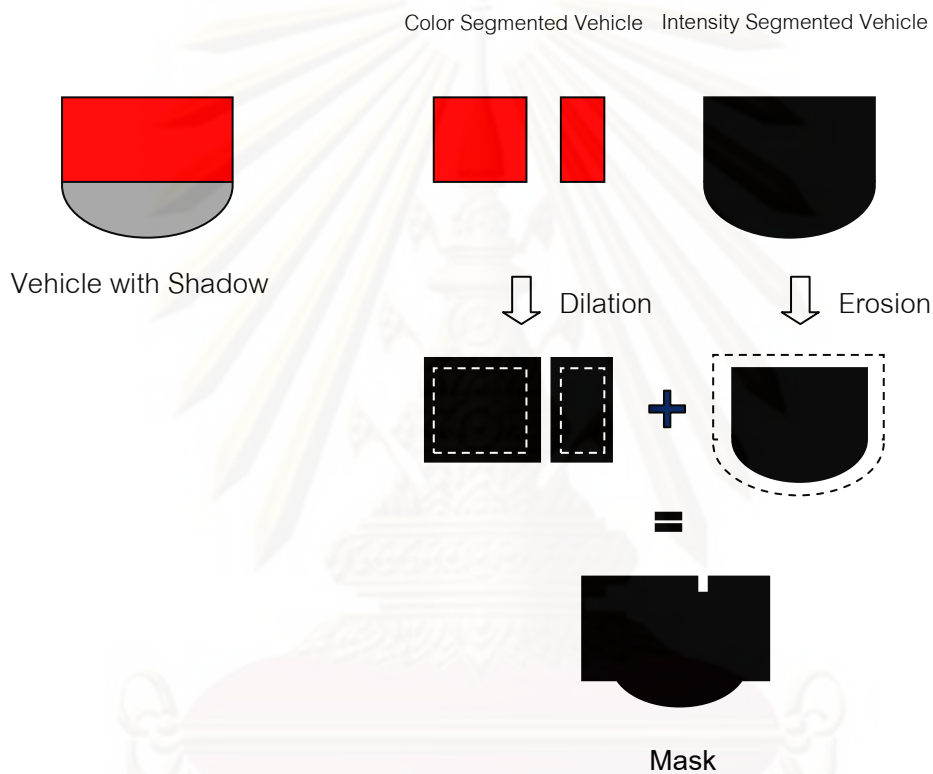
จะเห็นได้ว่าส่วนที่ถูกตัดแยกด้วยสีถ้าสามารถตรวจจะได้ เมื่อรวมกันแล้วจะได้ส่วนที่เติมเต็มยานพาหนะได้ครบทุกส่วน แต่ยังมีอีกหลายกรณีที่ส่วนของสีไม่สามารถตรวจจับได้จึงต้องใช้ข้อมูลขอบซึ่งเก็บภาพอยู่ในรูปของภาพไบนารีตรวจจับขอบของวัตถุที่เคลื่อนที่ หรือจากหน้าออกมา ผลปรากฏว่าสามารถทำงานได้รวดเร็วและตรวจจับจากหน้าได้ในระดับหนึ่ง โดยในการรวมกันของผลทางเวลานี้จะใช้ตรรกะทางคณิตศาสตร์คือ OR operation (แสดงสัญลักษณ์ +) โดยจะเลือกทุกจุดที่เป็นจริงในทั้งสามเฟรม ที่เวลา $t-1$, t และ $t+1$ ทั้งในข้อมูลสี และข้อมูลขอบของภาพ



รูปที่ 3.11 แสดงขั้นตอนการรวมกันของลักษณะต่าง ๆ ที่นำเสนอ

3.3.2 การสร้างหน้ากากสำหรับการตัดขอบของภาพเนื่องมาจากเงา (Edge Shadow Elimination by Morphology Mask)

ในการสร้างหน้ากากสำหรับการตัดขอบของภาพเนื่องมาจากเงา นี้ อยู่ตำแหน่งหมายเลข 2 ของรูปที่ 3.11 สร้างขึ้นเพื่อใช้ในกรณีเนื่องจากเงาของแสงมาก ทำให้เกิดเงาของยานพาหนะที่มีความชัดเจนนมาก การตรวจจับขอบของภาพทำให้ตรวจจับของเนื่องมาจากเงาด้วย จึงมีการทำการสร้างหน้ากากสำหรับตัดเงา นี้ วิธีการแสดงดังรูป 3.12



รูปที่ 3.12 การสร้างหน้ากากสำหรับการตัดขอบของภาพเนื่องมาจากเงา

จากรูป 3.12 แสดงวิธีการสร้างหน้ากากสำหรับการตัดขอบของภาพเนื่องมาจากเงาเริ่มจากการขยายส่วนของยานพาหนะที่ตรวจจับได้โดยใช้ลักษณะสี และลดส่วนของยานพาหนะที่ตรวจจับได้โดยใช้ความเข้ม จะได้ผลดังรูป 3.12 บรรทัดที่สอง และ สุดท้ายนำผลของสองส่วนมารวมกันโดยใช้ตรรกะทางคณิตศาสตร์คือ OR Operation จะได้หน้ากาก ได้ผลลัพธ์เป็นดังรูปสุดท้ายของรูป 3.12

3.3.3 การตัดเส้นขอบของภาพเนื่องจากเงาออกจากผลการลบฉากหลังด้วย ขอบของภาพ (Edge Shadow Elimination)

ขั้นตอนนี้อยู่ที่หมายเลข 3 รูป 3.11 โดยเป้าหมายคือเพื่อให้ผลการตัดส่วนที่ได้มีความสมบูรณ์จึงมีการสร้างหน้ากากสำหรับตัดข้อมูลขอบของภาพเนื่องจากเงาออกไป โดยใช้ตรรกะทางคณิตศาสตร์ AND Operation แสดงการตัดขอบของภาพเนื่องจากเงา ดังรูปที่ 3.13



Vehicle with Shadow

รูปที่ 3.13 แสดงการรวมผลของ 3.2.1 (เฉพาะลักษณะขอบ) กับ 3.2.2 โดยใช้ AND Operation

รูปที่ 3.13 แสดงการรวมกันของผลการรวมกันทางเวลาของขอบของภาพในหัวข้อ 3.3.1 กับผลการสร้างหน้ากากสำหรับตัดขอบของเงาเนื่องจากเงาของแสง 3.3.2 โดยการใช้ AND Operation กัน ทำให้ได้ผลลัพธ์ในส่วนขอบของภาพโดยไม่มีผลเนื่องจากเงาดังรูปขวาสุด

3.3.4 การรวมผลลัพธ์ทางลักษณะสี และขอบของภาพที่ถูกต้องสมบูรณ์ (Color and Edge Combination)

โดยการรวมกันจะได้ตรรกะทางคณิตศาสตร์คือ OR Operation ดังรูปที่ 3.11 หมายเลข 4 จะได้ผลของการรวมลักษณะของทั้งสี และขอบภาพที่มีความสมบูรณ์มากที่สุด แสดงในรูปที่ 3.14



รูปที่ 3.14 แสดงการรวมกันของลักษณะทั้งสองลักษณะ

จากรูป 3.14 จะเห็นว่าส่วนขอบของภาพช่วยส่วนผลการลบฉากหลังโดยใช้สีไม่มากนัก แต่ในการนำไปใช้จริงนั้นส่วนขอบของภาพมีส่วนช่วยในการเติมเต็มภาพที่ถูกตัดแยกได้มาก จะแสดงไว้ในผลการทดลองบทที่ 4 ต่อไป

3.3.5 การใช้หน้ากากความเข้มทำให้ขนาดยานพาหนะมีความแม่นยำ (Intensity Mask)

ส่วนสุดท้ายของการรวมกันของลักษณะสี ลักษณะขอบและความเข้มในระบบตัดแยกยานพาหนะที่นำเสนอนี้แสดงไว้ในหมายเลข 5 ในรูปที่ 3.11 โดยจะเห็นว่า ผลจากการทำการรวมกันทั้งทางเวลา ทางลักษณะสี หรือการทำ Morphology ต่าง ๆ ล้วนแต่ทำให้ยานพาหนะมีความสมบูรณ์ทั้งนั้น แต่ขนาดของยานพาหนะยังไม่ใช่ขนาดที่แท้จริง ดังนั้นในขั้นตอนสุดท้ายจึงทำการนำหน้ากากความเข้มในการกำหนดส่วนของจุดภาพจากหน้าที่มีความสมบูรณ์และแม่นยำที่สุด โดยใช้ AND Operation ดังแสดงในรูปที่ 3.15 ให้ยานพาหนะสมบูรณ์และแม่นยำมากที่สุด



รูปที่ 3.15 การใช้หน้ากากความเข้มกำหนดขนาดวัตถุ

3.4 การสร้างแบบจำลองฉากหลังปรับตัวได้ (Adaptive Modeling)

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการทำให้แบบจำลองฉากหลังสามารถปรับตัวได้ตามเวลาและทำงานรวดเร็วเหมาะกับการทำงานกับวิดีโอที่ศรัณจรรยา วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอ แบบฉากหลังที่ปรับตัวได้ โดยการใช้การประมาณค่ามัธยฐานแบบสี (Approximated Color Median Filtering) แสดงในขั้นตอนหมายเลข 4 ในรูปที่ 3.2 เนื่องจาก SBGS [9] สามารถทำงานได้ดีในบริเวณอาคาร หรือในที่ร่ม และไม่สามารถปรับตัวตามสภาพสิ่งแวดล้อมได้ และการจากผลการทดลองการสร้างโมเดลฉากหลัง จะเห็นว่าการใช้มัธยฐานสามารถสร้างฉากหลังได้อย่างแม่นยำ แต่ข้อเสียของการใช้ค่ามัธยฐานก็คือในจำเป็นต้องมีการรองรับภาพ (Buffer Images) ไว้ล่วงหน้า จึงต้องใช้หน่วยความจำและการคำนวณเป็นจำนวนมาก จึงจะได้มาซึ่งค่าเวกเตอร์มัธยฐาน จึงมีการเสนอวิธีการ เทคนิคการประมาณค่ามัธยฐาน (Approximated median filter) สำหรับการประมาณค่ามัธยฐานที่ไม่ต้องทำการจัดเก็บข้อมูลภาพที่เข้ามาไว้ล่วงหน้า ทำให้สามารถทำงานได้รวดเร็วและใกล้เคียงกับค่ามัธยฐาน โดยบทความ Cheung [11] กล่าวถึงเทคนิคการทำซ้ำขั้นตอนเดิม (Recursive Techniques) สำหรับการประมาณค่ามัธยฐาน ซึ่ง McFarlane [13] ได้นำมาใช้สำหรับตรวจจับวัตถุฉากหน้า โดยกล่าวไว้ว่าการหาค่ามัธยฐานค่าใหม่ในกรณีภาพเฉดเทา (Grayscale) หาได้จาก การเพิ่มค่ามัธยฐานเดิมขึ้น 1 ค่าที่อยู่ในช่วง 0 ถึง 255 ถ้าหากค่าพิกเซลขาเข้าค่าใหม่มีค่ามากกว่าค่าที่ประมาณไว้ก่อนหน้านี้ และ ลดลง 1 ค่า ถ้าพิกเซลขาเข้าใหม่มีค่าน้อยกว่าค่าพิกเซลที่ประมาณไว้ก่อนหน้านี้ โดยค่าสุดท้ายจะลู่เข้าสู่ค่าที่อยู่กึ่งกลางของค่าพิกเซลขาเข้า

ทั้งหมด ซึ่งเป็นหลักการคล้ายกันกับการหาค่ามัธยฐาน แต่ไม่มีการเก็บข้อมูลไว้ในหน่วยความจำล่วงหน้า

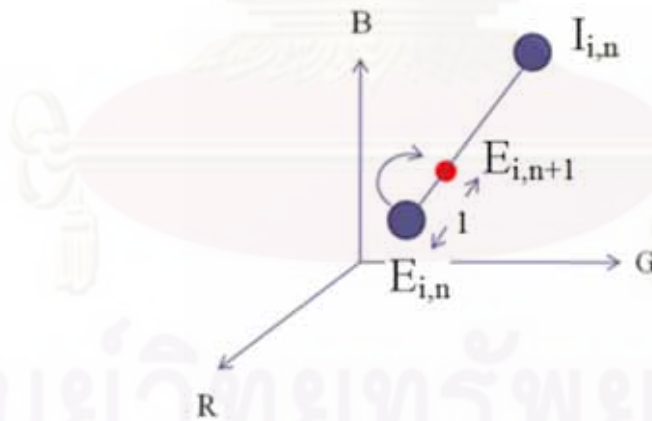
แต่เนื่องจาก SBGS [9] ทำงานบนปริภูมิสี RGB โครงร่างวิทยานิพนธ์นี้ทำการพัฒนาการประมาณค่ามัธยฐานแบบเฉดเทาที่ McFarlane [13] นำเสนอ ให้สามารถทำงานได้บนปริภูมิ RGB พิจารณาดังรูปที่ 4.6 แสดงหลักการของการประมาณค่ามัธยฐานแบบสี โดยที่ให้

$$E_{i,n} = (R_{i,n}, G_{i,n}, B_{i,n}) \quad \text{เป็นฉากหลังอ้างอิงปัจจุบัน}$$

$$I_{i,n+1} = (r_{i,n+1}, g_{i,n+1}, b_{i,n+1}) \quad \text{เป็นจุดภาพที่เข้ามาใหม่ที่ต้องการจะปรับตัว}$$

$$E_{i,n+1} = (R_{i,n+1}, G_{i,n+1}, B_{i,n+1}) \quad \text{เป็นฉากหลังอ้างอิงใหม่}$$

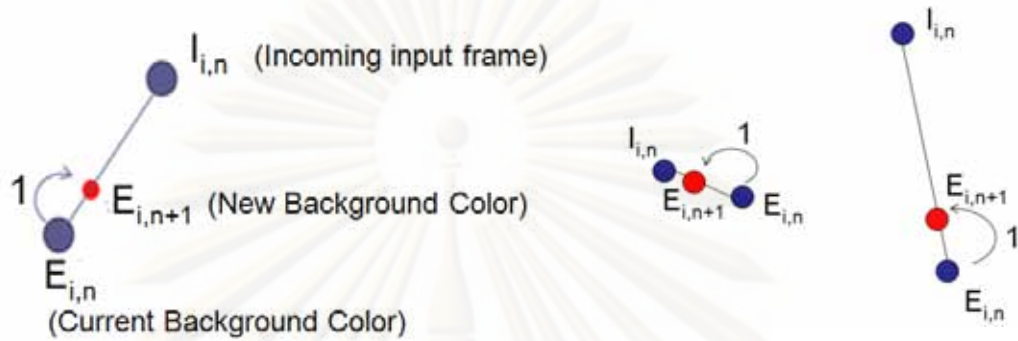
โดย $E_{i,n+1}$ จะหาได้บนตำแหน่งเส้นที่ลากจาก $E_{i,n}$ ไปยัง $I_{i,n+1}$ ซึ่งค่าฉากหลังอ้างอิงต่อไปจะเข้าใกล้ $I_{i,n+1}$ มากขึ้นเป็นค่ากำหนดตามอ้างอิงจาก McFarlane [13] เลือกค่าระยะทางที่ใช้ในการเลื่อนจุดเท่ากับ 1 แสดงแบบจำลองสำหรับการประมาณค่ามัธยฐานบนปริภูมิ RGB ดังรูปที่ 3.16 ซึ่งการปรับตัวถือว่าเป็นไปอย่างช้าๆ ตามหลักการของค่ามัธยฐาน คือไม่ว่าค่าใหม่เข้ามาจะอยู่ที่จุดใด จะมีค่าห่างจุดปัจจุบันมาก หรือห่างน้อยกว่าจุดปัจจุบันมาก ค่ามัธยฐานจุดใหม่จะขยับตำแหน่งไปเพียง 1 ตำแหน่งเท่านั้น



รูปที่ 3.16 แบบจำลองสำหรับการประมาณค่ามัธยฐานบนปริภูมิ RGB

รูปที่ 3.17 แสดงลักษณะพิเศษของวิธีการที่นำเสนอ คือนอกจากจะเป็นการทำงานกับปริภูมิสีสามมิติแล้ว ยังเป็นการประยุกต์ใช้หลักการของค่ามัธยฐาน โดยไม่ได้ใช้ค่ามัธยฐานจริง ที่ต้องการเก็บข้อมูลไว้เป็นจำนวนมาก และการลำดับข้อมูล ก่อนเลือกค่ากลางค่าใหม่ โดยทำการประมาณค่ามัธยฐานที่ไม่ได้มีการเก็บข้อมูลไว้ อาศัยการเปรียบเทียบค่ามัธยฐานเดิม กับค่าจุดสีที่

เข้ามาใหม่ แล้วทำการปรับตัวให้ขยับเข้าไปใกล้กับจุดสีเข้ามาใหม่เพียงเล็กน้อยเท่านั้น ดังแสดง
 ในภาพ รูปที่ 3.17 (กลาง) จะแสดงการปรับตัวในกรณีที่มีจุดสีเข้ามาใหม่อยู่ใกล้กับจุดสีมีรัศมีฐาน
 ปัจจุบัน และ รูป 3.17 (ขวา) จะแสดงการปรับตัวในกรณีที่มีจุดสีเข้ามาใหม่อยู่ไกลกับจุดสีมีรัศมีฐาน
 ปัจจุบันมาก แต่การปรับตัวเป็นไปในระยะทางเท่ากัน



รูปที่ 3.17 การปรับตัวของแบบจำลองฉากหลังแบบการประมาณค่าสีแบบค่ามัธยฐาน

การหาฉากหลังอ้างอิงต่อไปเป็นไปตามสมการดัง (3.8) และ (3.9)

$$\begin{aligned} R_{i,n+1} &= R_{i,n} + \beta_{R,i} \\ G_{i,n+1} &= G_{i,n} + \beta_{G,i} \\ B_{i,n+1} &= B_{i,n} + \beta_{B,i} \end{aligned} \quad (3.8)$$

ซึ่ง

$$\beta_{R,i} = \begin{cases} \frac{r_{i,n} - R_{i,n}}{\|I_{i,n} - E_{i,n}\|}, & \|I_{i,n} - E_{i,n}\| \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\beta_{G,i} = \begin{cases} \frac{g_{i,n} - G_{i,n}}{\|I_{i,n} - E_{i,n}\|}, & \|I_{i,n} - E_{i,n}\| \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.9)$$

$$\beta_{B,i} = \begin{cases} \frac{b_{i,n} - B_{i,n}}{\|I_{i,n} - E_{i,n}\|}, & \|I_{i,n} - E_{i,n}\| \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

จากสมการก็จะได้แบบจำลองฉากหลังใหม่ในรูปของ $E_{i,n+1}$ สำหรับวิธีการที่น่าเสนอจะทำการ
 ปรับตัวเพียงส่วนของแบบจำลองฉากหลังแบบสีเท่านั้น ส่วนอื่นๆ ไม่ว่าจะเป็น $s_{i,n+1}$, $a_{i,n+1}$ และ
 $b_{i,n+1}$ ในการปรับตัวนี้ เราจะถือว่า การเปลี่ยนแปลงของสีฉากหลังเปลี่ยนแปลงไปน้อยมาก ดังนั้น

สมมติให้พารามิเตอร์ยังคงเดิม มีแบบจำลองฉากหลังของพารามิเตอร์อีกสาม ตัวเป็นแบบเดิม ดังสมการ

$$s_{i,n+1} = s_{i,n} \quad (3.10)$$

$$a_{i,n+1} = a_{i,n} \quad (3.11)$$

$$b_{i,n+1} = b_{i,n} \quad (3.12)$$

จะได้พารามิเตอร์ในสมการ 3.8, 3.10, 3.11 และ 3.12 แทนแบบจำลองฉากหลังใหม่ สำหรับการลบฉากหลังเฟรมถัดต่อไป

ข้อดีของการใช้การประมาณค่ามัธยฐานบนปริภูมิ RGB นั้นนอกจากจะทำงานได้รวดเร็ว เนื่องจากไม่ต้องใช้หน่วยความจำรองรับไว้ล่วงหน้า และการคำนวณไม่ซับซ้อนแล้ว ในการทำให้ฉากหลังปรับตัวในเวลาจริงก็ยังไม่มีการสะสมความผิดพลาดของข้อมูล ซึ่งเป็นข้อเสียของการใช้ค่าเฉลี่ยเลขคณิต แต่หากการเลือกที่จะอัปเดตฉากหลังผิดพลาดทำให้การประมาณฉากหลังผิดพลาด

3.5 เงื่อนไขการเลือกปรับตัวของแบบจำลองฉากหลัง (Update Selection)

ดังนั้นเพื่อความแม่นยำมากขึ้นอีกจึงเสนอวิธีการเลือกที่จะทำการปรับฉากหลังก็ต่อเมื่อ ณ ขณะนั้น จุดภาพนั้นถูกจัดว่าเป็นฉากหลังของของภาพเท่านั้น ส่วนที่ถูกจัดว่าเป็นฉากหน้า เงามหรือไฮไลต์จะไม่นำมาคำนวณฉากหลังอ้างอิงใหม่ โดยใช้หน้ากากการแยกชนิดจุดภาพ ซึ่งอยู่กับพารามิเตอร์ทางตัวตรวจจับจราจรคือ “ค่าการครอบครอง” (Occupancy)

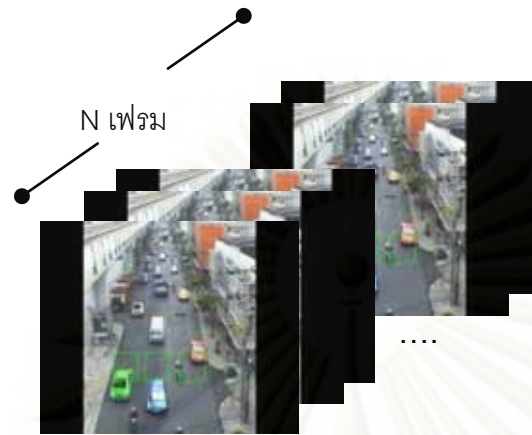
อ้างอิงถึง [1] ได้ให้คำนิยามของค่าการครอบครอง (Occupancy) ไว้ดังนี้

“Occupancy is a point measurement parameter defined as the percent of time a vehicle is in the detection zone of a sensor.”

ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จึงได้มีการนำค่าการครอบครอง หรือ Occupancy มาใช้ในการช่วยเลือกอัปเดตในช่วงการปรับตัวของฉากหลัง ซึ่งเป็นขั้นตอนสุดท้าย ขั้นตอนหมายเลข 5 ในรูปที่ 3.2 โดยการใช้ค่าการครอบครอง (Occupancy) ในแทน ณ ช่วงเวลา (N เฟรมล่าสุด) มีลักษณะการจราจรเป็นแบบใด

การทำงานของการทำงานหาค่าการครอบครองนั้น รูป 3.18 แสดงให้เห็นบริเวณที่ใช้ในการตรวจหาการครอบครองในแต่ละช่องทางเดินรถ (Lane) โดยเริ่มจากตรวจสอบจุดที่ถูกจำแนกว่าเป็นฉากหน้าหา กมีเปอร์เซ็นต์มากในระดับที่นับเป็นค่าการครอบครองในรอบสี่เหลี่ยมของช่อง

ทางเดินรถ k จะถือว่าช่องทางเดินรถที่ k นั้นมีการครอบครอง โดยการหาค่าครอบครองได้จากเปอร์เซ็นต์ของจำนวนเฟรมที่มีการครอบครองต่อจำนวนเฟรมทั้งหมด N เฟรม ดังสมการ 3.13



รูปที่ 3.18 กรอบสำหรับตรวจจับการครอบครองสำหรับหาค่าการครอบครอง (Occupancy)

$$\%Occupancy(k) = \frac{\#Number\ of\ Occupancy\ Blocks(k)}{\#Number\ of\ all\ Blocks(k)} \quad (3.13)$$

โดยแต่ละช่องทางเดินรถ k จะมีค่าเปอร์เซ็นต์ของค่าการครอบครองประจำช่องทางเดินรถในการเลือกอัปเดต จะดูค่าเปอร์เซ็นต์ของค่าการครอบครองทุกช่องทางเดินรถ จากนั้นจะเลือกค่าเปอร์เซ็นต์ที่มากที่สุดในการเลือกอัปเดต เนื่องจากเปอร์เซ็นต์มากจะแสดงถึงว่า ช่องทางเดินรถ k นั้นมีการจราจรหนาแน่น หรือมีรถขนาดใหญ่อยู่ในฉาก หรืออาจหมายถึงมีรถจอดอยู่ในฉากเป็นเวลานาน และไม่ว่ากรณีใดก็ไม่ต้องการให้มีการอัปเดตจุดภาพเป็นฉากหลังทั้งสิ้น ดังนั้นจึงนำเปอร์เซ็นต์ของค่าการครอบครองที่มากที่สุดไปคำนวณหาพารามิเตอร์เพื่อใช้ในการเลือกอัปเดตดังต่อไปนี้

3.5.1 ความถี่เป็นจำนวนเฟรมที่ใช้ในการปรับตัว ในการทำงานจริง (N_A) ควรมีการปรับตัวของโมเดลฉากหลังอยู่ตลอดเวลา เพื่อความแม่นยำ แต่การเปลี่ยนแปลงของสภาพแสงของการทำงานในที่แจ้ง (Outdoor) นั้น อาจมองได้ว่ามีการปรับตัวอย่างช้าๆ ไม่รวดเร็วเหมือนกับการเปิดปิดไฟในกรณีเหมือนในที่ร่ม (Indoor) และเนื่องจากการทำงานในเวลาจริง จำเป็นต้องพิจารณาในส่วนของเวลาในการทำงานด้วย จึงไม่จำเป็นจะต้องมีการปรับตัวภาพฉากหลังทุกๆ เฟรมภาพ (25 fps ปรับทุกเฟรมจะเท่ากับการปรับทุก $1/25 \approx 0.04$ วินาที) เนื่องจากจะเป็นการสิ้นเปลืองการคำนวณ จึงมีการกำหนด N_A คือ ความถี่เป็นจำนวนเฟรมที่ใช้ในการปรับตัว

3.5.2 จำนวนของเฟรมมากที่สุดที่ยอมให้จุดภาพนั้นถูกจำแนกเป็นฉากหน้า (N_{Fmax}) โดยการเลือกปรับตัวเฉพาะจุดภาพ โดยใช้ค่า N_{Fmax} ก่อนที่จะทำการตัดสินใจจุดนั้นอาจ

เป็นฉากหลัง และทำการปรับตัวจุดภาพนั้นๆ ให้เข้าใกล้ฉากหลังจริงมากที่สุด (ใช้ในการแก้ปัญหา สัญญาณรบกวนเป็นจุด ๆ และกรณีที่ฉากหน้าเข้ามาใหม่เป็นส่วนหนึ่งของฉากหลัง แต่ในขณะเดียวกัน การปรับตัวเร็วเกินไป อาจทำให้ฉากหลังกลายเป็นฉากหน้าได้ ทำให้ต้องพิจารณา N_{Fmax} จากค่าการครอบครอง (Occupancy)

ถ้าค่าการครอบครอง (Occupancy) ของการจราจรในขณะนั้น มีค่ามาก แสดงว่าช่วงเวลานั้น เป็นช่วงรถติด หรือมีรถขนาดใหญ่มากอยู่ในฉาก ดังนั้น ในส่วนของการปรับตัวจึงควรมีการปรับตัวอย่างช้า ๆ ความถี่ในการปรับตัว (N_A มีค่ามาก) จึงควรมีค่าน้อยๆ เพราะหากมีการจำแนกจุดภาพผิด จะทำให้มีการปรับตัวฉากหน้าให้กลายเป็นฉากหลัง และจะมีการยอมให้จุดภาพนั้น ได้เป็นจุดภาพฉากหน้า (N_{Fmax} มีค่ามาก) ได้นานมากกว่าในกรณีรถไม่ติด โดยสรุป ถ้า %Occupancy มาก N_A และ N_{Fmax} ควรมีค่ามาก

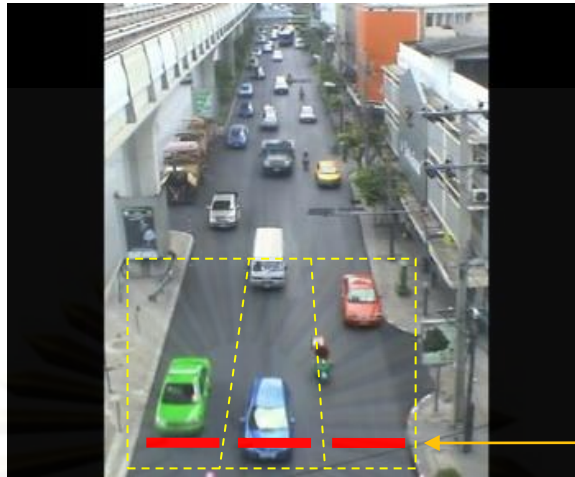
%Occupancy น้อย N_A และ N_{Fmax} ควรมีค่าน้อย

3.6 การนับยานพาหนะ

ส่วนเพิ่มเติมสำหรับการนับยานพาหนะนี้ เป็นวิธีการที่นำเสนอเพื่อใช้ในการประเมินค่าระบบการตัดแยกยานพาหนะที่นำเสนอ

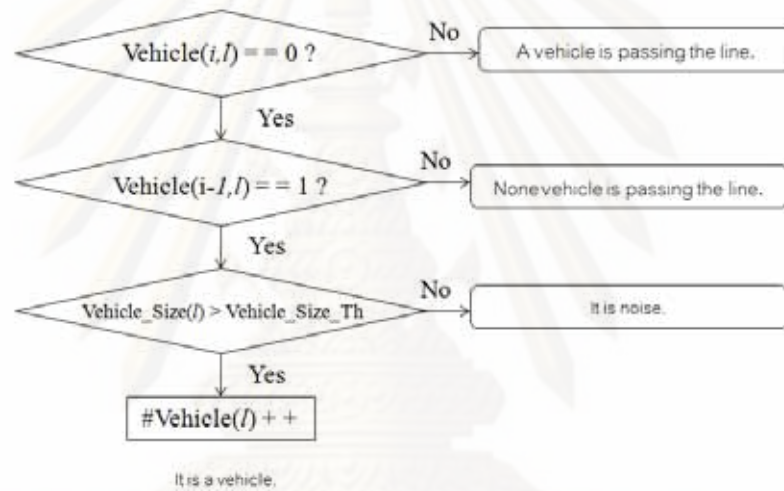
โดยการนับรถจะนับแต่ละช่องทางเดินรถแยกกัน (Lane) ในแต่ละช่องทางเดินรถจะมีเส้นสำหรับตรวจจับยานพาหนะที่ผ่านเข้ามา โดยมีความกว้างของเส้นเป็นขนาดที่มากที่สุดที่รถสองคันอยู่ห่างกันถัดไปบนถนน ดังนั้นถ้ามียานพาหนะข้ามผ่านเส้นนี้ จะนับเป็นยานพาหนะหนึ่งคัน เมื่อมีการผ่านเป็นช่วงเวลาหนึ่ง คิดเป็นค่าเฉลี่ยช่วงเวลานั้นเท่ากับความยาวที่น้อยที่สุดของยานพาหนะ รูปที่ 3.19 แสดงภาพเส้นตรวจจับที่ใช้ในการนับยานพาหนะ และ เขียนเป็นแผนภาพได้ดังรูปที่ 3.20

ให้สัญลักษณ์	Car(<i>i,l</i>)	แทนตรรกะที่แสดงการมียานพาหนะอยู่บนเส้นตรวจจับ ณ ฉากที่ <i>i</i> ที่ช่องทางเดินรถ <i>l</i>
	Vehicle_Size(<i>l</i>)	แทนขนาดของยานพาหนะที่ผ่านเส้นตรวจจับ ที่ช่องทางเดินรถ <i>l</i>
	Vehicle_Size_Th	แทนค่าขีดเริ่มของความยาวของยานพาหนะซึ่งขึ้นอยู่กับกรณีของวิถีทัศนียภาพต่างๆ
	#Vehicle(<i>l</i>)	แทนจำนวนยานพาหนะในแต่ละช่องทางเดินรถ <i>l</i>



ความกว้างเท่ากับ
ระยะห่างน้อยสุดที่
จะเกิดยานพาหนะ
กันต่อไป

รูปที่ 3.19 แสดงเส้นตรวจจับในแต่ละช่องทางเดินรถ



รูปที่ 3.20 แผนภูมิแสดงวิธีการนับยานพาหนะ

บทต่อไปจะแสดงผลการทดลองกับวีดิทัศน์จราจรรูปแบบต่าง ๆ และการประเมินค่าระบบ
ลบจากหลังที่นำเสนอ

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 4

ผลการจำลองการทำงาน

ในบทนี้จะกล่าวถึงการนำวิธีการลบฉากหลังที่นำเสนอในบทที่ 3 มาทำการทดลองกับวิดีโอที่ศรัณจรรยาที่มีการเก็บข้อมูลซึ่งได้มาจาก ศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ (National Electronics and Computer Technology, NECTEC) ในการจัดกลุ่มวิดีโอที่ศรัณจรรยา ออกเป็นหลายรูปแบบจะอธิบายไว้ในส่วนแรกของบท เพื่อให้ระเบียบวิธีการที่นำเสนอสามารถนำไปใช้กับการทำงานจริงได้ และนอกจากนี้ยังได้มีการเปรียบเทียบวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการต้นแบบ [9] และวิธีการที่เป็นที่นิยมอย่างการลบฉากหลังโดยใช้การสร้างฉากหลังแบบการรวมกันแบบเกาส์ (Mixture of Gaussian Background Subtraction , MOG) [7] โดยการเปรียบเทียบแบบออกเป็น การเปรียบเทียบในลักษณะอัตวิสัย (Subjective Evaluation) จะแสดงผลการเปรียบเทียบในรูปของผลการลบฉากหลัง และการเปรียบเทียบเชิงปริวิสัย (Objective Evaluation) ซึ่งจะอยู่ในรูปของกราฟความโค้งของค่าความแม่นยำ (Precision) และค่าการเรียกกลับ (Recall) หรือเรียก Precision-Recall Curve และผลเปรียบเทียบอัตราเร็วในการทำงานของแต่ละวิธีการ และสุดท้ายการนำไปประยุกต์ใช้กับการนำร่องอย่างง่าย เพื่อแสดงความแม่นยำของวิธีการที่นำเสนอ

4.1 วิดีโอที่ศรัณจรรยาประเภทต่างๆ สำหรับใช้ในการทดลอง (Traffic Video Tested Set)

สำหรับวิดีโอที่ศรัณจรรยาในกรณีต่างๆ ที่นำมาเปรียบเทียบการทำงานนั้นได้แบ่งตามข้อจำกัดสำหรับการลบฉากหลัง โดยมีขนาดเท่ากันเป็น 352x288 จุดภาพ (CIF Format) แบ่งวิดีโอที่ศรัณจรรยาเป็นกรณีต่างๆ ดังนี้

กรณี 1 วิดีโอที่ศรัณจรรยาทั่วไป (General Traffic Video)



ในกรณีนี้ยานพาหนะมีขนาดปานกลาง โดยมีสภาพแสงปกติ ไม่ได้รับผลจากสภาพเงาของแสงมากนัก และในช่วงการเรียนรู้ลำดับฉากหลัง ทำการเรียนรู้ในช่วงที่การจราจรไม่ติดขัด ซึ่งเป็นสภาพจราจรที่มักเกิดบ่อยที่สุดบนท้องถนน จึงให้ชื่อว่กรณีทั่วไป

รูปที่ 4.1 กรณีที่ 1

กรณี 2 วิดีทัศน์จราจรในช่วงการจราจรติดขัด (Traffic Jam Video)



ในกรณีนี้ยานพาหนะมีขนาดปานกลาง ทำการเรียนรู้ในสภาพแสงปกติ และไม่ได้รับผลจากเงาของแสง หรือเงา ดังเช่นในกรณีแรก แต่ในช่วงการเรียนรู้ลำดับจากหลัง และสภาพจราจรส่วนใหญ่อยู่ในช่วงการจราจรติดขัด ซึ่งจะเกิดขึ้นบ่อยครั้งในช่วงเวลาเร่งด่วน (Rush Hour)

รูปที่ 4.2 กรณีที่ 2

กรณี 3 วิดีทัศน์จราจรที่ได้รับผลกระทบจากเงาของแสง หรือเงา (Traffic Video with Shadow)



ในกรณีนี้ยานพาหนะมีขนาดปานกลาง ในช่วงการเรียนรู้ลำดับจากหลัง ทำการเรียนรู้ในช่วงที่การจราจรไม่ติดขัดเหมือนในกรณีแรก แต่วิดีโอได้รับผลกระทบจากเงาของแสง ทำให้เกิดเงา ซึ่งมักเป็นปัญหาที่เกิดขึ้นกับวิดีโอใน กลางแจ้ง (Outdoor Scene)

รูปที่ 4.3 กรณีที่ 3

กรณี 4 วิดีทัศน์จราจรสำหรับยานพาหนะขนาดเล็ก ได้รับผลกระทบจากเงาของแสง และมีช่องทางที่การจราจรติดขัด และไม่ติดขัด (Traffic Video with Small Vehicle Size and Shadow)



กรณีนี้เป็นวิดีโอจราจรที่ได้จากมุมไกล เนื่องจากการติดตั้งกล้อง จะขึ้นอยู่กับจุดที่สามารถติดตั้งได้ ทำให้ภาพขนาดยานพาหนะที่ได้มีแตกต่างกันไป โดยกรณีนี้จะได้จากยานพาหนะขนาดเล็ก ได้รับผลกระทบเนื่องจากเงาของแสงบางส่วน และบางส่วนของจราจรมีการติดขัด

รูปที่ 4.4 กรณีที่ 4

กรณี 5 วิดีทัศน์จราจรสำหรับยานพาหนะขนาดใหญ่บนทางด่วน (Traffic Video with Big Vehicle Size)



ในกรณีนี้มุมใกล้ ทำให้ยานพาหนะขนาดใหญ่ ใช้เปรียบเทียบ
ความสมบูรณ์ของยานพาหนะที่ตัดแยกได้กับวิธีการที่น่าเสนอ

รูปที่ 4.5 กรณีที่ 5

กรณี 6 วิดีทัศน์จราจรที่ให้ความเปรียบเทียบต่างต่ำ (Low Contrast Traffic Video)



ในกรณีนี้เป็นวิดีโอจราจรที่ได้จากกล้องที่มีคุณภาพไม่สูง
ซึ่งกล้องประมวลผลภาพสำหรับวิดีโอจราจรนั้นควรมี
คุณสมบัติในเรื่องของความทนทานต่อสภาพแสง และสภาพ
อากาศมากกว่าคุณภาพของภาพ และการประมวลผล

โดยภาพบนเป็นภาพที่มีความเปรียบเทียบต่ำแบบสว่างจ้า
และภาพล่างเป็นภาพที่มีความเปรียบเทียบต่ำแบบเข้ม

รูปที่ 4.6 กรณีที่ 6

กรณี 7 วิดีทัศน์จราจรที่ภาพมีการกระพริบ และไม่นิ่ง (Flicker Traffic Video)

ในกรณีนี้เป็นกรณีภาพจากวิดีโอ
กระพริบเนื่องจากสภาพแสงจ้า
ดังที่ได้กล่าวไปในกรณีวิดีโอ



ทัศน์จราจรที่ได้รับมีการ
และกล้องคุณภาพไม่สูง
จราจรแบบที่ 7

รูปที่ 4.7 กรณีที่ 7

การทดสอบเพิ่มเติม

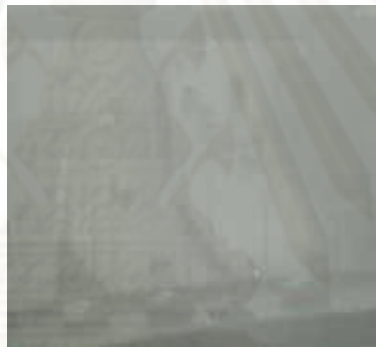
กรณี 8 วิดีทัศน์จราจรจากกลางคืน (Night View Traffic Video)



กรณีกลางคืนของวิดีโอจราจร

รูปที่ 4.8 กรณีที่ 8

กรณี 9 วิดีทัศน์จราจรกรณีที่มีฝนตกและฝนตกหนัก (Rainy and Heavy Rainy Traffic Video)



ภาพแสดงกรณีฝนตก
ทางซ้ายแสดงวิดีโอกรณี
ฝนตก และทางขวาแสดง
กรณีฝนตกหนักมาก

รูปที่ 4.9 กรณีที่ 9

4.2 ผลการเปรียบเทียบวิธีการที่นำเสนอ กับวิธีการต้นแบบ [9] และวิธีการที่เป็นที่นิยม [7]

ในหัวข้อนี้จะทำการเปรียบเทียบวิธีทางที่นำเสนอกับวิธีการที่เป็นที่นิยม โดยวิธีการที่จะเปรียบเทียบจะกำกับเป็นชื่อย่อจะกำหนดดังต่อไปนี้

- SBGS แทนวิธีการต้นแบบ หรือการลบฉากหลังเชิงสถิติและการตรวจจับเงา (Statistical Background Subtraction and Shadow Detection) [9] ได้กล่าวไว้โดยละเอียดในบทที่ 2 เป็นวิธีการสร้างแบบจำลองฉากหลังโดยการเรียนรู้ลำดับฉากหลังในรูปแบบของค่าเชิงสถิติ

- **MOG-BGS** แทนวิธีการลบฉากหลังโดยการสร้างแบบจำลองฉากหลังแบบการรวมกันของแบบจำลองเกาส์หลายแบบจำลอง (Mixture of Gaussian Background Subtraction) ซึ่งแบบจำลองที่ได้จะมีความยืดหยุ่น และแบบจำลองฉากหลังมีการปรับตัวได้ขึ้นกับค่าพารามิเตอร์สองค่าคือ อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) และค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight Threshold) เริ่มต้นได้รับการนำเสนอโดย Stauffer and Grimson [7]
- **ASBGS** แทนวิธีการที่นำเสนอการปรับปรุงวิธีการ SBGS โดยการเพิ่มการปรับตัวของแบบจำลองด้วยวิธีการที่เรียกว่า การประมาณค่ามัธยฐานแบบเวกเตอร์สี (Approximated Color Median Filtering) ในหัวข้อที่ 3.4 โดยการปรับตัวเป็นไปโดยตลอดเวลาแต่มีการเลือกเฉพาะส่วนที่ถูกจำแนกเป็นฉากหลังเท่านั้นนำไปคำนวณการปรับตัว [26]
- **Edge-ASBGS** แทนวิธีการที่นำเสนอปรับปรุงวิธีการ ASBGS โดยการเพิ่มการรวมกันของทั้งข้อมูลสี (จาก SBGS) และข้อมูลขอบของภาพ (Color-based and Edge-based Combination) ในหัวข้อที่ 3.3 รวมทั้งมีการปรับตัวของแบบจำลองด้วยวิธีการที่เรียกว่า การประมาณค่ามัธยฐานแบบเวกเตอร์สี (Approximated Color Median Filtering) ในหัวข้อที่ 3.4 โดยการปรับตัวเป็นไปโดยตลอดเวลาแต่มีการเลือกเฉพาะส่วนที่ถูกจำแนกเป็นฉากหลังเท่านั้นนำไปคำนวณการปรับตัว
- **Extended-Edge-ASBGS** แทนวิธีการที่นำเสนอปรับปรุงวิธีการ Edge-ASBGS โดยการเพิ่มในส่วนของการนำสภาพทางจรรยาช่วยใช้ในการปรับตัวของแบบจำลองฉากหลังดังแสดงในหัวข้อ 3.5

การเปรียบเทียบจะแบ่งตามวิธีทัศนัวจรรยาในกรณีต่างๆ ที่กล่าวไปแล้วใน 4.1

4.2.1 ผลการลบฉากหลังกรณีทัศนัวจรรยาทั่วไป

พิจารณาผลการทดลองเชิงอัตวิสัย (Subjective Evaluation) ตารางที่ 4.1 และ 4.2 แสดงผลการทดลองในกรณีทัศนัวจรรยาทั่วไป โดยภาพขาเข้าเป็นภาพลำดับที่ 260 และหน้ากากการจำแนกในบริเวณที่สนใจแสดงในตาราง เนื่องจากภาพจากทัศนัวจรรยาที่ได้มานั้น บริเวณที่สนใจจะเป็นบริเวณมุมที่กว้างที่สุด หรือกลุ่มจุด ภาพที่อยู่ใกล้กับกล้องทัศนัวจรรยาที่สุด เนื่องจากจะให้ผลที่แม่นยำ ดังนั้นบริเวณที่สนใจจะแสดงในรูปของกรอบเส้นประสีแดงในหน้ากากการจำแนกที่แท้จริง ซึ่งเป็นจุดภาพที่ควรตรวจจับได้จริง และดีที่สุดสำหรับการแยกส่วนภาพ

พิจารณาวิธีการแรก วิธีการเชิงสถิติสำหรับการลบฉากหลังและการตรวจแยกเงา (SBGS) คือวิธีการพื้นฐานที่จะพัฒนาไปเป็นวิธีการที่น่าเสนอ เนื่องจากข้อจำกัดที่จะต้องมีการเรียนรู้ฉากหลังจากลำดับฉากหลัง ซึ่งหาได้ยากจากวิดีโอทัศนจราจร ทำให้การเรียนรู้ฉากหลังจากวิดีโอทัศนจราจรที่มีจุดภาพฉากหน้าอยู่ด้วยนั้นมีการคำนวณค่าพารามิเตอร์ไม่ถูกต้องนัก ทำให้ผลการจำแนกเงาในตารางที่ 4.1 ของวิธีการ SBGS นี้มีความผิดพลาดสำหรับวิธีการที่เป็นที่นิยมอย่าง MOG คือการจำลองฉากหลังเป็นการรวมการของแบบจำลองเกาส์เขียนมากกว่า 1 รูปแบบ ซึ่งผลการตัดแยกจะเห็นว่า สามารถตรวจจับวัตถุฉากหน้าได้ดี แต่ มีสัญญาณรบกวนมาก ทำให้เกิดการตรวจจับผิดพลาดบริเวณนอกมาก (False Positive) และเมื่อพิจารณาวิธีการ ASBGS จะสามารถตรวจสอบเงาของยานพาหนะได้ดี เนื่องจากมีการทำการกรองจุดภาพที่เป็นฉากหน้าออกไป ไม่มีการนำมาเรียนรู้แบบจำลองฉากหลัง และส่งผลให้การตัดแยกยานพาหนะของวิธี ASBGS มีความแม่นยำขึ้นด้วยตามลำดับ วิธีลำดับถัดมาคือวิธีการ Edge-ASBGS ที่มีการรวมกันของวิธีการ ASBGS ซึ่งใช้ลักษณะของสีในการตัดแยกส่วนภาพ และวิธีการหาขอบของภาพ (Edge-based Feature) และลักษณะความเข้ม (Intensity) ตามแผนภูมิภาพที่ 3.2 ซึ่งนอกจากจะให้ผลการตรวจจับเงาที่ถูกต้องแล้ว ยังให้ผลการตัดแยกที่มีความแม่นยำและสมบูรณ์ขึ้นด้วย สำหรับผลการทดลองวิธีการสุดท้ายคือ Extended-ASBGS คือวิธีการ Edge-ASBGS แต่มีการเลือกอัปเดต (Update Selection) ดังที่ได้กล่าวไปแล้วในบทที่ 3 โดยมีการนำค่าการครอบครองมาใช้ในการช่วยเลือกอัปเดต เนื่องจากเป็นผลการทดลองในกรณีทั่วไปที่ยานพาหนะไม่ติดขัด ทำให้ผลของการทดลอง Edge-ASBGS และ Extended-Edge-ASBGS มีผลเช่นเดียวกัน


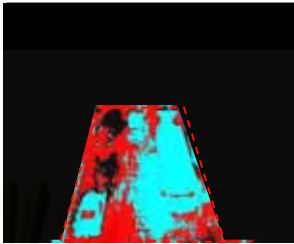
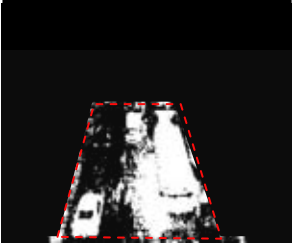

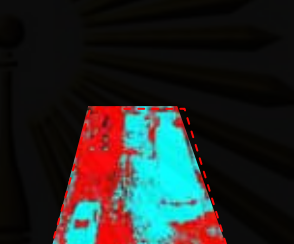



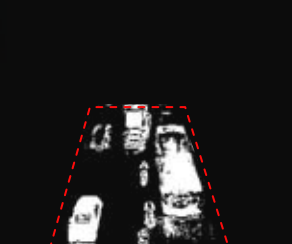

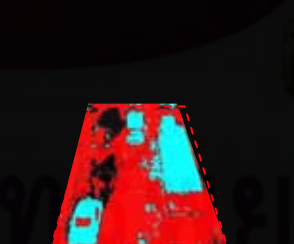
<p>วิธีการลบฉากหลังต่างๆ</p>	 <p>ภาพขาเข้า (#260)</p>	 <p>หน้ากากจำแนกแท้จริงในบริเวณที่สนใจ</p>	<p>หน้ากากการจำแนกจากผลการลบฉากหลังวิธีต่างๆ</p>
<p>SBGS</p>			

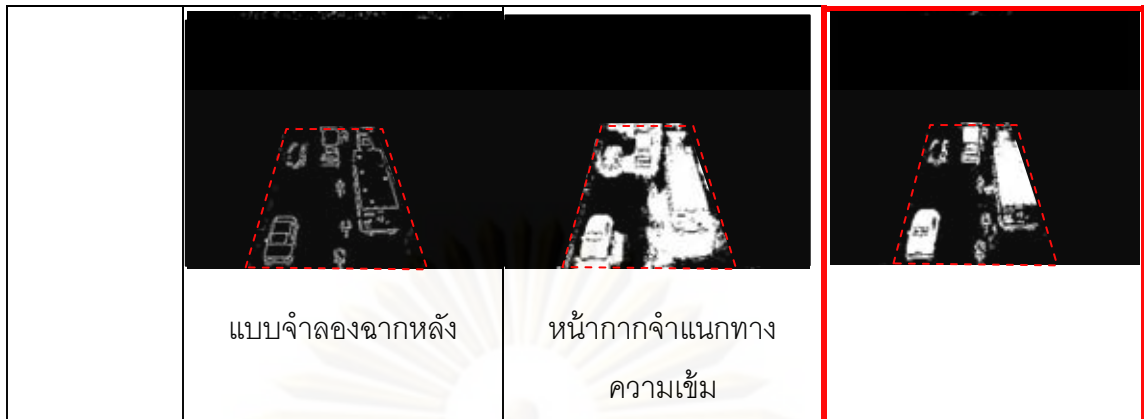
	แบบจำลองฉากหลัง	การจำแนกเงา (สีแดง)	
MOG-BGS			
ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 การจำแนกเงา (สีแดง)	
Edge-ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้าฉากการจำแนกทาง สี (เงาจะแสดงเป็นสีแดง)	
	 หน้าฉากการจำแนกทางขอบ ของภาพ	 หน้าฉากการจำแนกทาง ความเข้ม	
Extended-Edge-ASBGS			

	แบบจำลองฉากหลัง	หน้ากากการจำแนกทาง สี (เงาจะแสดงเป็นสีแดง)	
	 หน้ากากจำแนกทางขอบ ของภาพ	 หน้ากากจำแนกทาง ความเข้ม	

ตารางที่ 4.1 เปรียบเทียบผลการลบฉากหลังด้วยวิธีต่างๆ สำหรับกรณีวิดีโอที่ศึกรจราจรทั่วไป

วิธีการลบ ฉากหลัง ต่างๆ	 ภาพขาเข้า (#1320)	 หน้ากากจำแนกแท้จริง ในบริเวณที่สนใจ	หน้ากากการจำแนกจาก ผลการลบฉากหลังวิธี ต่างๆ
SBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 การจำแนกเงา (สีแดง)	
MOG-BGS			

ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>การจำแนกเงา (สีแดง)</p>	
Edge-ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากการจำแนกทาง สี (เงาจะแสดงเป็นสีแดง)</p>	
	 <p>หน้ากการจำแนกทางขอบ ของภาพ</p>	 <p>หน้ากการจำแนกทาง ความเข้ม</p>	
Extended-Edge-ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากการจำแนกทาง สี (เงาจะแสดงเป็นสีแดง)</p>	

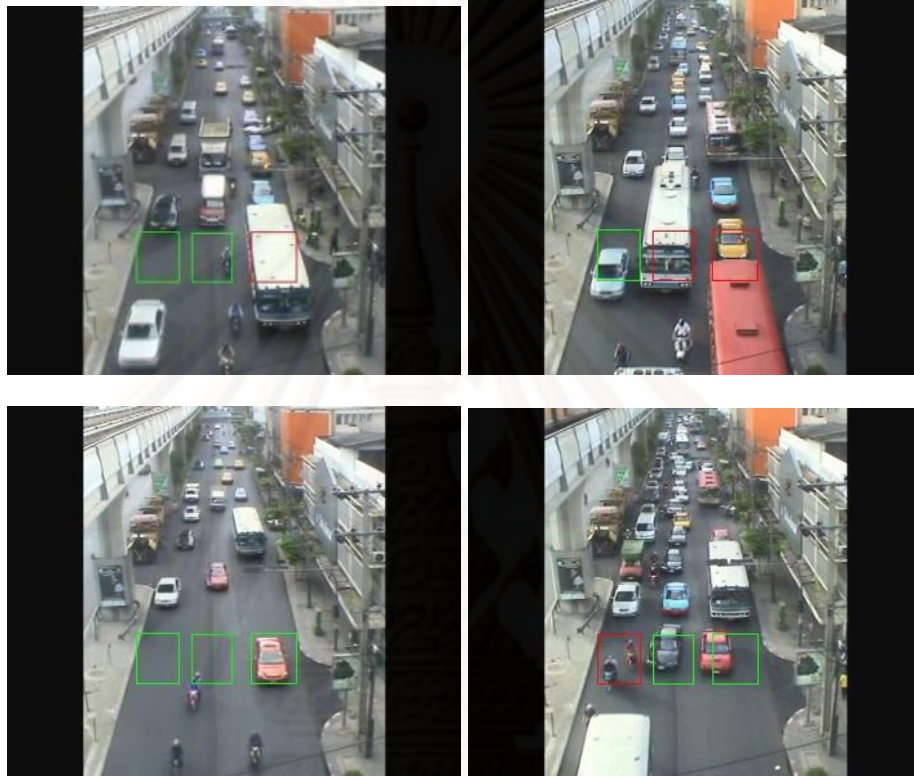


ตารางที่ 4.2 เปรียบเทียบผลการลบฉากหลังด้วยวิธีต่างๆ สำหรับกรณีวิถีทัศนัวจราจรทั่วไป กรณีมีรถประจำทางจอดอยู่เป็นเวลานาน

สำหรับผลการทดลองในตาราง 4.2 พิจารณาเฉพาะบริเวณที่สนใจในกรอบเส้นประสีแดงเท่านั้น ในกรณีนี้ช่องทางเดินรถ (Lane) ขวาสุด มียานพาหนะขนาดใหญ่อย่างรถโดยสารประจำทางจอดหยุดนิ่งรับผู้โดยสารอยู่ เป็นเวลานาน สำหรับแบบจำลองแรกสุดที่มีความถูกต้องจะนำไปสู่การตัดแยกที่ถูกต้องดังวิธีการ SBGS แบบดั้งเดิม ในขณะที่วิธีการ MOG-BGS มีการเรียนรู้ฉากหลังด้วยค่า Learning Factor ตลอดเวลา ดังนั้นผลการตัดแยกในตารางขวาสุดของวิธีนี้ให้ผลส่วนที่ตรวจจับรถประจำทางผิดพลาด เนื่องจาก รถประจำทางถูกเรียนรู้ให้เป็นส่วนหนึ่งของฉากหลัง เช่นเดียวกับวิธีการ ASBGS และ Edge-ASBGS ที่รถโดยสารประจำทางถูกเรียนรู้ให้เป็นส่วนหนึ่งของฉากหลัง ดังภาพแบบจำลองฉากหลังของทั้งสองวิธี ดังนั้นในกรณีนี้วิธีการที่นำค่าการครอบครองมาพิจารณาก่อนทำการเลือกอัปเดตของวิธีการ Extended-Edge-ASBGS จะไม่เลือกอัปเดตรถประจำทางที่เป็นฉากหน้าเข้าไปเป็นส่วนหนึ่งของฉากหลังดังแสดงภาพในตาราง 4.2

สำหรับรูปที่ 4.10 แสดงให้เห็นผลของการใช้ค่าการครอบครองในการรายงานผลการจราจรเบื้องต้น ซึ่งจะมีการเก็บข้อมูลจากวิถีทัศนัวจราจรหลายรูปแบบ พบว่า ค่าการครอบครองตั้งแต่ 70 เปอร์เซ็นต์เป็นต้นไปจะให้ผลยานพาหนะติดมาก (กรอบสีแดง) สำหรับค่าการครอบครองที่ต่ำกว่า 50 เปอร์เซ็นต์ จะถือว่ายานพาหนะเคลื่อนที่ได้คล่องตัว (สีเขียว) และอื่นๆ แสดงว่ายานพาหนะเคลื่อนที่ได้บ้างแต่ไม่คล่องตัว (สีเหลือง) ดังแสดงผลในภาพที่ 4.10 รายละเอียดดังแสดงได้ภาพ ภาพ 4.10(ก) ช่องทางเดินยานพาหนะซ้ายสุดมีการติดขัดมาก จึงแสดงกรอบสีแดง และภาพที่ 4.10 (ข) ช่องทางเดินกลางและซ้ายสุดมีการติดขัดมาก ส่วน 4.10 (ค) การเดินยานพาหนะมีความคล่องตัวมากจึงแสดงเป็นสีเขียวทุกช่องทางเดินยานพาหนะ ส่วน 4.10 (ง) แสดงช่องทางเดินซ้ายสุด ก่อนหน้ามียานพาหนะเคลื่อนที่ผ่านจุดสำหรับคำนวณการครอบครองมากทำให้แสดงผลการจราจรติดขัด

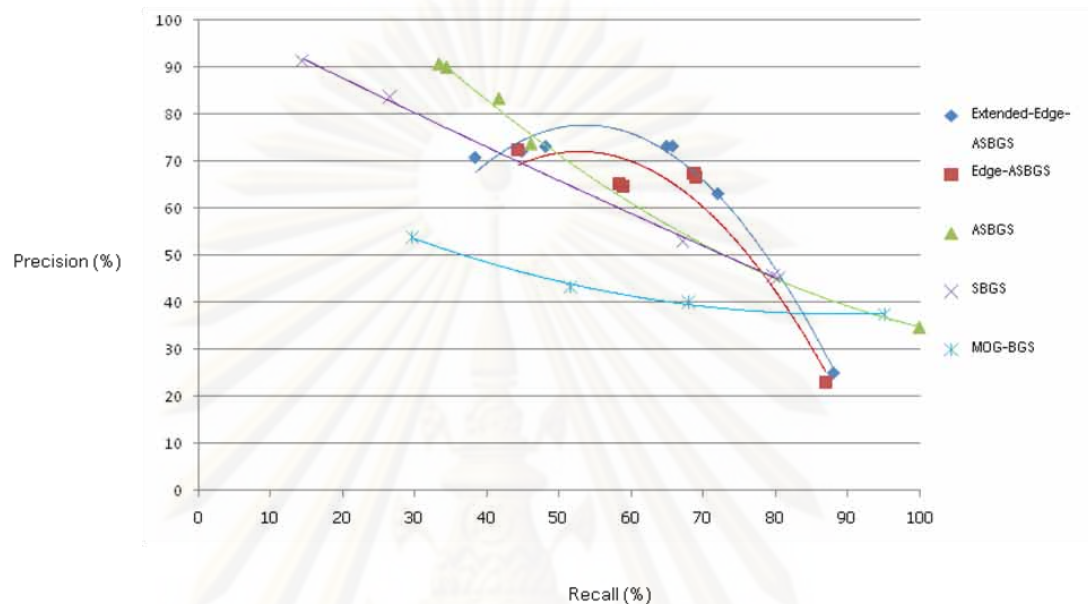
สำหรับผลการทดลองเชิงปริวิสัย (Objective Evaluation) ของวิทยานิพนธ์นี้แสดงในรูปแบบของ PR-curve (Precision-Recall Curve) แสดงในรูปที่ 4.11 ซึ่งการทดลองจะทำการเฉลี่ยจากประเภทกรณีที่ 1 เทียบกันทั้ง 5 วิธี โดยค่าขีดเริ่มที่มีประสิทธิภาพสูงนำมาใช้ในการทดลองในตาราง 4.1 และ 4.2 จะเห็นได้ว่าวิธีการที่น่าเสนอ มีเส้นกราฟความโค้ง ที่ค่าความแม่นยำ และ ค่าเรียกกลับอยู่สูงที่มุมขวาสุดมากที่สุด แสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีของวิธีการที่น่าเสนอ



รูปที่ 4.10 แสดงผลการใช้ค่าการครอบครอง (Occupancy) ในการตรวจสอบภาพจราจร โดยกรอบสีเขียว แสดงว่าการจราจรไม่ติดขัด กรอบสีเหลืองแสดงการติดขัดปานกลาง และกรอบสีแดงแสดงถึงสภาพการจราจรติดขัดมาก หรือ มียานพาหนะขนาดใหญ่มากอยู่บนช่องเดินถนนนั้น

โดยกราฟแสดงเส้นโค้งแสดงค่าความเที่ยงและค่าเรียกกลับคืน (PR-Curve) รูปที่ 4.11 ผลที่ได้จะเห็นว่าในกรณีทั่วไปโดยเฉพาะในกรณีทั่วไปนี้ วิธีการที่น่าเสนอ Edge-ASBGS และ Extended-Edge-ASBGS มีค่าความแม่นยำและค่าเรียกกลับคืนค่อนข้างสูงกว่าวิธีการอื่น ในช่วงค่าขีดเริ่มเปลี่ยนค่าหนึ่ง โดยเฉพาะกรณีช่วงที่มียานพาหนะขนาดใหญ่หยุดนิ่งเป็นเวลานาน หรือมีการจราจรติดขัดขึ้นมาในฉาก วิธีการ Extended-Edge-ASBGS จะให้ทั้งค่าความแม่นยำและค่าเรียกกลับคืนมากที่สุด โดยวิธี ASBGS มีความแม่นยำและค่าเรียกกลับคืนรองลงมา เนื่องจากมีการปรับตัวได้ ตามด้วย วิธีดั้งเดิม SBGS และวิธีการ MOG-BGS มีค่าความแม่นยำและค่าเรียกกลับคืนน้อยที่สุด แต่วิธีการที่น่าเสนอมีการลดลงของค่าความเที่ยงลงมากเมื่อค่าเรียกกลับน้อยลงมาก หรือมากขึ้นมากๆ ทั้งนี้เป็นผลเนื่องมาจากในส่วนการการรวมกันของคุณลักษณะต่าง ๆ

(Combination) โดยถ้าการตัดแยกยานพาหนะให้ค่าเรียกกลับน้อยลง เมื่อทำการ Dilation ดังที่ได้กล่าวไปแล้วในบทที่ 3 จะทำให้ความแม่นยำลดลงด้วย


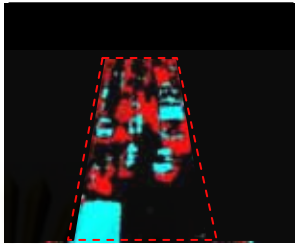



รูปที่ 4.11 กราฟความโค้ง PR (Precision-Recall Curve) ในกรณีทั่วไป


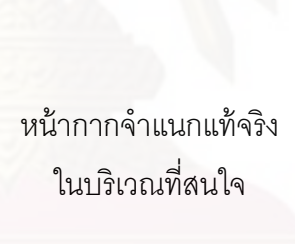


4.2.2 ผลการลบฉากหลังกรณีวิดีโอทัศนจราจรในช่วงการจราจรติดขัด (Traffic Jam Video)

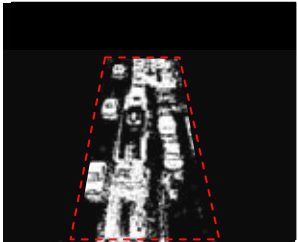


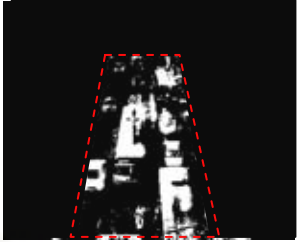


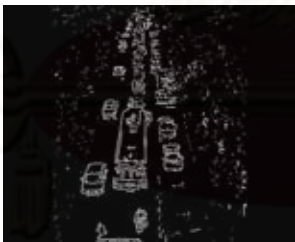
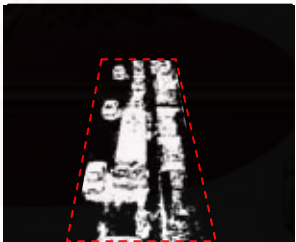



<p>วิธีการลบฉากหลังต่างๆ</p>	 <p>ภาพขาเข้า (#1800)</p>	 <p>หน้าฉากจำแนกแท้จริง ในบริเวณที่สนใจ</p>	<p>หน้าฉากการจำแนกจากผลการลบฉากหลังวิธีต่างๆ</p>
------------------------------	--	---	--

SBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>การจำแนกฉากหน้า</p>	
MOG-BGS			
ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>การจำแนกเงา (สีแดง)</p>	
Edge-ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากการจำแนกทาง สี (เงาจะแสดงเป็นสีแดง)</p>	
	 <p>หน้ากการจำแนกทางขอบ ของภาพ</p>	 <p>หน้ากการจำแนกทาง ความเข้ม</p>	

Extended-Edge-ASBGS			
	แบบจำลองฉากหลัง	หน้ากการจราจรจำแนกทางสี (เงาจะแสดงเป็นสีแดง)	
			
	หน้ากการจราจรจำแนกทางขอบของภาพ	หน้ากการจราจรจำแนกทางความเข้ม	

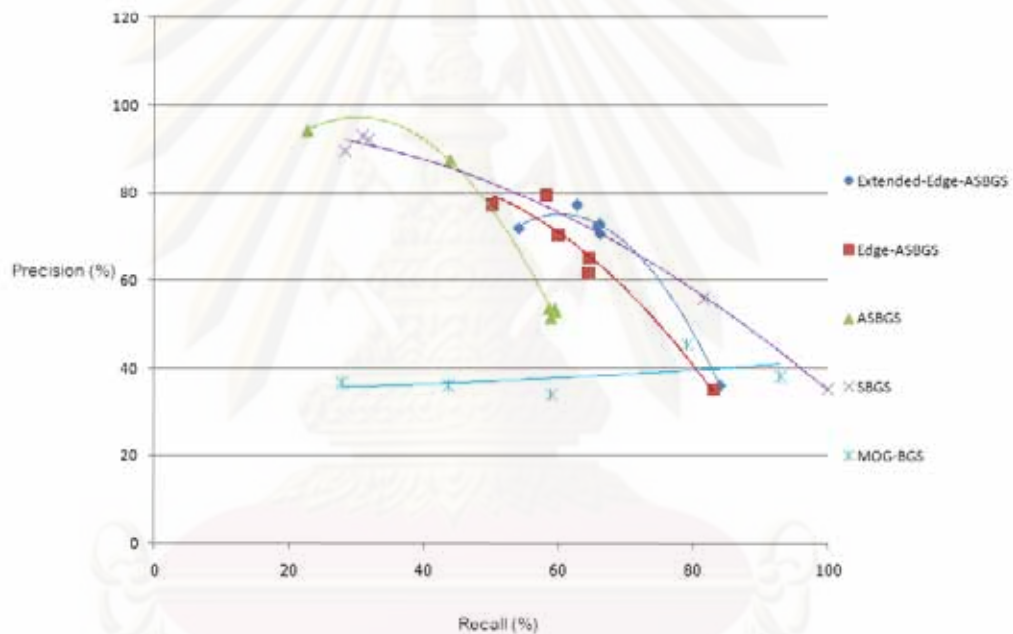
ตารางที่ 4.3 เปรียบเทียบผลการลบฉากหลังด้วยวิธีต่างๆ สำหรับกรณีวีดิทัศน์จราจรติดขัด

วิธีการลบฉากหลังต่างๆ			หน้ากการจราจรจำแนกจากผลการลบฉากหลังวิธีต่างๆ
	ภาพขาเข้า (#3070)	หน้ากการจราจรจำแนกแท้จริงในบริเวณที่สนใจ	
SBGS			
	แบบจำลองฉากหลัง	การจราจรจุดฉากหน้า	

MOG-BGS			
ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 การจำแนกเงา (สีแดง)	
Edge-ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากการจำแนกทาง สี (เงาจะแสดงเป็นสีแดง)	
	 หน้ากการจำแนกทางขอบ ของภาพ	 หน้ากการจำแนกทาง ความเข้ม	
Extended-Edge-ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากการจำแนกทาง สี (เงาจะแสดงเป็นสีแดง)	



ตารางที่ 4.4 เปรียบเทียบผลการลบฉากหลังด้วยวิธีต่างๆ สำหรับกรณีวีดิทัศน์จราจรติดขัดและมีรถประจำทางจอดเป็นเวลานาน



รูปที่ 4.12 แสดง PR-Curve ในกรณียานพาหนะติดขัด


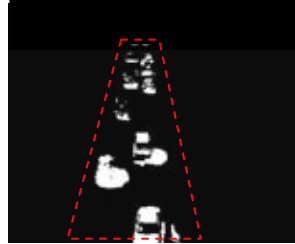


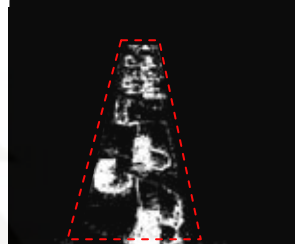





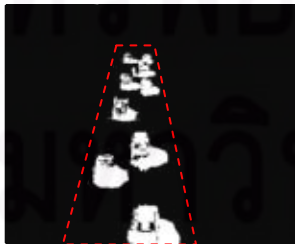

สำหรับกรณีในช่วงที่ยานพาหนะติดขัด ฉากหลังสำหรับนำมาเรียนรู้แบบจำลองฉากหลังที่ถูกต้องจะเป็นไปได้ยากดังนั้น เมื่อทำการตัดส่วนจุดภาพฉากหน้าโดยการใช้อัลกอริทึมพื้นฐานแล้ว การสร้างแบบจำลองฉากหลังก็ยังไม่มีความแม่นยำนัก เนื่องจากยานพาหนะมีการติดขัดมากดังแสดงในรูปแบบจำลองฉากหลังในตาราง 4.3 และ 4.4 แบบจำลองที่ปรับตัวได้จึงเป็นส่วนสำคัญในส่วนนี้ จะเห็นได้ว่าวิธีการที่นำเสนอ ASBGS และ Edge-ASBGS ให้ผลการรู้จักปรับตัวได้ของแบบจำลอง แต่เนื่องจากผลของยานพาหนะติดขัด การเลือกอัปเดตเพียงแค่ส่วนที่เป็นฉากหลังเท่านั้นยังไม่พอ วิธีการที่นำเสนออีกวิธีคือ Extended-Edge-ASBGS นั้นจะช่วยให้การอัปเดตมีความอัจฉริยะมากขึ้นคือมีการเลือกอัปเดตได้อย่างรวดเร็วในกรณีที่ยานพาหนะไม่ติด แต่ใน





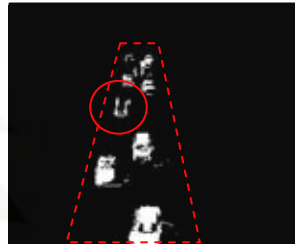
กรณีนี้ยานพาหนะมีการติดขัด การเลือกอัลกอริทึมจึงมีการนำค่าครอบคลุมมาคิด ทำให้เรียนรู้ว่า บริเวณช่องทางเดินถนนทั้งสามช่องมีการจราจรติดขัดจึงมีการเลือกอัลกอริทึมไปอย่างซ้ำๆ ได้ผลแบบจำลองฉากหลังดังในตาราง 4.3 และ 4.4 ในส่วนของแบบจำลองของวิธี ASBGS และ Edge-ASBGS โดยในตาราง 4.3 แสดงการเลือกอัลกอริทึมผิดพลาดเนื่องมาจากการจราจรค่อนข้างติดขัด และในตาราง 4.4 แสดงการอัลกอริทึมผิดพลาดเนื่องจากรถประจำทางสีแดงมีการจอดไว้เป็นเวลานาน สำหรับวิธีการที่นำมาเปรียบเทียบกับอีกวิธีการหนึ่งคือ MOG-BGS แสดงผลที่ค่อนข้างอัลกอริทึมรวดเร็วทำให้ตรวจจับได้ไม่ดันทันทั้งในตาราง 4.3 และ 4.4

สำหรับผลทางประวิสัย (Objective Evaluation) ของการตัดแยกส่วนยานพาหนะในกรณียานพาหนะติดขัดนี้ค่อนข้างสอดคล้องเช่นเดียวกันกับกรณีที่ 1 โดยคำนวณจากค่าเฉลี่ยของค่าความแม่นยำ (Precision) และค่าเรียกกลับ (Recall) ของกรณีที่ 2 และทำการเปรียบเทียบกันทั้ง 5 วิธี โดยจะเห็นว่าเส้นโค้ง PR ในรูปที่ 4.12 วิธีการที่นำเสนอ Extended-Edge-ASBGS ก็ยังมีค่าความแม่นยำและค่าเรียกกลับดีกว่าวิธีการอื่นอยู่ในบริเวณค่าขีดเริ่มที่นำมาใช้งาน โดยจะพบว่าวิธีการ Edge-ASBGS กราฟเส้นโค้งจะใกล้เคียงกับ Extended-Edge-ASBGS หรือมีค่าน้อยกว่าเล็กน้อย อาจเป็นเพราะแต่จากผลทางภาพพบว่าวิธี Extended-Edge-ASBGS จะดีกว่า ที่เป็นเช่นนี้ อาจเป็นเพราะตัวอย่างที่สุ่มมาทดลองอาจยังไม่มากพอ ซึ่งควรจะให้ผลของวิธีการ Extended-Edge-ASBGS ดีกว่า สำหรับวิธีการดั้งเดิมอย่าง SBGS มีค่าเรียกกลับคืน และค่าความแม่นยำได้ระดับลงอย่างสม่ำเสมอ ซึ่งสูงกว่าวิธีการ ASBGS เป็นเพราะ ในกรณียานพาหนะติดขัดมาก การปรับตัวของโมเดลอาจปรับตัวผิดพลาดนำเอาฉากหน้าไปด้วย เนื่องจากไม่มีการตรวจสอบภาพจราจรก่อน ทำให้วิธีการ ASBGS มีความแม่นยำน้อยกว่าวิธีดั้งเดิม SBGS และวิธี MOG-BGS มีประสิทธิภาพทั้งสองด้านน้อยกว่าวิธีอื่นทั้งหมด




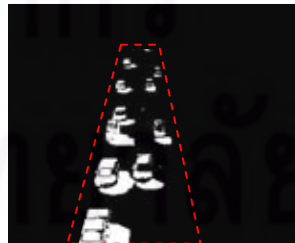
4.2.3 ผลการลบฉากหลังกรณีวิถีทัศนัจราจรที่ได้รับผลกระทบจากเงื่อนไของแสง หรือเงา (Traffic Video with Shadow)

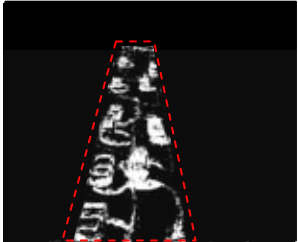

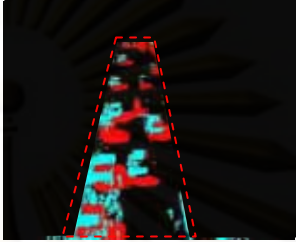
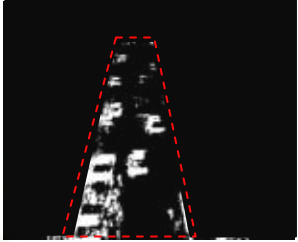

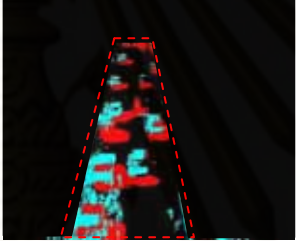
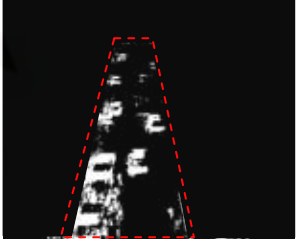
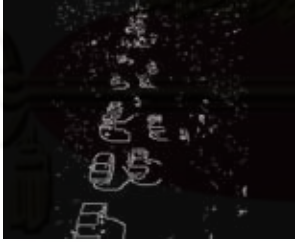
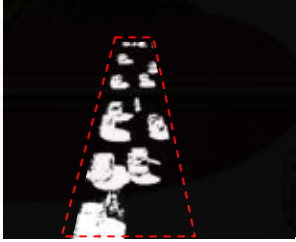
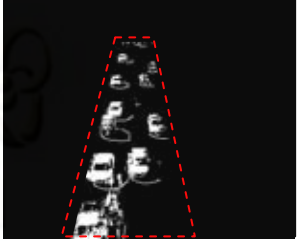

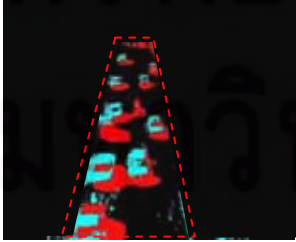
<p>วิธีการลบฉากหลังต่างๆ</p>	 <p>ภาพขาเข้า (#360)</p>	 <p>หน้าฉากจำแนกแท้จริงในบริเวณที่สนใจ</p>	<p>หน้าฉากการจำแนกจากผลการลบฉากหลังวิธีต่างๆ</p>
------------------------------	---	--	--

SBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>การจำแนกเงา (สีเขียว)</p>	
MOG-BGS			
ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>การจำแนกเงา (สีเขียว)</p>	
Edge-ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้าฉากการจำแนกทาง สี (เงาจะแสดงเป็นสีเขียว)</p>	
	 <p>หน้าฉากการจำแนกทาง ของภาพ</p>	 <p>หน้าฉากการจำแนกทาง ความเข้ม</p>	

Extended-Edge-ASBGS			
	แบบจำลองฉากหลัง	หน้ากากการจำแนกทางสี (เงาจะแสดงเป็นสีแดง)	
			
	หน้ากากจำแนกทางขอบของภาพ	หน้ากากจำแนกทางความเข้ม	

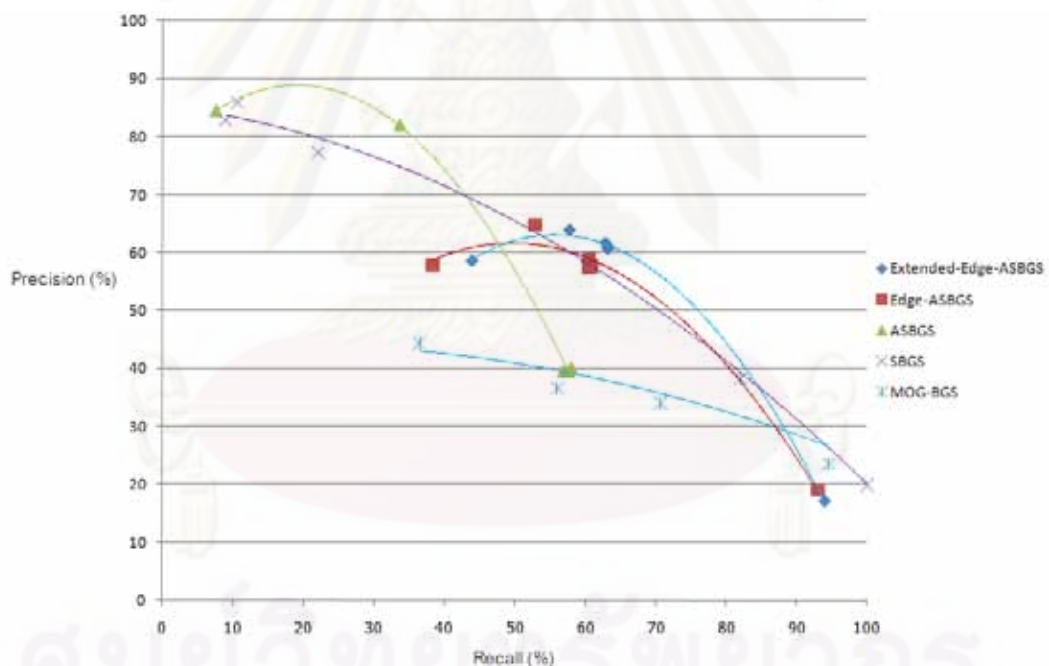
ตารางที่ 4.5 ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวิถีทัศนจราจรได้รับผลเนื่องจากเงา

วิธีการลบฉากหลังต่าง ๆ			หน้ากากการจำแนกจากผลการลบฉากหลังวิธีต่าง ๆ
	ภาพขาเข้า (#1280)	หน้ากากจำแนกแท้จริงในบริเวณที่สนใจ	
SBGS			
	แบบจำลองฉากหลัง	การจำแนกเงา (สีแดง)	

MOG-BGS			
ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>การจำแนกเงา (สีแดง)</p>	
Edge-ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้าฉากการจำแนกทาง สี (เงาจะแสดงเป็นสีแดง)</p>	
	 <p>หน้าฉากการจำแนกทางขอบ ของภาพ</p>	 <p>หน้าฉากการจำแนกทาง ความเข้ม</p>	
Extended-Edge-ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้าฉากการจำแนกทาง สี (เงาจะแสดงเป็นสีแดง)</p>	



ตารางที่ 4.6 ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรได้รับผลเนื่องจากเงากับ
หน้าต่ายานพาหนะ



รูปที่ 4.13 แสดง PR-Curve ในกรณียานพาหนะมีเงา



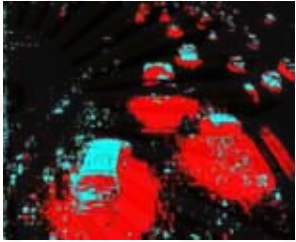


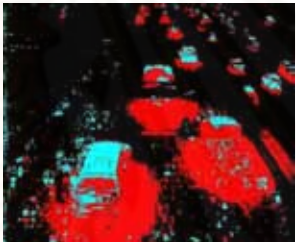

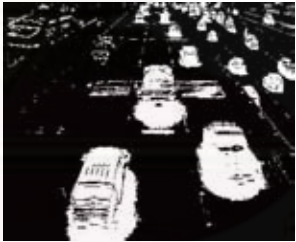



ในกรณีที่ 3 แสดงผลการลบฉากหลังกับวิธีการต่าง ๆ ในตารางที่ 4.5 และ 4.6 เป็นกรณีที่
วีดิทัศน์จราจรมีผลเนื่องมาจากเงา โดยวิธีการดั้งเดิม (SBGS) แสดงการตรวจจับเงาของ
ยานพาหนะยังไม่ถูกต้องนัก เป็นผลมาจากการการไม่ได้เรียนรู้ฉากหลังจากลำดับฉากหลังโดยตรง
จะเห็นได้จาก แบบจำลองฉากหลังของวิธีนี้ในวงกลมสีแดงมีสีของวัตถุฉากหน้าปนอยู่ ส่วนวิธีการ
ที่น่าเสนออย่าง ASBGS และ Edge-ASBGS มีการสร้างแบบจำลองฉากหลังที่แม่นยำกว่า

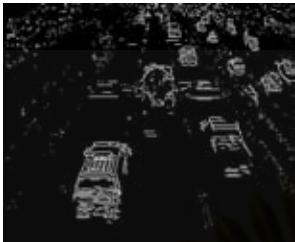
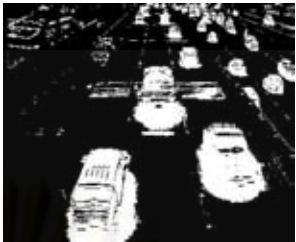
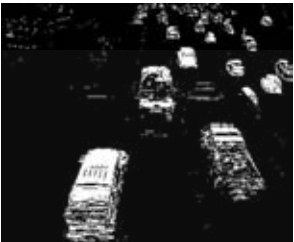
เนื่องจากการตัดส่วนที่เป็นจุดภาพจากหน้าที่ไม่นำมาพิจารณาทำให้ฉากหลังมีความแม่นยำกว่า การตรวจจับเงาจึงมีความแม่นยำกว่า แต่เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของแสงมาก ตารางที่ 4.5 ผลจากวิธี ASBGS ให้สัญญาณรบกวนมาก แต่หากมีการใช้หน้ากากการจำแนกแบบความเข้มเข้าไป ด้วยดังเช่นวิธี Edge-ASBGS และ Extended- Edge-ASBGS จะเห็นผลการตัดแยกส่วนลดใน ส่วนของสัญญาณรบกวนออกไปได้ โดย ทั้งสองวิธีให้ผลการตัดแยกที่มีความใกล้เคียงกัน แม้ว่า ความสมบูรณ์ที่มากขึ้นแต่ในส่วนของรถสีเข้ม และกระจกหน้า ก็ยังมีการตรวจจับได้น้อยลงอยู่ดัง ผลของวิธีที่นำเสนอในตาราง 4.5 และ 4.6 ตามลำดับ

ในการประเมินค่าความเที่ยง และค่าเรียกกลับคืนในรูปที่ 4.13 สำหรับในกรณียานพาหนะ ได้รับผลของเงา วิธีการนี้วิธีที่นำเสนออย่าง Extended- Edge-ASBGS มีประสิทธิภาพสูงกว่าแบบ Edge-ASBGS เล็กน้อยหรือใกล้เคียงกัน เนื่องจากบางฉากในกรณีได้รับผลของเงาก็มียานพาหนะ ติดขัด ทั้งยังมี การติดแน่นของรถโดยสารประจำทาง วิธีการที่นำเสนออย่าง ASBGS มีค่าความ แม่นยำสูงในบางช่วงแต่ให้ค่าเรียกกลับคืนต่ำ สำหรับวิธีการ MOG-BGS และ SBGS ดั้งเดิมยังมี ค่าประสิทธิภาพทั้งสองนี้ไม่มากนัก

4.2.4 ผลการลบฉากหลังกรณีวัตถุทัศนจราจรสำหรับยานพาหนะขนาดใหญ่มาก บนทางด่วน (Traffic Video with Big Vehicle Size)



วิธีการลบฉากหลังต่างๆ	 ภาพขาเข้า (#170)	 หน้ากากจำแนกแท้จริงในบริเวณที่สนใจ	หน้ากากการจำแนกจากผลการลบฉากหลังวิธีต่างๆ
SBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากากการจำแนก	


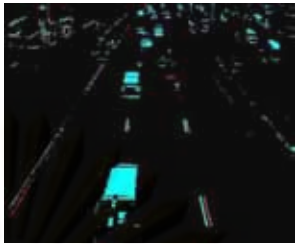





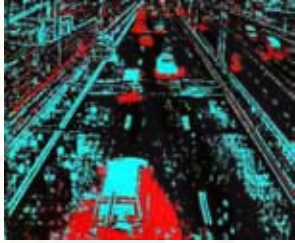


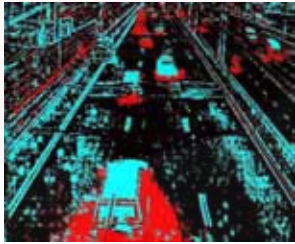



MOG-BGS			
ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากการจราจร	
Edge-ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากการจราจร	
	 หน้ากการจราจรของภาพ	 หน้ากการจราจรความเข้ม	
Extended-Edge-ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากการจราจร	

	 <p>หน้ากากจำแนกทางขอบ ของภาพ</p>	 <p>หน้ากากจำแนกทาง ความเข้ม</p>	
--	--	--	---

ตารางที่ 4.7 ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรกับยานพาหนะขนาดใหญ่ และยานพาหนะสีใกล้เคียงกับถนน

เนื่องจากวิธีการทดลองที่นำเสนอ ค่อนข้างทำงานได้ดีกับยานพาหนะที่มีขนาดดังกรณีที่ 1-3 สำหรับบางมุมมองจะให้ยานพาหนะที่ใหญ่มาก ดังเช่นในกรณีที่ 4 ซึ่งข้อเด่นของลักษณะสีที่สามารถตรวจจับที่แยกออกจากถนนได้ นำมารวมกันกับข้อเด่นของลักษณะขอบที่ไวต่อการตรวจจับขอบไม่ว่าลักษณะสีจะเป็นสีใด โดยผลการทดลองแสดงในตาราง 4.7 จะเห็นว่ายานพาหนะขนาดใหญ่จะมีพื้นที่เรียบเป็นส่วนมาก (Homogenous Region) ซึ่งขอบขอบภาพไม่อาจตรวจจับได้ และ บางส่วนที่มีความเปรียบต่างต่ำ คือสีถนน มีความคล้ายคลึงกันสียานพาหนะ ทำให้การตรวจจับเป็นไปได้ยากดังในตารางที่ 4.7 จะเห็นว่ายานพาหนะสีดำในช่องทางเดินยานพาหนะทางขวาสุดมีสีเข้ม ลักษณะสีอย่างเดียวยังตรวจจับไม่ได้ดีนัก แต่เมื่อทำการรวมกันดังวิธีที่นำเสนอ จะให้ผลของยานพาหนะสีเข้มช่องทางขวาสุดสามารถตรวจจับได้ ดังผลการลบฉากหลังของวิธีที่นำเสนอ Edge-ASBGS และ Extended- Edge-ASBGS ซึ่งให้ผลใกล้เคียงกัน เนื่องจากฉากที่นำมาทดสอบนี้ ยานพาหนะสามารถเคลื่อนที่ได้คล่องตัว การเลือก กัณฑ์เหตุจึงไม่แตกต่างกันมากนัก ซึ่งการตรวจจับจะสมบูรณ์ขึ้นหากมีการนำไปทำการประมวลผลภายหลังโดยการใช้ Morphology ซึ่งจะทำให้ได้ยานพาหนะสมบูรณ์ขึ้นได้ ในกรณีนี้ จะเห็นว่าวิธีการอีกวิธีหนึ่งที่ให้ผลค่อนข้างดีเช่นกันคือวิธีการ MOG-BGS ดังแสดงในตาราง 4.7 และผลทางประวัติย ดังแสดงในรูปที่ 4.13

<p>วิธีการลบฉากหลังต่าง ๆ</p>	 <p>ภาพขาเข้า (#2550)</p>	 <p>หน้ากากจำแนกแท้จริง</p>	<p>หน้ากากการจำแนกจากผลการลบฉากหลังวิธีต่าง ๆ</p>
-------------------------------	--	---	---

		ในบริเวณที่สนใจ	
SBGS			
	แบบจำลองฉากหลัง	หน้ากากการจำแนก	
MOG-BGS			
ASBGS			
	แบบจำลองฉากหลัง	หน้ากากการจำแนก	
Edge-ASBGS			
	แบบจำลองฉากหลัง	หน้ากากการจำแนกทางสี่	
			
	หน้ากากจำแนกทางขอบของภาพ	หน้ากากจำแนกทางความเข้ม	

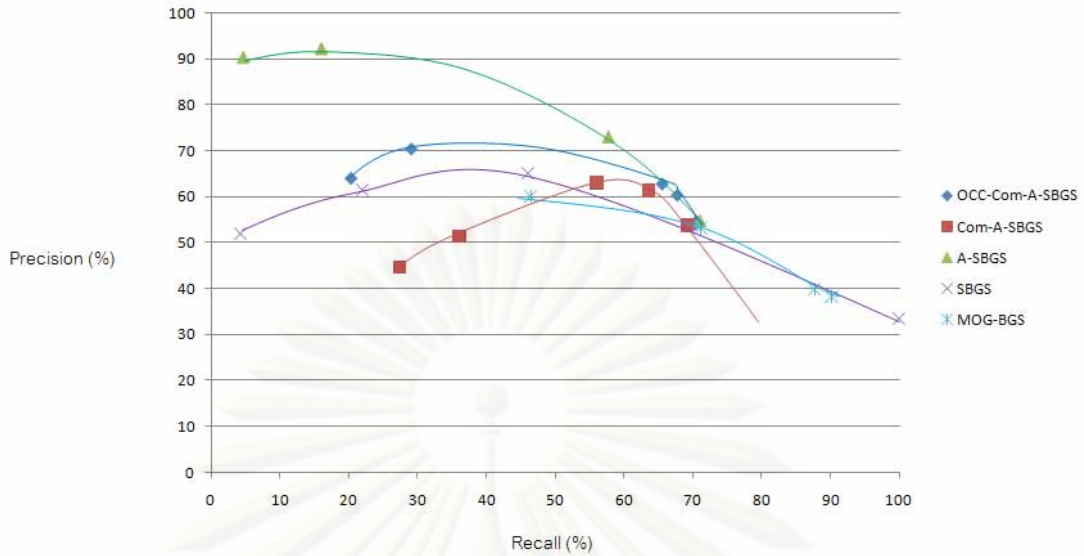
Extended-Edge-ASBGS			
	แบบจำลองฉากหลัง	หน้าฉากการจำแนกทางสี่	
			
	หน้าฉากการจำแนกทางขอบของภาพ	หน้าฉากการจำแนกทางความเข้ม	

ตารางที่ 4.8 ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรกับยานพาหนะขนาดใหญ่



รูปที่ 4.14 รูปแสดงการจราจรที่ไม่ติดขัดของฉากวีดิทัศน์จราจร

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย




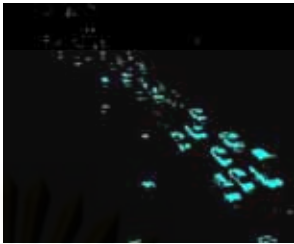
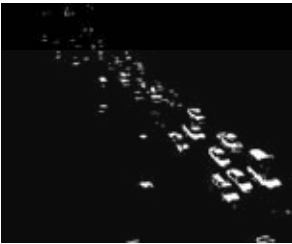




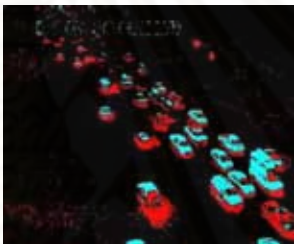


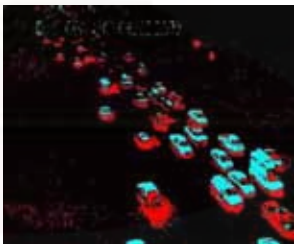

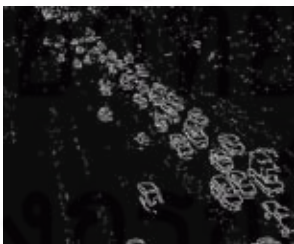


รูปที่ 4.15 แสดง PR-Curve ในกรณียานพาหนะขนาดใหญ่

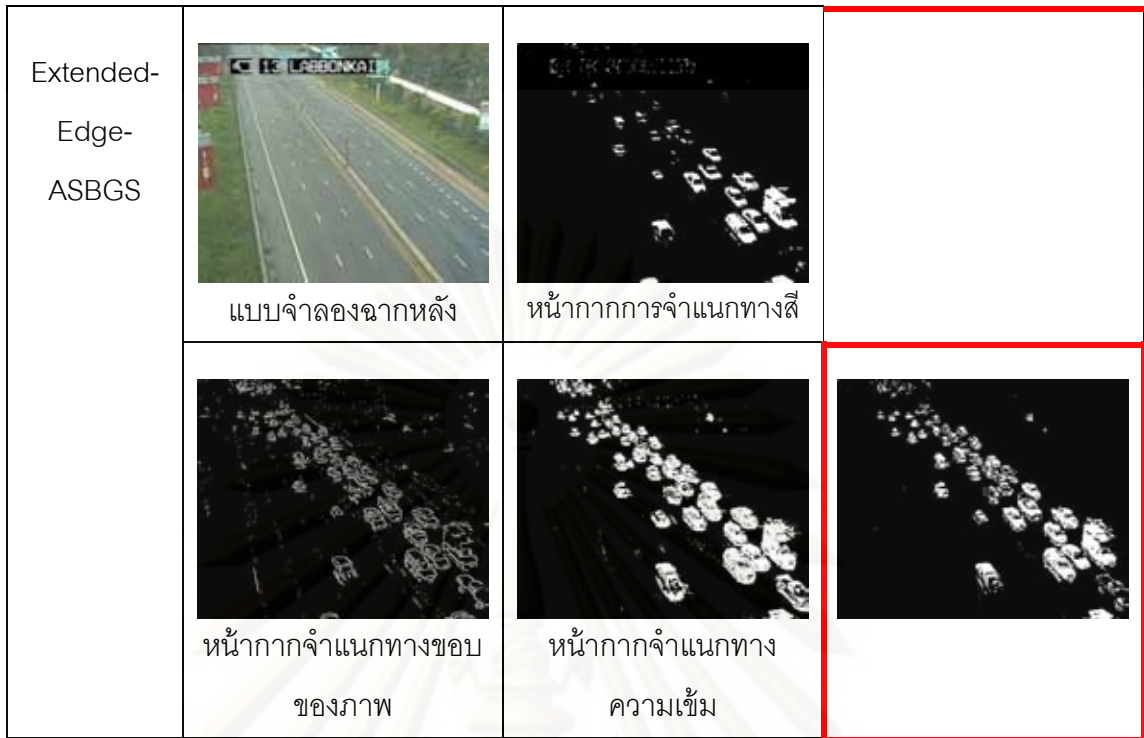
สำหรับตารางที่ 4.8 จะเห็นว่า การตัดแยกยานพาหนะขนาดใหญ่ของวิธีที่นำเสนอในกรณีที่ไม่มีปัญหาเนื่องจากยานพาหนะสีเข้ม จะเห็นว่าสามารถตัดแยกได้ดี และสามารถตัดส่วนของสัญญาณรบกวนออกไปได้มาก เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการ SBGS, MOG-BGS และ A-BGS

รูปกราฟความโค้ง PR ในรูปที่ 4.15 จะเห็นว่าสอดคล้องกับกรณีที่ผ่านมา โดยวิธีที่นำเสนอจะมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีอื่นๆ เล็กน้อยๆ เนื่องจากกรณียานพาหนะขนาดใหญ่ลักษณะที่ตรวจจับได้ได้มากจากลักษณะสี และไม่ถูกหน้าฉากความเข้มกำหนดขอบเขตด้วย จึงทำให้วิธีการ ASBGS มีค่าค่อนข้างสูงในกรณีนี้

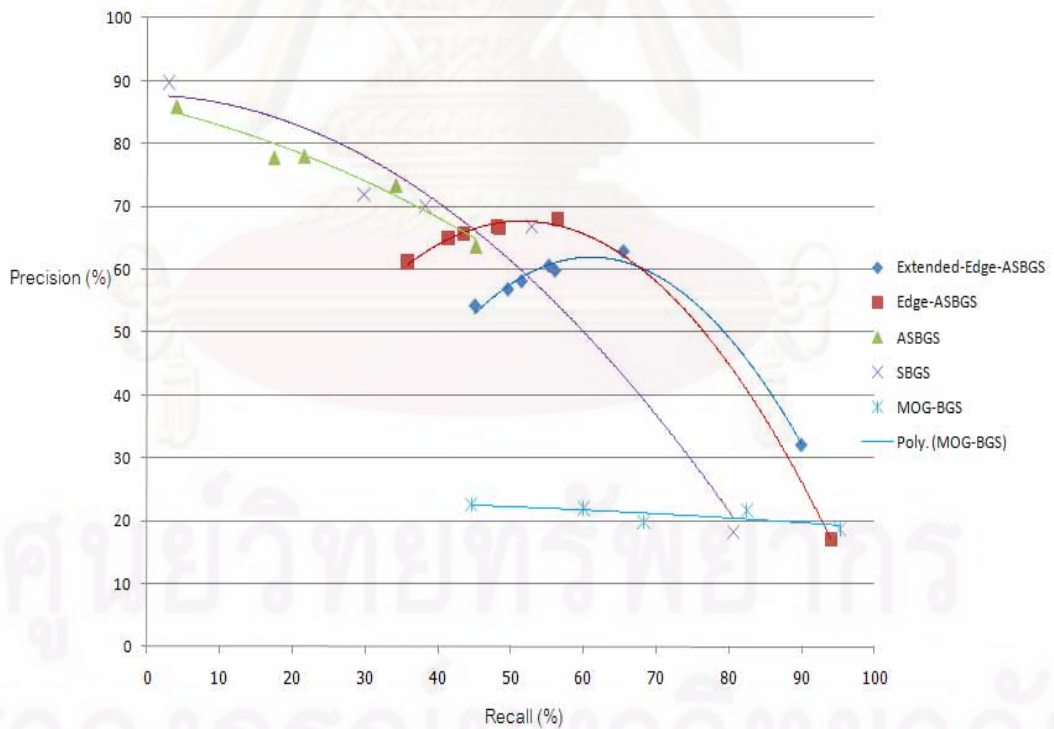
4.2.5 ผลการลบฉากหลังกรณีวิถีทัศนัวจราจรสำหรับยานพาหนะขนาดเล็ก ได้รับผลกระทบจากเงาของแสง และมีช่อง ว่างที่การจราจรติดขัด และไม่ติดขัด (Traffic Video with Small Vehicle Size and Shadow)

<p>วิธีการลบฉากหลังต่างๆ</p>	 <p>ภาพขาเข้า (#270)</p>	 <p>หน้าฉากจำแนกแท้จริงในบริเวณที่สนใจ</p>	<p>หน้าฉากการจำแนกจากผลการลบฉากหลังวิธีต่างๆ</p>
------------------------------	---	--	--

SBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากากการจำแนก</p>	
MOG-BGS			
ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากากการจำแนก</p>	
Edge-ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากากการจำแนกทางสี</p>	
	 <p>หน้ากากจำแนกทางขอบ ของภาพ</p>	 <p>หน้ากากจำแนกทาง ความเข้ม</p>	



ตารางที่ 4.9 ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวิถีทัศนัวจราจรกับยานพาหนะขนาดเล็ก




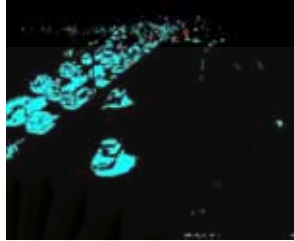
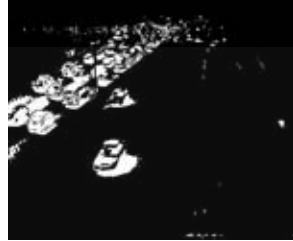




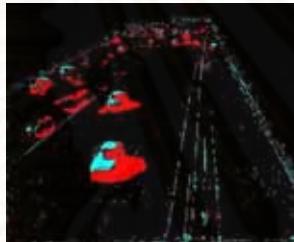
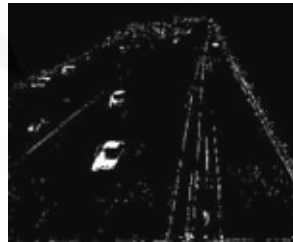

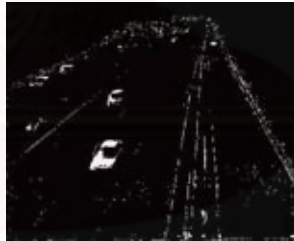




รูปที่ 4.16 แสดง PR-Curve ในกรณียานพาหนะขนาดเล็ก

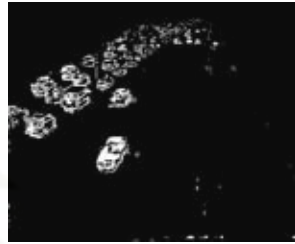
ตารางที่ 4.9 แสดงผลการลบบภาพจากหลังเปรียบเทียบวิธีต่างๆ ในกรณีที่ยานพาหนะมีขนาดเล็ก ซึ่งปัญหาในกรณีนี้คือ ยานพาหนะขนาดเล็กทำให้มองเห็นช่องทางเดินถนน น้อยกว่า โดยเฉพาะเวลาที่ยานพาหนะติดขัด จากตารางในช่องทางเดินรถทางขวา ทำให้การสร้างแบบจำลองฉากหลังแม่นยำได้ยากกว่ากรณียานพาหนะขนาดใหญ่ สำหรับวิธีการดั้งเดิมอย่าง SBGS จำเป็นต้องประมาณแบบจำลองฉากหลังจากลำดับฉากหลังเท่านั้นจึงจะได้ค่าที่ถูกต้อง จะเห็นว่า แบบจำลองฉากหลังไม่ถูกต้องนัก แต่เมื่อมีการกรองจุดภาพฉากหน้าออกโดยใช้วิธีที่นำเสนออย่าง ASBGS, Edge-ASBGS และ Extended-Edge-ASBGS นั้นจะทำให้แบบจำลองฉากหลังมีความแม่นยำขึ้นดังจะเห็นจากหน้ากากการจำแนก แต่ยานพาหนะขนาดเล็ก ก็ยังไม่สมบูรณ์มากนัก เมื่อทำการรวมกันโดยใช้ลักษณะอื่นเข้ามาช่วยอย่างวิธี Edge-ASBGS จะเห็นว่าผลที่ได้จากการลบบภาพจากหลังมีความสมบูรณ์ของจุดภาพฉากหน้ามากขึ้น สำหรับวิธีการที่มีการนำค่าครอบครองมาใช้จะได้ผลที่สมบูรณ์ขึ้นกว่าเล็กน้อย เนื่องจากมีการนำสภาพจราจรมาวิเคราะห์ ทำให้การปรับตัวของฉากหลังเป็นไปอย่างช้าๆ ในกรณีที่ยานพาหนะติดขัด ผลการตัดแยกสมบูรณ์กว่า และสำหรับผลการตัดแยกด้วย MOG-BGS จะเห็นว่า มีจุดที่ตรวจจับผิดพลาดเป็นจำนวนมาก ซึ่งขึ้นอยู่กับพารามิเตอร์ที่ทำการตั้ง บริเวณรถติด ถ้าเร็วขึ้นจะเร็วเกินไป ทำให้การตรวจจับฉากหน้าเป็นไปดังภาพ แต่ถ้าเร็วขึ้นช้าเกินไป จะทำให้แบบจำลองฉากหลังติดกับภาพตั้งต้นซึ่งก็ยังไม่ถูกต้องนัก

สำหรับรูปที่ 4.16 แสดง PR-Curve ของกรณีการตัดแยกยานพาหนะขนาดเล็ก สอดคล้องกับกรณีที่ผ่านมา ถึงแม้จะไม่ชัดเจน กล่าวคือวิธีการที่นำเสนอ Edge-ASBGS และ Extended-Edge-ASBGS มีค่าความแม่นยำและค่าเรียกกลับคืนค่อนข้างสูง แม้จะไม่สมบูรณ์นัก และวิธีการพื้นฐานอย่าง SBGS และวิธีปรับตัวได้อย่าง ASBGS ตามลงมา

4.2.6 ผลการลบบภาพจากหลังกรณีวิดีโอที่สนใจจราจรที่ให้ภาพที่มีความเปรียบต่างต่ำ (Low Contrast Traffic Video)

วิธีการลบบภาพจากหลังต่างๆ	 <p>ภาพขาเข้า (#300)</p>	 <p>หน้ากากจำแนกแท้จริง ในบริเวณที่สนใจ</p>	<p>หน้ากากการจำแนกจากผลการลบบภาพจากหลังวิธีต่างๆ</p>
---------------------------	---	---	--


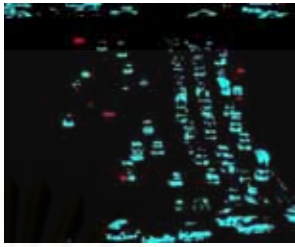
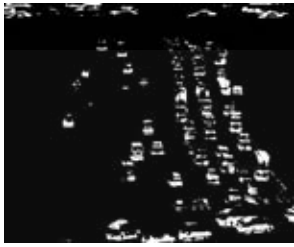




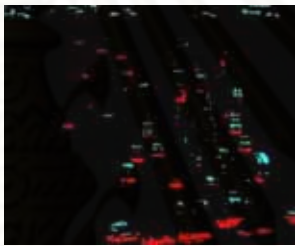
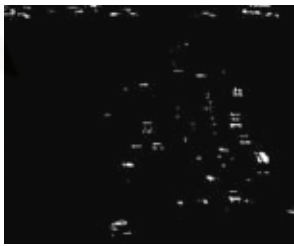



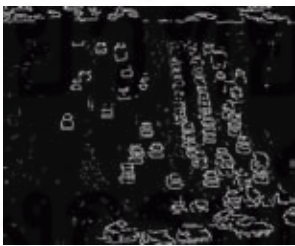
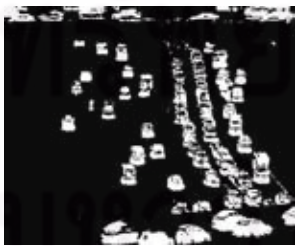

SBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากการจราจรจำแนก</p>	
MOG-BGS			
ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากการจราจรจำแนก</p>	
Edge-ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากการจราจรจำแนกทางสี่</p>	
	 <p>หน้ากการจราจรจำแนกทางขอบ ของภาพ</p>	 <p>หน้ากการจราจรจำแนกทาง ความเข้ม</p>	

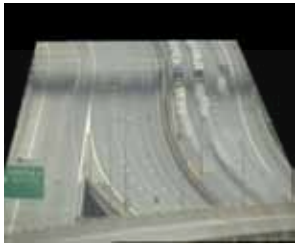

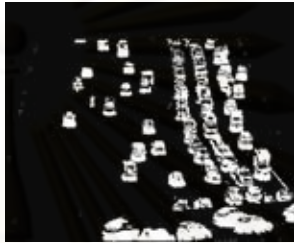
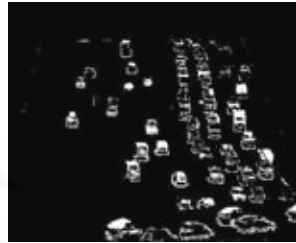
Extended- Edge- ASBGS			
	แบบจำลองฉากหลัง	หน้ากการจำแนกทางสี่	
			
	หน้ากการจำแนกทางขอบ ของภาพ	หน้ากการจำแนกทาง ความเข้ม	

ตารางที่ 4.10 ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวิถีทัศนัวจราจรที่มีความเปรียบต่างต่ำทาง
สว่างมาก

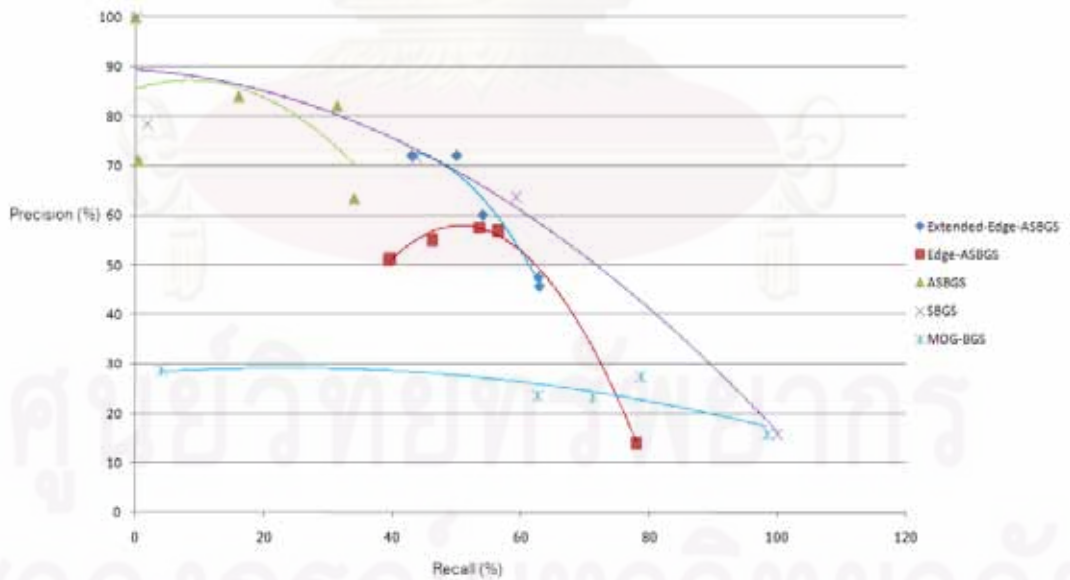
สำหรับตารางที่ 4.10 แสดงผลการเปรียบเทียบการตัดแยกวิถีทัศนัวจราจรในกรณีที่ภาพมีความเปรียบต่างต่ำ โดยนอกจากสมบัติของกล้องทำให้ภาพมีความเปรียบต่างต่ำแล้ว จะเห็นว่าเงื่อนไขของแสงทำให้วัตถุฉากหน้ามีความจ้าใกล้เคียงกับสีถนน ผลการลบภาพ พนฉากหลังของวิธีการดั้งเดิม SBGS มีความคล้ายคลึงกับวิธี MOG-BGS แต่สำหรับวิธีที่นำเสนอ มีส่วนการกรองการเลือกภาพฉากหลังมาเรียนรู้แบบจำลองทำให้การตรวจจับเงาแม่นยำขึ้น แต่ผลการใช้ลักษณะสีอย่างเดียวให้ผลไม่สมบูรณ์จึงได้มีการนำส่วนของลักษณะขอบของภาพ และ ความเข้ม มาร่วมด้วยให้ได้ผลที่มีความสมบูรณ์แม่นยำขึ้นดังรูป โดยผลการลบฉากหลังด้วยวิธีการ Com-A-BGS และ Extended- Edge-ASBGS ได้ผลใกล้เคียงกัน

วิธีการลบ ฉากหลัง ต่างๆ			หน้ากการจำแนกจาก ผลการลบฉากหลังวิธี ต่างๆ
	ภาพขาเข้า (#340)	หน้ากการจำแนกแท้จริง ในบริเวณที่สนใจ	

SBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากากการจำแนก</p>	
MOG-BGS			
ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากากการจำแนก</p>	
Edge-ASBGS	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากากการจำแนกทางสี</p>	
	 <p>หน้ากากจำแนกทางขอบของภาพ</p>	 <p>หน้ากากจำแนกทางความเข้ม</p>	

Extended-Edge-ASBGS			
	แบบจำลองฉากหลัง	หน้ากាកการจำแนกทางสี	
			
	หน้ากากจำแนกทางขอบของภาพ	หน้ากากจำแนกทางความเข้ม	

ตารางที่ 4.11 ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรที่มีความเปรียบต่างต่ำทาง 8 ความเข้มมาก





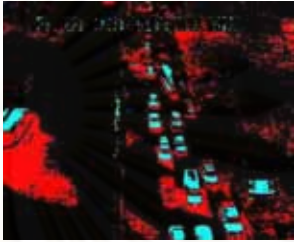
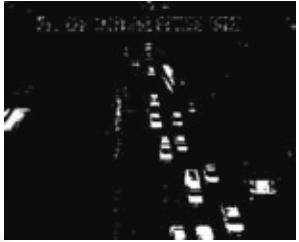







รูปที่ 4.17 แสดง PR-Curve ในกรณีการลบฉากหลังกับภาพความเปรียบต่างต่ำ

ตารางที่ 4.11 แสดงผลกรณีนภาพมีความเปรียบเทียบต่ำเช่นกันแต่เปรียบเทียบต่ำทางสีเข้ม และ ยานพาหนะมีขนาดเล็กมาก จะเห็นว่าวิธีดั้งเดิม SBGS ไม่สามารถสร้างแบบจำลองฉากหลังที่มีความแม่นยำได้ทำให้การตรวจจับได้เพียงสี่ที่เด่นออกมาทั้งนั้น ส่วนผลการลบภาพฉากหลังจากวิธี MOG-BGS ก็ให้การตรวจจับยานพาหนะที่ถูกต้อง แต่จะมีส่วนที่ตรวจจับผิด (False Positive) ที่เป็นสัญญาณรบกวนอยู่มาก สำหรับวิธีการที่นำเสนอ Extended- Edge-ASBGS ให้ผลที่ยานพาหนะมีความสมบูรณ์มากกว่าวิธีการที่นำเสนอ Edge-ASBGS แต่ในกรณีนี้จะเห็นว่าเนื่องจากไม่มีผลกระทบจากเงา ผลการลบภาพที่ดี ที่สุดคือวิธีการ MOG-BGS โดยมีผลใกล้เคียงกับการลบฉากหลังโดยใช้ค่าความเข้มเพียงอย่างเดียว

สำหรับกรณีนภาพที่มีความเปรียบเทียบต่ำ กราฟเส้นโค้ง PR แสดงวิธีการดั้งเดิมอย่าง SBGS มีความแม่นยำที่สุด รองลงมาด้วยวิธีที่นำเสนอทั้ง Edge-ASBGS และ Extended- Edge-ASBGS สำหรับวิธีการ A-BGS จะดีเป็นบางช่วง และที่มีประสิทธิภาพน้อยที่สุดคือวิธีการ MOG-BGS ดังแสดงในรูปกราฟ 4.17

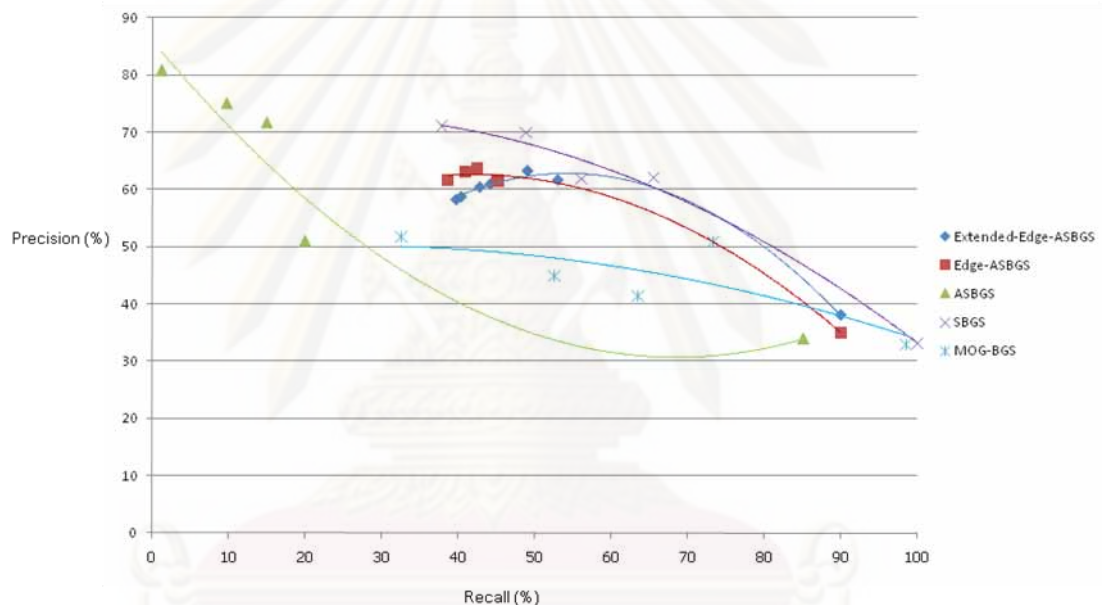
4.2.7 ผลการลบฉากหลังกรณีนวิดีโอที่ทัศนจราจรที่ภาพมีการกระพริบ และไม่นิ่ง (Flicker Traffic Video)

<p>วิธีการลบฉากหลังต่างๆ</p>	 <p>ภาพขาเข้า (#1390)</p>	 <p>หน้ากากดำแนกแท้จริงในบริเวณที่สนใจ</p>	<p>หน้ากากการจำแนกจากผลการลบฉากหลังวิธีต่างๆ</p>
<p>SBGS</p>	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากากการจำแนก</p>	

<p>MOG-BGS</p>			
<p>ASBGS</p>	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากการจราจรจำแนก</p>	
<p>Edge-ASBGS</p>	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากการจราจรจำแนกทางสี่</p>	
	 <p>หน้ากการจราจรจำแนกทางขอบของภาพ</p>	 <p>หน้ากการจราจรจำแนกทางความเข้ม</p>	
<p>Extended-Edge-ASBGS</p>	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากการจราจรจำแนกทางสี่</p>	



ตารางที่ 4.12 ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรที่ภาพมีการกระพริบ
เนื่องจากคุณสมบัติของกล้องวีดิทัศน์






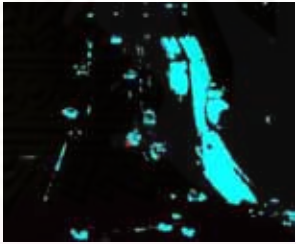
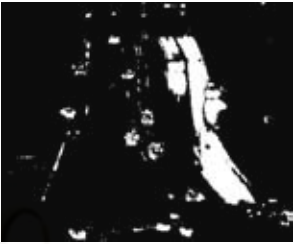

รูปที่ 4.18 แสดง PR-Curve ในกรณีการลบฉากหลังกับภาพที่มีการกระพริบ


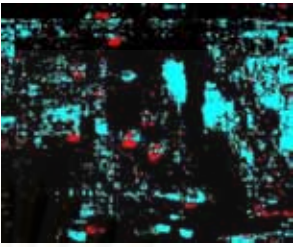
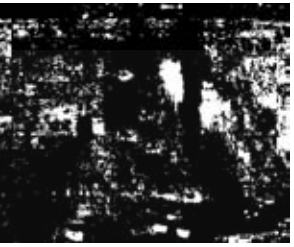





ตารางที่ 4.12 แสดงผลการลบฉากหลังกรณีกล้องมีคุณภาพไม่ดีนัก และมีการกระพริบของภาพตลอดเวลา ผลปรากฏว่าวิธีดั้งเดิม SBGS สามารถสร้างแบบจำลองฉากหลังได้ แต่ด้วยภาพที่มีการกระพริบทำให้การสร้างพารามิเตอร์สำหรับ แยกส่วนจุดภาพฉากหน้าไม่แม่นยำ ทำให้ตรวจจับจุดภาพฉากหน้าไม่ได้ สำหรับวิธีการ MOG-BGS สามารถตรวจจับจุดภาพฉากหน้าได้ โดยตรวจจับเงาและ สัญญาณรบกวนเนื่องจากการกระพริบของภาพขึ้นมาได้ และสำหรับวิธีการที่นำเสนอให้แบบจำลองมีการปรับตัวได้ อย่างวิธีการ A-BGS การใช้สีเพียงอย่างเดียวก็ยังคงให้ผลที่

สมบูรณไม่เท่ากับวิธีการที่มีการรวมกันของลักษณะขอบของภาพ และความเข้มอย่าง Edge-ASBGS และ Extended- Edge-ASBGS ที่ให้ผลการลบฉากหลังใกล้เคียงกัน

รูปภาพ 4.18 แสดง PR-Curve กรณีลบฉากหลังกรณีภาพมีการกระพริบ (Flicker) ตลอดเวลา โดยผลการทดลองคล้ายคลึงกับกรณีภาพที่มีความเบี่ยงต่างต่ำ วิธีที่นำเสนอยังสามารถให้ค่าความแม่นยำ และค่าเรียกกลับคืนที่ดี แต่วิธีดั้งเดิมก็สามารถทำงานได้ดีเช่นกัน

4.2.8 ผลการลบฉากหลังกรณีวิดีโอทัศนัวจราจรจากกลางคืน (Night View Traffic Video)












<p>วิธีการลบฉากหลังต่างๆ</p>	 <p>ภาพขาเข้า (#170)</p>	 <p>หน้ากากการจำแนกแท้จริงในบริเวณที่สนใจ</p>	<p>หน้ากากการจำแนกจากผลการลบฉากหลังวิธีต่างๆ</p>
<p>SBGS</p>	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากากการจำแนก</p>	
<p>MOG-BGS</p>			 <p>(มีการทำ Histogram Equalization ก่อน)</p>




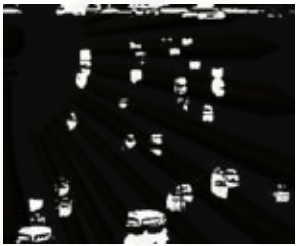


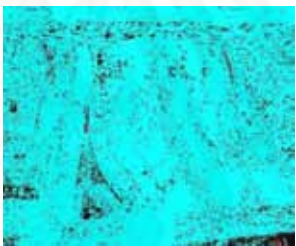

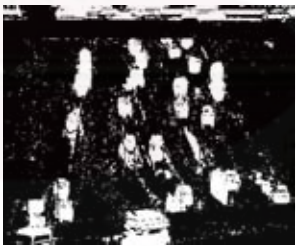
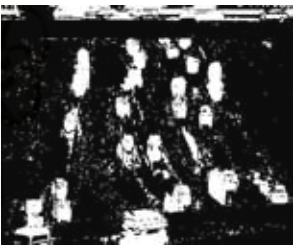


ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากากการจำแนก	
Edge-ASBGS / Extended-Edge-ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากากการจำแนกทางสี	
	 หน้ากากจำแนกทางขอบ ของภาพ	 หน้ากากจำแนกทาง ความเข้ม	

ตารางที่ 4.13 ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวิถีทัศนจักรวรรดิกลางคืน

สำหรับการทดลองเพิ่มเติมในตาราง 4.13 ในส่วนของวิถีทัศนจักรวรรดิเดียวกับกรณีภาพมีความเปรียบต่างต่ำแบบสีเข้มเหมือนตารางที่ 4.11 แต่เป็นเวลากลางคืนซึ่งพบว่าถ้ามองด้วยตาจะเห็นเพียงจุดของดวงไฟอันเนื่องมาจากยานพาหนะ และการลบภาพฉากหลังออกมาจะเห็นว่าส่วนใหญ่จะได้ผลการลบออกมาเป็นดวงไฟของยานพาหนะเท่านั้น แต่วิธีการดั้งเดิมอย่าง SBGS สามารถตรวจจับยานพาหนะได้บ้าง และวิธีการ MOG-BGS ตรวจจับเกือบทุกบริเวณในภาพ ส่วนวิธีที่น่าเสนอ อย่าง Edge-ASBGS / Extended-Edge-ASBGS ซึ่งได้ผลใกล้เคียงกันสามารถตัดสัญญาณรบกวนออกไปได้มากกว่าวิธีการ A-BGS แต่ก็ตรวจจับได้เพียงแต่ส่วนที่เด่นอย่างดวงไฟหน้ายานพาหนะเท่านั้น



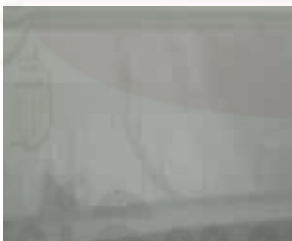
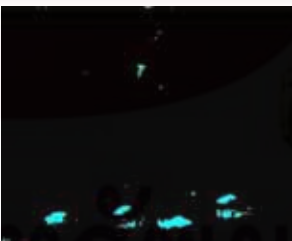
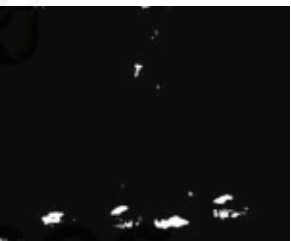


4.2.9 ผลการลบฉากหลังกรณีวิดีโอที่ศึ่นจราจรฝนตกและฝนตกหนัก (Rainy and Heavy Rainy Traffic Video)

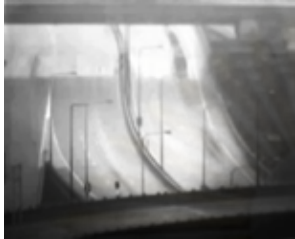
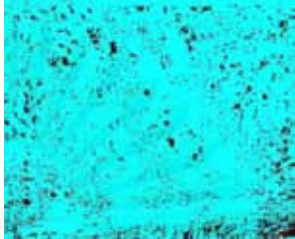






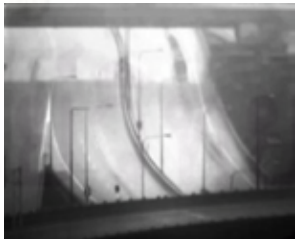

วิธีการลบฉากหลังต่างๆ	 ภาพขาเข้า (#170)	 หน้าฉากจำแนกแท้จริงในบริเวณที่สนใจ	หน้าฉากการจำแนกจากผลการลบฉากหลังวิธีต่างๆ
SBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้าฉากการจำแนก	
MOG-BGS			
ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้าฉากการจำแนก	

Edge-ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากากการจำแนกทางสี	
	 หน้ากากจำแนกทางขอบ ของภาพ	 หน้ากากจำแนกทาง ความเข้ม	
Edge-ASBGS (กรณีทำ Histogram Equalization ก่อน)	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากากการจำแนกทางสี	
	 หน้ากากจำแนกทางขอบ ของภาพ	 หน้ากากจำแนกทาง ความเข้ม	
Extended-Edge-ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากากการจำแนกทางสี	

	 <p>หน้ากากจำแนกทางขอบ ของภาพ (มีการทำ Post Processing แบบ [3])</p>	 <p>หน้ากากจำแนกทาง ความเข้ม</p>	
--	--	--	---

ตารางที่ 4.14 ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวิถีทัศนัวจราจรกรณีฝนตก

<p>วิธีการลบ ฉากหลัง ต่างๆ</p>	 <p>ภาพขาเข้า (#170)</p>	 <p>หน้ากากจำแนกแท้จริง ในบริเวณที่สนใจ</p>	<p>หน้ากากการจำแนกจาก ผลการลบฉากหลังวิธี ต่างๆ</p>
<p>SBGS</p>	 <p>แบบจำลองฉากหลัง</p>	 <p>หน้ากากการจำแนก</p>	
<p>MOG-BGS</p>			 <p>(มีการทำ Histogram)</p>

		(ไม่มีการทำ Histogram Equalizationก่อน)	Equalizationก่อน)
ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากากการจำแนก	
Edge-ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากากการจำแนกทางสี	
	 หน้ากากจำแนกทางขอบของภาพ	 หน้ากากจำแนกทางความเข้ม	
Extended-Edge-ASBGS	 แบบจำลองฉากหลัง	 หน้ากากการจำแนกทางสี	



ตารางที่ 4.15 ผลการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ กรณีวีดิทัศน์จราจรกรณีฝนตกหนักมาก

สำหรับตารางที่ 4.14 และ 4.15 แสดงผลการลบฉากหลังกรณีที่มีฝนตก และฝนตกหนักมากตามลำดับ โดยผลการลบฉากหลังที่มีฝนตกตามตาราง 4.14 เนื่องจากผลการลบฉากหลังทั่วไปทำให้การตรวจจับได้บ้างในกรณี SBGS และ MOG-BGS แต่ตรวจจับโดยใช้ลักษณะสีไม่ได้เลยในวิธีที่นำเสนอ อย่าง ASBGS, Edge-ASBGS จึงได้มีการทำให้ภาพมีความเปรียบต่างสูงขึ้นโดยการใช้ Histogram Equalizer ทำให้การตัดแยกภาพได้มากขึ้นดังในตารางที่ 4.14 กรณี Edge-ASBGS กรณีมีการทำ Histogram Equalization ก่อน แต่ผลก็ตรวจจับเงาเนื่องจากการเคลื่อนที่ของยานพาหนะมาด้วย ซึ่งมีความผิดพลาดค่อนข้างมาก (False Positive) สำหรับกรณีฝนตกหนักดังในตารางที่ 4.15 จะเห็นว่าไม่สามารถตรวจจับได้ในการใช้วิธีทั่วไปอย่างเดียว จึงได้มีการทำ Histogram Equalization ทั้งหมดก่อน ผลปรากฏว่า วิธีการ SBGS ไม่สามารถตรวจจับจุดภาพฉากหน้าได้ แต่เมื่อนำมารวมกับการใช้ขอบของภาพและความเข้มทำให้ตรวจจับได้เป็นบางส่วน แต่ประกอบไปด้วยสัญญาณรบกวนและส่วนที่ตรวจจับผิดพลาด ดังแสดงในแถวสุดท้ายของตาราง 4.15

4.2.10 การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ (Precision) และค่าเรียกกลับคืน (Recall) โดยเฉลี่ย

ในส่วนนี้จะเป็นการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ (Precision) และค่าเรียกกลับคืน (Recall) โดยเฉลี่ยแต่ละกรณีวีดิทัศน์จราจร รวมทั้งเฉลี่ยโดยรวมเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอ และวิธีการลบฉากหลังอ้างอิงต่างๆ โดยการหาค่าเฉลี่ยเลือกค่ากรณีค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่ทำให้มีประสิทธิภาพสูงสุดดังแสดงในตาราง 4.16

Traffic Video	MOG		SBGS		ASBGS		Edge-ASBGS		Extended- Edge-ASBGS	
	Recall	Precision	Recall	Precision	Recall	Precision	Recall	Precision	Recall	Precision
01 General Case	68.02	40.02	46.14	73.77	67.24	53.00	64.92	73.05	65.75	73.07
02 Traffic Jam Video	58.93	47.10	28.36	89.52	59.42	52.92	59.98	70.43	66.17	70.68
03 Traffic Video with Shadow	70.71	33.95	60.18	59.35	57.57	39.37	63.15	63.67	62.58	74.58
04 Small Vehicle Size with Shadow	68.84	27.28	38.28	69.98	45.17	63.54	56.51	67.99	57.92	71.48
05 Big Vehicle Size	79.89	30.32	25.42	71.03	54.61	30.14	63.60	61.33	65.49	62.79
06 Low Contrast Video	63.44	41.44	56.08	<u>61.87</u>	19.95	51.03	45.17	61.56	52.98	61.77
07 Flicker Traffic Video	71.26	23.21	1.90	<u>78.45</u>	34.14	63.35	55.69	57.36	53.14	74.55

ตารางที่ 4. 16 ตารางแสดงค่าความแม่นยำเฉลี่ย และค่าเรียกกลับเฉลี่ยของแต่ละประเภทของวิดีโอจราจร

จากผลการคำนวณหาค่าความแม่นยำและค่าเรียกกลับคืนโดยเฉลี่ยในตารางที่ 4.16 แล้วนั้นพบว่าวิธีการที่นำเสนอทั้ง Edge-ASBGS และ Extended-Edge-ASBGS ให้มีวิธีลบฉากหลังปรับตัวได้มีค่าความแม่นยำ และค่าเรียกกลับคืนที่มากกว่าทุกวิธีในกรณีที่ยานพาหนะทั่วไป แต่สำหรับกรณียานพาหนะติดขัด วิธีการดั้งเดิม SBGS จะให้ค่าความแม่นยำมากกว่าแต่ไม่สามารถเรียกกลับได้เท่าวิธีที่นำเสนอ โดยเฉพาะวิธีการที่มีการนำค่าครอบครอง (Occupancy) อย่างวิธี Extended-Edge-ASBGS จะให้ความแม่นยำและเหมาะสมกับกรณียานพาหนะติดขัดมาก สำหรับกรณีอื่นๆ จะเห็นว่า วิธีการ MOG-BGS ให้ค่าเรียกกลับที่มากกว่าเกือบทุกกรณี แต่ค่าความแม่นยำยังไม่สามารถสู้วิธีการที่นำเสนออย่าง Edge-ASBGS และ Extended-Edge-ASBGS ได้ และสำหรับกรณียานพาหนะขนาดใหญ่ หรือภาพที่มีความเปรียบต่างต่ำ และฉากที่มีการกระพริบจะเห็นว่าวิธีการ SBGS จะให้ค่าความแม่นยำมีค่าค่อนข้างมากกว่าวิธีที่นำเสนอ แต่วิธีการ SBGS ให้ค่าการเรียกกลับที่ค่อนข้างน้อย ดังนั้นในกรณีที่ที่ดูประสิทธิภาพของวิธีต่างๆ โดยเปรียบเทียบกัน ทั้งค่าความแม่นยำและค่าเรียกกลับคืนควรมีค่ามากด้วยกันทั้งคู่ อาจดูได้จากผลบวกของทั้งสองค่า ซึ่งเมื่อพิจารณาแล้วในทุกวิธี จะพบว่าวิธีการที่ นำเสนอ ทั้ง Edge-ASBGS และ Extended-Edge-ASBGS ให้ผลรวมของค่าความแม่นยำ และค่าเรียกกลับสูงสุด

4.2.11 การเปรียบเทียบทางเวลาโดยเฉลี่ยของแต่ละวิธี

โดยการทดลองทั้งหมดทำกับภาพสองขนาด ได้แก่ แบบ 352x288 (CIF Format) จุดภาพ และแบบ 640x480 จุดภาพ จะได้ผลการคำนวณความเร็วดังตาราง 4.17

Background Subtraction Method	Speed (fps)	Speed (fps)
	352x288 Pixels	640x480 Pixels
SBGS	80	28
MOG-BGS	16	7
ASBGS	42	14
Edge-ASBGS	22	8
Extended-Edge-ASBGS	20	7

ตารางที่ 4.17 ผลทางความเร็วของการตัดแยกด้วยวิธีต่าง ๆ

จะเห็นได้ว่า ความแม่นยำและค่าเรียกกลับคืนที่สูงขึ้นจะทำให้ความเร็วในการประมวลผลลดลงตามตารางที่ 4.17 สำหรับการนำไปใช้ในระบบเวลาจริงที่ความเร็วของภาพ 30 fps สำหรับประมวลผลการตัดแยกยานพาหนะวิธีการ SBGS, ASBGS และ Edge-ASBGS จะสามารถนำไป

ทำงานเวลาจริงได้ แต่สำหรับการนำค่าการครอบครอง หรือ Occupancy มาใช้ทำให้ระบบมีความล่าช้าลงอาจจะต้องมีการปรับปรุงความเร็วในการปรับแต่งอัลกอริทึมเพิ่มเติมสำหรับงานในอนาคต

4.3 การหาประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอโดยการนับยานพาหนะ

จากหัวข้อที่ 3.6 มีการแนะนำวิธีการนับยานพาหนะบนท้องถนนอย่างง่าย ซึ่งวิธีการนี้นั้นจะมีความแม่นยำมากถ้ายานพาหนะมีความสมบูรณ์มากก็จะทำให้การนับจำนวนยานพาหนะเป็นไปด้วยความแม่นยำมากด้วยเช่นกัน โดยการแสดงผลอยู่ในรูปดังนี้

จำนวนที่ตรวจจับถูกต้อง (True Positives, $N(T_p)$) คือจำนวนรถที่นับได้ถูกต้องจากวิธีการที่นำเสนอ และ สอดคล้องกับจำนวนยานพาหนะจริง

จำนวนที่ตรวจจับไม่ได้ (True Negatives, $N(F_N)$) คือจำนวนยานพาหนะที่ตรวจจับไม่ได้จากวิธีการที่นำเสนอ

จำนวนที่ตรวจจับผิด (False Positives, $N(F_p)$) คือตรวจจับยานพาหนะผิดพลาดอันเกิดมาจากสัญญาณรบกวน หรือยานพาหนะหนึ่งคันมีความไม่ต่อเนื่อง ทำให้ตรวจจับได้หลายคัน

$$\text{และจาก ค่าความแม่นยำ (Precision)} = \frac{N(T_p)}{N(T_p) + N(F_p)}$$

$$\text{ค่าเรียกกลับ (Recall)} = \frac{N(T_p)}{N(T_p) + N(F_N)}$$

กรณีวีดิทัศน์	ค่าความแม่นยำ (Precision)	ค่าเรียกกลับ (Recall)
1 วีดิทัศน์จราจรทั่วไป (Max. Vehicle Size = 10 pixel)	92.86	86.67
2 วีดิทัศน์จราจรในช่วงการจราจรติดขัด (Max. Vehicle Size = 10 pixel)	66.67	64.00
3 วีดิทัศน์จราจรที่ได้รับผลกระทบจากเงื่อนไขของแสง หรือเงา	91.30	75.00

(Max. Vehicle Size = 10 pixel)		
4 วิธีทัศนัวจราจรสำหรับยานพาหนะขนาดเล็ก ได้รับผลกระทบจากเงื่อนไขของแสง และมีช่องทางที่การจราจรติดขัด และไม่ติดขัด	73.45	63.24
5 วิธีทัศนัวจราจรสำหรับยานพาหนะขนาดใหญ่มากบนทางด่วน	66.67	62.34
6 วิธีทัศนัวจราจรที่ให้ภาพที่มีความเปรียบต่างต่ำ	77.78	64.35
7 วิธีทัศนัวจราจรที่ภาพมีการกระพริบ และไม่นิ่ง	76.54	63.45

ตารางที่ 4.18 ตารางแสดงความแม่นยำของการนับยานพาหนะของวิธีการที่นำเสนอ

จากผลการนับยานพาหนะในกรณีทั่วไปและกรณีที่ยานพาหนะมีเงา ผลการนับยานพาหนะทั้งค่าความแม่นยำและค่าเรียกกลับมีค่ามากที่สุด เนื่องจากยานพาหนะไม่ติดสามารถจำแนกแยกยานพาหนะที่ขับมาตามกันได้อย่างดี ในกรณีที่ยานพาหนะติดขัด อาจจะมีปัญหาการตรวจจับผิดเนื่องจากยานพาหนะขนาดใหญ่มีความไม่ต่อเนื่องของยานพาหนะ ทำให้ค่าเรียกกลับมีค่าต่ำ และค่าความแม่นยำก็มีค่าต่ำเนื่องจากมีการนับเอายานพาหนะที่อยู่ติดกันนับเป็นเพียงคันเดียว ส่วนวิธีการอื่นก็มีความแม่นยำและค่าเรียกกลับคืนมากกว่าครึ่งของทั้งหมด ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับการนำไปประยุกต์ใช้อีกด้วย

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอการตัดแยกส่วนยานพาหนะสำหรับวิดิทัศน์จราจร เพื่อใช้ในการตัดแยกส่วนวัตถุ ซึ่งเป็นงานขั้นพื้นฐานในระบบการประมวลผลภาพ ซึ่งวิธีการที่นำเสนอขึ้นอยู่กับพื้นฐานการตัดแยกส่วนภาพโดยวิธี การทางสถิติสำหรับการลบฉากหลังและการตรวจเงา โดยการศึกษาแบ่งออกเป็นสี่ส่วน ประกอบไปด้วย การสร้างแบบจำลองฉากหลังบนวิธีการพื้นฐานทางสถิติที่มีความแม่นยำจากลำดับภาพทั่วไป แม้ไม่ใช่ลำดับฉากหลัง ส่วนการปรับปรุงผลการลบฉากหลังให้มีความแม่นยำ และสมบูรณ์ ส่วนการทำให้ แบบจำลองฉากหลังมีการปรับตัวได้ตามเวลา และการวิเคราะห์สภาพจราจรเพื่อมาใช้ในการเลือกอัปเดตแบบจำลองฉากหลัง สรุปผลการวิจัยได้ดังนี้

สรุปผลการวิจัยเกี่ยวกับการสร้างแบบจำลองฉากหลังจากลำดับภาพทั่วไป เนื่องจากวิธีการพื้นฐานที่สนใจ หรือวิธีการทางสถิติสำหรับการลบฉากหลังและการตรวจเงา การเรียนรู้ฉากหลังควรมีการเรียนรู้มาจากลำดับฉากหลัง เพื่อให้ได้การคำนวณค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่แม่นยำ แต่การทำงานในการตัดแยกส่วนสำหรับวิดิทัศน์จราจรนี้ มีทั้งคุณภาพฉากหลังและไม่ใช่ฉากหลัง อยู่ในฉากเสมอ วิธีการที่นำเสนอคือมีการนำ การกรองทางค่ามัธยฐานเพื่อให้ได้ลำดับฉากหลังสำหรับการเรียนรู้ ผลปรากฏว่าในกรณีที่ยานพาหนะเคลื่อนที่ได้คล่องตัวดังในวิธีการกรณีส่วนใหญ่ เมื่อมีการกรองลำดับฉากหลังก่อนสำหรับการเรียนรู้ ทำให้แบบจำลองฉากหลังที่เรียนรู้มีความถูกต้องมากขึ้น พิจารณาได้จากผลการทดลอง มีการตรวจเงาและจุดภาพฉากหน้าได้มีความแม่นยำขึ้น ภาพฉากหลังอ้างอิงมีความถูกต้องมากกว่า และผลการหาค่าความบิดเบือนทางความสว่างมีการเกาะกลุ่มกันเป็นลำดับฉากหลังมากกว่า แต่สำหรับกรณียานพาหนะติดขัด อาจจะยังไม่สามารถกรองลำดับฉากหลังได้ถูกต้องนัก ดังนั้นในกรณี ยานพาหนะติดขัดควรมีการให้เรียนรู้ลำดับฉากหลังเป็นจำนวนมากกว่าปกติ เพื่อความแม่นยำในการคำนวณค่าพารามิเตอร์เพื่อจำแนกจุดภาพประเภทต่างๆ

สรุปผลการวิจัยเกี่ยวกับขั้นตอนการรวมกันของลักษณะมากกว่าหนึ่งลักษณะ ประกอบไปด้วยการรวมกันทางสี ทางขอบของภาพ และทางความเข้ม โดยอาศัยการรวมกันทางตรรกะ โดยส่วนของยานพาหนะที่มีสี จะถูกตรวจจับด้วยวิธีการทางสี แต่ในกรณีที่ข้อมูลสีไม่สามารถตรวจจับได้ เช่นยานพาหนะที่มีสีใกล้เคียงกับพื้นถนน หรือกระจกหน้ายานพาหนะเป็นส่วนที่มักจะตรวจจับด้วยสีไม่ได้ สามารถตรวจจับได้โดยการใช้ขอบของภาพ ผลปรากฏว่าได้ยานพาหนะที่มีความสมบูรณ์ และแม่นยำมากขึ้น

สรุปผลการวิจัยในส่วนของการสร้างแบบจำลองสำหรับการปรับตัวได้ของยานพาหนะ พบว่าวิธีการที่นำเสนอคือการประมาณค่าสี่ของฉากหลังด้วยค่ามัธยฐาน ซึ่งจะให้ผลที่มีความค่อนข้างแม่นยำ การปรับตัวเป็นไปอย่างช้าๆ และไม่สะดุด ามผิดพลาดเหมือนกับการใช้ค่าเฉลี่ยอื่นๆ สามารถนำไปใช้ได้กับการทำงานในที่แจ้ง เพราะมีการเปลี่ยนแปลงของแสง เนื่องจากเวลาของวัน

สรุปผลการวิจัยในส่วนของการนำสภาพจราจรมาช่วยในการเลือกอัปเดตแบบจำลองฉากหลังพบว่าการใช้ค่าการครอบครองนี้ แสดงความหนาแน่นของจราจร จะสามารถบอกสภาพจราจรได้ในระดับหนึ่ง ทั้งยังใช้ในการช่วยอัปเดตคือหากมีค่าการครอบครองสูง การอัปเดตจะเป็นไปอย่างช้าๆ และกรณีที่มีค่าการครอบครองต่ำ สามารถอัปเดตได้รวดเร็วได้ ผลปรากฏว่าวิธีการนี้ช่วยลดปัญหาปัญหาของการนำจุดภาพขณะยานพาหนะติด ชัด และยานพาหนะใหญ่ อย่างรถโดยสารประจำทางจอดเป็นเวลานานมาใช้ในการอัปเดตฉากหลัง ได้ ส่งผลให้การตัดแยกส่วนยานพาหนะในระยะยาวมีความแม่นยำขึ้น

ระบบโดยรวมที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ถูกทดสอบกับลำดับภาพทั้งหมด 15 รูปแบบ 9 กรณี ดังที่ได้กล่าวไปแล้วในบทที่ 4 ซึ่งการใช้วิธีการที่นำเสนอกับการตัดแยกส่วนภาพนั้นขึ้นอยู่กับแต่ละกรณี โดยในกรณีทั่วไป กรณีที่ยานพาหนะไม่ติดขัด หรือยานพาหนะมีผลของเงาสามารถใช้วิธีการที่นำเสนอตรวจจับจุดภาพฉากหน้าได้ดี แต่สำหรับกรณีที่ยานพาหนะมีการติดขัดการเรียนรู้ลำดับฉากหลังอาจจะต้องใช้ลำดับ ภาพสำหรับเรียนรู้เป็นจำนวนมากเพื่อให้ได้แบบจำลองฉากหลังที่แม่นยำ ในกรณียานพาหนะขนาดเล็ก ขนาดใหญ่ ภาพที่มีความเปรียบต่างต่ำ หรือภาพที่มีการกระพริบตลอดเวลา สามารถตรวจจับจุดภาพฉากหน้าได้ด้วยวิธีการที่นำเสนอในระดับหนึ่ง โดยรวมแล้วนั้น ระบบที่นำเสนอสามารถตัดแยก ส่วนส่วนยานพาหนะได้อย่างแม่นยำและสมบูรณ์ ในบางกรณี และบางกรณีก็ยังสามารถตรวจจับได้ไม่สมบูรณ์แต่วิทยานิพนธ์นี้เป็นการพัฒนาจากวิธีพื้นฐานเพื่อให้งานระดับการตัดแยกส่วนนี้ไปใช้ใน งานระดับสูงได้ถูกต้องมากขึ้นต่อไป

5.2 ข้อเสนอแนะ

ในส่วนของความสมบูรณ์และแม่นยำของการตัดแยกส่วนภาพในวิทยานิพนธ์นี้อาจมีการศึกษาลักษณะพื้นผิวในการนำมาใช้ในการตัดแยกส่วนเพิ่มเติมได้ เพราะยังเป็นอีกลักษณะหนึ่งที่ยังไม่ได้ทำการศึกษาทดลองในวิทยานิพนธ์ และเป็นวิธีที่น่าสนใจ เพราะจากหลายบทความกล่าวว่าสามารถแยกส่วนของเงาออกมาได้ และตรวจจับยานพาหนะได้อย่างแม่นยำ

การประมวลผลภายหลังเช่น การประมวลผลภาพเชิงสัณฐาน (Morphological Image Processing) เป็นอีกส่วนหนึ่งที่น่าสนใจมาต่อจากงานในวิทยานิพนธ์นี้ แต่ต้องมีการศึกษาวิธีการที่เหมาะสมมาใช้เพื่อไม่ให้สูญเสียข้อมูลที่ได้ หรือเพิ่มการตรวจจับผิดพลาด

นอกจากนี้ในงานตัดแยกส่วนยานพาหนะสำหรับวีดิทัศน์จราจรนี้ เป็นงานส่วนขั้นพื้นฐานในงานประมวลผลภาพ สำหรับผู้ที่สนใจ สามารถนำวิธีการที่นำเสนอไปใช้ในงานตัดแยกส่วนยานพาหนะสำหรับวีดิทัศน์จราจร เพื่อใช้รายงานสภาพจราจรสำหรับผู้ใช้งาน ในการควบคุมการจราจรได้ หรืออาจนำไปทดสอบกับการตัดแยกอื่นๆ ที่มีความใกล้เคียงกันได้ ซึ่งวิธีการนำเสนอสามารถตัดแยกส่วนวัตถุได้ค่อนข้างจะสมบูรณ์ และแม่นยำ นอกจากนี้ยังช่วยลดสัญญาณรบกวน ซึ่งหากมีการตัดแยกส่วนที่แม่นยำแล้วจะนำไปสู่งานประยุกต์ใช้ในระดับสูงที่มีความแม่นยำได้ โดยในการนำไปใช้นั้นขึ้นกับการประยุกต์ใช้ เช่นตัวอย่างในวิทยานิพนธ์นี้มีการทดลองนับยานพาหนะอย่างง่าย และการคำนวณค่าการครอบครอง เพื่อแสดงค่าสภาพจราจร ซึ่งถือเป็นงานเบื้องต้นของการควบคุมจราจร โดยขึ้นอยู่กับผู้ใช้สามารถออกแบบโปรแกรมให้เป็นไปตามที่ต้องการ

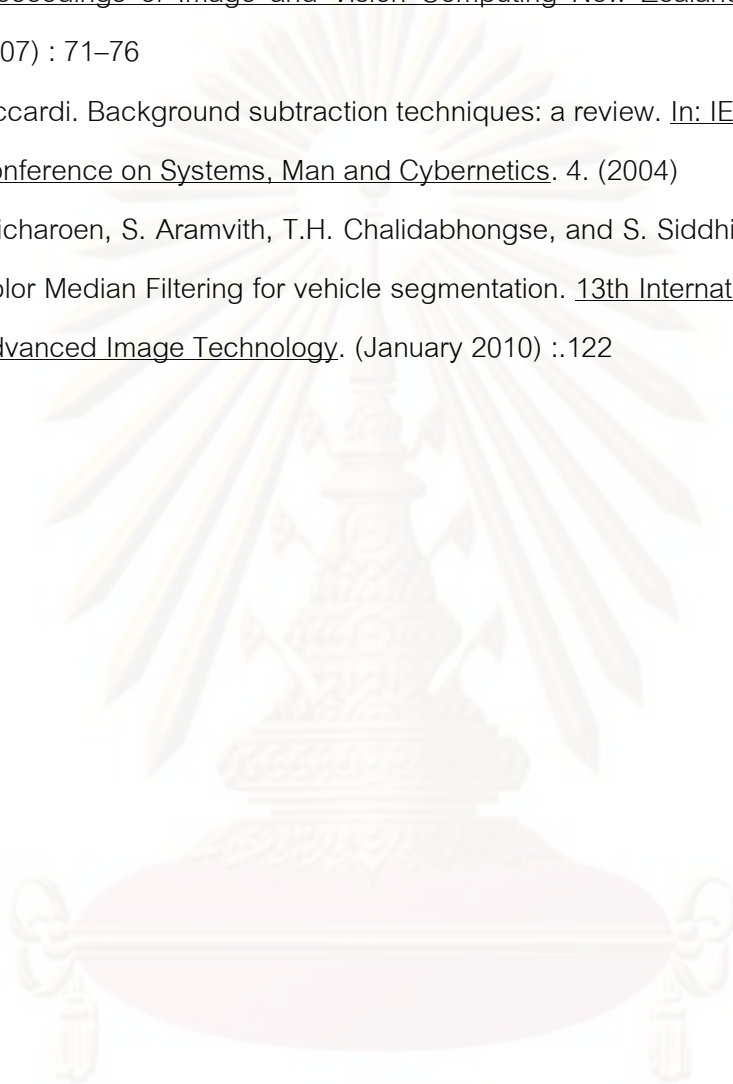
ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รายการอ้างอิง

- [1] L. A. Klein. 2001. Sensor Technologies and Data Requirements for ITS Application. Publishers, USA
- [2] Genius Joint Venture Co.,Ltd. [Online] 2006. Available from <http://www.forth-its.com/home.php>. [1 March 2010]
- [3] K.Kiratiratanapruk, P.Dubey, S. Siddhichai. A gradient-based foreground detection technique for object tracking in a traffic monitoring system. Advanced Video and Signal Based Surveillance (September 2005) : 377 – 381
- [4] I. Huerta, D. Rowe, M.Vinas, M. Mozerov, and J. Gonzalez. Background Subtraction Fusing Colour, Intensity and Edge Cues. 2nd Computer Vision: Advances in Research & Development (CVCRD). (July, 2008) : 279-288
- [5] C. Wren, A. Azarhayejani, T. Darrell, and A.P. Pentland. Pfindex: real-time tracking of the human body. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 19, 7 (July 1997) : 780-785
- [6] I. Haritaoglu, D. Harwood, and L.S. Davis. W4: Real-Time Surveillance of People and Their Activities. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 22, 8 (August 2002) : 809-830
- [7] C. Stauffer and W.E.L.Grimson. Adaptive background mixture models for real-time tracking. In Proceeding of IEEE on Computer Vision and Pattern Recognition (June 1999) : 252
- [8] A. Elgammal, D. Harwood, and L.S. Davis. Non-parametric model for background subtraction. Proc. IEEE ICCV'99 FRAME-RATE Workshop 1999. (July 2002)
- [9] T. Horprasert, D. Harwood, and L.S. Davis, A Statistical Approach for Real-time Robust Subtraction and Shadow Detection, Proc. IEEE ICCV'99 FRAME-RATE Workshop. (September 1999)
- [10] R.Cucchiara, C. Grana, M.Piccardi, and A. Prati. Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams. IEEE Trans. On Pattern Anal. And Machine Intel.
- [11] S.-C. Cheung and C. Kamath. Robust Techniques for Background Subtraction in Urban Traffic Video. Visual Communications and Image Processing. 5308 (2004) : 881-892

- [12] K. Toyoma, I. Krumm and B. Mcycrs. Wallflower: pnciplcs and practice of background maintenance. The Proceedings ofthe Smenth IEEE htemarionol Conference on Computer Vision. (1999)
- [13] N.J.B McFarlane, C.P. Schofield. Segmentation and Tracking of Piglets in Images. Machine Vision and Applications 8, 3 (May 1995) : 187-193
- [14] A.H.S. Lai, N.H.C. Yung. A fast and accurate scoreboard algorithm for estimating stationary backgrounds in an image sequence. Proceedings of the International Symposium on Circuits and Systems. (1998)
- [15] W. W. L. Lam, C. C. C. Pang, and N. H. C. Yung. Highly accurate texture-based vehicle segmentation method. Opt. Eng.SPIE. 43, 3 (March 2004) : 591-603
- [16] K. Kim, T. H. Chalidabhongse, D. Harwood and L. Davis. Background Modeling and Subtraction by Codebook Construction. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) 2004. (2004)
- [17] T. Thongkamwitoon, Supavadee Aramvith, Thanarat H. Chalidabhongse. An adaptive real-time background subtraction and moving shadows detection. ICME 2004 : 1459-1462
- [18] M.Karaman, L. GoldMann, D. Yu and T. Sikora. Comparison of static background segmentation methods. Visual Communications and Image Processing 2005. (2005)
- [19] S. McKenna, S. Jabri, Z. Duric, A. Rosenfeld, and H. Wechsler. Tracking groups of people. Computer Vision and Image Understanding (CVIU). (October 2000) : 42-56
- [20] H. W. S. Jabri, Z. Duric and A. Rosenfeld. Detection and location of people in video images using adaptive fusion of color and edge information. 15th International Conference on Pattern Recognition. (September 2000) : 627-630. (Barcelona, Spain), September 2000.
- [21] A. Cavallaro, T. Ebrahimi. Accurate video object segmentation through change detection. ICME'02. Vol.1 (2002) : 445-448
- [22] T. Thongkamwitoon, Supavadee Aramvith, Thanarat H. Chalidabhongse. Non-linear learning factor control for statistical adaptive background subtraction algorithm. ISCAS (4) 2005. (2005) : 3785-3788

- [23] H. Donovan S. Sidney. Evaluation of Background Subtraction algorithm with post-processing. AVSBS08. (2008) : 192-199
- [24] E. Dinet, F. Robert-Inacio. Color Median Filtering: a Spatially Adaptive Filter. Proceedings of Image and Vision Computing New Zealand 2007. (December 2007) : 71-76
- [25] M. Piccardi. Background subtraction techniques: a review. In: IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 4. (2004)
- [26] P. Siricharoen, S. Aramvith, T.H. Chalidabhongse, and S. Siddhichai. Approximated Color Median Filtering for vehicle segmentation. 13th International Workshop and Advanced Image Technology. (January 2010) : 122



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ภาคผนวก

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ดัชนีคำศัพท์

Algorithm	ขั้นตอนวิธี
Approximated Median Filter	การประมาณการกรองค่ามัธยฐาน
Background Subtraction	การลบฉากหลัง
Brightness Distortion	ความบิดเบือนทางความสว่าง
Canny Edge Detection	การตรวจจับขอบแบบแคนนี่
Color Distortion	การบิดเบือนทางสี
Detection	การตรวจจับ
Dilation	การขยายขนาด
Edge Information	ข้อมูลขอบ
Erosion	การกร่อน
False Alarm Rate	อัตราการฟ้องค่าผิดพลาด
False Negative	ความผิดพลาดแบบลบ
False Positive	ความผิดพลาดแบบบวก
Feature	ลักษณะ
Foreground	ฉากหน้า
Foreground Mask	หน้ากากฉากหน้า
Frame Differencing	ผลต่างระหว่างเฟรม
Ground Truth	ผลถูกต้องพื้นฐาน
Histogram	ฮิสโทแกรม
Indoor	ในที่ร่ม หรือภายในอาคาร
Inductive-Loop Sensor	ตัวตรวจจับแบบเหนี่ยวนำ
Input Frame	ฉากที่รับเข้า
Intelligent Transportation System	ระบบขนส่งอัจฉริยะ
Logic Operation	การปฏิบัติการเชิงตรรกะ
Low Contrast	ความเปรียบต่างต่ำ
Mean	ค่าเฉลี่ย
Median	ค่ามัธยฐาน

Median Filter	การกรองค่ามัธยฐาน
Mixture Gaussian Model	แบบจำลองเกาส์ผสม
Mode	ค่าฐานนิยม
Morphological Image Processing	การประมวลผลภาพเชิงสัณฐาน
Non-parametric Model	แบบจำลองชนิดไม่มีตัวแปร
Non-recursive Technique	เทคนิคแบบไม่มีการย้อนกลับหรือ การทำซ้ำขั้นตอนเดิม
Normalization	การทำให้เป็นบรรทัดฐาน
Objective Evaluation	การประเมินค่าเชิงปรวิสัย
Occupancy	การครอบครอง
Outdoor	ในที่แจ้ง หรือภายนอกอาคาร
Performance Evaluation	การประเมินค่าประสิทธิภาพ
Pixel	จุดภาพ
Pixel Classification	การจำแนกประเภทจุดภาพ
PR Curve	เส้นโค้ง PR
Precision	ความเที่ยง
Proposed Algorithm	ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ
Recall	การเรียกกลับ
Recognition	การรู้จำ
Recursive Technique	เทคนิคแบบย้อนกลับหรือการทำซ้ำขั้นตอนเดิม
RGB Color Space	ปริภูมิสี RGB
ROC Curve	เส้นโค้ง ROC
Smoothing	การทำให้เรียบ
Subjective Evaluation	การประเมินค่าเชิงอัตวิสัย
Temporal	ทางเวลา
Threshold	ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน
Tracking	การติดตาม
Variance	ความแปรปรวน
Vehicle Segmentation	การตัดแยกส่วนยานพาหนะ

บทความทางวิชาการที่ได้รับการเผยแพร่

1. P. Siricharoen, S. Aramvith, T.H. Chalidabhongse, and S. Siddhichai. "Approximated Color Median Filtering for vehicle segmentation", 13th International Workshop and Advanced Image Technology 2010 (IWAIT'2010), Malaysia, CD-ROM, January 2010.



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

APPROXIMATED COLOR MEDIAN FILTERING IN VEHICLE SEGMENTATION

Punnarai Siricharoen¹, Supavadee Aramvith¹, Thanarat Chalidabhongse² and Supakorn Siddhichai³

¹Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Chulalongkorn University, Bangkok 10330, Thailand, Email: supavadee.a@chula.ac.th

²Faculty of Information Technology, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand, Email: thanarat@it.kmitl.ac.th

³National Electronics and Computer Technology Center (NECTEC) Thailand Science Park, Pathumthani 12120, Thailand, Email: supakorn.siddhichai@nectec.or.th

ABSTRACT

This paper describes an analysis and enhancement of a statistical method for background subtraction that is applied to various traffic scenarios in video sequences. The original method called SBGS, which is based on the statistical approach, can accurately segment moving objects from background scene. It is robust and computationally efficient. However, the SBGS requires static background for creating a background model, and also it is non-adaptive. This is not applicable for outdoor traffic videos where the moving vehicles appear in the scene all the time, and the light condition always changes. Thus, we proposed a new method that enhances the SBGS in order to illuminate the drawbacks. To create an initial background model while the vehicles are moving in the scene, we preprocess the data by median filter to illuminate the outliers. In addition, we improve the SBGS to make it adaptive using an approximated color median filter. The proposed method was tested with various traffic videos that are different in camera angles, traffic conditions and environments. The results show that the proposed method works well for vehicle segmentation in traffic videos.

Keywords: vehicle segmentation, approximated color median, background subtraction

1. INTRODUCTION

Intelligent Transportation System (ITS) plays an important role in traffic safety, efficiency, and environments. An important function of ITS is traffic monitoring. Thailand's National Electronics and Computer Technology Center (NECTEC) [1] has developed an ITS software to analyze traffic video for traffic monitoring using vision camera with image processing functions. Camera-based traffic monitoring is not only non-invasive but also relatively easy to maintain [2]. Major challenge of the outdoor image processing is that its performance depends on lighting conditions and changes in light conditions.

For ITS application, we need to enhance the typical segmentation algorithm to be able to segment the vehicles from the background scene correctly. To segment a moving object, one of the most popular methods is background subtraction. The method begins by modeling

background scene before segmenting moving objects in the scene using background subtraction and post processing. Well known background subtraction techniques for moving object segmentation include, but not limited to, Haritaoglu [3], Wren [4], Stauffer [5], Elgammal [6], Cucchiara [7], and Horprasert [8].

Haritaoglu [3] initialized background model using median filter over time. Only stationary pixels were used to construct initial background model. Foreground regions were then extracted by comparing current pixel values with the background model. This model was robust in certain situation but became unstable when lighting condition changed regularly as in outdoor scenes. Wren [4] used a single running Gaussian average to model background. The background was updated over the time by weighting between current intensity value and the background model. However, as the weight was a fixed value, errors could occur and accumulate over time. While Wren [4] used a single modal background, Stauffer [5] proposed a mixture of Gaussian model to cope with multimodal backgrounds in outdoor scenes. The approach required predefined number of Gaussians, to initialize number of modes. In abruptly changing background scenes, this approach was slow to adapt to the changes. Elgammal [6] proposed nonparametric model for background modeling using kernel density estimation and also shadow detection using chromaticity coordinates. This method was insensitive to small changes in illumination like shadows. However the method suffers from large memory requirements, high computational cost, and the chromaticity coordinate normalize red, green and blue into very small values which is not stable for shadow detection. Cucchiara [7] classified pixels into moving visual objects, background, ghost and shadow and used this knowledge for updating background model but require many parameters and not very flexible. Horprasert [8] proposed color model which calculated measured color value to brightness distortion and chromaticity distortion to classify each pixel as foreground, shadow, background, or highlight. This method is non-adaptive and require stationary background sequence to estimate background model. To apply moving object segmentation to traffic video, Lai [9] proposed selection between running mode or the running average algorithm depend on the record of the intensity variations and then Lam [10] used [9] as a background model and proposed texture-based background

subtraction techniques with vehicle segmentation which is robust to vehicle shadows by defining cast shadow as a darken region on the background and texture of shadow similar to texture of background but require enough information, it is not suitable for small detailed traffic video. Kiratiratanapruk [1] proposed vehicle segmentation, NectecCAM, using edge information which is robust to changing light conditions and is very fast due to the use of binary edge information. However, it suffers from low contrast image where edge information is lacking.

McFarlane [12] proposed a method to estimate gray scale reference image by running median of the image sequence, which is each pixel in reference image was incremented by one if a new current pixel were greater than current reference pixel and decreased by one if a new current pixel were less than current reference pixel. Finally, reference image is converged into middle position of input pixels which is called approximated median filtering. To apply this technique to Horprasert [8] method (SBGS) which works in color domain, we proposed a color approximated median filter which is fast and can illuminate outliers comparing to mean method, and achieve about the same result as if we had buffered to compute median of input pixels.

The organization of this paper is as follows: in Section 2, we summarize the statistical background modeling or SBGS [8]. Then, we analyse different methods of background modeling by comparing mean, median, and mode background models in Section 3. Then, we propose an extended version of the SBGS by applying color approximated median filter to make it adaptive to light condition changes in Section 4. The three types of background models and color approximated median filtering were evaluated on various video sequences in Section 5. Finally, conclusions are drawn in Section 6.

2. STATISTICAL APPROACH FOR BACKGROUND SUBTRACTION AND SHADOW DETECTION (SBGS) [8]

Horprasert [8] proposed a color model in three-dimensional color space, as shown in Fig.1



Fig. 1: Horprasert [8] proposed color model

For each i^{th} pixel, $E_i = \{E_R(i), E_G(i), E_B(i)\}$ denotes the expected color in the reference background image. $I_i = \{I_R(i), I_G(i), I_B(i)\}$ denotes the current color in a

current image. OE_i is a reference line of the expected color. The algorithm decompose distortion measure of I_i from E_i into two components

2.1 Brightness Distortion (BD_i)

BD_i is a scaling factor where its multiplication to E_i is the point on the color line that yields shortest distance to I_i , which obtain by minimize

$$\Phi(BD_i) = (I_i - BD_i E_i)^2 \quad (1)$$

2.2 Color Distortion (CD_i) which is an orthogonal distance of I_i to the line of the vector E_i given by

$$CD_i = \|I_i - BD_i E_i\| \quad (2)$$

The background model composes of 4-tuple (E_i, s_i, a_i, b_i) where E_i is background color, s_i is the standard deviation from background color, a_i and b_i is variation of brightness distortion and color distortion respectively.

To decide object as show in Fig.2 follows

$$M(i) = \begin{cases} \text{Foreground} & ; CD_i < \tau_{CD} \vee BD_i < \tau_{BD1}, \text{else} \\ \text{Background} & ; BD_i < \tau_{BD1} \wedge a_i > \tau_{BD2}, \text{else} \\ \text{Shadow} & ; BD_i < 0, \text{else} \\ \text{Highlight} & ; \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

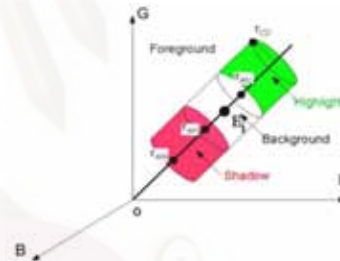


Fig. 2: classification model

3. BACKGROUND MODEL INITIALIZATION

It is rarely possible to find stationary background sequence from traffic videos which is always changing light and environment. The accuracy of background model is very important in outdoor scene. In this section, we try to find a good method for background modeling that is suitable for traffic videos by comparing three kinds of background models; mean, median, and mode. The three kinds of modeling methods apply to color images and are decomposed into two components as described in Section 2.

3.1 Mean Model

This is the original SBGS' background modeling method

which defines the expected color for each pixel as the mean value of the pixels for N frames:

$$X_{avg_i} = \frac{\sum_{n=1}^N x_i[n]}{N} \quad (3)$$

3.2 Vector Median Filtering Model (VMF)

According to Lukac [11], color median filtering can be computed by first determining L-norm distance D_i between vector x_i and x_j

$$D_i = \sum_{j=1}^N \|x_i - x_j\|_L \quad (4)$$

where $i, j = 1, 2, 3, \dots, N$. Then, to compute vector median filter value within the sliding window W ,

$$VMF(W) = x_M \quad (5)$$

where $D_M = \min_{i=1,2,3,\dots,N} D_i$

3.3 Vector Mode Model

To find maximum frequency color value, similar to vector median filtering, find L-norm distance D_{ij}

$$D_{ij} = \|x_i - x_j\|_L \quad (6)$$

The frequency of vector x_i defines by the number of vector x_j such that $D_{ij} < k$; for $i, j = 1, 2, 3, \dots, N$.

To compute vector mode value,

$$VM = x_n \quad (7)$$

where x_n has a maximum occurred frequency.

4. RECURSIVE TECHNIQUE IN TRAFFIC SCENES

From the previous comparative study of background modeling, we found the median model yields the best result for traffic videos. To make the original SBGS method adaptive, we then propose approximated color median filter for background updating.

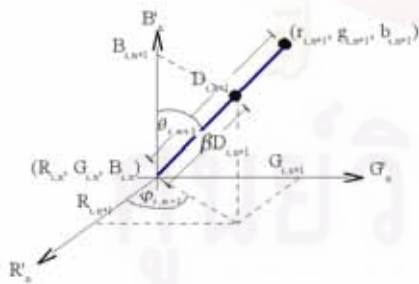


Fig.3: Approximated color median filtering model

Fig. 3 shows RGB approximated median filtering model for each i^{th} pixel. The origin of the color coordinate at n^{th} frame is at $(R_{i,n}, G_{i,n}, B_{i,n})$ which defines as current background model and new input pixel is $(r_{i,n+1}, g_{i,n+1}, b_{i,n+1})$. β is a multiplication factor which defines speed of median estimation. In our experiment, it was set to

0.001~0.01. The new background pixel is $(R_{i,n+1}, G_{i,n+1}, B_{i,n+1})$ which is calculated by:

$$\begin{aligned} R_{i,n+1} &= R_{i,n} + \beta D_{i,n+1} \sin \theta_{i,n+1} \cos \phi_{i,n+1} = R_{i,n} + \beta (r_{i,n+1} - R_{i,n}) \\ G_{i,n+1} &= G_{i,n} + \beta D_{i,n+1} \sin \theta_{i,n+1} \sin \phi_{i,n+1} = G_{i,n} + \beta (g_{i,n+1} - G_{i,n}) \\ B_{i,n+1} &= B_{i,n} + \beta D_{i,n+1} \cos \theta_{i,n+1} = B_{i,n} + \beta (b_{i,n+1} - B_{i,n}) \end{aligned} \quad \dots (8)$$

where D_i is L-norm distance.

In additions, the updated rules for $(\sigma_{R_i}, \sigma_{G_i}, \sigma_{B_i})$, a_i , and b_i Are as follows:

$$\sigma_{R_{i,n+1}} = \sqrt{(1-\beta)\sigma_{R_{i,n}}^2 + \beta(r_{i,n+1} - R_{i,n})^2}$$

$$\sigma_{G_{i,n+1}} = \sqrt{(1-\beta)\sigma_{G_{i,n}}^2 + \beta(g_{i,n+1} - G_{i,n})^2} \quad (9)$$

$$\sigma_{B_{i,n+1}} = \sqrt{(1-\beta)\sigma_{B_{i,n}}^2 + \beta(b_{i,n+1} - B_{i,n})^2}$$

$$a_{i,n+1} = \sqrt{(1-\beta)a_{i,n}^2 + \beta(BD_{i,n+1} - 1)^2} \quad (10)$$

$$b_{i,n+1} = \sqrt{(1-\beta)b_{i,n}^2 + \beta(CD_{i,n+1})^2} \quad (11)$$

Background update selection was included in binary classification mask M_i^c to protect updated error due to long sequence of steady foreground follow

$$M_i^c = \begin{cases} 1 & ; i^{\text{th}} \text{ pixel classified as background} \\ 0 & ; \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

5. EXPERIMENTAL RESULTS

We applied various traffic videos to compare the three methods of background modeling. The experimental results were compared in term of accuracy and speed of computation shown below.

5.1 Background modeling and classification results

Fig. 4 shows a comparison of (a) mean, (b) median, and (c) mode background models. The results of the segmentation are shown in Fig.4 (d), (e), and (f) respectively, while (g) is an input image frame that we used in subtraction. In the segmented images, the black pixels are background scene, the cyan pixels are segmented moving objects, and the red pixels are shadow. Fig.5 is the same experimental result when applying to different traffic video.



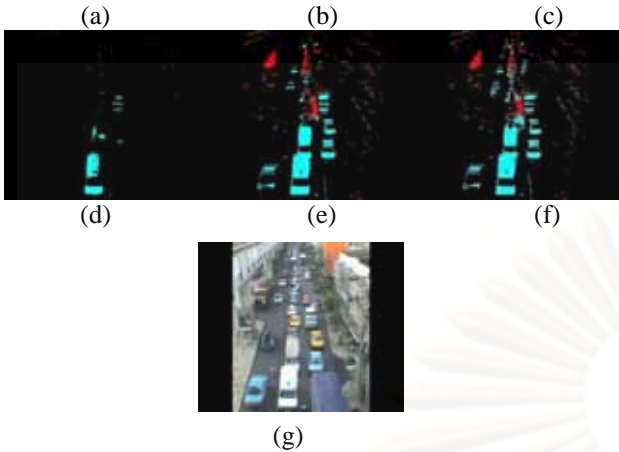


Fig. 4: The segmentation result from a video containing a reasonable size of vehicles in traffic jam. (a) mean, (b) median, and (c) mode background models. (d), (e) and (f) are segmentation results respectively. (g) is the input image frame used in background subtraction.

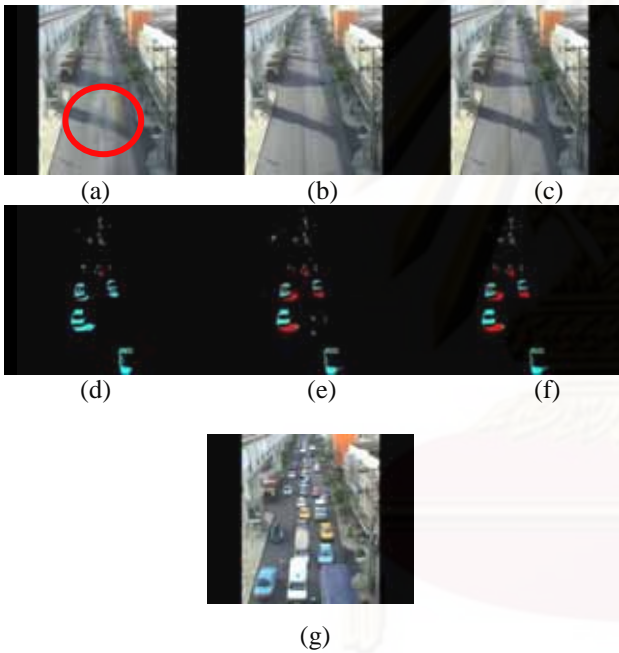


Fig. 5: The segmentation result from a video with lots of shadows. (a) mean, (b) median, and (c) mode background models. (d), (e) and (f) are segmentation results respectively. (g) is the input image frame used in background subtraction.

5.2 Background modeling performances

This subsection shows result of computational speed comparisons of three methods of background modeling which are applied to various traffic videos. The result is shown in Table 1.

Table 1: Background modeling performance comparison

Scene type	Time consumption (s)		
	Mean model	Median model	Mode model
Big vehicles (general case)	56	218	138
Big vehicles with traffic jam	6	228	62
Big vehicles with shadow	9	219	62
Small vehicles and Small vehicles with traffic jam	7	191	98
Small vehicles with shadow	9	189	97
Small vehicles with low contrast	9	189	98

Considering the scene of traffic jam as shown in Fig. 4, none of background models works well. The red circle in Fig. 4(a) shows accumulated error due to learned background model from non-background pixels. Fig. 4(c) shows non-smoothness of mode method. Subtraction results of both median and mode background models shows the system can detect most of foreground pixels, while not much foreground pixels were detected using mean background models. This is due to the non-accuracy of the background model. For the case of video with shadows, Fig. 5(a) showed errors due to non-background pixels which effects the background parameters, the subtraction result shown in Fig.5(d) shows that it cannot detect shadows in image, while median and mode models can do better. From the experiments, we found the median model yields highest accuracy in both traffic jam and shadows condition. However, the method is the most computationally expensive due to the sorting.

5.3 Background updating using an approximated median filtering

In this experiment, we compare our proposed method which updates background model using an approximated median filtering and the original non-adaptive SBGS. We applied the two algorithms on a set of videos with various conditions. The segmentation performances are shown in Table 2 in term of precision and recall values. The result shows the proposed method is better for videos containing reasonably big size of vehicles, while both methods give similar performance when the vehicles' size are small.

Fig.6 – 9 show the segmentation results of applying the proposed method on various kinds of traffic videos: a typical traffic condition (Fig.6), traffic jam (Fig.7), shadows (Fig.8), and small vehicles (Fig.9). Most of the cases, the results show the proposed method outperform the original SBGS.

Table 2: Performance Evaluation Results

Scene	SBGS		Proposed Method	
	Recall	Precision	Recall	Precision
Big vehicles (general case)	58.5	61.33	57.67	71.33
Big vehicles with traffic jam	62.75	80.13	65.13	89
Big vehicles with shadow	57.5	70.8	58.5	75.21
Small vehicles and Small vehicles with traffic jam	34.75	80	36.25	81
Small vehicles with shadow	55	61.25	55	65.25
Small vehicles with low contrast	42.75	56	52.25	59.25

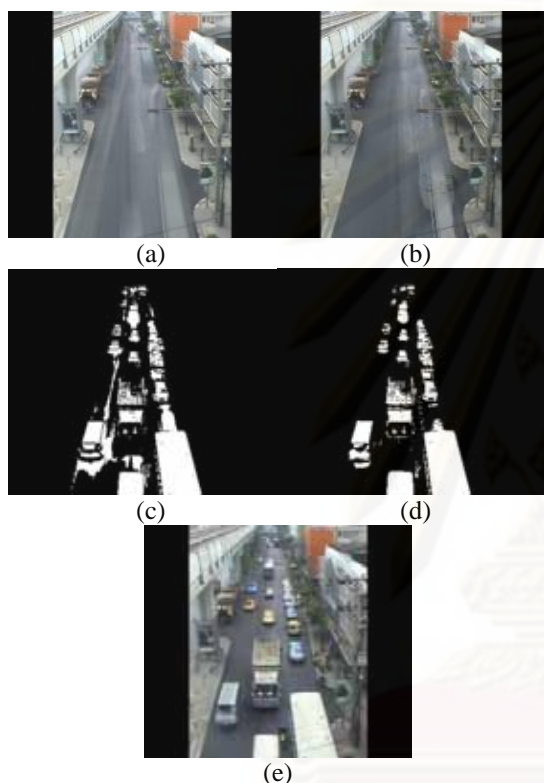


Fig. 6: Segmentation result of a video with a reasonably big size vehicles. (a) is the SBGS background model, (b) is the proposed background model, (c) and (d) are the segmentation results accordingly. (e) is the input image used in background subtraction.

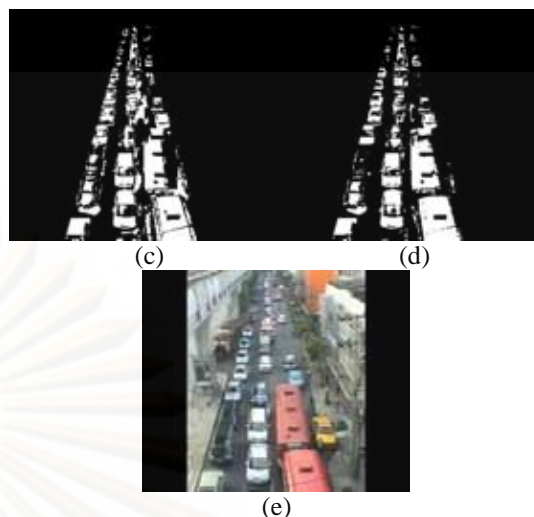
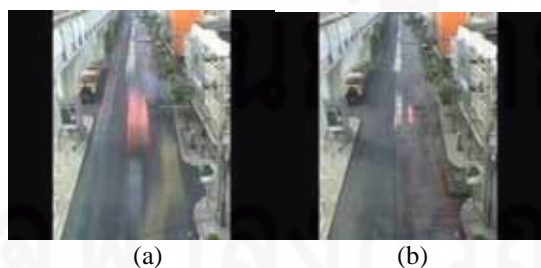


Fig. 7: Segmentation result of a video with a reasonably big size vehicles in traffic jam condition. (a) is the SBGS background model, (b) is the proposed background model, (c) and (d) are the segmentation results accordingly. (e) is the input image used in background subtraction.

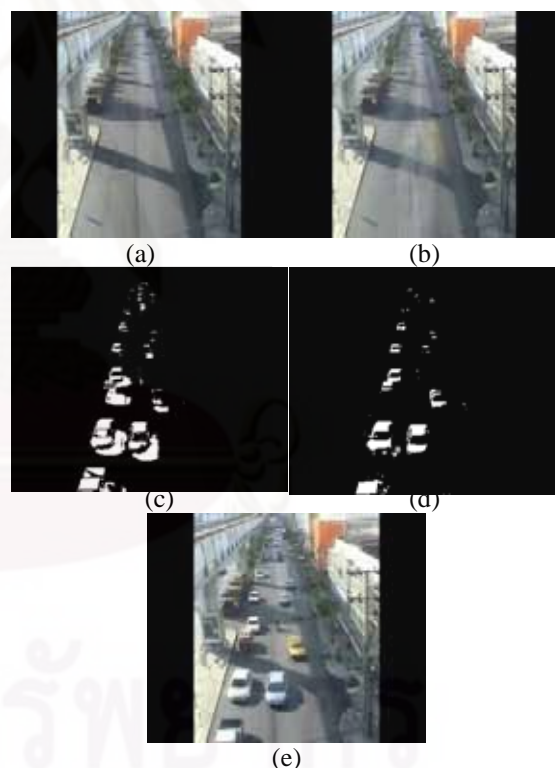


Fig. 6: Segmentation result of a video with shadows. (a) is the SBGS background model, (b) is the proposed background model, (c) and (d) are the segmentation results accordingly. (e) is the input image used in background subtraction.

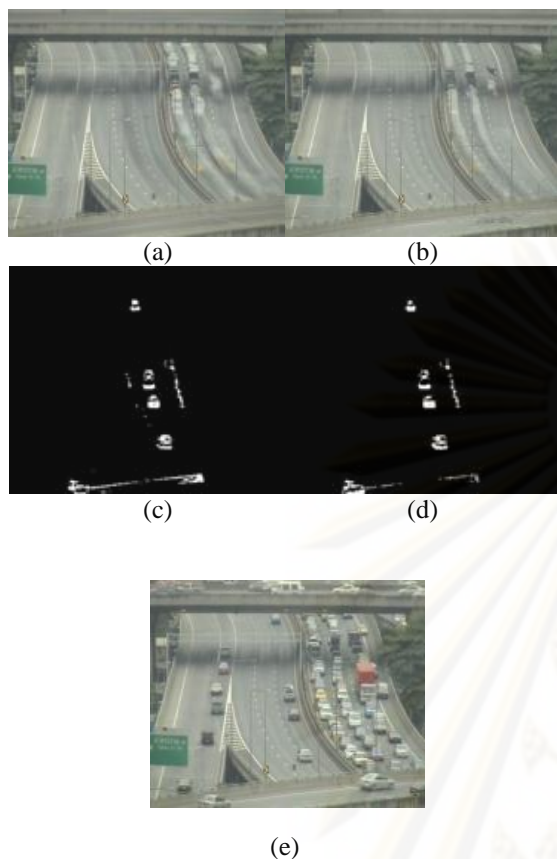


Fig. 9: Segmentation result of a video containing small size vehicles. (a) is the SBGS background model, (b) is the proposed background model, (c) and (d) are the segmentation results accordingly. (e) is the input image used in background subtraction.

6. CONCLUSIONS

We analyzed different methods of background modeling by comparing mean, median, and mode background models. Then, an enhancement of a statistical method for background subtraction (SBGS) was proposed. To create an initial background model while the vehicles are moving in the scene, we preprocess the data by median filter to illuminate the outliers. In addition, we improve the SBGS to make it adaptive using an approximated color median filter. The experimental results of the proposed method that was applied to various traffic scenarios show the method is suitable and proved better results for outdoor scenes that suffers by light changing and traffic conditions.

7. ACKNOWLEDGMENT

We would like to thank Thailand Graduate Institute Science and Technology (TGIST). Scholarship No. TG-44-09-52-059M for financially support in this project.

8. REFERENCES

- [1] K.Kiratiratanapruk, P.Dubey, S. Siddhichai, "A gradientbased foreground detection technique for object tracking in a traffic monitoring system", *Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 2005. AVSS 2005, pp. 377 – 381, September 2005.
- [2] L. A. Klein, "Sensor Technologies and Data Requirements for ITS Application", Artech House Publishers, USA, June 2001.
- [3] I. Haritaoglu, D. Harwood, and L.S. Davis, "W4: Real-Time Surveillance of People and Their Activities," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 8, pp. 809830, Aug 2000.
- [4] C. Wren, A. Azarhayejani, T. Darrell, and A.P. Pentland, "Pfinder: real-time tracking of the human body," *IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Infell.*, vol. 19, no. 7, pp. 780-785, 1997.
- [5] C. Stauffer and W.E.L.Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," *Proc. IEEE CVPR 1999*, p. 252, June 1999.
- [6] A. Elgammal, D. Hanwood, and L.S. Davis, "Non-parametric model for background subtraction," *Proc. Int'l conf. Computer Vision '99 FRAME-RATE Workshop*, 1999
- [7] R.Cucchiara, C. Grana, M.Piccardi, and A. Prati, "Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams," *IEEE Trans. On Pattern Anal. And Machine Intel.*
- [8] T. Horprasert, D. Harwood, and L.S. Davis, A Statistical Approach for Realtime Robust Background Subtraction and Shadow Detection, *Proc. IEEE ICCV'99 FRAMERATE Workshop*, Kerkyra, Greece, September 1999.
- [9] A.H.S. Lai, N.H.C. Yung, "A fast and accurate scoreboard algorithm for estimating stationary backgrounds in an image sequence", *Proceedings of the international Symposium on Circuits and Systems*, 1998.
- [10] W. W. L. Lam, C. C. C. Pang, and N. H. C. Yung, "Highly accurate texturebased vehicle segmentation method," *Opt. Eng.SPIE*, vol. 43, no. 3, pp. 591–603, Mar. 2004
- [11] E. Dinet, F. Robert-Inacio, "Color Median Filtering: a Spatially Adaptive Filter", *Proceedings of Image and Vision Computing New Zealand 2007*, pp. 71–76, Hamilton, New Zealand, December 2007.
- [12] N.J.B McFarlane, C.P. Schofield, "Segmentation and Tracking of Piglets in Images", *Machine Vision and Applications*, pp. 187-193, Vol.8, no. 3, Berlin, Germany, May 1995.
- [13] R. Lukac, B. Smolka, K. Martin, K. Plataniotis, and A. Venetsanopoulos, "Vector filtering for color imaging," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 22, pp. 74–86, 2005.

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นางสาวพรรณราย ศิริเจริญ เกิดเมื่อวันที่ 11 มกราคม 2528 เข้ารับการศึกษาในหลักสูตร
วิศวกรรมศาสตร บัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์
มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2547 และสำเร็จการศึกษาปริญญาวิศวกรรม ศาสตร บัณฑิต
สาขาวิชาไฟฟ้าสื่อสาร ห้องปฏิบัติการกรรมวิธีสัญญาณดิจิทัล จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปี
การศึกษา 2550 และเข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตร มหาบัณฑิต สังกัดห้องปฏิบัติการ
กรรมวิธีสัญญาณดิจิทัล ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2551



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Robust Outdoor Human Segmentation based on Color-based Statistical Approach and Edge Combination

P. Siricharoen, S. Aramvith

Department of Electrical Engineering
Faculty of Engineering,
Chulalongkorn University
Bangkok 10330, Thailand
Supavadee.a@chula.ac.th

T.H. Chalidabhongse

Faculty of Information Technology
King Mongkut's Institute of
Technology Ladkrabang
Bangkok 10520, Thailand
Thanarat@it.kmitl.ac.th

S. Siddhichai

National Electronics and Computer
Technology Center (NECTEC)
Thailand Science Park
Pathumthani 12120, Thailand
Supakorn.siddhichai@nectec.or.th

Abstract-The statistical background subtraction and shadow detection algorithm (SBGS) is fast and reliable in outdoor scenes with shadows. However, its reliability depends on the number of training frames to construct the initial background model. In addition, the similarity between foreground and background colors, i.e, camouflage problem, could lead to the worse performance of background subtraction. In this paper, we present a robust outdoor background subtraction technique based on color statistics and edge information. Vector median filtering technique was employed in the initialization of the background model to address the SBGS's limitation. In addition, a combination of color statistics and edge information is utilized to improve the segmentation results over the original algorithm. Test data was compiled from various outdoor conditions including strong shadow, complex background, and low contrast scenes. The background subtraction results show that the proposed approach outperformed other well-known segmentation algorithms such as non-adaptive and adaptive SBGS algorithms as well as mixture of Gaussian algorithm based on precision-recall and computational measurements.

I. INTRODUCTION

Over the recent years, many surveillance systems have been proposed and developed to monitor the public area. The initial step for the automated visual surveillance is the object segmentation. Highly accurate segmented foreground is very important especially to the applications such as object tracking and recognition. The common technique for differentiating foreground pixels from the background is background subtraction. In this paper, the human segmentation is based on background subtraction technique. In previous researches, Wren et al. [1] proposed a background model by representing each background pixel as a single Gaussian model and updating background model by the smooth temporal running average. Horprasert et al. [5] also used a single Gaussian model as an expected background and proposed an efficient color model which consists of brightness and color component, and the shadow can be correctly detected. For more flexible model to handle changes in the background, Elgammal et al. [4]

proposed the non-parametric background model which can be computed by using kernel density estimation. Moreover, the multimodal background models have been proposed. Haritaoglu et al. [2] presented W4 system that background scene model is in term of maximum, minimum intensity values and the maximum inter-frame difference. Also Stauffer and Grimson [3] modeled each background pixel as a mixture of Gaussians.

To accurately segment objects, in many cases, only color feature is insufficient to differentiate between background and foreground. Thus several extracted features are needed in addition of color feature. Texture feature was used by [6] to differentiate the shadow from the background. In [7], edge feature, which is less sensitive to illumination change, is used and works well with the low contrast image and faster processing time. The work in [14] proposed background subtraction method which is robust to fast and slow illumination changes. Each pixel is characterized by five dimension consisted of red, green, blue, normalized cross-correlation and texture. The model is a combination of illumination and spatial likelihood which result in high complexity and computational cost. Other researches combine several features together for more accurate background subtraction such as the works in [8], [9], [10]. In this paper, we focus on the camouflage problem [13] which takes place when the object color is similar to background color. This problem leads to false negative problem and incorrectly segmented objects. The statistical approach using color feature and simple edge information combination is proposed to solve the above-mentioned problem.

In section II, we describe our proposed object segmentation system. Our proposed algorithm consists of background initialization, and adaptive background modeling using approximated color median filtering and edge features. The experimental results are shown in section III. Conclusions are drawn in the last section.

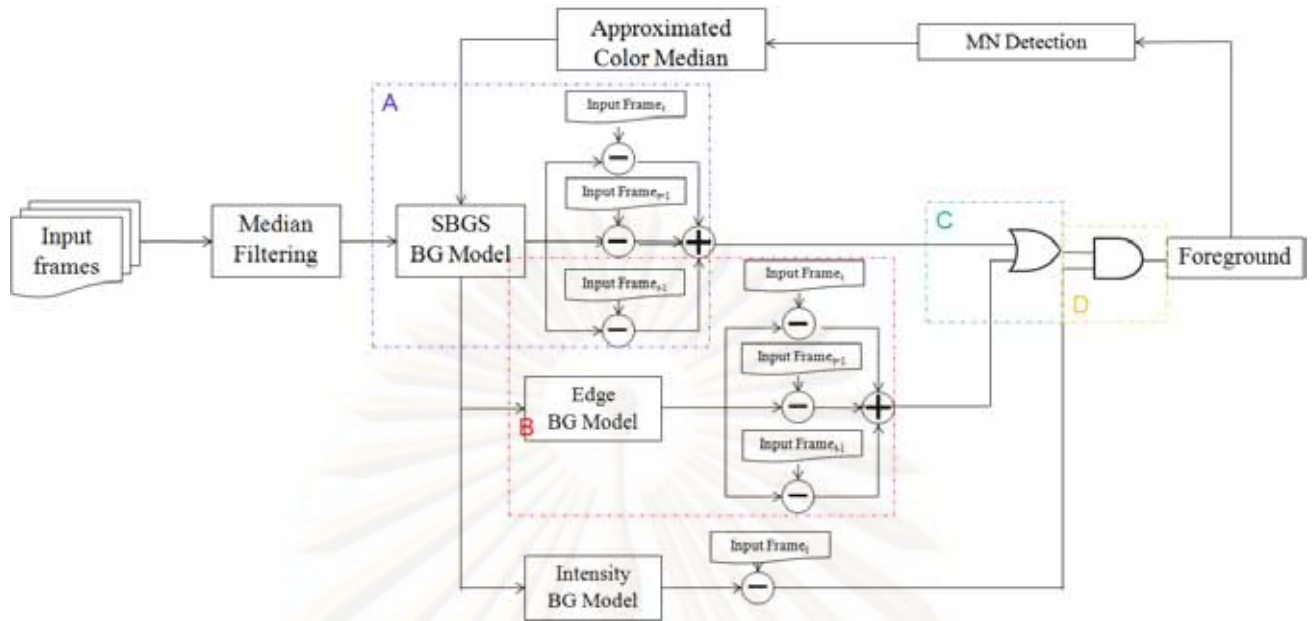


Figure 1. System Overview

II. PROPOSED SEGMENTATION ALGORITHM

The system overview is shown in Fig.1. Our proposed algorithm is based on the statistical approach for real-time background subtraction and shadow detection (SBGS) in which edge-based and intensity background are modeled from SBGS background model. The color-feature, edge-feature and intensity background subtraction are integrated to achieve better segmentation performance. The algorithm comprises of five steps as follows.

A. Background Sequence Initialization

In the outdoor scene, the learning background sequence often contains non-stationary pixels due to moving objects. The 3-D median filter [11] is applied to eliminate the outlier pixels. The filtered sequence is used as an input to the original statistical approach for background learning process [5].

B. Background Model Initialization

Fig. 1 shows that the system consists of three background model, the color-based, edge-based and intensity background model. The color-based background is modeled by the statistical approach for real-time background subtraction (SBGS) [5]. The color model is shown in Fig. 2. The color-model decomposes color component into color and brightness components. For each i^{th} pixel, the expected background color (E_i) is the mean of color values of learning background sequence. The color line (OE_i) is drawn from origin $(0,0,0)$ to the expected background color value. For each incoming input

(I_i), we can compute the brightness distortion (α_i) and color distortion (CD_i) as shown in eqs. (1) and (2).

$$\alpha_i = \operatorname{argmin}_{\alpha} (I_i - \alpha_i E_i)^2 \quad (1)$$

$$CD_i = \|I_i - \alpha_i E_i\| \quad (2)$$

The background model is in term of 4-tuple (E_i, s_i, a_i, b_i) where s_i is the standard deviation from background color, a_i and b_i is the variation of brightness distortion and color distortion, respectively.

The edged-based background model is computed by canny edge detection of SBGS background model. The intensity background model is computed by grayscale conversion of SBGS background model.

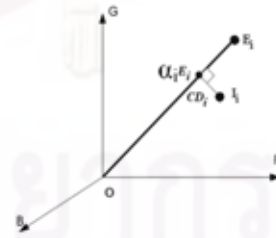


Figure 2. proposed color model by Horprasert [5]

The pixel classification of SBGS color model is in form of cylindrical model is shown in Fig.3. The interval to classify foreground pixel is determined by error rate which is empirically about 0.01% of all learning pixels. Edge foreground pixel is the current binary value which is opposite to the binary value of background. Foreground intensity pixel is defined by the current intensity pixel which differentiates

from background intensity value usually more than 1~2 times of intensity deviation.

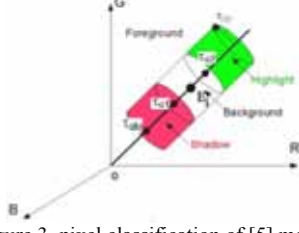


Figure 3. pixel classification of [5] model

C. The Combination of Color and Edge Features

The SBGS color model can accurately detect shadow but is also sensitive to low contrast image. In general scenario and especially the low contrast scene, the foreground object can also be detected by the edge feature however the results are not quite good. Thus, in the proposed system in Fig.1, shown in block A, the temporal edge frames are combined together by an OR operation for more accurately foreground detection. In contrast, when the camouflage problem occurs, the color feature cannot detect the foreground pixel. The temporal edge frames are combined to achieve more accurately foreground segmentation in block B. The result of two features are combined together using OR operation in block C. The results show the higher recall value but the segmented area is bigger than the real object. Thus, the current intensity background subtraction is employed as a mask to correct the size of foreground object and to eliminate the noises, as shown in block D.

D. Adaptive Model

Considering the background changing due to time of the day or different lighting condition in outdoor scene, we apply an adaptive model called approximated color median filtering to the SBGS background model. The model is shown in Fig. 4. The approximated color median does not only slowly converge the background model to the ground truth background, but also does not accumulate the error due to incorrect pixel classification.

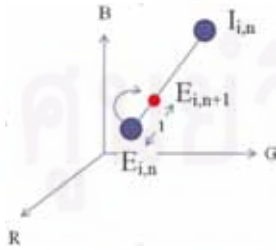


Figure 4. Approximated color median filtering model [12]

The color approximated median filtering model is proposed in [12]. $E_{i,n} = \{R_{i,n}, G_{i,n}, B_{i,n}\}$ defines as the current expected background color value and $I_{i,n} = \{r_{i,n}, g_{i,n}, b_{i,n}\}$ is defined as any incoming input color value. β is a multiplication factor

which defines the speed of the median estimation. For each i^{th} pixel, We can compute the new expected color model, $E_{i,n+1} = \{R_{i,n+1}, G_{i,n+1}, B_{i,n+1}\}$, as shown in eqs. (3) and (4).

$$\begin{aligned} R_{i,n+1} &= R_{i,n} + \beta_{R,i} \\ G_{i,n+1} &= G_{i,n} + \beta_{G,i} \\ B_{i,n+1} &= B_{i,n} + \beta_{B,i} \end{aligned} \quad (3)$$

$$\beta_{R,i} = \begin{cases} \frac{r_{i,n} - R_{i,n}}{\|I_{i,n} - E_{i,n}\|} & , \|I_{i,n} - E_{i,n}\| \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\beta_{G,i} = \begin{cases} \frac{g_{i,n} - G_{i,n}}{\|I_{i,n} - E_{i,n}\|} & , \|I_{i,n} - E_{i,n}\| \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$\beta_{B,i} = \begin{cases} \frac{b_{i,n} - B_{i,n}}{\|I_{i,n} - E_{i,n}\|} & , \|I_{i,n} - E_{i,n}\| \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

We assume that the distribution of the background model has the least change. For the value of standard deviation (σ_i), the variation of brightness (a_i) and color (b_i) should have the corresponding statistics relative to the previous model. The new updated background model is robust to the error classification.

E. Update Selection

There are two different approaches for updating background model [13]: unconditional and conditional updates. For unconditional update, every pixel is updated. In our method, we use conditional update in which only pixels that classified as background pixels or considered as short term foreground objects. For any i^{th} pixel, the conditional mask can be defined as shown in eq. (5).

$$M_i^c = \begin{cases} 1 & \text{For Background Pixel } \wedge MN_i > \tau_{MN} \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

We assume that any pixels should not be detected as only foreground in long term period. The parameter, MN_i is proposed as the number of recent adjacent frames that a particular pixel is detected as a foreground pixel. τ_{MN} is the threshold of MN_i . The value corresponds to the object size and camera position. This conditional update helps solve the problem of misdetection of the background pixels moving out of the scene and the pixels that belong to the new incoming background objects.

III. EXPERIMENTAL RESULTS

The proposed system was tested with offline outdoor input dimension of 352x288 pixels such as high density of people scene during learning period, a strong shadow scene and the

low contrast scene. The experimental results are compared with the original statistical background subtraction [5], mixture of Gaussian background subtraction [3] and an improved statistical background subtraction [12] with the objective and subjective evaluations. The objective evaluation is measured in terms of precision and recall values, as shown in Table I.

TABLE I
EVALUATION OF PERFORMANCE

	Precision (%)	Recall (%)	Speed (fps)
¹ SBGS	48.96	54.37	80
² MOG	21.45	56.39	16
³ A-SBGS	69.06	67.12	42
Proposed SBGS	75.79	71.00	22

¹SBGS – Original SBGS [5]

²MOG – Mixture of Gaussian [3]

³A-SBGS – Adaptive SBGS [8]

The proposed method is tested with many cases of outdoor scenes. The precision and recall is calculated from the some random samples from different 5 test cases. The precision and recall values show that the proposed method outperforms other methods with the tradeoff of the computational speed. In figs. 5, 6 and 7 show the comparison of the original background subtraction algorithm, the Mixture of Gaussian background subtraction algorithm and the proposed method. Fig. 5 shows the experimental result in general case. The background subtraction results of Mixture of Gaussian method shows a lot of noise as shown in fig. 5(b) while the results of the original statistical method in fig. 5(c) is better, but the limitation of background sequence requirement for background learning leads to the error background model (as shown in red circle). The proposed method which uses an adaptive background model shows the better result among all methods, as shown in fig. 5(h) by combining color, edge and intensity, as shown in figs. 5(e), 5(f) and 5(g) respectively.

Fig. 6 shows the scenario of the bootstrapping problem of human segmentation in outdoor scene [13] in which the background model is learned from the non-stationary sequence. The results show that the MOG method, as shown in fig. 6(b) can adapt the background model but there remains some noises. The SBGS background subtraction, as shown in fig 6(d), cannot correctly detect foreground pixel because of the erroneous background model. The proposed method, as shown in fig. 6(g), shows better background subtraction result in fig. 6(j) in which noise removal by intensity mask in fig. 6(i). Edge background subtraction in fig 6(h) can help detect some foreground pixels that cannot be detected by only color feature such as a missing shirt of woman in fig. 6(f). In addition, the current background model of the proposed method is adapted accurately among changing frames was shown in fig. 6(g).

In fig. 7, this case shows the camouflage problem (highlight in red circle) in which the color of human's cloths is similar to the background color. The foreground object in camouflage

region cannot be detected using original SBGS method, as shown in fig. 7(b). The result of MOG method also has some noises, as shown in fig 7(c). An adaptive SBGS method, as shown in fig. 7(d), can solve the camouflage problem in some extent but there are remaining amount of noise due to the auto-contrast function of the vision camera. The proposed method in fig. 7(h) shows the best result, in which the noises are eliminated by the intensity mask in fig. 7(g), and also obtains the accurate foreground detection.

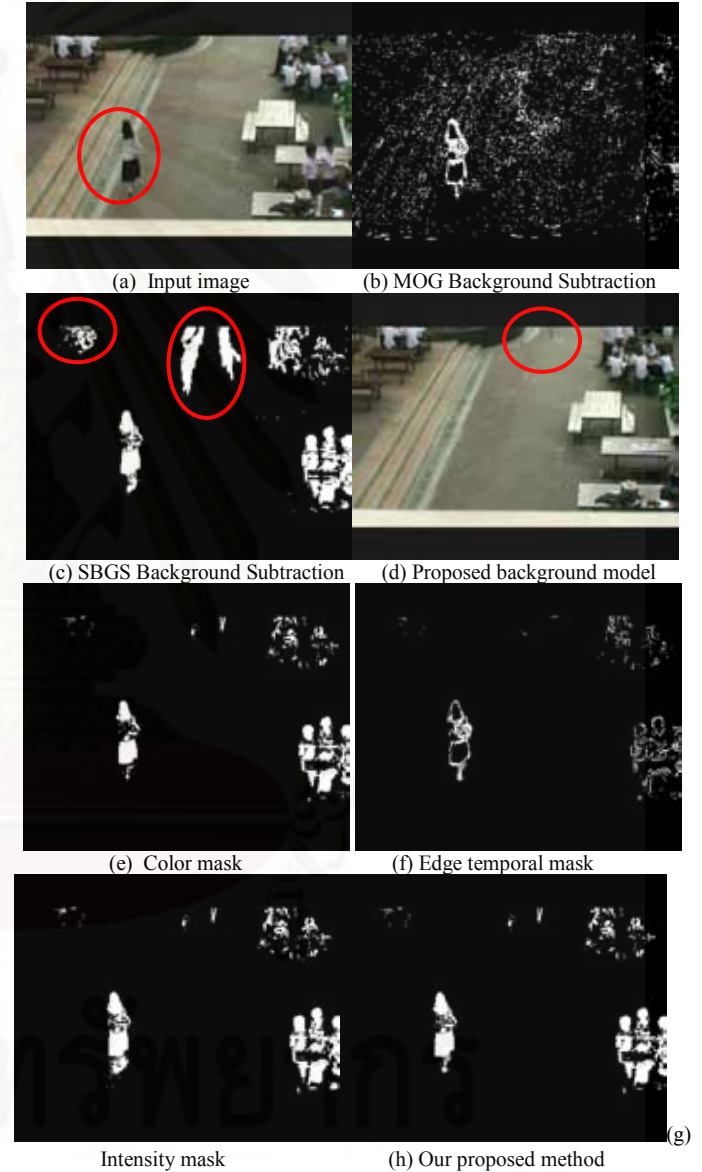


Figure 5. The experimental results of human segmentation in general case

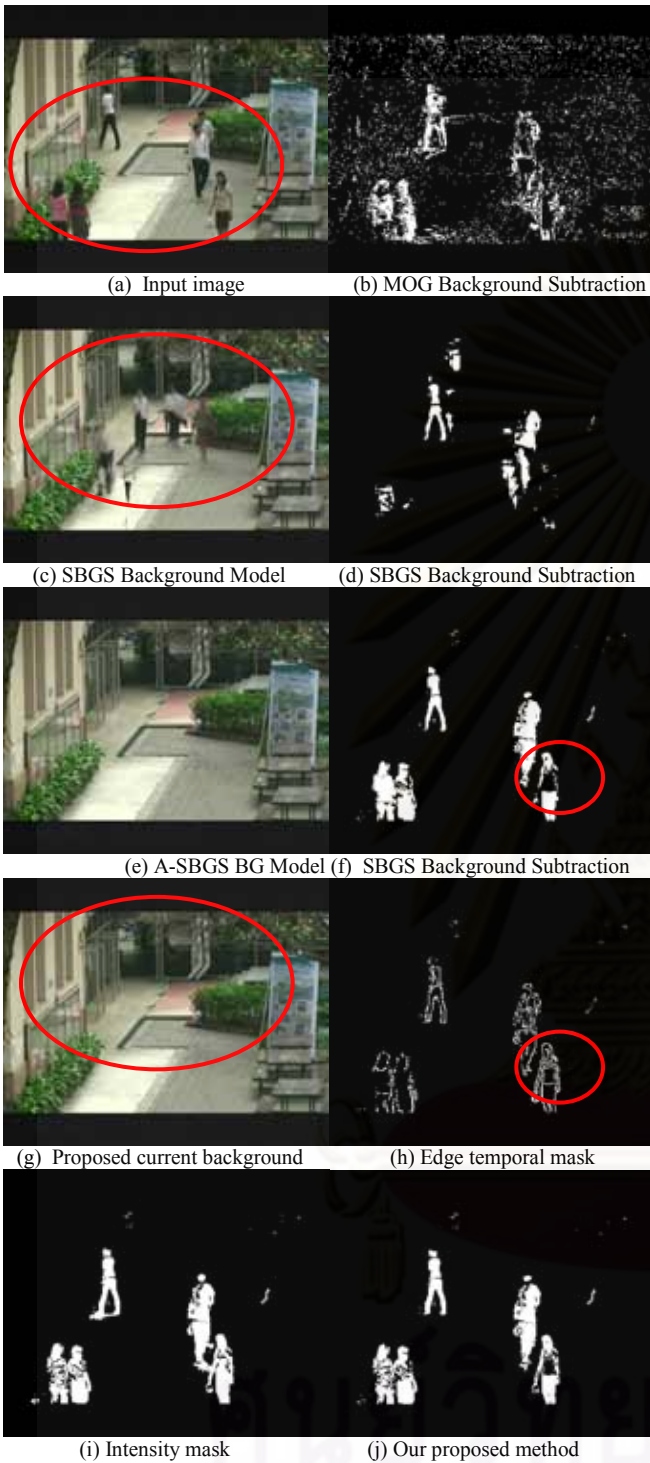


Figure 6. The experimental results of human segmentation in case of bootstrapping image with shadow at frame 5520th

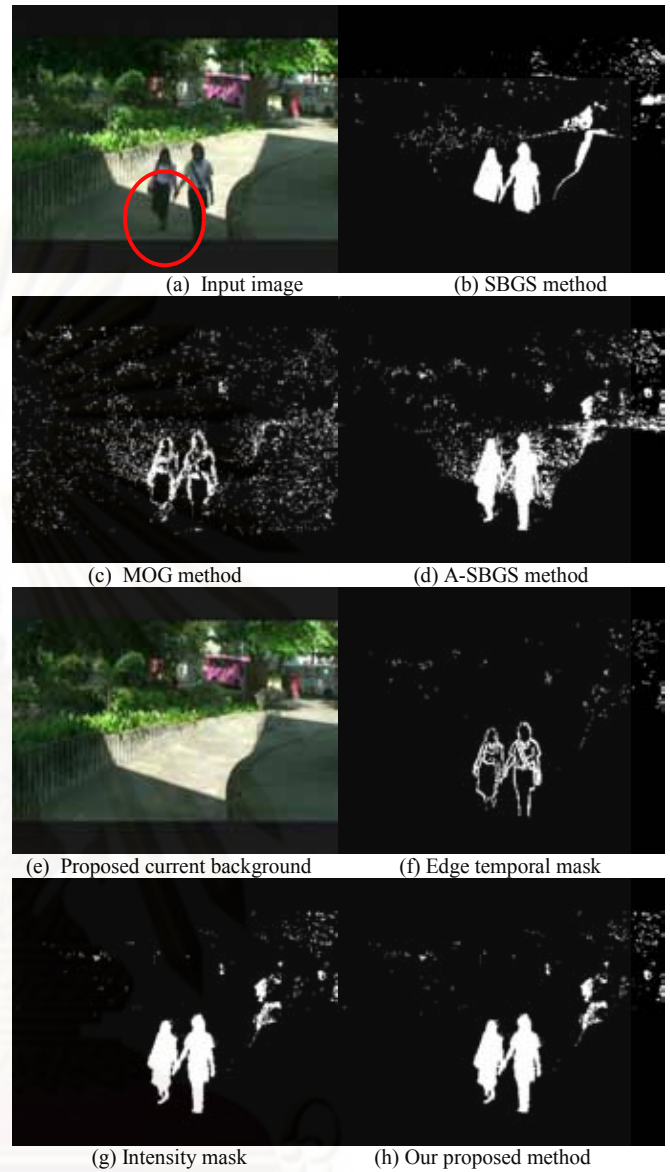


Figure 7. The experimental results of human segmentation in case of low contrast image

IV. CONCLUSIONS

There are many state-of-art background subtraction techniques that have been developed over the recent years. For many surveillance applications, the essential step is the background subtraction. In this work, we propose the framework of the combination of SBGS color model and edge based model to achieve the highest accuracy of background subtraction results. The proposed techniques can handle shadowing and low contrast scenes well. In addition, it is computational efficient. It also does not require the stationary scene to build the background model and less complexity which can work well with typical real-time outdoor scenes in surveillance system.

ACKNOWLEDGMENT

This work has been supported from the Thailand Graduate Institute of Science and Technology (TGIST) under grant No. TG-44-09-52-059M

REFERENCES

- [1] C. Wren, A. Azarhayejani, T. Darrell, and A.P. Pentland, "Pfinder: real-time tracking of the human body" *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence.*, vol. 19, no. 7, 1997, pp. 780-785
- [2] I. Haritaoglu, D. Harwood and L. Davis, "W4: Who, When, Where, What: A Real Time System for Detecting and Tracking People", Third International Conference on Automatic Face and Gesture, Nara, April 1998
- [3] C. Stauffer and W.E.L. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking" *Proc. IEEE CVPR 1999*, June 1999, p. 252
- [4] A. Elgammal, D. Harwood, and L.S. Davis, "Non-parametric model for background subtraction," *Proc. Int'l conf. Computer Vision '99 FRAME-RATE Workshop*, 1999
- [5] T. Horprasert, D. Harwood, and L.S. Davis, "A Statistical Approach for Real-time Robust Background Subtraction and Shadow Detection", *Proc. IEEE ICCV'99 FRAMERATE Workshop*, Kerkyra, Greece, September 1999.
- [6] W. W. L. Lam, C. C. C. Pang, and N. H. C. Yung, "Highly Accurate Texture-based Vehicle Segmentation Method," *Optical Engineering* 2004, vol. 43,no. 3, pp. 591-603, Mar. 2004
- [7] K. Kiratiratanapruk, P.Dubey, S. Siddhichai, "A gradient-based foreground detection technique for object tracking in a traffic monitoring system", *Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 2005. *AVSS 2005*, pp. 377 – 381, September 2005.
- [8] S. McKenna, S. Jabri, Z. Duric, A. Rosenfeld and H. Wechsler, "Tracking groups of people," *CVIU* 80. Pp. 42-56, October 2000.
- [9] H. W. S. Jabri, Z. Duric and A. Rosenfeld, "Detection and location of people in video images using adaptive fusion of color and edge information," in *15th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 627-630. (Barcelona, Spain), September 2000.
- [10] I. Huerta, D. Rowe, M.Vinas, M. Mozerov, and J. Gonzalez, "Background Subtraction Fusing Colour, Intensity and Edge Cues", *Springer Berlin / Heidelberg, Bellaterra, Spain*, July, 2008, pp. 279-288
- [11] E. Dinet, F. Robert-Inacio, "Color Median Filtering: a Spatially Adaptive Filter", *Proceedings of Image and Vision Computing New Zealand 2007*, pp. 71-76, Hamilton, New Zealand, December 2007.
- [12] P. Siricharoen, S. Aramvith, T.H. Chalidabhongse, and S. Siddhichai. "Approximated Color Median Filtering for vehicle segmentation", *13th International Workshop Advanced Image Processing 2010*, Malaysia, P.122, January 2010.
- [13] K. Toyoma, I. Krumm, B. Brumitt and B. Meyers, "Wallflower: principles and practice of background maintenance", *The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 1999.
- [14] J. Pilet, C. Strecha and P. Fua, "Making Background Subtraction Robust to Sudden Illumination Changes", *European Conference on Computer Vision*, Marseille, France, October 2008.