

การลบกากหลังทางสถิติเชิงพารามетริกแบบปรับตัวได้สำหรับการแยกส่วนภาพวีดิทัศน์



นายฉัตรพิรุฬห์ ทองคำวิฑูรย์

สถาบันวิทยบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2547

ISBN 974-17-6867-2

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ADAPTIVE PARAMETRIC STATISTICAL BACKGROUND SUBTRACTION
FOR VIDEO SEGMENTATION



Mr. Thirapiroon Thongkamwitoon

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

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

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2004

ISBN 974-17-6867-2

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การลบฉากหลังทางสถิติเชิงพาราเมตริกแบบปรับตัวได้สำหรับการแยกส่วนภาพวีดิทัศน์
โดย	นายฉัตรพิรุฬห์ ทองคำวิฑูรย์
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุภาวดี อร่ามวิทย์
อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม	อาจารย์ ดร. ธนารัตน์ ชลิตาพงศ์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.ดิเรก ลาวัณย์ศิริ)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล)

..... อาจารย์ที่ปรึกษา
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุภาวดี อร่ามวิทย์)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม
(อาจารย์ ดร.ธนารัตน์ ชลิตาพงศ์)

..... กรรมการ
(อาจารย์สุวิทย์ นาคพีระยุทธ)

ฉิรพิรุพท์ ทองคำวิฑูรย์ : การลบฉากหลังทางสถิติเชิงพารามเมตริกแบบปรับตัวได้สำหรับการแยกส่วนภาพวิดีโอทัศน. (ADAPTIVE PARAMETRIC STATISTICAL BACKGROUND SUBTRACTION FOR VIDEO SEGMENTATION) อ. ที่ปรึกษา : ผศ. ดร.สุภาวดี อร่ามวิทย์ , อ. ที่ปรึกษาร่วม : อาจารย์ ดร. ธนารัตน์ ชลิดาพงศ์, 131 หน้า. ISBN 974-17-6867-2.

ระบบคอมพิวเตอร์วิทัศน์สำหรับการประยุกต์ทางด้านระบบสอดส่องตรวจตรามักเกี่ยวข้องกับ การตรวจหา แยกส่วน และติดตามวัตถุ โดยในระบบวิทัศน์ดังกล่าว การตรวจหา มักกระทำโดยใช้วิธีการลบฉากหลัง ในยุคแรก ๆ ของการวิจัย แบบจำลองที่มีการแจกแจงเกาส์แบบเดี่ยวได้มีบทบาทอย่างยิ่งในกระบวนการสร้างแบบจำลองฉากหลังและให้ผลการทดลองในระดับที่น่าพอใจ อย่างไรก็ตาม ระบบส่วนมากมักทำงานในสถานการณ์ที่มีฉากหลังแบบสถิตย์ โดยจะทำให้เกิดปัญหาหลายประเภทในกระบวนการจำแนกเมื่อทำงานในสถานการณ์ที่ฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลง ดังนั้น ในปัจจุบันนักวิจัยจึงหันมาเสนอวิธีการที่ใช้การสร้างแบบจำลองฉากหลังที่ปรับตัวได้ หลาย ๆ วิธีที่มีความซับซ้อนถูกนำเสนอเพื่อแก้ปัญหาที่สำคัญอันได้แก่ การเปลี่ยนแปลงความสว่าง และการเปลี่ยนแปลงองค์ประกอบของฉากหลัง วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอ การลบฉากหลังแบบปรับตัวได้โดยใช้การสร้างแบบจำลองทางสถิติเชิงพารามเมตริก เพื่อการแก้ปัญหาซึ่งมักเกิดขึ้นในระบบประยุกต์ทางด้าน การตรวจหาวัตถุตามเวลาจริง อันได้แก่ เงาที่เคลื่อนที่ การเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบฉากหลัง การเปลี่ยนแปลงของความสว่างในฉากหลัง รวมทั้งปัญหาจากการเปลี่ยนแปลงความสว่างอันเกิดจากการปรับค่าอัตโนมัติของกล้องวิทัศน์ ระดับผู้ใช้งานทั่วไปซึ่งมักถูกละเลยในระเบียบวิธีอื่น ๆ นอกจากนี้ วิทยานิพนธ์ยังได้นำเสนอ แนวความคิดใหม่ในการควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้สำหรับกระบวนการปรับค่าของแบบจำลอง ทำให้แบบจำลองสามารถปรับค่าได้สอดคล้องกับเหตุการณ์ในลำดับภาพวิทัศน์ ในการทดลองสามารถยืนยันได้ว่าวิธีการที่นำเสนอสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในกระบวนการจำแนกเมื่อเทียบกับระเบียบวิธีที่เป็นที่นิยมในปัจจุบัน

ภาควิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....ลายมือชื่อนิสิต.....
 สาขาวิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา.....
 ปีการศึกษา.....2547.....ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม.....

4570327321 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEY WORD: OBJECT DETECTION / VIDEO SEGMENTATION / BACKGROUND SUBTRACTION / ADAPTIVE BACKGROUND / SHADOW DETECTION

THIRAPIROON THONGKAMWITON : ADAPTIVE PARAMETRIC STATISTICAL BACKGROUND SUBTRACTION FOR VIDEO SEGMENTATION . THESIS ADVISOR: ASST. PROF. SUPAVADEE ARAMVITH, Ph.D., THESIS COADVISOR: THANARAT CHALIDABHONGSE, Ph.D., 131 pp. ISBN 974-17-6867-2.

Computer vision systems for surveillance application mostly rely on the process of object detection segmentation and tracking. In vision based systems, such detection is usually carried out by using background subtraction methods. In early ages of researching, unimodal distribution approaches play a significant role in background modeling scheme and give satisfactory classification rate. However, most of them only work in static background scenario, but not in dynamic background scenario which causes many types of error in classification process. As a result, most researchers proposed several works on adaptive background modeling approach. Sophisticated adaptation methods are required to solve major two problems in dynamic scene: changes of illumination and changes of background content. This thesis presents adaptive background subtraction using parametric statistical modeling process. This algorithm gives solutions to many problems which usually occurred in real-time object detection application such as moving shadow, changes of background content, changes of background illumination including background illumination changes form auto-brightness adjustment in consumer-type cameras which usually neglected in most of previous algorithms. Moreover, this thesis propose novel learning factor control for update scheme. The method adaptively adjusts the rate of adaptation in background model corresponding to events in video sequence. Experimental results show the algorithm improves classification accuracy compared to other known methods.

Department Electrical Engineering..... Student’s signature.....

Field of study Electrical Engineering.. Advisor’s signature.....

Academic year 2004..... Co-Advisor’s signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความช่วยเหลืออย่างดียิ่งของท่านอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุภาวดี อร่ามวิทย์ และอาจารย์ที่ปรึกษาร่วมวิทยานิพนธ์ อาจารย์ ดร.ธนารัตน์ ชลิตาพงศ์ ซึ่งได้ให้ความกรุณาแนะนำและเสนอแนะให้ข้อคิดต่างๆ ในการทำวิจัยพร้อมทั้งให้โอกาสและสนับสนุนอย่างดียิ่งเสมอมา ผู้ทำวิจัยจึงขอกราบพระคุณอย่างสูง

ขอขอบคุณหน่วยวิจัยสำหรับศูนย์เชี่ยวชาญทางกรรมวิธีปัญญาประดิษฐ์ โครงการวิจัยร่วมระหว่างภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย และภาคเอกชน ปีการศึกษา 2545-2547 ที่ให้ความสนับสนุนในส่วนของคุณและอุปกรณ์ต่างๆ สำหรับช่วยทำงานวิจัย ซึ่งทำให้งานวิจัยและวิทยานิพนธ์สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอบคุณพี่สุวิชัย คุณารัตนพฤกษ์ และพี่รัฐพล กาญจนวัฒน์ ที่เป็นที่ปรึกษาและให้ความรู้ทางด้านการเขียนโปรแกรมภาษา C/C++ รวมทั้ง คุณพิชัย อำนวยกาญจนสิน และคุณนรุตม์ สุนทรานนท์ ที่ช่วยเหลือในการทดลองและปรึกษาทางด้านคอมพิวเตอร์วิทัศน์

ขอบคุณคุณสายป่าน ปุริวรรธชนะ ภาควิชาภาษาไทย คณะอักษรศาสตร์ ที่เป็นที่ปรึกษาทางด้านการภาษา และช่วยเหลือในการตรวจทานต้นฉบับ พร้อมทั้งให้กำลังใจตลอดมา

ขอบคุณเพื่อนๆ พี่ๆ น้องๆ ทุกคน ในกลุ่มวิจัยเทคโนโลยีทางวิทัศน์และภายในห้องปฏิบัติการกรรมวิธีปัญญาประดิษฐ์หรือที่ใดก็ตามสำหรับความช่วยเหลือและแรงบันดาลใจที่มีค่าทำให้วิทยานิพนธ์เสร็จสิ้นได้ในที่สุด

กราบขอบพระคุณบูรพคณาจารย์ทุกท่าน ตั้งแต่อดีตถึงปัจจุบัน ที่ได้ประสิทธิ์ประสาท ความรู้ทางวิชาการและจริยธรรม พร้อมทั้งคณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่เป็นแรงบันดาลใจ และปลูกฝังความเป็นวิศวกรแก่ผู้วิจัย

ท้ายที่สุดผู้วิจัยจะไม่มีทางมีวันนี้ได้เลย ถ้าขาดการสนับสนุนจากบิดา มารดา และครอบครัว ผู้ซึ่งทำให้ผู้วิจัยได้รับแต่สิ่งดีๆ เสมอมา กราบขอบพระคุณสำหรับความรักความห่วงใยที่ไม่เคยลดน้อยลงเลย

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญภาพ.....	ญ
สารบัญตาราง.....	ท
ดัชนีคำศัพท์.....	ณ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.1.1 หลักการทำงานพื้นฐานของระบบการแยกส่วนภาพโดยอาศัย การลบฉากหลัง.....	2
1.1.2 ข้อจำกัดของระบบการลบฉากหลังแบบพื้นฐาน.....	4
1.2 แนวทางที่นำเสนอ.....	8
1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	8
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	8
1.5 วิธีดำเนินการวิจัย.....	9
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	9
2 ความรู้พื้นฐานและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	10
2.1 ปริภูมิของสีและเวกเตอร์ค่าสี.....	10
2.1.1 ปริภูมิสีแบบ RGB.....	10
2.1.2 ปริภูมิสีแบบ YUV และ YCbCr.....	11
2.2 ระบบลบฉากหลัง.....	14
2.2.1 การสร้างแบบจำลองฉากหลัง.....	14
2.2.2 การสร้างพารามิเตอร์ฉากหลังเพื่อการตรวจพบเงา.....	17
2.2.2.1 ความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง.....	18
2.2.2.2 ความเพี้ยนเชิงสี.....	19
2.2.3 การคำนวณเปรียบเทียบ.....	20

สารบัญ (ต่อ)

๗

บทที่

หน้า

2.2.4	การหาขีดเริ่มเปลี่ยน.....	20
2.2.5	การจำแนกคุณภาพ.....	22
2.2.6	ผลการทดลองของวิธีต้นแบบ.....	23
2.2.6.1	สถานการณ์การเกิดเงาเนื่องจากแหล่งกำเนิดแสงหลายแหล่ง.....	24
2.2.6.2	สถานการณ์การเกิดเงาและฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลง.....	25
2.3	การวัดประสิทธิภาพ.....	25
2.3.1	การวัดประสิทธิภาพโดยการจำแนก.....	25
2.3.1.1	การวัดประสิทธิภาพเชิงอัตวิสัย.....	26
2.3.2.2	การวัดประสิทธิภาพเชิงปรวิสัย.....	27
3.3.1.2.1	อัตราการตรวจหา.....	30
3.3.1.2.2	อัตราการป้องกันความผิดพลาด.....	31
3.3.1.2.3	เส้นโค้ง ROC.....	32
3.3.1.2.4	อัตราการตรวจหาแบบเพอร์เทอร์เบชัน.....	34
2.3.2	วัดความเร็วในการประมวลผล.....	37
3	ระเบียบวิธีที่นำเสนอ.....	40
3.1	การแปลงเวกเตอร์ค่าสีในปริภูมิ RGB เป็น YCbCr และการควบคุมความสว่าง.....	40
3.2	แบบจำลองฉากหลังในปริภูมิ YCbCr.....	46
3.2.1	ความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง.....	48
3.2.1	ความเพี้ยนเชิงสี.....	48
3.3	ระบบที่ทำงานแบบปรับตัวได้.....	51
3.4	กระบวนการควบคุมอัตราการเรียนรู้.....	54
3.4.1	ตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ระดับเฟรม.....	54
3.4.1.1	ตัวประกอบกิจกรรมของเฟรม.....	55
3.4.1.2	ช่วงระยะเฟรมปรับค่า.....	56
3.4.2	ตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ระดับจุดภาพ.....	56
3.4.2.1	ตัวประกอบควบคุมเชิงกำหนด.....	56
3.4.2.2	ตัวประกอบวิวาซิติ.....	57
3.4.3	ข้อมูลการจำแนกฐานสองเชิงเวลา.....	58
3.4.3.1	นัยการเปลี่ยนแปลงข้อมูลการจำแนกเชิงเวลา.....	60

สารบัญ (ต่อ)

ณ

บทที่	หน้า
3.4.3.2 เพรมการเปลี่ยนแปลงครั้งสุดท้าย.....	61
3.5 การสร้างและพัฒนาระบบ.....	63
4 ผลการทดลอง.....	64
4.1 ผลของเงาของวัตถุที่เคลื่อนที่.....	70
4.2 ผลของการเปลี่ยนแปลงจากการเคลื่อนไหวและย้ายตำแหน่งของวัตถุจากหลัง.....	75
4.2.1 กรณีการย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง.....	75
4.2.2 กรณีฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลาแบบมีรูปแบบ.....	80
4.3 ผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่าง.....	85
4.3.1 ผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่างของสิ่งแวดล้อม.....	85
4.3.2 ผลของการปรับความสว่างอัตโนมัติทางแสงสำหรับผู้ใช้งานทั่วไป.....	91
4.4 อัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชัน.....	96
4.5 ความเร็วในการประมวลผล.....	101
4.5.1 การประมวลผลจากเพิ่มข้อมูล.....	102
4.5.2 การประมวลผลแบบออนไลน์โดยใช้ข้อมูลจากกล้องวิดีโอ.....	103
5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	107
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	107
5.2 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต.....	108
รายการอ้างอิง.....	109
ภาคผนวก.....	112
บทความทางวิชาการที่ได้รับการเผยแพร่.....	113
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์.....	131

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญญภาพ

บทที่	หน้า
รูปที่ 1.1 แผนภาพการทำงานของระบบสังเกตการณ์ทางไกลผ่านสัญญาณวีดิทัศน์.....	1
รูปที่ 1.2 แผนภูมิลำดับการทำงานแบบพื้นฐานของระบบการแยกส่วนภาพ โดยอาศัยการลบฉากหลังเวลาจริง.....	2
รูปที่ 1.3 การกระจายของค่าสีในหนึ่งจุดภาพในช่วงเวลาที่ทำการประมาณฉากหลัง โดยการกระจายของค่าสีมีการแจกแจงใกล้เคียงกับการแจกแจงแบบเกาส์.....	3
รูปที่ 1.4 การจำแนกจุดภาพอย่างง่ายโดยใช้แบบจำลองที่มีการแจกแจงแบบเกาส์.....	4
รูปที่ 1.5 ผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่างต่อขั้นตอนการจำแนกจุดภาพในเชิงการแจกแจง.....	4
รูปที่ 1.6 ตัวอย่างที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของความสว่าง.....	5
รูปที่ 1.7 ตัวอย่างที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากเงาของวัตถุ.....	5
รูปที่ 1.8 ตัวอย่างที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากการย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง.....	6
รูปที่ 1.9 ตัวอย่างที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังซึ่งมีลักษณะเป็นคาบ.....	6
รูปที่ 2.1 ปริภูมิสีแบบ RGB (สีแดง เขียว และน้ำเงิน).....	11
รูปที่ 2.2 การเปรียบเทียบปริภูมิสี (ก) ปริภูมิสีแบบ YUV (ข) ปริภูมิสีแบบ YCbCr.....	13
รูปที่ 2.3 แบบจำลองฉากหลังพื้นฐานซึ่งการแจกแจงของค่าสีเป็นแบบเกาส์.....	17
รูปที่ 2.4 การพิจารณาโดยแยกองค์ประกอบทางความสว่างและองค์ประกอบทางสี.....	18
รูปที่ 2.5 แบบจำลองฉากหลังพร้อมทั้งค่าความเพี้ยนเชิงความสว่างและความเพี้ยนเชิงสี.....	19
รูปที่ 2.6 การกระจายตัวของค่าความเพี้ยนมาตรฐาน.....	21
รูปที่ 2.7 การจำแนกจุดภาพออกเป็นกลุ่มจากภาพด้านเข้า.....	22
รูปที่ 2.8 แบบจำลองอธิบายการจำแนกจุดภาพออกเป็น 4 กลุ่มจุดภาพ.....	23
รูปที่ 2.9 ผลการทดลองการจัดการเงาของวัตถุของขั้นตอนวิธีที่ใช้เป็นแนวทางหลักในการพัฒนา.....	24
รูปที่ 2.10 ผลการทดลองการจัดการการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังของขั้นตอนวิธีที่ใช้เป็นแนวทางหลักในการพัฒนา.....	25
รูปที่ 2.11 ผลการทดลองที่การวัดประสิทธิภาพเชิงอัตวิสัยที่สามารถบ่งชี้ความแตกต่างของประสิทธิภาพการจำแนกได้อย่างชัดเจน.....	26

สารบัญญภาพ (ต่อ)

บทที่	หน้า
รูปที่ 2.12 ผลการทดลองที่การวัดประสิทธิภาพเชิงอัตวิสัยที่ไม่สามารถบ่งชี้ความแตกต่าง ของประสิทธิภาพการจำแนกอย่างไม่ชัดเจน.....	27
รูปที่ 2.13 การสร้างผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานจากภาพรับเข้า	27
รูปที่ 2.14 เซตการจำแนกกลุ่มของจุดภาพ โดยเทียบกับผลถูกต้องพื้นฐาน.....	29
รูปที่ 2.15 การจำแนกจุดภาพให้เป็นฉากหน้าและฉากหลัง โดยใช้ค่าตัดสินทำให้เกิด เซตของจุดภาพ 4 เซตเนื่องจากการแจกแจงของค่าสีเป็นแบบเกาส์.....	29
รูปที่ 2.16 ผลการจำแนกจุดภาพของคีย์สีในกระบวนการวัดประสิทธิภาพ	31
รูปที่ 2.17 การแยกส่วนภาพซึ่งได้ค่าอัตราการตรวจพบใกล้เคียงกัน.....	31
รูปที่ 2.18 ตัวอย่างของเส้นโค้ง ROC เพื่อใช้ในการวัดประสิทธิภาพ.....	33
รูปที่ 2.19 การแจกแจงของฉากหลังและฉากหน้าที่ถูกสร้างจากฉากหลัง.....	35
รูปที่ 2.20 เส้นโค้งของการแจกแจงของฉากหลังและฉากหน้าที่ถูกสร้างจากฉากหลัง.....	35
รูปที่ 2.21 ตัวอย่างของภาพฉากหลังอ้างอิงที่ใช้วัดอัตราการตรวจพบเพอร์เทอร์เบชัน.....	36
รูปที่ 2.22 ตัวอย่างการเปรียบเทียบประสิทธิภาพโดยใช้เส้นโค้ง PDR.....	37
รูปที่ 2.23 ผลของการประวิงเวลาที่มีผลต่อการจับภาพในการประมวลผลแบบออฟไลน์.....	38
รูปที่ 2.24 ผลของการประวิงเวลาที่มีผลต่อการจับภาพในการประมวลผลแบบออนไลน์.....	38
รูปที่ 3.1 ตัวอย่างการเปรียบเทียบการเปลี่ยนแปลงความสว่างของฉากหลัง.....	43
รูปที่ 3.2 แผนภาพการทำงานของระบบควบคุมความสว่างของภาพรับเข้า.....	46
รูปที่ 3.3 ความเป็นอิสระต่อกันขององค์ประกอบเชิงความสว่างและองค์ประกอบเชิงสีใน ปริภูมิ YCbCr.....	47
รูปที่ 3.4 แบบจำลองการลบฉากหลังในปริภูมิ YCbCr พร้อมทั้งค่าความเพี้ยนเชิงความ สว่างและค่าความเพี้ยนเชิงสี.....	50
รูปที่ 3.5 แผนภูมิต้นไม้ที่ใช้ในการจำแนกกลุ่มของจุดภาพ	51
รูปที่ 3.6 แผนผังการทำงานของระบบที่ได้ออกแบบและนำเสนอ.....	52
รูปที่ 3.7 ผลของความแตกต่างของตัวประกอบการเรียนรู้ต่อการลู่เข้าของค่าประมาณ แบบจำลอง.....	53
รูปที่ 3.8 ตัวอย่างของข้อมูลการจำแนกฐานสองเชิงเวลา.....	59

สารบัญญภาพ (ต่อ)

บทที่	หน้า
รูปที่ 3.9 ตัวอย่างของการกำหนดนโยบายการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลการจำแนกเชิงเวลา.....	60
รูปที่ 3.10 ตัวอย่างของการหาเฟรมการเปลี่ยนแปลงครั้งสุดท้าย.....	61
รูปที่ 3.11 การควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้โดยใช้เฟรมการเปลี่ยนแปลงครั้งสุดท้าย.....	62
รูปที่ 3.12 การปรับตัวของค่าสีของแบบจำลองเมื่อใช้เฟรมการเปลี่ยนแปลงครั้งสุดท้าย ในการควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้.....	62
รูปที่ 3.13 ส่วนติดต่อผู้ใช้ของโปรแกรมต้นแบบที่ได้ออกแบบและพัฒนาขึ้น.....	63
รูปที่ 4.1 ตัวอย่างของการแสดงผลการทดลองในส่วนหน้าทากการจำแนกโดยใช้สี.....	68
รูปที่ 4.2 ตัวอย่างของการแสดงผลการทดลองในส่วนผลการจำแนกโดยใช้สี.....	69
รูปที่ 4.3 ตัวอย่างของการแสดงผลการทดลองในส่วนการวัดประสิทธิภาพโดยใช้สี.....	70
รูปที่ 4.4 ลำดับภาพที่ใช้ทดลองในหัวข้อผลของเงาวัตถุที่เคลื่อนที่.....	70
รูปที่ 4.5 ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานที่ใช้ทดลองในหัวข้อผลของเงาวัตถุที่เคลื่อนที่.....	72
รูปที่ 4.6 เส้นโค้ง ROC ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีศึกษาผลของเงา ของวัตถุเคลื่อนที่และฉากในร่ม.....	74
รูปที่ 4.7 ลำดับภาพที่ใช้ทดลองใน กรณีการย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง.....	75
รูปที่ 4.8 ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานที่ใช้ทดลองในกรณีการย้ายตำแหน่งของวัตถุ ในฉากหลัง.....	78
รูปที่ 4.9 เส้นโค้ง ROC ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีการย้ายตำแหน่งของวัตถุ ในฉากหลัง.....	80
รูปที่ 4.10 ลำดับภาพที่ใช้ทดลองใน กรณีกรณีฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา.....	81
รูปที่ 4.11 ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานที่ใช้ทดลองในหัวข้อกรณีฉากหลังมีการเปลี่ยน แปลงตลอดเวลา.....	83
รูปที่ 4.12 เส้นโค้ง ROC ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลง ตลอดเวลา.....	85
รูปที่ 4.13 ลำดับภาพที่ใช้ทดลองในกรณีผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่างของสิ่งแวดล้อม... 86	86
รูปที่ 4.14 ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานที่ใช้ทดลองในหัวข้อผลของการเปลี่ยนแปลงความ สว่าง ของสิ่งแวดล้อม.....	89

สารบัญภาพ (ต่อ)

บทที่	หน้า
รูปที่ 4.15 เส้นโค้ง ROC ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีผลของการเปลี่ยนแปลง ความสว่างของสิ่งแวดล้อม	90
รูปที่ 4.16 ลำดับภาพที่ใช้ทดลองในกรณีผลของการปรับความสว่างอัตโนมัติทางแสง ของกล้องวิดีโอ	91
รูปที่ 4.17 ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานที่ใช้ทดลองในกรณีผลของการปรับความสว่าง อัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ	94
รูปที่ 4.18 เส้นโค้ง ROC ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีผลของการปรับความสว่าง อัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ	95
รูปที่ 4.19 ภาพที่ได้จากการสร้างแบบจำลองโดยใช้ลำดับภาพจำนวน 50 เฟรมเพื่อใช้ใน การทดลองวัดอัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชัน	96
รูปที่ 4.20 เส้นโค้งที่สร้างจากคู่ลำดับอัตราเพอร์เทอร์เบชัน ณ ค่าขนาดสัญญาณรบกวน ตั้งแต่ 0 ถึง 50 หน่วยในกรณีลำดับภาพ Moved Object	99
รูปที่ 4.21 เส้นโค้งที่สร้างจากคู่ลำดับอัตราเพอร์เทอร์เบชัน ณ ค่าขนาดสัญญาณรบกวน ตั้งแต่ 0 ถึง 50 หน่วยในกรณีลำดับภาพ Waving Tree	100

สารบัญตาราง

ตาราง	หน้า
ตารางที่ 2.1 ตัวอย่างของผลการทดลองการวัดประสิทธิภาพโดยใช้อัตราตรวจพบ เพอร์เทอร์เบชันของภาพฉากหลังอ้างอิงในรูปที่ 2.2.....	35
ตารางที่ 4.1 ขั้นตอนวิธีที่จะนำมาใช้ในการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพ.....	65
ตารางที่ 4.2 ลำดับภาพวิดีโอที่จะนำมาใช้ในการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพ.....	65
ตารางที่ 4.3 ผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกแยกตามขั้นตอนวิธีกรณีผลของเงา ของวัตถุเคลื่อนที่และฉากในร่ม.....	71
ตารางที่ 4.4 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีกรณีผลของ เงาของวัตถุเคลื่อนที่และฉากในร่ม.....	73
ตารางที่ 4.5 ผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกแยกตามขั้นตอนวิธีกรณีการย้ายตำแหน่ง ของวัตถุในฉากหลัง.....	76
ตารางที่ 4.6 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีกรณีการย้าย ตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง.....	78
ตารางที่ 4.7 ผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกแยกตามขั้นตอนวิธีกรณีฉากหลังมีการ เปลี่ยนแปลงตลอดเวลา.....	82
ตารางที่ 4.8 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีกรณีฉากหลังมีการ เปลี่ยนแปลงตลอดเวลา.....	84
ตารางที่ 4.9 ผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกแยกตามขั้นตอนวิธีกรณีฉากหลังมีการ เปลี่ยนแปลงของความสว่างอย่างฉับพลัน.....	88
ตารางที่ 4.10 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีกรณีฉากหลังมีการ เปลี่ยนแปลงตลอดเวลา.....	89
ตารางที่ 4.11 ผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกแยกตามขั้นตอนวิธีกรณีผลของ การปรับความสว่างอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ.....	92
ตารางที่ 4.12 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีกรณีผลของการ ปรับความสว่างอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ.....	94
ตารางที่ 4.13 ภาพตัวอย่างของการรบกวนลำดับภาพ Moved Object และลำดับภาพ Waving Tree ด้วยขนาดสัญญาณ เท่ากับ 10 20 30 40 และ 50 ตามลำดับ.....	97

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตาราง	หน้า
ตารางที่ 4.14 ผลการทดลองอัตราการศึกษาเพอร์เทอร์เบชันของลำดับภาพ Moved Object ที่โคจรบนด้วยขนาดสัญญาณ 15, 30 และ 45 หน่วย.....	98
ตารางที่ 4.15 ผลการทดลองอัตราการศึกษาเพอร์เทอร์เบชันของลำดับภาพ Waving Tree ที่โคจรบนด้วยขนาดสัญญาณ 15, 30 และ 45 หน่วย.....	99
ตารางที่ 4.16 ผลการทดลองการวัดอัตราการประมวลผลและเวลาประมวลผลของขั้นตอน วิธีที่ใช้ทดลองในการดำเนินการประมวลผลจากเพิ่มข้อมูล.....	102
ตารางที่ 4.17 ผลการทดลองการวัดอัตราการประมวลผลและเวลาประมวลผลของขั้นตอน วิธีที่ใช้ทดลองในการดำเนินการประมวลผลจากข้อมูลออนไลน์จากกล้องวิดีโอ.....	103
ตารางที่ 4.18 ผลการทดลองการคำนวณเวลาที่ใช้ประมวลผลต่อเฟรมเพิ่มขึ้นจากขนาด ภาพ 160x120 จุดภาพ เป็น 320x240 จุดภาพ.....	105

Adaptive System	ระบบปรับตัวได้
Algorithm	ขั้นตอนวิธี
Analog	แอนะล็อก
Background Model	แบบจำลองฉากหลัง
Background Modeling	การสร้างแบบจำลองฉากหลัง
Band Expansion	การขยายแถบ
Benchmark Sequence	ลำดับภาพเปรียบเทียบสมรรถนะ
Chrominance	สีสัญญาณสี
Chrominance Component	องค์ประกอบเชิงสี
Chrominance Distortion	ความเพี้ยนเชิงสี
Chrominance Line	เส้นสี
Classification Mask	หน้ากากการจำแนก
Closing Operator	ตัวดำเนินการแบบปิด
Code-Based Model	แบบจำลองเชิงรหัส
Color Basis	องค์ประกอบสีฐานหลัก
Color Depth	ความลึกสี
Color Sensor	อุปกรณ์รับรู้สี
Color Space	ปริภูมิสี
Composite Video	สัญญาณภาพรวม
Compression Domain	โดเมนการบีบอัด
Computer Vision	คอมพิวเตอร์วิทัศน์
Covariant	แปรปรวนร่วมเกี่ยว
Detection	การตรวจหา
Detection Rate	อัตราการตรวจหา
Deterministic Approach	วิธีเชิงกำหนด
Display Equipment	อุปกรณ์แสดงผล
Dummy Variable	ตัวแปรหุ่น
Edge Detection	การตรวจหาขอบ

Empty	ว่างเปล่า
Error-Rate	อัตราความผิดพลาด
False Alarm Rate	อัตราการฟ้องความผิดพลาด
False Negative	ความผิดพลาดแบบลบ
False Positive	ความผิดพลาดแบบบวก
Feedback	การป้อนกลับ
Gaussain's Distribution	จากแจกแจงแบบเกาส์
Ground Truth	ผลถูกต้องพื้นฐาน
Human Vision System	ระบบการมองเห็นของมนุษย์
Joint Density Function	ฟังก์ชันความหนาแน่นร่วม
Luminance	ความส่องสว่าง
Luminance Component	องค์ประกอบเชิงส่องสว่าง
Luminance Distortion	ความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง
Learning Rate	อัตราการเรียนรู้
Learning Factor	ตัวประกอบการเรียนรู้
Mixture Gaussain's Model	แบบจำลองเกาส์ผสม
Morphological Image Processing	การประมวลผลภาพเชิงสัณฐาน
Multimedia Technology	เทคโนโลยี สื่อประสม
Motion Estimation	การประมาณการเคลื่อนที่
Non Parametric Model	แบบจำลองชนิดไม่มีตัวแปร
Normalization	ทำให้เป็นบรรทัดฐาน
Opening Operator	ตัวดำเนินการแบบเปิด
Object Tracking System	ระบบติดตามวัตถุ
Objective Comparison	การเปรียบเทียบเชิงปริสัย
Offline Experiment	การทดลองแบบออฟไลน์
Optimization	การหาค่าเหมาะสม
Pixel	จุดภาพ
Percentile	ศตภาค
Perturbation	การรบกวน

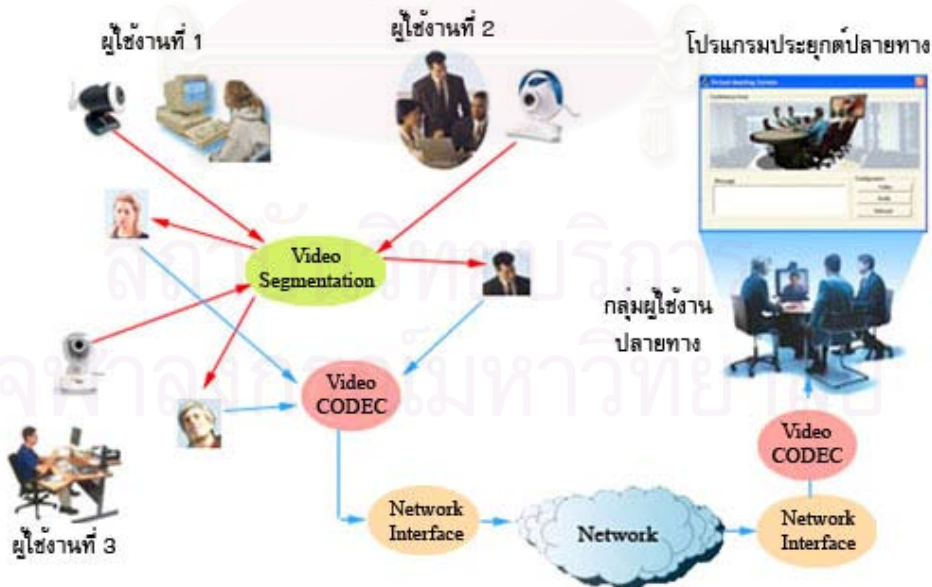
Proposed Algorithm	ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ
Quantization	การแจกหน่วย
Real Time	เวลาจริง
RGB Color Space	ปริภูมิสีแบบแดง เขียว น้ำเงิน
ROC Curve	เส้นโค้ง ROC
Sampling	การสุ่มตัวอย่าง
Sensitivity	ความไว
Spatial Information	ข้อมูลเชิงพื้นที่
Spherical Coordinate	พิกัดทรงกลม
Subjective Comparison	การเปรียบเทียบเชิงอัตวิสัย
Static Background Model	แบบจำลองฉากหลังสถิตย์
Statistical Approach	วิธีเชิงสถิติ
Structuring Element	โครงสร้างส่วนย่อย
Temporal Information	ข้อมูลเชิงเวลา
Threshold	ค่าตัดสิน
True Negative	ความถูกต้องแบบลบ
True Positive	ความถูกต้องแบบบวก
Video Segmentation	การแยกส่วนวิดีโอ
Video Surveillance System	ระบบสอดส่องทางวิดีโอ
Vivacity Factor	ตัวประกอบวิวาซิติ
YCbCr Color Space	ปริภูมิสี YCbCr

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันเทคโนโลยีสื่อประสม (Multimedia Technology) ได้ถูกพัฒนาไปอย่างไม่หยุดยั้งเพื่อตอบสนองความต้องการและเพิ่มศักยภาพการทำงานของมนุษย์ มีการวิจัยทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (Computer Vision) กันอย่างแพร่หลาย โดยตัวอย่างของการประยุกต์ใช้งานหลักได้แก่ ระบบสังเกตการณ์และสอดส่องทางวิทัศน์ (Video Surveillance System) ระบบการติดตามวัตถุ (Object Tracking System) ระบบการประชุมผ่านสัญญาณวิทัศน์ (Video Conference System) ระบบประชุมเสมือน (Virtual Meeting System) ฯลฯ ประกอบกับได้มีการพัฒนาเทคโนโลยีการเข้ารหัส/ถอดรหัสสัญญาณวิทัศน์ตามมาตรฐาน MPEG-4 ซึ่งสนับสนุนการเข้ารหัส/ถอดรหัสเชิงวัตถุ ทำให้ขั้นตอนวิธีการแยกส่วนวัตถุวิทัศน์ (Video Object Segmentation) มีความสำคัญอย่างยิ่งในการนำไปประยุกต์ใช้กับระบบดังกล่าว เนื่องจากสามารถแยกส่วนภาพวัตถุที่ปรากฏในวิทัศน์ออกจากกันและเลือกเข้ารหัสวัตถุวิทัศน์ต่าง ๆ ได้ตามสถานการณ์ที่ต้องการ แล้วจึงนำไปส่งในเครือข่ายไปยังผู้รับปลายทางได้ ตัวอย่างของระบบดังกล่าวแสดงตามรูปที่ 1.1



รูปที่ 1.1 แผนภาพตัวอย่างของการนำระบบแยกส่วนภาพวิทัศน์ ไปใช้กับขั้นตอนการเข้ารหัสถอดรหัสสัญญาณวิทัศน์เพื่อส่งผ่านระบบเครือข่าย

โดยทั่วไปการแยกส่วนลำดับวิดิทัศน์ออกเป็น วิดิทัศน์ (Video Object :VO) สามารถกระทำได้หลายทาง ซึ่งจะสามารถแบ่งระบบที่นำเสนอออกเป็น 2 กลุ่มใหญ่ ๆ [1] ได้แก่

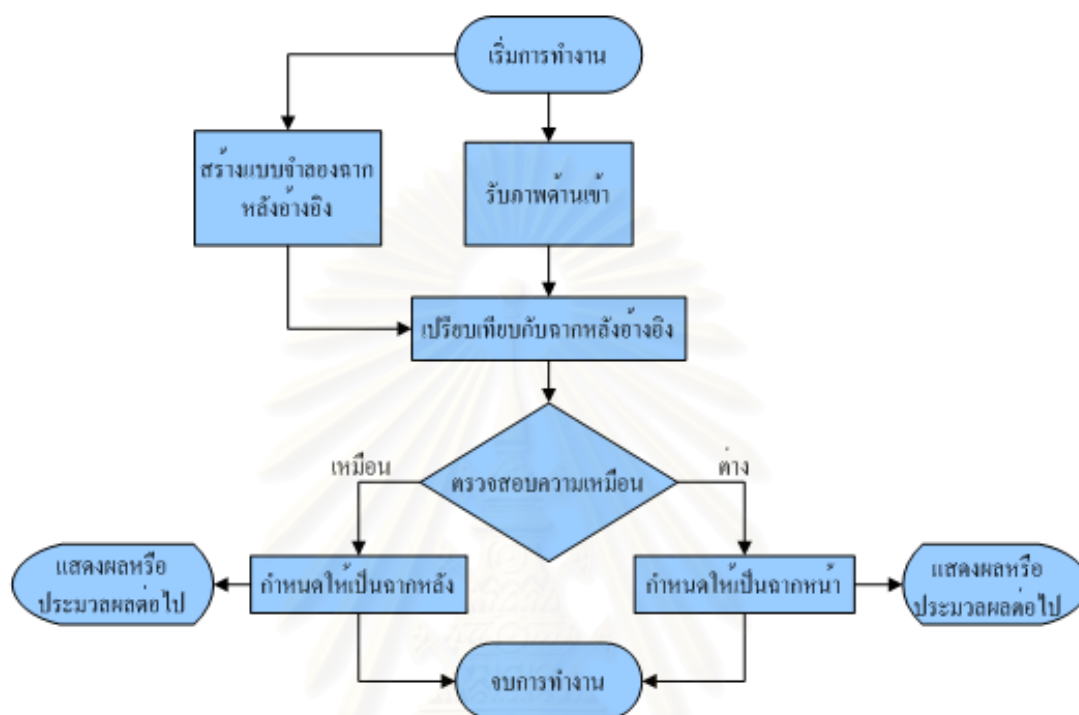
- ระบบที่ทำงานแบบอัตโนมัติ เป็นระบบที่สามารถทำงานได้อย่างต่อเนื่อง โดยที่ขณะทำการประมวลผลในแต่ละเฟรม และไม่จำเป็นต้องให้ผู้ใช้กำหนดข้อมูลสำหรับใช้ประมวลผล แต่ผู้ใช้อาจจะกำหนดเงื่อนไขเริ่มไว้ก่อนเริ่มการประมวลผลทั้งลำดับภาพได้ และระบบจะทำงานแบบอัตโนมัติเมื่อเริ่มการประมวลผลแล้ว
- ระบบที่ทำงานแบบกึ่งอัตโนมัติ เป็นระบบที่ขณะประมวลผลในแต่ละเฟรมหรือแต่ละช่วงเฟรม ผู้ใช้จะต้องกำหนดเงื่อนไขระหว่างการประมวลผลเป็นระยะ

การแยกส่วนภาพวิดิทัศน์ สามารถใช้ข้อมูลที่อยู่ในลำดับวิดิทัศน์ได้หลายส่วนไม่ว่าจะเป็นการใช้ข้อมูลเชิงพื้นที่ (Spatial Information) ข้อมูลเชิงเวลา (Temporal Information) รวมทั้งข้อมูลในปริภูมิการบีบอัด (Compression Domain) และเทคนิคการประมวลผลภาพและวิดิทัศน์ (Image and Video Processing Technique) อื่น ๆ แต่เมื่อพิจารณาการทำงานของระบบซึ่งอยู่ในรูปแบบประมวลผลเวลาจริง (Real-Time Processing) วิธีการที่จะนำมาใช้นอกจากจะต้องมีความแม่นยำในการประมวลผลสูงแล้ว ยังจะต้องมีความซับซ้อนต่ำด้วยเพื่อการประวิงเวลา (Time Delay) ต่ำในการประมวลผล โดยขั้นตอนวิธีที่ถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายได้แก่ ขั้นตอนวิธีการแยกส่วนภาพโดยอาศัยการลบฉากหลัง (Background Subtraction Algorithm) ซึ่งมีบทบาทอย่างมากในการใช้งานด้านระบบสังเกตการณ์ทางวิดิทัศน์และตรวจหาวัตถุและบุคคลเนื่องด้วยข้อได้เปรียบทางด้านความซับซ้อนต่ำทางด้านการประมวลผลและความแม่นยำของการจำแนก

1.1.1 หลักการทำงานพื้นฐานของระบบการแยกส่วนภาพโดยอาศัยการลบฉากหลัง

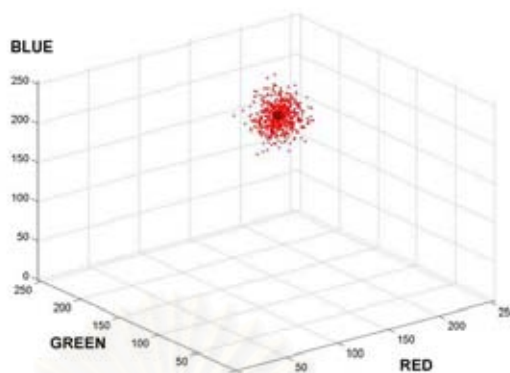
ระบบการแยกส่วนภาพโดยอาศัยการลบฉากหลัง จะอาศัยหลักการหาความแตกต่างของภาพรับเข้าและภาพฉากหลังที่มีการเก็บไว้อ้างอิง ซึ่งฉากหลังอ้างอิงนี้อาจสร้างโดยใช้วิธีเชิงสถิติ (Statistical Approach) หรือเชิงกำหนด (Deterministic Approach) ซึ่งเรียกขั้นตอนนี้ว่าเป็นการสังเคราะห์แบบจำลองฉากหลัง (Background Model Synthesizing) หลักจากนั้นภาพรับเข้าจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่สร้างไว้ โดยตั้งเงื่อนไขว่า ณ จุดภาพที่มีค่าสี “เหมือน” กับภาพอ้างอิงหรือแบบจำลองจะถูกจำแนกให้เป็นฉากหลัง (Background Pixel) ในทางตรงกันข้าม ถ้า ณ จุดภาพที่มีค่าสี “ต่าง” กับภาพอ้างอิงหรือแบบจำลองจะถูกจำแนกให้เป็นจุดภาพฉากหน้า (Foreground Pixel) ซึ่งเงื่อนไขที่จะเป็นตัวกำหนด ความ “เหมือน” และ “ต่าง” ของภาพทั้งสอง จะถูกเรียกว่า “ขีดเริ่มเปลี่ยน” (Threshold) และเมื่อทำการประมวลผลครบทุกจุดภาพของภาพรับเข้าปัจจุบัน กลุ่มของจุดภาพที่ถูกจำแนกให้เป็นฉาก

หน้า จะถูกกำหนดให้เป็น “บริเวณฉากหน้า” และ กลุ่มของจุดภาพที่ถูกจำแนกให้เป็นฉากหลัง จะถูกกำหนดให้เป็น “บริเวณฉากหลัง” โดยสามารถแสดงขั้นตอนการทำงานแบบพื้นฐานได้ในรูปที่ 1.2



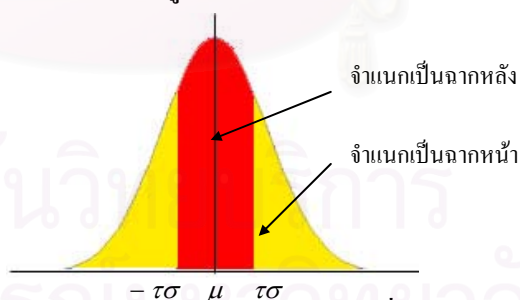
รูปที่ 1.2 แผนภูมิลำดับการทำงานแบบพื้นฐานของระบบการแยกส่วนภาพโดยอาศัยการลบฉากหลังเวลาจริง

เมื่อพิจารณาแผนภาพของระบบจะเห็นได้ว่า หัวใจของระบบอยู่ที่ “กระบวนการตรวจสอบความเหมือน” ซึ่งทำงานโดยอาศัยขีดเริ่มเปลี่ยน ดังนั้นหน้าที่ของผู้ออกแบบระบบคือการหาขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสมที่สุดมาใช้ในการจำแนกจุดภาพ และเมื่อพิจารณาขึ้นไปถึงการหาขีดเริ่มเปลี่ยนซึ่งหาได้จากกระบวนการสร้างแบบจำลองฉากหลังและการแจกแจงฉากหลัง สื่อให้เห็นว่าการสร้างแบบจำลองฉากหลังมีความสำคัญมากเช่นกัน โดยทั่วไปนิยมสร้างแบบจำลองฉากหลังโดยอาศัยขั้นตอนวิธีทางสถิติ เริ่มจากการเก็บตัวอย่างค่าสี ณ แต่ละจุดภาพ ตามเวลา และพิจารณาการกระจายตัวของข้อมูลจุดสี ซึ่งงานวิจัยส่วนมากมักกำหนดให้ข้อมูลมีการแจกแจงเข้าใกล้แบบจำลองทางทฤษฎี เพื่อความง่ายในการประมวลผล โดยกำหนดให้มีการแจกแจงแบบเกาส์ (Gaussian’s Distribution) ซึ่งตั้งอยู่บนสมมติฐานที่ว่า เมื่อค่าสี ณ จุดภาพหนึ่งมีค่าคงที่ สัญญาณรบกวนของของสี ณ จุดภาพนั้นในเชิงเวลา มีการแจกแจงแบบเกาส์ ซึ่งยืนยันจากการทดลอง ในรูปที่ 1.3 แสดงรูปแบบการกระจายตัวของค่าสีของจุดภาพหนึ่งตามเวลา และทำการพลอตแบบกระจาย (Scattering Plot) มีการแจกแจงอยู่ในรูปแบบเกาส์



รูปที่ 1.3 การกระจายของค่าสีในหนึ่งจุดภาพในช่วงเวลาที่ทำการประมาณฉากหลังโดยการกระจายของค่าสีมีการแจกแจงใกล้เคียงกับการแจกแจงแบบเกาส์

เมื่อพิจารณาในเชิงเวลา ณ จุดภาพหนึ่งๆ เราจะประมาณฉากหลังให้มีการแจกแจงให้เป็นแบบเกาส์ โดยมีพารามิเตอร์ที่สำคัญได้แก่ ค่าเฉลี่ยเลขคณิต (μ) และ ค่าความแปรปรวน (σ^2) โดยเราใช้ค่าเฉลี่ยเลขคณิตเป็นตัวแทนข้อมูล ณ จุดภาพหนึ่งๆ จากภาพทั้งหมดตลอดเวลาที่ทำการสร้างแบบจำลองฉากหลังนั้น และ พิจารณาการกระจายตัวของค่าสีจากค่าความแปรปรวน ดังนั้น จุดภาพที่มีความ “เหมือน” กับจุดภาพตำแหน่งเดียวกันของฉากหลัง ควรจะมีค่าใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ยเลขคณิตที่สุด และมีค่าแตกต่างไปไม่เกินค่าหนึ่งซึ่งยอมรับได้ และโดยทั่วไปมักกำหนดมีค่าความแตกต่างไม่เกิน $|\tau\sigma|$ เป็นฉากหลัง โดยเราเรียก τ ว่า “ขีดเริ่มเปลี่ยน” และในทางตรงกันข้ามระบบจะจำแนกจุดภาพที่มีค่าแตกต่างมากกว่า $|\tau\sigma|$ เป็นฉากหน้า ดังแสดงในรูปที่ 1.4



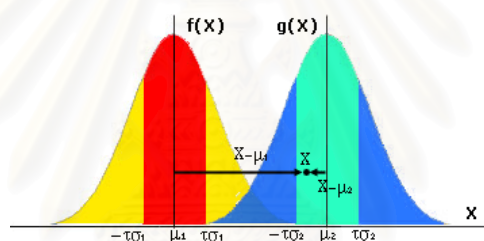
รูปที่ 1.4 การจำแนกจุดภาพอย่างง่ายโดยใช้แบบจำลองที่มีการแจกแจงแบบเกาส์

1.1.2 ข้อจำกัดของระบบการลบฉากหลังแบบพื้นฐาน

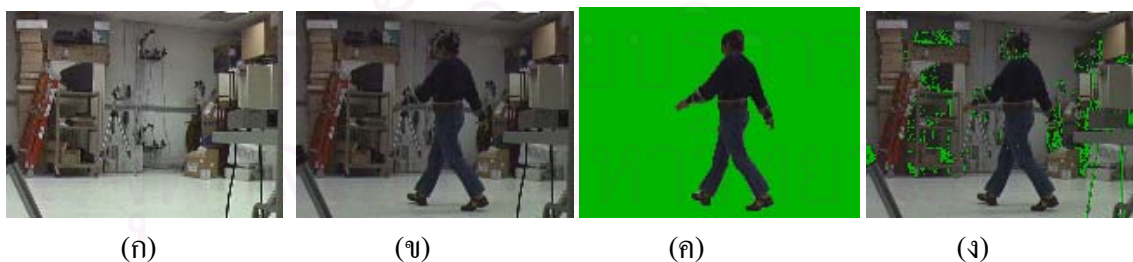
วิธีการแยกส่วนภาพโดยอาศัยการลบฉากหลังถูกออกแบบมาให้ใช้กับระบบซึ่งทำงานแบบเวลาจริงโดยเฉพาะ ซึ่งมีข้อดีคือทำงานได้อย่างมีความถูกต้องสูง มีความซับซ้อนน้อยจึงทำงานได้เร็ว แต่อย่างไรก็ตามระบบก็มีความยืดหยุ่นต่ำ เนื่องต้องการการกำหนดค่าก่อนเริ่มทำงาน (Initialization)

และทำงานผิดพลาดได้ง่ายเมื่อสภาพแวดล้อมในการทำงานเปลี่ยนแปลง ซึ่งจากการวิเคราะห์สามารถกำหนดข้อจำกัดของระบบการแยกส่วนภาพโดยอาศัยการลบฉากหลังแบบพื้นฐานตามที่กล่าวมาได้ดังนี้

การเปลี่ยนแปลงของความสว่าง (Illumination Changes) ในกรณีนี้หมายถึงการเปลี่ยนแปลงของความสว่างจากแหล่งกำเนิดแสงไม่ว่าจะเป็นแหล่งกำเนิดแสงจริง หรือแหล่งกำเนิดแสงเสมือน ซึ่งจะส่งผลให้คุณลักษณะของแบบจำลองฉากหลังที่ได้ประมาณไว้เปลี่ยนแปลงไปอย่างสิ้นเชิง โดยค่าฉากหลังเมื่อหลังมีการเปลี่ยนแปลงความสว่างจะแตกต่างจากแบบจำลองที่ประมาณไว้เมื่อเริ่มต้นคือ ค่าเฉลี่ยเลขคณิตจะเปลี่ยนแปลง จะเพิ่มขึ้นหรือลดลงตามค่าความสว่างที่เปลี่ยนแปลงไป และเป็นการเพิ่มค่าความแปรปรวนของแบบจำลองในกรณีระบบที่ปรับตัวได้อีกด้วย [2] ส่งผลให้ระบบที่อาศัยค่าความแปรปรวนเปรียบเทียบกับขีดเริ่มเปลี่ยน ทำงานผิดพลาดซึ่งเราสามารถสังเกตได้จากรูปที่ 1.5 และผลการประมวลผลในรูปที่ 1.6

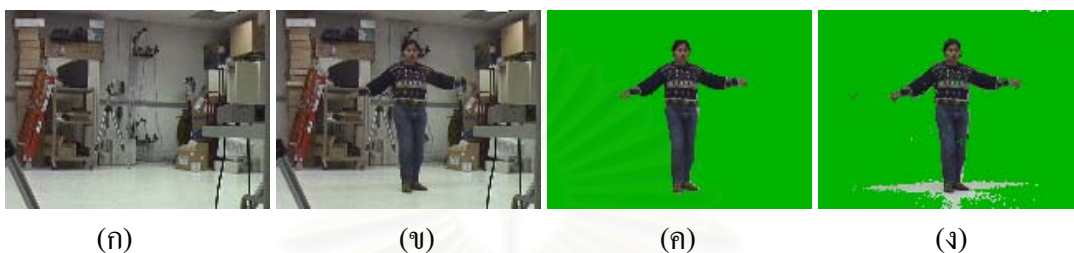


รูปที่ 1.5 ผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่างต่อขั้นตอนการจำแนกจุดภาพในเชิงการแจกแจง โดยที่ $f(x)$ คือแบบจำลองฉากหลังเมื่อเริ่มต้น และ $g(x)$ คือการกระจายของค่าสีเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงความสว่าง



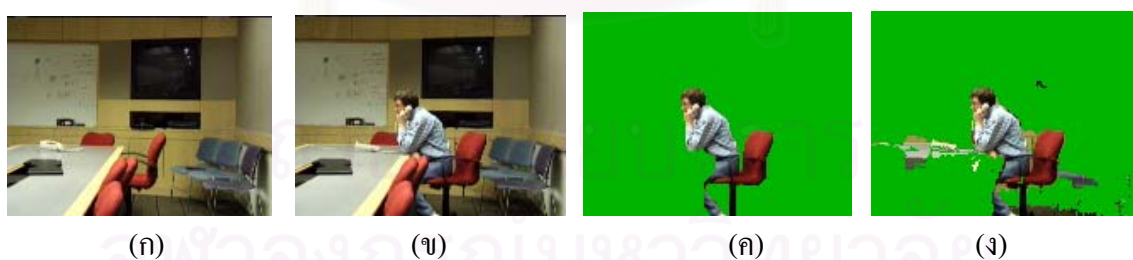
รูปที่ 1.6 ตัวอย่างที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของความสว่างอย่างทั่วฉาก (ก) แบบจำลองฉากหลังที่ได้ทำการประมาณไว้ (ข) ภาพรับเข้าปัจจุบัน (ค) ผลการแยกส่วนภาพในอุดมคติ (ง) ผลการแยกส่วนภาพที่ได้จากการประมวลผลของระบบลบฉากหลังพื้นฐาน

เงาของวัตถุ (Object's Shadow) ปัญหาที่เกิดจากเงาคือ การเปลี่ยนแปลงความสว่างเฉพาะท้องถิ่น (Local Illumination Changes) ซึ่งการเปลี่ยนแปลงเกิดจากการเคลื่อนที่ของวัตถุ ระบบจะตีความบริเวณที่เกิดการเปลี่ยนแปลงตามเงาที่ทอดผ่านให้เป็นวัตถุฉากหน้าด้วย โดยสามารถสังเกตตัวอย่างความผิดพลาดในรูปที่ 1.7 จะเห็นได้ว่า เงาของบุคคลถูกจำแนกให้เป็นฉากหน้า



รูปที่ 1.7 ตัวอย่างที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากเงาของวัตถุ (ก) แบบจำลองฉากหลังที่ได้ทำการประมาณไว้ (ข) ภาพรับเข้าปัจจุบัน (ค) ผลการแยกส่วนภาพในอุดมคติ (ง) ผลการแยกส่วนภาพที่ได้จากการประมวลผลของระบบลบฉากหลังพื้นฐาน

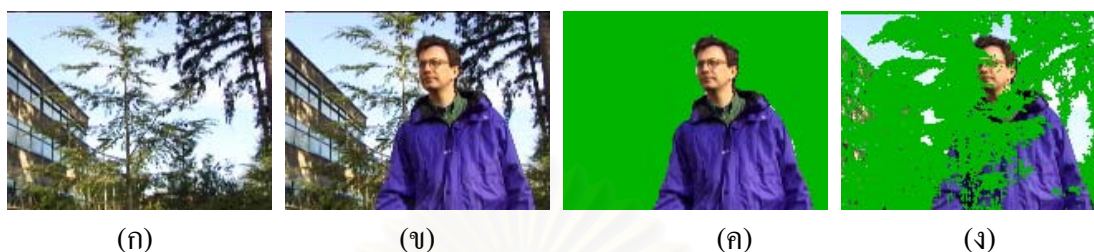
การย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง (Relocation of Background Object) ในกรณีที่มีการย้ายตำแหน่งของวัตถุที่อยู่ในฉากหลัง จะทำให้เกิดข้อผิดพลาด 2 ประการ คือ บริเวณที่วัตถุเคยอยู่จะเป็นฉากหลังใหม่ซึ่งระบบจะตรวจพบการเปลี่ยนแปลงและกำหนดให้เป็นวัตถุฉากหน้าและบริเวณใหม่ที่ย้ายวัตถุไปอยู่ ระบบจะตรวจพบการเปลี่ยนแปลงและกำหนดให้เป็นวัตถุฉากหน้าเช่นกัน ตัวอย่างความผิดพลาดสังเกตได้ในรูปที่ 1.8



รูปที่ 1.8 ตัวอย่างที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากการย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง (ก) แบบจำลองฉากหลังที่ได้ทำการประมาณไว้ (ข) ภาพรับเข้าปัจจุบัน (ค) ผลการแยกส่วนภาพในอุดมคติ (ง) ผลการแยกส่วนภาพที่ได้จากการประมวลผลของระบบลบฉากหลังพื้นฐาน

การเปลี่ยนแปลงของฉากหลังซึ่งมีลักษณะเป็นคาบ (Periodic Change in Background) เมื่อฉากหลังมีวัตถุที่เสมือนอยู่ตำแหน่งเดิมแต่มีการเคลื่อนที่ในลักษณะเป็นคาบ จะพบว่าบริเวณดังกล่าวมีการเคลื่อนไหวอยู่ตลอดเวลา เช่นกรณี การพัดโบกของกิ่งไม้ การพลิ้วไหวธง หรือ การแสดงผลบน

หน้าจอคอมพิวเตอร์ ล้วนถือเป็นการเคลื่อนไหวแบบคาบทั้งสิ้น ทำให้การจำแนกบริเวณนั้นเป็นฉากหน้าตลอด ในรูปที่ 1.9



รูปที่ 1.9 ตัวอย่างที่ระบบทำงานผิดพลาดเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังซึ่งมีลักษณะเป็นคาบ (ก) แบบจำลองฉากหลังที่ได้ทำการประมาณไว้ (ข) ภาพรับเข้าปัจจุบัน (ค) ผลการแยกส่วนภาพในอุดมคติ (ง) ผลการแยกส่วนภาพที่ได้จากการประมวลผลของระบบลบฉากหลังพื้นฐาน

ในหลายปีที่ผ่านมา มีการพัฒนาขั้นตอนวิธีนี้กันอย่างต่อเนื่องเพื่อแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นข้างต้น ซึ่งจากการศึกษาและรวบรวม สามารถประมวลผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องได้ โดยเริ่มจาก Jain และคณะ [3] ได้วิจัยระบบซึ่งใช้ความแตกต่างของค่าความเข้มสีระหว่างภาพปัจจุบันและภาพอ้างอิงและเทียบกับขีดเริ่มเปลี่ยน นับเป็นระบบอย่างง่ายที่เป็นจุดเริ่มต้นของระบบแยกส่วนภาพโดยอาศัยการลบฉากหลัง ระบบนี้ถูกนำมาใช้เป็นเวลานานนับทศวรรษ จนเมื่อมีการนำเสนอระบบติดตามการเคลื่อนไหวของบุคคล (PFinder : Person Finder) โดย Azerbyjani [4] และคณะซึ่งใช้ความแตกต่างของภาพปัจจุบันกับแบบจำลองฉากหลังทางสถิติแทนภาพอ้างอิง โดยกำหนดให้ค่าสี ณ จุดภาพหนึ่ง ๆ มีการแจกแจงแบบเกาส์ (Single Gaussian's Distribution) ซึ่งทำให้ระบบทำงานได้อย่างถูกต้องมากขึ้น W⁴ (Who What When Where) ซึ่งพัฒนาโดย Haritaoglu และคณะ [5] เป็นระบบต้นแบบอีกระบบหนึ่งซึ่งเป็นที่รู้จักกันอย่างแพร่หลาย ระบบนี้ใช้ข้อมูลของค่าแตกต่างที่มากที่สุดสัมบูรณ์ และค่าแตกต่างที่น้อยที่สุดสัมบูรณ์ มาหาขีดเริ่มเปลี่ยน โดยค่าสีที่อยู่ระหว่างค่าทั้งสองถือว่าเป็นฉากหลัง

จากนั้นมีความคิดริเริ่มที่จะนำเสนอการสร้างแบบจำลองฉากหลังแบบปรับตัวได้ (Adaptive Background Modeling) เพื่อแก้ปัญหของการเปลี่ยนแปลงของฉากหลัง โดยผลงานที่โดดเด่นที่สุด เป็นการสร้างแบบจำลองฉากหลังให้มีการแจกแจงเป็นเกาส์แบบผสม (Mixture of Gaussians : MOG) ซึ่งนำเสนอโดย Stauffer และ Grimson [6], [7] โดยระบบจะปรับตัวเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของวัตถุในฉากหลังได้อย่างดี แต่ถึงกระนั้นระบบยังค่อนข้างซับซ้อนและทำงานได้ช้าเวลาจริง Harville และคณะ [8], [9] ได้ปรับปรุงระบบดังกล่าวให้มีความยืดหยุ่นต่อการเปลี่ยนแปลงของความสว่าง คือใช้ข้อมูลความลึก (Depth) และ ระยะ (Range) มาประกอบการพิจารณา ผลงานที่ออกมาช่วงหลังและเน้นการแก้ปัญหาเรื่องการเปลี่ยนแปลงของฉากหลัง [2], [10] และ [11] จึงมักเป็นการปรับปรุง

ประสิทธิภาพโดยใช้แบบจำลองที่มีการแจกแจงเกาส์แบบผสมเป็นหลัก และใช้คุณสมบัติอื่นๆ ประกอบการตัดสินใจ ถึงกระนั้นวิธีการข้างต้นไม่ได้ระบุวิธีการแก้ปัญหาเรื่องเงาของวัตถุ

เงาของวัตถุ เป็นประเด็นหนึ่งซึ่งนักวิจัยให้ความสนใจในด้านนี้โดยเฉพาะ วิธีแก้ปัญหาหลักมักทำโดยพิจารณาค่าสีในปริภูมิที่มีการแยกองค์ประกอบทางสี (Chrominance) ออกจากความสว่าง (Luminance) อย่างเป็นอิสระต่อกัน เช่น ปริภูมิ YUV, YCbCr, HLS, HVS นอกจากนี้ Greiffenhagen [12] ได้เสนอการใช้ข้อมูลประกอบของค่าสีในปริภูมิ Normalize-RGB มาช่วยในการตัดสินใจ ซึ่งก็ล้วนแต่เป็นการแยกองค์ประกอบของการส่องสว่างออกจากองค์ประกอบทางสีทั้งสิ้น ผลงานที่โดดเด่นในด้านนี้เป็นวิธีที่นำเสนอโดย Horprasert และคณะ [13] โดยขั้นตอนวิธีใช้ข้อมูลของความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง (Luminance Distortion) และ ความเพี้ยนเชิงสี (Chrominance Distortion) มาประกอบการตัดสินใจ วิธีนี้นอกจากจะมีอัตราการจำแนกได้ (Classification Rate) อยู่ในเกณฑ์ที่สูงแล้วยังมีอัตราการประมวลผลที่สูงด้วย (มากกว่า 50 เฟรมต่อวินาที บนคอมพิวเตอร์ที่มีหน่วยประมวลผล Pentium IV 2.0 GHz) แต่ถึงอย่างไรวิธีดังกล่าวยังไม่สามารถแก้ปัญหาเรื่องการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังและความสว่างได้เนื่องจากใช้แบบจำลองแบบสถิตย์ (Static Model)

จากการประมวลวิธีการต่างๆ ของระเบียบการแยกส่วนภาพโดยอาศัยการลบฉากหลัง มีแนวโน้มที่จะแก้ปัญหาได้มากขึ้นและยืดหยุ่นมากขึ้น อย่างไรก็ตามการนำไปใช้งานจริงมักอยู่ภายใต้เงื่อนไขข้อจำกัดที่เอื้อต่อการทำงานของแต่ละวิธีสูงสุด แบบจำลองของเกาส์แบบผสม (Mixture Gaussain Model) เป็นระบบที่ถูกนำมาแก้ปัญหาได้มากที่สุด ในสถานการณ์เวลาจริงหากไม่คำนึงถึงความซับซ้อนและเวลาในการประมวลผล โดยระบบที่มีความซับซ้อนมากจะให้อัตราเฟรมในการประมวลผลที่ต่ำ และเมื่อพิจารณาการนำระบบไปประยุกต์ใช้กับระบบสื่อสารเวลาจริง อัตราของเฟรมมีความสำคัญอย่างยิ่งในระประมวลผลในรูปของความต่อเนื่องของภาพ ซึ่งวิธีที่นำเสนอจะเลือกให้แบบจำลองฉากหลังมีการจำลองเกาส์แบบเดี่ยว (Single Gaussian) โดยนำข้อดีของระบบ [13] มาพิจารณาประกอบการแก้ปัญหาเรื่องเงาและสร้างระบบให้มีการทำงานแบบปรับตัวได้

1.2 แนวทางการนำเสนอ

ในวิทยานิพนธ์นี้เสนอขั้นตอนวิธีการลบฉากหลังโดยใช้วิธีการทางสถิติเชิงพารามตริกแบบปรับตัวได้ ซึ่งขั้นตอนวิธีสามารถแยกแยะวัตถุที่เคลื่อนที่ออกจากเงาของวัตถุได้โดยอาศัยความเป็นอิสระต่อกันขององค์ประกอบเชิงส่องสว่างและเชิงสี นอกจากนี้ระบบที่ปรับตัวได้จะสามารถปรับค่าแบบจำลองให้ทำงานอย่างถูกต้อง แม้ว่าจะเกิดการเปลี่ยนแปลงของฉากหลัง รวมทั้งการเปลี่ยนแปลงเชิงส่องสว่างในทางเวลาด้วย

1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

พัฒนาขั้นตอนวิธีการแยกส่วนภาพวีดิทัศน์โดยใช้วิธีการลบฉากหลังทางสถิติเชิงพารามตริกแบบปรับตัวได้ ให้สามารถจัดการปัญหาที่เกิดจากการเปลี่ยนของฉากหลัง การเปลี่ยนแปลงความสว่าง และการเกิดเงาของวัตถุ

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

สร้างและพัฒนาขั้นตอนวิธีการแยกส่วนวัตถุที่เคลื่อนไหวออกจากฉากหลังโดยใช้ วิธีการลบฉากหลังทางสถิติเชิงพารามตริกแบบปรับตัวได้ เพื่อแก้ปัญหาอันเนื่องมาจากการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบฉากหลัง การเปลี่ยนแปลงของความสว่างจากสิ่งแวดล้อม การเปลี่ยนแปลงของเงา การเปลี่ยนแปลงอันเนื่องมาจากการปรับค่าอัตโนมัติทางแสงของกล้องวีดิทัศน์ สร้างโปรแกรมต้นแบบเพื่อใช้ทดสอบขั้นตอนวิธีที่ได้พัฒนาขึ้น พร้อมทั้งวัดประสิทธิภาพและวิเคราะห์การทำงานของระบบ เพื่อการพัฒนาในอนาคต

1.5 วิธีดำเนินการวิจัย

1. ศึกษาทฤษฎีการประมวลผลภาพที่เกี่ยวข้องกับการแยกส่วนภาพและวีดิทัศน์
2. ศึกษาทฤษฎีและหลักการของขั้นตอนวิธีการแยกส่วนภาพโดยอาศัยการลบฉากหลัง
3. วิเคราะห์สถานการณ์ การทำงานของระบบ และกำหนดปัญหาที่ต้องการศึกษาและพัฒนา
4. ออกแบบโครงสร้างของระบบและขั้นตอนวิธีเพื่อใช้ในการแยกส่วนภาพบุคคลออกจากฉากหลังที่มีการเปลี่ยนแปลงและกำหนดประสิทธิภาพของระบบ
5. สร้างโปรแกรมประยุกต์ต้นแบบตามที่ได้ออกแบบไว้ และทำงานในสถานการณ์จริงที่กำหนด
6. วิเคราะห์ประสิทธิภาพ จุดเด่น จุดด้อย ของระบบที่พัฒนาขึ้น พร้อมทั้งปรับปรุงประสิทธิภาพ
7. กำหนดแนวทางการพัฒนาในอนาคต
8. สรุปรงานวิจัยและจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์ฉบับสมบูรณ์

1.6 ประโยชน์ที่คิดว่าจะได้รับ

1. องค์ความรู้และการเรียบเรียงความรู้ขั้นตอนวิธีเพื่อใช้ในการแยกส่วนภาพบุคคลออกจากฉากหลังเวลาจริง
2. ขั้นตอนวิธีเพื่อใช้ในการแยกส่วนภาพบุคคลออกจากฉากหลังที่เคลื่อนไหวที่ได้
3. โปรแกรมต้นแบบ เพื่อใช้ในการแยกส่วนภาพบุคคลออกจากฉากหลังที่มีการเปลี่ยนแปลงได้
4. สามารถนำโปรแกรมต้นแบบที่ได้ไปประยุกต์ใช้สร้างโปรแกรมประยุกต์ในงานเฉพาะด้าน

บทที่ 2

ความรู้พื้นฐานและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงความรู้และทฤษฎีพื้นฐานที่จำเป็นสำหรับวิทยานิพนธ์ โดยจะแบ่งเนื้อหาออกเป็น 3 หัวข้อหลักๆ ด้วยกันคือ ปฏิภูมิของสีและเวกเตอร์ค่าสี การทำงานของระบบลบฉากหลัง การวัดประสิทธิภาพของการจำแนก

2.1 ปฏิภูมิของสีและเวกเตอร์ค่าสี

ค่าสี (Color) ถือเป็นข้อมูลหลักในระบบการประมวลผลทางดิจิทัลของภาพและวิดีโอ โดยเฉพาอย่างยิ่ง การทำงานของระบบแยกส่วนภาพจะอาศัยข้อมูลของค่าสีเป็นสำคัญ ค่าสีที่เกิดขึ้นจากการรับข้อมูลวิดีโอจากกล้อง ซึ่งอาจอยู่ในรูปแบบสัญญาณดิจิทัล หรือแอนะล็อก โดยสัญญาณแบบแอนะล็อกจะถูกนำไปผ่านการสุ่มตัวอย่าง (Sampling) และการแจกหน่วย (Quantization) เป็นสัญญาณดิจิทัลเพื่อการประมวลผล จากนั้นข้อมูลสีจะถูกเก็บในรูปแบบค่าสีโดยเป็นผลรวมขององค์ประกอบสีฐานหลัก (Color Basis) เข้าเป็นสีต่างๆตามภาพที่รับได้ในหนึ่งจุดภาพ (Pixel) ดังนั้นเราจึงสามารถแทนค่าสีด้วยเวกเตอร์ค่าสีในปริภูมิสี (Color Space) แบบต่างๆได้ ซึ่งโดยทั่วไปในงานประมวลผลภาพดิจิทัลมักนิยมใช้ปริภูมิสีแบบ RGB และ YCbCr โดยปริภูมิสีดังกล่าวมีความเหมาะสมกับงานแตกต่างกันไป ดังนี้

2.1.1 ปริภูมิสีแบบ RGB (RGB Color Space)

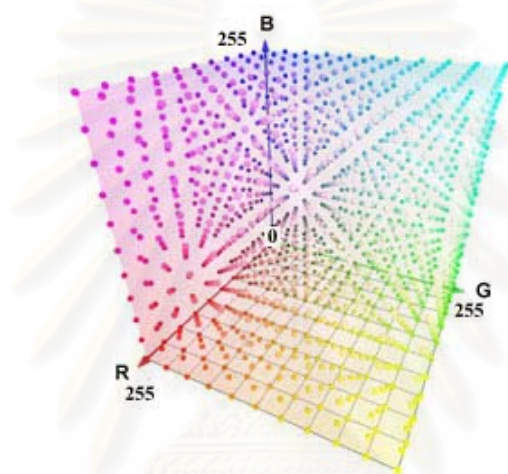
ปริภูมิสีแบบ RGB เป็นปริภูมิสีที่ถูกพัฒนาขึ้นตามมาตรฐานของ CIE ในปี 1931 ซึ่งนำมาใช้มากที่สุดในงานคอมพิวเตอร์กราฟิก และการประมวลผลภาพดิจิทัล เนื่องจากเป็นองค์ประกอบสีหลักในอุปกรณ์แสดงผล (Display Equipment) ทั่วๆไปที่อาศัยการแผ่รังสีในย่านคลื่นแสงที่มองเห็นอันประกอบด้วยฐานสี สีแดง (ความยาวคลื่น 700.0 นาโนเมตร) เขียว (ความยาวคลื่น 546.1 นาโนเมตร) และน้ำเงิน (ความยาวคลื่น 435.8 นาโนเมตร) [14] ดังนั้นจึงง่ายต่อการจัดการและออกแบบระบบเพื่อทำงานกับปริภูมิสี RGB ดังสังเกตได้จากการแปลงปริภูมิสีต่างๆมัก แปลงโดยเริ่มต้นจากปริภูมิสี RGB

เมื่อพิจารณาเวกเตอร์ค่าสีในปริภูมิ RGB จะได้เวกเตอร์ซึ่งเป็นผลรวมเชิงเส้นขององค์ประกอบสีแดง เขียว และน้ำเงิน เวกเตอร์ค่าสี ณ จุดภาพคอลัมน์ที่ i แถวที่ j ของเฟรมที่ n แสดงในสมการที่ (2.1)

$$\mathbf{X}_{i,j}[n] = (X_{i,j}^R[n], X_{i,j}^G[n], X_{i,j}^B[n]) \quad (2.1)$$

โดยที่ $X_{i,j}^R[n]$ เป็นค่าความเข้มขององค์ประกอบสีแดง และ $0 \leq X_{i,j}^R[n] \leq R_m$
 $X_{i,j}^G[n]$ เป็นค่าความเข้มขององค์ประกอบสีเขียว และ $0 \leq X_{i,j}^G[n] \leq G_m$
 $X_{i,j}^B[n]$ ค่าความเข้มขององค์ประกอบสีน้ำเงิน และ $0 \leq X_{i,j}^B[n] \leq B_m$

โดย R_m G_m และ B_m เป็นค่าสีสูงสุดในองค์ประกอบสี แดง เขียว น้ำเงินตามลำดับ ขึ้นอยู่กับความลึกสี (Color Depth) จากกระบวนการการแจกหน่วย โดยที่นิยมใช้ในปัจจุบันจะอยู่ในความลึกสี 24 บิตต่อจุดภาพ อันประกอบด้วยองค์ประกอบสีละ 8 บิตต่อจุดภาพ ซึ่งมีค่า R_m G_m และ B_m เป็น 255 ทั้ง 3 ค่า ปริภูมิ RGB แสดงในรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 ปริภูมิสีแบบ RGB (สีแดง เขียว และน้ำเงิน)

อย่างไรก็ตามปริภูมิสีแบบ RGB ก็ไม่ยืดหยุ่นในการใช้งานจริง เนื่องจากเหตุผลที่อุปกรณ์รับรู้สี (Color Sensor) มีความไว (Sensitivity) ต่อย่านแสงสี สีแดง เขียว และน้ำเงินแตกต่างกัน แต่รูปแบบการเก็บข้อมูลสีในปริภูมิ RGB จะต้องมีความละเอียดของระดับสีเท่ากันทั้ง 3 แลบสัญญาณสี ดังนั้นจึงจำเป็นที่จะต้องทำการปรับสมดุลค่าสี (Color Equalization) อันทำให้เกิดการสูญเสียข้อมูลในแลบสัญญาณสีที่มีความละเอียดสูง นอกจากนี้ในการประมวลผลทางดิจิทัลการอ่านค่าสีในรูปแบบ RGB จะทำการอ่านค่าสีทั้ง 3 แลบสีไม่ว่าจะใช้ข้อมูลในการประมวลผลจริงก็แลบสี เพราะฉะนั้นปริภูมิสีแบบ RGB จึงไม่ถือเป็นปริภูมิที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด [15]

2.1.2 ปริภูมิสีแบบ YUV และ YCbCr (YUV and YCbCr Color Space)

ปริภูมิสีแบบ YUV ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อนำมาใช้ในระบบโทรทัศน์แบบ PAL (Phase Alternation Line) NTSC (National Television System Committee) และ SECAM (Sequentiel Couleur Avec Mémoire or Sequential Color with Memory) ซึ่งมีลักษณะเป็นสัญญาณภาพรวม (Composite Video) แต่เดิมสัญญาณวิดีโอทัศน์จะเป็นสัญญาณภาพขาว-ดำ เมื่อผู้ให้บริการเปลี่ยนมาใช้ระบบส่งสัญญาณ

ภาพสี ปริภูมิสีแบบ YUV ได้เข้ามามีบทบาทในแง่ของการแยกองค์ประกอบความสว่าง (Y) ซึ่งใช้ใน สัญญาณภาพขาว-ดำออกจากองค์ประกอบทางสี (U และ V) ทำให้สามารถส่งสัญญาณภาพรวมสี โดย ที่ไม่ต้องทำการปรับเปลี่ยนระบบรับภาพขาวดำที่มีอยู่

สมการการแปลงพื้นฐานระหว่างปริภูมิสี RGB และ YUV อาศัยการแปลงเพื่อหาองค์ประกอบ ความส่องสว่าง (Luminance) Y โดยหาได้จากผลรวมเชิงเส้นขององค์ประกอบสีแดง สีเขียว และสีน้ำเงิน โดยค่าที่ได้สามารถแสดงอยู่ในรูปความสว่างจากสีดำถึงสีขาว จากนั้นจึงหาองค์ประกอบเชิงสี U และ V โดย U จะแปรผันโดยตรงกับผลต่างระหว่างองค์ประกอบสีน้ำเงิน (B) ในปริภูมิ RGB กับ องค์ประกอบความสว่าง (Y) ส่วน V จะแปรผันโดยตรงกับผลต่างระหว่างองค์ประกอบสีแดง (R) ใน ปริภูมิ RGB กับองค์ประกอบความสว่าง (Y) ดังสมการการแปลงเวกเตอร์ค่าสีในปริภูมิ RGB $\mathbf{X}_{i,j}[n]$ และเวกเตอร์ค่าสีในปริภูมิ YUV $\mathbf{W}_{i,j}[n]$ ดังนี้

$$\mathbf{W}_{i,j}[n] = \begin{bmatrix} W_{i,j}^Y[n] \\ W_{i,j}^U[n] \\ W_{i,j}^V[n] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.147 & -0.289 & 0.436 \\ 0.615 & -0.515 & -0.100 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{i,j}^R \\ X_{i,j}^G \\ X_{i,j}^B \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

และ

$$\mathbf{X}_{i,j}[n] = \begin{bmatrix} X_{i,j}^R[n] \\ X_{i,j}^G[n] \\ X_{i,j}^B[n] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1.140 \\ 1 & -0.395 & -0.581 \\ 1 & 0.032 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_{i,j}^Y \\ W_{i,j}^U \\ W_{i,j}^V \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

โดยที่

$W_{i,j}^Y[n]$ เป็นค่าองค์ประกอบความสว่าง และ $0 \leq W_{i,j}^Y[n] \leq Y_m$

$W_{i,j}^U[n]$ เป็นค่าองค์ประกอบ U และ $-U_m \leq W_{i,j}^U[n] \leq U_m$

$W_{i,j}^V[n]$ เป็นค่าองค์ประกอบ V และ $-V_m \leq W_{i,j}^V[n] \leq V_m$

ค่าสีในปริภูมิ RGB 24 บิตต่อจุดภาพจะมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 255 ในแต่ละองค์ประกอบสี ทำให้ค่า องค์ประกอบความสว่าง Y ในปริภูมิ YUV มีค่าระหว่าง 0 ถึง 255 (Y_m) องค์ประกอบ U มีค่าในช่วง - 112 ($-U_m$) ถึง 112 (U_m) และองค์ประกอบ V มีค่าในช่วง -157 ($-V_m$) ถึง 157 (V_m) จะเห็นได้ว่าค่าที่ ได้ไม่เหมาะสมในการใช้งาน เนื่องจากองค์ประกอบสีอาจมีค่าเป็นลบรวมทั้งขนาดของหน่วยความจำที่ ใช้เก็บไม่เท่ากัน จึงไม่เหมาะสมนำมาใช้ในระบบภาพดิจิทัล ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการพัฒนาปริภูมิสี YUV ให้ใช้งานได้ดีขึ้นเพื่อระบบวิดิทัศน์ดิจิทัลอันเป็นจุดกำเนิดของปริภูมิสี YCbCr

ปริภูมิสี YCbCr ถูกพัฒนาขึ้นตามมาตรฐาน ITU-R BT.601 เพื่อใช้ในการกำหนดรูปแบบ ข้อมูลวิดิทัศน์ดิจิทัล ซึ่งปริภูมิ YCbCr มีรูปแบบที่ถูกพัฒนาต่อจากรูปแบบการเก็บข้อมูลสีแบบ YUV เป็นการขยายแถบ (Band Expansion) และเลื่อนช่วงข้อมูล (Offset) ของปริภูมิ YUV เดิมให้อยู่ในช่วง องค์ประกอบข้อมูลละ 8 บิต (มีค่าระหว่าง 0 ถึง 255) และมีค่าบวก [15]

อนึ่งวิทยานิพนธ์นี้พิจารณาใช้การแปลงเวกเตอร์ค่าสีระหว่างปริภูมิ RGB $\mathbf{X}_{i,j}[n]$ และเวกเตอร์ค่าสีในปริภูมิ YCbCr $\mathbf{Y}_{i,j}[n]$ ตามมาตรฐาน ITU-R BT.709 โดยมีสมการการแปลงดังนี้

$$\mathbf{Y}_{i,j}[n] = \begin{bmatrix} Y_{i,j}^Y[n] \\ Y_{i,j}^{Cb}[n] \\ Y_{i,j}^{Cr}[n] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.183 & 0.614 & 0.062 \\ -0.101 & -0.338 & 0.439 \\ 0.439 & -0.399 & -0.040 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_{i,j}^R \\ Y_{i,j}^G \\ Y_{i,j}^B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

และ

$$\mathbf{X}_{i,j}[n] = \begin{bmatrix} X_{i,j}^R[n] \\ X_{i,j}^G[n] \\ X_{i,j}^B[n] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.164 & 0 & 1.793 \\ 1.164 & -0.534 & -0.213 \\ 1.164 & 2.115 & 0 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} Y_{i,j}^Y \\ Y_{i,j}^{Cb} \\ Y_{i,j}^{Cr} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \right) \quad (2.5)$$

โดยที่

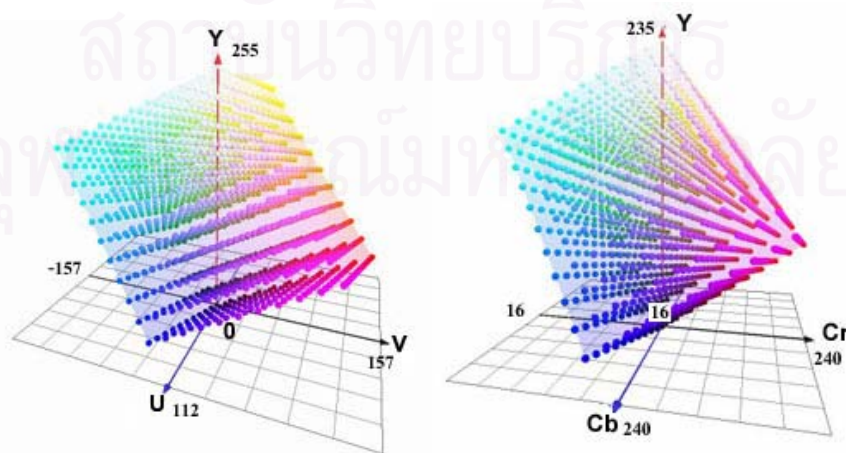
$Y_{i,j}^Y[n]$ เป็นค่าองค์ประกอบความสว่าง และ $16 \leq Y_{i,j}^Y[n] \leq 235$

$Y_{i,j}^{Cb}[n]$ เป็นค่าองค์ประกอบ Cb และ $16 \leq Y_{i,j}^{Cb}[n] \leq 240$

$Y_{i,j}^{Cr}[n]$ เป็นค่าองค์ประกอบ Cr และ $16 \leq Y_{i,j}^{Cr}[n] \leq 240$

สาเหตุในการเลือกใช้การแปลงตามมาตรฐาน ITU-R BT.709 เนื่องจากเมื่อทำการแปลงองค์ประกอบกลับมาอยู่ในปริภูมิ RGB องค์ประกอบค่าสีแดง เขียว น้ำเงินจะมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 255 ต่างจากการแปลงตามมาตรฐาน ITU-R BT.601 เมื่อแปลงกลับมาอยู่ในปริภูมิ RGB แต่ละองค์ประกอบจะมีค่าตั้งแต่ 16 ถึง 235 ซึ่งทำให้เสียความแตกต่างของข้อมูลในช่วงค่าสี 0-15 และ 236-255 จึงเหมาะสมน้อยกว่าที่จะใช้ในระบบคอมพิวเตอร์

จากข้างต้นสามารถแสดงค่าสีเพื่อเปรียบเทียบระหว่างปริภูมิ YUV ดังในรูปที่ 2.2 (ก) และปริภูมิ YCbCr ในรูปที่ 2.2 (ข)



(ก)

(ข)

รูปที่ 2.2 การเปรียบเทียบปริภูมิสี (ก) ปริภูมิสีแบบ YUV (ข) ปริภูมิสีแบบ YCbCr

ข้อดีในการใช้ปริภูมิสีแบบ YCbCr คือ องค์ประกอบในปริภูมิ มีการแยกองค์ประกอบเชิงส่องสว่างออกจากองค์ประกอบเชิงสีออกอย่างชัดเจน เป็นการง่ายที่จะตรวจหาความเปลี่ยนแปลงของแต่ละองค์ประกอบอย่างเป็นอิสระต่อกัน

2.2 ระบบลบฉากหลัง (Background Subtraction System)

จากบทที่ 1 เราได้ทราบหลักการพื้นฐานของระบบลบฉากหลัง โดยอาศัยการตรวจหาความแตกต่างระหว่างภาพรับเข้ากับแบบจำลองฉากหลังซึ่ง ถือว่า “ว่างเปล่า” (Empty) หรือไม่มีวัตถุที่สนใจอยู่ในฉาก จากนั้นจึงทำการจำแนกกลุ่มของจุดภาพโดยใช้ขีดเริ่มเปลี่ยน อันที่จริงแล้วระบบลบฉากหลังมีการทำงานซับซ้อนกว่านั้น โดยสามารถแบ่งออกเป็นขั้นตอนสำคัญดังนี้

- การสร้างแบบจำลองฉากหลัง (Background Modeling)
- การคำนวณเปรียบเทียบ (Comparative Computation)
- การกำหนดค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold Determination)
- การจำแนกจุดภาพ (Pixel Classification)
- การสกัดวัตถุฉากหน้า (Foreground Object Extraction)

2.2.1 การสร้างแบบจำลองฉากหลัง

การสร้างแบบจำลองฉากหลังถือเป็นขั้นตอนที่มีความสำคัญขั้นตอนหนึ่งของระบบลบฉากหลัง แบบจำลองฉากหลังใช้เป็นภาพอ้างอิงและแทนว่าเป็น “ฉากหลังจริง” ของภาพรับเข้าในขณะนั้น การสร้างแบบจำลองฉากหลังสามารถทำได้หลายวิธี แต่สามารถแบ่งวิธีการออกเป็น 2 กลุ่มหลัก คือ

2.2.1.1 วิธีเชิงกำหนด (Deterministic Approach) เป็นการกำหนดให้แบบจำลองฉากหลังเป็นไปตามแบบที่ต้องการ หรือ ทราบล่วงหน้าก่อนแล้ว โดยส่วนมากวิธีนี้จะนิยมกำหนดให้ฉากหลังเป็นสีที่รู้ค่าสีใดสีหนึ่ง และใช้ข้อมูลเชิงสีในการเปรียบเทียบ ตัวอย่างของวิธีการสร้างแบบจำลองฉากหลังเชิงกำหนดที่มีการใช้งานอย่างแพร่หลายได้แก่ วิธีลบฉากหลังโดยอาศัย โครมาคีย์ (Chroma Key) ซึ่งใช้ฉากหลังโทนสีน้ำเงินหรือเขียว เป็นแบบจำลองอ้างอิงและสามารถแยกวัตถุที่มีสีแตกต่างจากสีดังกล่าวได้อย่างมีประสิทธิภาพ

อย่างไรก็ตามวิธีสร้างแบบจำลองฉากหลังเชิงกำหนดก็มีความยืดหยุ่นต่ำ การทำงานของขั้นตอนวิธีต้องกระทำในบริเวณที่จำกัดและมีฉากหลังเป็นสีดังกล่าว อีกทั้งสีของวัตถุที่สนใจต้องมีความแตกต่างจากฉากหลังด้วย วิธีดังกล่าวจึงเป็นที่นิยมเพียงแต่การประยุกต์ใช้งานในด้านการแยกส่วนภาพนิ่งบุคคลและภาพเคลื่อนไหวในสถานที่อันจำกัด เช่น การถ่ายสตูดิโอบุคคล การแยกส่วนภาพ

บุคคลเพื่อการบันเทิง และแพร่ภาพโทรทัศน์ และไม่เป็นที่นิยมในการประมวลผลในมุมมองกว้างหรือที่โล่งแจ้ง เนื่องจากให้ประสิทธิภาพในการจำแนกต่ำ

2.2.1.2 วิธีเชิงสถิติ (Statistical Approach) เป็นวิธีที่สร้างแบบจำลองจากหลังโดยการประมาณภาพฉากหลัง (Background Estimation) ในสถานการณ์จริง แบบจำลองที่ได้หาได้โดยการเก็บค่าทางสถิติของฉากบริเวณที่ถือว่าเป็นฉากหลัง วิธีดังกล่าวมีข้อดีคือ ไม่มีข้อจำกัดเรื่องสถานที่ และไม่ต้องกำหนดสีฉากหลังเฉพาะในการประมวลผลเหมือนวิธีเชิงกำหนด อีกทั้งยังสามารถประมวลผลภาพได้ในมุมมองกว้าง ซึ่งถือว่ามีความยืดหยุ่นสูงกว่ามาก [9]

ในวิทยานิพนธ์นี้จะพิจารณาการสร้างแบบจำลองเชิงสถิติพารามตริก ซึ่งแทนแบบจำลองฉากหลังด้วยพารามิเตอร์ของฉากหลัง และในขั้นตอนนี้จะพิจารณาการเก็บตัวอย่างฉากหลังโดยใช้ปริภูมิสี RGB 24 บิตต่อจุดภาพและค่าสีในแต่ละจุดภาพมีการกระจายแบบเกาส์ตามเวลา

พิจารณากรรมวิธีจุดภาพ (Pixel Process) ณ จุดภาพ $P(i, j)$ ซึ่งเป็นกรรมวิธีแบบสุ่ม (Random Process) $\{\mathbf{X}_{i,j}[t]\}$ ให้เป็นกรรมวิธีแบบเกาส์ (Gaussian Process) จากจุดเวลาจุดใดจุดหนึ่งในลำดับของเซต $\{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ จากเซตโดเมนเวลา T ฟังก์ชันความหนาแน่นร่วม (Joint Density Function) $f_{\mathbf{x}_{i,j}}(\mathbf{X}_{i,j})$ ของเวกเตอร์สุ่ม $\mathbf{X}_{i,j}$ ณ เวลา t ใด ๆ จะอยู่ในรูปแบบสมการที่ (2.6)

$$f_{\mathbf{x}_{i,j}}(\mathbf{X}_{i,j}) = \frac{|\mathbf{C}_{i,j}|^{-1/2}}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{X}_{i,j} - \boldsymbol{\mu}_{i,j})^T \mathbf{C}_{i,j}^{-1} (\mathbf{X}_{i,j} - \boldsymbol{\mu}_{i,j})\right\} \quad (2.6)$$

โดยที่ i เป็นลำดับคอลัมน์ของจุดภาพที่พิจารณา
 j เป็นลำดับแถวของจุดภาพที่พิจารณา
 n เป็นจำนวนจุดเวลาที่พิจารณา
 $\mathbf{X}_{i,j}$ เป็นเวกเตอร์ค่าสีที่พิจารณา ณ คอลัมน์ที่ i แถวที่ j
 $\boldsymbol{\mu}_{i,j}$ เป็นเวกเตอร์ค่าสีคาดหวัง (Expected Color Vector) ณ คอลัมน์ที่ i แถวที่ j
 $\mathbf{C}_{i,j}$ เป็นเมตริกซ์ค่าสีความแปรปรวนร่วมเกี่ยว (Covariant Color Matrix) ณ คอลัมน์ที่ i แถวที่ j

ในเชิงปฏิบัติระบบเริ่มทำงานจากการสร้างแบบจำลองจากการเก็บภาพฉากหลังตัวอย่าง ซึ่งเป็นฉากหลังที่ไม่มีวัตถุที่สนใจอยู่ ในรูปแบบ RGB 24 บิตต่อจุดภาพ ขนาดกว้าง W สูง H จุดภาพ เป็นจำนวน N เฟรม เราจะพิจารณาลำดับภาพ (Sequence) โดยสนใจเวกเตอร์ค่าสี $\mathbf{X}_{i,j}[n]$ ณ จุดภาพ $P(i, j)$ ของเฟรมที่ n เป็นกรรมวิธีจุดภาพและมีการแจกแจงดังนี้

$$\eta(\mathbf{X}_{i,j}[n], \mathbf{E}_{i,j}[n], \mathbf{C}_{i,j}[n]) = \frac{|\mathbf{C}_{i,j}[n]|^{-1/2}}{(2\pi)^{N/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n])^T \mathbf{C}_{i,j}^{-1}[n](\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n])\right\}$$

และ $i \in \{1, 2, \dots, W\}; j \in \{1, 2, \dots, H\}; n \in \{1, 2, \dots, N\}$

(2.7)

โดยที่ n เป็นลำดับที่ของเฟรมที่พิจารณา
 $\mathbf{E}_{i,j}[n]$ เป็นเวกเตอร์ค่าเฉลี่ย (Mean Color Vector) ณ คอลัมน์ที่ i แถวที่ j และเฟรมที่ n

ในที่นี้ เมื่อพิจารณาสร้างแบบจำลองจากข้อมูล N เฟรม กำหนดให้

$$\mathbf{E}_{i,j} = \mathbf{E}_{i,j}[N] = E\{\mathbf{X}_{i,j}[N]\}$$
(2.8)

และ

$$\mathbf{C}_{i,j} = \mathbf{C}_{i,j}[N] = E\{[\mathbf{X}_{i,j}[N] - \mathbf{E}_{i,j}]^T [\mathbf{X}_{i,j}[N] - \mathbf{E}_{i,j}]\}$$
(2.9)

โดยที่ $E\{\cdot\}$ คือตัวปฏิบัติการประมาณ (Estimation Operator)
 $\mathbf{E}_{i,j}$ เป็นเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยสถิตย์ (Static Mean Color Vector)
 $\mathbf{C}_{i,j}$ เมตริกซ์ค่าความแปรปรวนสัมพัทธ์สถิตย์ (Static Color Covariant Matrix)

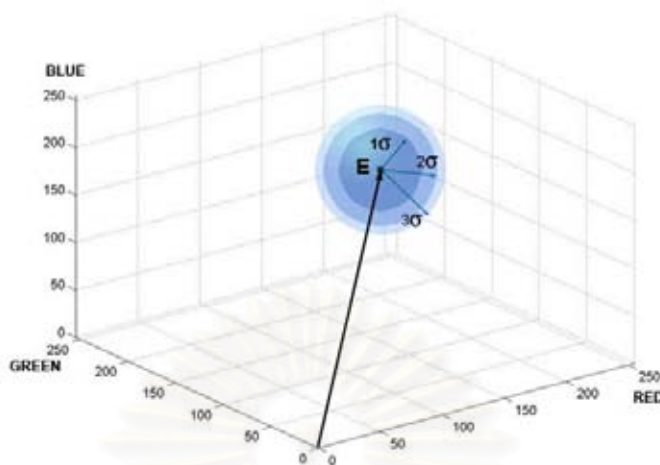
ในทางปฏิบัติสามารถหา $\mathbf{E}_{i,j}$ และ $\mathbf{C}_{i,j}$ ได้จาก

$$\mathbf{E}_{i,j} = \frac{\sum_{n=1}^N \mathbf{X}_{i,j}[n]}{N}$$
(2.10)

$$\mathbf{C}_{i,j} = \begin{bmatrix} \sigma_{i,j}^R & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{i,j}^G & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{i,j}^B \end{bmatrix}$$
(2.11)

โดยที่ \mathbf{I} เป็นเมตริกซ์เอกลักษณ์
 $\sigma_{i,j}^R$ เป็นค่าความแปรปรวนขององค์ประกอบสีแดง ณ คอลัมน์ที่ i แถวที่ j
 $\sigma_{i,j}^G$ เป็นค่าความแปรปรวนขององค์ประกอบสีเขียว ณ คอลัมน์ที่ i แถวที่ j
 $\sigma_{i,j}^B$ เป็นค่าความแปรปรวนขององค์ประกอบสีน้ำเงิน ณ คอลัมน์ที่ i แถวที่ j

โดยพารามิเตอร์จากหลังสามารถแทนแบบจำลองจากหลังได้ในรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 แบบจำลองฉากหลังพื้นฐานซึ่งการแจกแจงของค่าสีเป็นแบบเกาส์

การกระจายของค่าสีตลอดช่วงเวลาที่ทำการเก็บข้อมูลสีเพื่อสร้างแบบจำลองจะเป็นดังรูปที่ 2.3 ซึ่งโดยธรรมชาติของข้อมูลที่เก็บได้ เราได้พารามิเตอร์ของแบบจำลองฉากหลังที่สำคัญ 2 ค่าคือ $E_{i,j}$ และ $C_{i,j}$ การประมวลผลในขั้นต่อไปสามารถนำพารามิเตอร์ฉากหลัง $E_{i,j}$ ไปทำการเปรียบเทียบ และใช้ $C_{i,j}$ ไปใช้ในกระบวนการจำแนกได้ อย่างไรก็ตามแบบจำลองที่ได้ไม่มีความยืดหยุ่น ในหลายๆ สถานการณ์ดังกล่าวไว้ในบทที่ 1 จึงจำเป็นต้องสร้างพารามิเตอร์ฉากหลังเพิ่มเติมเพื่อใช้แก้ปัญหาในสถานการณ์ที่ทำให้ระบบที่ใช้พารามิเตอร์ฉากหลังพื้นฐาน $E_{i,j}$ และ $C_{i,j}$ ทำงานผิดพลาด

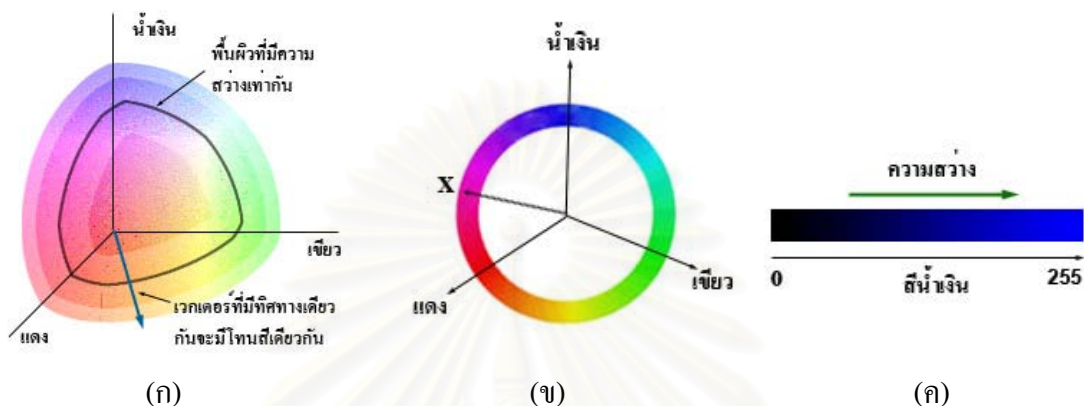
2.2.2 การสร้างพารามิเตอร์ฉากหลังเพื่อการตรวจหาเงา

เมื่อพิจารณาการแก้ปัญหาเรื่องเงาของวัตถุ วิทยานิพนธ์นี้จะดัดแปลงขั้นตอนวิธีจากกรนำเสนอของ Horprasert และคณะ [13] ซึ่งมีข้อดีดังได้กล่าวไว้ในบทที่ 1 และถูกวิเคราะห์ว่ามีประสิทธิภาพสูงในการตรวจหาเงา [16] มาประกอบการพิจารณา

การทำงานของระบบหลังจากหาเวกเตอร์ค่าสีค่าเฉลี่ย $E_{i,j}$ และเมตริกซ์ค่าสีความแปรปรวนสัมพัทธ์ $C_{i,j}$ แล้ว จะกลับมาคำนวณหาค่าความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง (Luminance Distortion) และ ความเพี้ยนเชิงสี (Chrominance Distortion) ซึ่งจะใช้ข้อมูลตัวอย่าง N เฟรมเดิมมาหาค่าทั้งสอง ณ แต่ละจุดภาพ $P(i, j)$

จากหลักการของการมองเห็นของมนุษย์ ที่มีประสาทสัมผัสทางการมองเห็นที่แยกองค์ประกอบของสีและความสว่างออกจากกัน [17] ขั้นตอนวิธีจะอาศัยความเป็นอิสระต่อกันขององค์ประกอบเชิงส่องสว่าง (Luminance Component) และ เชิงสี (Chrominance Component) ในพิกัด

แบบทรงกลม (Spherical Coordinate) ดังในรูปที่ 2.4 (ก) โดยค่าสีที่อยู่บนพื้นผิวทรงกลมเดียวกัน หรือมีระยะของรัศมีเท่ากันจะมีองค์ประกอบเชิงส่องสว่างเท่ากันและมีโทนสีแตกต่างกันไปดังรูปที่ 2.4 (ข) ในอีกแง่มุมหนึ่ง ค่าสีที่อยู่บนเส้นสี (Chrominance Line) เดียวกันจะมีโทนสีเดียวกันแต่มีความสว่างต่างกัน ดังแสดงในรูปที่ 2.4 (ค)



รูปที่ 2.4 การพิจารณาโดยแยกองค์ประกอบเชิงส่องสว่างและองค์ประกอบเชิงสี (ก) การพิจารณาในรูปแบบพิกัดทรงกลม (ข) ค่าโทนสีที่ระดับความสว่างเท่ากัน (ค) ค่าความสว่างต่างๆกันที่โทนสีเดียวกัน

2.2.2.1 ความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง (Luminance Distortion) [α]

ความเพี้ยนเชิงส่องสว่างเป็นปริมาณเชิงสเกลาร์ ซึ่งจะเป็นค่าที่ทำให้ค่าสีที่ผู้วัดสังเกตเห็นใกล้เคียงกับค่าสีจริงของวัตถุในแบบจำลองที่สุด [13] โดยค่า α ณ คอลัมน์ที่ i แถวที่ j และเฟรมที่ n หาได้จากสมการที่ (2.12)

$$\alpha_{i,j}[n] = \arg_{\psi} \min(\mathbf{X}_{i,j}[n] - \psi \mathbf{E}_{i,j})^2 \tag{2.12}$$

โดยที่ ψ เป็นตัวแปรหุ่น (Dummy Variable)

ค่า $\alpha_{i,j}[n]$ สามารถใช้แสดงลักษณะของภาพได้จากค่า $\alpha_{i,j}[n]$ ที่ต่างกันไปดังนี้

- $\alpha_{i,j}[n] = 1$ ค่าความสว่างของค่าที่สังเกตได้เท่ากับค่าความสว่างของค่าสีจริงในแบบจำลอง
- $\alpha_{i,j}[n] < 1$ ค่าความสว่างของค่าที่สังเกตได้น้อยกว่าค่าความสว่างของค่าสีจริงในแบบจำลอง
- $\alpha_{i,j}[n] > 1$ ค่าความสว่างของค่าที่สังเกตได้มากกว่าค่าความสว่างของค่าสีจริงในแบบจำลอง

ในทางปฏิบัติ หา $\alpha_{i,j}[n]$ ได้จากสมการที่ (2.13) [13]

$$\alpha_{i,j}[n] = \arg_{\psi} \min \left[\left(\frac{X_{i,j}^R[n] - \psi E_{i,j}^R}{\sigma_{i,j}^R} \right)^2 + \left(\frac{X_{i,j}^G[n] - \psi E_{i,j}^G}{\sigma_{i,j}^G} \right)^2 + \left(\frac{X_{i,j}^B[n] - \psi E_{i,j}^B}{\sigma_{i,j}^B} \right)^2 \right] \quad (2.13)$$

หลังจากทำการหาค่าต่ำสุดจะได้รูปอย่างง่ายของ $\alpha_{i,j}[n]$ ในสมการที่ (2.14)

$$\alpha_{i,j} = \frac{\left(\frac{X_{i,j}^R[n]E_{i,j}^R}{(\sigma_{i,j}^R)^2} + \frac{X_{i,j}^G[n]E_{i,j}^G}{(\sigma_{i,j}^G)^2} + \frac{X_{i,j}^B[n]E_{i,j}^B}{(\sigma_{i,j}^B)^2} \right)}{\left(\left[\frac{E_{i,j}^R}{\sigma_{i,j}^R} \right]^2 + \left[\frac{E_{i,j}^G}{\sigma_{i,j}^G} \right]^2 + \left[\frac{E_{i,j}^B}{\sigma_{i,j}^B} \right]^2 \right)} \quad (2.14)$$

2.2.2.2 ความเพี้ยนเชิงสี (Chrominance Distortion) [λ]

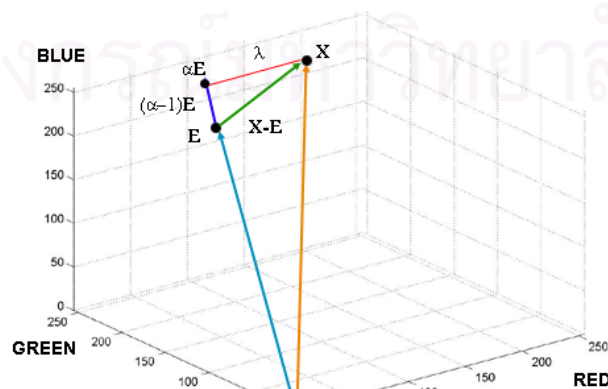
ความเพี้ยนเชิงสี เป็นค่าความแตกต่างของแกนสีของภาพที่ใช้อ้างอิงในแบบจำลองฉากหลังกับสีของภาพที่สังเกตได้จากภาพรับเข้า โดยจะเป็นระยะทางระหว่าง ค่าสีของภาพที่อ้างอิง กับค่าสีของภาพที่สังเกตได้ที่ระดับความสว่างเท่ากัน โดยค่า λ ณ คอลัมน์ที่ i แถวที่ j และเฟรมที่ n สามารถหาได้จากสมการที่ (2.15)

$$\lambda_{i,j}[n] = \|\mathbf{X}_{i,j}[n] - \alpha_{i,j}[n]\mathbf{E}_{i,j}\| \quad (2.15)$$

ในทางปฏิบัติหา $\lambda_{i,j}[n]$ ได้จากสมการที่ (2.16) [13]

$$\lambda_{i,j}[n] = \sqrt{\left(\frac{X_{i,j}^R[n] - \alpha_{i,j} E_{i,j}^R}{\sigma_{i,j}^R} \right)^2 + \left(\frac{X_{i,j}^G[n] - \alpha_{i,j} E_{i,j}^G}{\sigma_{i,j}^G} \right)^2 + \left(\frac{X_{i,j}^B[n] - \alpha_{i,j} E_{i,j}^B}{\sigma_{i,j}^B} \right)^2} \quad (2.16)$$

ความเพี้ยนทั้งสองแนวแกนใช้หลักการของความเป็นอิสระต่อกันเราสามารถแสดงแบบจำลองฉากหลังที่สอดคล้องกับตัวแปรข้างต้นได้ดังในรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 แบบจำลองฉากหลังพร้อมทั้งค่าความเพี้ยนเชิงสีสองสว่างและความเพี้ยนเชิงสี

จากข้างต้นในสมการที่ (2.14) และ (2.16) จะเห็นได้ว่า ความแปรปรวนของ $\alpha_{i,j}[n]$ และ $\lambda_{i,j}[n]$ มีความแตกต่างกันขึ้นอยู่กับ ตำแหน่งจุดภาพ ดังนั้นจึงมีความจำเป็นที่จะเปรียบเทียบแต่ละจุดภาพที่มาตรฐานเดียวกัน โดยการหาค่าเบี่ยงเบนเชิงสองสว่าง $a_{i,j}$ และค่าเบี่ยงเบนเชิงสี่ $b_{i,j}$ ดังในสมการที่ (2.17) และ (2.18)

$$a_{i,j} = RMS(\alpha_{i,j}[n]) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\alpha_{i,j}[n]-1)^2}{N}} \quad (2.17)$$

$$b_{i,j} = RMS(\lambda_{i,j}[n]) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\lambda_{i,j}[n])^2}{N}} \quad (2.18)$$

ณ จุดนี้ เราจะได้ ตัวแปรเชิงสถิติของแบบจำลองจากหลัง 4 ตัวแปร ณ จุด $P(i, j)$ คือ $\{E_{i,j}, C_{i,j}, a_{i,j}, b_{i,j}\}$ โดยจะมีทั้งหมด $4 \cdot W \cdot H$ ตัวแปรในการเก็บตัวอย่าง N เฟรม

2.2.3 การคำนวณเปรียบเทียบ

ขั้นตอนการคำนวณเปรียบเทียบจะประมวลผลภาพทีละเฟรมที่จับจากกล้องวิดีโอ เมื่อรับข้อมูลมาแล้ว จะพิจารณาทีละจุดภาพ การคำนวณเปรียบเทียบทำได้โดยทำการลบ (Subtract) เวกเตอร์ค่าสี ณ จุดนั้น ๆ $X_{i,j}[n]$ ด้วยเวกเตอร์ค่าสีเฉลี่ยของแบบจำลอง $E_{i,j}$ พร้อมทั้งหาค่าความเพี้ยนเชิงสองสว่าง $\alpha_{i,j}[n]$ และ ความเพี้ยนเชิงสี่ $\lambda_{i,j}[n]$ ตามสมการที่ (2.14) และ (2.16) จากนั้นจะทำให้เป็นบรรทัดฐาน (Normalization) ด้วยค่าเบี่ยงเบนเชิงสองสว่าง $a_{i,j}$ และค่าเบี่ยงเบนเชิงสี่ $b_{i,j}$ เป็นความเพี้ยนเชิงสองสว่างมาตรฐาน $\hat{\alpha}_{i,j}[n]$ และ ความเพี้ยนเชิงสี่มาตรฐาน $\hat{\lambda}_{i,j}[n]$ ดังแสดงในสมการที่ (2.19) และ (2.20)

$$\hat{\alpha}_{i,j}[n] = \frac{\alpha_{i,j}[n]-1}{a_{i,j}[n]} \quad (2.19)$$

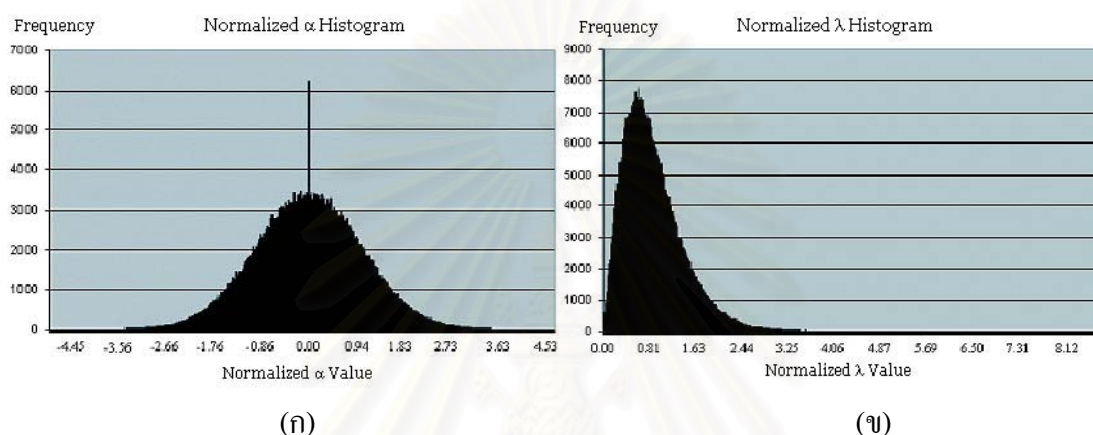
$$\hat{\lambda}_{i,j}[n] = \frac{\lambda_{i,j}[n]}{b_{i,j}[n]} \quad (2.20)$$

โดยที่ค่าความเพี้ยนดังกล่าวสื่อได้ถึงความแตกต่างระหว่างเวกเตอร์ค่าสีรับเข้า $X_{i,j}[n]$ และเวกเตอร์ค่าสีเฉลี่ยของแบบจำลอง $E_{i,j}$ ซึ่งค่าที่ได้จะนำไปเข้ากระบวนการจำแนกต่อไป

2.2.4 การกำหนดขีดเริ่มเปลี่ยน

จากข้างต้นขีดเริ่มเปลี่ยนถือว่ามีผลสำคัญในระบบลบจากหลัง ดังนั้นขีดเริ่มเปลี่ยนที่เลือกควรจะเป็นค่าที่ทำให้ผลการจำแนกมีความถูกต้องมากที่สุด ตามปกติถ้าค่าความเพี้ยนเชิงสี่มาตรฐาน

$\hat{\lambda}_{i,j}[n]$ และความเพี้ยนเชิงส่องสว่างมาตรฐาน $\hat{\alpha}_{i,j}[n]$ มีการแจกแจงแบบเกาส์ เราสามารถกำหนดให้ จิตเริ่มเปลี่ยนเชิงสี และจิตเริ่มเปลี่ยนเชิงส่องสว่าง เป็นค่าคงที่เป็นจำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนเชิงส่องสว่าง $a_{i,j}$ และค่าเบี่ยงเบนเชิงสี $b_{i,j}$ ได้ แต่เนื่องจากการทดลองใน [13] ค่าความเพี้ยนส่องสว่างเท่านั้นที่มีการแจกแจงที่สามารถประมาณให้เป็นการแจกแจงแบบเกาส์ได้ดังรูปที่ 2.6 (ก) แต่ค่าความเพี้ยนเชิงสีจะไม่ได้มีการแจกแจงแบบเกาส์ แต่มีการแจกแจงอยู่ในลักษณะเบ้ขวาดังรูปที่ 2.6 (ข)



รูปที่ 2.6 การกระจายตัวของค่าความเพี้ยนมาตรฐาน (ก) ความเพี้ยนเชิงส่องสว่างมาตรฐาน $\hat{\alpha}_{i,j}[n]$ (ข) ความเพี้ยนเชิงสีมาตรฐาน $\hat{\lambda}_{i,j}[n]$

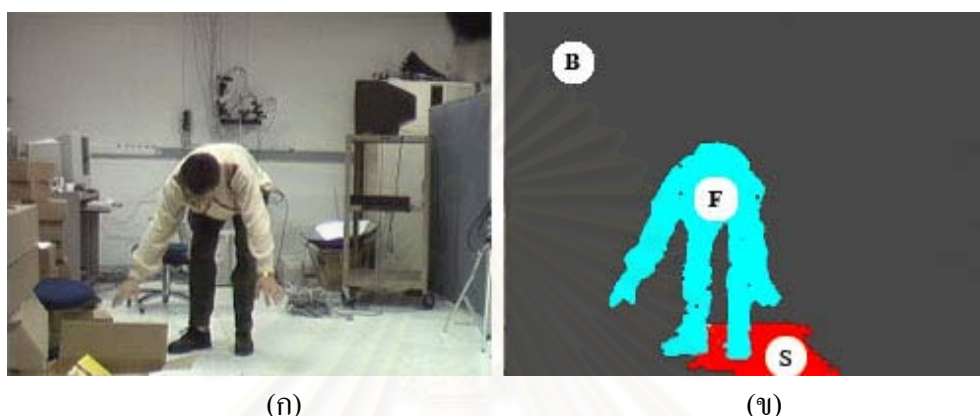
ดังนั้นจึงไม่สามารถกำหนดจิตเริ่มเปลี่ยน โดยอ้างอิงค่าศตภาค (Percentile) ตามการแจกแจงมาตรฐานได้ การหาจิตเริ่มเปลี่ยนจะกระทำโดยการกำหนด อัตราความผิดพลาด (Error-rate) r ที่ยอมรับได้ โดยผู้จะเป็นผู้กำหนดอัตราความผิดพลาดดังกล่าวและเมื่อการสร้างแบบจำลองของระบบเสร็จสิ้นระบบจะคำนวณ โดยหาการแจกแจงของค่าค่าความเพี้ยนเชิงสีและความสว่าง พร้อมทั้งคำนวณหาข้อมูลในตำแหน่งศตภาคต่างๆ โดยใช้ อัตราความผิดพลาด ดังนี้

- จิตเริ่มเปลี่ยนเชิงสี τ_λ คำนวณจากค่า $\hat{\lambda}_{i,j}[n]$ ที่ ศตภาค r
- จิตเริ่มเปลี่ยนเชิงส่องสว่าง $\tau_{\alpha 1}$ และ $\tau_{\alpha 2}$ คำนวณจากค่า $\hat{\alpha}_{i,j}[n]$ ที่ ศตภาค r และ $1-r$
- จิตเริ่มเปลี่ยนขอบเขตเงา τ_{do} ผู้ใช้เป็นผู้กำหนดค่า $\hat{\alpha}_{i,j}[n]$ ที่ต่ำที่สุดที่ยอมรับได้ว่าเป็นเงา เหตุที่มีการกำหนดจิตเริ่มเปลี่ยนขอบเขตเงา เนื่องจากการป้องกันการจำแนกวัตถุที่มีสีค่อนข้างเข้มหรือสีดำ เป็นเงาของวัตถุ

การหาค่าดังกล่าวจะหาเมื่อเสร็จสิ้นกระบวนการหาแบบจำลองฉากหลัง ก่อนการเริ่มประมวลผลจริง และเนื่องจากระบบดังกล่าวเป็นระบบที่ใช้แบบจำลองสถิติ จิตเริ่มเปลี่ยนที่คำนวณได้จึงเป็นค่าคงที่ไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา

2.2.5 การจำแนกจุดภาพ

ขั้นตอนการจำแนก จะจำแนกจุดภาพออกเป็นกลุ่มตามการพิจารณาองค์ประกอบของภาพรับเข้า ซึ่งสามารถแบ่งจุดภาพออกได้เป็น 4 กลุ่มดังรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 การจำแนกจุดภาพออกเป็นกลุ่มจากภาพรับเข้า (ก) ภาพรับเข้า (ข) ภาพที่ผ่านการจำแนกกลุ่มจุดภาพ

1. บริเวณฉากหน้า (F: Foreground) ถือว่าเป็นบริเวณที่สนใจ อาจจะเป็นวัตถุ บุคคล ที่อยู่ในความสนใจ มักจะเป็นวัตถุที่เคลื่อนที่เข้ามาในฉาก ลักษณะของบริเวณนี้จะมีค่าสีค่อนข้างแตกต่างกับฉากหลังอย่างชัดเจน คือมีความเพี้ยนเชิงสีและความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง เกินกว่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่จะยอมรับได้
2. บริเวณฉากหลัง (B: Background) ถือว่าเป็นบริเวณนอกความสนใจและถือว่าเป็นบริเวณที่ไม่เกิดความเปลี่ยนแปลงไปจากฉากหลังเดิม ดังนั้นจึงมีค่าสีใกล้เคียงกับฉากหลัง คือมีความเพี้ยนเชิงสีและความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง อยู่ในช่วงขีดเริ่มเปลี่ยนที่จะยอมรับได้
3. บริเวณเงาของวัตถุ (S: Shadow) ถือว่าเป็นบริเวณนอกความสนใจแต่อาจมีการเปลี่ยนแปลงตามการเคลื่อนไหวของวัตถุ ดังนั้นจากการสังเกตบริเวณที่มีเงาของวัตถุทอดอยู่บนพื้นฉากหลัง จะมีค่าสีใกล้เคียงกับฉากหลัง แต่มีความสว่างน้อยกว่า คือ มีค่าความเพี้ยนเชิงสีอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ แต่มีความเพี้ยนเชิงส่องสว่างมากเกินกว่าที่ยอมรับได้ และค่าความเพี้ยนดังกล่าวมีค่าน้อยกว่าศูนย์
4. ส่วนสว่าง (H : Highlight) ถือว่าเป็นบริเวณนอกความสนใจถ้าจุดภาพปัจจุบันมีสีคล้ายคลึงแต่มีความสว่างมากกว่าจุดภาพตำแหน่งเดียวกันของพื้นฉากหลัง โดยบริเวณนี้มักเกิดน้อย

มาก เมื่อเทียบกับบริเวณอื่น บางครั้งจึงอาจถือว่ามีย่อยมากพร้อมทั้งละเว้นและจำแนกให้เป็นฉากหลังจึงไม่มีการแสดงจุดภาพกลุ่มนี้ในรูปที่ 2.7 (ข)

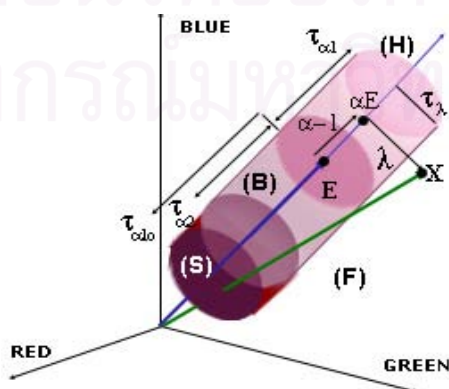
การจำแนกข้างต้นจะใช้ค่า $\hat{\alpha}_{i,j}[n]$ และ $\hat{\lambda}_{i,j}[n]$ ในกระบวนการจำแนกจุดภาพ โดยจะแบ่งกลุ่มของจุดภาพออกเป็น 4 กลุ่ม ซึ่งจะแสดงโดยหน้ากากของการจำแนก (Classification Mask) $CM_{i,j}[n]$ และพิจารณาตามเงื่อนไขจากบนลงล่าง (เงื่อนไข F ไปเงื่อนไข H) ดังแสดงในสมการการจำแนกที่ (2.21)

$$CM_{i,j}(n) = \begin{cases} P(i,j) \in \mathbf{F} : \hat{\lambda}_{i,j}[n] > \tau_\lambda \text{ or } \hat{\alpha}_{i,j}[n] < \tau_{do} \\ P(i,j) \in \mathbf{B} : \hat{\alpha}_{i,j}[n] < \tau_{\alpha 1} \text{ and } \hat{\alpha}_{i,j}[n] > \tau_{\alpha 2} \\ P(i,j) \notin \mathbf{F} : \begin{cases} P(i,j) \in \mathbf{S} : \hat{\alpha}_{i,j}[n] < 0 \\ P(i,j) \in \mathbf{H} : \hat{\alpha}_{i,j}[n] > 0 \end{cases} \end{cases} \quad (2.21)$$

โดยที่

- τ_λ เป็นขีดเริ่มเปลี่ยนเชิงสีที่ได้จากค่า $\hat{\lambda}_{i,j}[n]$ ที่ตำแหน่งอัตราความผิดพลาด r หรือกล่าวอีกนัยหนึ่ง คือ เป็นค่า $\hat{\lambda}_{i,j}[n]$ ณ ตำแหน่งศตภาค (Percentile) ที่ r ในการแจกแจงค่า $\hat{\lambda}_{i,j}[n]$ ที่เกิดขึ้นทั้งหมดในแบบจำลอง
- $\tau_{\alpha 1}$ เป็นขีดเริ่มเปลี่ยนเชิงส่องสว่างที่ได้จาก $\hat{\alpha}_{i,j}[n]$ ณ ตำแหน่งอัตราความผิดพลาด r
- $\tau_{\alpha 2}$ เป็นขีดเริ่มเปลี่ยนเชิงส่องสว่างที่ได้จาก $\hat{\alpha}_{i,j}[n]$ ณ ตำแหน่งอัตราความผิดพลาด $1-r$
- τ_{do} เป็นขีดเริ่มเปลี่ยนที่กำหนดขึ้นเพื่อจำกัดความมืดของเงาเพื่อป้องกันการตีความผิดพลาดในกรณีการตีความวัตถุมืด หรือ วัตถุที่มีสีค่อนข้างดำ เป็นเงาของวัตถุ

แบบจำลองการจำแนกอธิบายการทำงานข้างต้นได้ในรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 แบบจำลองอธิบายการจำแนกจุดภาพออกเป็น 4 กลุ่มจุดภาพ

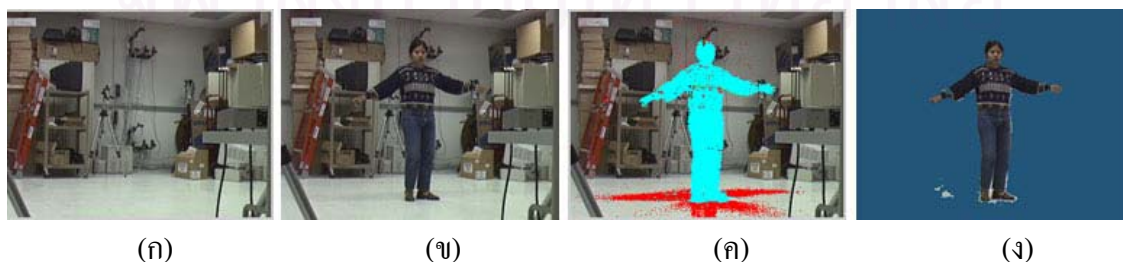
การแจกแจงจะเริ่มพิจารณาจุดปลายของเวกเตอร์สีรับเข้า ณ จุดภาพที่พิจารณาโดยในเงื่อนไขแรกจะตรวจสอบเงื่อนไขความเพี้ยนเชิงสี ถ้าความเพี้ยนเชิงสีมีค่ามากกว่าค่าเริ่มเปลี่ยนเชิงสี หรืออยู่นอกรัศมีทรงกระบอกในรูปที่ 2.8 จุดภาพดังกล่าวจะถูกจำแนกให้อยู่ในกลุ่มฉากหน้าทันที แต่ถ้าความเพี้ยนเชิงสีมีค่าน้อยกว่าค่าเริ่มเปลี่ยนเชิงสี หรืออยู่ในรัศมีทรงกระบอก จะตรวจสอบความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง ถ้าความเพี้ยนเชิงส่องสว่างอยู่ในช่วงค่าเริ่มเปลี่ยนเชิงส่องสว่างที่กำหนดไว้ จะถือว่าค่าสีดังกล่าวมีความเหมือนค่าสีฉากหลังและจุดภาพดังกล่าวจะถูกจำแนกให้อยู่ในกลุ่มฉากหลัง แต่ถ้าอยู่นอกค่าเริ่มเปลี่ยนเชิงความสว่างที่กำหนดไว้ จะพิจารณาค่าดังกล่าวว่ามีค่ามากกว่าหรือน้อยกว่าช่วงค่าเริ่มเปลี่ยน ถ้ามีค่าน้อยกว่าจะถือว่ามีความส่องสว่างน้อย จะถูกกำหนดให้อยู่ในกลุ่มเงา แต่ถ้ามากกว่าจะถูกกำหนดให้อยู่ในกลุ่มส่วนสว่าง (Highlight)

2.2.6 ผลการทดลองของวิธีต้นแบบ

พิจารณาทดสอบขั้นตอนวิธีดังกล่าว โดยใช้โปรแกรมของ Horprasert และคณะ [13] มาปรับปรุงเพื่อสร้างเป็นโปรแกรมต้นแบบในการทดลองตามหลักการดังที่ได้กล่าวมา โดยการทดลองใช้ลำดับภาพเปรียบเทียบสมรรถนะ (Benchmark Sequence) ตามสถานการณ์ต่าง ๆ ดังนี้

2.2.6.1 สถานการณ์การเกิดเงาเนื่องจากแหล่งกำเนิดแสงหลายแหล่ง

สถานการณ์ดังกล่าว ได้มาจากลำดับภาพทดสอบจาก Horprasert และคณะ [13] ซึ่งเป็นลำดับภาพการเคลื่อนที่ของบุคคลภายใต้แหล่งกำเนิดแสงหลายแหล่ง ทำให้เกิดเงาของวัตถุหรือบุคคลที่อยู่ในฉาก เมื่อนำขั้นตอนวิธีดังกล่าวมาทำการทดสอบ จะได้ผลการทดลองดังรูปที่ 2.9 และ โดยจากการทดลองจะกำหนดให้จุดภาพที่ถูกจำแนกให้เป็นวัตถุจะมีหน้าฉาก (Mask) สีฟ้า ละกำหนดให้จุดภาพที่ถูกจำแนกให้เป็นเงาจะมีหน้าฉากสีแดง ส่วนจุดภาพที่ถูกจำแนกเป็นฉากหลังจะกำหนดให้เป็นสีฉากหลังเดิม



รูปที่ 2.9 ผลการทดลองการจัดการเงาของวัตถุของขั้นตอนวิธีที่ใช้เป็นแนวทางหลักในการพัฒนา (ก) แบบจำลองเริ่มต้น (ข) ภาพรับเข้า (ค) หน้าฉากการจำแนก (ง) ผลการจำแนก

จากการสังเกตผลการทดลองระบบดังกล่าวสามารถจัดการปัญหาที่เกิดจากเงาได้อย่างมีประสิทธิภาพแม้เงาจากการเกิดเงาจะเกิดจากแหล่งกำเนิดแสงหลายแหล่ง ซึ่งเป็นจุดเด่นของขั้นตอนวิธีในการกำจัดเงาของวัตถุ และเหมาะสำหรับบริเวณที่มีอิทธิพลของแหล่งกำเนิดแสงมาก และเกิดเงาที่เคลื่อนไหวในฉาก

2.2.6.2 สถานการณ์การเกิดเงาและฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลง

สถานการณ์ดังกล่าว ได้มาจากลำดับภาพทดสอบจากการทดลองที่เสนอโดย Kim และคณะ [18] ซึ่งเป็นลำดับภาพการเคลื่อนที่ของบุคคลภายใต้แหล่งกำเนิดแสงหลายแหล่งและมีเปลี่ยนแปลงองค์ประกอบของฉากหลัง ในรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 ผลการทดลองการจัดการการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังของขั้นตอนวิธีที่ใช้เป็นแนวทางหลักในการพัฒนา (ก) แบบจำลองเริ่มต้น (ข) ภาพรับเข้า (ค) หน้ากากการจำแนก (ง) ผลการจำแนก

จากผลการทดลองสังเกตได้ว่าขั้นตอนวิธียังสามารถจัดการเงาของวัตถุได้ แต่ในกรณีที่ฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลง ระบบจะตรวจหาการเปลี่ยนแปลงและระบุว่าการเปลี่ยนแปลงนั้นเป็นวัตถุเสมอ และเมื่อเวลาผ่านไป ฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงมากขึ้น วัตถุที่พบก็จะพบมากขึ้นตามด้วย ส่งผลให้เกิดความผิดพลาดสะสมและทำให้เกิดปัญหาเมื่อนำไปใช้ในระบบติดตามวัตถุ (Object Tracking System) ระบบจะทำงานผิดพลาด เนื่องจากมีวัตถุที่ระบบตรวจหาไม่ใช่วัตถุจริงที่สนใจ ยกตัวอย่างเช่น ในรูปที่ 2.10 (ง) จะเห็นได้ว่า ระบบจะจำแนกให้บริเวณกล่องเป็นวัตถุฉากหน้าตลอดไปไม่ว่าเวลาจะผ่านไปนานเท่าใด จึงจำเป็นต้องมีการพัฒนาระบบให้ทำงานแบบปรับตัวได้ เพื่อที่จะได้แก้ปัญหาอันเกิดจากฉากหลังเปลี่ยนแปลงได้

2.3 การวัดประสิทธิภาพ

การวัดประสิทธิภาพเข้ามามีบทบาทในการพัฒนาขั้นตอนวิธีการลบฉากหลัง เนื่องจากสามารถใช้เป็นดัชนีชี้วัดและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของระบบ เพื่อการวิเคราะห์ปรับปรุงและแก้ไขขั้นตอนวิธีที่มีอยู่ให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น ซึ่งการวัดประสิทธิภาพสามารถทำได้หลายแนวทาง ดังนี้

2.3.1 การวัดประสิทธิภาพการจำแนก

การวัดประสิทธิภาพโดยการจำแนก ถือเป็น การวัดประสิทธิภาพโดยตรงของขั้นตอนวิธีการลบฉากหลังเนื่องจากผู้ใช้งานมักเห็นพ้องต้องกันว่าระบบที่ดี ต้องมีอัตราความถูกต้องในการจำแนกสูงด้วย ซึ่งหมายถึงการที่ระบบสามารถสกัด (Extract) ฉากหน้าหรือวัตถุที่สนใจออกจากฉากหลังได้อย่างครบถ้วน และไม่มีฉากหลังส่วนเกินถูกจำแนกให้เป็นฉากหน้า การวัดประสิทธิภาพโดยการจำแนกสามารถทำได้โดยหลาย ๆ วิธี ไม่ว่าจะเป็นการสังเกตด้วยตามนุษย์หรือการวัดประสิทธิภาพโดยการคำนวณอัตราการจำแนก ซึ่งแบ่งวิธีการวัดประสิทธิภาพการจำแนกหลัก ๆ ได้ดังนี้

2.3.1.1 การวัดประสิทธิภาพเชิงอัตวิสัย (Subjective Performance Evaluation)

การวัดประสิทธิภาพเชิงอัตวิสัย เป็นที่นิยมใช้วัดประสิทธิภาพได้ในระดับหนึ่ง เนื่องจากเป็นวิธีที่ง่ายและเปรียบเทียบได้ตรงตามเป้าหมายความต้องการในการวัดประสิทธิภาพของมนุษย์ การวัดมักนิยมวัดด้วยการสังเกตของมนุษย์ (Human-Based Evaluation) ใช้ได้ดีกับผลการทดลองที่มีความแตกต่างกันอย่างชัดเจน ดังตัวอย่างผลการทดลองในรูปที่ 2.11 จากการทดลองใน [7]



รูปที่ 2.11 ผลการทดลองที่การวัดประสิทธิภาพเชิงอัตวิสัยที่สามารถบ่งชี้ความแตกต่างของประสิทธิภาพการจำแนกได้อย่างชัดเจน (ก) ผลการทดลองที่ 1 (ข) ผลการทดลองที่ 2

อย่างไรก็ดีในกรณีที่ผลการทดลองมีความคลุมเครือต่อการตัดสินใจโดยสายตาคอนการวัดประสิทธิภาพเชิงอัตวิสัยอาจให้ผลการวัดประสิทธิภาพได้แตกต่างกันเมื่อผู้สังเกตไม่ได้เป็นคนเดียวกัน อีกทั้งผู้วัดเป็นคนเดียวกันแต่ทำการวัดในสถานการณ์ต่าง ๆ กันอาจให้ผลการวัดต่างกันด้วย ซึ่งถือเป็นข้อด้อยของการวัดประสิทธิภาพเชิงอัตวิสัย และไม่สามารถนำมาเปรียบเทียบได้อย่างน่าเชื่อถือ ตัวอย่างของผลการทดลองประเภทนี้ได้แก่รูปที่ 2.12 จากการทดลองใน [23]



(ก)



(ข)

รูปที่ 2.12 ผลการทดลองที่การวัดประสิทธิภาพเชิงอัตวิสัยที่ไม่สามารถบ่งชี้ความแตกต่างของประสิทธิภาพการจำแนกอย่างไม่ชัดเจน (ก) ผลการทดลองที่ 1 (ข) ผลการทดลองที่ 2

2.3.1.2 การวัดประสิทธิภาพเชิงปรวิสัย (Objective Performance Evaluation)

เนื่องจากการเปรียบเทียบเชิงอัตวิสัย สามารถบอกประสิทธิภาพได้ในระดับหนึ่งแต่ไม่สามารถเปรียบเทียบผลการทดลองจากต่าง ๆ วิธีกันได้อย่างเด่นชัด [19] และผลการทดลองที่ได้ ขึ้นอยู่กับผู้วัด เนื่องจากความสามารถในการแยกแยะด้วยตาของแต่ละบุคคลไม่เท่ากัน การเปรียบเทียบเชิงปรวิสัย จึงน่าจะเป็นทางเลือกที่ให้ผลน่าเชื่อถือมากกว่า เนื่องจากมีผลเป็นเชิงปริมาณ นำมาใช้ในการเปรียบเทียบระหว่างผลการทดลองจากหลาย ๆ วิธีได้

การวัดประสิทธิภาพการจำแนกเชิงปรวิสัยมักกระทำโดยการเปรียบเทียบผลการจำแนกที่ได้กับผลการจำแนกอ้างอิงหรือผลถูกต้องพื้นฐาน (Ground Truth) อันถือว่าเป็นผลการจำแนกในอุดมคติ (Ideal Result) และผลการทดลองตามอุดมคตินี้ จะถือว่ามีความใกล้เคียงกับกระบวนการแยกส่วนภาพด้วยตาของมนุษย์มากที่สุด ตามปกติการสร้างผลการทดลองอ้างอิงนี้มักให้มนุษย์เป็นผู้จำแนกกลุ่มจุดภาพจากภาพรับเข้า ซึ่งในการทดลองในวิทยานิพนธ์นี้ทำโดยการลากเส้นแบ่งขอบเขตในโปรแกรมประยุกต์ด้านการประมวลผลภาพทั่วไป โดยผลการทดลองตัวอย่างซึ่งถือว่าวัตถุที่สนใจ คือบุคคลในภาพและกระเป๋า แสดงดังรูปที่ 2.13 [23]



(ก)



(ข)

รูปที่ 2.13 การสร้างผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานจากภาพรับเข้า (ก) ภาพรับเข้าของระบบ (ข) ผลการสร้างหน้ากการจำแนกถูกต้องพื้นฐาน

วิธีการจำแนกตามปกติจะยึดจุดภาพที่สนใจเป็นบริเวณฉากหน้า (Foreground Region) หรือ บริเวณบวก (Positive Region) และบริเวณอื่น ๆ ที่นอกเหนือความสนใจไม่ว่าจะเป็น ฉากหลังจริง เงา ของวัตถุ และวัตถุนอกความสนใจ ให้เป็นบริเวณฉากหลัง (Background Region) หรือบริเวณลบ (Negative Region) โดยการให้สัญลักษณ์จะให้บริเวณบวกเป็นสีขาวและบริเวณลบเป็นสีดำ ดังนั้นใน กรณีของการจำแนกของผลถูกต้องพื้นฐานจะมีเซตของจุดภาพอยู่ 2 ประเภท ได้แก่

- F_T เป็นเซตจุดภาพของผลถูกต้องพื้นฐานซึ่งถูกจำแนกให้เป็นฉากหน้า (Truth Foreground)
- B_T เป็นเซตจุดภาพของผลถูกต้องพื้นฐานซึ่งถูกจำแนกให้เป็นฉากหลัง (Truth Background)

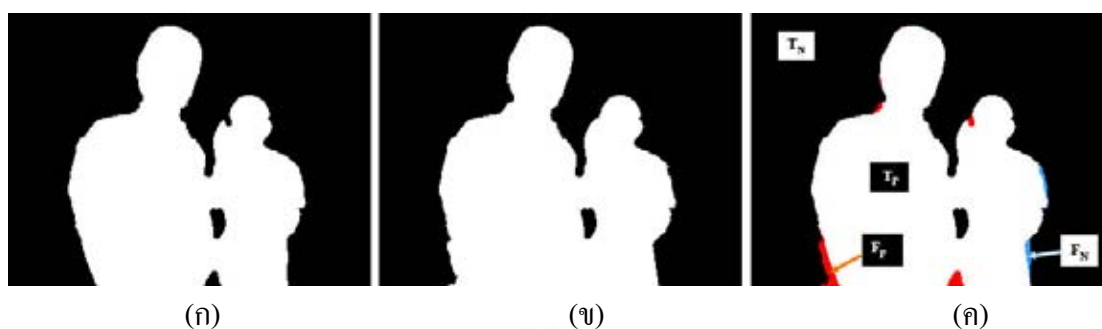
เมื่อได้ผลถูกต้องพื้นฐาน (Ground Truth) แล้ว จะนำผลการทดลองจากขั้นตอนวิธีต่าง ๆ มา เปรียบเทียบความเหมือน-ความต่างกับผลถูกต้องพื้นฐาน เช่นเดียวกันกับกรณีผลถูกต้องพื้นฐาน ผล การทดลองที่นำมาเปรียบเทียบจะมีการจำแนกเซตของจุดภาพออกเป็น 2 ประเภท ได้แก่

- F_C เป็นเซตจุดภาพของผลการทดลองที่พิจารณาซึ่งถูกจำแนกให้เป็นฉากหน้า (Considered Foreground)
- B_C เป็นเซตจุดภาพของผลการทดลองที่พิจารณาซึ่งถูกจำแนกให้เป็นฉากหลัง (Considered Background)

ขั้นตอนการเปรียบเทียบจะถือว่าจุดภาพของผลการทดลองที่พิจารณาที่ให้ผลเหมือนกับผล ถูกต้องพื้นฐานจะเป็นจุดภาพที่ถูก "จำแนกถูก" และที่ให้ผลต่างกับผลถูกต้องพื้นฐานเป็นจุดภาพที่ถูก " จำแนกผิด" ดังนั้น เมื่อทำการเปรียบเทียบแล้วจะมีจุดภาพอยู่ 4 ประเภท ดังนี้

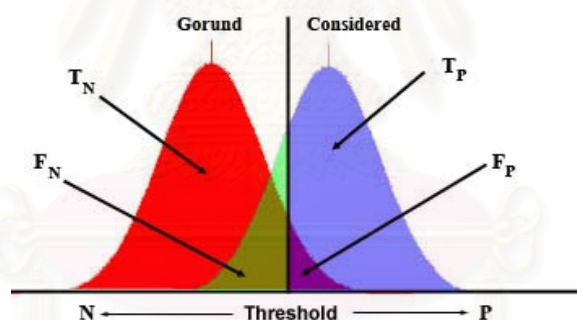
- T_P เป็นเซตจุดภาพที่ถูกจำแนกถูก และเป็นบริเวณฉากหน้าหรือบริเวณบวก
- T_N เป็นเซตจุดภาพที่ถูกจำแนกถูก และเป็นบริเวณฉากหลังหรือบริเวณลบ
- F_P เป็นเซตจุดภาพที่ถูกจำแนกผิดเนื่องจากการทดลองที่พิจารณาจำแนกให้เป็นฉาก หน้าหรือพื้นที่บวก แต่ผลถูกต้องพื้นฐานจำแนกให้เป็นฉากหลังหรือพื้นที่ลบ
- F_N เป็นเซตจุดภาพที่ถูกจำแนกผิดเนื่องจากการทดลองที่พิจารณาจำแนกให้เป็นฉาก หลังหรือพื้นที่ลบ แต่ผลถูกต้องพื้นฐานจำแนกให้เป็นฉากหน้าหรือพื้นที่บวก

ตัวอย่างของบริเวณที่ได้กล่าวมาข้างต้นและบริเวณการจำแนกแสดงในรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 เซตการจำแนกกลุ่มของจุดภาพ โดยเทียบกับผลถูกต้องพื้นฐาน (ก) ผลถูกต้องพื้นฐาน (ข) ผลการทดลองที่พิจารณา (ค) ประสิทธิภาพการจำแนก เซตการจำแนกถูกและจำแนกผิด

จากการจำแนกข้างต้น พิจารณาการกระจายของค่าสีของจุดภาพในเชิงเวลาที่มีการแจกแจงแบบเกาส์ ทั้งจุดภาพที่มีการกระจายอยู่ใต้เส้นโค้งค่าสีของฉากหน้า และ ใต้เส้นโค้งค่าสีของฉากหลัง จากกระบวนการจำแนกจะมีการกำหนดขีดเริ่มเปลี่ยนเพื่อจำแนกบริเวณแบบบวกหรือฉากหน้า และบริเวณแบบลบหรือฉากหลัง ออกจากกัน ดังนั้นเมื่อการกระจายมีพื้นที่ใต้โค้งการซ้อนทับกัน จะเกิดพื้นที่ 4 กลุ่มดังได้กล่าวไว้ข้างต้น ตามรูปที่ 2.15



รูปที่ 2.15 การจำแนกจุดภาพให้เป็นฉากหน้าและฉากหลัง โดยใช้ขีดเริ่มเปลี่ยนทำให้เกิดเซตของจุดภาพ 4 เซตเนื่องจากการแจกแจงของค่าสีเป็นแบบเกาส์

เมื่อสามารถแบ่งจุดภาพออกได้เป็น 4 กลุ่มและจะทำการหาจำนวนของจุดภาพในแต่ละกลุ่มเป็นจำนวน $n(T_P)$ $n(T_N)$ $n(F_P)$ และ $n(F_N)$ จุดภาพตามลำดับ เมื่อ $n(\cdot)$ เป็นฟังก์ชันการหาสมาชิกในเซตที่พิจารณา จากนั้นจะหาอัตราส่วนของจำนวนจุดภาพในแต่ละกลุ่มโดยการนอร์มัลไลซ์ด้วยขนาดภาพกว้าง w สูง H ดังนี้

$$N(T_P) = \frac{n(T_P)}{W \cdot H} \quad (2.22)$$

$$N(T_N) = \frac{n(T_N)}{W \cdot H} \quad (2.23)$$

$$N(\mathbf{F}_P) = \frac{n(\mathbf{F}_P)}{W \cdot H} \quad (2.24)$$

$$N(\mathbf{F}_N) = \frac{n(\mathbf{F}_N)}{W \cdot H} \quad (2.25)$$

โดยที่	$N(\mathbf{T}_P)$	เป็นอัตราส่วนจำแนกถูกแบบบวก
	$N(\mathbf{T}_N)$	เป็นอัตราส่วนจำแนกถูกแบบลบ
	$N(\mathbf{F}_P)$	เป็นอัตราส่วนจำแนกผิดแบบบวก
	$N(\mathbf{F}_N)$	เป็นอัตราส่วนจำแนกผิดแบบลบ

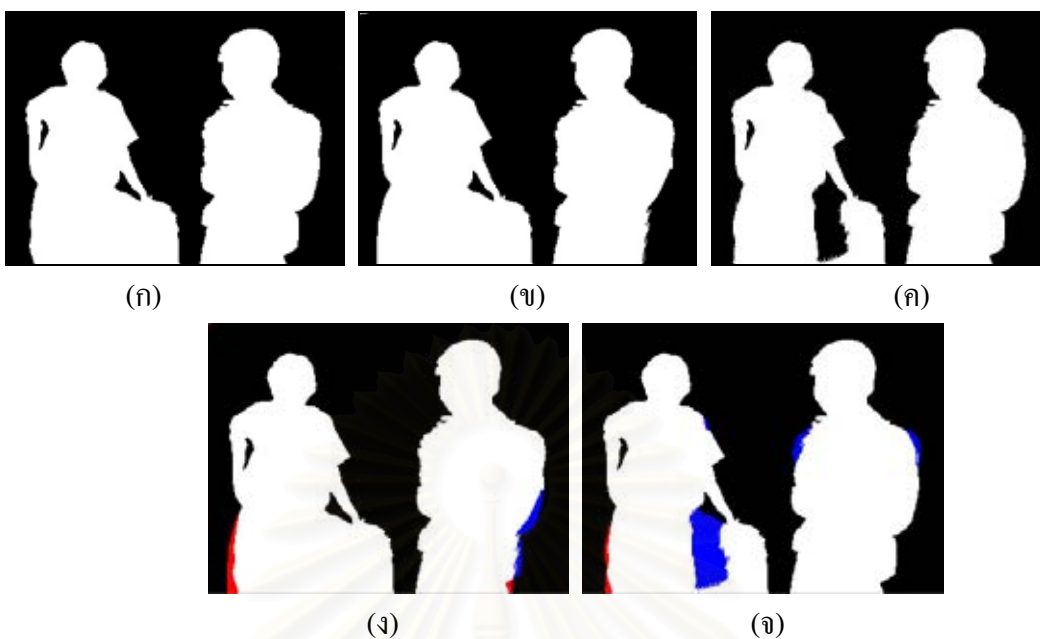
อนึ่งระบบที่ถือว่ามีประสิทธิภาพสูงควรมีอัตราการจำแนกถูก ($N(\mathbf{T}_P)$ และ $N(\mathbf{T}_N)$) สูง และมีอัตราการจำแนกผิด ($N(\mathbf{F}_P)$ และ $N(\mathbf{F}_N)$) ต่ำ การนำเอาอัตราส่วนทั้ง 4 มาเปรียบเทียบระหว่างผลการทดลองที่พิจารณาต่าง ๆ กันโดยตรงไม่สามารถทำได้เนื่องจากค่าอัตราส่วนดังกล่าวขึ้นอยู่กับขนาดของภาพ โดยถึงแม้บริเวณที่เราสนใจมีการจำแนกเหมือนกัน แต่ขนาดของภาพต่างกัน ค่าอัตราส่วนสี่นี้ก็มีความต่างกัน จึงมีความจำเป็นที่จะหาดัชนีชี้วัดประสิทธิภาพซึ่งเป็นมาตรฐานเดียวกันและไม่ขึ้นกับขนาดของภาพ ซึ่งพิจารณาได้ดังนี้

2.3.1.2.1 อัตราการตรวจหา (Detection rate : DR)

อัตราการตรวจหา (Detection Rate : DR) คือ จำนวนสมาชิกในเซตของจุดภาพที่อยู่ใต้เส้นโค้งของการกระจายฉากหน้าและระบบจำแนกให้เป็นฉากหน้า เมื่อเทียบกับจำนวนสมาชิกในเซตของจุดภาพที่อยู่ให้เส้นโค้งของการกระจายฉากหน้าทั้งหมด โดยเมื่อสังเกตพื้นที่ใต้เส้นโค้งในรูปที่ 2.15 จะได้ค่าอัตราการตรวจหาดังนี้

$$DR = \frac{N(\mathbf{T}_P)}{N(\mathbf{T}_P) + N(\mathbf{F}_N)} \quad (2.26)$$

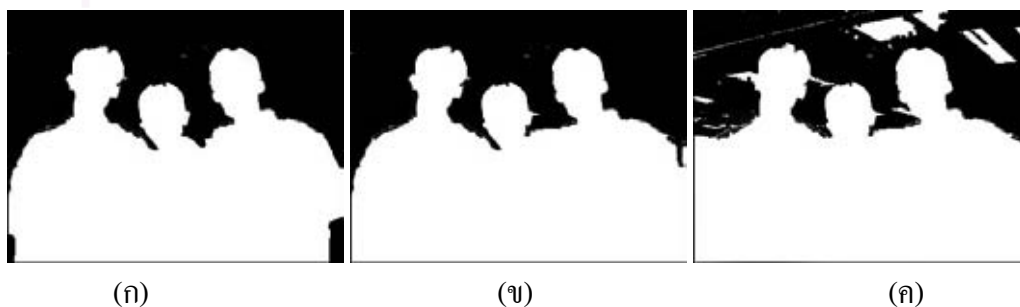
โดยที่ อัตราการตรวจหา สามารถบ่งชี้ประสิทธิภาพของการตรวจหาฉากหน้า ว่าผลการทดลองจากวิธีที่พิจารณาสามารถตรวจหาฉากหน้าได้ ครบถ้วนเพียงใด ถ้า อัตราการตรวจหา มีค่ามาก บ่งชี้การตรวจหาฉากหน้าได้อย่างครบถ้วน และสามารถสังเกตความแตกต่างได้ในรูปที่ 2.16 ซึ่งในกรณีผลการทดลองในรูปที่ 2.16(ข) จะให้อัตราการตรวจหา มีค่าสูงกว่ากรณีผลการทดลองในรูปที่ 2.16(ค) เนื่องจากสามารถจำแนกฉากหน้าออกมาได้ครบถ้วนกว่า



รูปที่ 2.16 ผลการจำแนกคุณภาพของด้วยสีในกระบวนการวัดประสิทธิภาพ (ก) ผลถูกต้องพื้นฐาน (ข) ตัวอย่างผลการทดลองที่ให้ค่าอัตราการตรวจหาสูง (ค) ตัวอย่างผลการทดลองที่ให้ค่าอัตราการตรวจหาต่ำ (ง) ผลการวัดประสิทธิภาพของผลการทดลองในรูป 2.16 (ข) (จ) ผลการวัดประสิทธิภาพของผลการทดลองในรูป 2.16 (ค)

2.3.1.2.2 อัตราการฟ้องความผิดพลาด (False Alarm Rate: FAR)

ถึงอย่างไรก็ดี การใช้อัตราการตรวจหาเป็นตัวชี้วัดเพียงอย่างเดียว ไม่สามารถชี้ประสิทธิภาพได้อย่างสมบูรณ์ เนื่องจากผลการทดลองที่มีพื้นที่การจำแนกเป็นบวก ที่ซ้อนทับกับผลถูกต้องพื้นฐานได้ จะมีค่าอัตราการตรวจหาเท่ากัน แต่ตามนุษย์จะสามารถสังเกตเห็นส่วนเกินที่ไม่ใช่พื้นที่ที่ต้องการได้ ซึ่งคือ เซตของจุดภาพประเภท F_p นั่นเอง ดังในรูปที่ 2.17 ผลการทดลองในรูปที่ 2.17 (ข) และ 2.17 (ค) จะให้อัตราการตรวจหาที่ใกล้เคียงกัน เนื่องจากสามารถตรวจหาจากหน้าได้ครบถ้วนเท่ากัน แต่สังเกตได้ว่าผลการทดลองในรูปที่ 2.17 (ค) จะมีจุดภาพที่มีการจำแนกผิดแบบบวกซึ่งเป็นส่วนเกินมากกว่า





(ง)



(จ)

รูปที่ 2.17 การแยกส่วนภาพซึ่งได้ค่าอัตราการตรวจหาใกล้เคียงกัน (ก) ผลถูกต้องพื้นฐาน (ข) ตัวอย่างผลการทดลองที่ให้ค่าอัตราการป้องกันความผิดพลาดต่ำ (ค) ตัวอย่างผลการทดลองที่ให้ค่าอัตราการป้องกันความผิดพลาดสูง (ง) ผลการวัดประสิทธิภาพของรูป (ข)

(จ) ผลการวัดประสิทธิภาพของรูป (ค)

จากที่กล่าวข้างต้น สามารถกล่าวได้ว่าอัตราการตรวจหา (Detection Rate) เป็นปริมาณที่ใช้บ่งชี้ความแม่นยำในการจำแนกจากหน้า แต่ไม่ได้แสดงถึงประสิทธิภาพในการจำแนกจากหลัง ดังนั้น จำเป็นต้องมีปริมาณซึ่งชี้วัดความแม่นยำของระบบ ซึ่งจำแนกจากหลังนั้นคือ อัตราการป้องกันความผิดพลาด (False Alarm Rate : FAR)

อัตราการป้องกันความผิดพลาด คือ จำนวนสมาชิกในเซตของจุดภาพที่อยู่ใต้เส้นโค้งของการแจกแจงค่าสีในฉากหลังและถูกจำแนกผิดให้เป็นฉากหน้า เมื่อเทียบกับ จำนวนสมาชิกในเซตของจุดภาพที่ระบบจำแนกให้เป็นฉากหน้าหรือเป็นบวกทั้งหมด โดยเมื่อสังเกตพื้นที่ใต้เส้นโค้งในรูปที่ 2.15 จะได้ค่าอัตราการป้องกันความผิดพลาดดังนี้

$$FAR = \frac{N(F_p)}{N(T_p) + N(F_p)} \quad (2.27)$$

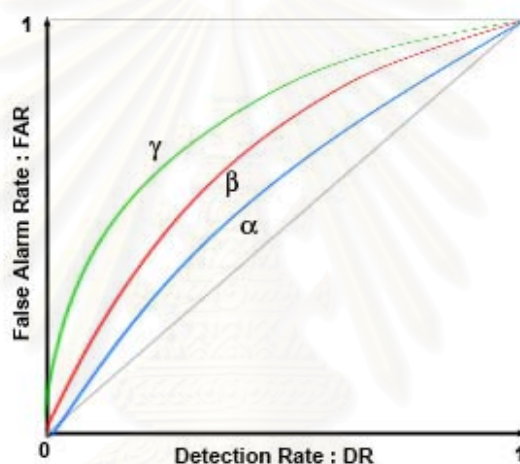
โดยที่ อัตราการป้องกันความผิดพลาด สามารถบ่งชี้ประสิทธิภาพของการตรวจหาฉากหลัง ว่าผลการทดลองจากวิธีที่พิจารณาสามารถตรวจหาฉากหลังได้ครบถ้วนหรือเกิดการจำแนกผิดแบบบวกเพียงใด ถ้าอัตราการป้องกันความผิดพลาดมีค่ามาก บ่งชี้ระบบจำแนกฉากหลังส่วนเกินให้เป็นฉากหน้ามาก จะถือว่าระบบมีประสิทธิภาพการจำแนกต่ำ

2.3.1.2.3 เส้นโค้ง ROC (ROC Curve)

จากดัชนีที่ใช้วัดประสิทธิภาพข้างต้น เราสามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพของระบบผ่านทางอัตราการตรวจหา กับอัตราป้องกันความผิดพลาด แต่เนื่องจากเราไม่สามารถเลือกได้แน่ชัดในการให้ความสำคัญกับค่าใดค่าหนึ่งเป็นหลักได้ จึงไม่สามารถชี้ได้ชัดว่าผลการทดลองใดที่ดีกว่ากัน ในกรณีที่

ผลการทดลองหนึ่งมีทั้งค่าอัตราการตรวจหาและมีอัตราป้องกันความผิดพลาดสูงกว่าอีกผลการทดลองหนึ่ง จึงมีการนำค่าทั้งสองมาใช้บ่งชี้ประสิทธิภาพของระบบโดยการพลอตคู่ลำดับ และแสดงผลในรูปแบบกราฟ [19] เรียกเส้นโค้งที่เกิดจากการพลอตนี้ว่า เส้นโค้ง ROC (Receiver Operating Characteristic Curve) ซึ่งเป็นที่นิยมใช้ในการวัดประสิทธิภาพการประมวลผลวิดิทัศน์ในระบบแยกส่วนภาพ [20]

การพลอตเส้นโค้ง ROC สามารถทำได้โดยการปรับขีดเริ่มเปลี่ยนต่าง ๆ กัน ของผลการทดลองในเฟรมที่สนใจ โดยจะได้ค่าอัตราการป้องกันความผิดพลาดที่ต้องการต่าง ๆ กัน จากนั้นจึงวัดค่าอัตราการตรวจหาที่อัตราการป้องกันความผิดพลาดนั้น ๆ และนำมาสร้างคู่ลำดับ (FAR,DR) และพลอตกราฟเพื่อแสดงแนวโน้มของค่าในคู่ลำดับดังกล่าวอย่างในรูปที่ 2.18



รูปที่ 2.18 ตัวอย่างของเส้นโค้ง ROC เพื่อใช้ในการวัดประสิทธิภาพ

จากรูปที่ 2.18 สังเกตเห็นตัวอย่างระบบที่มีประสิทธิภาพต่างกันจะให้ลักษณะเส้นโค้งที่ต่างกัน โดยที่ระบบที่มีพื้นที่ใต้เส้นโค้งมากกว่าจะถือว่ามีประสิทธิภาพมากกว่า เนื่องจากที่ค่าอัตราการป้องกันความผิดพลาดเท่ากัน ระบบที่มีประสิทธิภาพมากกว่าจะให้ค่าอัตราการตรวจหาที่มากกว่า

อย่างไรก็ดี เนื่องจากผลถูกต้องพื้นฐานที่สร้างขึ้นนี้ ขึ้นอยู่กับระบบการมองเห็นของมนุษย์แต่ละคนซึ่งให้ผลไม่เท่ากัน ดังนั้นอาจทำการหาภาพอ้างอิงจากผู้ทดลองที่มีจำนวนมากขึ้น ซึ่งจะให้ผลการทดลองทางสถิติที่น่าเชื่อถือกว่า

2.3.1.2.4 อัตราการตรวจหาแบบเพอร์เทอร์เบชัน (Perturbation Detection Rate)

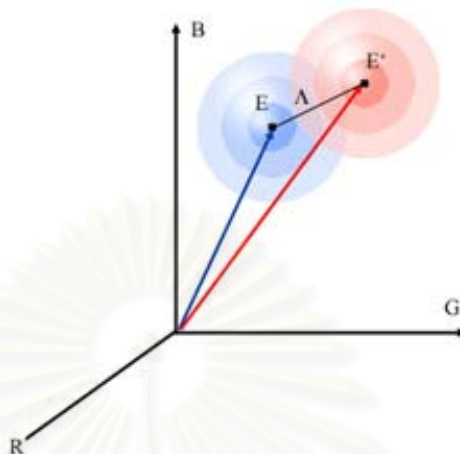
อัตราการค้นพบแบบเพอร์เทอร์เบชัน (Perturbation Detection Rate: PDR) เป็นทางเลือกใหม่ของการวัดประสิทธิภาพการค้นพบในแง่ของความไว (Sensitivity) ของการตรวจหา นำเสนอครั้งแรกโดย Chalidabhongse และคณะ [21] ข้อดีของการวัดประสิทธิภาพวิธีนี้คือ ไม่ต้องการใช้ข้อมูลการจำแนกที่ถือว่าถูกต้องหรือผลถูกต้องพื้นฐาน (Ground Truth) ก่อนการวัดประสิทธิภาพ แตกต่างกับวิธีวัดโดยใช้เส้นโค้ง ROC ซึ่งต้องทราบบริเวณฉากหน้าและฉากหลังที่ถูกต้องก่อน การจำแนกที่ถือว่าถูกต้องนี้จะกำหนดโดยตามนุษย์ซึ่งเป็นเชิงอัตวิสัย (Subjective) และผู้กำหนดแต่ละคนอาจจะมีผลการจำแนกอ้างอิงดังกล่าวแตกต่างกัน อัตราการค้นพบแบบเพอร์เทอร์เบชันจึงลดข้อจำกัดของวิธีวัดแบบ ROC ที่ใช้กันอย่างแพร่หลายทำให้ผลของการวัดเหมือนกันทุกครั้ง ไม่ขึ้นกับผู้วัด

หลักการของการวัดประสิทธิภาพแบบเพอร์เทอร์เบชันอาศัยหลักการพิจารณาการแจกแจงของฉากหน้าและฉากหลัง และหาระยะห่างระหว่างการแจกแจงทั้งสอง ที่ค่าอัตราการตรวจหาต่าง ๆ กัน และค่าอัตราการป้องกันความผิดพลาดที่คงที่ ในอีกแง่มุมหนึ่งสามารถกล่าวได้ว่า เป็นการหาอัตราการตรวจหาที่เป็นฟังก์ชันของค่าระยะห่างระหว่างการแจกแจงของฉากหน้าและฉากหลัง โดยเป็นหลักการเดียวกับ วิธีผลต่างพอสังเกตเห็น (Just Noticeable Difference : JND) ซึ่งใช้แพร่หลายในการเปรียบเทียบเชิงจิตวิทยา

โดยปกติความถูกต้องของการตรวจหาจะขึ้นอยู่กับตัวขึ้นตอนวิธีเองและพารามิเตอร์ของฉากหลัง การแจกแจงของฉากหน้าและฉากหลัง รวมทั้งระยะห่างของเส้นโค้งทั้งสองซึ่งก็คือผลต่างของค่าเฉลี่ยในการแจกแจงนั่นเอง ในวิธีวัดแบบ ROC เมื่อทราบการแจกแจงของทั้งฉากหน้าและฉากหลังแล้ว การสร้างเส้นโค้ง ROC จะทำได้โดยการปรับค่าพารามิเตอร์และขีดเริ่มเปลี่ยนเพื่อให้ได้คู่ลำดับของอัตราการตรวจหาและอัตราการป้องกันความผิดพลาด ณ ขีดเริ่มเปลี่ยนต่าง ๆ จากนั้นจึงนำคู่ลำดับดังกล่าวมาพลอตเพื่อหากราฟเส้นโค้ง ROC แต่ในการวัดแบบ PDR ตามที่กล่าวไว้ข้างต้นการวัดจะไม่ต้องการใช้ผลถูกต้องพื้นฐาน สมมุติฐานของการวัดแบบ PDR คือ กำหนดให้การแจกแจงของฉากหน้าและฉากหลังมีลักษณะเหมือนกัน เพียงแต่การแจกแจงของฉากหน้าจะมีค่าเฉลี่ยของการแจกแจงแตกต่างกับของฉากหลังเพียงเล็กน้อยซึ่งพอสังเกตเห็นได้

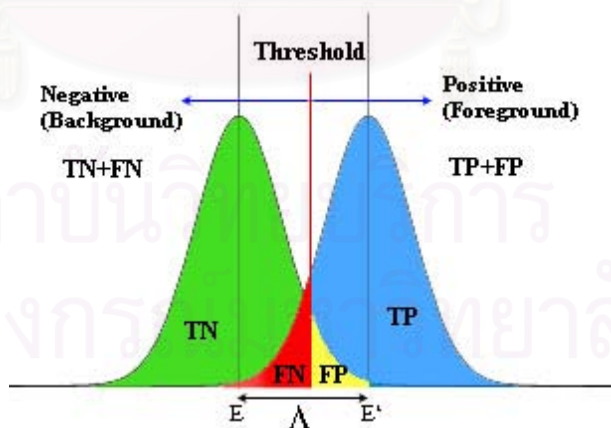
ในทางปฏิบัติจะวัดประสิทธิภาพโดยทำการสร้างแบบจำลองฉากหลังเริ่มต้น ซึ่งเป็นแบบจำลองฉากหลังสถิติ จะทำให้ได้เวกเตอร์ค่าเฉลี่ยของจุดภาพ (i, j) คือ $E_{i,j}$ การวิเคราะห์จะกำหนดให้ค่าอัตราป้องกันความผิดพลาดให้มีค่าคงที่ ซึ่งทำได้โดยการกำหนดให้ขีดเริ่มเปลี่ยนมีค่าคงที่ จากนั้นจะเริ่มพิจารณาให้ลำดับภาพรับเข้าเกิดจากการใช้ลำดับภาพเดิมที่ใช้สร้างแบบจำลองฉากหลังแต่รบกวนด้วยสัญญาณที่มีขนาดคงที่ Λ และทิศทางสุ่มแบบเกาส์ ผลคือได้การแจกแจงของลำดับภาพรับเข้าเหมือนกับฉากหลังแต่ถูกเลื่อนการแจกแจงไปตามขนาด Λ ของสัญญาณรบกวนดังกล่าว และได้

เวกเตอร์เฉลี่ยของลำดับภาพรับเข้า ณ จุดภาพ (i, j) เป็น $E'_{i,j}$ ซึ่งการแจกแจงของลำดับภาพรับเข้าและฉากหลังแสดงในรูปที่ 2.19



รูปที่ 2.19 การแจกแจงของฉากหลังและฉากหน้าที่ถูกสร้างจากฉากหลัง

เมื่อได้ฉากหน้าซึ่งถูกสร้างจากฉากหลังดังกล่าวแล้ว จะนำเอาฉากหน้าและฉากหลังดังกล่าวไปเข้าขั้นตอนวิธีลบฉากหลังที่ต้องการจะวัดประสิทธิภาพ แต่ละขั้นตอนวิธีจะทำการจำแนกจุดภาพออกมาเป็นข้อมูลในรูปแบบหน้ากการจำแนกเป็นจุดภาพประเภทฉากหน้าและฉากหลัง เมื่อการแจกแจงของฉากหลังเป็นแบบเกาส์ ฉากหน้าจึงมีการแจกแจงแบบเกาส์ด้วยและพิจารณาการแจกแจงเชิงความถี่จะได้พื้นที่ได้โค้งซ้อนกันดังรูปที่ 2.20



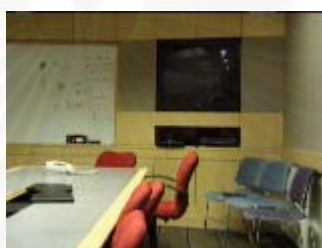
รูปที่ 2.20 เส้น โค้งของการแจกแจงของฉากหลังและฉากหน้าที่ถูกสร้างจากฉากหลัง

จากบทความ [21] กำหนดให้อัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชันหาได้จากการจำแนกของขั้นตอนวิธี คือเป็นอัตราส่วนของการตรวจหาจุดภาพเป็นบวกหรือฉากหน้า (Positive Classified : PC) ต่อจำนวนจุดภาพทั้งหมดดังสมการที่ (2.28)

$$PDR = \frac{N(PC)}{N(PC) + N(NC)} \quad (2.28)$$

เมื่อ $N(PC)$ เป็นอัตราการจัดจำแนกเป็นบวก
 $N(NC)$ เป็นอัตราการจัดจำแนกเป็นลบ

ตัวอย่างของผลการทดลองการวัดประสิทธิภาพโดยใช้อัตราตรวจหาเพอร์เทอร์เบชันแสดงในตารางที่ 2.1 ซึ่งมีภาพฉากหลังอ้างอิงดังรูปที่ 2.21

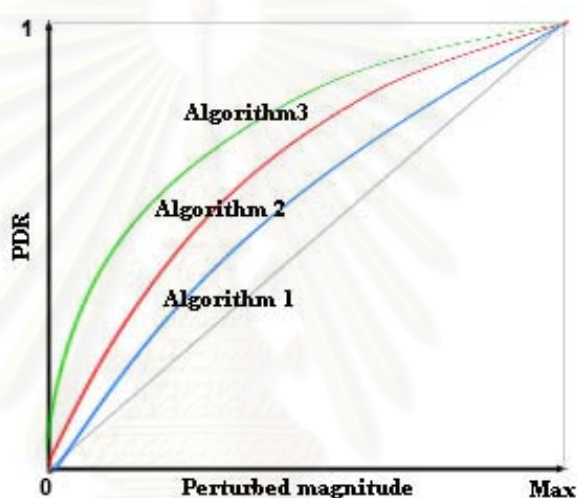


รูปที่ 2.21 ตัวอย่างของภาพฉากหลังอ้างอิงที่ใช้วัดอัตราตรวจหาเพอร์เทอร์เบชัน

ตารางที่ 2.1 ตัวอย่างของผลการทดลองการวัดประสิทธิภาพโดยใช้อัตราตรวจหาเพอร์เทอร์เบชันของภาพฉากหลังอ้างอิงในรูปที่ 2.22

สถานการณ์การทดลอง	ภาพที่ผ่านการรบกวน	ผลการจัดจำแนก	PDR
ภาพที่ถูกรบกวนด้วย ขนาด $\Lambda = 15$			0.010
ภาพที่ถูกรบกวนด้วย ขนาด $\Lambda = 30$			0.696
ภาพที่ถูกรบกวนด้วย ขนาด $\Lambda = 45$			0.881

การสร้างกราฟประสิทธิภาพสามารถทำได้โดยการเปลี่ยนแปลงขนาดการรบกวนต่างๆกันซึ่งทำให้ได้ค่า PDR ต่างๆกัน นำค่าลำดับขนาดการรบกวนและค่า PDR มาพลอตจะได้เส้นโค้งประสิทธิภาพ ประสิทธิภาพของแต่ละขั้นตอนวิธีสามารถเปรียบเทียบได้ในเชิงของความไว (Sensitivity) ที่ขนาดการรบกวนเท่ากัน วิธีที่ให้ค่า PDR สูงที่สุดถือว่ามีความไวต่อการรบกวนมากที่สุด คือมีประสิทธิภาพมากที่สุด หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งคือเป็นวิธีที่ให้พื้นที่ใต้เส้นโค้งมากที่สุดนั่นเอง โดยตัวอย่างของการเปรียบเทียบประสิทธิภาพโดยใช้เส้นโค้ง PDR แสดงในรูปที่ 2.22 และจากรูปดังกล่าว ขั้นตอนวิธีที่มีประสิทธิภาพที่สุดคือขั้นตอนวิธีที่ 3



รูปที่ 2.22 ตัวอย่างการเปรียบเทียบประสิทธิภาพโดยใช้เส้นโค้ง PDR

2.3.2 การวัดความเร็วในการประมวลผล (Processing Speed)

ในระบบการสังเกตการณ์ทางวิดีโอทัศน์หรือการแยกส่วนภาพ มักทำงานตามเวลาจริง ซึ่งหมายถึงระบบต้องมีความซับซ้อนต่ำ เพื่อการประมวลผลที่เร็วพอในเวลาจริง การวัดความเร็วในการประมวลผลมักวัดในรูป อัตราเฟรม (Frame-rate) ของวิดีโอทัศน์หลังการประมวลผล หรือ อยู่ในรูปเวลาประวิง (Delay Time) ของการประมวลผล

พิจารณาเวลาประวิงรวมในระบบ (t_t) จะมีเกิดจากผลรวมของเวลาประวิงจากการจับภาพของกล้องวิดีโอทัศน์ หรือ อัตราเฟรม (t_c) และเวลาประวิงจากการประมวลผล (t_p) คือ

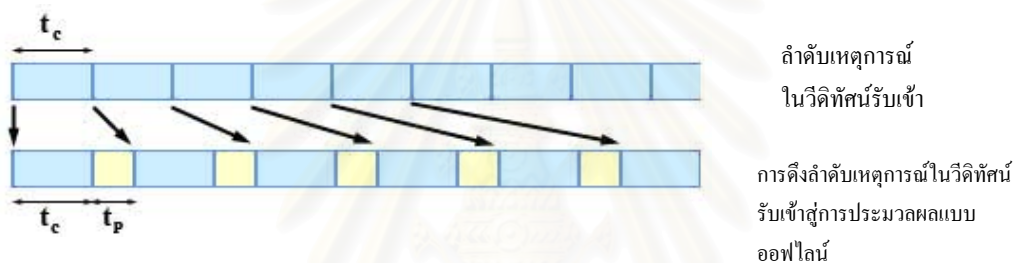
$$t_t = t_c + t_p \quad (2.29)$$

เมื่อ t_t เป็นเวลาประวิงทั้งหมดต่อการประมวลผลหนึ่งเฟรม
 t_c เป็นเวลาประวิงอันเกิดจากการจับภาพหนึ่งเฟรม

t_p เป็นเวลาประวิงอันเกิดจากการประมวลผลฉากหลัง นอกจากผลของเวลาประวิงจะทำให้การประมวลผลช้าลง นอกจากนี้ยังส่งผลต่อการประมวลผลแบบต่าง ๆ กัน ดังนี้

2.3.3.1 การประมวลผลแบบออฟไลน์ (Offline Processing)

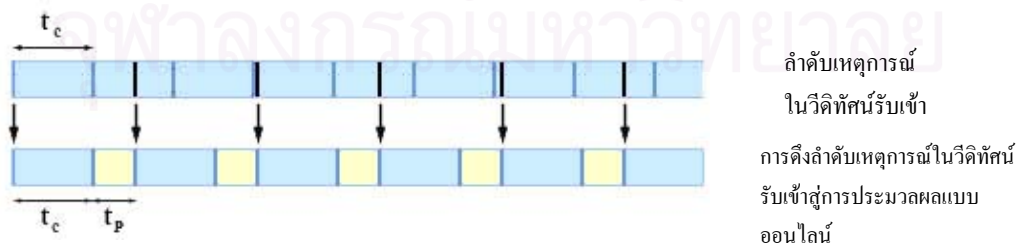
ลักษณะของการประมวลผลแบบออฟไลน์จะประมวลผลกับลำดับภาพ (Sequence) ที่ได้ทำการเก็บไว้ แล้วประมวลผลครั้งละเฟรมของลำดับภาพนั้น ในการประมวลผลแบบออฟไลน์เวลาในการประมวลผลฉากหลัง (t_p) จะไม่มีผลกระทบต่อเหตุการณ์ในเฟรมต่อไป เนื่องจากเฟรมที่ทำการประมวลผลต่อไปได้ทำการเก็บภาพไว้ก่อนหน้าแล้ว อัตราเฟรมของภาพรับเข้าจะไม่มีการเปลี่ยนแปลงไปจากเมื่อทำการบันทึก ซึ่งแสดงการประมวลผลได้ดังรูปที่ 2.23



รูปที่ 2.23 ผลของเวลาประวิงที่มีผลต่อการจับภาพในการประมวลผลแบบออฟไลน์

2.3.3.1 การประมวลผลแบบออนไลน์ (Online Processing)

ลักษณะของการประมวลผลแบบออฟไลน์จะประมวลผลกับลำดับภาพที่จับได้จากกล้องวิดีโอที่สั่นขณะนั้นๆ ทีละเฟรม เวลาประวิงจากการประมวลผลฉากหลัง (t_p) จะส่งผลต่อเหตุการณ์ของภาพรับเข้าในการประมวลผลแบบออนไลน์ เนื่องจากขั้นตอนการจับภาพ (Capture) เฟรมถัดไปจะทำต่อเมื่อมีการประมวลผลในเฟรมปัจจุบันเสร็จสิ้น ทำให้ระบบต้องใช้เวลา $t_c + t_p$ ก่อนที่จะทำการจับภาพเฟรมต่อไป ทำให้เหตุการณ์ในภาพรับเข้าถูกเลื่อนไป t_p วินาที ดังแสดงในรูปที่ 2.24



รูปที่ 2.24 ผลของเวลาประวิงที่มีผลต่อการจับภาพในการประมวลผลแบบออนไลน์

จากรูปที่ 2.24 จะเห็นได้ว่าเวลาประวิงจากการประมวลผลลบฉากหลัง (t_p) ส่งผลกระทบต่อมากต่อลำดับเหตุการณ์จากภาพรับเข้า ยิ่งในกรณีที่ภาพรับเข้ามีการเคลื่อนไหวภายในฉากสูง จะเกิดความไม่ต่อเนื่องของการเคลื่อนไหวของวัตถุ โดยยิ่ง t_p มีค่ามากก็จะส่งผลกระทบต่อความไม่ต่อเนื่องของภาพรับเข้ามากขึ้นเท่านั้น ดังนั้นระบบที่ดีจะมีค่า t_p ที่น้อยโดยค่า t_p สามารถหาได้จากเงื่อนไขที่ตัวแปรที่เราทราบค่าได้แก่

R_c^F คือ อัตราเฟรมของการจับภาพ เป็นค่าที่กำหนดเมื่อทำการจับภาพวิดีโอ
 R_{total}^F คือ อัตราเฟรมของการประมวลผลทั้งหมด หาได้จากการวัดอัตราเฟรมระหว่างการประมวลผล

โดยที่ R_c^F และ R_{total}^F สามารถหาได้จากสมการที่ (2.30) และ (2.31)

$$R_{total}^F = \frac{1}{t_t} \quad (2.30)$$

และ

$$R_c^F = \frac{1}{t_c} \quad (2.31)$$

แทนค่า R_c^F และ R_{total}^F ในสมการที่ (2.29) จะได้

$$\frac{1}{R_{total}^F} = \frac{1}{R_c^F} + t_p \quad (2.32)$$

จะได้

$$t_p = \frac{R_c^F - R_{total}^F}{R_c^F R_{total}^F} \quad (2.33)$$

โดยค่า t_p ที่หาได้สามารถใช้เป็นดัชนีตัวหนึ่งในการวัดประสิทธิภาพของระบบลบฉากหลังได้ โดยระบบที่มีค่า t_p น้อยกว่าจะมีประสิทธิภาพมากกว่า

ในบทที่ 2 นี้ ได้กล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานที่จำเป็นสำหรับการพัฒนาและปรับปรุงระบบการลบฉากหลังแบบปรับตัวได้ โดยได้กล่าวถึงเนื้อหา 3 ส่วนหลัก คือ ปฏิภูมิของสีและเวกเตอร์ค่าสี การทำงานของระบบลบฉากหลัง และการวัดประสิทธิภาพของฉากหลัง ในบทต่อไปจะมีการนำความรู้ข้างต้นไปประยุกต์สร้างระบบการลบฉากหลังแบบปรับตัวได้ และระเบียบวิธีใหม่ที่น่าเสนอเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบ

บทที่ 3

โครงสร้างและระบบลบฉากหลังที่นำเสนอ

ในบทที่ 3 นี้จะกล่าวถึงโครงสร้างและระบบลบฉากหลังที่นำเสนอ จากบทที่ 2 จะได้เห็นได้การทำงานของระบบลบฉากหลังแบบพื้นฐานและขั้นตอนวิธีต่างๆในงานวิจัยที่ผ่านมาที่ถูกพัฒนาขึ้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานในกรณีเกิดปัญหาต่างๆในระบบ วิทยานิพนธ์นี้จะเลือกพิจารณาขั้นตอนวิธีที่นำเสนอโดย Horprasert และคณะ [13] หรือเป็นที่เรียกกันว่าระบบ SBGS ในวงการวิจัยระบบลบฉากหลัง เนื่องจากเป็นระบบหนึ่งซึ่งทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพอย่างโดดเด่นจากการเปรียบเทียบในบทความ [15] และ [22] โดยเฉพาะกรณีในฉากที่มีการเกิดเงาของวัตถุฉากหน้า อย่างไรก็ตามก็คิดเนื่องจากระบบดังกล่าวมีการสร้างแบบจำลองฉากหลังในรูปแบบสถิตย์ (Static Background Model) ระบบจึงสามารถทำงานได้ในเงื่อนไขที่จำกัด หรือช่วงเวลาสั้น ๆ ที่ฉากหลังจริงไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงและถ้าเกิดการเปลี่ยนแปลงขึ้นระบบจะทำงานผิดพลาดทันที

วิทยานิพนธ์นี้จะเสนอระบบลบฉากหลังซึ่งเป็นการดัดแปลงขั้นตอนวิธี SBGS ดังที่ได้กล่าวในบทที่ 2 ให้เป็นระบบที่ทำงานแบบปรับตัวได้พร้อมทั้งเพิ่มขั้นตอนวิธีในการจัดการปัญหาอันเกิดจากการเปลี่ยนแปลงของความสว่างจากสถานะแวดล้อมและตัวกล้องวิดีโอที่ตนเอง ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอจะดัดแปลงปริภูมิสีที่พิจารณาจาก RGB เป็น YCbCr เพื่อลดความซับซ้อนจากการคำนวณ และง่ายต่อการพิจารณาองค์ประกอบเชิงส่องสว่างและเชิงสี เนื่องจากมีความมีอิสระต่อกันขององค์ประกอบดังกล่าวในปริภูมิ YCbCr นอกจากนี้จะนำเสนอขั้นตอนวิธีการควบคุมอัตราการเรียนรู้ (Learning-Rate Control) เพื่อควบคุมอัตราการปรับตัวของพารามิเตอร์แบบจำลองฉากหลัง ให้สอดคล้องกับสถานการณ์ที่เกิดขึ้น

3.1 การแปลงเวกเตอร์ค่าสีในปริภูมิ RGB เป็น YCbCr และการควบคุมความสว่าง

จากบทที่ 2 แบบจำลองฉากหลังที่ใช้จะอยู่ในรูปแบบเวกเตอร์ค่าสีในปริภูมิ RGB แต่เนื่องจากเมื่อพิจารณากระบวนการการจำแนกจุดภาพเป็นกลุ่ม ฉากหน้า ฉากหลัง และเงาจะใช้ตัวแปรพื้นฐานคือความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง และ ความเพี้ยนเชิงสี จากสมการที่ 2.13 และ 2.16 จะเห็นได้ว่าเป็นความพยายามที่จะแยกองค์ประกอบความแตกต่างของเวกเตอร์เชิงส่องสว่างและเชิงสีออกจากกันในปริภูมิ RGB ซึ่งจะมีความซับซ้อนในการคำนวณระดับหนึ่ง การแปลงปริภูมิค่าสีให้เป็นแบบ YCbCr จึงเป็นทางเลือกหนึ่งซึ่งสอดคล้องกับหลักการหาความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง และ ความเพี้ยนเชิงสี เนื่องจากองค์ประกอบของสีและความสว่างในปริภูมิ YCbCr เป็นอิสระต่อกันโดยธรรมชาติ การคำนวณย่อมมีความซับซ้อนน้อยกว่า ประกอบกับหลาย ๆ ขั้นตอนวิธีย่อยที่พิจารณาต่อไป จะอาศัยประโยชน์ความ

เป็นอิสระดังกล่าว มาช่วยคำนวณด้วย จึงเป็นการคุ้มค่าในการแปลงปริภูมิสี เนื่องจากผ่านการแปลงครั้งเดียวแล้วสามารถนำเวกเตอร์ค่าสีดังกล่าวไปใช้ได้หลาย ๆ ขั้นตอนวิธีย่อย

การแปลงเวกเตอร์ค่าสีรับเข้าจากปริภูมิ RGB $\mathbf{X}_{i,j}[n]$ เป็นเวกเตอร์ค่าสีในปริภูมิ YCbCr $\mathbf{Y}_{i,j}[n]$ สามารถทำได้ตามสมการการแปลงที่ (2.4) ซึ่งเราจะได้เวกเตอร์รับเข้าของระบบ $\mathbf{Y}_{i,j}[n]$ ดังนี้

$$\mathbf{Y}_{i,j}[n] = (Y_{i,j}^Y[n], Y_{i,j}^{Cb}[n], Y_{i,j}^{Cr}[n]) \quad (3.1)$$

โดยทั่วไป การวิจัยทางด้านขั้นตอนวิธีการลบฉากหลังนิยมใช้ลำดับภาพวิดีโอที่สกัดจากกล้องวิดีโอที่มีคุณภาพสูงสำหรับการวิจัยเฉพาะด้านและสามารถควบคุมพารามิเตอร์ต่าง ๆ โดยตรงได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งความสว่างของลำดับภาพวิดีโอ การทดลองส่วนมากจะกำหนดการปรับค่าความสว่างของกล้องวิดีโอให้คงที่ และวิเคราะห์โดยตั้งอยู่บนสมมุติฐานที่ว่าเมื่อขั้นตอนวิธีตรวจหาการเปลี่ยนแปลงของความสว่างภายในลำดับภาพวิดีโอ ความสว่างที่เปลี่ยนแปลงนั้นเกิดจากความเปลี่ยนแปลงความสว่างจากสิ่งแวดล้อมเท่านั้น ขั้นตอนวิธีจึงสามารถปรับตัวตามความสว่างที่เปลี่ยนแปลงไปโดยสิ่งแวดล้อมได้อย่างถูกต้อง แต่ในกรณีที่มีการใช้กล้องวิดีโอระดับผู้บริโภค (Consumer-type Cameras) เช่น กล้องวิดีโอประเภทเว็บแคม (Web-Cam Camera) ซึ่งผู้ผลิตมักกำหนดคุณสมบัติต่างๆ ในการควบคุมพารามิเตอร์มาตั้งแต่ต้นเพื่อให้เหมาะสมและง่ายกับการใช้งานของผู้ใช้ทั่วไป ด้านความสว่างนั้นจะมีระบบการปรับค่าอัตโนมัติทางความสว่างของกล้องวิดีโอซึ่งจะเน้นในการปรับค่าความสว่างในบริเวณฉากหน้าให้มีความเหมาะสมที่สุดและมักจะละเลยบริเวณฉากหลัง

บ่อยครั้งการปรับค่าดังกล่าวจะส่งผลให้ความสว่างบริเวณฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลง กระบวนการดังกล่าวนี้จะมีผลกระทบถึงการทำงานของขั้นตอนวิธีการลบฉากหลังแบบปรับตัวได้ เนื่องจากเมื่อกล้องวิดีโอทำการปรับค่าอัตโนมัติทางความสว่าง ความสว่างของลำดับภาพวิดีโอจะมีการเปลี่ยนแปลง ระบบลบฉากหลังจะทำการปรับตัวเพื่อปรับฉากหลังให้มีความสอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงดังกล่าว ทั้ง ๆ ที่ความสว่างของสิ่งแวดล้อมไม่มีการเปลี่ยนแปลง ทำให้เกิดความผิดพลาดจากการจำแนกได้ จากปัญหาดังกล่าวงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการควบคุมความสว่างเพื่อชดเชยการปรับตัวอัตโนมัติทางแสงและลดผลในการปรับตัวโดยอัตโนมัติดังกล่าวที่มีต่อกระบวนการเรียนรู้ฉากหลัง ทำให้ระบบวิธีการลบฉากหลังทำงานผิดพลาดน้อยลง

การควบคุมความสว่างจะอาศัยการเปลี่ยนแปลงความสว่างของภาพรับเข้าเป็นหลัก โดยตั้งอยู่บนหลักการที่ว่า เมื่อเกิดความเปลี่ยนแปลงภายในฉาก ความเปลี่ยนแปลงดังกล่าวสามารถแยกออกได้

เป็นความเปลี่ยนแปลงเชิงสี และความเปลี่ยนแปลงเชิงส่องสว่าง เมื่อวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงจะสามารถแยกออกได้เป็น 4 กรณีคือ

- ก. กรณีที่ไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงทั้งองค์ประกอบความสว่างและองค์ประกอบเชิงสี ในกรณีนี้จะถือว่าภาพรับเข้าไม่มีการเปลี่ยนแปลง ณ จุดภาพที่พิจารณา โดยทั่วไปจุดภาพลักษณะนี้จะเป็นจุดภาพฉากหลังที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลง หรือ วัตถุที่เข้ามาอยู่ในฉากระยะหนึ่งแล้ว และระบบลบฉากกำลังเรียนรู้ ณ จุดภาพดังกล่าว
- ข. กรณีที่เกิดการเปลี่ยนแปลงที่องค์ประกอบเชิงสีเท่านั้น กรณีนี้จะเป็นการเปลี่ยนแปลงโดยเกิดจากการเคลื่อนไหวในฉาก ซึ่งอาจจะเป็นการเปลี่ยนแปลงของวัตถุในฉากหลัง หรือ การเคลื่อนไหวของวัตถุจากหน้าที่สนใจก็ได้ แม้กระทั่งการเปลี่ยนแปลงสีของแหล่งกำเนิดแสงของฉาก ณ จุดภาพที่สนใจ ระบบลบฉากหลังจะสามารถตรวจหาการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวได้
- ค. กรณีที่เกิดการเปลี่ยนแปลงที่องค์ประกอบเชิงส่องสว่างเท่านั้น กรณีนี้สามารถวิเคราะห์ได้ว่าไม่มีการเคลื่อนไหวของวัตถุภายในฉาก การเปลี่ยนแปลงเกิดในเชิงส่องสว่างเท่านั้นซึ่งเกิดได้จาก 2 สถานการณ์คือ การเปลี่ยนแปลงของความสว่างจากสิ่งแวดล้อมของภาพรับเข้าเอง และการเปลี่ยนแปลงของความสว่างจากการปรับตัวอัตโนมัติทางแสง ถือว่าเป็นกรณีที่สนใจ และจะทำการควบคุมความสว่างถ้าเกิดกรณีนี้ขึ้น
- ง. กรณีที่เกิดการเปลี่ยนแปลงทั้งองค์ประกอบเชิงส่องสว่างและเชิงสี แสดงให้เห็นว่า จุดภาพดังกล่าวมีการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบภาพ ซึ่งอาจจะเป็นการเปลี่ยนแปลงของวัตถุ ระบบจะไม่ทำการควบคุมความสว่าง ณ จุดภาพนี้

จากที่กล่าวมาข้างต้นการควบคุมความสว่างจะทำในเฉพาะกรณีที่เกิดการเปลี่ยนแปลงเชิงส่องสว่างเท่านั้นและถ้าเกิดการเปลี่ยนแปลงเชิงสีด้วยจะไม่มีผลกระทบการเปลี่ยนแปลงความสว่างของภาพรับเข้า ในทางทฤษฎีสามารถแยกการเปลี่ยนแปลงเชิงส่องสว่างออกได้เป็นสองกรณีข้างต้น และสิ่งที่ต้องการคือชดเชยผลของการปรับตัวอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดิทัศน์ออกไป ในเชิงปฏิบัติการที่จะชดเชยดังกล่าวต้องทราบขั้นตอนวิธีการการปรับตัวอัตโนมัติทางแสงดังกล่าว และทำกระบวนการย้อนกลับ แต่เนื่องจากขั้นตอนวิธีดังกล่าวมีความแตกต่างกัน ขึ้นอยู่กับชนิดและผู้ผลิตกล้องวิดิทัศน์ อีกทั้งขั้นตอนวิธีดังกล่าวมักเป็นความลับของผู้ผลิต ทำให้ไม่สามารถสร้างกระบวนการย้อนกลับได้

อนึ่งการควบคุมความสว่างจะอาศัยการวิเคราะห์ลักษณะของการเปลี่ยนแปลงความสว่างแทนการเปลี่ยนแปลงความสว่างจากสิ่งแวดล้อมมักจะอยู่ในรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของแสงในช่วงวัน และการเปลี่ยนแปลงจากแหล่งกำเนิดแสงที่มนุษย์สร้างขึ้น เช่นการเปิดและปิดหลอดไฟ เป็นต้น โดยจากการสังเกตจะสามารถใช้สมมุติฐานที่ว่า การเปลี่ยนแปลงความสว่างจากสิ่งแวดล้อมจะเกิดทั่วทั้งเฟรม

และการเปลี่ยนแปลงจะเกิดขึ้นอย่างมีนัย โดยระบบลบฉากหลังจะสามารถตรวจหาได้ การเกิดมักเกิดอย่างช้าๆ หรือ นับพลาตันและคงที่ตลอดช่วงเวลาหนึ่ง ๆ แตกต่างจากการเปลี่ยนแปลงจากการปรับตัวอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอที่มักจะมีการเปลี่ยนแปลงความสว่างของฉากหลังบริเวณรอบๆวัตถุ ฉากหน้าและเปลี่ยนแปลงตลอดตามการเคลื่อนไหวของวัตถุฉากหน้า ตัวอย่างของการเปลี่ยนแปลงความสว่างทั้งสองกรณีแสดงในรูปที่ 3.1 สมมุติฐานนี้ตั้งอยู่บนเหตุการณ์ที่สิ่งแวดล้อมไม่มีการกระพริบของแหล่งกำเนิดแสงซึ่งเกิดขึ้นน้อยมาในการใช้งานจริงและสามารถละเลยได้



(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

รูปที่ 3.1 ตัวอย่างการเปรียบเทียบการเปลี่ยนแปลงความสว่างของฉากหลัง (ก) ฉากหลังก่อนการเปลี่ยนแปลงโดยสิ่งแวดล้อม (ข) การเปลี่ยนแปลงโดยสิ่งแวดล้อม (ค) ฉากหลังก่อนการเปลี่ยนแปลงโดยสิ่งแวดล้อมโดยการปรับตัวอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ (ง) ผลของการเปลี่ยนแปลงโดยสิ่งแวดล้อมโดยการปรับตัวอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ

จากหลักการข้างต้นจะสามารถควบคุมความสว่างได้โดยการลดผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่างดังกล่าวโดยใช้สมการการถ่วงน้ำหนักเชิงเส้นระหว่างภาพรับเข้าจากกล้องวิดีโอขณะปัจจุบันและภาพรับเข้าของระบบลบฉากหลังจากเฟรมที่แล้วซึ่งมีกระบวนการดังนี้

พิจารณาเวกเตอร์ค่าสีของภาพรับเข้าจากกล้องวิดีโอ $\mathbf{y}_{i,j}[n]$ ณ จุดภาพ (i, j) ซึ่งเป็นเวกเตอร์ค่าสีในปริภูมิ YCbCr เฟรมที่ n จากสมการที่ (3.1) และพิจารณาเวกเตอร์ $\mathbf{I}_{i,j}[n]$ โดย

$$\mathbf{I}_{i,j}[n] = (I_{i,j}^Y[n], I_{i,j}^{Cb}[n], I_{i,j}^{Cr}[n]) \quad (3.2)$$

ซึ่ง $\mathbf{I}_{i,j}[n]$ เป็นเวกเตอร์ค่าสีที่ผ่านการควบคุมความสว่างแล้วตามกระบวนการในรูปที่ ๓ จุดภาพและเฟรมเดียวกัน และเป็นเวกเตอร์รับเข้าของระบบลบฉากหลังจากสมการที่ (3.1) ดังนั้นจะสามารถหาเวกเตอร์การเปลี่ยนแปลงได้จากผลต่างของเวกเตอร์ค่าสีของภาพรับเข้าจากกล้องวิดีโอที่ เฟรมปัจจุบัน (n) และเวกเตอร์รับเข้าของระบบลบฉากหลัง ณ เฟรมก่อนหน้า ($n-1$) ดังสมการที่ (3.3)

$$\mathbf{D}_{i,j}[n] = \mathbf{Y}_{i,j}[n] - \mathbf{I}_{i,j}[n-1] \quad (3.3)$$

เมื่อ $\mathbf{D}_{i,j}[n]$ เป็นเวกเตอร์การเปลี่ยนแปลงรับเข้า ณ จุดภาพ (i, j) เฟรมที่ n

ดังนั้นจะสามารถแยกองค์ประกอบของเวกเตอร์การเปลี่ยนแปลงรับเข้าออกเป็นสององค์ประกอบได้แก่ การเปลี่ยนแปลงเชิงส่องสว่าง และการเปลี่ยนแปลงเชิงสี การเปลี่ยนแปลงเชิงส่องสว่างหาได้จาก องค์ประกอบการเปลี่ยนแปลงทางด้าน Y ดังนี้

$$\beta_{i,j}[n] = \mathbf{D}_{i,j}[n] \bullet \mathbf{u}_Y \quad (3.4)$$

เมื่อ $\beta_{i,j}[n]$ เป็นการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความสว่าง
และ \mathbf{u}_Y เป็นเวกเตอร์หนึ่งหน่วยในแนวแกน Y

ในทางปฏิบัติจะคำนวณได้จาก

$$\beta_{i,j}[n] = \frac{Y_{i,j}^Y[n] - I_{i,j}^Y[n-1]}{\sigma_{i,j}^Y} \quad (3.5)$$

การเปลี่ยนแปลงเชิงสี $\chi_{i,j}[n]$ หาได้จากขนาดของเวกเตอร์การเปลี่ยนแปลงในระนาบเชิงสี CbCr

$$\chi_{i,j}[n] = \sqrt{\frac{(Y_{i,j}^{Cb}[n] - I_{i,j}^{Cb}[n-1])^2}{(\sigma_{i,j}^{Cb})^2} + \frac{(Y_{i,j}^{Cr}[n] - I_{i,j}^{Cr}[n-1])^2}{(\sigma_{i,j}^{Cr})^2}} \quad (3.6)$$

เมื่อ $\sigma_{i,j}^Y, \sigma_{i,j}^{Cb}, \sigma_{i,j}^{Cr}$ เป็นค่าเบี่ยงเบนขององค์ประกอบ Y Cb และ Cr ในสมการที่ (3.17) เนื่องจากการควบคุมความสว่างจะทำณะการประมวลผล ทำให้สามารถหาค่าทั้งสามข้างต้นได้ก่อนจากกระบวนการสร้างฉากหลังเริ่มต้น

การเปลี่ยนแปลงเชิงส่องสว่างและการเปลี่ยนแปลงเชิงสีจะถือว่าถูกต้องพบเมื่อค่าความเปลี่ยนแปลงมากเกินไปที่ยอมรับได้ ดังนั้นจึงต้องมีการกำหนดค่าตัดสิน หรือค่าการเปลี่ยนแปลงที่มากที่สุดที่ยอมรับได้เพื่อจำแนกสถานะการเปลี่ยนแปลงของเวกเตอร์ค่าสีรับเข้า เนื่องจากมีการใช้

สมมุติฐานที่ว่า การแจกแจงของเวกเตอร์ค่าสีรับเข้าอยู่ในรูปแบบเกาส์ และเพื่อความสะดวกต่อการประมวล จะกำหนดค่าตัดสิน โดยใช้ค่าคงที่ของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานดังแสดงในสมการที่ (3.7) และ (3.8)

$$\tau_{CHN}^Y = K_{CHN}^Y \sigma_{i,j}^Y \quad (3.7)$$

และ

$$\tau_{CHN}^{CbCr} = K_{CHN}^{CbCr} \sqrt{(\sigma_{i,j}^{Cb})^2 + (\sigma_{i,j}^{Cr})^2} \quad (3.8)$$

โดยที่	τ_{CHN}^Y	เป็นค่าตัดสินการเปลี่ยนแปลงเชิงส่องสว่าง
	τ_{CHN}^{CbCr}	เป็นค่าตัดสินการเปลี่ยนแปลงเชิงสี
	K_{CHN}^Y	เป็นค่าคงที่ประกอบการตัดสินการเปลี่ยนแปลงความสว่างซึ่งผู้ใช้กำหนด
	K_{CHN}^{CbCr}	เป็นค่าคงที่ประกอบการตัดสินการเปลี่ยนแปลงเชิงสีซึ่งผู้ใช้กำหนด

จากเงื่อนไข ก.- ง. ในหน้าที่ 42 จะได้เงื่อนไขในการควบคุมความสว่างของภาพคือ จะทำในกรณีที่พบว่ามีความสว่างเปลี่ยนแปลงเกินค่าที่ยอมรับได้เท่านั้นซึ่งตรงกับในกรณี ค. ซึ่งตรงตามเงื่อนไขในสมการที่ (3.9) และ (3.10)

$$|\beta_{i,j}[n]| > \tau_{CHN}^Y \quad (3.9)$$

$$\chi_{i,j}[n] \leq \tau_{CHN}^{CbCr} \quad (3.10)$$

ระบบจะทำการควบคุมโดยปรับค่าตามสมการที่ (3.11) - (3.13) เพื่อชะลอผลของการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความสว่างดังกล่าวให้น้อยลง

$$I_{i,j}^Y[n] = (1 - \theta) I_{i,j}^Y[n-1] + \theta Y_{i,j}^Y[n] \quad (3.11)$$

$$I_{i,j}^{Cb}[n] = Y_{i,j}^{Cb}[n] \quad (3.12)$$

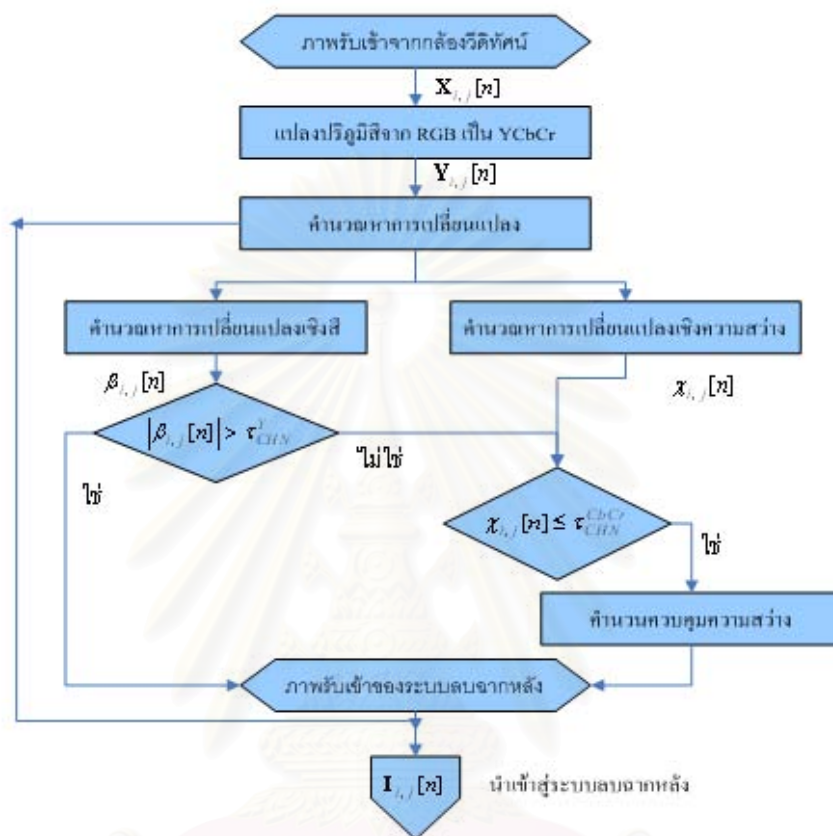
$$I_{i,j}^{Cr}[n] = Y_{i,j}^{Cr}[n] \quad (3.13)$$

เมื่อ θ คือ ตัวประกอบความไวต่อความสว่าง (Brightness Sensitivity Factor) ของการควบคุมความสว่าง

กระบวนการการควบคุมความสว่างที่เสนอมีแผนภาพการทำงานดังรูปที่ 3.2

การควบคุมโดยวิธีดังกล่าวนอกจากจะช่วยลดความไวต่อการเปลี่ยนแปลงความสว่างอย่างฉับพลันจากการปรับตัวอัตโนมัติทางความสว่างของกล้องวิดีโอ ยังสามารถลดผลของสัญญาณรบกวนจากสิ่งแวดล้อมเองด้วย ตัวอย่างเช่นการเปล่งแสงที่ไม่สม่ำเสมอของหลอดไฟ และการกระพริบ

จากจอกอมพิวเตอร์ นอกจากนี้ข้อมูลการเปลี่ยนแปลงเชิงสีและความสว่างจะสามารถนำมาใช้พิจารณาตัดสินใจในกระบวนการแจกแจงของระบบลบจากหลังด้วย



รูปที่ 3.2 แผนภาพการทำงานของระบบควบคุมความสว่างของภาพรับเข้า

3.2 แบบจำลองจากหลังในปริภูมิ YCbCr

ในกระบวนการสร้างแบบจำลองจากหลังในปริภูมิ YCbCr จะต้องทำการเปลี่ยนเวกเตอร์รับเข้าทุกเฟรมให้อยู่ในปริภูมิ YCbCr ทั้งหมด ในที่นี้เวกเตอร์รับเข้าที่ใช้ในกระบวนการสร้างแบบจำลองเริ่มต้นจะเป็นเวกเตอร์ที่ไม่ผ่านการควบคุมความสว่าง $Y_{i,j}[n]$ ตามสมการที่ (3.1) เนื่องจากถือว่ากระบวนการสร้างแบบจำลองเริ่มต้นถือว่าสั้นมากและไม่มีการเปลี่ยนแปลงทั้งสีและความสว่างขณะสร้างแบบจำลอง ซึ่งเวกเตอร์ดังกล่าวจะถูกนำไปสร้างแบบจำลองจากหลังพื้นฐานโดยการหา $E_{i,j}$ และ $C_{i,j}$ ดังแสดงในบทที่ 2 บนสมมุติฐานว่าเวกเตอร์ค่าสีมีการแจกแจงแบบเกาส์ตลอดช่วง N เฟรม ดังสมการที่ (3.14) และ (3.15)

$$\mathbf{E}_{i,j} = \mathbf{E}_{i,j}[N] = E\{\mathbf{Y}_{i,j}[N]\} \quad (3.14)$$

และ

$$\mathbf{C}_{i,j} = \mathbf{C}_{i,j}[N] = E\{[\mathbf{Y}_{i,j}[N] - \mathbf{E}_{i,j}]^T [\mathbf{Y}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}]\} \quad (3.15)$$

โดยที่ $E\{\cdot\}$ คือตัวปฏิบัติการประมาณ (Estimation Operator)

$\mathbf{E}_{i,j}$ เป็นเวกเตอร์ค่าสีเฉลี่ยสถิตย์ (Static Mean Color Vector)

$\mathbf{C}_{i,j}$ เมตริกซ์ค่าสีความแปรปรวนสัมพันธ์สถิตย์ (Static Color Covariant Matrix)

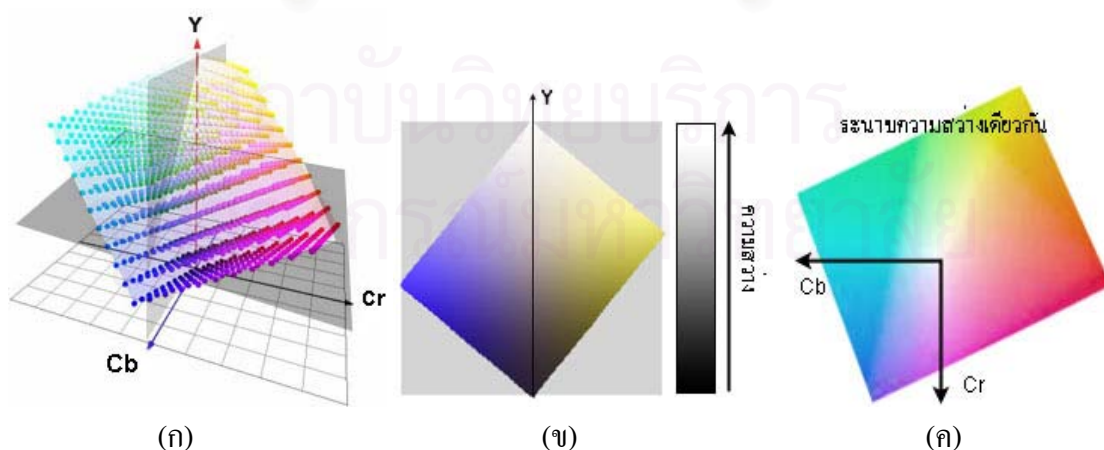
เช่นเดียวกับในกรณีแบบจำลองแบบ RGB เพื่อการลดความซับซ้อนของการคำนวณจะกำหนดให้

$$\mathbf{E}_{i,j} = [E_{i,j}^Y \quad E_{i,j}^{Cb} \quad E_{i,j}^{Cr}]^T \quad (3.16)$$

และ

$$\mathbf{C}_{i,j} = \begin{bmatrix} \sigma_{i,j}^Y & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{i,j}^{Cb} & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{i,j}^{Cr} \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

ขั้นตอนต่อไปเป็นการพิจารณาความสัมพันธ์เชิงส่องสว่างและความเพี้ยนเชิงสีในปริภูมิ YCbCr โดยอาศัยความเป็นอิสระต่อกันโดยธรรมชาติขององค์ประกอบเชิงส่องสว่างและเชิงสีของเวกเตอร์ค่าสีในปริภูมิ YCbCr คือ องค์ประกอบเชิงส่องสว่าง จะแปรผันตามค่าองค์ประกอบ Y ตามรูปที่ 3.3(ก) ซึ่งเป็นภาคตัดของปริภูมิสี YCbCr ในรูปที่ 3.3 (ก) ในแนวขนานกับแกน Y และองค์ประกอบเชิงสีจะเป็นเวกเตอร์ผลรวมขององค์ประกอบ Cb และ Cr ดังแสดงในรูปที่ 3.3 (ข) ซึ่งเป็นภาคตัดของปริภูมิสี YCbCr ในรูปที่ 3.3 (ก)



รูปที่ 3.3 ความเป็นอิสระต่อกันขององค์ประกอบเชิงส่องสว่างและองค์ประกอบเชิงสีในปริภูมิ YCbCr

(ก) ปริภูมิสีแบบ YCbCr (ข) ภาคตัดแสดงทิศทางที่มีสีในโทนเดียวกัน (ค) ภาคตัดแสดงระนาบที่มี

ความสว่างเท่ากัน

พิจารณาจากนิยามใน [13] และนำมาดัดแปลงเพื่อนิยามความเพี้ยนเชิงส่องสว่างและความเพี้ยนเชิงสีในปริภูมิ YCbCr ได้ดังนี้

3.2.1 ความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง (Luminance Distortion) [α]

ความเพี้ยนเชิงส่องสว่างเป็นปริมาณเชิงสเกลาร์ ซึ่งนิยามให้เป็นค่าความแตกต่างเชิงส่องสว่างของเวกเตอร์รับเข้าและเวกเตอร์ค่าสีเฉลี่ย ซึ่งหาได้จากสมการที่ 3.4

$$\alpha_{i,j}[n] = (\mathbf{Y}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}) \bullet \mathbf{u}_Y \quad (3.14)$$

โดยที่ \mathbf{u}_Y เป็นเวกเตอร์หนึ่งหน่วยในทิศทางขององค์ประกอบความสว่าง Y โดยจะได้อธิบายอย่างง่าย ดังแสดงในสมการที่ (3.15)

$$\alpha_{i,j}[n] = \frac{Y_{i,j}^Y[n] - E_{i,j}^Y}{\sigma_{i,j}^Y} \quad (3.15)$$

เช่นเดียวกับในปริภูมิ RGB ค่าความเพี้ยนเชิงส่องสว่างสามารถบ่งบอกได้ว่าค่าสีของจุดภาพเฟรมปัจจุบันมีความสว่างมากน้อยเพียงไรเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองฉากหลัง เมื่อค่า α มีค่ามากกว่าศูนย์หมายความว่าจุดภาพเฟรมปัจจุบันมีความสว่างมากกว่าแบบจำลองฉากหลัง ในทางกลับกัน เมื่อค่า α มีค่าน้อยกว่าศูนย์ย่อมหมายถึงจุดภาพเฟรมปัจจุบันมีความสว่างน้อยกว่าแบบจำลองฉากหลัง และ α มีค่าใกล้เคียงศูนย์ หรืออยู่ในช่วงค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่ยอมรับได้ แสดงว่าความสว่างของจุดภาพเฟรมปัจจุบันมีความสว่างใกล้เคียงกับแบบจำลองฉากหลัง

3.2.1 ความเพี้ยนเชิงสี (Chrominance Distortion) [λ]

ความเพี้ยนเชิงสี (λ) เป็นปริมาณเชิงสเกลาร์ นิยามให้เป็นค่าความแตกต่างเชิงสีของเวกเตอร์รับเข้าและเวกเตอร์ค่าสีเฉลี่ย และหาได้จากสมการที่ (3.16)

$$\lambda_{i,j}[n] = \|(\mathbf{Y}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}) - \alpha_{i,j}[n]\mathbf{u}_Y\| \quad (3.16)$$

อยู่ในรูปอย่างง่ายตามสมการที่ (3.17)

$$\lambda_{i,j}[n] = \sqrt{\left(\frac{Y_{i,j}^{Cb}[n] - E_{i,j}^{Cb}}{\sigma_{i,j}^{Cb}}\right)^2 + \left(\frac{Y_{i,j}^{Cr}[n] - E_{i,j}^{Cr}}{\sigma_{i,j}^{Cr}}\right)^2} \quad (3.17)$$

ความเพี้ยนเชิงสีจะบ่งบอกถึงความแตกต่างเชิงสีระหว่างค่าสีในจุดภาพขณะปัจจุบันและแบบจำลองฉากหลัง ถ้าความเพี้ยนเชิงสีนี้มีมากกว่าค่าตัดสินที่ยอมรับได้ จุดภาพดังกล่าวจะถือว่า มีสี “ต่าง” จากแบบจำลองฉากหลังและจะถูกจำแนกให้เป็นฉากหน้า

จากขั้นตอนดังกล่าวเราสามารถนำมาหาค่าเบี่ยงเบนเชิงส่องสว่าง $a_{i,j}$ และค่าเบี่ยงเบนเชิงสี $b_{i,j}$ เช่นเดียวกับในบทที่ 2 ตามสมการที่ (2.17) และ (2.18) ดังนั้นเมื่อถึงขั้นตอนนี้ จะมีตัวแปรฉากหลัง 4 ค่าอันได้แก่ $\langle \mathbf{E}_{i,j}, \mathbf{C}_{i,j}, a_{i,j}, b_{i,j} \rangle$ ณ จุดภาพ (i, j) ที่พิจารณา

หลังจากที่สร้างแบบจำลองฉากหลังเสร็จแล้ว จะสามารถประมวลผลกระบวนการลบฉากหลังได้ ในที่นี้เวกเตอร์รับเข้าของระบบลบฉากหลังจะเป็นเวกเตอร์รับเข้าที่ผ่านกระบวนการควบคุมความสว่างแล้ว $\mathbf{I}_{i,j}[n]$ การประมวลผลสามารถทำได้โดยคำนวณความเพี้ยนเชิงส่องสว่างและความเพี้ยนเชิงสีตามสมการที่ (3.18) และ (3.19)

$$\alpha_{i,j}[n] = \frac{I_{i,j}^Y[n] - E_{i,j}^Y}{\sigma_{i,j}^Y} \quad (3.18)$$

$$\lambda_{i,j}[n] = \sqrt{\left(\frac{I_{i,j}^{Cb}[n] - E_{i,j}^{Cb}}{\sigma_{i,j}^{Cb}}\right)^2 + \left(\frac{I_{i,j}^{Cr}[n] - E_{i,j}^{Cr}}{\sigma_{i,j}^{Cr}}\right)^2} \quad (3.19)$$

จากนั้นจะหาค่า $\hat{\alpha}_{i,j}[n]$ และ $\hat{\lambda}_{i,j}[n]$ ตามกระบวนการในหัวข้อ 2.2.3 การหาค่าตัดสินจะสามารถทำได้ตามกระบวนการในหัวข้อ 2.2.4 ได้โดยตรง ในกระบวนการจำแนกนั้นจะแบ่งกลุ่มของจุดภาพออกเป็น 4 กลุ่ม ซึ่งจะแสดงโดยหน้ากากของการจำแนก (Classification Mask) $M_{i,j}[n]$ และพิจารณาตามเงื่อนไขจากบนลงล่าง (เงื่อนไข F ไปเงื่อนไข H) ดังแสดงในสมการการจำแนกที่ (3.20)

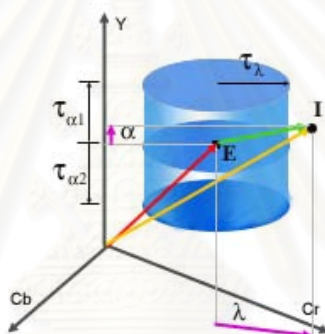
$$M_{i,j}(n) = \begin{cases} P(i, j) \in \mathbf{F}: \hat{\lambda}_{i,j}[n] > \tau_\lambda \text{ or } \hat{\alpha}_{i,j}[n] < \tau_{\alpha_0} \\ P(i, j) \in \mathbf{B}: \hat{\alpha}_{i,j}[n] < \tau_{\alpha_1} \text{ and } \hat{\alpha}_{i,j}[n] > \tau_{\alpha_2} \\ P(i, j) \notin \mathbf{F}: \begin{cases} P(i, j) \in \mathbf{S}: \hat{\alpha}_{i,j}[n] < 0 \\ P(i, j) \in \mathbf{H}: \hat{\alpha}_{i,j}[n] > 0 \end{cases} \end{cases} \quad (3.20)$$

โดยที่

τ_λ เป็นค่าตัดสินความเพี้ยนเชิงสี (Chrominance Distortion Threshold) ที่ได้จากค่า $\hat{\lambda}_{i,j}[n]$ ที่ตำแหน่งอัตราความเพี้ยนเชิงสี R_λ หรือกล่าวอีกนัยหนึ่ง คือ เป็นค่า $\hat{\lambda}_{i,j}[n]$ ณ ตำแหน่งศตภาค (Percentile) ที่อัตราความเพี้ยนเชิงสี R_λ ในการแจกแจงค่า $\hat{\lambda}_{i,j}[n]$ ที่เกิดขึ้นทั้งหมดในแบบจำลอง

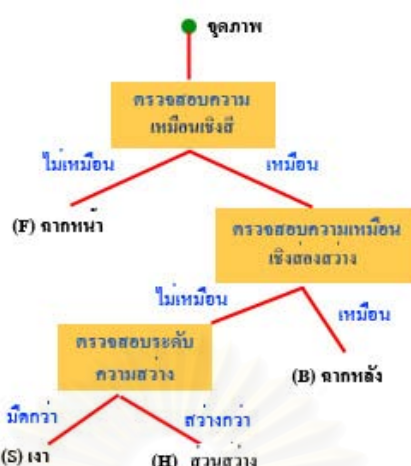
- $\tau_{\alpha 1}$ เป็นค่าตัดสินความเพี้ยนเชิงส่องสว่างด้านบน (Upper Luminance Distortion Threshold) ซึ่งได้จาก $\hat{\alpha}_{i,j}[n]$ ณ ตำแหน่งอัตราความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง R_α
- $\tau_{\alpha 2}$ เป็นค่าตัดสินความเพี้ยนเชิงส่องสว่างด้านล่าง (Lower Luminance Distortion Threshold) ที่ได้จาก $\hat{\alpha}_{i,j}[n]$ ณ ตำแหน่งอัตราความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง $1-R_\alpha$
- $\tau_{\alpha 0}$ เป็นค่าตัดสินบ่งบอกขอบเขตของเงา (Shadow Limit Threshold) กำหนดขึ้นเพื่อป้องกันระบบตีความผิดในกรณีที่วัตถุมีสีค่อนข้างมืดหรือมีสีดำปรากฏภายในฉากให้เป็นเงา

ทั้งนี้ในการทดลองผู้ทดลองจะเป็นผู้กำหนดค่า R_λ , R_α และ $\tau_{\alpha 0}$ เมื่อทำการทดลองแบบจำลองการจำแนกอธิบายการทำงานข้างต้นได้ในรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 แบบจำลองการลบฉากหลังในปริภูมิ YCbCr พร้อมทั้งค่าความเพี้ยนเชิงส่องสว่างและค่าความเพี้ยนเชิงสี

ทั้งนี้กระบวนการจำแนกคุณภาพสามารถพิจารณาได้ตามแผนภูมิต้นไม้ในรูปที่ 3.5 โดยกระบวนการจำแนกคุณภาพจะเริ่มโดยการตรวจสอบความเหมือนทางสี โดยคุณภาพที่มีองค์ประกอบเชิงสีแตกต่างกับแบบจำลองฉากหลังจะถูกกำหนดให้เป็นฉากหน้า แต่ถ้ามีองค์ประกอบเชิงสีเหมือนกับแบบจำลองจะทำการตรวจสอบความเหมือนเชิงส่องสว่าง ค่าสีรับเข้าดังกล่าวมีความเหมือนเมื่อเปรียบเทียบกับเชิงส่องสว่าง จุดภาพดังกล่าวจะถูกจำแนกให้เป็นฉากหลัง ถ้าแตกต่างจะพิจารณาระดับความสว่าง ถ้าน้อยกว่าแบบจำลองจะกำหนดจุดภาพดังกล่าวเป็นเงา ถ้ามากกว่าจะกำหนดให้เป็นส่วนสว่าง (Highlight)



รูปที่ 3.5 แผนภูมิต้นไม้ที่ใช้ในการจำแนกกลุ่มของจุดภาพ

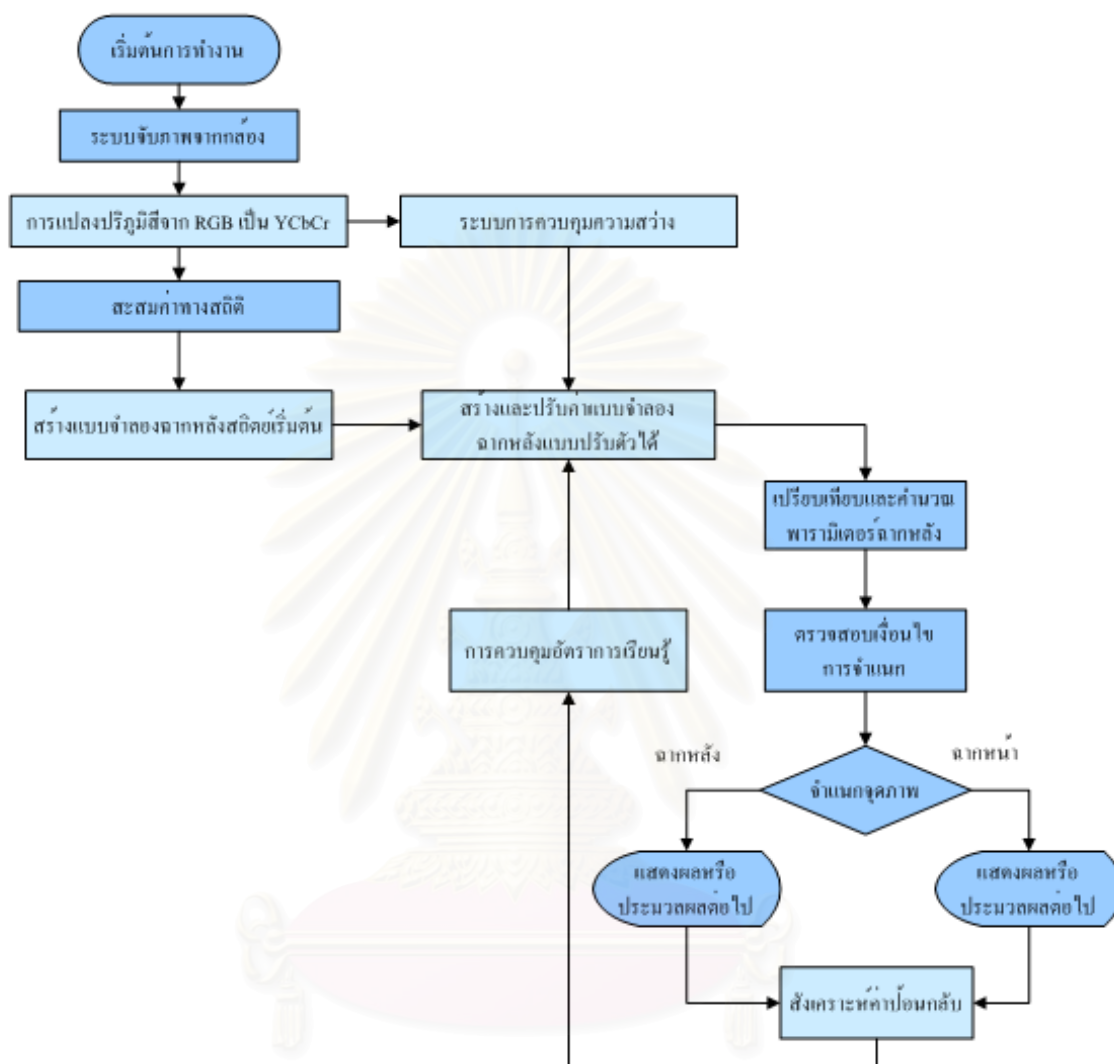
3.3 ระบบที่ทำงานแบบปรับตัวได้

จากที่ได้กล่าวข้างต้นระบบที่พัฒนาขึ้นมีจุดอ่อนในสถานการณ์ที่มีการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังรวมทั้งการเปลี่ยนแปลงของความสว่างแบบทั่วฉาก เนื่องจากการสร้างแบบจำลองฉากหลังกระทำครั้งเดียวเมื่อเริ่มต้นระบบ ระบบดังกล่าวจึงถือว่าเป็นระบบที่ใช้แบบจำลองฉากหลังแบบสถิตย์ (Static Background Model) ซึ่งไม่ยืดหยุ่นต่อสถานการณ์แวดล้อมที่เปลี่ยนแปลง ดังนั้นระบบที่จะแก้ปัญหาดังกล่าวได้ต้องมีการปรับค่าฉากหลังให้ทันต่อเหตุการณ์เวลาจริง (Real-time Updating) โดยการใช้การสร้างแบบจำลองฉากหลังออนไลน์ (On-line Background Modeling) ซึ่งการป้อนกลับผลการจำแนกกลับไปปรับค่าพารามิเตอร์แบบจำลองฉากหลัง (Background Model Parameters) ดังนั้นวัตถุที่ตรวจพบและไม่มีเคลื่อนไหวอีกในช่วงระยะเวลาที่กำหนดค่าหนึ่ง จะถูกจำแนกเป็นวัตถุไม่สนใจ (Non-interesting Object) และกลายเป็นส่วนหนึ่งของแบบจำลองฉากหลังในที่สุด ระบบที่ออกแบบมีแผนผังการทำงานดังรูปที่ 3.6 ส่วนสีเข้มเป็นส่วนพื้นฐานซึ่งมีการพัฒนามาก่อน ในส่วนสีอ่อนเป็นส่วนที่วิทยานิพนธ์นี้ได้แก้ไข และนำเสนอขึ้น

การสร้างแบบจำลองฉากหลังออนไลน์จะปรับค่าเวลาจริงทุกๆเฟรมหรือทุกๆช่วงระยะเวลาเฟรมปรับค่า (Updated Frame Interval) โดยตัวแปรแบบจำลองฉากหลังออนไลน์ (On-line Background Model Parameters) จะประกอบด้วย

1. เวกเตอร์ค่าสีเฉลี่ยออนไลน์ $E_{i,j}[n]$
2. เมตริกซ์ค่าสีความแปรปรวนสัมพัทธ์ออนไลน์ $C_{i,j}[n]$
3. ค่าเบี่ยงเบนเชิงส่องสว่างออนไลน์ $a_{i,j}[n]$
4. ค่าเบี่ยงเบนเชิงสีออนไลน์ $b_{i,j}[n]$

ทั้งนี้แผนภาพการทำงานของระบบที่ได้ออกแบบและนำเสนอสามารถแสดงได้ในรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 แผนผังการทำงานของระบบที่ได้ออกแบบและนำเสนอ

การปรับค่าออนไลน์(On-line Updating) จะเริ่มต้นด้วยการกำหนดค่าเริ่มต้นจะอาศัยข้อมูลแบบจำลองฉากหลังสถิติที่ได้สร้างไว้เมื่อเริ่มต้น (Initialized Static Background Model) ซึ่งได้แก่ตัวแปรฉากหลัง $\langle \mathbf{E}_{i,j}, \mathbf{C}_{i,j}, a_{i,j}, b_{i,j} \rangle$ เป็นพารามิเตอร์ปรับค่าเริ่มต้น (Initialized Updated Parameters) และทำการปรับค่าตัวแปรแบบจำลองฉากหลังออนไลน์ $\langle \mathbf{E}_{i,j}[n], \mathbf{C}_{i,j}[n], a_{i,j}[n], b_{i,j}[n] \rangle$ ตามสมการการปรับค่า (Update Equations) ดังสมการที่ (3.21)-(3.24)

$$\mathbf{E}_{i,j}[n] = \begin{cases} \mathbf{E}_{i,j} & : n = 1 \\ (1-\gamma)\mathbf{E}_{i,j}[n-1] + \gamma\mathbf{I}_{i,j}[n] & : n > 1 \end{cases} \quad (3.21)$$

$$\mathbf{C}_{i,j}[n] = \begin{cases} \mathbf{C}_{i,j} & : n = 1 \\ (1-\gamma)\mathbf{C}_{i,j}[n-1] + \gamma(\mathbf{I}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n])^T (\mathbf{I}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n]) & : n > 1 \end{cases} \quad (3.22)$$

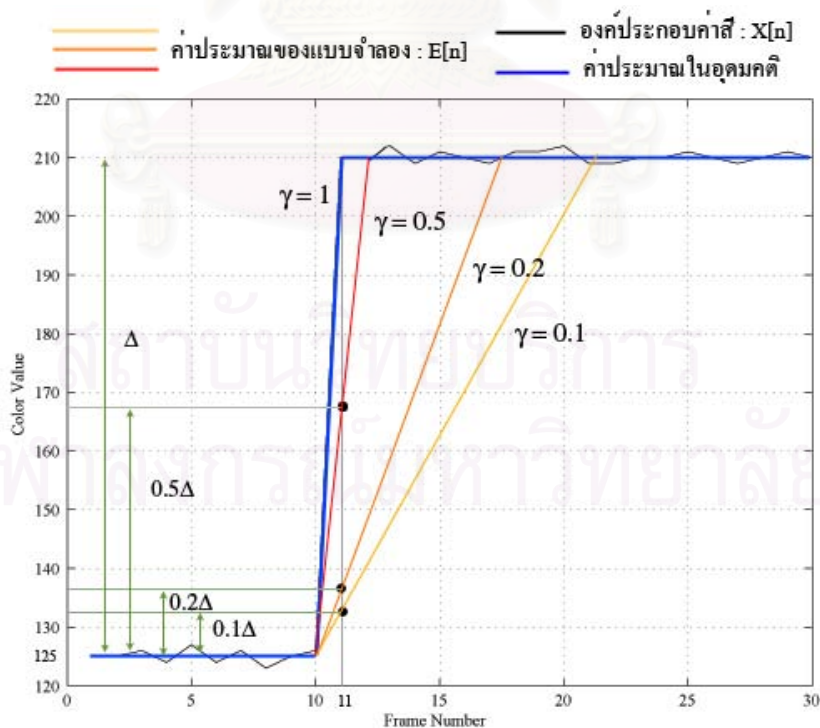
$$a_{i,j}[n] = \begin{cases} a_{i,j} & : n = 1 \\ \sqrt{(1-\gamma)a_{i,j}^2[n-1] + \gamma(\alpha_{i,j}[n]-1)^2} & : n > 1 \end{cases} \quad (3.23)$$

$$b_{i,j}[n] = \begin{cases} b_{i,j} & : n = 1 \\ \sqrt{(1-\gamma)b_{i,j}^2[n-1] + \gamma(\lambda_{i,j}[n])^2} & : n > 1 \end{cases} \quad (3.24)$$

โดยที่กำหนดให้

γ เป็นตัวประกอบการเรียนรู้ของการปรับค่า (Learning Rate of Adaptation)

ค่าของ γ จะบ่งบอกถึงอัตราเร็วในการปรับค่าของตัวแปรแบบจำลองในขณะปัจจุบันจากตัวแปรแบบจำลองในรอบการคำนวณที่แล้ว ค่า $1/\gamma$ จึงสื่อถึงค่าคงที่เวลา (Time Constant) ในการปรับค่า ตัวอย่างของผลของตัวประกอบการเรียนรู้สามารถสังเกตได้จากรูปที่ 3.7 จะเห็นได้ว่าค่า γ ที่มีค่ามากจะส่งผลให้ค่าเฉลี่ยหรือค่าประมาณที่ปรับค่าได้ตามค่าที่รับเข้าขณะนั้นได้เร็วมากขึ้น



รูปที่ 3.7 ผลของความแตกต่างของตัวประกอบการเรียนรู้ต่อการเข้าสู่ของค่าประมาณแบบจำลอง

3.4 กระบวนการควบคุมอัตราการเรียนรู้

จากข้างต้น ตัวประกอบการเรียนรู้ของการปรับค่า (γ) บ่งบอกถึง ความเร็วของการปรับค่าของแบบจำลองจากหลัง ถ้า γ มีค่ามากจากหลังก็จะถูกปรับค่าอย่างรวดเร็วเช่นในกรณีที่มีการเปลี่ยนแปลงของฉากหลัง เช่น การย้ายตำแหน่งเก้าอี้ กล้อง ในสำนักงาน สมการการปรับค่าจะปรับค่าให้วัตถุที่อยู่ตำแหน่งใหม่เป็นวัตถุที่อยู่นอกความสนใจและจำแนกให้เป็นฉากหลังอย่างรวดเร็ว แต่ในอีกแง่มุมหนึ่งในฉากที่มีบุคคลพลุกพล่าน ฉากหลังที่แท้จริงจะถูกรบกวนให้เปลี่ยนค่าอย่างรวดเร็ว เช่นเดียวกับ กรณีของการปรากฏของบุคคลที่เคลื่อนที่ในฉาก แล้วหยุดนิ่งอยู่ในฉาก เป็นเวลานาน บุคคลนั้นจะถูกกำหนดให้เป็นวัตถุที่อยู่นอกความสนใจและจำแนกให้เป็นฉากหลังอย่างรวดเร็ว ดังนั้น ความต้องการที่สวนทางกันจึงเกิดขึ้นระหว่าง “การปรับค่าฉากหลังบริเวณที่มีการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของวัตถุให้เร็วที่สุด” และ “การปรับค่าฉากหลังบริเวณที่มีวัตถุ หรือ บุคคลที่สนใจซ่อนทับอยู่ให้ช้าที่สุด” วิธีทั่วไปที่จะแก้ปัญหาคือการหา ตัวประกอบการเรียนรู้ที่เหมาะสมที่สุด (Optimal Learning Factor) แต่เนื่องจากความหลากหลายของสถานการณ์ทำให้ระบบไม่มีความยืดหยุ่น สิ่งทีวิทยานิพนธ์นี้เสนอเพื่อแก้ปัญหา คือ กระบวนการควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้ (Learning Factor Control) เพื่อให้ตัวประกอบการเรียนรู้มีความสอดคล้องและเหมาะสมต่อสถานการณ์ที่เกิดขึ้นในวิถีทัศนียภาพปัจจุบัน

จากการวิเคราะห์การปรับค่าของตัวแปรแบบจำลอง ตัวประกอบการเรียนรู้ควรมีค่าแตกต่างกัน ทั้งในเชิงปริภูมิ (Spatial) และเชิงเวลา (Temporal) จากการปรับปรุงสมการการถ่วงน้ำหนักปรับค่าใน [6] จะกำหนดให้ตัวประกอบการเรียนรู้ ณ เฟรมที่ n และตำแหน่งจุดภาพ (i, j) เป็นองค์ประกอบระหว่าง ตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้เชิงเฟรม (Frame-Based Learning Factor) และ ตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้เชิงจุดภาพ (Pixel-Based Learning Factor) ในรูปของ

$$\gamma_{i,j}[n] = K\rho[n]\varphi_{i,j}[n] \quad (3.25)$$

เมื่อ K เป็นค่าคงที่อัตราขยายตัวประกอบการเรียนรู้ (Learning Factor Gain Constant) ซึ่งเป็นค่าที่ผู้ใช้กำหนด (User Defined) เพื่อการปรับขยายผลของอัตราการเรียนรู้ให้เหมาะสมกับแต่ละลำดับภาพวิถีทัศน์ [6] และ [26]

$\rho[n]$ เป็นตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ระดับเฟรม

$\varphi_{i,j}[n]$ เป็นตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ระดับจุดภาพ

3.4.1 ตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ระดับเฟรม

ตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ระดับเฟรมมีหน้าที่สำคัญคือควบคุมอัตราการเรียนรู้ในระดับเฟรม กล่าวคือ ทุกๆจุดภาพภายในเฟรมเดียวกันจะมีอัตราการเรียนรู้ระดับเฟรมเท่ากันและอาจแตกต่างกันระหว่างแต่ละเฟรมขึ้นอยู่กับกิจกรรมในเฟรมนั้นๆ ในที่นี้การควบคุมการเรียนรู้ระดับเฟรมจะสามารถทำได้โดยอาศัยตัวประกอบกิจกรรมของเฟรมเพื่อกำหนดตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ระดับเฟรม และใช้ช่วงระยะเฟรมปรับค่าประกอบเพื่อลดอัตราการปรับค่าให้เหมาะสม

3.4.1.1 ตัวประกอบกิจกรรมของเฟรม

ตัวประกอบกิจกรรมของเฟรม เป็นตัวแปรซึ่งบอกระดับของกิจกรรมที่เกิดขึ้นในเฟรมนั้นๆ กิจกรรมในความหมายนี้คือ การเคลื่อนไหวและเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบภายในฉาก ตัวประกอบกิจกรรมของเฟรมหาได้จาก ค่าเฉลี่ยของการเปลี่ยนแปลงค่าสีเมื่อเทียบกับเฟรมก่อนหน้าทุกๆจุดภาพในเฟรมที่พิจารณา

เมื่อพิจารณาลำดับภาพวิดีโอที่ขนาดกว้าง W จุดภาพ สูง H จุดภาพ ความละเอียด 8 บิต ต่อแถบสี จะสามารถหาตัวประกอบกิจกรรมของเฟรมได้ดังนี้

$$\Pi_{i,j}[n] = \sqrt{\frac{\sum_{i=1, j=1}^{i=H, j=W} \|\mathbf{I}_{i,j}[n] - \mathbf{I}_{i,j}[n-1]\|^2}{255^2 \cdot W \cdot H}} \quad (3.26)$$

โดยที่ $\mathbf{I}_{i,j}[n]$ เป็นเวกเตอร์ค่าสีรับเข้าที่ผ่านการควบคุมความสว่างแล้ว ณ เฟรมที่ n และตำแหน่งจุดภาพ (i, j)

จากข้างต้น เมื่อระดับกิจกรรมในเฟรมที่พิจารณามีค่ามาก ค่าผลต่างของเวกเตอร์ค่าสีระหว่างเฟรมปัจจุบันและเฟรมก่อนหน้าจะมีค่าสูง ดังนั้น ตัวประกอบกิจกรรมของเฟรมปัจจุบันจะมีค่าสูง ซึ่งโดยปกติค่า ตัวประกอบกิจกรรมของเฟรมจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ในการควบคุมการเรียนรู้ระดับเฟรม เฟรมที่มีระดับกิจกรรมมากควรมีอัตราการเรียนรู้ที่ต่ำเพื่อคงค่าฉากหลังเดิมไว้ จึงกำหนดตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ดัง สมการ (3.27)

$$\rho[n] = 1 - \Pi_{i,j}[n] \quad (3.27)$$

ค่าตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ระดับเฟรมที่คำนวณได้ จะถูกนำไปแทนค่าในสมการที่ (3.25) เพื่อใช้ในการควบคุมอัตราการปรับค่าตามระดับกิจกรรมที่เกิดขึ้นในเฟรมที่พิจารณา

3.4.1.2 ช่วงระยะเฟรมปรับค่า (Updated Frame Interval : I_U)

ช่วงระยะเฟรมปรับค่าถูกกำหนดขึ้นเพื่อชี้ระยะเวลาในการปรับค่าในกรณีวัตถุที่เคลื่อนที่เร็ว และปรับค่าบริเวณฉากหลังด้วยอัตราการเรียนรู้ปกติ หลักการคือ แทนที่ระบบจะทำการปรับค่าทุกเฟรมที่ประมวลผล แต่จะปรับค่าทุกๆ ระยะ I_U เฟรม ดังนั้น จุดภาพที่มีวัตถุนั้นปรากฏอยู่ จะยังไม่ปรับค่าจนเมื่อการประมวลผลผ่านไป I_U เฟรม ดังนั้นที่ผ่านเข้ามาและปรากฏในจุดภาพที่เราสนใจ น้อยกว่าช่วงระยะ I_U จะไม่ถูกปรับค่า จนเมื่อ วัตถุอยู่นครบ I_U ถึงมีการปรับค่า ดังนั้น วิธีดังกล่าว จึงสามารถแยกแยะ สิ่งที่เคลื่อนที่ตลอดเวลา เช่น บุคคลหรือรถยนต์ในทางสัญจรตลอดเวลา กับรถยนต์ที่หยุดตำแหน่งการจอด

3.4.2 ตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ระดับจุดภาพ

ในกรณีของการเรียนรู้ระดับจุดภาพการปรับค่าจะถูกควบคุม โดยระดับกิจกรรมของแต่ละจุดภาพในช่วงเฟรมที่พิจารณา เช่นเดียวกับการควบคุมการเรียนรู้ระดับเฟรม อัตราการปรับค่าของจุดภาพแต่ละจุดภาพจะแปรผกผันกับระดับกิจกรรมที่เกิดขึ้น ณ จุดภาพนั้น ๆ ตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ระดับจุดภาพ สามารถหาได้หลายวิธี ดังนี้

3.4.2.1 ตัวประกอบควบคุมเชิงกำหนด (Deterministic Control Factor)

ตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ในกรณีนี้จะอาศัยวิธีควบคุมเชิงกำหนด ซึ่งจะกำหนดตัวประกอบการเรียนรู้โดยใช้ระดับกิจกรรมเป็นตัวบ่งชี้ โดยจะแบ่งระดับกิจกรรมระดับเฟรมออกเป็น 2 ระดับ คือ ระดับกิจกรรมสูง (High Activity Level) และ ระดับกิจกรรมต่ำ (Low Activity Level) ระดับกิจกรรม ในที่นี้จะอาศัยสถานะของการตรวจหาการเปลี่ยนแปลง (Change Detection) ซึ่งหาจาก ผลต่างเชิงเวลาของเวกเตอร์ค่าสี ดังสมการที่ (3.28)

$$\Delta_{i,j}[n] = \mathbf{I}_{i,j}[n] - \mathbf{I}_{i,j}[n-1] \quad (3.28)$$

การเปลี่ยนแปลงจะถูกตรวจพบ เมื่อขนาดของเวกเตอร์ผลต่างมากกว่าค่าที่ยอมรับได้ ซึ่งสามารถ

กำหนดหน้าากของการตรวจพบการเปลี่ยนแปลง $M_{i,j}^{CHN}[n]$ ได้ดังนี้

$$M_{i,j}^{CHN}[n] = \begin{cases} 0 : \|\Delta_{i,j}[n]\| < \tau_{CHN} \\ 1 : \|\Delta_{i,j}[n]\| \geq \tau_{CHN} \end{cases} \quad (3.29)$$

เมื่อ τ_{CHN} เป็นค่าขนาดผลต่างน้อยสุดที่เริ่มสังเกตพบการเปลี่ยนแปลง โดยที่ τ_{CHN} หาได้จาก τ_{CHN}^Y และ τ_{CHN}^{CbCr} จากสมการที่ (3.7) และ (3.8) ได้ดังนี้

$$\tau_{CHN} = \sqrt{(\tau_{CHN}^Y)^2 + (\tau_{CHN}^{CbCr})^2} \quad (3.30)$$

ดังนั้น ระบบจะตรวจหาการเปลี่ยนแปลงของค่าสีเชิงเวลา เมื่อ $M_{i,j}^{CHN}[n]$ มีค่าเท่ากับ 1 และไม่ตรวจพบการเปลี่ยนแปลงเมื่อ $M_{i,j}^{CHN}[n]$ มีค่าเท่ากับ 0 เมื่ออาศัยสมมุติฐานที่ว่าจุดภาพที่มีกิจกรรม ณ เฟรมปัจจุบัน จะถูกตรวจหาการเปลี่ยนแปลง จะได้ว่าจุดที่ค้นพบการเปลี่ยนแปลงควรมีตัวประกอบการเรียนรู้ที่ต่ำ และจุดที่ไม่ค้นพบการเปลี่ยนแปลงควรมีตัวประกอบการเรียนรู้ที่สูง โดยกำหนด ตัวประกอบอัตราค่าสูง (High-rate factor) δ_H และ ตัวประกอบการเรียนรู้ค่าต่ำ (Low-rate factor) δ_L ซึ่งนำมาใช้ควบคุมการเรียนรู้ได้ดังสมการ

$$\varphi_{i,j}[n] = \begin{cases} \delta_H : M_{i,j}^{CHN}[n] = 0 \\ \delta_L : M_{i,j}^{CHN}[n] = 1 \end{cases} \quad (3.31)$$

ข้อดีของตัวประกอบควบคุมเชิงกำหนดคือการคำนวณมีความซับซ้อนต่ำ และสามารถกำหนดอัตราการปรับค่าได้ด้วยตัวเอง แต่ถึงอย่างไรยังมีข้อจำกัดที่อัตราการปรับค่าสามารถทำได้เพียง 2 ระดับเท่านั้น

3.4.2.2 ตัวประกอบวิวาซิตี (Vivacity Factor)

หลักการของการปรับค่าโดยใช้ *ตัวประกอบวิวาซิตี* คือปรับเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้ให้สอดคล้องกับ การเคลื่อนไหว และ กิจกรรม ณ บริเวณนั้นๆ ในระดับจุดภาพ โดยส่วนที่มีการเคลื่อนไหวประจำให้มีอัตราการเรียนรู้ต่ำ และ บริเวณที่มีการเคลื่อนไหวเป็นครั้งคราวหรือสงบนิ่งให้มีอัตราการเรียนรู้ที่สูง

นิยาม วิวาซิตี (Vivacity) คือ ปริมาณที่บ่งบอกถึงระดับของการเคลื่อนไหว การเคลื่อนที่ หรือ กิจกรรม ณ บริเวณที่พิจารณา [23] และ [24]

ในขั้นตอนวิธีที่เสนอนี้ กำหนดให้วิวาซิติหาได้จาก ค่าเปลี่ยนแปลงสะสมของเวกเตอร์ค่าสี ณ จุดภาพ $P(i, j)$ ที่สนใจ พิจารณาลำดับภาพ RGB ความละเอียด 24 บิตจุดภาพ จำนวน N เฟรม ซึ่งเราจะหาวิวาซิติที่จุดภาพ $P(i, j)$ ในรูปของ ตัวประกอบวิวาซิติ $v_{i,j}$ ได้ดังสมการที่ (3.32)

$$v_{i,j} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N \|\mathbf{I}_{i,j}[n] - \mathbf{I}_{i,j}[n-1]\|^2}{255^2 N}} \quad (3.32)$$

เมื่อพิจารณาหาตัวประกอบวิวาซิติของลำดับภาพกว้าง W สูง H เพื่อการเปรียบเทียบระหว่างลำดับภาพสามารถหาได้จากสมการที่ (3.33)

$$V = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H v_{i,j} \quad (3.33)$$

เนื่องจากงานวิจัยที่จะนำไปใช้ เป็นระบบแบบปรับค่าได้ ดังนั้นตัวประกอบวิวาซิติ จะต้องอยู่ในรูปของสมการการปรับค่า ดังสมการที่ (3.34)

$$v_{i,j}[n] = \sqrt{(1-\zeta)(v_{i,j}[n-1])^2 + \zeta \frac{\|\mathbf{I}_{i,j}[n] - \mathbf{I}_{i,j}[n-1]\|^2}{255^2}} \quad (3.34)$$

โดยที่ ζ เป็นอัตราการเรียนรู้วิวาซิติ [23] และ [24]

ตัวประกอบวิวาซิติจะช่วยปรับค่าวิวาซิติให้เปลี่ยนแปลงอย่างช้า ๆ เพื่อป้องกันการทำงานผิดพลาดในกรณีที่มีวัตถุคลาดเคลื่อนที่ในฉาก โดยเราจะกำหนดให้ ค่าวิวาซิติเริ่มต้นเป็นศูนย์ ($v_{i,j}[1] = 0$) ดังนั้น และสามารถนำตัวประกอบวิวาซิติมาช่วยในการควบคุมอัตราการเรียนรู้ได้ ซึ่งอัตราการเรียนรู้จะแปรผันในทางตรงกันข้ามกับตัวประกอบวิวาซิติ จึงกำหนดตัวประกอบการเรียนรู้ระดับจุดภาพเป็นดังสมการที่ (3.35)

$$\varphi_{i,j}[n] = (1 - v_{i,j}[n]) \quad (3.35)$$

3.4.3 ข้อมูลการจำแนกฐานสองเชิงเวลา

ในกระบวนการการจำแนกผลการประมวลผลที่ได้จะอยู่ในรูปข้อมูลการจำแนก โดยที่ข้อมูลการจำแนกจะใช้เป็นแนวทางในการกำหนดกลุ่มของจุดภาพของภาพรับเข้าปัจจุบัน ผลของการจำแนก ณ จุดภาพ $P(i, j)$ เฟรมที่ n จะอยู่ในรูป

$$M_{i,j}[n] \in \{G_1, G_2, G_3, \dots, G_M\} \quad (3.36)$$

เมื่อ M เป็นจำนวนกลุ่มที่ใช้ในการจำแนกจุดภาพ

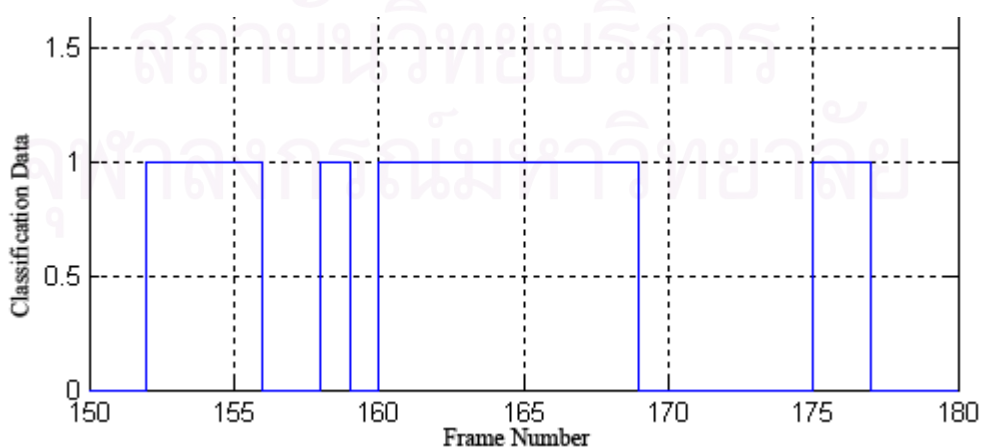
และ $G_1, G_2, G_3, \dots, G_M$ เป็นกลุ่มของจุดภาพ

โดยจุดภาพของขั้นตอนวิธีในวิทยานิพนธ์นี้ถูกแบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม ได้แก่ จุดภาพฉากหน้า (**F** : Foreground Pixel) จุดภาพฉากหลัง (**B** : Background Pixel) จุดภาพเงา (**S** : Shadow Pixel) จุดภาพไฮไลต์ (**H** : High light Pixel) แต่เมื่อพิจารณากลุ่มของจุดภาพที่สนใจ ขั้นตอนการจำแนกสุดท้ายระบบจะสนใจจุดภาพฉากหน้าเนื่องจากเป็นผลที่ระบบต้องการ ดังนั้นจึงสามารถแบ่งข้อมูลการจำแนกออกเป็น 2 กลุ่มใหญ่ๆ ได้แก่ จุดภาพฉากหน้า และ จุดภาพที่ไม่ใช่ฉากหน้า (Non-Foreground Pixel) ซึ่งสามารถแสดงข้อมูลการจำแนกอยู่ในรูปเลขฐานสองดังสมการที่ (3.37)

$$M_{i,j}^{Bi}[n] = \begin{cases} 1 : M_{i,j}[n] \in \{F\} \\ 0 : M_{i,j}[n] \in \{B, S, H\} \end{cases} \quad (3.37)$$

โดยที่ $M_{i,j}^{Bi}[n]$ เป็นหน้ากาการจำแนกฐานสอง

เมื่อพิจารณาหน้ากาการจำแนกในเชิงเวลาสามารถนำมาวิเคราะห์ที่อยู่ในรูปข้อมูลการจำแนกฐานสองเชิงเวลาได้ ข้อมูลดังกล่าวสามารถบ่งบอกพฤติกรรมของลำดับภาพปัจจุบัน การปรากฏและหายไปของฉากหน้าจะสามารถนำมาควบคุมการปรับค่าเพื่อสอดคล้องกับพฤติกรรมดังกล่าวได้อย่างเหมาะสม ตัวอย่างของข้อมูลการจำแนกฐานสองเชิงเวลามีลักษณะดังในรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 ตัวอย่างของข้อมูลการจำแนกฐานสองเชิงเวลา

จากที่กล่าวไปแล้วเราสามารถนำเอาข้อมูลการจำแนกฐานสองเชิงเวลามาใช้ควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้ในระดับคุณภาพได้ ดังนี้

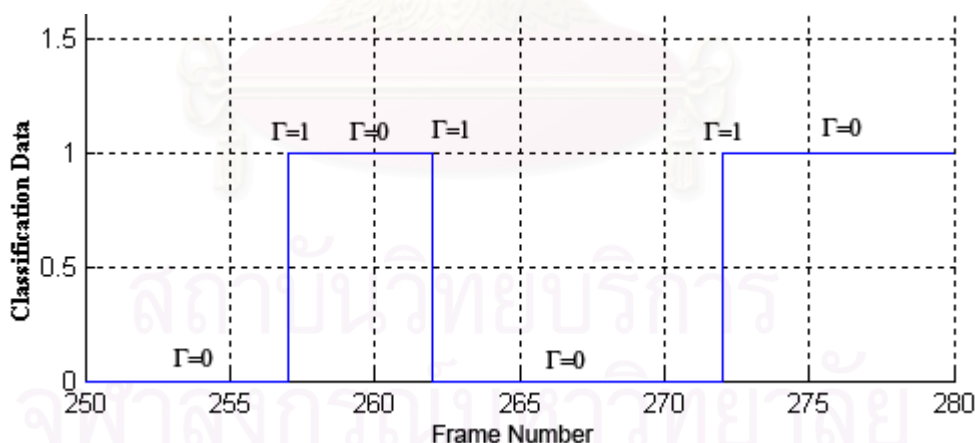
3.4.3.1 นัยการเปลี่ยนแปลงข้อมูลการจำแนกเชิงเวลา

พิจารณาการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลการจำแนก จะเกิดได้ใน 2 กรณีคือ เกิดการเปลี่ยนแปลงจากจากหน้า (จำแนกเป็น 1) ไปยังจากหลัง (จำแนกเป็น 0) และ การเปลี่ยนแปลงจากจากหลัง (จำแนกเป็น 0) ไปยังจากหน้า (จำแนกเป็น 1) ซึ่งการตรวจหาความเปลี่ยนแปลงจะอาศัยค่านัยการเปลี่ยนแปลงดังนี้

ข้อมูลการจำแนกจะถือว่าเกิดนัยการเปลี่ยนแปลง เมื่อ $\Gamma_{i,j}[n]=1$ และไม่มีการเปลี่ยนแปลงเมื่อนัยการเปลี่ยนแปลง $\Gamma_{i,j}[n]=0$ และกำหนดให้นัยการเปลี่ยนแปลง $\Gamma_{i,j}[n]$ เป็นผลต่างของค่าหน้าการการจำแนก ณ จุดภาพที่พิจารณาตำแหน่งเฟรม n และ $n-1$ ดังสมการที่ (3.38)

$$\Gamma_{i,j}[n] = |M_{i,j}^{Bi}[n] - M_{i,j}^{Bi}[n-1]| \quad (3.38)$$

โดยตัวอย่างของการกำหนดนัยการเปลี่ยนแปลงแสดงในรูปที่ 3.9

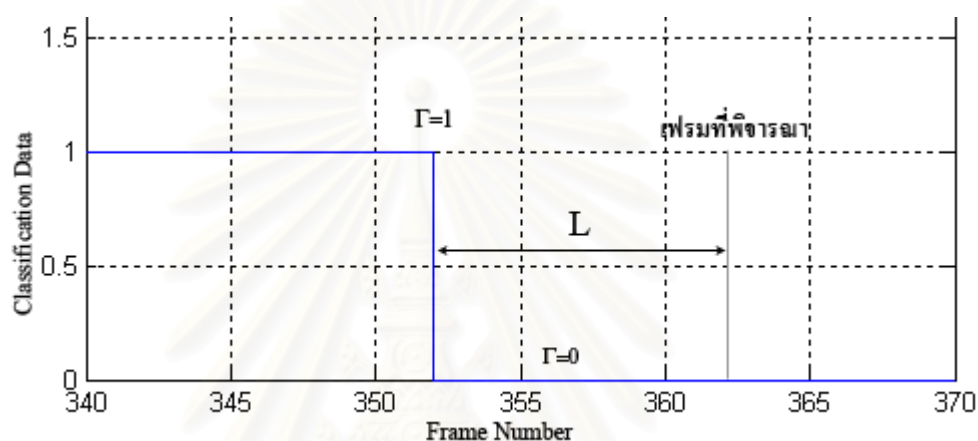


รูปที่ 3.9 ตัวอย่างของการกำหนดนัยการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลการจำแนกเชิงเวลา

นัยการเปลี่ยนแปลง สื่อได้ถึง ความเปลี่ยนแปลงของการจำแนก ณ จุดนั้น ๆ โดยอาจเกิดการตรวจพบวัตถุขึ้น หรือ แม้กระทั่งการหายไปของวัตถุที่ตรวจพบได้

3.4.3.2 เฟรมการเปลี่ยนแปลงครั้งสุดท้าย (Last Change Frame)

เฟรมการเปลี่ยนแปลงครั้งสุดท้าย คือ จำนวนเฟรมซึ่งนับจากการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลการจำแนกได้เกิดขึ้น หรือมีนัยการจำแนก $\Gamma_{i,j}[n] = 1$ ครั้งสุดท้าย จนถึงเฟรมปัจจุบัน โดยกำหนดให้ L เป็นเฟรมการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลการจำแนกครั้งสุดท้าย เมื่อ $\Gamma_{i,j}[n-L] = 1$ และ $\Delta_{i,j}[n-l] = 0$ ในขณะที่ $l=1,2,3,\dots,L-1$ ซึ่งสังเกตได้ในรูปที่ 3.10

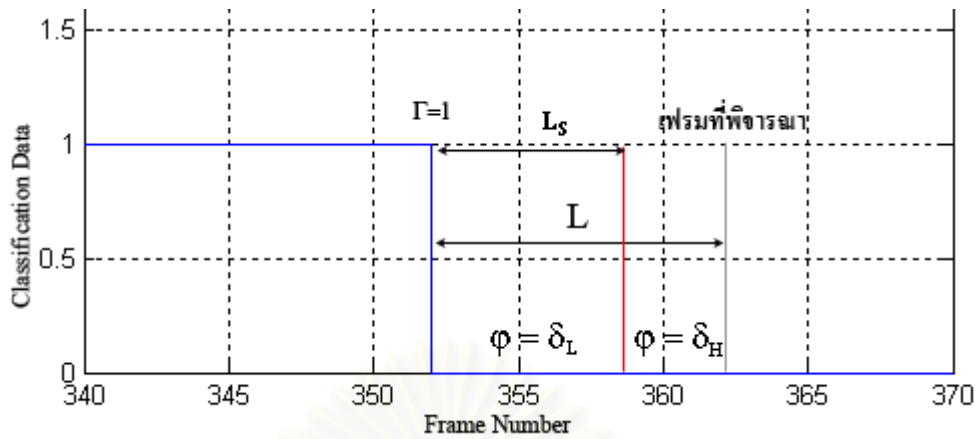


รูปที่ 3.10 ตัวอย่างของการหาเฟรมการเปลี่ยนแปลงครั้งสุดท้าย

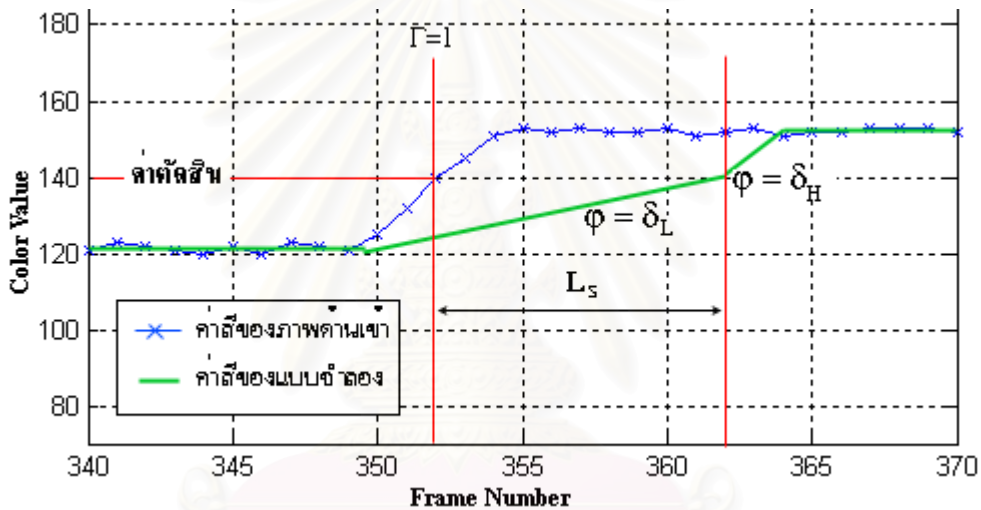
เฟรมการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลการจำแนกครั้งสุดท้าย สู่ให้เห็นถึงระยะเวลาเฟรมที่ไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลการจำแนกเลย เมื่อค่าดังกล่าวมีค่ามากแสดงถึงจุดภาพดังกล่าวมีความสงบและไม่มีการเปลี่ยนแปลงเป็นเวลานาน โดยการควบคุมอัตราการปรับค่าสามารถพิจารณาให้จุดภาพที่มีความสงบมากถึงช่วงระยะค่าหนึ่งมีตัวประกอบควบคุมการเรียนรู้ที่มีค่าสูงขึ้นกว่าปกติ เมื่อใช้ตัวประกอบอัตราค่าสูง (High-rate Factor) δ_H และตัวประกอบการเรียนรู้ค่าต่ำ (Low-rate Factor) δ_L ซึ่งกำหนดโดยผู้ใช้เช่นเดียวกับในหัวข้อ 3.3.2.1 และควบคุมการเรียนรู้ระดับจุดภาพดังนี้

$$\varphi_{i,j}[n] = \begin{cases} \delta_H & : L > L_S \\ \delta_L & : L \leq L_S \end{cases} \quad (3.39)$$

เมื่อ L_E เป็นระยะเฟรมที่น้อยที่สุดที่ถือได้ว่าข้อมูลการจำแนกเข้าสู่สภาวะสถิตยเรียกว่าระยะเฟรมสงบ (Tranquil Interval)



รูปที่ 3.11 การควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้โดยใช้เฟรมการเปลี่ยนแปลงครั้งสุดท้าย



รูปที่ 3.12 การปรับตัวของค่าสีของแบบจำลองเมื่อใช้เฟรมการเปลี่ยนแปลงครั้งสุดท้ายในการควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้

ตัวอย่างของการควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้โดยใช้เฟรมการเปลี่ยนแปลงครั้งสุดท้ายแสดงได้ดังรูปที่ 3.12 และ รูปที่ 3.13 เป็นการปรับตัวของค่าสีของแบบจำลอง

อนึ่ง แต่ละคุณสมบัติที่นำเสนอสามารถนำมาใช้ในกระบวนการควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้ได้ และแต่ละคุณสมบัติก็มีประสิทธิภาพแตกต่างกันไป ขึ้นอยู่กับการนำมาใช้ แต่จากการทดลองเพื่อหาคคุณสมบัติที่เหมาะสมที่สุดที่จะมาควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้ จะใช้ตัวประกอบควบคุมเชิงกำหนดตัวประกอบวิวาซิติ และ ระยะเวลาเฟรมสงบประกอบกันและกำหนดให้ตัวประกอบการเรียนรู้ระดับเฟรมเป็นดังสมการที่ (2.40)

$$\varphi_{i,j}[n] = \begin{cases} \delta_H : M_{i,j}^{CHN}[n] = 0 \text{ and } L > L_E \\ (1 - v_{i,j}[n])\delta_L : M_{i,j}^{CHN}[n] = 1 \end{cases} \quad (2.40)$$

3.5 การสร้างและพัฒนาระบบ

การสร้างและพัฒนาระบบจะอาศัยโครงสร้างของระบบที่ออกแบบไว้และขั้นตอนวิธีที่ได้สร้างขึ้น พัฒนาโปรแกรมต้นแบบเพื่อใช้ในการทดลองโดยใช้ Microsoft Visual C++ 6.0 และ Microsoft Visual C++.NET โดยจะออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้ (Graphic User Interface) ให้แสดงข้อมูลวีดิทัศน์แบบเวลาจริงก่อนและหลังกระบวนการสำคัญอันได้แก่ ข้อมูลวีดิทัศน์รับเข้า (Input Video Sequence) ข้อมูลแบบจำลองฉากหลัง (Modeled Background) ข้อมูลหน้ากากสำหรับการจำแนก (Classification Mask) และผลลัพธ์การจำแนก (Result or Foreground Object) ซึ่งมีลักษณะดังในรูปที่ 3.15



รูปที่ 3.13 ส่วนติดต่อผู้ใช้ของโปรแกรมต้นแบบที่ได้ออกแบบและพัฒนารุ่น

ส่วนติดต่อผู้ใช้ของระบบที่ได้พัฒนาขึ้นสามารถเลือกได้ว่าจะทำการประมวลผลแบบใช้ข้อมูลจากกล้องวีดิทัศน์ขณะเวลาจริง (Real-time Based Processing) เพื่อทำงานในสถานการณ์จริงหรือเลือกทำการประมวลผลโดยใช้ข้อมูลจากลำดับภาพที่เก็บไว้ เพื่อใช้ทดสอบเปรียบเทียบผลการทดสอบประสิทธิภาพก็ได้ การทำงานสามารถเลือกให้ระบบทำงานโดยใช้ได้ทั้งแบบจำลองฉากหลังสถิตย์ หรือแบบปรับตัวได้และสามารถตั้งค่าพารามิเตอร์ตามต้องการได้ และในบทที่ 4 จะกล่าวถึงการนำโปรแกรมที่ได้พัฒนาขึ้นนี้ไปใช้ในการทดลองและวัดประสิทธิภาพต่อไป

บทที่ 4

ผลการทดลอง

ในบทนี้จะกล่าวถึงการทดลองนำขั้นตอนวิธีการลบฉากหลังเชิงสถิติแบบปรับตัวได้ที่นำเสนอไปในบทที่ 3 ไปใช้ในสถานการณ์ต่าง ๆ พร้อมกับเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีอื่นๆ [6], [13] ซึ่งเป็นที่นิยมและถูกใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของงานวิจัยด้านระบบลบฉากหลังที่ใช้ลำดับภาพรับเข้าเป็นภาพสี โดยขั้นตอนวิธีที่จะนำมาเปรียบเทียบ ได้แก่

- ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังโดยใช้แบบจำลองทางสถิติพื้นฐาน (Basic Statistical Background Subtraction Algorithm) เป็นขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ได้นำเสนอในหัวข้อ 1.1.1 ซึ่งอาศัยค่าพื้นฐานทางสถิติ อันได้แก่ การเฉลี่ยเลขคณิตและค่าความแปรปรวนของค่าสีเท่านั้น และจำแนกจุดภาพโดยใช้ขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold) ซึ่งเป็นจำนวนเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation) ไม่มีการเพิ่มลักษณะพิเศษเพื่อจัดการปัญหาต่างๆที่เกิดขึ้นในระบบลบฉากหลัง เพื่อใช้เป็นผลการทดลองมาตรฐาน และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของคุณลักษณะพิเศษในการจัดการปัญหาต่าง ๆ ของขั้นตอนวิธีที่นำมาพิจารณา
- ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังโดยใช้แบบจำลองทางสถิติและการตรวจหาเงา (Statistical Background Subtraction and Shadow Detection) นำเสนอใน [13] และหัวข้อที่ 2.2.2 เป็นขั้นตอนวิธีลบฉากหลังแบบสถิติซึ่งเน้นเสนอการจัดการเงาที่เคลื่อนไหวของวัตถุฉากหน้าที่สนใจ ดังนั้นเมื่อฉากหลังของวัตถุไม่มีการเปลี่ยนแปลงขั้นตอนวิธีนี้จะมีประสิทธิภาพสูงที่สุดวิธีหนึ่ง [16] จึงเป็นที่นิยมในการใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพระบบลบฉากหลัง วิทยานิพนธ์นี้จึงนำเอาแนวของขั้นตอนวิธีตรวจหาเงานี้มาใช้เป็นฐานในการพัฒนา แต่อย่างไรก็ดีขั้นตอนวิธีจะทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงในกรณีสถานการณ์ที่ฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงน้อย
- ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังแบบปรับตัวได้โดยใช้แบบจำลองทางสถิติแบบเกาส์ผสม (Adaptive Statistical Background Subtraction using Mixture of Gaussian Model) ซึ่งนำเสนอใน [6] เป็นระบบการลบฉากหลังที่มีประสิทธิภาพสูง สามารถแก้ปัญหาของการเปลี่ยนแปลงฉากหลังอย่างต่อเนื่อง โดยเฉพาะอย่างยิ่งฉากหลังที่มีการเปลี่ยนแปลงในลักษณะเป็นคาบ เช่น การแกว่งของกิ่งไม้ ระเบียบวิธีใช้การสร้างแบบจำลองโดยใช้เกาส์ผสม (Mixture of Gaussian model) และใช้การปรับค่าแบบจำลองโดยใช้ขั้นตอนวิธี EM (Estimation Maximization algorithm) เป็นขั้นตอนวิธีที่ถูกอ้างอิงอย่างกว้างขวางในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีลบฉากหลังแบบปรับตัวได้

- ขั้นตอนวิธีที่พัฒนาขึ้นและนำเสนอ (Proposed Algorithm) จะเป็นการนำเอาระเบียบวิธีที่พัฒนาขึ้นในขั้นตอนต่าง ๆ ตามลักษณะพิเศษ (Feature) ที่เพิ่มขึ้นเพื่อใช้แก้ปัญหาต่างในการลบฉากหลังซึ่งแบบจำลองพื้นฐานและแบบจำลองก่อนหน้าแก้ไขไม่ได้ มาใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพ อันประกอบด้วย
 - ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังแบบปรับตัวได้โดยใช้แบบจำลองทางสถิติและการตรวจหาเงา (Adaptive Statistical Background Subtraction and Shadow Detection) ซึ่งนำเสนอในหัวข้อที่ 3.1 และ [23] ซึ่งอาศัยหลักการตรวจหาเงามาตัดแปลงพร้อมทั้งสร้างแบบจำลองฉากหลังโดยใช้ปริภูมิสี YCbCr ใน [25] เพื่อลดขั้นตอนการคำนวณ และความซับซ้อนเนื่องจากขั้นตอนวิธีการควบคุมความสว่างจะพิจารณาในปริภูมิสี YCbCr แบบจำลองของขั้นตอนวิธีนี้จะอยู่ในรูปแบบปรับตัวได้เมื่อฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงโดยใช้สมการการปรับตัวเชิงเส้น
 - ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังแบบปรับตัวได้โดยใช้แบบจำลองทางสถิติ การตรวจหาเงา และการควบคุมความสว่าง (Adaptive Statistical Background Subtraction and Shadow Detection with Brightness Control Algorithm) ซึ่งนำเสนอในหัวข้อที่ 3.3 และ [26] ได้จากขั้นตอนการพัฒนาในการเพิ่มขั้นตอนวิธีการควบคุมความสว่างเข้ามาในระบบ เพื่อจัดการความเปลี่ยนแปลงความสว่างอันเกิดจากการปรับตัวอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอทัศนสำหรับผู้ใช้งานทั่วไป
 - ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังแบบปรับตัวได้โดยใช้แบบจำลองทางสถิติ การตรวจหาเงา และการควบคุมความสว่าง พร้อมทั้งการควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้ (Learning Factor Control Adaptive Statistical Background Subtraction and Shadow Detection with Brightness Control Algorithm) ซึ่งนำเสนอในหัวข้อที่ 3.5 และ [24] เป็นขั้นตอนวิธีขั้นสุดท้ายและเสร็จสมบูรณ์เกิดการเพิ่มการควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้เข้ามาในขั้นตอนวิธีข้างต้น เพื่อให้ขั้นตอนวิธีสามารถปรับตัวได้สอดคล้องกับสถานการณ์ที่เกิดขึ้นในฉาก

เพื่อความสะดวกในการอ้างอิงระเบียบวิธีที่นำมาใช้เปรียบเทียบ จึงได้กำหนดอักษรย่อสำหรับการทดลอง ตามตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ขั้นตอนวิธีที่จะนำมาใช้ในการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพ

ลำดับที่	ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังและแบบจำลอง	อักษรย่อ
1	ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังโดยใช้แบบจำลองทางสถิติพื้นฐาน (Basic Statistical Background Subtraction Algorithm)	SBGS Basic
2	ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังโดยใช้แบบจำลองทางสถิติและการตรวจหาเงา (Statistical Background Subtraction and Shadow Detection)	SBGS-SD
3	ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังแบบปรับตัวได้โดยใช้แบบจำลองทางสถิติแบบเกาส์ผสม (Adaptive Statistical Background Subtraction using Mixture of Gaussian Model)	ASBGS-MOG
4	ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังแบบปรับตัวได้โดยใช้แบบจำลองทางสถิติและการตรวจหาเงา (Adaptive Statistical Background Subtraction and Shadow Detection)	ASBGS-SD
5	ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังแบบปรับตัวได้โดยใช้แบบจำลองทางสถิติ การตรวจหาเงา และการควบคุมความสว่าง (Adaptive Statistical Background Subtraction and Shadow Detection with Brightness Control Algorithm)	ASBGS-SD-BC
6	ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังแบบปรับตัวได้โดยใช้แบบจำลองทางสถิติ การตรวจหาเงา และการควบคุมความสว่าง พร้อมทั้งการควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้ (Learning Factor Control Adaptive Statistical Background Subtraction and Shadow Detection with Brightness Control Algorithm)	LFC-ASBGS-SD-BC

ทั้งนี้ เพื่อความชัดเจนของการวัดประสิทธิภาพและเน้นลักษณะเด่นของการจัดการปัญหาต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นในขั้นตอนวิธีลบฉากหลัง พร้อมทั้งกำหนดสถานการณ์ของภาพรับเข้าให้เป็นสถานการณ์เดียวกัน จึงพิจารณาทำการทดลองแบบออฟไลน์ (Offline experiment) ซึ่งจะเป็นการรับภาพรับเข้าจากเพิ่มข้อมูลลำดับภาพวิดีโอ เพื่อการเปรียบเทียบในสถานการณ์เดียวกัน ลำดับภาพข้างต้นจะเป็นการสมมุติสถานการณ์ที่ก่อให้เกิดปัญหาดังกล่าวในระบบลบฉากหลังพื้นฐาน ซึ่งประกอบด้วยลำดับภาพวิดีโอที่แสดงตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ลำดับภาพวิดีโอที่นำมาใช้ในการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพ

ลำดับที่	ชื่อลำดับภาพวิดีโอ	ลำดับภาพวิดีโอ	รายละเอียด
1	Woman and Shadow		ฉากในร่มมีหลายแหล่งกำเนิดแสง เมื่อปรากฏบุคคลผ่านเข้ามาในฉากทำให้เกิดเงาทอดลงพื้นและเคลื่อนไหวตามบุคคล เมื่อเวลาผ่านไปบุคคลเดินไปปิดไฟในห้องจำนวนครึ่งหนึ่งจากทั้งหมด ความสว่างในห้องจึงลดลง
2	Moved Object		ฉากในร่ม เมื่อบุคคลผ่านเข้ามาในฉากบุคคลย้ายตำแหน่งโทรศัพท์และเก้าอี้ จากนั้นบุคคลเดินออกจากฉากทำให้ตำแหน่งของเก้าอี้และโทรศัพท์เกิดการเปลี่ยนแปลง
3	Parking Area		ฉากกลางแจ้ง เมื่อเวลาผ่านไปมีการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของรถที่จอดอยู่ และมีรถยนต์ผ่านเข้ามาในฉากอีกหลายคัน
4	Waving Tree		ฉากกลางแจ้ง มีต้นไม้ในฉากเคลื่อนไหวตลอดเวลาตั้งแต่เริ่มแรก ทำให้ให้ฉากหลังเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา
5	Consumer-type Camera		ฉากในร่ม เมื่อบุคคลปรากฏในฉากกล้องทำการปรับตัวทางแสงโดยอัตโนมัติ ทำให้ความสว่างในบางบริเวณของฉากเปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อย

ลำดับภาพที่ 1 ได้จากการทดลองในบทความ [13] ส่วนลำดับภาพที่ 2 3 และ 4 ได้จากการทดลองในบทความ [22] และลำดับภาพที่ 5 ได้จากการบันทึกขึ้นมาใหม่เพื่อจำลองสถานการณ์การปรับตัวอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ

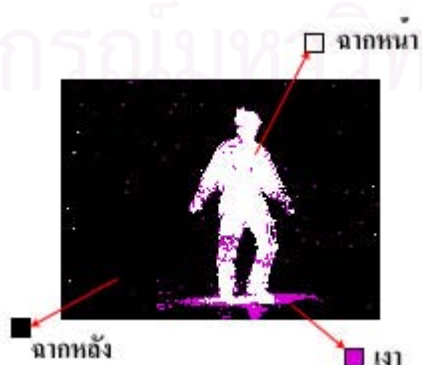
อนึ่ง เนื้อหาในบทที่ 4 จะแบ่งการทดลองออกเป็น 5 หัวข้อ ได้แก่

- ผลของเงาของวัตถุที่เคลื่อนที่
- ผลของการเปลี่ยนแปลงจากการเคลื่อนไหวและย้ายตำแหน่งของวัตถุจากหลัง
- ผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่าง
- อัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชัน
- ความเร็วในการประมวลผล

นอกจากนี้เพื่อความง่ายต่อการสังเกตในการศึกษาผลการทดลองจะกำหนดสัญลักษณ์ทางสีให้เป็นมาตรฐานสำหรับอ่านผลการทดลองโดยจะกำหนดดังนี้

- ผลการทดลองในส่วนการจำแนกคุณภาพ
 - หน้ากากการจำแนก
 - สีขาว ใช้แทนจุดภาพที่ถูกจำแนกให้เป็นฉากหน้า
 - สีดำ ใช้แทนจุดภาพที่ถูกจำแนกให้เป็นฉากหลัง
 - สีม่วง ใช้แทนจุดภาพที่ถูกจำแนกให้เป็นเงา เนื่องจากในขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ มีขั้นตอนวิธีการจำแนกเงา ดังนั้นเพื่อการง่ายต่อการสังเกตจึงกำหนดให้จุดภาพที่ถูกจำแนกเป็นเงาเป็นสีม่วง และเมื่อถึงขั้นตอนการสร้างหน้ากากเพื่อจำแนกฉากหน้าและฉากหลังส่วนที่ถูกจำแนกเป็นเงาจะไม่ถูกนำมาพิจารณาเป็นฉากหน้าแต่จะกำหนดให้มีหน้ากากการจำแนกเป็นฉากหลัง (สีดำ)

ตัวอย่างของการแสดงผลการทดลองในรูปแบบหน้ากากการจำแนกโดยใช้สีแสดงในรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 ตัวอย่างของการแสดงผลการทดลองในส่วนหน้ากากการจำแนกโดยใช้สี

○ ผลการจำแนก

- สีเขียวใช้แทนจุดภาพที่ถูกจำแนกให้เป็นฉากหลังสำหรับกรณีภาพที่ใช้แสดงผลการจำแนกซึ่งเป็นจุดภาพเดียวกับจุดภาพที่เป็นสีดำของหน้าฉากการจำแนกนั่นเอง
- สีจุดภาพเหมือนกับจุดภาพรับเข้า เป็นผลการแยกส่วนภาพซึ่งเป็นส่วนที่ถูกจำแนกให้เป็นฉากหน้าหรือวัตถุที่สนใจ

ตัวอย่างของการแสดงผลการทดลองในรูปแบบผลการจำแนกโดยใช้สีแสดงในรูปที่ 4.2



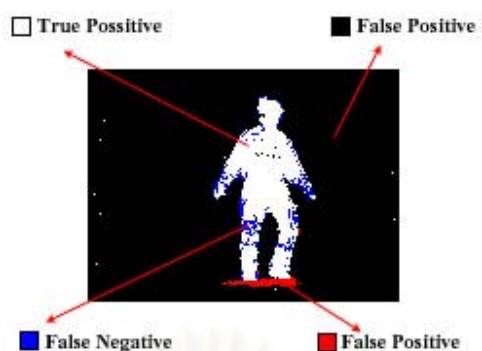
รูปที่ 4.2 ตัวอย่างของการแสดงผลการทดลองในส่วนผลการจำแนกโดยใช้สี

■ ผลการทดลองในส่วนการวัดประสิทธิภาพ

การวัดประสิทธิภาพจะใช้ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐาน (Ground Truth) เป็นตัวเปรียบเทียบ ซึ่งสามารถสร้างได้โดยการนำภาพรับเข้ามาแยกส่วนภาพโดยใช้ตามมนุษย์และแสดงผลออกในรูปแบบผลการจำแนกและหน้าฉากการจำแนกโดยใช้โปรแกรมประมวลผลภาพทั่วไป เมื่อทำการเปรียบเทียบจะได้ผลการเปรียบเทียบซึ่งแสดงด้วยสีของจุดภาพได้ดังนี้

- สีขาวใช้แทนจุดภาพที่อยู่ในกลุ่มจำแนกเป็นบวกถูกต้อง (True Positive) หรือจำแนกให้เป็นฉากหน้าได้อย่างถูกต้อง
- สีดำใช้แทนจุดภาพที่อยู่ในกลุ่มจำแนกเป็นลบถูกต้อง (True Negative) หรือจำแนกให้เป็นฉากหลังได้อย่างถูกต้อง
- สีแดงใช้แทนจุดภาพที่อยู่ในกลุ่มจำแนกผิดแบบเป็นบวก (False Positive) หรือจำแนกให้กลุ่มภาพที่ควรจะเป็นฉากหลังให้เป็นฉากหน้า
- สีน้ำเงินใช้แทนจุดภาพที่อยู่ในกลุ่มจำแนกผิดแบบเป็นลบ (False Negative) หรือจำแนกให้กลุ่มภาพที่ควรจะเป็นฉากหน้าให้เป็นฉากหลัง

ตัวอย่างของการแสดงผลการทดลองในส่วนของการวัดประสิทธิภาพโดยใช้สีแสดงในรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.3 ตัวอย่างของการแสดงผลการทดลองในส่วนการวัดประสิทธิภาพ โดยใช้สี

4.1 ผลของเงาของวัตถุที่เคลื่อนที่

ตามที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น เงาของวัตถุมีผลต่อประสิทธิภาพของระบบการจำแนกจุดภาพ กล่าวคือ ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังจะตรวจหาความเปลี่ยนแปลงและความต่างระหว่างภาพรับเข้าปัจจุบันกับภาพฉากหลังที่ได้ทำแบบจำลองไว้ เมื่อมีบุคคลหรือวัตถุที่สนใจเคลื่อนที่ผ่านเข้ามาในฉากในสถานะที่มีแหล่งกำเนิดแสงเอื้ออำนวย ภาพในฉากจะปรากฏเงาของวัตถุเคลื่อนที่ตามการเคลื่อนที่ของวัตถุด้วย ซึ่งเป็นสิ่งที่ไม่ต้องการในระบบลบฉากหลัง และเป็นเหตุให้ประสิทธิภาพในการจำแนกลดลง การทดลองในหัวข้อย่อย 4.1 จะทำการทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพของระบบ ในกรณีที่เกิดเงาของวัตถุที่เคลื่อนที่ จะใช้ลำดับภาพที่ 1 คือ Woman and Shadow ซึ่งใช้ในการทดลองใน [13] เป็นภาพที่มีแหล่งกำเนิดแสงหลายแหล่ง และฉากหลังไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดลำดับภาพ เมื่อมีคนปรากฏเข้ามาในฉากจะเกิดเงาของวัตถุขึ้น โดยในรูปที่ 4.1 (ก) จะเป็นรูปที่ได้จากการสร้างแบบจำลองฉากหลังจำนวน 50 เฟรม และพิจารณาผลการทดลอง ณ เฟรมที่ 230 ดังในรูปที่ 4.1(ข)



(ก)



(ข)








รูปที่ 4.4 ลำดับภาพที่ใช้ทดลองในหัวข้อผลของเงาวัตถุที่เคลื่อนที่ (ก) แบบจำลองฉากหลังของระบบ (ข) เฟรมที่ใช้ในการทดลอง

การทดลองจะเปรียบเทียบขั้นตอนวิธี 3 ขั้นตอนวิธี ได้แก่ **SBGS Basic** **ASBGS-MOG** และ **ASBGS-SD** โดยกำหนดเงื่อนไขการทดลองดังนี้

- ขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** กำหนดให้ขีดเริ่มเปลี่ยนการจำแนก (τ) เท่ากับ 2.5 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** กำหนดให้ ลำดับชั้นของเกาส์ผสม (K) เท่ากับ 4 ระยะ Mahalanobis Distance (D) เท่ากับ 2.5 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน อัตราการเรียนรู้เมื่อแบบจำลองเข้าสู่ (α) เท่ากับ 0.05 และอัตราการเรียนรู้สำหรับปรับค่าแบบจำลองใหม่ (ρ) เท่ากับ 0.005
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** กำหนดให้ อัตราความเพี้ยนเชิงสีเชิงสี (R_s) เท่ากับ 0.00621 (เนื่องจากการแจกแจงแบบเกาส์มาตรฐาน ณ ค่าความแปรปรวน 2.5 มีข้อมูลนอกพื้นที่การแจกแจง เท่ากับ 0.00621) อัตราความเพี้ยนเชิงความสว่าง (R_a) เท่ากับ 0.00621 ขีดเริ่มเปลี่ยนจำกััดเงา (τ_{do}) เท่ากับ -0.5 ตัวประกอบการเรียนรู้ (γ) เท่ากับ 0.05

เมื่อทำการทดลองตามเงื่อนไขข้างต้นจะได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกแยกตามขั้นตอนวิธีกรณีผลของเงาของวัตถุเคลื่อนที่ และจากในร่ม

ขั้นตอนวิธี	การจำแนกเงา	หน้ากากการจำแนก	ผลการแยกส่วนภาพ
SBGS Basic	ไม่มีการจำแนกเงา		
ASBGS-MOG	ไม่มีการจำแนกเงา		
ASBGS-SD			

ในกรณีการทดลองศึกษาผลของเงาขึ้นตอนวิธี **ASBGS-SD** จะมีหน้าากการจำแนกเงาเพื่อแสดงประสิทธิภาพในการตรวจหาเงาของวัตถุ และแยกจุดภาพออกเป็นกลุ่มของเงาเพื่อง่ายต่อการสังเกต จากผลการทดลองในตารางที่ 4.3 จะเห็นได้ว่า

- **ขั้นตอนวิธี SBGS Basic** ซึ่งไม่มีขั้นตอนวิธีในการตรวจหาเงาจะไม่สามารถแยกส่วนเงาออกจากบุคคลที่ต้องการแยกส่วนภาพออกมาได้ทำให้หน้าากการจำแนกและผลการแยกส่วนภาพมีส่วนเงาติดมาด้วยซึ่งเป็นจุดภาพส่วนเกินจากเป้าหมายการจำแนก
- **ขั้นตอนวิธี ASBGS-MOG** ซึ่งไม่มีขั้นตอนวิธีในการตรวจหาเงาเช่นกับระบบ **SBGS Basic** ทำให้หน้าากการจำแนกมีส่วนกลุ่มของจุดภาพที่เป็นเงาติดมากับกลุ่มภาพฉากหน้าด้วย แต่เมื่อทำการสังเกตอย่างละเอียดจะเห็นว่าจุดภาพส่วนที่เป็นเงาที่ถูกจำแนกให้เป็นฉากหน้ามีปริมาณน้อยกว่าในกรณีของขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** เนื่องจาก ณ เฟรมภาพรับเข้าขณะที่สนใจ บุคคลได้หยุดอยู่ช่วงขณะมาก่อนแล้วก่อนที่จะเดินต่อไป จุดภาพจะถูกปรับค่าให้มีค่าสีสอดคล้องกับสถานการณ์ปัจจุบัน ส่วนที่เป็นเงาซึ่งมีสีใกล้เคียงกับฉากหลังจึงถูกปรับค่าได้อย่างรวดเร็ว โดยเฉพาะจุดที่มีค่าสีใกล้เคียงกับฉากหลังมากจะไม่ถูกตรวจหาการเปลี่ยนแปลงและถูกจำแนกให้เป็นฉากหลังในที่สุด จุดที่ถูกตรวจหาจึงเป็นจุดที่มีความมืดค่อนข้างมาก
- **ขั้นตอนวิธี ASBGS-SD** เป็นขั้นตอนวิธีที่มีการตรวจหาเงาทำให้สามารถแยกจุดภาพส่วนที่เป็นเงาออกมาได้มากที่สุด และได้ผลการทดลองที่น่าพอใจที่สุดเมื่อสังเกตด้วยสายตา อย่างไรก็ตามจุดภาพที่ควรจะถูกจำแนกให้เป็นฉากหน้าจะถูกจำแนกให้เป็นเงา เนื่องจากสีเครื่องแต่งกายของบุคคลภาพในภาพมีสีใกล้เคียงกับฉากหลังบริเวณเดียวกัน

เมื่อได้ผลการทดลองของแต่ละวิธีแล้วจะทำการวัดประสิทธิภาพ โดยที่การทดลองในหัวข้อย่อยนี้ จะใช้ผลถูกต้องพื้นฐานในรูปที่ 4.2 (ก) ซึ่งมีหน้าากการจำแนกถูกต้องพื้นฐานในรูปที่ 4.2 (ข)



(ก)






(ข)

รูปที่ 4.5 ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานที่ใช้ทดลองในหัวข้อผลของเงาวัตถุที่เคลื่อนที่ (ก) ผลการแยกส่วนภาพถูกต้องพื้นฐาน (ข) หน้าากการจำแนกถูกต้องพื้นฐาน

เมื่อนำหน้าภาพการจำแนกถูกต้องพื้นฐานดังกล่าวมาทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกในรูปแบบของอัตราการตรวจหา (Detection Rate : **DR**) และอัตราการฟ้องความผิดพลาด (False Alarm Rate : **FAR**) ได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.4

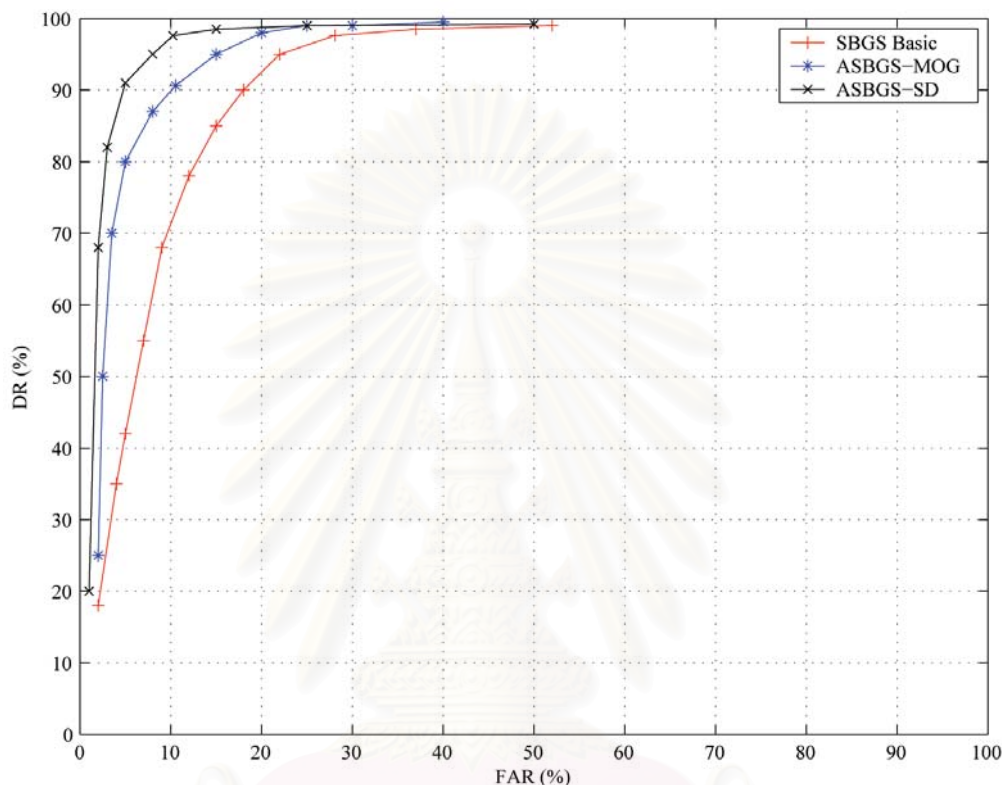
ตารางที่ 4.4 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีกรณีผลของเงาของวัตถุเคลื่อนที่และฉากในร่ม

ขั้นตอนวิธี	ผลการวัดประสิทธิภาพ	n(TP)	n(TN)	n(FP)	n(FN)	DR(%)	FAR(%)
SBGS Basic		0.094	0.867	0.037	0.002	97.620	28.088
ASBGS-MOG		0.087	0.893	0.010	0.010	95.590	15.524
ASBGS-SD		0.087	0.877	0.010	0.002	97.601	10.226

เงาของวัตถุมีผลต่อการจำแนกคุณภาพและประสิทธิภาพการจำแนกของระบบ ในกรณีนี้ระบบที่จะให้ผลใกล้เคียงกับผลถูกต้องพื้นฐานหรือระบบที่มีประสิทธิภาพสูงควรจะแยกส่วนกลุ่มของจุดภาพที่เป็นเงาออกจากกลุ่มภาพฉากหน้าได้ เนื่องจากเมื่อขั้นตอนวิธีจำแนกจุดภาพที่อยู่ในกลุ่มของเงาให้เป็นฉากหน้าจุดภาพนี้จะถูกจัดให้เป็นจุดภาพที่ถูกจำแนกผิดแบบเป็นบวก (False positive) ทำให้ค่าอัตราฟ้องความผิดพลาดมีค่าสูง จึงทำให้ประสิทธิภาพของระบบลดลง

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.4 จะเห็นได้ว่าขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** จะให้ค่าอัตราฟ้องความผิดพลาดสูงที่สุด และ ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** จะให้ค่าอัตราฟ้องความผิดพลาดที่ต่ำที่สุดในขณะอัตราการตรวจหาใกล้เคียงกัน จึงถือว่าขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** มีประสิทธิภาพในการจัดการเงาสูงที่สุด

เมื่อทำการทดลองโดยการปรับขีดเริ่มเปลี่ยนของแต่ละขั้นตอนวิธีซึ่งทำให้ได้ลำดับของค่าอัตราฟังก์ชันผิดพลาดและค่าอัตราการตรวจหาค่าต่างๆกันและนำคู่ลำดับดังกล่าวมาทำการพลอตเพื่อสร้างเส้นโค้ง ROC จะได้ผลดังรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6 เส้นโค้ง ROC ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีศึกษาผลของเงาของวัตถุเคลื่อนที่และฉากในร่ม

จากเส้นโค้ง ROC นี้ได้ว่าในกรณีศึกษาผลของเงาของวัตถุเคลื่อนที่ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** ให้ค่าอัตราการตรวจหาสูงที่สุดขณะที่ค่าอัตราการฟังก์ชันผิดพลาดเท่ากัน จึงถือได้ว่าขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** มีประสิทธิภาพสูงที่สุดในการวัดโดยใช้เส้นโค้ง ROC

อนึ่งขั้นตอนวิธี **SBGS-SD** และ **LFC-ASBGS-SD-BC** จะถือว่ามีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** มากจากการทดลอง เนื่องจากฉากที่วัดไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงในฉากหลัง ถือว่าอยู่ในเงื่อนไขฉากหลังสถิตย์ ระบบที่ปรับตัวได้จึงให้ผลไม่ต่างกับระบบที่ปรับตัวได้เพราะใช้ขั้นตอนวิธีในการตรวจหาเงาเหมือนกัน

4.2 ผลของการเปลี่ยนแปลงจากการเคลื่อนไหวและย้ายตำแหน่งของวัตถุฉากหลัง

ปัญหาที่มีความสำคัญมากปัญหาหนึ่งสำหรับขั้นตอนวิธีฉากหลังคือ การเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบภาพในฉากหลัง โดยเมื่อฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลง ระบบจะตรวจหาการเปลี่ยนแปลงนั้น และอาจจะตีความบริเวณดังกล่าวให้เป็นฉากหน้าซึ่งไม่สอดคล้องกับความต้องการของการออกแบบระบบ และเป็นผลให้ประสิทธิภาพการจำแนกลดลง การทดลองในหัวข้อ 4.2 จะวัดประสิทธิภาพของระบบในกรณีที่เกิดการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบในฉากหลัง โดยแบ่งเป็นหัวข้อการทดลองย่อยคือ กรณีการย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง กรณีฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลาแบบมีรูปแบบ

4.2.1 กรณีการย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง

การย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลังก่อให้เกิดการจำแนกผิดพลาดได้ในหลายกรณี ซึ่งการทดลองในกรณีการย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลังจะใช้ลำดับภาพที่ 2 คือ Moved Object ซึ่งใช้ในการทดลองใน [22] เป็นภาพฉากในห้องประชุมมีโทรศัพท์วางอยู่บนโต๊ะ เมื่อเวลาผ่านไปมีบุคคลเข้ามาใช้โทรศัพท์ ทำให้เฟรมที่ทำการทดลองมีการเปลี่ยนแปลงไปจากเฟรมที่ใช้ทำแบบจำลองเริ่มต้นคือ มีการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งโทรศัพท์ และตำแหน่งเก้าอี้ โดยในรูปที่ 4.7 (ก) จะเป็นรูปที่ได้จากการสร้างแบบจำลองฉากหลังจำนวน 50 เฟรม และพิจารณาผลการทดลอง ณ เฟรมที่ 960 ดังในรูปที่ 4.7(ข) ซึ่ง ณ เฟรมที่พิจารณานี้มีการย้ายตำแหน่งโทรศัพท์และเปลี่ยนตำแหน่งเก้าอี้ เป็นผลให้บริเวณที่กำหนดให้เป็นฉากหลังเกิดการเปลี่ยนแปลง



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.7 ลำดับภาพที่ใช้ทดลองในกรณีการย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง

(ก) แบบจำลองฉากหลังของระบบ (ข) เฟรมที่ใช้ในการทดลอง

การทดลองจะเปรียบเทียบขั้นตอนวิธี 4 ขั้นตอนวิธี ได้แก่ SBGS Basic ASBGS-MOG และ ASBGS-SD และ LFC-ASBGS-SD-BC โดยกำหนดเงื่อนไขการทดลองดังนี้




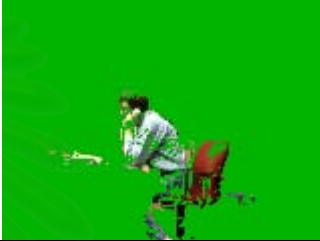




- ขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** กำหนดให้ขีดเริ่มเปลี่ยนการจำแนก (τ) เท่ากับ 2.5 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** กำหนดให้ ลำดับชั้นของเกาส์ผสม (K) เท่ากับ 4 ระยะ Mahalanobis Distance (D) เท่ากับ 2.5 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน อัตราการเรียนรู้เมื่อแบบจำลองเข้าสู่ (α) เท่ากับ 0.1 และอัตราการเรียนรู้สำหรับปรับค่าแบบจำลองใหม่ (ρ) เท่ากับ 0.075
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** กำหนดให้ อัตราความเพี้ยนเชิงสี่เชิงสี่ (R_λ) เท่ากับ 0.00621 (เนื่องจากการแจกแจงแบบเกาส์มาตรฐาน ณ ค่าความแปรปรวน 2.5 มีข้อมูลนอกพื้นที่การแจกแจง เท่ากับ 0.00621) อัตราความเพี้ยนเชิงความสว่าง (R_α) เท่ากับ 0.00621 ขีดเริ่มเปลี่ยนจำกัดเงา (τ_{do}) เท่ากับ -0.5 ตัวประกอบการเรียนรู้ (γ) เท่ากับ 0.1
- ขั้นตอนวิธี **LFC-ASBGS-SD-BC** กำหนดให้ อัตราความเพี้ยนเชิงสี่เชิงสี่ (R_λ) เท่ากับ 0.00621 (เนื่องจากการแจกแจงแบบเกาส์มาตรฐาน ณ ค่าความแปรปรวน 2.5 มีข้อมูลนอกพื้นที่การแจกแจงเท่ากับ 0.00621) อัตราความเพี้ยนเชิงความสว่าง (R_α) เท่ากับ 0.00621 ขีดเริ่มเปลี่ยนจำกัดเงา (τ_{do}) เท่ากับ -0.5 ค่าคงที่อัตราขยายตัวประกอบการเรียนรู้ (K) เท่ากับ 1 ตัวประกอบอัตราค่าสูง (δ_H) เท่ากับ 0.15 และตัวประกอบการเรียนรู้ค่าต่ำ (δ_L) เท่ากับ 0.075 อัตราการเรียนรู้วิวาชิตีเท่ากับ 0.01 และ ระยะเฟรมสงบ (L_S) เท่ากับ 30

เมื่อทำการทดลองตามเงื่อนไขข้างต้นจะได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.5

จากผลการแยกส่วนภาพในตารางที่ 4.5 สังเกตได้ว่า

- ขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** เป็นขั้นตอนวิธีที่ไม่มีการปรับตัวตามการเปลี่ยนแปลงของฉากหลัง ผลการแยกส่วนภาพจึงเกิดความผิดพลาดในกระบวนการจำแนก 2 บริเวณหลักคือ ตำแหน่งเดิมที่โทรศัพท์เคยอยู่และตำแหน่งใหม่ของโทรศัพท์ ส่วนการเคลื่อนตำแหน่งของเก้าอี้ถือว่าไม่เป็นการจำแนกผิดพลาดเนื่องจากในกรณีนี้จะพิจารณาให้เก้าอี้เป็นส่วนหนึ่งของฉากหน้าที่สนใจ เนื่องจากเก้าอี้เคลื่อนไหวติดกับฉากหน้า นอกจากนี้บางส่วนของฉากยังได้เกิดการเปลี่ยนแปลงจากแบบจำลองเริ่มต้น โดยเฉพาะความสว่างที่ตกลงบนบริเวณขอบโต๊ะและผนังทำให้เกิดการจำแนกผิดแบบเป็นบวกขึ้น

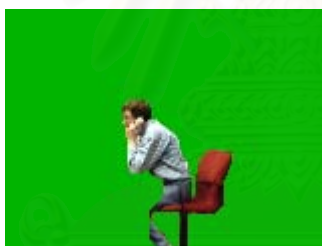
ตารางที่ 4.5 ผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกแยกตามขั้นตอนวิธีกรณีการย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง

ขั้นตอนวิธี	หน้ากาการจำแนก	ผลการแยกส่วนภาพ
SBGS Basic		
ASBGS-MOG		
ASBGS-SD		
LFC-ASBGS-SD-BC		

- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** เป็นขั้นตอนวิธีที่สามารถปรับค่าแบบจำลองตามการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังได้ ทำให้สามารถปรับค่าแบบจำลองตามการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของโทรศัพท์ที่ได้ แต่เนื่องจากสมการการปรับค่าเป็นแบบเชิงเส้น การที่จะปรับค่าตำแหน่งใหม่ของโทรศัพท์จำเป็นต้องอาศัยเวลาช่วงหนึ่ง และไม่สามารถเพิ่มอัตราการเรียนรู้ได้เนื่องจากจะทำให้ฉากหน้าซึ่งคือบุคคลถูกปรับค่าให้กลายเป็นฉากหลังด้วย ดังนั้นอัตราการเรียนรู้จึงถูกจำกัดไว้ที่ค่าหนึ่ง จึงทำให้ ขณะที่ใช้เวลาเพื่อให้ค่าตัวแปรฉากหลังปรับค่าสู่ค่าสีปัจจุบัน เกิดความผิดพลาดแบบบวกรวมบริเวณ โทรศัพท์ขึ้น
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** เป็นระเบียบเป็นขั้นตอนวิธีที่สามารถปรับค่าแบบจำลองตามการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังได้ แต่ก็เกิดปัญหาข้อจำกัดในการเลือกตัวประกอบการเรียนรู้ที่เหมาะสมเช่นเดียวกับแบบจำลอง **ASBGS-MOG** แต่จากการสังเกตผลการทดลอง

ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** จะมีผิดพลาดแบบบวกมากกว่า เนื่องจากความต้องการที่จะให้บริเวณที่เกิดการเปลี่ยนแปลงถูกปรับค่าเร็วขึ้น จึงจำเป็นต้องเพิ่มค่าอัตราการเรียนรู้ แต่การเพิ่มอัตราการเรียนรู้เป็นผลให้ตัวแปรของฉากหลังถูกปรับค่าตามค่าสีของฉากหน้าในบางบริเวณที่ฉากหน้าเคลื่อนที่ผ่าน เมื่อฉากหน้าเคลื่อนไปสู่ตำแหน่งอื่นจึงเกิดการจำแนกผิดพลาดแบบบวกขึ้น

- ขั้นตอนวิธี **LFC-ASBGS-SD-BC** สามารถปรับค่าแบบจำลองตามการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังได้เช่นเดียวกับขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** แต่เนื่องจากการเพิ่มขั้นตอนวิธีการควบคุมอัตราหรือตัวประกอบการเรียนรู้ให้สอดคล้องกับระดับกิจกรรมของฉากและเกิดการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของโทรศัพท์ครั้งเดียวเท่านั้นและไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงอีก ซึ่งนานพอและมีค่าเกินระยะเฟรมสงบที่เท่ากับ 30 เฟรม บริเวณใหม่จึงถูกปรับค่าด้วยประกอบอัตราค่าสูง ต่างกับบริเวณบุคคลที่เกิดการเคลื่อนไหวตลอดเวลาซึ่งมีระดับกิจกรรมมาก ทำให้ถูกปรับค่าด้วย ตัวประกอบการเรียนรู้ค่าต่ำและถูกลดการปรับค่าลงอีก ณ บริเวณที่เกิดการเปลี่ยนแปลงมากเป็นพิเศษด้วยตัวประกอบวิวาซิติซึ่งมีค่าน้อย



(ก)







(ข)

รูปที่ 4.8 ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานที่ใช้ทดลองในกรณีการย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง
(ก) ผลการแยกส่วนภาพถูกต้องพื้นฐาน (ข) หน้ากากการจำแนกถูกต้องพื้นฐาน

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพโดยค่าอัตราการตรวจหาและอัตราการป้องกันผิดพลาดโดยใช้ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานในรูปที่ 4.8 ให้ผลดังตารางที่ 4.6

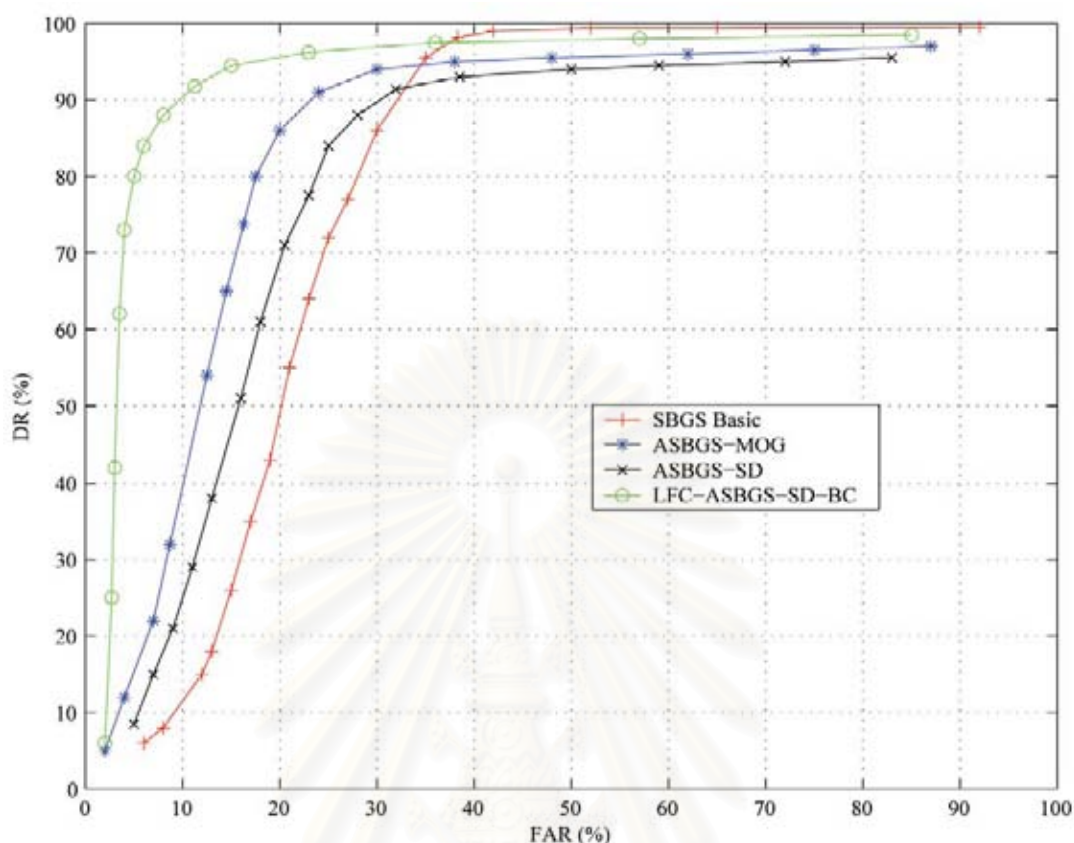
จากผลการทดลองในตารางที่ 4.6 จะเห็นได้ว่าการย้ายตำแหน่งของวัตถุจะก่อให้เกิดความผิดพลาดในการจำแนกดังที่ได้กล่าวไว้ในข้างต้นคือ ตำแหน่งใหม่ของวัตถุและตำแหน่งเดิมซึ่งจะอยู่ในรูปการจำแนกผิดพลาดแบบบวก ดังสังเกตจากผลการทดลองในกรณีขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** และ **ASBGS-SD** ซึ่งไม่สามารถปรับค่าตำแหน่งใหม่ของโทรศัพท์ได้ทันเวลาที่สังเกต ทำให้ค่าอัตราการป้องกันผิดพลาดมีค่าสูงต่างกับขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** และ **LFC-ASBGS-SD-BC** ซึ่งสามารถปรับค่าตำแหน่งใหม่ของโทรศัพท์ได้ในระดับหนึ่ง ค่าอัตราป้องกันผิดพลาดจึงมีค่าต่ำ

ตารางที่ 4.6 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการย้ายตำแหน่งของวัตถุ
ในฉากหลัง

ขั้นตอนวิธี	ผลการวัดประสิทธิภาพ	n(TP)	n(TN)	n(FP)	n(FN)	DR(%)	FAR(%)
SBGS Basic		0.092	0.851	0.057	0.001	99.154	38.294
ASBGS-MOG		0.068	0.894	0.013	0.024	73.717	16.273
ASBGS-SD		0.084	0.868	0.040	0.008	91.371	31.933
LFC-ASBGS-SD-BC		0.085	0.897	0.011	0.008	91.765	11.238

จากการเปรียบเทียบค่าอัตราการตรวจหาและอัตราป้องกันความผิดพลาดดังกล่าวไม่สามารถสรุปได้แน่ชัดว่าขั้นตอนวิธีใดมีประสิทธิภาพสูงที่สุด เนื่องจากไม่สามารถเปรียบเทียบที่ค่าอัตราการตรวจหาและอัตราป้องกันความผิดพลาดเดียวกันได้ จึงต้องอาศัยเส้นโค้ง ROC เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ เมื่อสร้างเส้นโค้ง ROC จะได้ผลดังรูปที่ 4.9

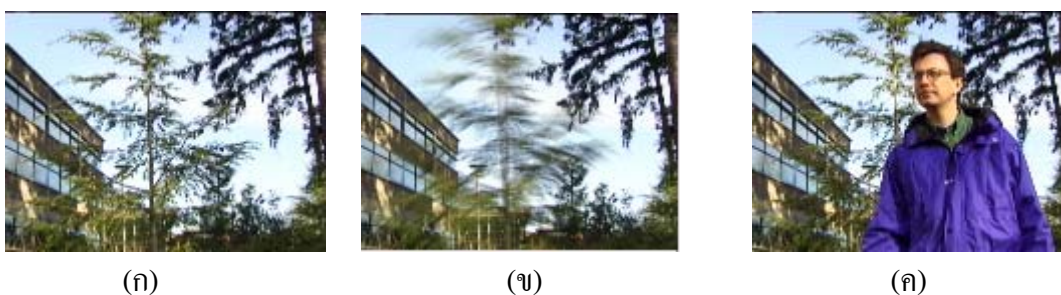
จากผลการทดลองในรูปที่ 4.9 แสดงให้เห็นว่าเมื่อวัดประสิทธิภาพโดยใช้เส้นโค้ง ROC ขั้นตอนวิธี **LFC-ASBGS-SD-BC** มีประสิทธิภาพสูงที่สุดเนื่องจากมีค่าอัตราการตรวจหาต่ำที่สุด ณ ค่าอัตราการตรวจหาเท่ากัน ระบบ **ASBGS-MOG** ถือว่ามีประสิทธิภาพสูงเป็นอันดับสอง ตามด้วยระบบ **ASBGS-SD** และระบบ **SBGS Basic** ถือว่ามีประสิทธิภาพต่ำที่สุด



รูปที่ 4.9 เส้นโค้ง ROC ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีการย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง

4.2.2 กรณีฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลาแบบมีรูปแบบ

เมื่อฉากหลังเกิดการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลาจะส่งผลให้ขั้นตอนวิธีลบฉากหลังตรวจหาการเคลื่อนไหวตลอดเวลาซึ่งจะทำให้เกิดความผิดพลาดแบบบวกขึ้น อย่างไรก็ตามการเปลี่ยนแปลงนั้นมีความเป็นรูปแบบ มีการเปลี่ยนแปลงซ้ำ หรือเกิดขึ้นซ้ำ ๆ กัน บางขั้นตอนวิธีอาจจะสามารถจัดการปัญหาดังกล่าวได้ การทดลองในกรณีฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลาแบบมีรูปแบบ จะใช้ลำดับภาพที่ 4 หรือ Waving Tree ซึ่งนำมาจากกรทดลองใน [22] เป็นลำดับภาพที่จำลองการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วของฉากหลังและมีรูปแบบ โดยเหตุการณ์ในวิดีโอที่สนใจจะเป็นฉากกลางแจ้ง ต้นไม้ในฉากหลังถูกลบพักแวงตลอดเวลา หลังจากนั้นจะมีบุคคลเดินเข้ามาในฉาก โดยในรูปที่ 4.9 (ก) จะเป็นรูปเฟรมแรกของการสร้างแบบจำลอง (ข) เป็นรูปที่ได้จากการสร้างแบบจำลองฉากหลังจำนวน 50 เฟรม และเฟรมที่ใช้ทดลองคือเฟรมที่ 247 ในรูปที่ 4.10 (ค)













รูปที่ 4.10 ลำดับภาพที่ใช้ทดลองในกรณีฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลาอย่างมีรูปแบบ
(ก) เฟรมแรกของลำดับภาพ (ข) แบบจำลองฉากหลังของระบบ (ค) เฟรมที่ใช้ในการทดลอง

การทดลองจะเปรียบเทียบขั้นตอนวิธี 4 ขั้นตอนวิธี ได้แก่ **SBGS Basic** **ASBGS-MOG** และ **ASBGS-SD** และ **LFC-ASBGS-SD-BC** โดยกำหนดเงื่อนไขการทดลองดังนี้

- ขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** กำหนดให้ขีดเริ่มเปลี่ยนการจำแนก (τ) เท่ากับ 2.5 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** กำหนดให้ ลำดับชั้นของเกาส์ผสม (K) เท่ากับ 4 หนึ่งการทดลอง และเท่ากับ 7 อีกหนึ่งการทดลอง ระยะ Mahalanobis Distance (D) เท่ากับ 2.5 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน อัตราการเรียนรู้เมื่อแบบจำลองเข้าสู่ (α) เท่ากับ 0.1 และอัตราการเรียนรู้สำหรับปรับค่าแบบจำลองใหม่ (ρ) เท่ากับ 0.075
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** กำหนดให้ อัตราความเพี้ยนเชิงสี่เชิงสี่ (R_λ) เท่ากับ 0.00621 (เนื่องจากการแจกแจงแบบเกาส์มาตรฐาน ณ ค่าความแปรปรวน 2.5 มีข้อมูลนอกพื้นที่การแจกแจงเท่ากับ 0.00621) อัตราความเพี้ยนเชิงความสว่าง (R_α) เท่ากับ 0.00621 ขีดเริ่มเปลี่ยนจำกัดเงา (τ_{clo}) เท่ากับ -0.5 ตัวประกอบการเรียนรู้ (γ) เท่ากับ 0.15
- ขั้นตอนวิธี **LFC-ASBGS-SD-BC** กำหนดให้ อัตราความเพี้ยนเชิงสี่เชิงสี่ (R_λ) เท่ากับ 0.00621 (เนื่องจากการแจกแจงแบบเกาส์มาตรฐาน ณ ค่าความแปรปรวน 2.5 มีข้อมูลนอกพื้นที่การแจกแจงเท่ากับ 0.00621) อัตราความเพี้ยนเชิงความสว่าง (R_α) เท่ากับ 0.00621 ขีดเริ่มเปลี่ยนจำกัดเงา (τ_{clo}) เท่ากับ -0.5 ค่าคงที่อัตราขยายตัวประกอบการเรียนรู้ (K) เท่ากับ 1 ตัวประกอบอัตราค่าสูง (δ_H) เท่ากับ 0.15 และตัวประกอบการเรียนรู้ค่าต่ำ (δ_L) เท่ากับ 0.075 อัตราการเรียนรู้วิวาชิตีเท่ากับ 0.01 และ ระยะเฟรมสงบ (L_S) เท่ากับ 30

เมื่อทำการทดลองตามเงื่อนไขข้างต้นจะได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 ผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกแยกตามขั้นตอนวิธีกรณีกจากหลังมีการเปลี่ยนแปลง
ตลอดเวลา

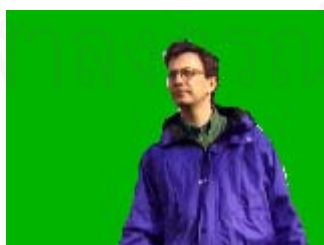
ขั้นตอนวิธี	หน้ากากการจำแนก	ผลการแยกส่วนภาพ
SBGS Basic		
ASBGS-MOG (K=4)		
ASBGS-MOG (K=7)		
ASBGS-SD		
LFC-ASBGS-SD-BC		

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.5 และตารางที่ 4.6 สังเกตได้ว่า

- ขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** สังเกตได้ว่าปัญหาเกิดขึ้นตั้งแต่เริ่มทำแบบจำลองในกรณีนี้ เนื่องจากต้นไม้ที่เคลื่อนไหวไปมาตอนสร้างแบบจำลอง จะจุดภาพบริเวณต้นไม้ไม่มีค่าความแปรปรวนของค่าสีมาก ยิ่งใช้เวลาสร้างแบบจำลองนานมากขึ้นเท่าไร โอกาสที่ความแปรปรวนของค่าสีก็จะมากขึ้นเท่านั้น อีกทั้งค่าเฉลี่ยของค่าสีก็จะเป็นค่าเฉลี่ยระหว่างค่าสีของต้นไม้และท้องฟ้า ทำให้เห็นใน

ลักษณะพรม้าวซึ่งเป็นข้อเสียของระบบที่ใช้แบบจำลองเกาส์แบบเดี่ยว อีกทั้งเมื่อทำการประมวลผล จะมีโอกาสน้อยที่ภาพรับเข้ามีฉากหลังกลับมาเหมือนแบบจำลองทำให้เกิดการจำแนกผิดแบบบวก ตลอดเวลา เมื่อพิจารณา ณ เฟรมที่ 247 ผลการจำแนกจะเกิดทั้งจำแนกผิดแบบบวกและลบจึงถือว่า มีประสิทธิภาพด้อยกว่าขั้นตอนวิธีอื่นๆอย่างชัดเจน

- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** สามารถจัดการการลำดับภาพที่มีความเปลี่ยนแปลงแบบเป็นรูปแบบได้ แต่เนื่องจากลำดับภาพที่ใช้ทดลองบริเวณฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วพร้อมทั้งมีความหลากหลายในการเปลี่ยนแปลงมาก ขั้นตอนวิธีที่ใช้จำนวนลำดับชั้นเกาส์ 4 ชั้นจึงไม่สามารถจัดการผลจากการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวได้ ทำให้เกิดการจำแนกผิดแบบบวกขึ้นมาก แต่เมื่อทำการเพิ่มลำดับชั้นของเกาส์เป็น 7 ชั้นจะเห็นว่าการจำแนกผิดแบบบวกบริเวณฉากหลังลดลงอย่างมาก เนื่องจากจำนวนลำดับชั้นเกาส์ 7 ลำดับ สามารถจำลองรูปแบบของฉากหลังไว้ได้ในระดับหนึ่ง อย่างไรก็ตามลำดับชั้นที่เพิ่มขึ้นจะใช้เวลาในการประมวลผลเพิ่มขึ้นด้วย
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** เนื่องจากฉากที่ใช้ในการทดลองมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วและตลอดเวลา สำหรับขั้นตอนวิธีที่ใช้แบบจำลองเกาส์แบบเดี่ยวการที่จะทำให้แบบจำลองปรับตัวได้สอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังคือเพิ่มอัตราการเรียนรู้ ทำให้ลดความผิดพลาดแบบบวกได้ดังเช่นผลการทดลอง แต่ข้อเสียดังกล่าวก็จะเป็นทำให้มีการเรียนรู้ฉากหน้ารวดเร็วเช่นกัน บริเวณฉากหน้าจึงถูกปรับค่าลงในแบบจำลองด้วย ทำให้เกิดความผิดพลาดแบบลบเกิดขึ้น
- ขั้นตอนวิธี **LFC-ASBGS-SD-BC** ดังเช่นขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** การทดลองจะมีความจำเป็นต้องใช้ตัวประกอบการเรียนรู้ค่าสูงในขั้นตอนวิธี และทำให้เกิดความผิดพลาดแบบลบเช่นเดียวกัน ทั้งนี้การทดลองจะมีความผิดพลาดแบบบวกมากกว่ากรณีขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** เนื่องจากบริเวณฉากหลังจะมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วและตลอดเวลา ขั้นตอนวิธีการควบคุมการเรียนรู้จึงแปรความหมายว่าเป็นการเคลื่อนไหวของวัตถุฉากหน้าและจำแนกจุดภาพดังกล่าวให้เป็นฉากหน้าในที่สุด ซึ่งถือเป็นจุดอ่อนของขั้นตอนวิธีนี้และจำเป็นต้องมีการพัฒนาต่อไป



(ก)

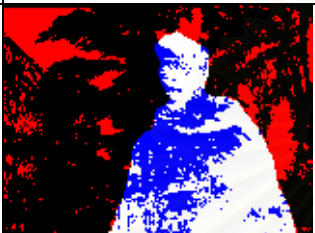
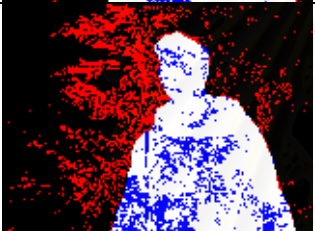
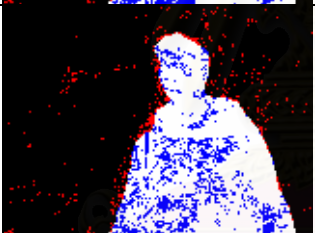

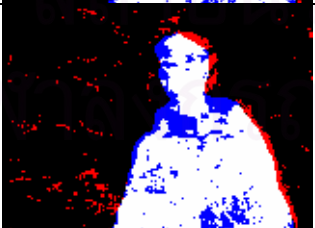


(ข)

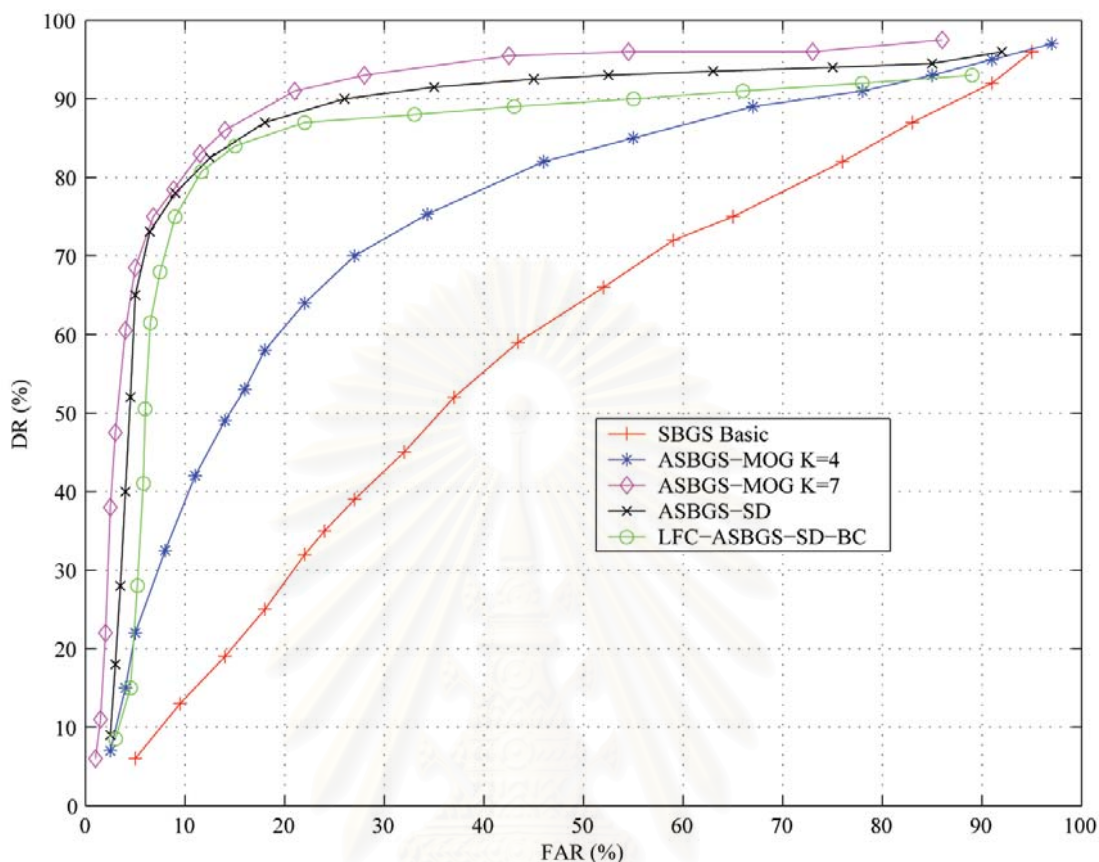
รูปที่ 4.11 ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานที่ใช้ทดลองในหัวข้อกรณีฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลง ตลอดเวลา (ก) ผลการแยกส่วนภาพถูกต้องพื้นฐาน (ข) หน้ากากการจำแนกถูกต้องพื้นฐาน

จากนั้นนำเอาหน้ากากการจำแนกมาวัดประสิทธิภาพโดยเทียบกับผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานในรูปที่ 4.11 ได้ผลการทดลองดังในตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีกรณีฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา

ขั้นตอนวิธี	ผลการวัดประสิทธิภาพ	n(TP)	n(TN)	n(FP)	n(FN)	DR(%)	FAR(%)
SBGS Basic		0.180	0.555	0.138	0.125	58.999	43.419
ASBGS-MOG (K=4)		0.230	0.573	0.120	0.076	75.294	34.304
ASBGS-MOG (K=7)		0.240	0.670	0.023	0.066	78.427	8.846
ASBGS-SD		0.224	0.678	0.015	0.082	73.080	6.452
LFC-ASBGS- SD-BC		0.247	0.661	0.032	0.059	80.691	11.619

จากตารางที่ 4.8 จะยืนยันการวิเคราะห์ผลการทดลองข้างต้น โดยแสดงให้เห็นว่าขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** และ **ASBGS-MOG** ที่ลำดับชั้นเกาส์เท่ากับ 4 ให้อัตราป้องกันความผิดพลาดที่มีค่าสูง ทำให้มีประสิทธิภาพที่ต่ำ ส่วนขั้นตอนวิธีที่ใช้เปรียบเทียบที่เหลือมีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน จึงจำเป็นต้องทดสอบประสิทธิภาพโดยใช้เส้นโค้ง ROC ดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 เส้นโค้ง ROC ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีจากหลังมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา

จากรูปที่ 4.10 ขั้นตอนวิธีที่มีประสิทธิภาพที่สุดเมื่อวัดโดยใช้เส้นโค้ง ROC คือขั้นตอนวิธี ASBGS-MOG ที่ลำดับชั้นเกาส์เท่ากับ 7 ตามด้วยระบบ ASBGS-SD และ LFC-ASBGS-SD-BC ซึ่งมีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน ลำดับถัดไปคือระบบ ASBGS-MOG ที่ลำดับชั้นเกาส์เท่ากับ 4 และระบบ SBGS Basic ถือว่ามีประสิทธิภาพต่ำที่สุด

4.3 ผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่าง

การเปลี่ยนแปลงความสว่างในบริเวณฉากหลังเป็นปัญหาสำคัญปัญหาหนึ่งของระบบลบฉากหลังเนื่องจากทำให้บริเวณฉากหลังเกิดการเปลี่ยนแปลงในเชิงความสว่าง การทดลองในหัวข้อย่อนี้จะศึกษาการผลของเปลี่ยนแปลงความสว่างของภาพในฉากซึ่งเกิดจากแหล่งกำเนิดแสงในสิ่งแวดล้อมโดยจะแบ่งการทดลองเป็น 2 หัวข้อคือ การเปลี่ยนแปลงความสว่างจากสิ่งแวดล้อม และการเปลี่ยนแปลงความสว่างเนื่องจากการปรับค่าอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอสำหรับผู้ใช้ทั่วไป

4.3.1 ผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่างของสิ่งแวดล้อม

การเปลี่ยนแปลงความสว่างของสิ่งแวดล้อมจะทำให้องค์ประกอบส่องสว่างภายในภาพเปลี่ยนแปลงอย่างฉับพลันหรืออย่างช้าๆ โดยมากจะเกิดขึ้นทั่วทั้งฉาก การทดลองจะใช้ลำดับภาพ Woman and Shadow โดยในช่วงที่พิจารณาจะจำลองสถานการณ์ที่ความสว่างเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วทั่วทั้งฉาก ซึ่งเหตุการณ์คือบุคคลในฉากจะเดินไปปิดไฟในห้องครึ่งหนึ่งของจำนวนหลอดไฟทั้งหมดทำให้ความสว่างในฉากลดลงอย่างรวดเร็ว โดยในรูปที่ 4.1 (ก) จะเป็นรูปที่ได้จากการสร้างแบบจำลองฉากหลังจำนวน 50 เฟรม และพิจารณาผลการทดลอง ณ เฟรมที่ 435 ดังในรูปที่ 4.13 (ข)



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.13 ลำดับภาพที่ใช้ทดลองในกรณีผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่างของสิ่งแวดล้อม

การทดลองจะเปรียบเทียบขั้นตอนวิธี 5 ขั้นตอนวิธี ได้แก่ **SBGS Basic** **ASBGS-MOG** และ **ASBGS-SD** และ **LFC-ASBGS-SD-BC** โดยกำหนดเงื่อนไขการทดลองดังนี้

- ขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** กำหนดให้ขีดเริ่มเปลี่ยนการจำแนก (τ) เท่ากับ 2.5 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** กำหนดให้ ลำดับชั้นของเกาส์ผสม (K) เท่ากับ 4 หนึ่งการทดลอง และเท่ากับ 7 อีกหนึ่งการทดลอง ระยะ Mahalanobis Distance (D) เท่ากับ 2.5 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน อัตราการเรียนรู้เมื่อแบบจำลองเข้าคู่ (α) เท่ากับ 0.1 และอัตราการเรียนรู้สำหรับปรับค่าแบบจำลองใหม่ (ρ) เท่ากับ 0.075
- ขั้นตอนวิธี **SBGS-SD** กำหนดให้ อัตราความเพี้ยนเชิงสีเชิงสี (R_λ) เท่ากับ 0.00621 (เนื่องจากการแจกแจงแบบเกาส์มาตรฐาน ณ ค่าความแปรปรวน 2.5 มีข้อมูลนอกพื้นที่การแจกแจงเท่ากับ 0.00621) อัตราความเพี้ยนเชิงความสว่าง (R_α) เท่ากับ 0.00621 ขีดเริ่มเปลี่ยนจำกัดเงา (τ_{alo}) เท่ากับ -0.3)














- **ขั้นตอนวิธี ASBGS-SD** กำหนดให้อัตราความเพี้ยนเชิงสีเชิงสี (R_λ) เท่ากับ 0.00621 (เนื่องจากการแจกแจงแบบเกาส์มาตรฐาน ณ ค่าความแปรปรวน 2.5 มีข้อมูลนอกพื้นที่การแจกแจง เท่ากับ 0.00621) อัตราความเพี้ยนเชิงความสว่าง (R_α) เท่ากับ 0.00621 จี๊ดเริ่มเปลี่ยนจำกัดเงา (τ_{do}) เท่ากับ -0.3 ตัวประกอบการเรียนรู้ (γ) เท่ากับ 0.075
- **ขั้นตอนวิธี LFC-ASBGS-SD-BC** กำหนดให้อัตราความเพี้ยนเชิงสีเชิงสี (R_λ) เท่ากับ 0.00621 (เนื่องจากการแจกแจงแบบเกาส์มาตรฐาน ณ ค่าความแปรปรวน 2.5 มีข้อมูลนอกพื้นที่การแจกแจงเท่ากับ 0.00621) อัตราความเพี้ยนเชิงความสว่าง (R_α) เท่ากับ 0.00621 จี๊ดเริ่มเปลี่ยนจำกัดเงา (τ_{do}) เท่ากับ -0.3 ค่าคงที่อัตราขยายตัวประกอบการเรียนรู้ (K) เท่ากับ 1 ตัวประกอบอัตราค่าสูง (δ_H) เท่ากับ 0.10 และตัวประกอบการเรียนรู้ค่าต่ำ (δ_L) เท่ากับ 0.075 อัตราการเรียนรู้วิวาซิติเท่ากับ 0.01 และ ระยะเฟรมสงบ (L_S) เท่ากับ 60

เมื่อทำการทดลองตามเงื่อนไขข้างต้นจะได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.9

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.9 และตารางที่ 4.10 สังเกตได้ว่า

- **ขั้นตอนวิธี SBGS Basic** เมื่อความสว่างลดลงขั้นตอนวิธีพื้นฐานนี้จะตรวจหาว่าเป็นการเปลี่ยนแปลงทั่วทั้งฉากและจะกำหนดให้เป็นฉากหน้าเกือบทั่วทั้งฉากทำให้เกิดการจำแนกผิดแบบบวกรั่วบริเวณในฉาก ทำให้มีประสิทธิภาพต่ำที่สุด
- **ขั้นตอนวิธี ASBGS-MOG** ถึงแม้ขั้นตอนวิธีที่ใช้จำลองเกาส์แบบผสมจะสามารถปรับค่าแบบจำลองตามการเปลี่ยนแปลงของสิ่งแวดล้อมได้ดีแต่ในกรณีการเปลี่ยนแปลงของความสว่าง ซึ่งไม่เคยเกิดสถานการณ์นี้มาก่อนในลำดับภาพวิดีโอ แบบจำลองเกาส์แบบผสมจะไม่สามารถปรับค่าแบบจำลองได้อย่างรวดเร็ว จึงมีการตรวจหาการเปลี่ยนแปลงความสว่างดังกล่าวอยู่ และให้การจำแนกผิดแบบบวกรั่วเช่นกัน
- **SBGS-SD** เป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้แบบจำลองสถิติ แต่มีลักษณะพิเศษในการจัดการความสว่างคือความเพี้ยนเชิงส่องสว่าง ซึ่งเป็นผลพลอยได้ของการจัดการปัญหาของเงา เนื่องจากเมื่อฉากมีความสว่างลดลงแต่มีสีเหมือนเดิม ฉากหลังที่มีคลงดังกล่าวจะถูกจำแนกให้เป็นบริเวณเงาแทน ทำให้สามารถลดความผิดพลาดแบบบวกลงได้

ตารางที่ 4.9 ผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกแยกตามขั้นตอนวิธีกรณีฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลงของความสว่างอย่างฉับพลัน

ขั้นตอนวิธี	การจำแนกเงา	หน้ากากการจำแนก	ผลการแยกส่วนภาพ
SBGS Basic	ไม่มีการจำแนกเงา		
ASBGS-MOG	ไม่มีการจำแนกเงา		
SBGS-SD			
ASBGS-SD			
LFC-ASBGS-SD-BC			

- ขั้นตอนวิธี ASBGS-SD มีคุณสมบัติในการจัดการความสว่างเช่นเดียวกับขั้นตอนวิธี SBGS-SD แต่การปรับค่าความสว่างของแบบจำลองยังอยู่ในอัตราจำกัด เพื่อป้องกันการปรับค่าจากหน้าลงไปกับแบบจำลอง ดังนั้นถึงแม้หน้ากากการจำแนกและผลการแยกส่วนภาพจะจำแนกออกมาได้อย่างน่าพอใจ แต่จุดภาพในบางส่วนที่ยังไม่สามารถปรับค่าความสว่างในแบบจำลองได้จะถูกจำแนกให้เป็นเงา และส่วนเงาบางส่วนจะยังถูกจำแนกให้เป็นฉากหน้าอยู่
- ขั้นตอนวิธี LFC-ASBGS-SD-BC ค่อนข้างให้ผลการทดลองที่มีประสิทธิภาพสูงอย่างโดดเด่นในกรณีนี้ เนื่องจากเมื่อลำดับภาพรับเข้ามีการเปลี่ยนแปลงความสว่างอย่างรวดเร็ว และไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงอีกจนมากกว่าระยะเฟรมสงบ ฉากหลังจะถูกปรับค่าอย่างรวดเร็วจนได้ความสว่าง


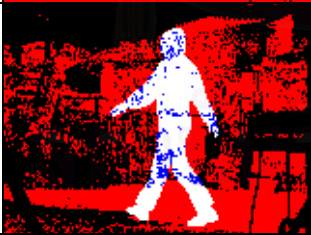
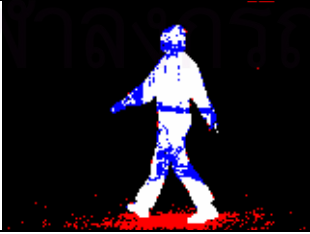
เช่นเดียวกับภาพรับเข้าทำให้ระบบสามารถจำแนกได้อย่างถูกต้องและให้ผลการทดลองที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับสายตา

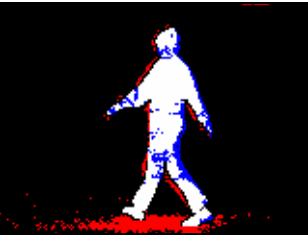

จากนั้นจะนำผลการทดลองที่ได้ไปวัดประสิทธิภาพโดยเทียบกับผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานในรูปที่ 4.14



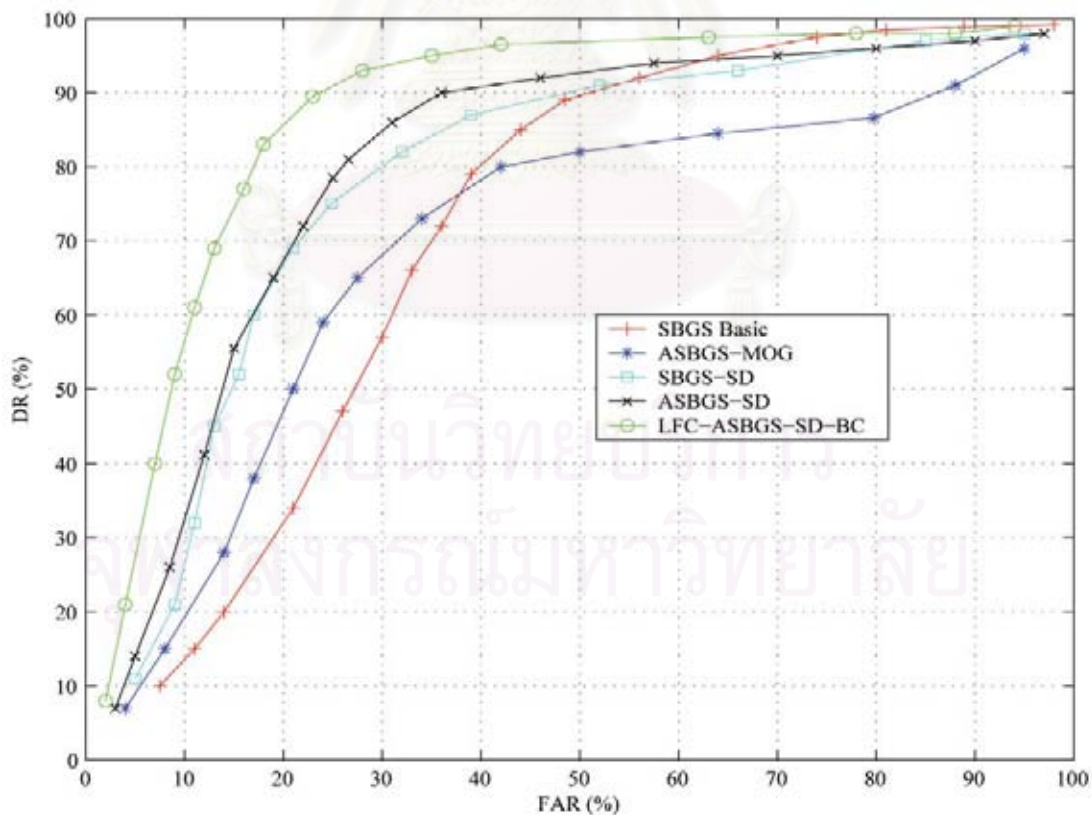
รูปที่ 4.14 ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานที่ใช้ทดลองในหัวข้อผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่างของสิ่งแวดล้อม (ก) ผลการแยกส่วนภาพถูกต้องพื้นฐาน (ข) หน้ากากการจำแนกถูกต้องพื้นฐาน

ตารางที่ 4.10 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีกรณีกหลังมีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา

ขั้นตอนวิธี	ผลการวัดประสิทธิภาพ	n(TP)	n(TN)	n(FP)	n(FN)	DR(%)	FAR(%)
SBGS Basic		0.104	0.041	0.831	0.001	98.910	88.878
ASBGS-MOG		0.091	0.514	0.358	0.014	86.620	79.731
SBGS-SD		0.078	0.846	0.026	0.026	75.087	24.875

ASBGS-SD		0.085	0.841	0.031	0.020	80.971	26.595
LFC-ASBGS-SD-BC		0.087	0.853	0.019	0.018	83.003	17.973

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.10 จะเห็นว่าขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** และ **ASBGS-MOG** ให้ค่าอัตราการป้องกันความผิดพลาดที่มีค่าสูง เมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีอื่น สังเกตได้จากค่าการจำแนกผิดพลาดแบบบวกที่สูงมาก จึงเป็นขั้นตอนวิธีที่มีประสิทธิภาพต่ำในกรณีนี้ ส่วนขั้นตอนวิธีที่เหลือมีอัตราการป้องกันความผิดพลาดและอัตราการตรวจหาใกล้เคียงกัน จึงจำเป็นต้องใช้เส้นโค้ง ROC ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ดังในรูปที่ 4.15



รูปที่ 4.15 เส้นโค้ง ROC ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีผลของการเปลี่ยนแปลงความสว่างของสิ่งแวดล้อม

จากผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพโดยใช้เส้นโค้ง ROC เห็นได้อย่างชัดเจนว่า ขั้นตอนวิธี LFC-ASBGS-SD-BC มีประสิทธิภาพสูงที่สุด ตามด้วยระบบ ASBGS-SD และ SBGS-SD ซึ่งมีประสิทธิภาพไม่ต่ำกว่ามากนัก ส่วนระบบ ASBGS-MOG และ SBGS Basic เป็นระบบที่ให้ค่าอัตราฟองความผิดพลาดที่มีค่าสูงที่ค่าอัตราการตรวจหาเดียวกัน จึงมีประสิทธิภาพต่ำ โดยระบบ SBGS Basic ถือว่ามีประสิทธิภาพต่ำที่สุดเมื่อเปรียบเทียบโดยใช้เส้นโค้ง ROC

4.3.2 ผลของการปรับค่าอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอสำหรับผู้ใช้ทั่วไป

ปัญหาอันเนื่องจากการปรับความสว่างอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอเป็นปัญหาสำคัญที่ถูกทะเลาะในขั้นตอนวิธีส่วนมาก เนื่องจากมักตั้งค่ากล้องวิดีโอที่ใช้ในการทดลองให้ปิดการใช้งานดังกล่าว ทำให้ขั้นตอนวิธีที่พัฒนาถูกนำไปใช้ในกล้องวิดีโอสำหรับผู้ใช้ทั่วไปได้ไม่แพร่หลายนัก การทดลองจะใช้ลำดับภาพซึ่งจำลองสถานการณ์การปรับค่าอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอโดยใช้ลำดับภาพ Consumer-type Camera ซึ่งอัดมาสำหรับใช้ในการทดลองนี้ ซึ่งในรูปที่ 4.16 (ก) เป็นภาพที่ได้จากการสร้างแบบจำลองเริ่มต้น (ข) เป็นภาพเฟรมที่ 250 ที่ใช้ในการทดลอง



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.16 ลำดับภาพที่ใช้ทดลองในกรณีผลของการปรับความสว่างอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ (ก) ภาพที่ได้จากการสร้างแบบจำลอง(ข) เฟรมที่ใช้ในการทดลอง





การทดลองจะเปรียบเทียบขั้นตอนวิธี 4 ขั้นตอนวิธี ได้แก่ SBGS Basic ASBGS-MOG และ ASBGS-SD และ LFC-ASBGS-SD-BC โดยกำหนดเงื่อนไขการทดลองดังนี้

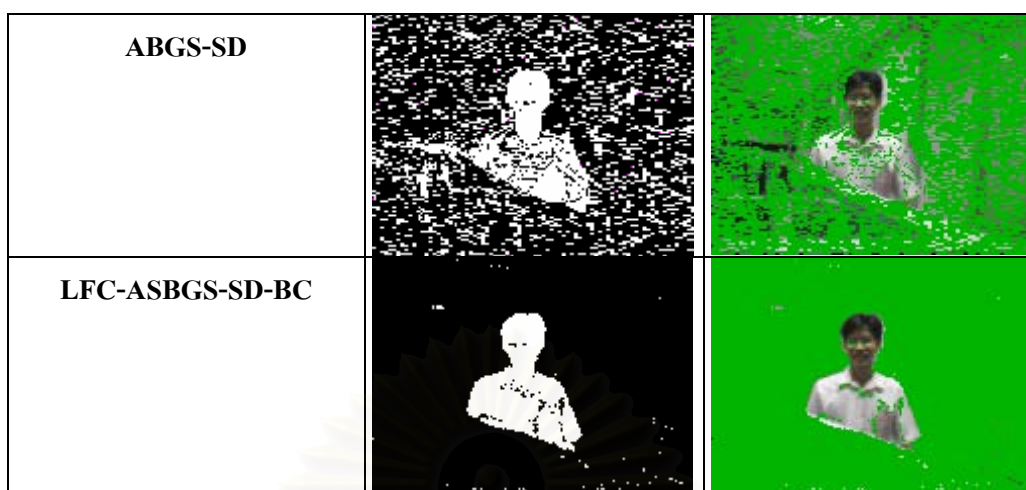
- ขั้นตอนวิธี SBGS Basic กำหนดให้ขีดเริ่มเปลี่ยนการจำแนก (τ) เท่ากับ 2.5 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** กำหนดให้ ลำดับชั้นของเกาส์ผสม (K) เท่ากับ 4 ระยะ Mahalanobis Distance (D) เท่ากับ 2.5 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน อัตราการเรียนรู้เมื่อแบบจำลองเข้าสู่ (α) เท่ากับ 0.15 และอัตราการเรียนรู้สำหรับปรับค่าแบบจำลองใหม่ (ρ) เท่ากับ 0.075
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** กำหนดให้ อัตราความเพี้ยนเชิงสี่เชิงสี่ (R_λ) เท่ากับ 0.00621 (เนื่องจากการแจกแจงแบบเกาส์มาตรฐาน ณ ค่าความแปรปรวน 2.5 มีข้อมูลนอกพื้นที่การแจกแจง เท่ากับ 0.00621) อัตราความเพี้ยนเชิงความสว่าง (R_α) เท่ากับ 0.00621 จี๊ดเริ่มเปลี่ยนจำกัดเงา (τ_{do}) เท่ากับ -0.5 ตัวประกอบการเรียนรู้ (γ) เท่ากับ 0.15
- ขั้นตอนวิธี **LFC-ASBGS-SD-BC** กำหนดให้ อัตราความเพี้ยนเชิงสี่เชิงสี่ (R_λ) เท่ากับ 0.00621 (เนื่องจากการแจกแจงแบบเกาส์มาตรฐาน ณ ค่าความแปรปรวน 2.5 มีข้อมูลนอกพื้นที่การแจกแจงเท่ากับ 0.00621) อัตราความเพี้ยนเชิงความสว่าง (R_α) เท่ากับ 0.00621 จี๊ดเริ่มเปลี่ยนจำกัดเงา (τ_{do}) เท่ากับ -0.5 ค่าคงที่อัตราขยายตัวประกอบการเรียนรู้ (K) เท่ากับ 1 ตัวประกอบอัตราค่าสูง (δ_H) เท่ากับ 0.15 และตัวประกอบการเรียนรู้ค่าต่ำ (δ_L) เท่ากับ 0.075 อัตราการเรียนรู้วิวาชิตีเท่ากับ 0.01 และ ระยะเฟรมสงบ (L_S) เท่ากับ 30

เมื่อทำการทดลองตามเงื่อนไขข้างต้นจะได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 ผลการทดลองเปรียบเทียบการจำแนกแยกตามขั้นตอนวิธีกรณีผลของการปรับความสว่างอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ

ขั้นตอนวิธี	หน้ากการจำแนก	ผลการแยกส่วนภาพ
SBGS Basic		
ABGS-MOG		



จากผลการทดลองในตารางที่ 4.11 สังเกตได้ว่า

- ขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** สำหรับระบบที่ใช้แบบจำลองแบบสถิติ เมื่อกล้องวิดิทัศน์ทำการปรับค่าอัตราโน้มนำทิศทางแสงซึ่งในกรณีนี้ความสว่างจะเพิ่มขึ้นบริเวณด้านขวาและกลางภาพ ทำให้ขั้นตอนวิธีตรวจหาการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวและกำหนดให้เป็นฉากหน้าจึงเกิดการจำแนกผิดแบบบวกขึ้นซึ่งเป็นเรื่องที่ไม่ต้องการให้เกิดขึ้นในระบบเพราะจะทำให้ประสิทธิภาพของระบบลดลง
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** จากการสังเกตพบว่าขั้นตอนวิธีนี้สามารถจัดการการเปลี่ยนแปลงความสว่างดังกล่าวได้ในระดับหนึ่ง โดยการเพิ่มค่าอัตราการเรียนรู้เมื่อแบบจำลองเข้าสู่ ทำให้สามารถลดการจำแนกผิดแบบบวกลงได้ อย่างไรก็ตามค่าอัตราการเรียนรู้ดังกล่าวยังถูกกำหนดโดยจำกัด เนื่องจากค่าอัตราการเรียนรู้ที่มากเกินไปจะทำให้ระบบนำเอาค่าสีของฉากหน้าในแบบจำลองทำให้เกิดความผิดพลาดแบบลบขึ้น
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** เกิดปัญหาเช่นเดียวกับขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** คือการหาค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม อัตราการเรียนรู้ที่มีค่าสูงพอที่จะปรับค่าแบบจำลองให้สอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงความสว่างในบริเวณฉากหลังจะทำให้ฉากหน้าถูกปรับค่าเข้ากับแบบจำลองด้วย ทำให้เกิดการจำแนกผิดแบบบวกขึ้นด้วย
- ขั้นตอนวิธี **LFC-ASBGS-SD-BC** เป็นขั้นตอนวิธีที่มีการควบคุมความสว่างทำให้ความสว่างของภาพรับเข้าขั้นตอนวิธีไม่เปลี่ยนแปลงมากนัก ระบบจึงสามารถปรับตัวได้สอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงดังกล่าว จึงสามารถลดการจำแนกผิดแบบบวกลงได้มากและมีประสิทธิภาพในการจำแนกสูงที่สุดเมื่อเทียบกับสายตา

จากนั้นจะนำผลการทดลองที่ได้ไปวัดประสิทธิภาพโดยเทียบกับผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานในรูปที่ 4.17 และได้ผลการทดลองในตารางที่ 4.12




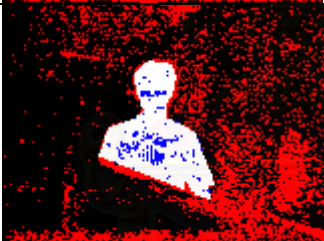
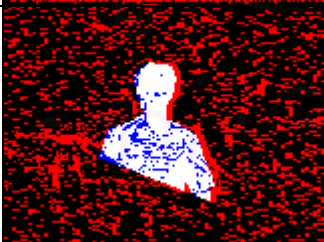

(ก)



(ข)

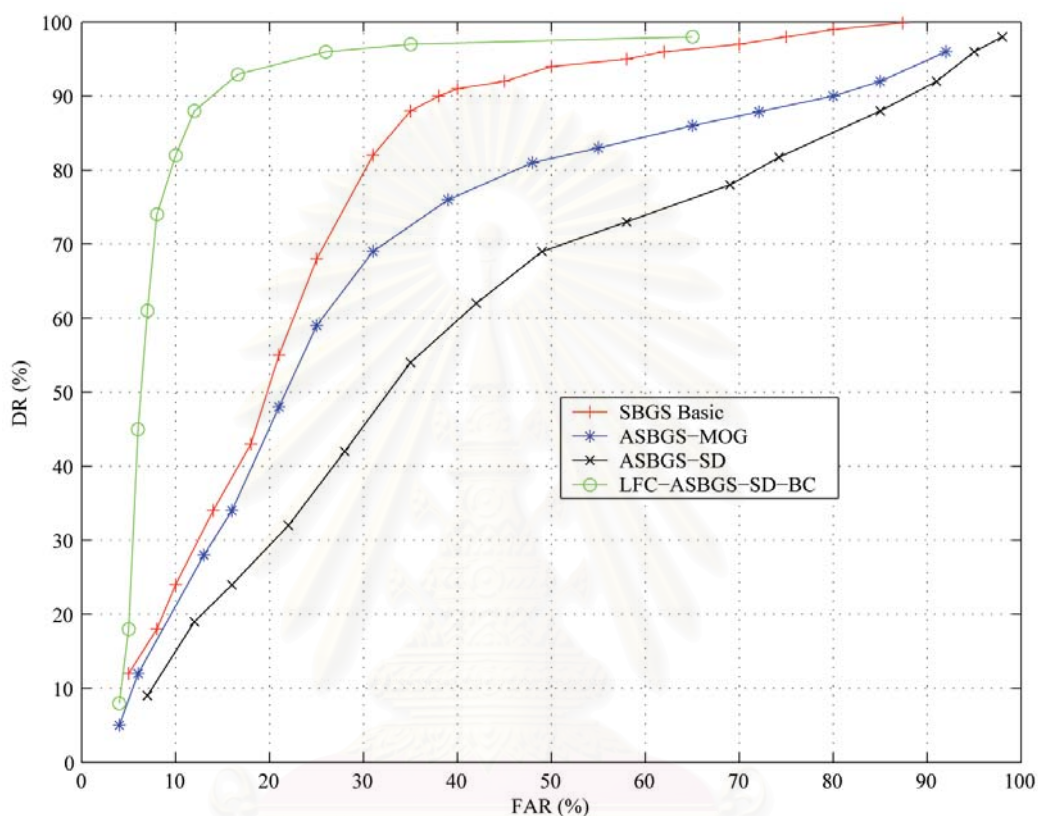
รูปที่ 4.17 ผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานที่ใช้ทดลองในกรณีผลของการปรับความสว่างอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ (ก) ผลการแยกส่วนภาพถูกต้องพื้นฐาน (ข) หน้ากากการจำแนกถูกต้องพื้นฐาน

ตารางที่ 4.12 ผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีกรณีผลของการปรับความสว่างอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ

ขั้นตอนวิธี	ผลการวัดประสิทธิภาพ	n(TP)	n(TN)	n(FP)	n(FN)	DR(%)	FAR(%)
SBGS Basic		0.097	0.233	0.670	0.000	99.892	87.396
ASBGS-MOG		0.085	0.684	0.220	0.012	87.884	72.088
ASBGS-SD		0.079	0.676	0.228	0.018	81.745	74.223
LFC-ASBGS-SD-BC		0.090	0.891	0.012	0.007	92.946	11.623

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.12 เห็นได้ว่าขั้นตอนวิธี **SBGS Basic**, **ASBGS-MOG** และ **ASBGS-SD** จะให้ค่าอัตราป้องกันความผิดพลาดที่มีค่าสูงมาก เนื่องจากไม่สามารถจัดการความสว่างที่

เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วได้ แต่ขั้นตอนวิธี **LFC-ASBGS-SD-BC** จะมีค่าอัตราความผิดพลาดต่ำ ณ ค่า อัตราการตรวจหาที่สูง จึงถือว่ามีประสิทธิภาพสูงที่สุด โดยยืนยันได้จากการเปรียบเทียบโดยใช้เส้นโค้ง ROC ในรูปที่ 4.18



รูปที่ 4.18 เส้นโค้ง ROC ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีผลของการปรับความสว่างอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอ

จากเส้นโค้ง ROC ในรูปที่ 4.18 บ่งชี้ได้ว่า ขั้นตอนวิธี **LFC-ASBGS-SD-BC** ถือว่าเป็นขั้นตอนวิธีที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด ตามด้วยขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** ที่มีประสิทธิภาพสูงเป็นอันดับที่สอง ขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** เป็นขั้นตอนวิธีที่มีประสิทธิภาพสูงเป็นอันดับที่สาม และ ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** เป็นขั้นตอนวิธีที่ให้ผลการวัดประสิทธิภาพต่ำที่สุดเมื่อใช้เส้นโค้ง ROC เนื่องจากให้ค่าอัตราการตรวจหาที่มีค่าน้อย

อย่างไรก็ดีการวัดประสิทธิภาพของการจำแนกโดยใช้วิธีการวัดเปรียบเทียบกับผลการทดลองถูกต้องพื้นฐาน ถือว่าเป็นวิธีที่ใช้เวลานานในการวัด เนื่องจากต้องสร้างผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานขึ้น ณ ทุกเฟรมที่ต้องการทำการวัด อีกทั้งผลการทดลองถูกต้องพื้นฐานดังกล่าวก็สร้างขึ้นโดยการจำแนกด้วยตามนุษย์ จึงอยู่ในลักษณะอัตวิสัย (Subjective) ผู้จำแนกต่างกันอาจจะให้ผลการทดลองถูกต้อง

พื้นฐานต่างกัน การทดลองนี้จึงทำการวัดประสิทธิภาพในรูปแบบอื่นๆ เพื่อประกอบการวิเคราะห์เปรียบเทียบประสิทธิภาพของระบบในหัวข้อถัดไป

4.4 อัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชัน

ดังที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อ 2.3.1.2.4 การวัดประสิทธิภาพโดยใช้อัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชัน จะเป็นการวัดความไว (Sensitivity) ของการตรวจหาของระบบลบฉากหลัง ระบบที่มีอัตราเพอร์เทอร์เบชันสูงจะมีโอกาสตรวจหาวัตถุได้ดีกว่าขั้นตอนวิธีที่มีระบบที่มีอัตราเพอร์เทอร์เบชันต่ำกว่าในสถานการณ์เดียวกัน

การทดลองจะทำโดยนำลำดับภาพที่ใช้ทดลองได้ดังรูปที่ 4.19 และลำดับภาพดังกล่าวจะถูกใช้สร้างแบบจำลองเริ่มต้นตามแต่ละขั้นตอนวิธี โดยใช้ภาพเริ่มต้นลำดับภาพละ 50 เฟรม ซึ่งจะได้ค่าสีเฉลี่ยของแต่ละลำดับภาพดังรูปที่ 4.19



(ก)



(ข)







รูปที่ 4.19 ภาพที่ได้จากการสร้างแบบจำลองโดยใช้ลำดับภาพจำนวน 50 เฟรมเพื่อใช้ในการทดลองวัดอัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชัน (ก) ภาพที่ได้จากลำดับภาพ Parking Area (ข) ภาพที่ได้จากลำดับภาพ Waving Tree

ซึ่งทั้งสองลำดับภาพมีลักษณะของลำดับภาพแตกต่างกัน ฉะนั้นในขั้นตอนการสร้างแบบจำลองฉากหลังเริ่มต้นลำดับภาพทั้งสองจะให้ค่าความแปรปรวนของค่าสีแตกต่างกันดังนี้

- ลำดับภาพ Parking Area ซึ่งมีการเปลี่ยนแปลงน้อยขณะสร้างแบบจำลองฉากหลัง ทำให้มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่มีค่าน้อย
- ลำดับภาพ Waving Tree เป็นลำดับภาพที่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลาขณะการสร้างแบบจำลองฉากหลังทำให้มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าสีมาก

จากนั้นจะนำแบบจำลองที่ได้มาทำการรบกวน (Perturbation) ด้วยสัญญาณรบกวนขนาดตั้งแต่ 1 ถึง 50 หน่วย ในทิศทางแบบสุ่มรอบค่าสีของจุดภาพที่พิจารณา จำนวน 200% ของจำนวนจุดภาพทั้งหมด เนื่องจากวิธีที่นำเสนอใน [22] คัดอัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชันจากจำนวนจุดภาพทั้งหมด ดังนั้นจึงต้องทำการรบกวนเป็นจำนวน 200% ดังกล่าวเพื่อประมาณว่าการรบกวนดังกล่าวจะมีผลต่อทุกจุดภาพ โดยตัวอย่างภาพที่ถูกรบกวนแสดงในตารางที่ 4.13

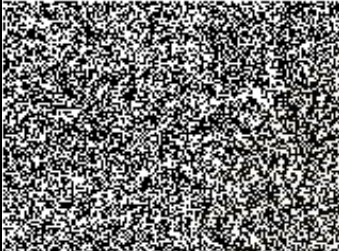
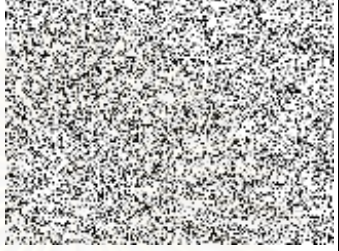
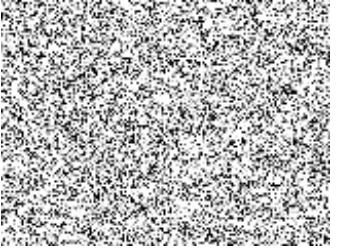

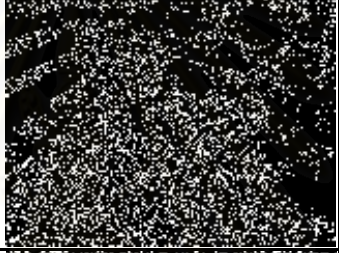
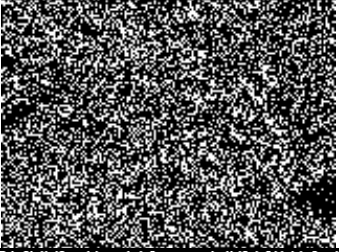

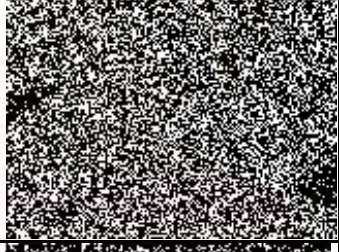



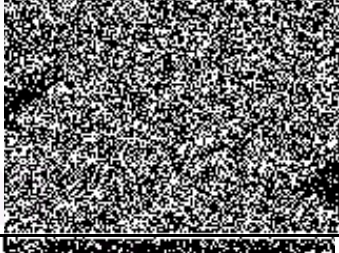

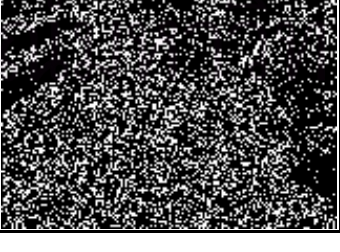

ตารางที่ 4.13 ภาพตัวอย่างของการรบกวนลำดับภาพ Parking Area และลำดับภาพ Waving Tree ด้วยขนาดสัญญาณ เท่ากับ 10 20 และ 30 ตามลำดับ

ขนาดการรบกวน	ลำดับภาพ Moved Object	ลำดับภาพ Waving Tree
$\Lambda = 10$		
$\Lambda = 20$		
$\Lambda = 30$		

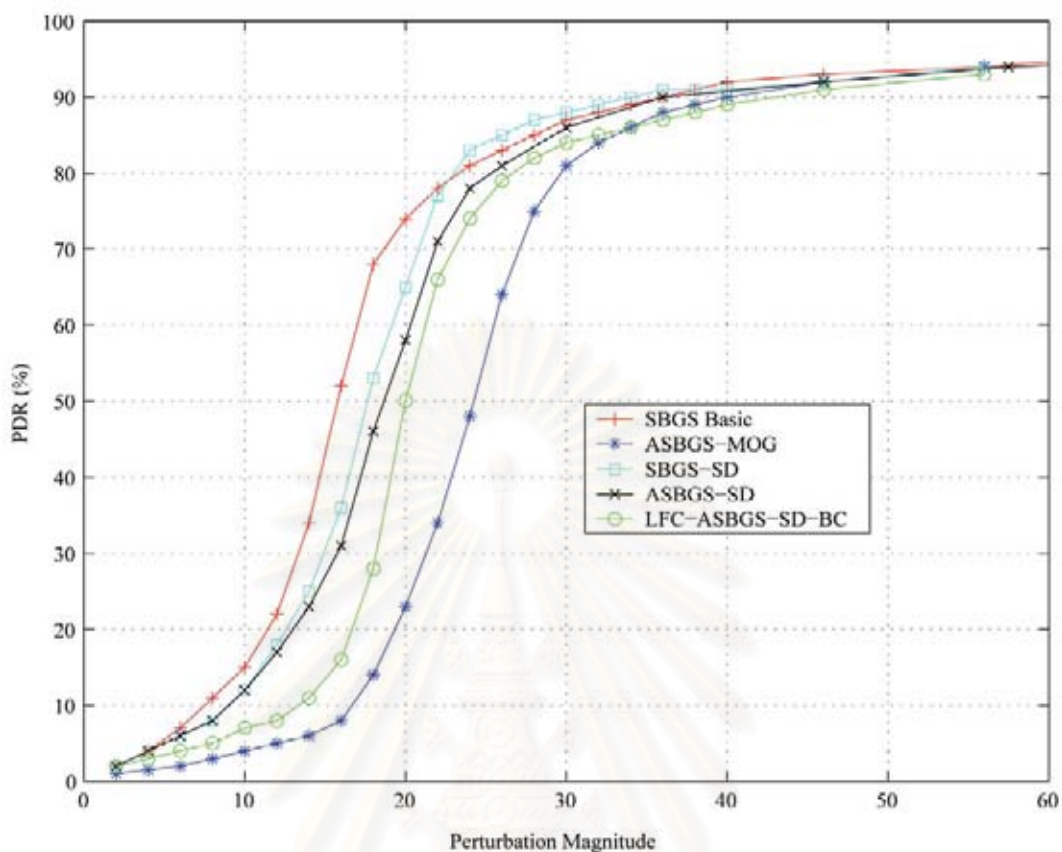
จากนั้นจะนำลำดับภาพดังกล่าวนำมาเป็นลำดับภาพรับเข้าเพื่อไปประมวลผลในระบบบล็อกหลัง โดยแต่ละวิธีจะทำการสร้างแบบจำลองจากหลังตามปกติ และกำหนดขีดเริ่มเปลี่ยนของแต่ละขั้นตอนวิธีให้มีค่าคงที่ที่ 2.5 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

ผลการทดลองจะแสดงในรูปแบบของหน้ากาการจำแนกแสดงการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชันดังกล่าว พร้อมกับอัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชัน ดังตารางที่ 4.14 และ ตารางที่ 4.15

ตารางที่ 4.14 ผลการทดลองอัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชันของลำดับภาพ Moved Object ที่
โคจรอบวงด้วยขนาดสัญญาณ 10, 20 และ 30 หน่วย

ขั้นตอน วิธี	ขนาดของสัญญาณรบกวน		
	$\Lambda = 10$	$\Lambda = 20$	$\Lambda = 30$
SBGS Basic			
ASBGS- MOG			
SBGS-SD			
ASBGS- SD			
LFC- ASBGS- SD-BC			

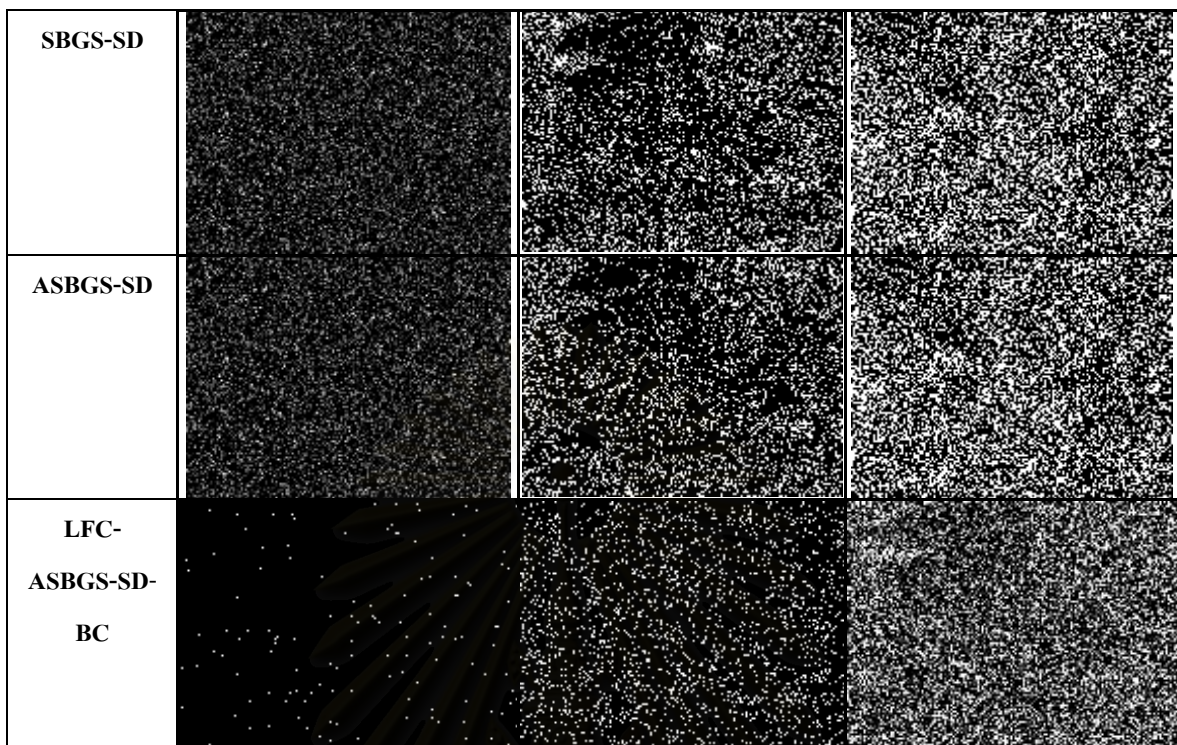
และสามารถนำผลการตรวจหาที่ได้ไปหาค่าอัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชันได้ตามสมการที่ (2.28) ดังนั้นเมื่อนำค่าอัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชันที่ขนาดการรบกวนต่าง ๆ กันมาพลอตกราฟคู่ลำดับจะได้เส้นโค้งซึ่งใช้วัดประสิทธิภาพได้ดังรูปที่ 4.20



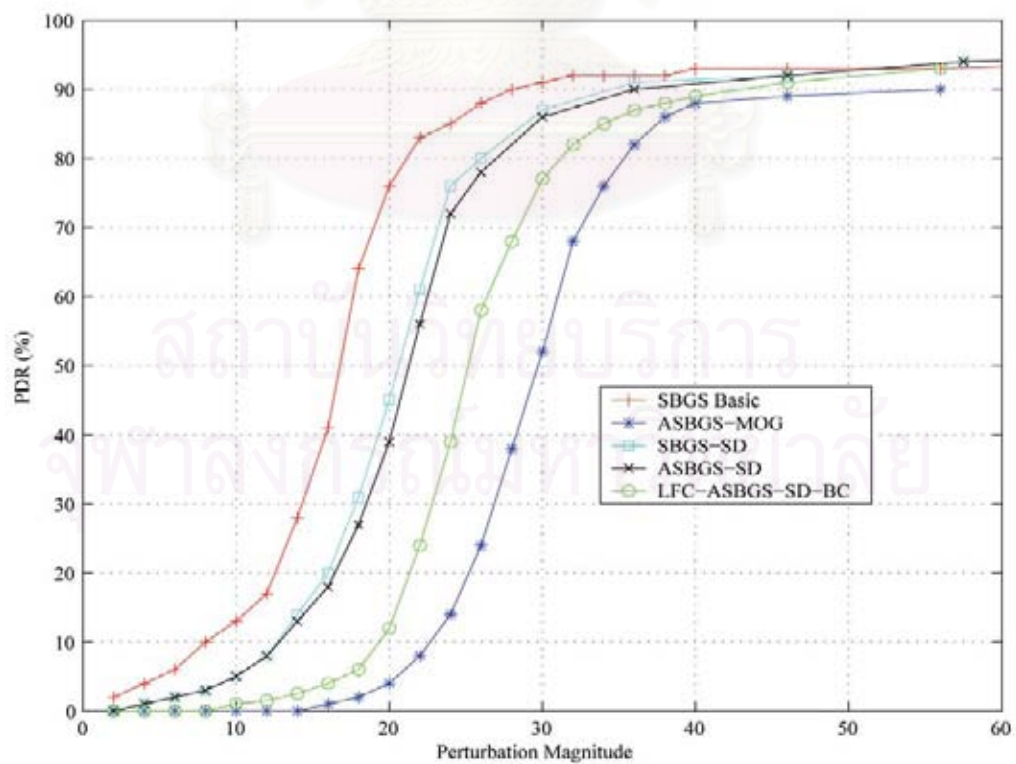
รูปที่ 4.20 เส้นโค้งที่สร้างจากคู่ลำดับอัตราเพอร์เทอร์เบชัน ณ ค่าขนาดสัญญาณรบกวน ตั้งแต่ 0 ถึง 50 หน่วยในกรณีลำดับภาพ Parking Area

ตารางที่ 4.15 ผลการทดลองอัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชันของลำดับภาพ Waving Tree ที่โคจรบกวนด้วยขนาดสัญญาณ 10, 20 และ 30 หน่วย

ขั้นตอนวิธี	ขนาดของสัญญาณรบกวน		
	$\Lambda = 10$	$\Lambda = 20$	$\Lambda = 30$
SBGS Basic			
ASBGS-MOG			



เมื่อคำนวณค่าอัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชันที่ค่าขนาดสัญญาณรบกวนต่างๆและนำมาพลอตกราฟจะได้ดังรูปที่ 4.21



รูปที่ 4.21 เส้นโค้งที่สร้างจากคู่ลำดับอัตราเพอร์เทอร์เบชัน ณ ค่าขนาดสัญญาณรบกวน ตั้งแต่ 0 ถึง 50 หน่วยในกรณีลำดับภาพ Waving Tree

จากผลการทดลองในรูปที่ 4.20 และ 4.21 จะเห็นได้ชัดขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** จะมีอัตราการตรวจพบเพอร์เทอร์เบชันสูงที่สุด ณ ขนาดการรบกวนเท่ากัน จึงถือว่ามีความไวในการตรวจหามากที่สุด ส่วนขั้นตอนวิธี **SBGS-SD** และ **ASBGS-SD** มีความไวในการตรวจหาใกล้เคียงกัน และน้อยกว่าขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** เนื่องจากจุดภาพบางส่วนที่ถูกรบกวนและมีสีใกล้เคียงกับฉากหลังแต่มีความสว่างน้อยกว่าจะถูกจำแนกเป็นเงา ทำให้ความไวของการตรวจหาลดลง แต่ก็สังเกตเห็นได้ว่ากระบวนการปรับค่าจะมีผลต่ออัตราการตรวจพบเพอร์เทอร์เบชันน้อยเนื่องจากทั้งสองวิธีให้ค่าอัตราการตรวจพบเพอร์เทอร์เบชันใกล้เคียงกัน ส่วนขั้นตอนวิธี **LFC-ASBGS-SD-BC** ที่นำเสนอจะมีความไวในการตรวจหาสูงเป็นอันดับที่ 4 ในการทดลองนี้ เนื่องจากกระบวนการควบคุมความสว่างจะทำให้ขอบเขตขีดเริ่มเปลี่ยนที่ยอมรับได้มีบริเวณกว้างขึ้นและทำให้การตรวจพบจุดภาพที่ถูกรบกวนให้มีความสว่างขึ้นได้น้อยลงทำให้ความไวในการตรวจหาลดน้อยลงเมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธี **SBGS-SD** และ **ASBGS-SD** ส่วนขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** จะมีความไวที่น้อยที่สุดเนื่องจากเป็นแบบจำลองที่มีลักษณะแบบเกาส์หลายลำดับชั้น ดังนั้นค่าสีที่ถูกรบกวนจะมีโอกาสจับคู่กับฉากหลังที่ทำแบบจำลองไว้ทำให้การตรวจหาที่มีความไวที่น้อย

นอกจากนี้จะเห็นได้ว่าอัตราการตรวจพบเพอร์เทอร์เบชัน ของลำดับภาพ Parking Area จะมีค่าสูงกว่าในกรณีลำดับภาพ Waving Tree ณ ค่า ขนาดการรบกวนเท่ากันๆ เนื่องจากภาพที่มีความแปรปรวนสูงจะทำให้ช่วงขีดเริ่มเปลี่ยนมีช่วงกว้าง ดังนั้น เมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงของค่าสี แบบจำลองที่ผ่านการสร้างแบบจำลองกับลำดับภาพที่มีความแปรปรวนน้อยกว่า จะมีความไวต่อการจำแนกมากกว่ามากกว่า แบบจำลองที่สร้างจากลำดับภาพที่มีความแปรปรวนของค่าสีสูง

4.5 ความเร็วในการประมวลผล

ในการวัดความเร็วในการประมวลผลจะพิจารณาว่าอัตราเฟรมของการประมวลผล ซึ่งแบ่งออกเป็น 2 กรณี คือ การประมวลผลจากแฟ้มข้อมูลภาพและการประมวลผลแบบออนไลน์ โดยการวัด จะทำการวัดภาพ 2 ขนาดคือ 160x120 จุดภาพและ 320x240 จุดภาพและเปรียบเทียบขั้นตอนวิธีดังต่อไปนี้

SBGS Basic	ระบบลบฉากหลังเชิงสถิติแบบพื้นฐาน
SBGS-SD	ระบบลบฉากหลังเชิงสถิติและการตรวจหาเงา
ASBGS-MOG(K=4)	ระบบลบฉากหลังเชิงสถิติแบบปรับตัวได้ซึ่งใช้แบบจำลองเกาส์ผสมและจำนวนชั้นของเกาส์ผสมเป็น 4

ASBGS-MOG(K=7) ระบบลบฉากหลังเชิงสถิติแบบปรับตัวได้ซึ่งใช้แบบจำลองเกาส์ผสมและจำนวนชั้นของเกาส์ผสมเป็น 7

ทั้งนี้การวัดอัตราเฟรมจะทำการวัดและแสดงผลการทดลองในรูปอัตราเฟรมเฉลี่ยของแต่ละขั้นตอนวิธีซึ่งได้จากการวัดการประมวลผลใน 4 ลำดับภาพ อันได้แก่ Woman and Shadow, Moved Object, Parking Area และ Waving Tree โดยทำการวัดลำดับภาพละ 5 ครั้ง ช่วงเวลาที่ใช้วัดแต่ละครั้งครั้งละ 10 วินาที และเวลาที่ใช้ประมวลผลต่อเฟรมจะนำค่าอัตราเฟรมเฉลี่ยมาคิด

4.5.1 การประมวลผลจากเพิ่มข้อมูล

การประมวลผลจากเพิ่มข้อมูลจะเป็นการอ่านข้อมูลสี่จากเพิ่มข้อมูลภาพ โดยในการทดลองจะเก็บลำดับภาพอยู่ในรูปเพิ่มข้อมูลชนิด BMP รูปแบบสี RGB 24 บิตต่อจุดภาพ ซึ่งได้มาจากการดึงภาพวิดีโอที่สนับมาด้วยอัตราเฟรม 30 เฟรมต่อวินาที และในการทดลองตัดเอากระบวนการแสดงผลทางหน้าจอภาพออกเพื่อลดผลของความแตกต่างของแต่ละขั้นตอนวิธีที่ใช้ไลบรารีในการเขียนโปรแกรมแสดงผลที่ต่างกัน ได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.16

ตารางที่ 4.16 ผลการทดลองการวัดอัตราการประมวลผลและเวลาประมวลผลของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีการประมวลผลจากเพิ่มข้อมูล

ขั้นตอนวิธี	ขนาดภาพ 160x120 จุดภาพ		ขนาดภาพ 320x240 จุดภาพ	
	อัตราเฟรม (เฟรม/วินาที)	เวลาหน่วงต่อ เฟรม (ms)	อัตราเฟรม (เฟรม/วินาที)	เวลาหน่วงต่อ เฟรม (ms)
SBGS Basic	72.25	13.841	25.80	38.79
SBGS-SD	58.50	17.094	19.75	50.633
ASBGS-MOG(K=4)	41.40	24.155	12.40	80.645
ASBGS-MOG(K=7)	19.30	51.813	5.38	186.047
ASBGS-SD	48.75	20.513	15.25	65.574
LFC-ASBGS-SD-BC	33.80	29.586	10.50	95.238

เนื่องจากการประมวลผลโดยใช้เพิ่มข้อมูลจะไม่ถูกจำกัดอัตราการประมวลผลด้วยอัตราการจับภาพจากกล้องวิดีโอ เวลาหน่วงที่เกิดขึ้นจึงเกิดจากเวลาเวลาหน่วงจากการประมวลผลของระบบลบ

จากหลังเองและเวลาหน่วงจากการอ่านเพิ่มข้อมูลซึ่งยากต่อการวัด ทำให้ไม่สามารถคำนวณเวลาประมวลผลของระบบลบฉากหลังได้จึงต้องทำการทดลองโดย การประมวลผลแบบออนไลน์

4.5.2 การประมวลผลแบบออนไลน์โดยใช้ข้อมูลจากกล้องวิดีโอ

การประมวลผลแบบออนไลน์จะเป็นการอ่านข้อมูลสีจากข้อมูลภาพที่ส่งมาจากกล้องวิดีโอ ซึ่งในการทดลองจะใช้กล้องวิดีโอพร้อมการ์ดจับภาพ (Capture Card) รุ่น Winnov Videum NT การจับภาพจะเก็บในรูปแบบ DIB (Device Independent Bitmap) แบบ RGB 24 บิตต่อจุดภาพ เพื่อความเป็นมาตรฐานในการเปรียบเทียบเนื่องจากขั้นตอนวิธีที่ใช้เปรียบเทียบมีการใช้ปริภูมิสีในการคำนวณต่างกัน จึงต้องยึดปริภูมิสีของภาพรับเข้าเหมือนกัน และง่ายต่อการเปรียบเทียบกับกรณีประมวลผลโดยใช้เพิ่มข้อมูลภาพวิดีโอ ทั้งนี้จะกำหนดอัตราเฟรมการจับภาพเป็น 30 เฟรมต่อวินาที เช่นเดียวกับกรณีการประมวลผลจากเพิ่มข้อมูลวิดีโอ และตัดเอากระบวนการแสดงผลทางหน้าจอภาพออกเช่นกัน จะสามารถคำนวณเวลาหน่วงจากการประมวลผลเฉพาะระบบลบฉากหลัง (t_p) ได้ ตามสมการที่ (2.33) ซึ่งได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.17

ตารางที่ 4.17 ผลการทดลองการวัดอัตราการประมวลผลและเวลาประมวลผลของขั้นตอนวิธีที่ใช้ทดลองในกรณีการประมวลผลจากข้อมูลออนไลน์จากกล้องวิดีโอ

ขั้นตอนวิธี	ขนาดภาพ 160x120 จุดภาพ			ขนาดภาพ 320x240 จุดภาพ		
	อัตราเฟรม (เฟรม/ วินาที)	เวลาหน่วง ต่อเฟรม (ms)	t_p (ms)	อัตราเฟรม (เฟรม/ วินาที)	เวลาหน่วง ต่อเฟรม (ms)	t_p (ms)
SBGS Basic	27.50	36.364	3.030	22.20	45.045	11.712
SBGS-SD	20.90	47.847	14.514	16.75	59.701	26.369
ASBGS- MOG(K=4)	13.75	72.727	39.394	8.00	125.000	91.667
ASBGS- MOG(K=7)	5.40	185.185	151.852	2.50	400.000	366.667
ASBGS-SD	16.20	61.728	28.395	10.80	92.593	59.260
LFC- ASBGS-SD- BC	14.30	69.930	36.597	7.50	133.333	100.000

จากผลการทดลองทั้งกรณีการประมวลผลโดยใช้เพิ่มข้อมูลภาพและการประมวลผลจากข้อมูลออนไลน์จากกล้องวิทัศน์จะเห็นแนวโน้มของเวลาที่ใช้ประมวลผลเช่นเดียวกัน ซึ่งขั้นตอนวิธีที่มีความเร็วในการประมวลผลสูง เรียงตามลำดับจากมากไปน้อยดังนี้

- ขั้นตอนวิธี **SBGS Basic** ใช้เวลาประมวลผลน้อยกว่าทุกขั้นตอนวิธีในทุก ๆ เงื่อนไข เนื่องจากเป็นระเบียบพื้นฐานจึงไม่มีการคำนวณระดับคุณภาพและระดับเฟรมที่ซับซ้อนมากนัก พร้อมทั้งใช้เพียงค่าสถิติพื้นฐานในกระบวนการจำแนกจึงเป็นการประมวลผลที่เร็วที่สุด
- ขั้นตอนวิธี **SBGS-SD** เป็นขั้นตอนวิธีที่ประมวลผลรวดเร็ว ถึงแม้จะมีการคำนวณค่าพารามิเตอร์เพื่อตรวจหาเงา แต่การคำนวณมีความซับซ้อนต่ำพร้อมทั้งเป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้แบบจำลองแบบสถิติ จึงไม่ต้องการการปรับค่าของแบบจำลองทำให้ระบบมีความเร็วในการประมวลผลสูง
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-SD** นำข้อดีในการประมวลผลที่รวดเร็วของระเบียบวิธี **SBGS-SD** ซึ่งมีการคำนวณที่ไม่ซับซ้อนแต่มีประสิทธิภาพมาใช้ ทำให้ทำงานได้อยู่ในระดับที่พอใจ แต่ทำงานได้ช้ากว่าระบบ **SBGS-SD** เนื่องจากต้องทำการปรับค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองตามการเปลี่ยนแปลงของฉากหลัง แต่ทำงานเร็วกว่าขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** ที่ลำดับชั้นเกาส์ (K) เท่ากับ 4 เนื่องจากทำงานที่แบบจำลองเกาส์เดี่ยว ไม่ต้องทำการคำนวณรอบและจัดลำดับเพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมดังเช่นแบบเกาส์ผสม อีกทั้งเลือกช่วงระยะเวลาปรับค่า ไม่ต้องปรับค่าทุกเฟรมได้
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** ที่มีลำดับชั้นเกาส์ (K) เท่ากับ 4 เป็นระเบียบที่ใช้การคำนวณการจับคู่แบบจำลองฉากหลังโดยใช้ขั้นตอนวิธี EM ทำให้นอกจากที่ต้องคำนวณค่าทางสถิติแล้ว ต้องทำการวนรอบเพื่อจัดลำดับและจับคู่ของแบบจำลองทำให้ใช้เวลาในการคำนวณเพิ่มขึ้น จึงทำงานได้ช้ากว่าระบบ **ASBGS-SD** ที่ขนาดภาพเท่ากันแต่ความเร็วในการประมวลผลอยู่ในระดับที่ยอมรับได้จากการใช้งานจริง [16]
- ขั้นตอนวิธี **LFC-ASBGS-SD-BC** เป็นระบบที่นำเสนอ ประมวลผลได้ช้ากว่าขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** เล็กน้อยเนื่องจาก นอกจากการคำนวณพารามิเตอร์ฉากหลังเพื่อจัดการเงาและทำการปรับค่าแล้วต้องทำการควบคุมความสว่างจากผลการปรับแสงอัตโนมัติของกล้องวิทัศน์อีกทั้งมีขั้นตอนวิธีในการควบคุมตัวประกอบการเรียนรู้อีกด้วย จึงส่งผลให้ทำงานได้ช้ากว่า
- ขั้นตอนวิธี **ASBGS-MOG** ที่มีลำดับชั้นเกาส์ (K) เท่ากับ 7 เป็นขั้นตอนวิธีที่มีความเร็วในการประมวลผลช้าที่สุดเนื่องจากลำดับชั้นเกาส์ที่เพิ่มมากขึ้นส่งผลให้ต้องทำการคำนวณ

มากขึ้นเช่นกัน จึงไม่นิยมมีใช้งานที่ลำดับชั้นเท่ากับ 7 โดยผู้นำเสนอขั้นตอนวิธี กำหนดให้ใช้ลำดับชั้นที่เหมาะสมคือ 3-5 ลำดับชั้น [6]

นอกจากนี้เมื่อทำการเปรียบเทียบเวลาการประมวลผลต่อเฟรมโดยใช้เพิ่มข้อมูลภาพและการประมวลผลจากข้อมูลออนไลน์จากกล้องวิดีโอทัศน์จะเห็นได้ว่าการประมวลผลโดยใช้เพิ่มข้อมูลภาพมีความเร็วในการประมวลผลสูงกว่าอย่างเห็นได้ชัด เนื่องจากความเร็วในการประมวลผลจากข้อมูลออนไลน์จากกล้องวิดีโอทัศน์จะถูกจำกัดไว้โดยอัตราการจับภาพจากกล้องวิดีโอทัศน์ ซึ่งไม่เกิน 30 เฟรมต่อวินาที ผลการทดลองจึงแสดงค่าความเหมาะสมที่จะนำขั้นตอนวิธีไปใช้ในสถานการณ์จริงและส่งผลถึงความต่อเนื่องของการแสดงภาพ อย่างไรก็ตามการประมวลผลที่ขนาดภาพ 160x120 จุดภาพ จะใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าที่ขนาดภาพ 320x240 จุดภาพ ซึ่งทำการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้คำนวณเพิ่มขึ้นจากขนาด 160x120 จุดภาพ เป็น 320x240 จุดภาพ ดังตารางที่ 4.16

ตารางที่ 4.18 ผลการทดลองการคำนวณเวลาที่ใช้ประมวลผลต่อเฟรมเพิ่มขึ้นจากขนาดภาพ 160x120 จุดภาพ เป็น 320x240 จุดภาพ

ขั้นตอนวิธี	เวลาที่ใช้คำนวณเพิ่มขึ้น (เท่า)	
	การประมวลผลโดยใช้เพิ่มข้อมูลต่อหนึ่งเฟรม	การประมวลผลแบบออนไลน์ต่อหนึ่งเฟรม
SBGS Basic	2.800	1.239
SBGS-SD	2.962	1.248
ASBGS-MOG(K=4)	3.339	1.719
ASBGS-MOG(K=7)	3.591	2.160
ASBGS-SD	3.197	1.500
LFC-ASBGS-SD-BC	3.219	1.907
ค่าเฉลี่ย	3.185	1.629

จากหลักการพื้นฐานเมื่อขนาดภาพเพิ่มขึ้นจาก 160x120 จุดภาพ เป็น 320x240 ภาพจะมีจำนวนจุดภาพเพิ่มขึ้น 4 เท่า ดังนั้นจึงต้องการเวลาในการคำนวณเฉพาะในกระบวนการลบฉากหลังเพิ่มขึ้น 4

เท่าแต่ จากตารางที่ 4.18 จะเห็นได้ว่าในกรณีการประมวลผลโดยใช้เพิ่มข้อมูล จะใช้เวลาในการประมวลผลทั้งหมดเพิ่มขึ้นเฉลี่ยเป็น 3.185 เท่า และการประมวลผลแบบออนไลน์จะใช้เวลาในการประมวลผลทั้งหมดเพิ่มขึ้นเฉลี่ยเป็น 1.635 เท่า เนื่องจากในสมการที่ (2.26) คือ $t_t = t_c + t_p$ บ่งบอกถึงเวลาในการประมวลผลต่อหนึ่งเฟรมเป็นผลรวมของเวลาหน่วยในการอ่านเพิ่มข้อมูลหรือเวลาหน่วยในการจับภาพและเวลาในการประมวลผลระบบลบฉากหลัง จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการอ่านเพิ่มข้อมูลใช้เวลาใช้น้อยมากเมื่อเทียบกับการประมวลผลระบบลบฉากหลัง เพิ่มขนาดภาพจึงใช้เวลาในการประมวลผลเพิ่มขึ้นมาก ต่างกับกรณีการประมวลผลแบบ ออนไลน์ซึ่งมีเวลาหน่วยในการจับภาพสูงอยู่แล้ว การเพิ่มขนาดของภาพจึงมีผลน้อยกว่า

อนึ่งเมื่อสังเกตจากตารางที่ 4.18 ขั้นตอนวิธี **Basic SBG** และ **SBGS-SD** จะมีการเพิ่มอัตราเวลาการคำนวณน้อยกว่าขั้นตอนวิธีอื่น ๆ เนื่องจากทั้งสองขั้นตอนวิธีนี้ใช้ปริภูมิในการคำนวณเป็นแบบ RGB ซึ่งต่างกับขั้นตอนวิธีอื่น ๆ ซึ่งใช้ปริภูมิ YCbCr การเพิ่มขนาดของภาพจึงส่งผลให้ใช้เวลาการคำนวณที่น้อยกว่า เนื่องจากไม่ต้องทำการคำนวณแปลงปริภูมิสีจาก RGB เป็น YCbCr

จากที่ได้กล่าวไว้ข้างต้นการเปลี่ยนปริภูมิในการประมวลผลจาก RGB เป็น YCbCr จะทำให้ลดความซับซ้อนในการประมวลผลลง แต่จากการทดลองจะเห็นได้ว่าขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีอัตราการประมวลผลที่ช้ากว่าขั้นตอนวิธี **SBGS-SD** เนื่องจากการแปลงปริภูมิสีจะช่วยลดความซับซ้อนในการประมวลผลในส่วนการลบฉากหลังในแบบจำลองและความซับซ้อนในการควบคุมความสว่างลง แต่เนื่องจากระบบมีขั้นตอนการประมวลผลเพิ่มทั้งในส่วนการปรับค่าแบบจำลองฉากหลัง การควบคุมอัตราการเรียนรู้ การควบคุมความสว่าง จึงทำให้ระบบมีความซับซ้อนเพิ่มขึ้น แม้กระนั้นเมื่อพิจารณาเทียบกับประสิทธิภาพการจำแนกที่เพิ่มขึ้นมากจึงถือว่าสมเหตุสมผลต่อการพัฒนา

อย่างไรก็ดีการวัดประสิทธิภาพโดยการวัดอัตราการประมวลผลจะนำมาใช้ประกอบเพื่อชี้วัดประสิทธิภาพโดยรวมของระบบเท่านั้น เนื่องจากผู้ใช้งานส่วนใหญ่ยังคงสนใจประสิทธิภาพการจำแนกเป็นหลักอยู่ เนื่องจากอัตราการประมวลผลสื่อได้ถึงความต่อเนื่องในการประมวลผลเป็นหลัก บางครั้งการพัฒนาอาจจะยอมให้ระบบมีอัตราการประมวลผลลดลงแต่ได้ประสิทธิภาพการจำแนกเพิ่มขึ้นเนื่องจากสามารถเพิ่มความเร็วในการประมวลผลได้จากการหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization) โดยการแก้ไขคำสั่งในการเขียน โปรแกรมและการเพิ่มอัตราเฟรมในการจับภาพในกรณีการประมวลผลออนไลน์

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

ในวิทยานิพนธ์นี้ ได้เสนอระบบการลบฉากหลังทางสถิติเชิงพารามетริกแบบปรับตัวได้ สำหรับใช้ในระบบการแยกส่วนภาพวีดิทัศน์ ตรวจสอบและติดตามวัตถุ หรือนำไปประยุกต์ใช้ในระบบวีดิทัศน์อื่นๆ ที่เกี่ยวข้อง และเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพในรูปแบบการเพิ่มอัตราการตรวจหาและลดอัตราการฟ้องความผิดพลาดจากระบบการจำแนก โดยระบบจะสามารถจัดการปัญหาอันเนื่องมาจากเงาที่เคลื่อนที่ของวัตถุ การเปลี่ยนแปลงของฉากหลังทั้งในรูปแบบ องค์ประกอบฉากหลัง และความสว่างที่เปลี่ยนแปลงไปในลักษณะฉับพลันและอย่างช้าๆ ได้ นอกจากนี้วิทยานิพนธ์ยังนำเสนอวิธีแก้ปัญหาการเปลี่ยนแปลงความสว่างอันเกิดจากการปรับตัวอัตโนมัติของกล้องวีดิทัศน์แบบใช้งานในระดับผู้บริโภคทั่วไป ซึ่งเป็นการเปลี่ยนแปลงที่ไม่ได้เกิดการเปลี่ยนแปลงจากสิ่งแวดล้อมโดยตรงอีกด้วย

แบบจำลองที่สร้างขึ้นจะอยู่ในรูปแบบจำลองเชิงสถิติที่มีการแจกแจงค่าสีเป็นแบบเกาส์เชิงเดี่ยว และจะแยกองค์ประกอบจากการลบฉากหลังออกในรูปแบบความเพี้ยนเชิงสี และความเพี้ยนเชิงความสว่าง ทำให้สามารถระบุความแตกต่างระหว่างฉากหลังและภาพรับเข้าขณะปัจจุบันแยกกรณีกันระหว่างสีกับความสว่างได้ พร้อมทั้งปรับค่าพารามิเตอร์ฉากหลังให้มีความสอดคล้องกับฉากหลังจริงในปัจจุบัน ทำให้สามารถรับมือได้กับฉากหลังที่มีการเปลี่ยนแปลง นอกจากนี้วิทยานิพนธ์ยังได้เสนอแนวคิดใหม่ในการควบคุมอัตราการเรียนรู้ในกระบวนการปรับค่าฉากหลัง ระบบจึงสามารถควบคุมการปรับค่าให้สอดคล้องกับเหตุการณ์ในฉากหลังได้

การทดลองเพื่อประสิทธิภาพการทำงานของระบบการลบฉากหลังแบบปรับตัวได้ที่ได้นำเสนอ นี้ จะเปรียบเทียบทั้งในเชิงอัตราวิสัยและประวัติ โดยในเชิงประวัติจะเปรียบเทียบในรูปแบบประสิทธิภาพการจำแนกโดยใช้ อัตราการตรวจหา อัตราการฟ้องความผิดพลาด เส้นโค้ง ROC อัตราการตรวจหาเพอร์เทอร์เบชันและอัตราการประมวลผล ซึ่งจะเปรียบเทียบกับระบบลบฉากหลังทางสถิติพื้นฐานรวมทั้งระบบที่เป็นที่นิยมและถูกใช้เป็นที่อ้างอิงในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในงานวิจัยทางด้านระบบลบฉากหลัง

ผลการทดลองในบทที่ 4 จะเห็นได้ว่าขั้นตอนวิธีที่นำเสนอสามารถจัดการปัญหาที่เกิดจากเงาที่เคลื่อนที่ของวัตถุได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีอื่นๆ โดยจะให้อัตราการฟ้องความผิดพลาดที่ต่ำกว่าขั้นตอนวิธีอื่น ๆ

ในกรณีการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบในฉากหลังของภาพในหลายๆกรณี จะสังเกตได้ว่า ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีประสิทธิภาพใกล้เคียงหรือเหนือกว่าขั้นตอนวิธีอื่นๆที่ใช้เปรียบเทียบเกือบทุกกรณี ยกเว้นกรณีฉากหลังที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่อง เนื่องจากขั้นตอนวิธีการควบคุมอัตราการเรียนรู้จะแปลความหมายการเปลี่ยนแปลงดังกล่าว เป็นการเคลื่อนไหวของวัตถุในฉากหน้า แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพที่สุดในการจัดการปัญหานี้คือแบบจำลองที่อยู่ในรูปแบบเกาส์แบบผสมที่ใช้ลำดับชั้นเท่ากับ 7 เพราะสามารถเก็บการแจกแจงค่าสีของฉากหลังได้หลายลำดับชั้น แต่การเพิ่มลำดับชั้นของเกาส์จะทำให้ใช้เวลาในการประมวลผลสูงขึ้น

ในกรณีการเปลี่ยนแปลงของความสว่างในฉากหลังจะสังเกตได้ว่าขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีประสิทธิภาพสูงกว่าขั้นตอนวิธีอื่นๆ อย่างชัดเจน เนื่องจากการแยกองค์ประกอบเชิงสีและความสว่างออกจากกันอย่างอิสระในการพิจารณา โดยจะให้ค่าอัตราฟองความผิดพลาดที่มีค่าน้อย

ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอก็มีประสิทธิภาพที่สูงกว่าขั้นตอนวิธีอื่น ๆ อย่างชัดเจนเช่นกันในกรณีที่เกิดการเปลี่ยนแปลงความสว่างอันเนื่องจากการปรับตัวอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอเนื่องจากได้เสนอวิธีการแก้ปัญหานี้โดยเฉพาะซึ่งต่างจากการวิจัยส่วนมาก ซึ่งละเลยผลของกระบวนการดังกล่าว และจำกัดให้ทดลองในสถานการณ์ที่ควบคุมได้ ทำให้ระบบที่นำเสนอสามารถทำงานกับกล้องวิดีโอระดับผู้บริโภคได้อย่างดี

ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีอัตราการประมวลผลอยู่ที่ 14.3 เฟรมต่อวินาทีสำหรับขนาดภาพ 160x120 จุดภาพ และ 7.5 เฟรมต่อวินาทีในกรณีขนาดภาพ 320x240 จุดภาพซึ่งเป็นธรรมดาที่จะทำงานช้ากว่าระบบลดฉากหลังทางสถิติพื้นฐาน เนื่องจากการคำนวณที่ซับซ้อนกว่ามาก แต่เนื่องจากสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกขึ้นมาก จึงเป็นสิ่งที่ยอมรับได้ อีกทั้งยังมีประสิทธิภาพการจำแนกโดยรวมที่สูงกว่า เมื่อเปรียบเทียบกับระเบียบวิธีที่มีอัตราเร็วในการประมวลผลใกล้เคียงกัน

5.2 ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต

- ศึกษาและปรับปรุงแบบจำลองที่ได้พัฒนาให้อยู่ในรูปแบบเกาส์ผสม หรือแบบจำลองเชิงรหัส (Code-based model) จะทำให้แบบจำลองสามารถทำงานรองรับการเปลี่ยนแปลงของเหตุการณ์ในลำดับภาพวิดีโอได้มากกว่า แต่จะทำให้อัตราการประมวลผลช้าลงเนื่องจากการคำนวณที่ซับซ้อนขึ้น
- เพิ่มการประมวลผลในระดับพื้นที่และระดับเฟรมเนื่องจากการประมวลผลในวิทยานิพนธ์นี้ โดยมากจะทำในระดับจุดภาพ รวมทั้งพัฒนาขั้นตอนวิธีในการจัดการการเปลี่ยนแปลงความสว่างของฉากหลังอันเนื่องมาจากการปรับตัวอัตโนมัติทางแสงของกล้องวิดีโอให้มีความยืดหยุ่นมากขึ้น เนื่องจากผู้ผลิตกล้องวิดีโอที่แตกต่างกันจะมีวิธีการปรับค่าดังกล่าวที่ต่างกัน

รายการอ้างอิง

1. O. Javed, K. Shafique and M. Shah. A Hierarchical Approach to Robust Background Subtraction using Color and Gradient Information. IEEE Workshop on Motion and Video Computing. (2002).
2. R. Jain, D. Militzer, and H. Nagel. Separating Nonstationary from Stationary Scene Components in a Sequence of Real World TV-Images, International Joint Conferences on Artificial Intelligence (1977):612–618.
3. C. Wren, A Azarbayejani, T. Darrel, and A. Pentland. Pfunder, Real Time Tracking of the Human Body, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19, 7 (July1997): 780-785.
4. I. Haritaoglu, D. Harwood, and L.S. Davis. W4: Who? When? Where? What? a Real-time System for Detecting and Tracking People, Proceeding of the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, (1998): 222–227.
5. C. Stauffer and W. Grimson. Adaptive Background Mixture Models for Real-time Tracking, Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (1999): 246-252.
6. C. Stauffer and W. Grimson. Learning Patterns of Acitivity using Real-time Tracking, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22,8 (2000):747–757.
7. G. Gordon, T. Darrell, M. Harville, J. Woodfill. Background Estimation and Removal based on Range and Color, Proceeding of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (1999).
8. M. Harville. A Framework for High-Level Feedback to Adaptive Per-Pixel Mixture of Gaussian Models, Proceedings of European Conference on Computer Vision, (2002).
9. X. Gao, T.E. Boulton, F. Coetzee, and V. Ramesh. Error Analysis of Background Subtraction, Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (2000).
10. X. Gao and J. Zhou. Adaptive Background Estimation for Real-time Traffic Monitoring, Proceeding of IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, (2001).
11. L. Liyuan and L. Maylor. Integrating Intensity and Texture Differences for Robust Change

- Detection, IEEE Transaction on Image Processing, (2002): 105–112.
12. M. Greiffenhagen, V. Ramesh, and H. Nieman. The systematic Design and Analysis of a Vision System: A Case Study in Video Surveillance, Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (2001).
 13. T. Horprasert, D. Harwood and L. S. Davis. A Statistical Approach for Real-time Robust Background Subtraction and Shadow Detection, Proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision, FRAME-RATE Workshop, (1999).
 14. Sharma, G.; Trussell, H.J. Digital color imaging, IEEE Transactions on Image Processing, (1993)
 15. K. Jack, Video Demystified, Book News, Inc. (2001).
 16. A.Prati, I.Mikic, M. M. Trivedi, R. Cucchiara. Detecting Moving Shadows: Algorithms and Evaluation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 25, 7(Mach 2003) : 918-923.
 17. A.C. Hurlbert. The Computation of Color , Technical Report , MIT Artificial Intelligence Laboratory (1995).
 18. K. Kim, T. H. Chalidabhongse, D. Harwood and L. Davis. Background Modeling and Subtraction by Codebook Construction, IEEE International Conference on Image Processing, (2004).
 19. R.O Duda nad P.E. Hart. Pattern Classification and Scene Analysis, Newyork,Wieley (1979)
 20. F. Oberti, A Teschioni and C.S. Regazzoni. ROC Curves for Performance Evaluation of Video sequences Processing Systems for Surveillance Applications, Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing, 2 (1999) : 949-953.
 21. T. H. Chalidabhongse, K. Kim, D. Harwood and L. Davis, A Perturbation Method for Evaluating Background Subtraction Algorithms, IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance, (2003).
 22. K. Toyama, B. Brumitt J. Krumm, and B. Meyers. Wallflower: Principles and practical of background maintenance. Proceedings of International Conference on Computer Vision, (1999).
 23. T. Thongkamwitoon, S. Aramvith and T.H. Chalidabongse. An Adaptive Real-time Background Subtraction and Moving Shadows Detection, The International Conference on Multimedia and Expo, 2 (June 2004): 1459-1462.

24. T. Thongkamwitoon, S. Aramvith and T.H. Chalidabongse. Learning Factor Control for Statistical Adaptive Background Subtraction Algorithm, International Symposium on Circuit and System (ISCAS), (2005)
25. อธิรุพพ์ ทงค้ำวทุรย๋ สุภควดี อร่ำมวทุย๋ และ ฃนารัตน์ชลคควงศ์ ขั้นตอนวทุย๋การลบกควหล่งแบบปรบตัวได้สำหรับการแยกส่วนภคววคคทศนั การประชุมวชควกรทวงวศกรรรมฟฟฟ้าครั้งที่ 27 จงหวัดฃอนแก่น, 2 (2547) : 153-156.
26. T. Thongkamwitoon, S. Aramvith and T.H. Chalidabongse. Adaptive Background Subtraction Algorithm with Auto Brightness Control for Consumer-Type Cameras, Proceeding of International Workshop on Advanced Information Technology, (2005)



สถาบันวทุย๋บรควกร
จุฬาลงกรณัมหาวทุย๋าลัย



ภาคผนวก

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทความทางวิชาการที่ได้รับการเผยแพร่

1. T. Thongkamwitoon, S. Aramvith and T.H. Chalidabongse. An Adaptive Real-time Background Subtraction and Moving Shadows Detection, The International Conference on Multimedia and Expo, 2 (June 2004): 1459-1462.
2. อธิรุพพ์ ทงคัมวฒทอ, ส. อรรมวฒทอ และ ธนารัตน์ชลคดาพงศ์ ขั้นตอนวิธีการลบฉากหลังแบบปรับตัวได้สำหรับการแยกส่วนภาพวีดิทัศน์ การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 27 จังหวัดขอนแก่น, 2 (2547) : 153-156.
3. T. Thongkamwitoon, S. Aramvith and T.H. Chalidabongse. Adaptive Background Subtraction Algorithm with Auto Brightness Control for Consumer-Type Cameras, Proceeding of International Workshop on Advanced Information Technology, (January 2005)
4. T. Thongkamwitoon, S. Aramvith and T.H. Chalidabongse. Learning Factor Control for Statistical Adaptive Background Subtraction Algorithm, International Symposium on Circuit and System (ISCAS), (May 2005)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

An Adaptive Real-time Background Subtraction and Moving Shadows Detection

T. Thongkamwitoon*, S. Aramvith*, and T. H. Chalidabhongse⁺

*Department of Electrical Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Bangkok 10330 Thailand
{Supavadee.A@chula.ac.th}

⁺Faculty of Information Technology
King Mongkut's Institute of Technology
Ladkrabang Bangkok 10520 Thailand
{thanarat@it.kmitl.ac.th}

Abstract

This paper presents a statistical adaptive real-time background subtraction algorithm that is very robust to moving shadows and dynamic scene environment. The algorithm enhances the previously developed method reported in [4] by adding adaptation of modeling correspond to dynamic background using adaptive brightness and color distortion. In addition, we propose a novel "vivacity factor" to measure activities of foreground objects. It is used to delay the adaptation rate for the area of often-occurred moving foregrounds. Our method provides a solution to real-time moving object and shadow detection in dynamic background scene from video stream. We also develop the learning-rate control mechanism that was not addressed by most background subtraction algorithms.

1. Introduction

In many years of successes in object detection, segmentation and tracking, background subtraction technique seems to be the major solution for automated video surveillance applications. The advantages of low complexity and high precision bear the technique working in high speed and satisfactory accuracy. Typically, algorithms start by building reference background parameters. This process can be done using statistical or deterministic approaches and is known as background model synthesizing. Background modeling process is considered to be one of the most important parts in the system. Model that is the closest approximation to "real-background" gives the best reference for subtraction process. Unfortunately, background in real-world scenario can be changed over time in various ways. The major problems in background modeling include [1,2,3,4]:

- Illumination changes in scene, that drastically increases the deviation of color vector in background model, causes classification process works erroneously.

- Change in location of background objects usually alters the model at pixels in the region of original and new locations.
- Movement of foreground objects brings their shadows move and causes system to classify them as foreground layer.
- Waving motion in background scene (e.g., swaying trees, refreshing monitor) may generate periodic characteristic in input frames.

The first two problems can be solved by real-time adaptation of background as addressed in [1,2,3,5]. The instant matching of background model in Mixture of Gaussain Models moderately resolves the fourth problem [6]. Object's shadow is also an important issue in background subtraction. Greffenhagen et al. [7] proposed the normalized color to get rid of illumination component; while Jabri et al. [8] used edge information to eliminate the influence of illumination. Our proposed algorithm is most closely related to the work in [4], which has shown very efficiently computed, accurate, and robust to illumination changes such as shadows and highlight [9,10]. Unluckily, this algorithm cannot cope with changes in background scene. We take distinctive advantages of their method and add capability of adaptation into it. This makes our real-time algorithm is very robust to both illumination changes and moving scene problems.

2. Building Background Model

Modeling of background plays a vital role in background subtraction algorithms. The accuracy of the background model directly affects the effectiveness of the detection. In our framework, we perform pixel-based background modeling in two steps. First, we construct an initial background model from a stationary background scene. Then, while the subtraction is being performed, the background model is updated by the proposed "on-line modeling" method. The details are described below.

2.1 Initial Background Model

We consider color value from real-time camera in RGB color space. A color vector at pixel (i,j) of the n th frame is depicted as in eq. (1).

$$\mathbf{X}_{i,j}[n] = (X_{i,j}^R[n], X_{i,j}^G[n], X_{i,j}^B[n]) \quad (1)$$

,where $X_{i,j}^R$, $X_{i,j}^G$, $X_{i,j}^B$ are red, green, blue color intensity at pixel (i,j) . This process is a stationary background modeling process in which we collect N frames of “empty” scene. So we obtain N color vectors for each pixel. The sophisticated and reduction of sensitive detection in fast dynamic variation scene [10] of Mixture of Gaussian Models [MOG] lead us back to consider background model as Single Gaussian. Naturally, we obtain two significant parameters automatically. The first one is “Expected Color Vector,” as in eq. (2),

$$\mathbf{E}_{i,j} = E\{\mathbf{X}_{i,j}[n]\} : 1 \leq n \leq N \quad (2)$$

where $E\{\cdot\}$ is expectation operation. So, $\mathbf{E}_{i,j}(E_{i,j}^R, E_{i,j}^G, E_{i,j}^B)$ represents mean of color vectors at pixel (i,j) over N frames. The latter is “Color Covariance Matrix”. The covariance matrix, $\mathbf{C}_{i,j}$, is assumed to be diagonal to reduce computational cost, and can be written as in eq. (3).

$$\mathbf{C}_{i,j} = \mathbf{I}[(\sigma_{i,j}^R)^2 \ (\sigma_{i,j}^G)^2 \ (\sigma_{i,j}^B)^2]^T \quad (3)$$

Next, we compute the distortion of $\mathbf{X}_{i,j}[n]$ from its mean, $\mathbf{E}_{i,j}$, by considering two orthogonal distortion parameters, “Brightness Distortion” ($\alpha_{i,j}[n]$) and “Color Distortion” ($\lambda_{i,j}[n]$).

Brightness distortion implies the brightness intensity of input color vector, $\mathbf{X}_{i,j}[n]$, respect to the expected color vector, $\mathbf{E}_{i,j}$, and can be obtained as in eq. (4).

$$\alpha_{i,j}[n] = \arg_{\psi} \min(\mathbf{X}_{i,j}[n] - \psi \mathbf{E}_{i,j})^2 \quad (4)$$

On the other hand, color distortion is defined as the orthogonal distance between input color vector and the reference expected color vector, and is given in eq. (5).

$$\lambda_{i,j}[n] = \|\mathbf{X}_{i,j}[n] - \alpha_{i,j}[n] \mathbf{E}_{i,j}\| \quad (5)$$

As shown in [4], there are variations of $\alpha_{i,j}[n]$ and $\lambda_{i,j}[n]$; and their values are different for different pixels. Thus, to optimize the detection process, we compute two variation parameters: one represents the variation of brightness distortion ($a_{i,j}$) and another one represents the variation of color distortion ($b_{i,j}$), as defined respectively in eqs. (6) and (7).

$$a_{i,j} = RMS(\alpha_{i,j}[n]) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\alpha_{i,j}[n] - 1)^2}{N}} \quad (6)$$

$$b_{i,j} = RMS(\lambda_{i,j}[n]) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\lambda_{i,j}[n])^2}{N}} \quad (7)$$

Then, the initial background model is represented by a “four-tuple” statistical parameters $\{\mathbf{E}_{i,j}, \mathbf{C}_{i,j}, a_{i,j}, b_{i,j}\}$ for each pixel (i,j) .

This typical stationary background modeling approach has been shown that it yields an outstanding effective performance in terms of both quantitative performance, as shown by detection rate and false alarm rate; and qualitative performance, defined in terms of robustness to noise, flexibility to shadow and computational load [9]. However, the approach cannot cope with the problem of dynamic background scene. The erroneous classification might occur in cases of change of global scene illumination and movement of background objects. Adaptive background modeling is a solution for this problem.

2.2 On-line Background Model

To adapt to changes in the dynamic scene, we update the background model continuously while performing the subtraction. We use the initial model as a seed of adaptation ($n=0$). The “on-line background model” $\{\mathbf{E}_{i,j}[n], \mathbf{C}_{i,j}[n], a_{i,j}[n], b_{i,j}[n]\}$ is given, as in eqs. (8)-(11),

$$\mathbf{E}_{i,j}[n] = (1 - \gamma) \mathbf{E}_{i,j}[n-1] + \gamma \mathbf{X}_{i,j}[n] \quad (8)$$

$$\mathbf{C}_{i,j}[n] = (1 - \gamma) \mathbf{C}_{i,j}[n-1] + \gamma (\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n])^T (\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n]) \quad (9)$$

$$a_{i,j}[n] = \sqrt{(1 - \gamma) a_{i,j}^2[n-1] + \gamma (\alpha_{i,j}[n] - 1)^2} \quad (10)$$

$$b_{i,j}[n] = \sqrt{(1 - \gamma) b_{i,j}^2[n-1] + \gamma (\lambda_{i,j}[n])^2} \quad (11)$$

,where parameter γ can be interpreted as a “learning rate of adaptation”. Thus, $1/\gamma$ effectively defines the time constant: implies speed of the model change or update.

3. On-line Vivacity Factor (ν)

The learning rate of adaptation (γ) mentioned in the previous section indicates speed of background model adaptation. If the value of γ is large, the effect of the relocation of background objects (such as moving chair in the office scene) will be updated quickly. At the same time, the true background model might be rapidly lost in

the area that has high frequency of moving foreground objects appearance as well as in the case of moving foreground objects become stationary for a period of time. As a result, we have to reduce speed of adaptation at pixels that represent high activity of foreground objects.

First, we define “vivacity” as a value that determines the activity of foreground objects in terms of temporal change of color vector at each pixel. Consider N frames of 24-bits RGB video sequence, *Vivacity* of each pixel (i,j) at frame n can be represented by “Vivacity Factor” (ν) which is defined as in eq. (12).

$$\nu_{i,j}[n] = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N \|\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{X}_{i,j}[n-1]\|^2}{255^2 N}} \quad (12)$$

In case of “On-line Vivacity Factor”, this factor will be updated overtime as in eq. (13),

$$\nu_{i,j}[n] = \sqrt{(1-\zeta)(\nu_{i,j}[n-1])^2 + \zeta \frac{\|\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{X}_{i,j}[n-1]\|^2}{255^2}} \quad (13)$$

,where ζ is *vivacity learning rate* that maintains vivacity factor for the low-textural moving objects in the scene. We initialize $\nu_{i,j}[1] = 0$. Now, the speed of adaptation or leaning rate γ in equations (8) - (11) must be substituted by factor $(1 - \nu_{i,j}[n])$ as given in eq. (14).

$$\gamma'_{i,j}[n] = (1 - \nu_{i,j}[n])\gamma \quad (14)$$

In additions, to prevent the false updating (e.g., slow-moving or low-textural objects are added into the background model too quickly), we introduce *update frame interval* (I_U) parameter. Instead of update the model every frame, we update every I_U^{th} frame and the learning rate of adaptation is set to $I_U \gamma$. With this, the real moving objects will be updated at the rate of γ while the new deposited background objects (that stay still longer than I_U frames) will be updated at the rate of $I_U \gamma$.

4. Online Subtraction and Classification

This section describes real-time subtraction process and pixel classification. We start by initializing the online background model by the background model (its seed). For each input n th frame, we compute $\alpha_{i,j}[n]$ and $\lambda_{i,j}[n]$ using Eqs. (4) and (5), and normalize them by on-line background parameters as in eqs. (15) and (16).

$$\hat{\alpha}_{i,j}[n] = \frac{\hat{\alpha}_{i,j}[n] - 1}{a_{i,j}[n]} \quad (15)$$

$$\hat{\lambda}_{i,j}[n] = \frac{\lambda_{i,j}[n]}{b_{i,j}[n]} \quad (16)$$

Then, pixel mask $M_{i,j}(n)$ can be classified into 4 classes: B : Background, F : Foreground, S : Shadow, H : Highlight by these conditions, as in eq. (17).

$$M_{i,j}(n) = \begin{cases} F: \hat{\lambda}_{i,j}[n] > \tau_\lambda \text{ or } \hat{\alpha}_{i,j}[n] < \tau_{\alpha_0}, \text{ else} \\ B: \hat{\alpha}_{i,j}[n] < \tau_{\alpha_1} \text{ and } \hat{\alpha}_{i,j}[n] > \tau_{\alpha_2}, \text{ else} \\ S: \alpha_{i,j}[n] < 0, \text{ else} \\ H: \text{ otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

,where τ_λ , τ_{α_1} and τ_{α_2} are computed given detection error-rate (r). τ_{α_0} is user defined threshold to limit degree of shadow in case of dark objects. Classification model is shown in Fig. 1.

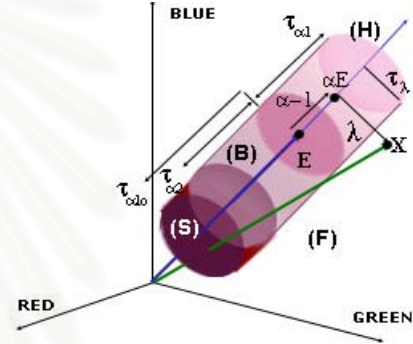


Figure 1 Background and classification model.

5. Experimental Results

In this section, we demonstrate the performance of the proposed algorithm on image sequences of two different scenarios shown in Figs. 2 and 3, where (a) is the image of seed background model, (b) is the input image, (c) is the image of online background model, (d) is the pixel masks result from non adaptive algorithm in [4], (e) is the pixel masks result from our algorithm, and (f) is the final segmentation result. The colors of pixel masks in images (d) and (e) are denoted as follows: F = cyan, B = original color, S = red, H = green (see eq. 17).

The first sequence is a video of a person moving in a room; at the middle of the sequence, half of the fluorescence lamps that illuminate the room were turned off. This causes global illumination changed condition. The result in Figure 2 demonstrates that our algorithm can adapt to the change quickly and be able to detect the target successfully. The second sequence is another video of moving person in a room; initially, the person came in, placed a box on the table, and left the room. Then the person came back with a handbag and put the handbag in front of the box with respect to the camera view. This is a challenge problem. Since the box was placed and

stationary for a period of time, it should be included as a new background objects. Most algorithms such as [4] will detect both box and handbag as foregrounds (Fig. 3(d)). However, our algorithm can learn the new background object and adapt the model to include it. The segmentation result shown in Fig. 3(e) shows only the person and the handbag as foregrounds.

6. Conclusions

In this paper, we propose a statistical adaptive real-time background subtraction algorithm. The proposed algorithm adds capability of background modeling adaptation using adaptive brightness and color distortion into original background subtraction algorithm proposed in [4]. The algorithm proposed also measure activities of foreground object to adaptively control the learning rate of the model. Experimental results indicate that our real-time algorithm is very robust to both illumination changes and moving scene problems.

Acknowledgements

The authors are very grateful to Kyungnam Kim for providing benchmark video sequences and Cooperative Project between Department of Electrical Engineering and Private Sector for Research and Development, Year 2546, for in part supporting this research.

References

- [1] O. Javed, K. Shafique and M. Shah, "A Hierarchical Approach to Robust Background Subtraction using Color and Gradient Information," In *IEEE Workshop on Motion and Video Computing*, Orlando, 2002.
- [2] M. Seki H. Fujiwara, K. Sumi, "A Robust Background Subtraction Method for Changing Background", *Fifth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, 2000.
- [3] M. Harville, G. Gordon, J. Woodfill, "Adaptive Video Background Modeling Using Color and Depth," In *International Conference on Image Processing*, 2001.
- [4] T. Horprasert, D. Harwood and L. S. Davis, "A Statistical Approach for Real-time Robust Background Subtraction and Shadow Detection," In *Proc. IEEE ICCV'99 FRAME-RATE Workshop*, Kerkyra, Greece, 1999
- [5] C. Stauffer and W. Grimson. "Adaptive Background Mixture Models for Real-time Reackng." In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1999
- [6] Toyama, K.; Krumm, J.; Brumitt, B.; Meyers, B., "Wallflower: principles and practice of background maintenance", *The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 1999.
- [7] M. Greiffenhagen, V. Ramesh and H. Nieman. "The Systematic Design and Analysis of Vision System : A case study in video surveillance," In *Proceeding of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001.
- [8] S. Jabri, Z. Duric, H. Wechler and A. Rosenfeld, "Detection and Location of people using adaptive fusion of Edge and Color Information," In *Proceeding of Internationa Conference on Pattern Recognition*, 2000
- [9] A. Prati, I. Mikić, M. M. Trivedi and R. Cucchiara, "Detecting Moving Shadows : Algorithm and Evaluation," In *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003
- [10] T. H. Chalidabhongse, K. Kim, D. Harwood and L. Davis, "A Perturbation Method for Evaluating Background Subtraction Algorithms", *Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance*, 2003

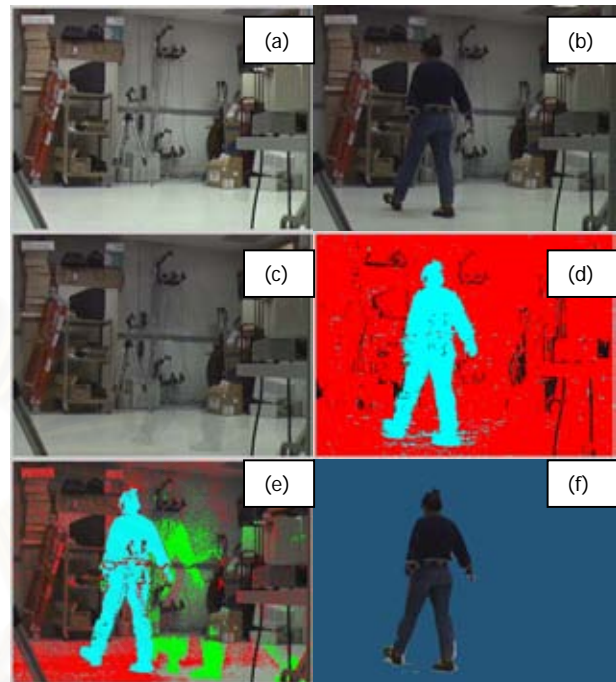


Figure 2 Test the algorithm on a sequence of global illumination change with these parameters: $r = 0.002$, $\alpha_{i_0} = 0.5$, $\gamma = 0.1$, $\zeta = 0.05$, and $I_U = 5$.

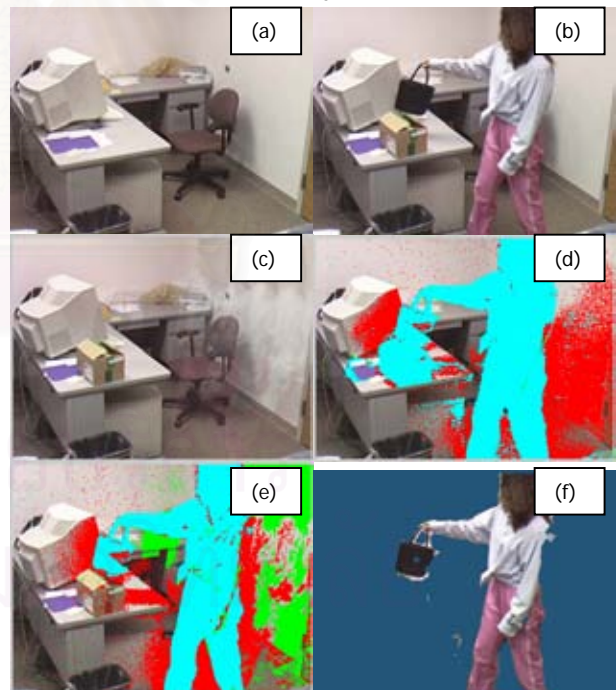


Figure 3 Test the algorithm on a sequence of moving or new background object with these parameters: $r = 0.001$, $\alpha_{i_0} = 0.4$, $\gamma = 0.05$, $\zeta = 0.01$, and $I_U = 8$.

ระเบียบวิธีการลบฉากหลังแบบปรับตัวได้สำหรับการแยกส่วนภาพวิดีโอ

The Adaptive Background Subtraction Algorithm for Video Segmentation

อิริพิรุพท์ ทองคำวิฑูรย์[†], สุภาวดี อร่ามวิทย์[†] และธนารัตน์ ชลิตาพงศ์^{*}

[†] ห้องปฏิบัติการวิจัยกรรมวิธีสัญญาณดิจิทัล

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์
มหาวิทยาลัย, กทม. 10330 โทร. 0-2218-6909 โทรสาร 0-2218-6912
E-mail : supavadee.a@chula.ac.th

^{*} คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
กทม. 10520 โทร. 02-737-2551 ต่อ526 โทรสาร 2-326-9074
E-mail: thanarat@it.kmitl.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอระเบียบวิธีการลบฉากหลังตามเวลาจริงแบบปรับตัวได้ โดยระเบียบวิธีเป็นการดัดแปลงจากระบบใน [3] ซึ่งมีการจัดการเรื่องเงาที่เคลื่อนที่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ พร้อมทั้งพัฒนาให้ระบบทำงานแบบปรับตัวได้ [6] ซึ่งสอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงของฉากหลัง นอกจากนี้ได้นำเสนอ “ตัวประกอบวิวาซิตี” เพื่อใช้วัดปริมาณของกิจกรรม ณ บริเวณที่สนใจ รวมทั้งใช้ควบคุมอัตราการเรียนรู้ของการปรับค่าให้สอดคล้องการระดับการเปลี่ยนแปลงของฉากหลัง โดยวิธีการที่นำเสนอ สามารถแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นในระบบการตรวจจับวัตถุและตรวจพบเงาในลำดับภาพวิดีโอที่ฉากหลังที่มีการเปลี่ยนแปลงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: ระเบียบวิธีการลบฉากหลังตามเวลาจริงแบบปรับตัวได้, ความเพี้ยนเชิงความสว่าง, ความเพี้ยนเชิงสี, ตัวประกอบวิวาซิตี

Abstract

This paper presents a statistical adaptive real-time background subtraction algorithm that is enhanced from previous algorithm proposed in [3] which is very robust to moving shadow. By composed adaptive background modeling[6], system efficiently works in dynamic scene environment. In addition, we propose a novel “vivacity factor” to measure activities of foreground objects and control “Learning Rate of Adaptation” correspond to level of activities at each region. Our method provides an efficient solution to real-time moving object and shadow detection in dynamic background scene from video stream.

Keywords : Adaptive Background Subtraction, Luminance Distortion, Chrominance Distortion, Vivacity Factor

1. บทนำ

ในหลายปีที่ผ่านมา ระเบียบวิธีการแยกส่วนภาพโดยอาศัยการลบฉากหลัง (Background Subtraction) ได้มีบทบาทอย่างมากในการใช้งานด้านระบบสังเกตการณ์ทางวิดีโอและแยกส่วนภาพบุคคล เนื่องจากข้อได้เปรียบทางด้านความซับซ้อนต่ำ ทางด้านการประมวลผลและความแม่นยำของการจำแนก ทำให้ระบบสามารถทำงานในรูปแบบเวลาจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ การทำงานโดยทั่วไปของระบบจะทำการเก็บภาพตัวอย่างฉากหลังเก็บไว้ และคำนวณหาตัวแปรฉากหลัง (Background Parameters) โดยอาจใช้วิธีเชิงสถิติ (Statistical Approach) หรือเชิงกำหนด (Deterministic Approach) ซึ่งเรียกได้ว่าเป็นการสังเคราะห์แบบจำลองฉากหลัง (Background Model Synthesizing) โดยกระบวนการสังเคราะห์ฉากหลังนี้ ถือว่าเป็นกระบวนการหนึ่งซึ่งมีความสำคัญมากในระบบ เนื่องจากแบบจำลองฉากหลังที่มีความใกล้เคียงกับ “ฉากหลังจริง” ที่สุดก็จะให้ผลการจำแนกที่ใกล้เคียงกับอุดมคติที่สุดด้วย โดยได้มีการทำวิจัยกันอย่างแพร่หลาย โดยวิธีที่โดดเด่นได้แก่ ระบบ PFinder[1] ซึ่งใช้แบบจำลองเชิงสถิติแบบพื้นฐาน จากนั้นได้มีการพัฒนาระบบ W4 [2] ขึ้นโดยเพิ่มข้อมูลค่าผลต่างสมบูรณมาช่วยพิจารณา นับเป็นจุดริเริ่มของการใช้แบบจำลองหลายแบบ นอกจากนี้วิธี[3] ได้ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อจำแนกเงาออกจากวัตถุที่สนใจและทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงเชิงความสว่าง โดยใช้ความเพี้ยนเชิงสี และเชิงความสว่าง การจำลองแบบเกาส์ผสม (Mixture Gaussain’s Model) ได้ถูกนำมาใช้ [4,5] เพื่อรองรับการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังที่มากขึ้นและดับปล้นนับมีข้อดีหลายข้อ แต่ยังมีข้อจำกัดเนื่องจากความซับซ้อนของระเบียบวิธี ประกอบทั้งไม่สามารถแก้ปัญหาเรื่องเงาและแสงสว่างได้ วิธีการที่นำเสนอจะประยุกต์แบบจำลอง [3] ซึ่งมีความแม่นยำสูงและนำมาปรับปรุงให้ทำงานแบบปรับตัวได้ [6] และในบทความนี้จะมีการพัฒนาให้ทำงานในปริภูมิสี YCbCr เพื่อลดความซับซ้อนของระเบียบวิธีและง่ายต่อการควบคุมความสว่างเนื่องจากมีการแยกองค์ประกอบความสว่างในปริภูมิอยู่แล้ว

2. การสร้างแบบจำลองฉากหลัง

การสร้างแบบจำลองฉากหลังมีความสำคัญอย่างมากต่อระบบ เนื่องจากส่งผลโดยตรงกับระบบการจำแนก โดยการสร้างแบบจำลองฉากหลังจะทำใน 2 ขั้นตอนคือตอนเริ่มการทำงานของระบบ ซึ่งแบบจำลองที่ได้เป็นแบบจำลองแบบสถิตย์ (Static Background Model) และเมื่อทำงานตามเวลาจริงจะเป็นแบบจำลองแบบปรับตัวได้ (Adaptive Background Model)

2.1 แบบจำลองฉากหลังสถิตย์

เมื่อพิจารณาค่าสีเวลาจริงในปริภูมิ RGB เวกเตอร์ค่าสี ณ จุดภาพ (i,j) เฟรมที่ n ซึ่งอยู่ในรูป

$$\mathbf{X}_{i,j}[n] = (W_{i,j}^R[n], W_{i,j}^G[n], W_{i,j}^B[n]) \quad (1)$$

เมื่อ $W_{i,j}^R, W_{i,j}^G, W_{i,j}^B$ คือ องค์ประกอบของสี แดง เขียว น้ำเงิน ณ จุดภาพ (i,j) โดยที่กระบวนการนี้พิจารณาให้เป็นกระบวนการจุดภาพ ซึ่งผ่านการเก็บข้อมูลฉากที่มีการเคลื่อนไหว เป็นจำนวน N เฟรม ซึ่งวิธีที่นำเสนอนี้เป็นการพัฒนาต่อจากอัลกอริทึมใน [3,6] โดยจะปรับปรุงในส่วนของปริภูมิสี โดยเปลี่ยนจากปริภูมิสีแบบ RGB เป็นแบบ YCbCr

$$\mathbf{X}_{i,j}[n] = (X_{i,j}^Y[n], X_{i,j}^{Cb}[n], X_{i,j}^{Cr}[n]) \quad (2)$$

โดยมีสมการการแปลงตามมาตรฐาน ITU-R BT.709 ดังนี้

$$\begin{bmatrix} X_{i,j}^Y \\ X_{i,j}^{Cb} \\ X_{i,j}^{Cr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.183 & 0.614 & 0.062 \\ -0.101 & -0.338 & 0.439 \\ 0.439 & -0.399 & -0.040 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_{i,j}^R \\ W_{i,j}^G \\ W_{i,j}^B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (3)$$

เมื่อพิจารณาการแจกแจงของ $\mathbf{X}_{i,j}[n]$ เมื่อ $n = 1, 2, 3, \dots, N$

เป็นการแจกแจงแบบเกาส์ (Gaussian's Distribution) เราจะได้ เวกเตอร์ค่าสีคาดหมาย (Expected Color Vector)

$$\mathbf{E}_{i,j} = E\{\mathbf{X}_{i,j}[n] : 1 \leq n \leq N\} \quad (4)$$

เมื่อ $E\{\cdot\}$ คือตัวปฏิบัติการคาดหมายโดย $\mathbf{E}_{i,j} = (E\{X_{i,j}^Y}, E\{X_{i,j}^{Cb}}, E\{X_{i,j}^{Cr}\})$ จะถูกเรียกว่า เวกเตอร์ค่าสีเฉลี่ย (Mean Color Vector) นอกจากนี้ พารามิเตอร์ที่ได้แจกแจงได้แก่ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมเกี่ยวของค่าสี (Color Co-variance Matrix) ดังนี้

$$\mathbf{C}_{i,j} = \mathbf{C}_{i,j}[N] = E\{[\mathbf{X}_{i,j}[N] - \mathbf{E}_{i,j}]^T [\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}]\} \quad (5)$$

โดยจะพิจารณาให้เป็นเมทริกซ์ทแยง (Diagonal Matrix) เพื่อความง่ายในการคำนวณตามสมการที่ (6)

$$\mathbf{C}_{i,j} = \mathbf{I}[(\sigma_{i,j}^Y)^2 \quad (\sigma_{i,j}^{Cb})^2 \quad (\sigma_{i,j}^{Cr})^2]^T \quad (6)$$

หลังจากนั้นจะคำนวณตัวแปรฉากหลังจาก ค่า $\mathbf{E}_{i,j}$ และ $\mathbf{C}_{i,j}$ โดยอาศัย ความเพี้ยนเชิงความสว่าง (Luminance Distortion) $\alpha_{i,j}[n]$ และความเพี้ยนเชิงสี (Chrominance Distortion) $\lambda_{i,j}[n]$ โดยที่ความเพี้ยนเชิงความสว่าง คือ ความต่างขององค์ประกอบความสว่างระหว่างเวกเตอร์ค่าสีปัจจุบัน $\mathbf{X}_{i,j}[n]$ และ เวกเตอร์ค่าสีเฉลี่ย

$\mathbf{E}_{i,j}$ ซึ่งในบทความนี้มีการปรับเปลี่ยนจาก [6] ซึ่งเป็นปริภูมิ RGB มาเป็น YCbCr ดังนี้

$$\alpha_{i,j}[n] = (\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}) \bullet \mathbf{u}_Y \quad (7)$$

โดยที่ \mathbf{u}_Y เป็นเวกเตอร์หนึ่งหน่วยในทิศทาง Y โดยจะได้

$$\alpha_{i,j}[n] = \frac{X_{i,j}^Y[n] - E_{i,j}^Y}{\sigma_{i,j}^Y} \quad (8)$$

ความเพี้ยนเชิงสีคือ ผลต่างเชิงสีระหว่างเวกเตอร์ค่าสีปัจจุบัน $\mathbf{X}_{i,j}[n]$ และ เวกเตอร์ค่าสีเฉลี่ย $\mathbf{E}_{i,j}$ โดยอาศัยความเป็นอิสระต่อกันของความสว่าง (Luminance) และเชิงสี (Chrominance) จะได้ความเพี้ยนเชิงสี

$$\lambda_{i,j}[n] = \|(\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}) - \alpha_{i,j}[n]\mathbf{u}_Y\| \quad (9)$$

อยู่ในรูปอย่างง่ายคือ

$$\lambda_{i,j}[n] = \sqrt{\frac{(X_{i,j}^{Cb}[n] - E_{i,j}^{Cb})^2}{(\sigma_{i,j}^{Cb})^2} + \frac{(X_{i,j}^{Cr}[n] - E_{i,j}^{Cr})^2}{(\sigma_{i,j}^{Cr})^2}} \quad (10)$$

เมื่อพิจารณา ณ จุดภาพ (i,j) จะได้ค่าความเพี้ยนต่าง ๆ กัน N ค่าจากการเก็บตัวอย่าง N เฟรม ซึ่งสามารถหาความเบี่ยงเบนเชิงความสว่าง (Luminance Deviation) $a_{i,j}$ และ ความเบี่ยงเบนเชิงสี (Chrominance Deviation) $b_{i,j}$ ได้ดังนี้

$$a_{i,j} = RMS(\alpha_{i,j}[n]) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\alpha_{i,j}[n])^2}{N}} \quad (11)$$

$$b_{i,j} = RMS(\lambda_{i,j}[n]) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\lambda_{i,j}[n])^2}{N}} \quad (12)$$

ดังนั้นเราจึงได้พารามิเตอร์แบบจำลองฉากหลังสถิตย์ ทางสถิติ $\{\mathbf{E}_{i,j}, \mathbf{C}_{i,j}, a_{i,j}, b_{i,j}\}$ สำหรับจุดภาพ (i,j) หนึ่งๆ

โดยปกติแบบจำลองสถิตย์สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพซึ่งสามารถจำแนกภาพบุคคลออกจากฉากหลังที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลง พร้อมทั้งตรวจพบเงาและแยกออกจากภาพบุคคลที่สนใจได้ [4] แต่เนื่องจากระบบดังกล่าวจะมีประสิทธิภาพการจำแนกลดลงในกรณีของฉากหลังมีการเปลี่ยนแปลง จึงมีความจำเป็นที่จะต้องใช้แบบจำลองฉากหลังแบบปรับตัวได้

2.2 แบบจำลองฉากหลังแบบปรับตัวได้

แบบจำลองฉากหลังแบบปรับตัวได้จะมีลักษณะเหมือนแบบจำลองฉากหลังสถิตย์ แต่มีการปรับพารามิเตอร์ให้สอดคล้องกับเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในฉากหลังโดยขึ้นกับลำดับภาพปัจจุบัน ในรูปแบบ $\{\mathbf{E}_{i,j}[n], \mathbf{C}_{i,j}[n], a_{i,j}[n], b_{i,j}[n]\}$ ระบบจะทำการเริ่มต้น (Initialize) ที่เฟรมแรก (n=1) โดยใช้ข้อมูลฉากหลังสถิตย์เป็นค่าเริ่มต้น (Seed) ของการปรับค่าและมีสมการการปรับค่า ดังนี้

$$\mathbf{E}_{i,j}[n] = (1-\gamma)\mathbf{E}_{i,j}[n-1] + \gamma\mathbf{X}_{i,j}[n] \quad (8)$$

$$\mathbf{C}_{i,j}[n] = (1-\gamma)\mathbf{C}_{i,j}[n-1] + \gamma(\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n])^T (\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n]) \quad (9)$$

$$a_{i,j}[n] = \sqrt{(1-\gamma)a_{i,j}^2[n-1] + \gamma(\alpha_{i,j}[n])^2} \quad (10)$$

$$b_{i,j}[n] = \sqrt{(1-\gamma)b_{i,j}^2[n-1] + \gamma(\lambda_{i,j}[n])^2} \quad (11)$$

ซึ่งพารามิเตอร์ γ คืออัตราการเรียนรู้ของการปรับค่า ดังนั้น $1/\gamma$ จึงแสดงถึงค่าคงที่เวลา (Time constant) ของการปรับค่า หรืออีกนัยหนึ่งคือบ่งชี้ถึงอัตราเร็วของการปรับค่านั่นเอง

3. ตัวประกอบวิวาซิติ (Vivacity Factor : V)

อัตราการเรียนรู้การปรับค่า (γ) เป็นดัชนีบ่งชี้ความเร็วในการปรับค่าได้อย่างดี ยิ่ง γ มีค่ามากขึ้นเท่าไร แบบจำลองฉากหลังจะปรับตัวเร็วขึ้นเท่านั้น แต่สิ่งนี้อาจส่งผลกระทบต่อระบบทำงานในบริเวณที่มีการสัจจร พลุกพล่าน ข้อมูลของแบบจำลองฉากหลังอาจถูกแทนที่ด้วยวัตถุฉากหน้าที่เคลื่อนที่ผ่านฉาก ซึ่งทำให้พารามิเตอร์ฉากหลังผิดพลาดจากฉากหลังที่เป็นจริง อีกทั้งกรณีที่บุคคลหรือวัตถุที่สนใจหยุดนิ่งเป็นเวลานานในฉาก สิ่งที่เราสนใจนั้นจะกลายเป็นส่วนหนึ่งของแบบจำลองซึ่ง เป็นสิ่งที่เราไม่ต้องการ

ตัวประกอบวิวาซิติ (Vivacity Factor) ได้ถูกนำมาใช้ในการควบคุมอัตราการเรียนรู้ของการปรับค่า ให้เหมาะสมกับระดับกิจกรรม ณ บริเวณที่สนใจ เนื่องจากตัวประกอบวิวาซิติ ถูกนิยามให้เป็นดัชนีชี้วัดระดับการเคลื่อนที่ของระบบ ณ จุดภาพที่สนใจ โดยในระบบที่ปรับค่าได้ ตัวประกอบวิวาซิติมีรูปแบบดังนี้ [6]

$$v_{i,j} = \sqrt{(1-\zeta)(v_{i,j}[n-1])^2 + \zeta \frac{\|\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{X}_{i,j}[n-1]\|^2}{255^2}} \quad (12)$$

โดยเริ่มต้นจะมีการกำหนดให้ $v_{i,j}[1] = 0$ และเราจะควบคุมอัตราการปรับค่าในบริเวณที่มีวิวาซิติสูงโดยลดอัตราการปรับค่าในสมการ (8)–(11) ด้วยการแทนค่า γ ใหม่ดังนี้

$$\gamma'_{i,j}[n] = (1 - v_{i,j}[n])\gamma \quad (13)$$

นอกจากนี้ เพื่อลดผลของการปรับค่าเนื่องจากวัตถุที่มีลวดลายน้อยเคลื่อนที่ผ่านฉาก นิยามให้ “ช่วงระยะเวลาเฟรมปรับค่า” (Update Frame Interval) เป็นช่วงเฟรมที่ระบบทำการปรับค่าปัจจุบัน และการปรับค่าครั้งต่อไป โดยหลักการคือ แทนที่ระบบจะทำการปรับค่าทุกเฟรมที่ประมวลผล แต่จะปรับค่าทุกๆ ระยะเวลา I_U เฟรม ดังนั้นจุดภาพที่มีวัตถุนั้นปรากฏอยู่ จะยังไม่ปรับค่าจนเมื่อการประมวลผลผ่านไป I_U เฟรม ดังนั้นที่ผ่านเข้ามาและปรากฏในจุดภาพที่เราสนใจน้อยกว่าช่วงระยะเวลา I_U จะไม่ถูกปรับค่า จนเมื่อ วัตถุอยู่นครบ I_U ถึงมีการปรับค่า ดังนั้น วิธีดังกล่าวจึงสามารถลดการปรับค่าในบริเวณที่มีการเคลื่อนไหวเสมอและปรับค่าตามปกติที่บริเวณที่เคลื่อนไหวแล้วอยู่นิ่งเกินช่วงเฟรมการปรับค่า

4. การลบฉากหลังเวลาจริงและการจำแนกจุดภาพ

จากที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น ระบบเริ่มต้นด้วยการใช้พารามิเตอร์ของแบบจำลองสถิตย์ จากนั้นแต่ละเฟรม จะทำการคำนวณ $\alpha_{i,j}[n]$ และ $\lambda_{i,j}[n]$ ในสมการ (8) และ (10) และนอมัลไลซ์ด้วยค่าเบี่ยงเบน เพื่อใช้ในเงื่อนไขการจำแนก

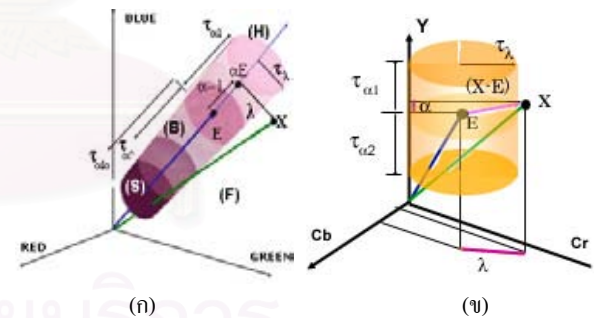
$$\hat{\alpha}_{i,j}[n] = \frac{\alpha_{i,j}[n]}{a_{i,j}[n]} \quad (14)$$

$$\hat{\lambda}_{i,j}[n] = \frac{\lambda_{i,j}[n]}{b_{i,j}[n]} \quad (15)$$

จากนั้นหน้าฉากการจำแนก $M_{i,j}(n)$ จะถูกจำแนกเป็น 4 กลุ่มอันได้แก่ ฉากหน้า (F) ฉากหลัง (B) เงาของวัตถุ (S) และส่วนสว่างของวัตถุ (H) ตามเงื่อนไขในสมการ (16)

$$M_{i,j}(n) = \begin{cases} F: \hat{\lambda}_{i,j}[n] > \tau_\lambda \text{ or } \hat{\alpha}_{i,j}[n] < \tau_{alo}, \text{ else} \\ B: \hat{\alpha}_{i,j}[n] < \tau_{a1} \text{ and } \hat{\alpha}_{i,j}[n] > \tau_{a2}, \text{ else} \\ S: \alpha_{i,j}[n] < 0, \text{ else} \\ H: \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

โดยที่ τ_λ , τ_{a1} และ τ_{a2} คือค่าตัดสินที่คำนวณจากอัตราความผิดพลาด (Error Rate) r และ τ_{alo} คือค่าตัดสินจำกัดเงาเนื่องจากป้องกันการจำแนกวัตถุที่มีสีเข้มเป็นเงา โดยที่แบบจำลองและการจำแนกในปริภูมิ RGB[3,6] รูปที่ 1(ก) เมื่อผ่านการแปลงเป็นปริภูมิ YCbCr แล้วจะมีลักษณะดังรูปที่ 1(ข)



รูปที่ 1 แบบจำลองและการจำแนกในปริภูมิ (ก) แบบ RGB (ข) แบบ YCbCr ตามมาตรฐาน ITU-R BT.709

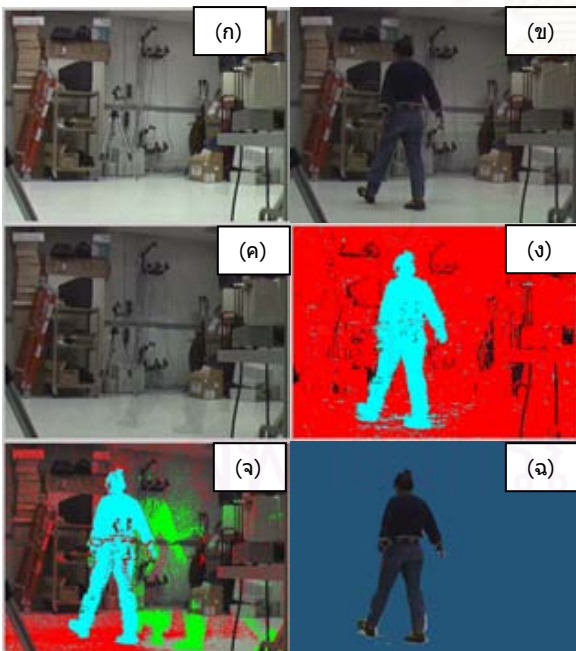
5. ผลการทดลอง

ในการทดลองจะพิจารณาใช้ลำดับภาพเปรียบเทียบสองสถานการณ์ ดังในรูปที่ 2 และ 3 เมื่อสถานการณ์แรกเป็นลำดับภาพในที่มีบุคคลปรากฏในฉาก ซึ่งเป็นวัตถุที่เราสนใจ หลังจากนั้นบุคคลดังกล่าวจะทำการปิดไฟในห้องนั้นจำนวนครึ่งหนึ่งของหลอดไฟทั้งหมด ส่งผลให้ความสว่างทั่วฉาก (Global Illumination) เกิดการเปลี่ยนแปลง หลังจากนั้นบุคคลดังกล่าวจะปรากฏในฉากอีกครั้งหนึ่ง โดยผลการทดลองในรูปที่ (2) แสดงให้เห็นถึงการปรับตัวของฉาก

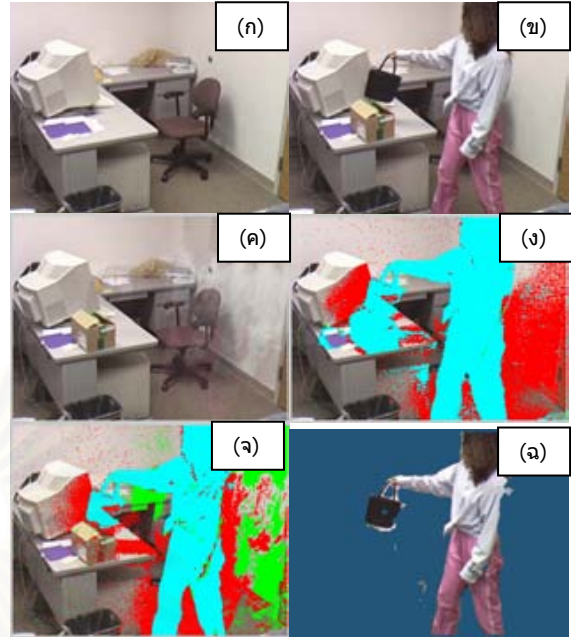
หลังเมื่อความสว่างเปลี่ยนไปและสามารถจำแนกภาพบุคคลออกมาได้อย่างถูกต้อง การทดลองที่สองเป็นสถานการณ์ ภาพห้องทดลองมีบุคคลปรากฏในฉาก โดยบุคคลเดินเข้ามาในฉากแล้วนำกล่อง มาวางไว้บนโต๊ะทำงาน จากนั้นจะนำกระเป๋าใส่ขยะมาวางไว้ข้างๆกล่อง ซึ่งเป็นตัวอย่างของสถานการณ์การย้ายตำแหน่งของวัตถุในฉากหลัง ในรูปที่ (3) จะเห็นได้ว่าระบบจะปรับค่าฉากหลังใหม่เมื่อมีกล่องปรากฏในฉากเป็นเวลานานและกำหนดให้เป็นวัตถุนอกความสนใจ และไม่ปรากฏบนภาพฉากหน้าที่ถูกแยกส่วนออกมา โดยผลการทดลองแสดง (ก) แบบจำลองฉากหลังสถิติ (ข) ภาพขาเข้า (input frame) (ค) แบบจำลองฉากหลังแบบปรับตัวได้ (ง) หน้ากากผลการจำแนกของแบบจำลองฉากหลังสถิติ (จ) หน้ากากผลการจำแนกของแบบจำลองฉากหลังแบบปรับตัวได้ (ฉ) ผลการแยกส่วนภาพของระบบปรับตัวได้

5. สรุปผลการทดลอง

บทความนี้ได้นำเสนอระเบียบวิธีการแยกส่วนภาพวีดิทัศน์ โดยวิธีการลบฉากหลังเวลาจริงแบบปรับตัวได้ ซึ่งเป็นการพัฒนาระบบที่ใช้ความเที่ยงเชิงความสว่างและความเที่ยงเชิงสีเพื่อแก้ปัญหาเรื่องเงาที่นำเสนอใน [3] ให้ทำงานเป็นระบบแบบปรับตัวได้ ซึ่งสามารถแก้ปัญหาอันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของฉากหลังและความสว่างรวมทั้งเสนอวิธีการควบคุมอัตราการเรียนรู้ของการปรับค่า โดยระบบที่ได้มีความยืดหยุ่นสูงกับสภาพแวดล้อมที่มีการเปลี่ยนแปลงในสภาวะแวดล้อมที่โล่งแจ้งตามเวลาจริง



รูปที่ 2 ผลการทดลองของลำดับภาพที่มีการเปลี่ยนแปลงความสว่าง โดยใช้พารามิเตอร์ $r = 0.002$, $\alpha_0 = 0.5$, $\gamma = 0.1$, $\zeta = 0.05$ และ $I_U = 5$.



รูปที่ 3 ผลการทดลองของลำดับภาพที่มีการเปลี่ยนแปลงของวัตถุในฉากหลังโดยใช้พารามิเตอร์ $r = 0.001$, $\alpha_0 = 0.4$, $\gamma = 0.05$, $\zeta = 0.01$ และ $I_U = 8$.

เอกสารอ้างอิง

[1] C. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrel, and A. Pentland. “ Pfinder, Real Time Tracking of the Human Body,” In *IEEE Trans. on PAMI*, 19(7), 1997.

[2] I. Haritaoglu, D. Harwood, and L.S. Davis. “W4: Who? When? Where? What? a Real-time System for Detecting and Tracking People,” In *Proc. the thrid IEEE Int’l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, 1998.

[3] T. Horprasert, D. Harwood and L. S. Davis, “A Statistical Approach for Real-time Robust Background Subtraction and Shadow Detection,” In *Proc. IEEE ICCV’99 FRAME-RATE Workshop*, Kerkyra, Greece, 1999

[4] C. Stauffer and W. Grimson. “Adaptive Background Mixture Models for Real-time Reacking,” In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1999

[5] M. Harville, G. Gordon, J. Woodfill, “Adaptive Video Background Modeling Using Color and Depth,” In *International Conference on Image Processing*, 2001.

[6] T. Thongkamwitton, S. Aramvith and T.H. Chalidabongse, An Adaptive Real-time Background Subtraction and Moving Shadows Detection,” In *The International Conference on Multimedia and Expo 2004*, 2004.

ADAPTIVE BACKGROUND SUBTRACTION ALGORITHM WITH AUTO BRIGHTNESS CONTROL FOR CONSUMER-TYPE CAMERAS

T. Thongkamwitoon and S. Aramvith

T. H. Chalidabhongse

Department of Electrical Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Bangkok 10330 Thailand
{Supavadee.A@chula.ac.th}

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

ABSTRACT

This paper presents a new auto brightness control algorithm for adaptive background subtraction. The algorithm is designed to cope with the problem of auto-brightness adjustment feature of consumer-type cameras. The experimental results show the proposed method improves performance of the classification. This will be beneficial to many computer vision applications in term of reducing the cost of implementation and making them more available to the mass consumer market.

1. INTRODUCTION

In many years of background subtraction researches, uni-modal distribution [1,2,3] play a significant role in background modeling scheme and give satisfactory classification rate as shown in [4]. However, these methods do not work well in dynamic scene where the background is changed. Many of improvement has been established, e.g., [5] which is base on MOG model originally presented in [6]. MOG assertively presents solution for several problems occurred in dynamic background, especially in case of repetitive background motion such as waving tree. Each Gaussian background adaptively referenced correspondent to real-background event. Nevertheless, this and almost algorithms update each background parameter linearly. There is not learning factor control for corresponding of background event.

Another issue about the current background subtraction techniques is that most algorithms require high-quality professional video cameras of which their parameters can be set and controlled, especially parameters that control the overall brightness of the images. With fixed parameters, the illumination change detected in the scene means only environment has been changed. That simplifies the problem. However, typical consumer-type cameras are different. Most of manufacturers develop build-in auto-white balance and auto-brightness control features to make the cameras easy-to-use to the consumers. This type

of cameras focuses on foreground subjects and adjusts parameters for best foreground quality; ignoring changes in background [7]. Adaptive background subtraction algorithms detect targets by looking for changes in sequence comparing to the background model. Effective systems can adaptively update the brightness of the background model corresponding to brightness changes in the environment. Unfortunately, by using the consumer-type cameras, the detected brightness changes come from two sources. First, environment luminance has been changed. Secondly, the perceived brightness changes are from camera's auto adjustment. This causes a problem for background subtraction algorithms; the systems tend to classify erroneously. Moreover, the adaptive algorithms cannot update the background model correctly due to the combined effects of illumination changes. In this paper, we present an adaptive brightness control algorithm designed to compensate brightness changes due to the auto brightness adjustment in consumer-type cameras. The success of this work will be beneficial to many computer vision applications such as video conferencing, interactive entertainment, remote surveillance, etc. Their implementation cost will be reduced and that makes them more affordable to general users in the mass market. This paper addresses two issues mentioned above: the adaptive background model and auto brightness control in consumer-type cameras. We propose a novel method in updating the background model as well as a technique for coping with camera auto-brightness.

2. ADAPTIVE BACKGROUND SUBTRACTION ALGORITHM

This section presents our proposed adaptive background subtraction algorithm. Background model is modified from using RGB color space, as presented in [8], to YCbCr color space to reduce computational complexity and to integrate with auto brightness control algorithm, later proposed in Section III.

2.1 Background Model Initialization

First, considering YCbCr color pixels from video sequence. Let $\mathcal{X}_{i,j} = \{\mathbf{X}_{i,j}[1], \mathbf{X}_{i,j}[2], \dots, \mathbf{X}_{i,j}[N]\}$ be a training sequence of single pixel consisting of N frame. A color vector at pixel (i,j) of the n th frame is depicted as in eq. (1),

$$\mathbf{X}_{i,j}[n] = (X_{i,j}^Y[n], X_{i,j}^{Cb}[n], X_{i,j}^{Cr}[n]) \quad (1)$$

,where $X_{i,j}^Y, X_{i,j}^{Cb}, X_{i,j}^{Cr}$ are Y, Cb, Cr component at pixel (i,j) . Assuming Gaussian noise is incurred in the sampling process. The recent history of each pixel, $\mathcal{X}_{i,j}$, is modeled by Gaussian distribution centered at the mean pixel value. This process is a stationary background modeling process in which we collect N frames of “empty” scene. So we obtain N color vectors for each pixel. Naturally, we obtain two significant parameters automatically. The first one is “Expected Color Vector,” as in eq. (2),

$$\mathbf{E}_{i,j} = E\{\mathbf{X}_{i,j}[n]\} : 1 \leq n \leq N \quad (2)$$

where $E\{\cdot\}$ is expectation operation. So, $\mathbf{E}_{i,j}(E_{i,j}^Y, E_{i,j}^{Cb}, E_{i,j}^{Cr})$ represents mean of color vectors at pixel (i,j) over N frames. The latter is “Color Covariance Matrix”. The covariance matrix, $\mathbf{C}_{i,j}$, is assumed to be diagonal to reduce computational cost, and can be written as in eq. (3).

$$\mathbf{C}_{i,j} = \mathbf{I}[(\sigma_{i,j}^Y)^2 \quad (\sigma_{i,j}^{Cb})^2 \quad (\sigma_{i,j}^{Cr})^2] \quad (3)$$

Next, we compute the distortion of $\mathbf{X}_{i,j}[n]$ from its mean, $\mathbf{E}_{i,j}$, by considering two orthogonal distortion parameters, “Brightness Distortion” ($\alpha_{i,j}[n]$) and “Color Distortion” ($\lambda_{i,j}[n]$).

Brightness distortion implies the brightness intensity of input color vector, $\mathbf{X}_{i,j}[n]$, with respect to the expected color vector, $\mathbf{E}_{i,j}$, and can be obtained as in eq. (4).

$$\alpha_{i,j}[n] = (\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}) \bullet \mathbf{u}_Y \quad (4)$$

Then, simplified and normalized, we get

$$\alpha_{i,j}[n] = \frac{X_{i,j}^Y[n] - E_{i,j}^Y}{\sigma_{i,j}^Y} \quad (5)$$

On the other hand, color distortion is defined as the orthogonal distance between input color vector and the reference expected color vector, and is given in eqs. (6)-(7). The illustration of background subtraction model is shown in Fig. 1.

$$\lambda_{i,j}[n] = \|(\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}) - \alpha_{i,j}[n]\mathbf{u}_Y\| \quad (6)$$

$$\lambda_{i,j}[n] = \sqrt{\left(\frac{X_{i,j}^{Cb}[n] - E_{i,j}^{Cb}}{\sigma_{i,j}^{Cb}}\right)^2 + \left(\frac{X_{i,j}^{Cr}[n] - E_{i,j}^{Cr}}{\sigma_{i,j}^{Cr}}\right)^2} \quad (7)$$

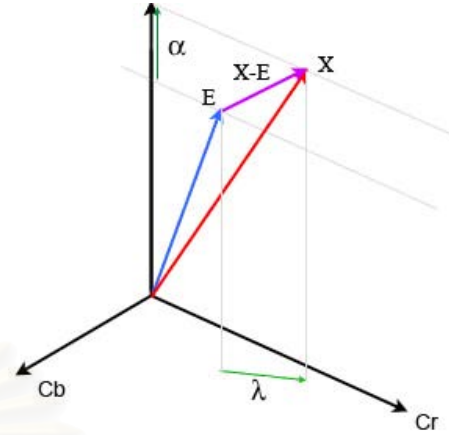


Figure 1. Background Subtraction Model.

As shown in [3], there are variations of $\alpha_{i,j}[n]$ and $\lambda_{i,j}[n]$; and their values are different for different pixels. Thus, to optimize the detection process, we compute two variation parameters: one represents the variation of brightness distortion ($a_{i,j}$) and another one represents the variation of color distortion ($b_{i,j}$), as defined respectively in eqs. (8) and (9).

$$a_{i,j} = RMS(\alpha_{i,j}[n]) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\alpha_{i,j}[n])^2}{N}} \quad (8)$$

$$b_{i,j} = RMS(\lambda_{i,j}[n]) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\lambda_{i,j}[n])^2}{N}} \quad (9)$$

Then, the initial background model is represented by a “four-tuple” statistical parameters $\Phi_{i,j} = \langle \mathbf{E}_{i,j}, \mathbf{C}_{i,j}, a_{i,j}, b_{i,j} \rangle$ for each pixel (i,j) .

This background model will be used as an initial model for subtraction. To make the algorithm be able to cope with changes in dynamic scene, adaptive background update is needed.

2.2 Adaptive Background Model

After initialization, system are start online processing by using set of static background parameters as seed of adaptation ($n=1$). To dealing with changes in the dynamic scene, we update the background model continuously while performing the subtraction. The 4-tuple dynamic model $\Phi_{i,j}[n] = \langle \mathbf{E}_{i,j}[n], \mathbf{C}_{i,j}[n], a_{i,j}[n], b_{i,j}[n] \rangle$ are constructed and linearly updated as in eqs. (10)-(13),

$$\mathbf{E}_{i,j}[n] = (1 - \gamma)\mathbf{E}_{i,j}[n-1] + \gamma\mathbf{X}_{i,j}[n] \quad (10)$$

$$\mathbf{C}_{i,j}[n] = (1-\gamma)\mathbf{C}_{i,j}[n-1] + \gamma(\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n])^T (\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n]) \quad (11)$$

$$a_{i,j}[n] = \sqrt{(1-\gamma)a_{i,j}[n-1] + \gamma(\alpha_{i,j}[n])^2} \quad (12)$$

$$b_{i,j}[n] = \sqrt{(1-\gamma)b_{i,j}^2[n-1] + \gamma(\lambda_{i,j}[n])^2} \quad (13)$$

,where parameter γ can be interpreted as a “*Learning factor*”. Thus, $1/\gamma$ effectively defines the time constant that implies speed of the model change or update.

2.3 Learning Factor Control

The *learning factor* (γ) mentioned in the previous section indicates speed of background model adaptation as shown in Figure 2. If the value of γ is large, the effect of the relocation of background objects (such as moving chair in the office scene) will be updated quickly. At the same time, the true background model might be rapidly lost in the area that has high frequency of moving foreground objects appearance as well as in the case of moving foreground objects become stationary for a period of time. As a result, we have to reduce speed of adaptation at pixels that represent high activity of foreground objects.

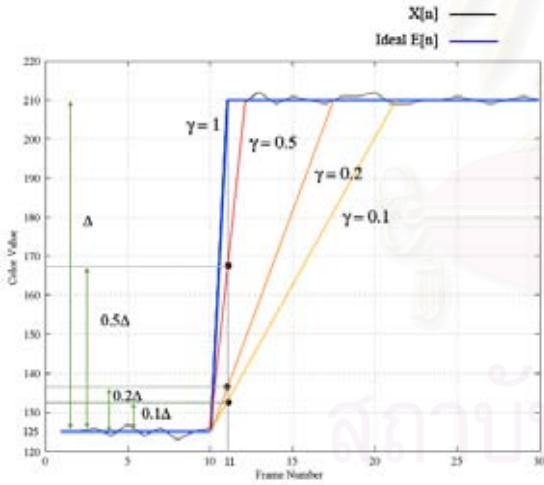


Figure 2 Various rate of adaptation by varying learning factor

In this research, we control learning factor by determine *High-rate factor* δ_H and *Low-rate Factor* δ_L by using hypothesis : “The background at active pixel must be updated slower than one at inactive pixel.” State of “active” and “inactive” can be defined by temporal change as in eq. (14).

$$\Delta_{i,j}[n] = \mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{X}_{i,j}[n-1] \quad (14)$$

Then, we build change notification mask $M_{i,j}^{CHN}[n]$ as in eq. (15),

$$M_{i,j}^{CHN}[n] = \begin{cases} 0 : \|\Delta_{i,j}[n]\| < \tau_{CHN} \\ 1 : \|\Delta_{i,j}[n]\| \geq \tau_{CHN} \end{cases} \quad (15)$$

,where τ_{CHN} is change notification threshold. Pixel $P(i, j)$ is active when $M_{i,j}^{CHN}[n] = 1$. Therefore, learning factor of each pixel must be assigned as eq. (16).

$$\gamma_{i,j}[n] = \begin{cases} \delta_H : M_{i,j}^{CHN}[n] = 0 \\ \delta_L : M_{i,j}^{CHN}[n] = 1 \end{cases} \quad (16)$$

2.4 Online Subtraction and Classification Process

This section describes real-time subtraction process and pixel classification. We start by initializing the online background model by the background model (its seed). For each input n th frame, we compute $\alpha_{i,j}[n]$ and $\lambda_{i,j}[n]$ using Eqs.(5) and (7), and normalize them by on-line background parameters as in eqs. (17) and (18).

$$\hat{\alpha}_{i,j}[n] = \frac{\alpha_{i,j}[n]}{a_{i,j}[n]} \quad (17)$$

$$\hat{\lambda}_{i,j}[n] = \frac{\lambda_{i,j}[n]}{b_{i,j}[n]} \quad (18)$$

Then, pixel mask $M_{i,j}[n]$ can be classified into 4 classes: *B*: Background, *F*: Foreground, *S*: Shadow, *H*: Highlight by these conditions, as in eq. (19),

$$M_{i,j}[n] = \begin{cases} F : \hat{\lambda}_{i,j}[n] > \tau_{\lambda} \text{ or } \hat{\alpha}_{i,j}[n] < \tau_{\alpha 0}, \text{ else} \\ B : \hat{\alpha}_{i,j}[n] < \tau_{\alpha 1} \text{ and } \hat{\alpha}_{i,j}[n] > \tau_{\alpha 2}, \text{ else} \\ S : \alpha_{i,j}[n] < 0, \text{ else} \\ H : \text{otherwise} \end{cases} \quad (19)$$

,where τ_{λ} , $\tau_{\alpha 1}$ and $\tau_{\alpha 2}$ are computed given detection error-rate (τ). $\tau_{\alpha 0}$ is user defined threshold to limit degree of shadow in case of dark objects.

3. AUTOMATIC BRIGHTNESS CONTROL

In laboratory experiment, adaptive background subtraction algorithm gives satisfactory result. However, in user-based environment, situation is different. There usually are auto brightness adjustment in consumer-type cameras for improving foreground lightness. This process cause background brightness change despite environment brightness is stationary. So, we need auto brightness control algorithm for brightness suspension in background

region.

The proposed brightness control algorithm is a pre-processing stage of adaptive background subtraction. It receives an input frame from camera and outputs an adjusted input color vector $\mathbf{X}_{i,j}[n]$ to background subtraction algorithm.

We define $\mathbf{I}_{i,j}[n] = (I_{i,j}^Y[n], I_{i,j}^{Cb}[n], I_{i,j}^{Cr}[n])$ as the original YCbCr pixel values of the current input frame n at pixel location (i, j) . $\mathbf{X}_{i,j}[n] = (X_{i,j}^Y[n], X_{i,j}^{Cb}[n], X_{i,j}^{Cr}[n])$ is adjusted YCbCr pixel values of $\mathbf{I}_{i,j}[n]$. The objective of this algorithm is to alleviate the brightness changes in background region caused by camera's auto brightness adjustment, and slightly update the background model in case of global illumination change occurs. The main idea of the proposed algorithm is based on change detection that is obtained by temporal differencing between the current image and the previous adjusted image. The difference color vector is defined as in eq. (20).

$$\mathbf{D}_{i,j}[n] = \mathbf{I}_{i,j}[n] - \mathbf{X}_{i,j}[n-1] \quad (20)$$

We adopt the method of calculating "brightness distortion" and "color distortion" mentioned in Horprasert et al. [3]. We define "brightness change," $\beta_{i,j}[n]$, as brightness component of the difference color vector $\mathbf{D}_{i,j}[n]$ as in eqs. (21)-(22).

$$\beta_{i,j}[n] = \mathbf{D}_{i,j}[n] \cdot \mathbf{u}_Y \quad (21)$$

$$\beta_{i,j}[n] = \frac{I_{i,j}^Y[n] - X_{i,j}^Y[n-1]}{\sigma_{i,j}^Y} \quad (22)$$

"Color change," $\varphi_{i,j}[n]$, is defines as in eqs. (23)-(24),

$$\varphi_{i,j}[n] = \|\mathbf{D}_{i,j}[n] - \beta_{i,j}[n]\mathbf{u}_Y\| \quad (23)$$

$$\varphi_{i,j}[n] = \sqrt{\frac{(I_{i,j}^{Cb}[n] - X_{i,j}^{Cb}[n-1])^2}{(\sigma_{i,j}^{Cb}[n])^2} + \frac{(I_{i,j}^{Cr}[n] - X_{i,j}^{Cr}[n-1])^2}{(\sigma_{i,j}^{Cr}[n])^2}} \quad (24)$$

Then, a "change" is detected if its magnitude exceeds acceptable threshold. In our previously proposed adaptive background subtraction algorithm [8], we define τ_φ as color change threshold. A condition, $\varphi_{i,j}[n] > \tau_\varphi$, implies new objects may present in the scene and/or the background may change. We define $\tau_{\beta 1}$ as an upper brightness change threshold and $\tau_{\beta 2}$ as a lower brightness change threshold. Brightness change is detected if $\beta_{i,j}[n] > \tau_{\beta 1}$ and $\beta_{i,j}[n] < \tau_{\beta 2}$. After calculating the brightness and color changes, the original input color vector will remain the same, $\mathbf{X}_{i,j}[n] = \mathbf{I}_{i,j}[n]$, if only the color changes are detected. However, if only brightness changes is detected ($\varphi_{i,j}[n] \leq \tau_\varphi$), the original input color vector will be updated as in eqs. (25)-(27),

$$X_{i,j}^Y[n] = (1 - \rho)X_{i,j}^Y[n-1] + \rho I_{i,j}^Y[n] \quad (25)$$

$$X_{i,j}^{Cb}[n] = I_{i,j}^{Cb}[n] \quad (26)$$

$$X_{i,j}^{Cr}[n] = I_{i,j}^{Cr}[n] \quad (27)$$

,where ρ is *brightness weighting factor*, i.e., compensation weighting. If brightness changes due to the camera's auto brightness adjustment, the brightness component of the background model should be kept close to the one in the previous frame ($\rho \rightarrow 0$). If brightness changes are due to the illumination changes in scene, brightness component of the background model should be set close to the one in the current input frame ($\rho \rightarrow 1$). Change detection model shown in Figure 3

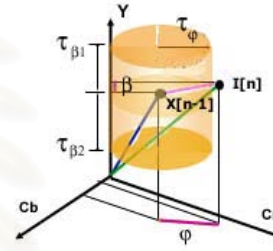


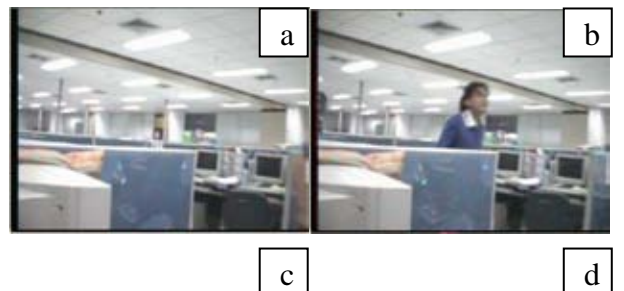
Figure 3 Change detection and classification model

4. EXPERIMENTAL RESULTS

To experiment, we compared the detection result from the system with an adaptive background subtraction proposed in Section II with and without brightness control proposed in Section III. The experimental video is a captured sequence of the people moving in scene and the camera, Winnov Videum camera, adjusted brightness automatically to enhance the subject region.

The background model used in the experiment is shown in Figure 4(a). Current input frame with the effect of camera auto brightness adjustment is shown in Figure 4(b). Segmentation results from adaptive background subtraction is shown in Figure 4(c), and the result after brightness adjustment is shown in Figure 4(d). It can be seen that the proposed algorithm improves the performance of background subtraction classification process.

Figure 5 shows a plot of false positive, i.e., the classification of background as foreground. The result illustrates the new algorithm can reduce the false positive of up to a factor of 3.6.



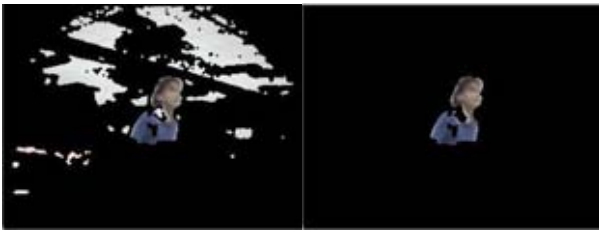


Figure 4. Experimental results.

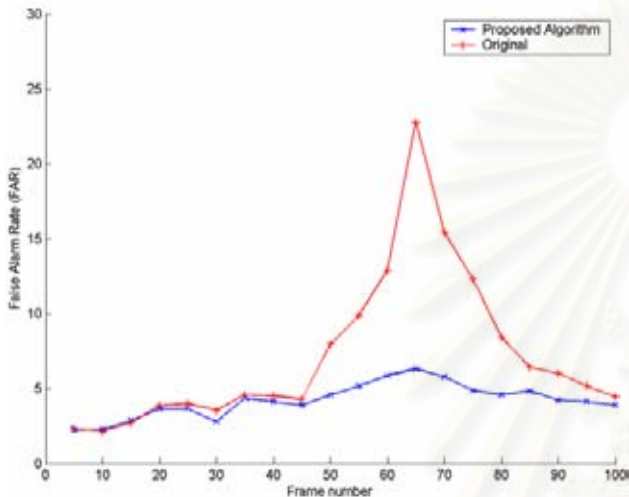


Figure 5 FAR Comparison of Original and Proposed Brightness Control.

5. CONCLUSION

Consumer-type cameras usually have a feature of automatic brightness adjustment. However, this function focuses only on the quality of foreground region and changes background luminance, thus reduces the performance of background subtraction. We then propose an adaptive brightness control for keeping background brightness more stable. The experiment results show the proposed algorithm can reduce false positive which improves the performance of background subtraction classification process.

6. ACKNOWLEDGEMENT

This work is supported in part by the Cooperation Project between Department of Electrical Engineering and Private Sector for Research and Development, Chulalongkorn University, Thailand.

7. REFERENCES

- [1] C.R. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A. Pentland, "Pfänder: Real-time tracking of the human body," *IEEE Transactions on PAMI*, Vol. 19, no. 7, pp. 780-785, 1997.
- [2] I. Haritaoglu, D. Harwood, and L.S. Davis. "W4: Realtimesurveillance of people and their activities". *IEEE Trans. on PAMI*, 2000.
- [3] T. Horprasert, D. Harwood, and L.S. Davis, "A statistical approach for real-time robust background subtraction and shadow detection," *IEEE Frame-Rate Applications Workshop*, Kerkyra, Greece, 1999.
- [4] K. Toyama, B. Brumitt J. Krumm, and B. Meyers. "Wallflower: Principles and practice of background maintenance". In *Proceedings of International Conference on Computer Vision*, 1999.
- [5] M. Harville, "A framework for high-level feedback to adaptive, per-pixel, mixture-of-gaussian background models," *European Conf. Computer Vision*, Vol. 3, pp. 543-560, 2002.
- [6] C. Stauffer and W.E.L. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," *Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 246-252, 1999.
- [7] J. Shingu, Y. kameda, M. Mukunoki, "Image-based Dynamic Lighting Control", *Proceedings of International Workshop on Pattern Recognition and Understanding for Visual Information Media*, 2002.
- [8] T. Thongkamwitoon, S. Aramvith and T.H. Chalidabongse, "An Adaptive Real-time Background Subtraction and Moving Shadows Detection," *Proceeding of International Conference on Multimedia and Expo 2004 (ICME 2004)*.

Non-Linear Learning Factor Control for Statistical Adaptive Background Subtraction Algorithm

T. Thongkamwitoon and 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}

Abstract—The Background Subtraction Algorithm has been proven to be a very effective technique for automated video surveillance applications. In statistical approach, background model is usually estimated using Gaussian model and is adaptively updated to deal with changes in dynamic scene environment. However, most algorithms update background parameters linearly. As a result, the classification results are erroneous when performing background convergence process. In this paper, we present a novel learning factor control for adaptive background subtraction algorithm. The method adaptively adjusts the rate of adaptation in background model corresponding to events in video sequence. Experimental results show the algorithm improves classification accuracy compared to other known methods.

I. INTRODUCTION

Computer vision systems for surveillance application mostly rely on the process of object detection and tracking. In vision based systems, such detection is usually carried out by using background subtraction methods. In early ages of researching, unimodal distribution approaches [1,2,3] play a significant role in background modeling scheme and give satisfactory classification rate as shown in [4]. However, most of them only work in static background scenario, but not in dynamic background scenario which causes many types of error in classification process. As a result, most researchers proposed several works on adaptive background modeling approach. Sophisticated adaptation methods are required to solve major two problems in dynamic scene: changes of illumination and changes of background content. Among several approaches proposed, e.g. [5] bases on Mixture of Gaussian (MOG) model which is originally presented by [6]. MOG approach can solve several problems occurred in dynamic background, especially in case of repetitive background motion such as waving tree. Nevertheless, MOG and other methods proposed update background

models using linear model which is not adequately adapted according to the changes in the background scene.

In this paper, we present a novel learning factor control for adaptive background modeling proposed in [7] with capability to intelligently adjust background model parameters according to activity in video scene. The proposed algorithm can be applied to both single Gaussian and MOG. Nevertheless, to simplify the complexity incurred and based on the fact that a few Gaussians in MOG dose not give distinctive classification rate with respect to single Gaussian [4,8], our proposed algorithm in this paper perform adaptive background modeling based on unimodal distribution.

The paper is organized as follows. Section II presents background modeling method. Proposed learning factor control algorithm is introduced in Section III. Section IV presents experimental results and Section VI give conclusion.

II. BACKGROUND MODELING

Background modeling plays a vital role in background subtraction algorithms. The accuracy of the background model directly affects the effectiveness of the detection. In this research, background models are first initialized by accumulating N frames of background sample and all background parameters are adaptively updated over time after system is started.

A. Background Model Initialization

First, considering RGB color pixels from video sequence. Let $\chi_{i,j} = \{\mathbf{X}_{i,j}[1], \mathbf{X}_{i,j}[2], \dots, \mathbf{X}_{i,j}[N]\}$ be a training sequence of single pixel consisting of N frame. A color vector at pixel (i, j) of the n th frame is depicted as in eq. (1),

$$\mathbf{X}_{i,j}[n] = (X_{i,j}^R[n], X_{i,j}^G[n], X_{i,j}^B[n]) \quad (1)$$

,where $X_{i,j}^R, X_{i,j}^G, X_{i,j}^B$ are red, green, blue color intensity at pixel (i,j) . Assuming Gaussian noise is incurred in the sampling process. The recent history of each pixel, $\mathcal{X}_{i,j}$, is modeled by Gaussian distribution centered at the mean pixel value. Following background modeling presented in [8], we obtain static 4-tuple $\Phi_{i,j} = \langle \mathbf{E}_{i,j}, \mathbf{C}_{i,j}, a_{i,j}, b_{i,j} \rangle$ background model, where $\mathbf{E}_{i,j}$ is expected color vector, $\mathbf{C}_{i,j}$ is color covariance matrix, $a_{i,j}$ and $b_{i,j}$ are the variation of brightness and color distortion, respectively, as previously defined in [8]. The initialization is an offline process and used as a based line background model.

B. Adaptive Background Model

After initialization, algorithm performs on-line parameter updates by using the based line background model obtained earlier as a seed of adaptation ($n=1$). To dealing with changes in the dynamic scene, we update the background model continuously while performing the subtraction. The 4-tuple dynamic model $\Phi_{i,j}[n] = \langle \mathbf{E}_{i,j}[n], \mathbf{C}_{i,j}[n], a_{i,j}[n], b_{i,j}[n] \rangle$ are constructed and linearly updated as in eqs. (2)-(5),

$$\mathbf{E}_{i,j}[n] = (1 - \gamma) \mathbf{E}_{i,j}[n-1] + \gamma \mathbf{X}_{i,j}[n] \quad (2)$$

$$\mathbf{C}_{i,j}[n] = (1 - \gamma) \mathbf{C}_{i,j}[n-1] + \gamma (\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n]) (\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{E}_{i,j}[n])^T \quad (3)$$

$$a_{i,j}[n] = \sqrt{(1 - \gamma) a_{i,j}^2[n-1] + \gamma (\alpha_{i,j}[n] - 1)^2} \quad (4)$$

$$b_{i,j}[n] = \sqrt{(1 - \gamma) b_{i,j}^2[n-1] + \gamma (\lambda_{i,j}[n])^2} \quad (5)$$

,where γ can be interpreted as a “learning factor of adaptation”. Thus, $1/\gamma$ effectively defines the time constant which implies the updated speed of the model.

III. NON-LINEAR LEARNING FACTOR CONTROL

In previous section, the *learning factor of adaptation* (γ) defines speed of background model adaptation. If γ is large, the effect of the relocation of background objects, such as moving chair in the office scene, will be updated quickly. At the same time, the true background model might be rapidly lost in the area that has high frequency of moving foreground objects appearance as well as in the case of moving foreground objects become stationary for a period of time. Thus, an appropriate choice of learning factor, γ , is required and necessary.

In this research, we propose algorithm for learning factor control which is performed in two distinct levels, i.e., frame level and pixel level. We define learning factor of the n th frame, $\gamma_{i,j}[n]$, as a combination of *Frame-level learning control factor*, $\rho[n]$, for coarse adjustment at frame level

and *Pixel-level learning control factor*, $\varphi_{i,j}[n]$, for fine adjustment at pixel level, as shown in eq. (6),

$$\gamma_{i,j}[n] = K \rho[n] \varphi_{i,j}[n] \quad (6)$$

,where K is user defined gain of control. From now on, we replace learning factor, γ , in eqs. (2) - (5), with adaptive learning factor $\gamma_{i,j}[n]$ introduced in eq. (6).

A. Frame Based Learning Factor Control

For the frame level, learning control factor for each frame is selected on each frame based on frame-based activity. We define frame-based activity, $\Pi[n]$, as average frame based change detection of $W \cdot H$ pixels image, as in eq. 7.

$$\Pi[n] = \sqrt{\frac{\sum_{i=1, j=1}^{i=H, j=W} \|\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{X}_{i,j}[n-1]\|^2}{3 \cdot 255^2 \cdot W \cdot H}} \quad (7)$$

,where $\|\mathbf{\Delta}\|$ is *Euclidean Distance* of vector $\mathbf{\Delta}$. If the value $\Pi[n]$ is large, i.e., frame-based activity is high, the updated speed should be slow. Thus, $\rho[n]$ is set according to eq. (8).

$$\rho[n] = 1 - \Pi[n] \quad (8)$$

B. Pixel Based Learning Factor Control

For pixel level, parameter settings of each pixel are updated based on activity level at each pixel region. The update process is taken into account a spatio-temporal factor. Parameters must be updated as slow as possible if continuous movement occurred in designated pixel. On the other hand, high speed updating is required if designated pixel stays still. In this work, there are three methods to set pixel based learning control factor, $\varphi_{i,j}[n]$, as follows.

- *Deterministic Control Factor*

In this method, we define pixel based control factor by determining *High-rate factor*, δ_H , and *Low-rate Factor*, δ_L , by using the following hypothesis : “Active pixel must be updated slower than inactive pixel.” The definition of “active” and “inactive” can be stated by using temporal change detection of pixel (i,j) of two successive frames, as shown in eq. (9).

$$\mathbf{\Delta}_{i,j}[n] = \mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{X}_{i,j}[n-1] \quad (9)$$

Then, change notification mask, $M_{i,j}^{CHN}[n]$, is defined as shown in eq. (10),

$$M_{i,j}^{CHN}[n] = \begin{cases} 0 & : \|\Delta_{i,j}[n]\| < \tau_{CHN} \\ 1 & : \|\Delta_{i,j}[n]\| \geq \tau_{CHN} \end{cases} \quad (10)$$

,where τ_{CHN} is threshold for changed notification. A pixel, $P(i, j)$, is considered as active when $M_{i,j}^{CHN}[n] = 1$. Therefore, pixel based control factor is set, as shown in eq. (11).

$$\varphi_{i,j}[n] = \begin{cases} \delta_H & : M_{i,j}^{CHN}[n] = 0 \\ \delta_L & : M_{i,j}^{CHN}[n] = 1 \end{cases} \quad (11)$$

Note that δ_H and δ_L are set manually and $0 < \delta_L < \delta_H < 1$.

- *Vivacity Factor*

We define *vivacity* as a value that determines the activity of foreground objects in terms of temporal change of color vector at each pixel. Consider N frames of 24-bit RGB video sequence, *Vivacity* of each pixel (i, j) at frame n can be represented by “*Vivacity Factor*” (v), which is defined as in eq. (12).

$$v_{i,j}[n] = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N \|\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{X}_{i,j}[n-1]\|^2}{3 \cdot 255^2 N}} \quad (12)$$

In case of “*On-line Vivacity Factor*”, this factor will be updated over time as following,

$$v_{i,j}[n] = \sqrt{(1-\zeta)(v_{i,j}[n-1])^2 + \zeta \frac{\|\mathbf{X}_{i,j}[n] - \mathbf{X}_{i,j}[n-1]\|^2}{3 \cdot 255^2}} \quad (13)$$

,where ζ is *vivacity learning factor* that maintains vivacity factor for the low-textural moving objects in the scene. We initialize $v_{i,j}[1] = 0$. Then, learning factor of each pixel, $\varphi_{i,j}[n]$, is updated with the factor $(1 - v_{i,j}[n])$, as given in eq. (14).

$$\varphi_{i,j}[n] = 1 - v_{i,j}[n] \quad (14)$$

- *Temporal Classification Data*

For object detection and segmentation, binary classification mask, $M_{i,j}^C[n]$, as shown in eq. (15), is used to differentiate pixel as if it belongs to the background or foreground regions.

$$M_{i,j}^C = \begin{cases} 0 & : \text{Pixel } (i, j) \text{ is Background} \\ 1 & : \text{Pixel } (i, j) \text{ is Foreground} \end{cases} \quad (15)$$

We then define change significance, $\Gamma_{i,j}[n]$, as a difference of binary classification mask in consecutive frames, as shown in eq. (16).

$$\Gamma_{i,j}[n] = \left| M_{i,j}^C[n] - M_{i,j}^C[n-1] \right| \quad (16)$$

When $\Gamma_{i,j}[n] = 1$, i.e., there are changes in binary classification mask, it implies that there are new appearance of foreground object or relocation of background content.

Furthermore, we define *Last Classification Change* as an indicator to set appropriate value of pixel based learning factor control.

- *Last Classification Change*

L is defined as the last classification change when $\Gamma_{i,j}[n-L] = 1$ and $\Gamma_{i,j}[n-\ell] = 0$ while $\ell = 1, 2, 3, \dots, L-1$.

Physically, last classification change represents the duration in which pixel classification stay unchanged since the last change occurred. If L is long enough, that pixel is considered to be inactive. Pixel based learning factor control can be set as a condition in eq. (17),

$$\varphi_{i,j}[n] = \begin{cases} \delta_H & : L > L_E \\ \delta_L & : L \leq L_E \end{cases} \quad (17)$$

,where L_E , an acceptable equi-static duration, implies the minimum duration since the last change that pixel stays unchanged.

In practical sense, the efficiency of each pixel based learning control factor depends heavily on the nature of each scene. Thus, we heuristically propose a condition for pixel based learning control factor based on deterministic control factor, vivacity factor, and temporal classification, as shown in eq. (18).

$$\varphi_{i,j}[n] = \begin{cases} \delta_H & : M_{i,j}^{CHN}[n] = 0 \text{ and } L > L_E \\ (1 - v_{i,j}[n])\delta_L & : M_{i,j}^{CHN}[n] = 1 \end{cases} \quad (18)$$

IV. EXPERIMENTAL RESULTS

In this section, we present discussion of experimental results. After we implement proposed algorithm with learning factor control, four algorithms are used in performance comparison i.e. Unimodal background modeling (**UNI**) presented in [3], Adaptive unimodal background modeling (**AUNI**) presented in [8], Mixture of Gaussian (**MOG**) presented in [6] and proposed unimodal with learning factor control (**LFC-AUNI**). Two of benchmark sequences present in [4] are used. First is sequence *Move Object* at frame no. 685. Telephone and chair are moved. In process of updating new location, proposed

method gives lowest False Alarm Rate. Second, sequence *Light Switch* is used. Illumination is abruptly changed. Linearly update equation does not work well. Proposed method also gives lowest False Alarm Rate in this case. Experimental results are shown in Fig. 1. Classification performance is presented in form of Detection Rate (DR) and False Alarm Rate (FAR) in Table 1.

TABLE I. PERFORMANCE EVALUATION RESULTS

Algorithms	Algorithm Performance			
	Sequence Moved Object		Sequence Light Switch	
	DR	FAR	DR	FAR
UNI	96.25	24.53	99.97	82.22
AUNI	94.16	21.76	60.68	87.70
MOG	94.73	17.86	4.06	98.81
LFC-AUNI	94.65	15.62	83.44	20.3

V. CONCLUSION

The novel learning factor control for adaptive background subtraction has been introduced in this paper. The algorithm gives solution for adaptively adjusted adaptation rate of background model. Learning factor control is performed in pixel level and frame level. Experimental results show proposed algorithm improves system performance and reduces false positive compared to other known algorithms.

ACKNOWLEDGMENT

Authors are very grateful to Kyungnam Kim and Kentaro Toyama for providing benchmark video sequences.

REFERENCES

- [1] C.R. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A. Pentland, "Pfinder: Real-time tracking of the human body," *IEEE Transactions on PAMI*, Vol. 19, no. 7, pp. 780-785, 1997.
- [2] I. Haritaoglu, D. Harwood, and L.S. Davis. "W4: Realsurveillance of people and their activities". *IEEE Trans. on PAMI*, 2000.
- [3] T. Horprasert, D. Harwood, and L.S. Davis, "A statistical approach for real-time robust background subtraction and shadow detection," *IEEE Frame-Rate Applications Workshop*, Kerkyra, Greece, 1999.
- [4] K. Toyama, B. Brumitt J. Krumm, and B. Meyers. "Wallflower: Principles and practice of background maintenance". In *Proceedings of International Conference on Computer Vision*, 1999.
- [5] M. Harville, "A framework for high-level feedback to adaptive, per-pixel, mixture-of-gaussian background models," *European Conf. Computer Vision*, Vol. 3, pp. 543-560, 2002.
- [6] C. Stauffer and W.E.L. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," *Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 246-252, 1999.
- [7] T. Thongkamwitoon, S. Aramvith and T.H. Chalidabongse, "An Adaptive Real-time Background Subtraction and Moving Shadows Detection," *Proceeding of International Conference on Multimedia and Expo 2004 (ICME 2004)*.
- [8] T. H. Chalidabongse, K. Kim, D. Harwood and L. Davis, "A Perturbation Method for Evaluating Background Subtraction Algorithms", *Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance*, 2003

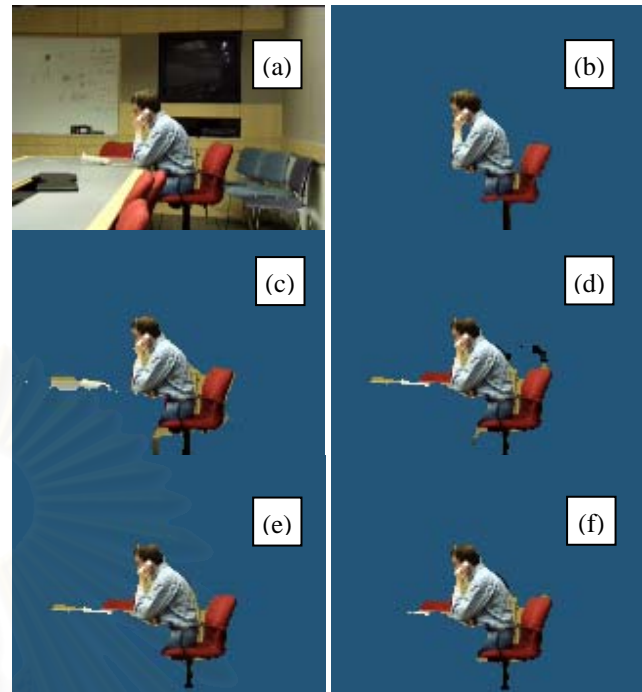


Figure 1. Experimental results (a) Input frame. (b) Ideal result. (c) Result from UNI method. (d) Result from AUNI method. (e) Result from MOG method. (f) Result from LFC-UNI method.

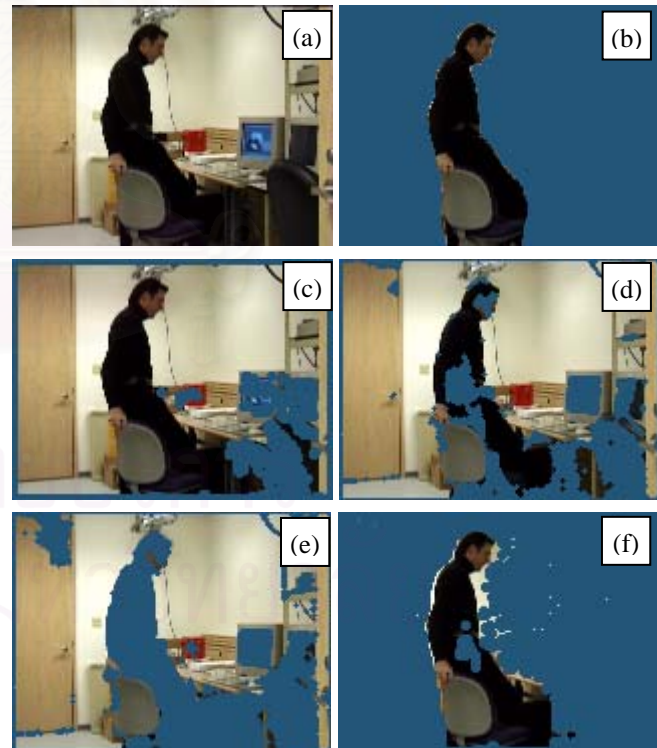


Figure 2. Experimental results (a) Input frame. (b) Ideal result. (c) Result from UNI method. (d) Result from AUNI method. (e) Result from MOG method. (f) Result from LFC-UNI method

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายฉัตรพิรุพห์ ทองคำวิฑูรย์ เกิดวันที่ 7 มกราคม พ.ศ. 2524 ที่จังหวัดลำปาง สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมปลายที่ โรงเรียนบุญวาทย์วิทยาลัย จังหวัดลำปาง สำเร็จการศึกษาปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2544 จากนั้นเข้าศึกษาต่อในหลักสูตร วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า (กรรมวิธีสัญญาณดิจิทัล) ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าที่จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อปีการศึกษา 2545



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย