

การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต



นางสาวอรพรรณ เจริญธรรม

สถาบันวิทยบริการ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2548

ISBN 974-53-2677-1

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

REGION BASED IMAGE FUSION SCHEME USING DISCRETE WAVELET FRAME



Orapan Charoentam

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

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

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2005

ISBN 974-53-2677-1

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยการใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต
โดย นางสาวอรพรรณ เจริญธรรม
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วน
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาโทบริหารธุรกิจ


..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.ติเรก ลาวณยศิริ)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์


..... ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.วาทีต เบญจพลกุล)


..... อาจารย์ที่ปรึกษา
(รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล)


..... กรรมการ
(อาจารย์ ดร.ชาญชัย ปลื้มปิติวิริยะเวช)


..... กรรมการ
(อาจารย์ ดร.สุพัฒนา เอื้อทวีเกียรติ)

อภพรณ เจริญธรรม : การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยการใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต (REGION BASED IMAGE FUSION SCHEME USING DISCRETE WAVELET FRAME) อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล, 161 หน้า. ISBN 974-53-2677-1.

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอกรรมวิธีการประสานภาพเชิงพื้นที่โดยการใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต ซึ่งเป็นกรรมวิธีการประสานภาพที่มีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพสูง โดยนำการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตมาประยุกต์ใช้ร่วมกับการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่ จากคุณสมบัติไม่แปรตามการเลื่อนของการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตจะทำให้กรรมวิธีการประสานภาพมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพได้ และเนื่องจากการคลาดเคลื่อนของการประทับจำภาพเป็นการคลาดเคลื่อนในระดับจุดภาพ ดังนั้นการพิจารณาข้อมูลเป็นพื้นที่จะทำให้กรรมวิธีการประสานภาพมีความคงทนเพิ่มมากขึ้น

โดยในการทดลองได้นำกรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอมาพัฒนาใช้จริงกับภาพถ่ายความร้อนและภาพจริง ซึ่งทำการบันทึกด้วยกล้องอินฟราเรดรุ่น Thermovision@ A10 และกล้อง CCD ตามลำดับ เพื่อชี้ให้เห็นถึงปัญหาการคลาดเคลื่อนในขั้นตอนการประทับจำภาพซึ่งพบว่าการเกิดขึ้นจริงในทางปฏิบัติและแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของกรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอต่อการลดผลกระทบของปัญหาดังกล่าว เนื่องจากภาพต้นทางที่นำมาใช้เป็นภาพดิบที่ทำการบันทึกเองจึงจำเป็นต้องมีการพัฒนาระบบในการบันทึกภาพและวิธีการประทับจำภาพขึ้นมาใช้งานร่วมด้วย โดยขั้นตอนวิธีในการประทับจำภาพที่พัฒนาขึ้นมาใช้จะเป็นเทคนิคที่อยู่บนพื้นฐานของการเทียบเคียงวัตถุ จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่ได้พัฒนาขึ้นมานี้มีประสิทธิภาพในด้านความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพได้ดีกว่ากรรมวิธีการประสานภาพวิธีอื่น ๆ จึงเป็นเทคนิคที่มีศักยภาพสูงในการนำมาใช้งานจริง

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า.....
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า.....
ปีการศึกษา 2548.....

ลายมือชื่อนิสิต อภพรณ เจริญธรรม
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา 

4670744421 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEY WORD : FUSION / DISCRETE WAVELET FRAME / REGION / MISREGISTRATION

ORAPAN CHAROENTAM : REGION BASED IMAGE FUSION SCHEME USING
DISCRETE WAVELET FRAME. THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. SOMCHAI
JITAPUNKUL, Dr. Ing., 161 pp. ISBN 974-53-2677-1.

This thesis proposes the region based image fusion scheme using discrete wavelet frame which has robustness in misregistration problem. The discrete wavelet frame is translation invariant and the suitable for image fusion. The discrete wavelet frame is applied to use with region based combination. Because of the misregistration is problem on level of pixel. Therefore the combination data based on region are also more effective than pixel and window.

The proposed fusion scheme is applied to both thermal and visible images which are captured by infrared camera Thermovision@A10 and CCD camera, respectively. The experiments show that the problem of misregistration commonly exists in practice and the proposed algorithm can solve this problem. Moreover, the source images used in this thesis are raw images thus it necessary to develop the set-up process and registration algorithm to preprocess these images. The registration algorithm which is based on object matching method is produced. The experimental results indicate that the developed fusion scheme is more robust and stable in the misregistration problem than others. This sheme thus has greate potential to be used in real work.

Department ...Electrical Engineering... Student's signature Orapan Charoentam
Field of study ...Electrical Engineering... Advisor's signature [Signature]
Academic year2005.....

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ให้คำปรึกษาและให้ความช่วยเหลืออย่างดียิ่งแก่ผู้วิจัยมาโดยตลอด ขอขอบพระคุณอาจารย์ทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้อันมีค่าให้แก่ผู้วิจัย ทำให้ผู้วิจัยสามารถเขียนวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยดี

ขอขอบคุณทุนจากโครงการเสริมสร้างความเชื่อมโยงระหว่างภาควิชาชีพวิศวกรรมไฟฟ้าและภาคเอกชนทางด้านการวิจัยและพัฒนาที่ช่วยสนับสนุนในการทำวิจัยเป็นอย่างดี

สุดท้าย ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ ที่เป็นกำลังใจ ดูแลเอาใจใส่ และพยายามให้ความช่วยเหลืออย่างดี ขอขอบคุณที่ให้ความช่วยเหลือในด้านต่าง ๆ และท้ายที่สุดขอขอบคุณเพื่อน ๆ ทุกคนที่ให้กำลังใจและช่วยเหลือผู้วิจัยตลอดมา



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญภาพ.....	ฎ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 แนวทางของงานวิจัย	2
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	5
1.3 เป้าหมายและขอบเขตของงานวิจัย	6
1.4 ขั้นตอนและวิธีดำเนินงาน.....	6
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	7
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	8
2.1 การประสานภาพ.....	8
2.1.1 เหตุจูงใจและสิ่งต้องการ.....	8
2.1.2 ข้อปัญหาในการประสานภาพ.....	10
2.1.2.1 กระบวนการขั้นต้น	11
2.1.2.2 การอธิบายภาพเชิงภาพลักษณ์	12
2.1.2.3 การประสานภาพ.....	13
2.1.2.4 การอธิบายภาพเชิงโลกทัศน์.....	13
2.1.3 การประยุกต์ใช้งาน.....	13
2.2 การประสานภาพในระดับจุดภาพ	14

2.2.1 การประสานภาพบนพื้นฐานของการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ	14
2.2.2 สัญกรณ์.....	16
2.2.3 โครงสร้างทั่วไป	16
2.2.4 การแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ	18
2.2.5 การวัดระดับพฤติกรรม.....	19
2.2.6 การวัดค่าความเข้ากัน.....	20
2.2.7 การตัดสินใจ	21
2.2.8 การจับกลุ่มสัมพันธ์.....	22
2.2.9 ขั้นตอนการรวม.....	23
2.2.10 การรวมภาพการประมาณและการรวมภาพรายละเอียด.....	24
2.3 งานวิจัยที่ผ่านมา.....	25
บทที่ 3 กรรณวิธีที่นำเสนอ.....	29
3.1 การบันทึกภาพ.....	29
3.2 กระบวนการเริ่มต้น.....	33
3.2.1 การประทับจำภาพ	33
3.2.2 การทดสอบประสิทธิภาพของการประทับจำภาพ	43
3.3 กรรณวิธีการประสานภาพ	45
3.3.1 การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต	46
3.3.2 การแยกส่วนพื้นที่หลายระดับ	49
3.3.3 กระบวนการประสาน.....	52
3.4 การประเมินประสิทธิภาพของกรรณวิธีการประสานภาพ	54
3.4.1 กรรณวิธีที่นำมาเปรียบเทียบผล.....	55
3.4.2 ภาพที่ใช้ทดสอบ	57
3.4.2.1 ชุดภาพที่มีผลการประทับจำภาพที่สันนิษฐานว่าสมบูรณ์.....	57
3.4.2.2 ชุดภาพที่เกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ.....	60
3.4.3 เกณฑ์ในการประเมินผลการประสานภาพ.....	60
บทที่ 4 ผลการวิจัย	62
4.1 การประทับจำภาพ	62
4.1.1 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 1.....	62

4.1.2 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 2.....	66
4.1.3 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 3.....	69
4.1.4 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 4.....	72
4.1.5 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 5.....	75
4.2 การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยการใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต	78
4.2.1 ผลการประสานภาพในกรณีที่ตั้งนัยฐานว่าภาพต้นทางมีความสมบูรณ์ในการ ประทับจำภาพ	79
4.2.1.1 ผลการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต	79
4.2.1.2 ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับ.....	79
4.2.1.3 ผลการประสานภาพ.....	90
4.2.2 ผลการประสานภาพในกรณีที่ภาพต้นทางมีความคลาดเคลื่อนระหว่างกัน ซึ่งเป็นผลมาจากความผิดพลาดในขั้นตอนการประทับจำภาพ	95
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	126
5.1 สรุปผลการวิจัย	126
5.2 ข้อเสนอแนะ	127
รายการอ้างอิง.....	129
ภาคผนวก.....	131
ภาคผนวก ก เทคนิคการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ	132
ภาคผนวก ข เทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลแบบ Fuzzy possibilistic c-means (FPCM)....	137
ภาคผนวก ค ผลการทดสอบประสิทธิภาพของการประทับจำภาพ	143
ภาคผนวก ง บทความที่ได้รับการเผยแพร่.....	154
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์	161

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 4.1: การกำหนดตัวย่อเพื่อแทนแต่ละขั้นตอนวิธีในการประสานภาพ.....	96
ตารางที่ 4.2: การประเมินประสิทธิภาพของชุดภาพที่ 1 ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับ จำภาพ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน $-X$ และ $-Y$ จำนวน 5 จุดภาพ.....	97
ตารางที่ 4.3: การประเมินประสิทธิภาพของชุดภาพที่ 2 ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับ จำภาพ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน $-X$ และ $-Y$ จำนวน 5 จุดภาพ.....	104
ตารางที่ 4.4: การประเมินประสิทธิภาพของชุดภาพที่ 3 ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับ จำภาพ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน $-X$ และ $-Y$ จำนวน 5 จุดภาพ	110
ตารางที่ 4.5: การประเมินประสิทธิภาพของชุดภาพที่ 4 ต่อการคลาดเคลื่อนในการ ประทับ จำภาพ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน $-X$ และ $-Y$ จำนวน 5 จุดภาพ	115
ตารางที่ 4.6: การประเมินประสิทธิภาพของชุดภาพที่ 5 ต่อการคลาดเคลื่อนในการ ประทับ จำภาพ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน $-X$ และ $-Y$ จำนวน 5 จุดภาพ.....	121
ตารางที่ ค.1: ผลการประเมินประสิทธิภาพของกรรมวิธีการประทับจำภาพ โดยใช้ค่าความ ผิดพลาดรากล้างสองเฉลี่ยและค่าสหสัมพันธ์เป็นเกณฑ์ในการประเมิน ประสิทธิภาพ.....	153

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญภาพ

หน้า

รูปที่ 1.1: ตัวอย่างภาพต้นทาง.....	4
รูปที่ 2.1: ลักษณะข้อมูลของภาพต้นทางที่บันทึกได้จากอุปกรณ์รับภาพ A และ B	9
รูปที่ 2.2: ตัวอย่างภาพต้นทางซึ่งได้มาจาก TNO Human Factors Institute Netherlands.....	9
รูปที่ 2.3: ข้อปัญหาในการประสานภาพ.....	11
รูปที่ 2.4: แผนภาพแบบบล็อกของวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแปลงเวฟเล็ต	15
รูปที่ 2.5: โครงสร้างทั่วไปของการประสานภาพบนพื้นฐานของการแยกองค์ประกอบภาพ หลายระดับ ใช้ภาพต้นทาง 2 ภาพคือ x_A และ x_B และได้เป็นภาพประสาน x_F	17
รูปที่ 2.6: ลักษณะความสอดคล้องกันของสัมประสิทธิ์การแปลงพิระมิดแบบลาปลาเซียน	22
รูปที่ 2.7: กรรณวิธีการประสานภาพของ Oliver Rockinger	27
รูปที่ 3.1: ขั้นตอนวิธีทั้งหมดในการดำเนินงาน	29
รูปที่ 3.2: อุปกรณ์ที่ใช้ในการบันทึกภาพความร้อน.....	30
รูปที่ 3.3: การจัดตั้งอุปกรณ์ในการบันทึกภาพต้นทาง.....	31
รูปที่ 3.4: เส้นการมองเห็นของกล้องอินฟราเรดและกล้อง CCD.	31
รูปที่ 3.5: แนวแกนของภาพ.....	32
รูปที่ 3.6: ตัวอย่างขั้นตอนวิธีการเทียบเคียงวัตถุ.....	33
รูปที่ 3.7: ขั้นตอนวิธีการประทับจำภาพ.....	34
รูปที่ 3.8: ภาพต้นทางตัวอย่างที่นำมาใช้แสดงขั้นตอนวิธีการประทับจำภาพ.....	35
รูปที่ 3.9: ภาพต้นทางตัวอย่างที่ทำการตรวจจับเส้นขอบเรียบร้อยแล้ว.....	36
รูปที่ 3.10: ผลการแปลงระยะทาง.....	37
รูปที่ 3.11: ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบตัวแบบ.....	38
รูปที่ 3.12: ผลการประทับจำภาพ.....	40
รูปที่ 3.13: ภาพตัวแบบรูปสามเหลี่ยมเล็ก และภาพแผ่นแบบที่มีวัตถุภายในภาพประกอบ ด้วยวัตถุรูปวงกลม สามเหลี่ยมใหญ่ และสามเหลี่ยมเล็ก.....	41

รูปที่ 3.14: ตัวอย่างการค้นหาตำแหน่งการเข้าคู่วัตถุ โดยใช้ภาพตัวแบบรูปสามเหลี่ยมเล็ก ทำการค้นหาวัตถุที่เข้าคู่กันภายในภาพแผ่นแบบ.	41
รูปที่ 3.15: ตัวอย่างเมื่อการค้นหาดำเนินมาจนสามารถพบตำแหน่งที่วัตถุเข้าคู่กันมากที่สุด . 42	42
รูปที่ 3.16: ภาพที่ใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของการประทับจำภาพ	44
รูปที่ 3.17: กฎการประสานภาพที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้	45
รูปที่ 3.18: กระบวนการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต หนึ่งระดับการแยกองค์ประกอบ	47
รูปที่ 3.19: การแยกองค์ประกอบภาพโดยใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตที่ 3 ระดับ การแยกองค์ประกอบ	48
รูปที่ 3.20: การสร้างเวกเตอร์ 4 มิติ ของภาพความร้อน	50
รูปที่ 3.21: การสร้างเวกเตอร์ 4 มิติ ของภาพจริง	50
รูปที่ 3.22: การสร้างสัญลักษณ์พื้นที่ (Labeled region representation)	51
รูปที่ 3.23: ตัวอย่างการหาพื้นที่รวม R^k จากผลการแสดงพื้นที่ $R_{Visible}^k$ และ $R_{Thermal}^k$...	52
รูปที่ 3.24: ชุดภาพทดสอบที่ 1	58
รูปที่ 3.25: ชุดภาพทดสอบที่ 2	58
รูปที่ 3.26: ชุดภาพทดสอบที่ 3	59
รูปที่ 3.27: ชุดภาพทดสอบที่ 4	59
รูปที่ 3.28: ชุดภาพทดสอบที่ 5	60
รูปที่ 4.1: การกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของภาพจริงในชุดภาพที่ 1	63
รูปที่ 4.2: ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพจริงในชุดภาพที่ 1 ใช้ค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 0.8... ..	63
รูปที่ 4.3: ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 1	64
รูปที่ 4.4: ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 1	64
รูปที่ 4.5: ผลการเทียบเคียงวัตถุของชุดภาพที่ 1	65
รูปที่ 4.6: ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 1	65
รูปที่ 4.7: การกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของภาพจริงในชุดภาพที่ 2	66
รูปที่ 4.8: ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพจริงในชุดภาพที่ 2 ใช้ค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 0.9.....	67
รูปที่ 4.9: ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 2	67
รูปที่ 4.10: ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 2	67
รูปที่ 4.11: ผลการเทียบเคียงวัตถุของชุดภาพที่ 2	68
รูปที่ 4.12: ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 2	69

รูปที่4.13: การกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของภาพจริงในชุดภาพที่ 3.....	69
รูปที่4.14: ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 3.....	70
รูปที่4.15: ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 3.....	70
รูปที่4.16: ผลการเทียบเคียงวัตถุของชุดภาพที่ 3... ..	71
รูปที่4.17: ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 3.....	71
รูปที่4.18: การกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของภาพจริงในชุดภาพที่ 4... ..	72
รูปที่4.19: ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 4.....	73
รูปที่4.20: ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 4... ..	73
รูปที่4.21: ผลการเทียบเคียงวัตถุของชุดภาพที่ 4... ..	74
รูปที่4.22: ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 4.....	74
รูปที่4.23: การกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของภาพจริงในชุดภาพที่ 5.....	75
รูปที่4.24: ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 5.....	75
รูปที่4.25: ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 5... ..	76
รูปที่4.26: ผลการเทียบเคียงวัตถุของชุดภาพที่ 5... ..	76
รูปที่4.27: ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 5.....	77
รูปที่4.28: การตรวจสอบความตรงกันของแนวภาพ... ..	78
รูปที่4.29: ผลการเลือกจำนวนกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับชุดภาพที่ 1.....	80
รูปที่4.30: ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับการแยกองค์ประกอบของชุดภาพที่ 1	81
รูปที่4.31: ผลการเลือกจำนวนกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับชุดภาพที่ 2.....	82
รูปที่4.32: ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับการแยกองค์ประกอบของชุดภาพที่ 2.....	83
รูปที่4.33: ผลการเลือกจำนวนกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับชุดภาพที่ 3.....	84
รูปที่4.34: ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับการแยกองค์ประกอบของชุดภาพที่ 3	85
รูปที่4.35: ผลการเลือกจำนวนกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับชุดภาพที่ 4.....	86
รูปที่4.36: ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับการแยกองค์ประกอบของชุดภาพที่ 4.....	87
รูปที่4.37: ผลการเลือกจำนวนกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับชุดภาพที่ 5.....	88
รูปที่4.38: ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับการแยกองค์ประกอบของชุดภาพที่ 5.....	89
รูปที่4.39: ผลการประสานภาพของชุดภาพที่ 1.....	90
รูปที่4.40: ผลการประสานภาพของชุดภาพที่ 2... ..	91
รูปที่4.41: ผลการประสานภาพของชุดภาพที่ 3... ..	92

รูปที่4.42: ผลการประสานภาพของชุดภาพที่ 4.....	93
รูปที่4.43: ผลการประสานภาพของชุดภาพที่ 5.....	94
รูปที่4.44: ภาพต้นทางชุดที่ 1 ที่เกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไป ทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ.....	97
รูปที่4.45: ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลำกล้องเฉลี่ยของชุดภาพที่ 1 ที่ระดับ การแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ.....	98
รูปที่4.46: ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 1 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ... .	99
รูปที่4.47: ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลำกล้องเฉลี่ยของชุดภาพที่ 1 ที่ระดับ การแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ.....	100
รูปที่4.48: ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 1 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ... .	101
รูปที่4.49: ภาพต้นทางชุดที่ 2 ที่เกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไป ทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ.....	104
รูปที่4.50: ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลำกล้องเฉลี่ยของชุดภาพที่ 2 ที่ระดับ การแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ.....	105
รูปที่4.51: ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 2 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ..	106
รูปที่4.52: ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลำกล้องเฉลี่ยของชุดภาพที่ 2 ที่ระดับ การแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ.....	107
รูปที่4.53: ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 2 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ..	107
รูปที่4.54: ภาพต้นทางชุดที่ 3 ที่เกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไป ทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ.....	110
รูปที่4.55: ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลำกล้องเฉลี่ยของชุดภาพที่ 3 ที่ระดับ การแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ.....	111
รูปที่4.56: ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 3 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ..	111
รูปที่4.57: ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลำกล้องเฉลี่ยของชุดภาพที่ 3 ที่ระดับ การแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ.....	112
รูปที่4.58: ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 3 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ..	112
รูปที่4.59: ภาพต้นทางชุดที่ 4 ที่เกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไป ทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ.....	115

รูปที่ 4.60: ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลำดับสองเฉลี่ยของชุดภาพที่ 4 ที่ระดับ
 การแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ... 116

รูปที่ 4.61: ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 4 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ... 117

รูปที่ 4.62: ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลำดับสองเฉลี่ยของชุดภาพที่ 4 ที่ระดับ
 การแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ... 118

รูปที่ 4.63: ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 4 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ... 118

รูปที่ 4.64: ภาพต้นทางชุดที่ 5 ที่เกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไป ทางด้าน -X และ -Y
 จำนวน 5 จุดภาพ... 121

รูปที่ 4.65: ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลำดับสองเฉลี่ยของชุดภาพที่ 5 ที่ระดับ
 การแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ... 122

รูปที่ 4.66: ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 5 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ... 122

รูปที่ 4.67: ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลำดับสองเฉลี่ยของชุดภาพที่ 5 ที่ระดับ
 การแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ... 123

รูปที่ 4.68: ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 5 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ... 123

รูปที่ ก.1: การแปลงเชิงพีระมิดแบบลาปลาเซียน หนึ่งระดับการแยกองค์ประกอบ ... 132

รูปที่ ก.2: ตัวอย่างการแปลงพีระมิดแบบลาปลาเซียน สองระดับการแยกองค์ประกอบ... 133

รูปที่ ก.3: กระบวนการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต หนึ่งระดับการแยกองค์ประกอบ... 135

รูปที่ ก.4: ตัวอย่างแสดงการแยกองค์ประกอบภาพด้วยการแปลงดิสครีตเวฟเล็ตสองระดับ
 การแยกองค์ประกอบ... 136

รูปที่ ข.1: ตัวอย่างการจัดกลุ่มข้อมูล โดยใช้ c ตั้งแต่ 2 ถึง 8 ... 141

รูปที่ ข.2: เส้นกราฟของค่าฟังก์ชัน $P(c)$ และจำนวนกลุ่ม c ... 141

รูปที่ ค.1: การจำลองภาพทดสอบของภาพ Clocks ... 143

รูปที่ ค.2: ผลการตรวจจับเส้นขอบ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 1
 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า... 144

รูปที่ ค.3: ผลการเทียบเคียงวัตถุ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 1
 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า... 144

รูปที่ ค.4: ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 1
 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า... 144

- รูปที่ ค.20: ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 1
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า..... 150
- รูปที่ ค.21: ผลการตรวจจับเส้นขอบ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า..... 150
- รูปที่ ค.22: ผลการเทียบเคียงวัตถุ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า..... 151
- รูปที่ ค.23: ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า..... 151
- รูปที่ ค.24: ผลการตรวจจับเส้นขอบ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า..... 151
- รูปที่ ค.25: ผลการเทียบเคียงวัตถุ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า..... 152
- รูปที่ ค.26: ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า..... 152

บทที่ 1

บทนำ

ปัจจุบันพัฒนาการทางเทคโนโลยีของการผลิตอุปกรณ์รับภาพ (Sensor) มีความก้าวหน้าไปอย่างรวดเร็ว ทำให้มีอุปกรณ์รับภาพถูกผลิตขึ้นหลากหลายชนิด เช่น คลื่นสั้น (Multimeter wave radar) Forward looking infrared (FLIR) กล้องโทรทัศน์ความสว่างต่ำ (Low light television cameras) และกล้อง Charge coupled device (CCD cameras) ผลจากการพัฒนานี้ ทำให้ได้ข้อมูลภาพที่มีความหลากหลายมากขึ้นด้วย และเป็นที่ยอมรับกันดีอยู่แล้วว่าอุปกรณ์รับภาพแต่ละชนิดจะทำการบันทึกภาพโดยใช้ช่วงสเปกตรัมของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่แตกต่างกัน รวมทั้งต้องทำการบันทึกภาพภายใต้สภาวะแวดล้อมที่เหมาะสมกับคุณสมบัติของแต่ละอุปกรณ์รับภาพ ดังนั้นภาพที่บันทึกได้นั้นจะมีทั้งข้อมูลที่ซ้ำซ้อนและแตกต่างกัน ซึ่งเมื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากแต่ละภาพโดด ๆ อาจจะไม่เพียงพอในการตรวจหาวัตถุของมนุษย์และการวิเคราะห์ภาพด้วยคอมพิวเตอร์ เหตุนี้จึงทำให้เกิดแนวคิดที่จะทำการปรับปรุงคุณภาพของภาพดังกล่าว ด้วยการนำภาพที่บันทึกจากอุปกรณ์รับภาพต่างชนิดมาประสานรวมกัน เพื่อให้ข้อมูลจากแต่ละภาพต้นทาง (Source image) ซึ่งมีทั้งข้อมูลที่ซ้ำซ้อนและข้อมูลที่มีความแตกต่างกันนั้น มารวมอยู่ภายในภาพใหม่เพียงภาพเดียว โดยเรียกภาพใหม่ที่ได้ใหม่นี้ว่า ภาพประสาน (Fused image) ซึ่งการวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพประสานนี้จะให้รายละเอียดภายในภาพได้มากกว่าการวิเคราะห์ข้อมูลจากแต่ละภาพต้นทางโดด ๆ ทำให้ง่ายต่อการเข้าใจของมนุษย์ และยังสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์ได้อีกด้วย

การประสานภาพ (Image fusion) สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในงานได้หลากหลายสาขา เช่น การรับรู้ระยะไกล (Remote sensing) การแพทย์ เครื่องกลรับรู้ภาพ (Machine vision) การทหารและการตรวจหาอาวุธ ซึ่งจากประโยชน์ที่กล่าวมานั้น เป็นผลให้ในระยะเวลาดังกล่าวนี้ งานวิจัยทางด้านภาพประสานภาพมีการพัฒนาอย่างรวดเร็วและต่อเนื่อง โดยภาพที่นำมาใช้จะมีทั้งภาพที่บันทึกได้จากอุปกรณ์รับภาพต่างชนิดกัน (Multisensor image fusion) และภาพที่บันทึกได้จากอุปกรณ์รับภาพชนิดเดียวกัน เช่น ภาพที่บันทึกได้ที่ระยะโฟกัสต่างกัน (Multifocus image)

1.1 แนวทางของงานวิจัย

เนื่องจากกรรมวิธีการประสานภาพที่มีประสิทธิภาพจะต้องให้ผลการประสานภาพที่ครอบคลุมรายละเอียดของแต่ละภาพต้นทางให้ได้มากที่สุด และข้อมูลที่ได้ต้องไม่ผิดเพี้ยนไปจากภาพต้นทางมากเกินไป รวมทั้งต้องไม่เกิดสิ่งแปลกปน (Artifacts) ขึ้นในภาพประสานด้วย [1] ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการพัฒนาและปรับปรุงเทคนิคของวิธีนี้ให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น ในปัจจุบันการประสานภาพสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 กลุ่มใหญ่ คือ การประสานภาพในระดับจุดภาพ (Pixel level fusion) การประสานภาพในระดับลักษณะ (Feature level fusion) และการประสานภาพในระดับตัดสินใจ (Decision level fusion) ซึ่งแต่ละระดับจะแตกต่างกันในส่วนในระดับข้อมูลที่นำมาทำการประสาน โดยการประสานภาพที่นิยมนำมาใช้กันมาก คือ การประสานภาพในระดับจุดภาพ เนื่องจากเป็นวิธีที่มีขั้นตอนไม่ซับซ้อน ทำให้ง่ายต่อการนำไปประยุกต์ใช้และให้ประสิทธิภาพที่ดี [1]

โดยในการประสานภาพนั้น ก่อนที่จะนำภาพต้นทางทั้งสองไปทำการประสาน จะต้องมีการเตรียมภาพให้เหมาะสมเสียก่อน โดยการนำภาพไปผ่านกระบวนการขั้นต้น (Preprocessing) ซึ่งมีขั้นตอนหลักคือ การประทับจำภาพ (Registration) เพื่อปรับตำแหน่งจุดภาพ (Pixel) ของภาพต้นทางทั้งสองให้อยู่ในตำแหน่งเดียวกันเสียก่อน ซึ่งหากผลการประทับจำภาพเกิดการคลาดเคลื่อนขึ้นจะส่งผลโดยตรงต่อการประสานภาพในระดับจุดภาพ เนื่องจากการคลาดเคลื่อนนี้จะทำให้ความแม่นยำระหว่างตำแหน่งจุดภาพของภาพต้นทางทั้งสองคลาดเคลื่อนไป ส่งผลให้การประสานภาพเกิดการผิดพลาดตามไปด้วย

นอกจากนี้ยังพบงานวิจัยที่ผ่านมาเกี่ยวกับการประสานภาพในระดับจุดภาพ [1] โดยส่วนมากนิยมที่จะทำการประสานภาพบนพื้นฐานของการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ (Multiscale decomposition) เนื่องจากการแยกวิเคราะห์ข้อมูลภาพในหลายองค์ประกอบนั้นจะช่วยให้ผลการประสานภาพที่ได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น ซึ่งในปัจจุบันการแปลงพีระมิด (Pyramid transform) และการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต (Discrete wavelet transform) กลายเป็นวิธีการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับที่ได้รับความนิยมมาก แต่เนื่องจากทั้งสองวิธีดังกล่าวมีขั้นตอนของการลดการซัดตัวอย่าง (Downsampling) จึงทำให้การแสดงผลข้อมูลมีความแปรปรวนตามการเลื่อน (Shift variant) และส่งผลให้การประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานของทั้งสองวิธีนี้มีความแปรปรวนตามการเลื่อนตามไปด้วย ซึ่งนั่นก็หมายความว่า ในกรณีที่ภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนในการ

ประทับจำภาพขึ้น ผลจากความแปรปรวนตามการเลื่อนนี้จะทำให้ผลการประสานภาพเกิดความผิดพลาดขึ้นด้วย [2]

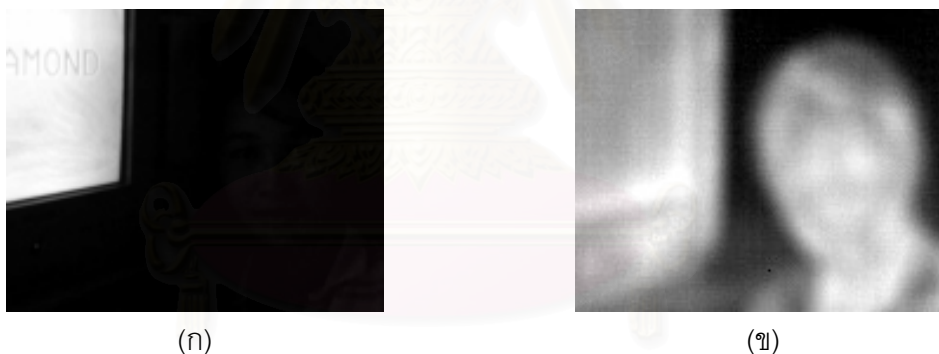
จากปัญหาที่กล่าวมาข้างต้น ด้วยเหตุนี้จึงทำให้งานวิจัยส่วนมากมักจะตั้งข้อสันนิษฐานว่าภาพต้นทางทั้งสองที่จะนำมาทำการประสานภาพนั้น มีผลการประทับจำภาพที่สมบูรณ์ (Perfected registration) และไม่กล่าวถึงกระบวนการขึ้นต้นแต่อย่างใด [1] ทั้งนี้ก็เพื่อตัดปัญหาการคลาดเคลื่อนในขั้นตอนการประทับจำภาพ แต่ในทางปฏิบัติปัญหานี้จะยังคงมีอยู่ เนื่องจากการทำให้ผลการประทับจำภาพมีความสมบูรณ์ครบถ้วนนั้นเป็นไปได้ยาก งานวิจัยที่ผ่านมาจึงมักจะตัดเนื้อหาตรงส่วนการประทับจำภาพทิ้งไปและละไว้ในฐานที่เข้าใจว่าภาพต้นทางที่จะนำมาประสานได้ผ่านการประทับจำภาพมาเรียบร้อยแล้ว

ซึ่งวิทยานิพนธ์นี้ได้สังเกตเห็นว่า ในการทำงานจริง ที่ต้องเริ่มต้นตั้งแต่ทำการบันทึกภาพต้นทางเอง (ในกรณีทีกล้องที่ใช้ในการบันทึกภาพต้นทางทั้งสองไม่สามารถบันทึกภาพได้พร้อมกัน) แล้วต้องนำภาพที่บันทึกได้มาปรับแนว (Alignment) ให้ตรงกันพอดี ซึ่งทำได้ยากมาก (ในกรณีการประทับจำภาพเป็นแบบอัตโนมัติ) และนั่นก็หมายความว่าในการทำงานจริง การคลาดเคลื่อนจากการประทับจำภาพเป็นปัญหาที่ยากจะหลีกเลี่ยง ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จึงมีแนวคิดที่จะพัฒนากรรณวิธีการประสานภาพในระดับจุดภาพที่มีความคงทน (Robust) และเสถียร (Stable) ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพขึ้นมา เพื่อที่จะนำไปใช้งานจริง โดยการนำวิธีการแยกองค์ประกอบภาพแบบการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต (Discrete wavelet frame) ซึ่งเป็นการแยกองค์ประกอบภาพที่มีคุณสมบัติไม่แปรปรวนตามการเลื่อน (Shift invariant) มาประยุกต์ใช้กับการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานของการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่ (Region-based)

การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตเป็นเทคนิคการแยกองค์ประกอบภาพที่ได้มีการนำเสนอขึ้นโดย O. Rockinger เมื่อปี ค.ศ. 1996 [3] เพื่อนำไปประยุกต์ใช้งานกับชุดภาพ (Image sequence) โดยให้เหตุผลว่า ในกระบวนการของการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตไม่มีขั้นตอนของการลดจำนวนข้อมูล (Down-sampling) จึงทำให้ระบบมีคุณสมบัติไม่แปรปรวนตามการเลื่อน อันที่จะให้ผลการแสดงสัญญาณ (Signal representation) แบบสมบูรณ์ ซึ่งจะทำให้ผลการประสานภาพที่ได้มีความเสถียรเชิงเวลา (Temporarily) โดย O. Rockinger ได้นำเสนอกรณวิธีการประสานภาพที่ได้นำเทคนิคการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตมาประยุกต์ใช้บนพื้นฐานการรวมข้อมูลเชิงจุดภาพ (Pixel-based) ซึ่งเป็นการใช้ข้อมูลในลักษณะของจุดภาพโดด ๆ ต่อมาในปี ค.ศ. 1998 Zhong Zhang และ Rick S. Blum [4] ได้นำเสนอกรณวิธีการประสานภาพที่ได้มีการนำ

เทคนิคการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ดไปประยุกต์ใช้กับการรวมข้อมูลในลักษณะของกลุ่มข้อมูลเล็ก ๆ หรือหน้าต่าง (Window) โดยให้ความสำคัญในการลดผลกระทบจากการคลาดเคลื่อนของการประทับจำภาพ และเจาะจงที่จะนำไปประยุกต์ใช้กับภาพถ่ายดิจิทัล ที่ทำการบันทึกที่หลายระยะโฟกัสโดยตรง หลังจากนั้นในปี ค.ศ. 2003 [5] เทคนิคการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ดได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้กับงานทางด้านการสำรวจระยะไกล (Remote sensing) เพื่อทำการประสานภาพแลนด์แซต (Landsat) TM กับภาพ SPOT ที่ไวแสงทุกสี (Panchromatic)

จากข้อมูลข้างต้น ถึงแม้จะพบว่าการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ดเป็นเทคนิคที่สามารถเพิ่มความคงทนต่อความคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพให้กับกรรมวิธีการประสานภาพได้ แต่นั่นอาจจะไม่เพียงพอต่อการนำไปประยุกต์ใช้จริง เนื่องจากการประสานภาพในระดับจุดภาพมีความไวต่อการคลาดเคลื่อนดังกล่าวสูง [1] และเนื่องจากวิทยานิพนธ์นี้มีจุดประสงค์ที่จะนำกรรมวิธีการประสานภาพไปทำการประยุกต์ใช้จริงกับภาพถ่ายที่บันทึกโดยใช้อุปกรณ์รับรู้ภาพต่างชนิดกัน คือ ภาพความร้อน (Thermal image) ที่ทำการบันทึกโดยใช้กล้องความร้อน (Thermal camera) และภาพจริง (Visible image) ที่บันทึกจากกล้อง CCD ดังภาพตัวอย่างที่แสดงในรูปที่ 1.1



รูปที่ 1.1 ตัวอย่างภาพต้นทาง

(ก) ภาพจริง

(ข) ภาพอินฟราเรด

จากภาพตัวอย่างข้างต้นจะเห็นว่าภาพต้นทางทั้งสองมีข้อมูลภายในภาพที่มีความแตกต่างกันมาก ซึ่งทำให้ยากในการหาจุดลักษณะ (Feature point) ที่เหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการปรับแนวของภาพ อีกทั้งการทำให้ผลการประทับจำภาพของภาพทั้งสองมีความสมบูรณ์ครบถ้วนก็เป็นไปได้ยาก ดังนั้นกรรมวิธีการประสานภาพที่มีความคงทนสูงจึงมีความจำเป็นอย่างมาก ซึ่งวิทยานิพนธ์นี้ได้พบว่า การนำเทคนิคการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ดมาประยุกต์ใช้กับการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่จะสามารถเพิ่มเสถียรภาพและความคงทนให้กับกรรมวิธีการประสานภาพให้

สูงขึ้นไปอีกได้ ทั้งนี้เนื่องมาจากการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานของการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่ที่จะเป็น การใช้ข้อมูลในลักษณะกลุ่มข้อมูลของวัตถุในภาพมาทำการประสาน ซึ่งจะช่วยให้ผลการประสาน สามารถเก็บข้อมูลของวัตถุที่สนใจได้มากกว่าการใช้ข้อมูลในลักษณะจุดภาพโดด ๆ หรือใน ลักษณะกลุ่มข้อมูลเล็ก ๆ ดังนั้นเมื่อเกิดกรณีของการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพขึ้น การใช้ ข้อมูลเชิงพื้นที่จะช่วยให้ความผิดพลาดในการประสานภาพน้อยลงได้นั่นเอง [1]

โดยในกระบวนการแยกส่วนภาพ (Segmentation process) นั้น ได้มีการนำเทคนิคการ จัดกลุ่มข้อมูลแบบ Fuzzy possibilistic c-means clustering (FPCM) [6] มาประยุกต์ใช้กับการ แปลงเฟรมวิดีโอวีดิโอ เพื่อแยกข้อมูลให้อยู่ในลักษณะพื้นที่ที่จะนำไปทำการประสาน โดย เทคนิคนี้เป็นหนึ่งในเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลแบบคลุมเครือ (Fuzzy clustering) ซึ่งถือว่าเป็น เทคนิคที่มีความเหมาะสมกับลักษณะภาพที่มีความไม่แน่ชัด (Fuzzy) อย่างเช่น ภาพความร้อน และภาพที่บันทึกจากคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าช่วงอื่น ๆ รวมทั้งยังเป็นเทคนิคที่ให้ประสิทธิภาพสูงเมื่อ เทียบกับเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลแบบคลุมเครือด้วยกันด้วย ดังนั้นเทคนิคนี้จึงเหมาะสมเป็นอย่าง ยิ่งในการนำมาประยุกต์ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้

และเนื่องจากวิทยานิพนธ์นี้มีวัตถุประสงค์ที่จะนำกรรมวิธีการประสานภาพที่น่าเสนอ ไป ประยุกต์ใช้จริงกับภาพต้นทางที่ทำการบันทึกเอง เพราะต้องการชี้ให้เห็นถึงปัญหาที่เกิดขึ้นและ เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของกรรมวิธีที่ใช้แก้ปัญหาให้เห็นได้ชัดเจนขึ้น ดังนั้นจึงต้องมีการพัฒนา กระบวนการขั้นต้น (Preprocessing) เพื่อจัดเตรียมภาพต้นทางให้เหมาะสม ก่อนที่จะนำไปผ่าน การประสานภาพ โดยกระบวนการขั้นต้นที่น่าเสนอขึ้นในวิทยานิพนธ์นี้จะประกอบไปด้วยขั้นตอน หลัก ๆ คือการตรวจหาขอบ (Edge detection) และการเทียบเคียงวัตถุ (Object matching) [7] ซึ่งเป็นวิธีที่ไม่ยุ่งยากและไม่ซับซ้อน ทั้งนี้ก็เพราะต้องการให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้ง่าย นั้นเอง

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพความร้อน ด้วยวิธีการประสานภาพ
2. เพื่อพัฒนาวิธีการประสานภาพในระดับจุดภาพให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น
3. เพื่อปรับปรุงวิธีการประสานภาพในระดับจุดภาพ โดยการลดผลกระทบในกรณีภาพ ต้นทางทั้งสองมีการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ

1.3 เป้าหมายและขอบเขตของงานวิจัย

1. ได้กระบวนการขั้นต้นในการเตรียมภาพ ก่อนที่จะนำไปทำการประสาน
2. ได้วิธีการประทับจำภาพ สำหรับภาพความร้อนและภาพจริงที่นำมาใช้
3. ได้วิธีการแยกส่วนภาพที่กระทำบนผลการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ ซึ่งเป็น การประยุกต์วิธีการแยกส่วนภาพเข้ากับวิธีการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ
4. ได้วิธีการประสานภาพในระดับจุดภาพที่มีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในขั้นตอน การประทับจำภาพ

1.4 ขั้นตอนและวิธีดำเนินงาน

1. ศึกษากระบวนการเก็บข้อมูลของภาพที่บันทึกจากอุปกรณ์รับภาพต่างชนิดกัน โดยใช้ ภาพความร้อน ที่บันทึกได้จากกล้องอินฟราเรดรุ่น Thermovision@A10 และภาพจริง ที่บันทึกได้จากกล้อง CCD
2. ศึกษาและค้นคว้าบทความเกี่ยวกับวิธีการประทับจำภาพของภาพที่บันทึกจาก อุปกรณ์รับภาพต่างชนิดกัน เพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับภาพความร้อนและภาพจริง
3. ศึกษาและค้นคว้าบทความเกี่ยวกับวิธีการประสานภาพในระดับจุดภาพ
4. ศึกษาและค้นคว้าบทความเกี่ยวกับวิธีการประสานภาพในระดับจุดภาพด้วยวิธีการ แยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ
5. ศึกษาวิธีการแยกส่วนภาพที่เหมาะสมกับลักษณะของภาพความร้อน
6. ศึกษาปัญหาที่เกิดขึ้นกับการประสานภาพในระดับจุดภาพเมื่อภาพต้นทางทั้งสอง ภาพเกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ และวิธีที่จะช่วยลดผลกระทบของ ปัญหา รวมทั้งปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง
7. พัฒนาแนวทางปรับปรุงคุณภาพของภาพที่บันทึกจากอุปกรณ์รับภาพต่างชนิดกัน ด้วยวิธีการประสานภาพ โดยใช้ภาพความร้อนและภาพจริงในการทดสอบ
8. พัฒนาวิธีการประสานภาพในระดับจุดภาพที่มีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการ ประทับจำภาพ โดยใช้ภาพความร้อนและภาพจริงในการทดสอบ

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถพัฒนาวิธีการปรับปรุงคุณภาพของภาพความร้อน ด้วยวิธีการประสานภาพ
2. ทราบถึงความรู้พื้นฐานของการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับแบบต่าง ๆ
3. ทราบถึงความรู้พื้นฐานของการประสานภาพ
4. สามารถพัฒนากรรมวิธีการประสานภาพในระดับจุดภาพที่มีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ เพื่อเป็นแนวทางในการนำไปประยุกต์ใช้จริงกับงานรูปแบบต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็นงานทางด้านการแพทย์ การทหาร การตรวจหาอาวุธ การเดินทางทางอากาศ และ การสำรวจระยะไกล



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 การประสานภาพ (Image fusion)

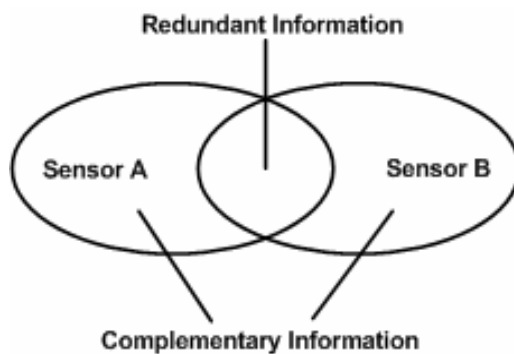
การประสานภาพสามารถให้ความหมายโดยรวมได้ว่า กระบวนการในการรวมภาพต้นทาง (Source images) จำนวน 2 ภาพหรือมากกว่า ซึ่งได้มาจากแหล่งกำเนิด (Source) ต่างกัน แต่มีฉาก (Scene) ภายในภาพรูปแบบเดียวกัน เพื่อสร้างภาพประสาน (fused image) ที่สามารถแสดงข้อมูลจากแต่ละภาพต้นทางได้ โดยแหล่งกำเนิดที่ว่านี้อาจจะหมายถึงการบันทึกภาพโดยใช้อุปกรณ์รับภาพต่างชนิดกัน เป็นต้น

2.1.1 เหตุจูงใจและสิ่งต้องการ (Motivation and requirement)

โดยปกติข้อมูลของภาพต้นทางที่บันทึกได้จากอุปกรณ์รับภาพต่างกันจะมีลักษณะเฉพาะอันที่สามารถอธิบายถึงเหตุจูงใจให้มีการประสานภาพดังนี้

ความไม่สมบูรณ์ (Imperfect) [1,2] เนื่องจากภาพต้นทางเป็นภาพที่ทำการบันทึกโดยใช้ อุปกรณ์รับภาพต่างชนิดกัน ซึ่งอุปกรณ์รับภาพแต่ละชนิดจะใช้ช่วงของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าเพียงช่วงหนึ่งในการตรวจจับ (Capture) ข้อมูลภาพ ดังนั้นลักษณะข้อมูลของภาพที่บันทึกได้จะตอบสนองกับช่วงของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่อุปกรณ์รับภาพใช้ในการบันทึกเท่านั้น ทำให้ภาพที่บันทึกได้จากอุปกรณ์รับภาพหนึ่ง ๆ มีข้อมูลที่มีลักษณะเฉพาะซึ่งแตกต่างกับอุปกรณ์รับภาพชนิดอื่น นั่นหมายความว่าภาพต้นทางแต่ละภาพจะไม่สามารถให้ข้อมูลที่สมบูรณ์ครบถ้วนได้ ซึ่งเป็นสาเหตุให้เกิดความคลุมเครือ (Ambiguity) และความไม่แน่นอน (Uncertainty) อันจะส่งผลให้งานที่นำภาพต้นทางเหล่านี้ไปประยุกต์ใช้ขาดความแม่นยำ (Imprecision)

อย่างไรก็ตามความไม่สมบูรณ์ของภาพต้นทางดังกล่าวข้างต้น สามารถปรับปรุงได้โดยการนำภาพเหล่านี้ไปผ่านกระบวนการประสานภาพ ซึ่งจะทำการรวมข้อมูลเพิ่มเติม (Complementary information) และข้อมูลซ้ำซ้อน (Redundancy information) จากแต่ละภาพต้นทางเข้าด้วยกัน โดยลักษณะของข้อมูลเพิ่มเติมและข้อมูลซ้ำซ้อนสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2.1

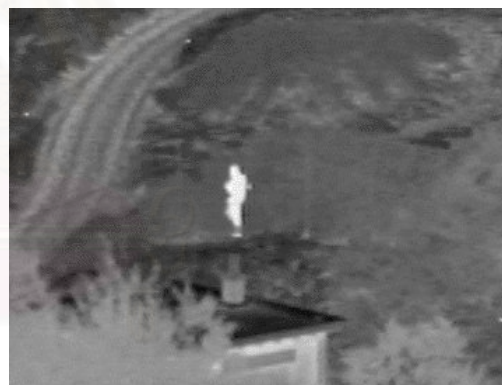


รูปที่ 2.1 ลักษณะข้อมูลของภาพต้นทางที่บันทึกได้จากอุปกรณ์รับภาพ A และ B

เพื่ออธิบายถึงลักษณะข้อมูลเติมเต็มและข้อมูลซ้ำซ้อนให้ชัดเจน ในที่นี้จะพิจารณาภาพต้นทางดังแสดงในรูปที่ 2.2 เพื่อเป็นกรณีตัวอย่าง ซึ่งเป็นภาพต้นทางที่มีฉากภายในภาพรูปแบบเดียวกัน โดยรูปที่ 2.2 (ก) คือภาพจริง (Visual image) ซึ่งมีปัญหาในการค้นหาคนที่ซ่อนตัวอยู่ในพุ่มไม้ แต่ในขณะเดียวกันก็สามารถให้ข้อมูลของพื้นหลังได้ชัดเจน ในขณะที่รูปที่ 2.2 (ข) คือภาพอินฟราเรด (Infrared) ที่สามารถให้ข้อมูลของคนได้ชัดเจนและมองเห็นได้ง่าย แต่มีพื้นหลังที่ค่อนข้างจะคลุมเครือ



(ก)



(ข)

รูปที่ 2.2 ตัวอย่างภาพต้นทางซึ่งได้มาจาก TNO Human Factors Institute Netherlands

(ก) ภาพจริง

(ข) ภาพอินฟราเรด

ข้อมูลเติมเต็ม (Complementary information) คือข้อมูลที่ปรากฏในภาพต้นทางภาพหนึ่งแต่ไม่ปรากฏในภาพต้นทางอีกภาพหนึ่ง ยกตัวอย่างเช่น คนที่ปรากฏชัดเจนอยู่ในรูปที่ 2.2(ข) แต่ไม่ปรากฏให้เห็นในรูปที่ 2.2(ก) ข้อมูลเติมเต็มนี้เป็นข้อมูลที่สามารถนำมารวมเข้าด้วยกันเพื่อเติมเต็มข้อมูลระหว่างกันได้ ซึ่งจะช่วยปรับปรุงคุณภาพของข้อมูลในแง่ของการตีความภาพ (Interpretation)

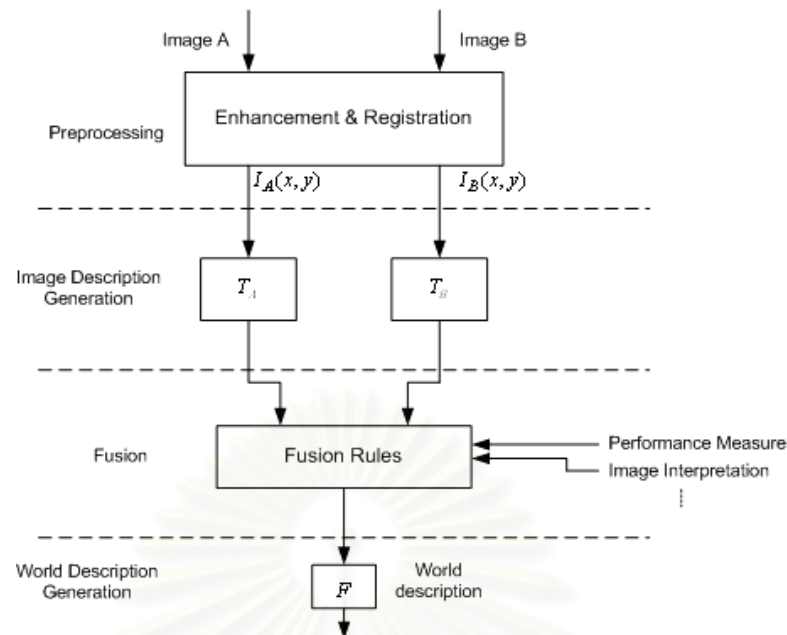
ข้อมูลซ้ำซ้อน (Redundancy information) คือข้อมูลที่ปรากฏอยู่ในภาพต้นทางทั้งสองภาพ ยกตัวอย่างเช่น ถนนและพุ่มไม้ ที่ปรากฏอยู่ทั้งในรูปที่ 2.2(ก) และรูปที่ 2.2(ข) การนำข้อมูลซ้ำซ้อนมารวมเข้าด้วยกันจะช่วยปรับปรุงความแม่นยำ (Precision) และช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือ (Reliability) ของข้อมูลให้มากขึ้น

สำหรับสิ่งต้องการในกระบวนการประสานภาพ โดยทั่วไปจะมีข้อกำหนดดังต่อไปนี้

- กระบวนการประสานภาพจะต้องไม่ทำให้ข้อมูลเด่น (Salient information) ที่บรรจุอยู่ในแต่ละภาพต้นทางสูญหายไป
- ผลการประสานภาพที่ได้จะต้องมีความกลมกลืน (Consistency) ของข้อมูลและไม่มีสิ่งแปลกปลอม (Artifacts) ที่จะทำให้เกิดความสับสนหรือไขว้เขวในการพิจารณาข้อมูลภาพ
- กระบวนการประสานภาพจะต้องเป็นกระบวนการที่น่าเชื่อถือ มีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนของขั้นตอนการประทับจำภาพ (Misregistration) และสัญญาณรบกวน (Noise)

2.1.2 ข้อปัญหาในการประสานภาพ (Image fusion problem)

โดยปกติข้อปัญหาในการประสานภาพสามารถจำแนกออกได้เป็น 4 ขั้นตอน ดังแสดงในรูปที่ 2.3 โดยขั้นตอนแรกจะเป็นขั้นตอนวิธีของกระบวนการขั้นต้น (Preprocessing) เพื่อเตรียมภาพต้นทางให้พร้อม ก่อนที่จะนำไปผ่านกระบวนการประสาน โดยส่วนมากจะประกอบไปด้วยขั้นตอนวิธีของการปรับปรุงภาพ (Image enhancement) และขั้นตอนวิธีของการประทับจำภาพ (Image registration) ส่วนขั้นตอนที่สองจะเป็นการอธิบายภาพเชิงภาพลักษณ์ (Generation of image description) ซึ่งเป็นขั้นตอนของการแปลง (Transform) ข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปแบบของโครงสร้างทางคณิตศาสตร์ เพื่อให้ภาพอยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมในการคำนวณก่อนที่จะนำไปผ่านขั้นตอนการประสาน (Fusion) และขั้นตอนสุดท้ายจะเป็นการแปลงผลของการประสานภาพ (ในรูปแบบของโครงสร้างทางคณิตศาสตร์) ให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมในการมองเห็นและการทำความเข้าใจ เช่น ภาพ (Image) ลักษณะ (Feature) หรือสัญลักษณ์ (Symbols) เรียกว่าเป็นการอธิบายภาพเชิงโลกทัศน์ (Generation of world description)



รูปที่ 2.3 ข้อปัญหาในการประสานภาพ

2.1.2.1 กระบวนการขั้นต้น (Preprocessing)

โดยทั่วไปกระบวนการขั้นต้นของภาพต้นทางจะประกอบไปด้วย การปรับปรุงภาพ (Image enhancement) ซึ่งเป็นการเพิ่มความคมชัดให้กับภาพ และการประทับจำภาพ (Image registration) เพื่อปรับแนว (Alignment) ของภาพต้นทางทั้งสองให้ตรงกัน เนื่องจากภาพต้นทางจะมีลักษณะของฉากภายในภาพที่ซ้อนเหลื่อม (Overlap) กันอยู่ โดยวิธีการประทับจำภาพนั้น อาจจะทำได้โดยการเลื่อนภาพ (Translation) การหมุนภาพ (Rotation) และการชักตัวอย่างใหม่ เป็นต้น นอกจากนี้อาจจะใช้วิธีการหาความสัมพันธ์ (Correlation method) วิธีฟูรีเยร์ (Fourier method) และวิธีการส่งจุดภาพ (Point mapping) มาใช้ร่วมด้วย โดยในกรณีที่ภาพต้นทางมีขนาดไม่เท่ากันจะต้องทำการประมาณค่าในช่วง (Interpolation) และทำการชักตัวอย่างใหม่ (Resampling) เพื่อปรับขนาดของภาพต้นทางให้เท่ากันก่อน แต่บางเทคนิคของการประสานภาพจะใช้ระดับความละเอียด (Resolution level) ของภาพเป็นข้อมูลในการประสาน ดังนั้นจึงไม่จำเป็นต้องทำการปรับขนาดของภาพต้นทางก่อน

การประทับจำภาพถือเป็นขั้นตอนแรกสำหรับกระบวนการประสานภาพเกือบทุกเทคนิค และงานวิจัยโดยส่วนมากมักจะตั้งข้อสันนิษฐานว่าภาพต้นทางที่นำมาใช้มีผลการประทับจำภาพที่สมบูรณ์แบบ (Perfectly registration) เพื่อต้องการนำเสนอเฉพาะเนื้อหาของการประสานภาพโดยตรง แต่อย่างไรก็ตามความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในขั้นตอนการประทับจำภาพจะเป็นสาเหตุให้เกิดความผิดพลาดและความล้มเหลวในขั้นตอนวิธีของการประทับจำภาพด้วย ดังนั้นเสถียรภาพ (Stability)

และความคงทน (Robustness) ของขั้นตอนวิธีการประสานภาพจะเกี่ยวเนื่องถึงความผิดพลาดในขั้นตอนการประทับจำภาพ จึงจำเป็นต้องให้ความสำคัญกับปัญหานี้ด้วย

2.1.2.2 การอธิบายภาพเชิงภาพลักษณ์ (Generation of image description)

การอธิบายภาพเชิงภาพลักษณ์คือการอธิบายภาพโดยใช้โครงสร้างทางคณิตศาสตร์ ซึ่งสามารถจำแนกออกเป็นระดับได้ดังต่อไปนี้

- ระดับจุดภาพ (Pixel level) เนื่องจากข้อมูลภาพสามารถแสดงในรูปของข้อมูลในโดเมนเชิงพื้นที่ (Spatial domain) และโดเมนเชิงความถี่ (Frequency domain) ได้ และโดยปกติข้อมูลภาพดิบ (Raw image data) จะอยู่ในรูปแถวลำดับเชิงพื้นที่ (Spatial array) 2 มิติหรือ 3 มิติ ซึ่งแถวลำดับนี้สามารถแปลงให้อยู่ในโดเมนเชิงความถี่ได้ด้วยการแยก (Decomposed) ภาพออกเป็นหลายระดับความละเอียด (Multiresolution) ซึ่งเรียกการแสดงข้อมูลในหลายระดับความละเอียดนี้ว่า ภาพพีระมิด (Image pyramid) โดยในการประสานภาพนั้นการแสดงผลของภาพต้นทางทั้งสองในลักษณะภาพพีระมิดจะต้องมีความสมมูลกัน ตัวดำเนินการในการสร้างภาพพีระมิดมีอยู่หลายวิธี (อธิบายไว้ในภาคผนวก ก) ได้แก่ การแปลงเวฟเล็ต 2 มิติ (2D wavelet transform) [9] วงจรรองแบบเกาส์ (Gaussian filtering) [10] และวงจรรองลาปลาเซียน (Laplacian filtering) [10] เป็นต้น ซึ่งการเปลี่ยนข้อมูลจากภาพพีระมิดกลับไปเป็นแถวลำดับเชิงพื้นที่ สามารถทำได้โดยการแปลงกลับพีระมิด (Inverse pyramid)

- ระดับการแยกส่วน (Segmentation level) เป็นการอธิบายภาพโดยใช้แนวเส้นขอบ (Edge maps) หรือแนวพื้นที่ (Region maps) ซึ่งได้มาจากขั้นตอนวิธีการแยกส่วน (Segmentation algorithms) หรือการแยกขอบ (Edge extraction) โดยแนวขอบที่ได้สามารถทำให้ชัดเจนขึ้นได้ด้วยการทำให้บาง (Thinning) และการเชื่อมโยง (Linking)

- ระดับลักษณะ (Feature level) ภาพจะถูกอธิบายโดยใช้เซตของข้อมูลลักษณะ (Feature data) N มิติ ซึ่งอาจจะเป็นข้อมูลขอบหรือพื้นที่ที่ได้มาจากการแยกลักษณะ (Feature extraction) โดยเซตของข้อมูลลักษณะจะถูกนำไปผ่านการจัดกลุ่ม (Cluster) เพื่อทำการจัดคลาส (Class) ของวัตถุหนึ่งออกจากวัตถุหนึ่ง

- ระดับสัญลักษณ์ (Symbols level) เป็นการอธิบายภาพโดยใช้สัญลักษณ์ ซึ่งอาจจะมีอยู่ในรูปของประพจน์ (Proposition) และเงื่อนไข (Rules) เป็นต้น

ในปัจจุบันการประสานภาพนิยมที่จะอธิบายข้อมูลในระดับจุดภาพ ซึ่งสามารถเรียกโดยรวมว่าการประสานภาพในระดับจุดภาพ (Pixel level image fusion) เนื่องจากการประสานภาพในระดับจุดภาพเป็นขั้นตอนวิธีที่ไม่ซับซ้อนและใช้เวลาในการดำเนินการน้อย [1]

2.1.2.3 การประสาน (Fusion)

กระบวนการประสานจะขึ้นอยู่กับกฎการประสาน (Fusion rules) ของแต่ละเทคนิค โดยจะมีตัวดำเนินการที่ใช้เป็นตัวประสาน (Fusion operator) ได้แก่ ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก (Weighted averaging) การเลือกค่ามากที่สุด (Choose max) หรือในกรณีที่ต้องพิจารณาความไม่แน่นอน (Uncertainty) กฎการประสานจะถูกกำหนดจากทฤษฎีคลุมเครือ (Fuzzy theory) ทฤษฎีความน่าจะเป็น (Probabilistic theory) และทฤษฎีการพิสูจน์ (Evidence theory) ซึ่งตัวดำเนินการเหล่านี้จะถูกเลือกตามคุณสมบัติทางกายภาพ (Physical characteristic) ของอุปกรณ์รับรู้ภาพ การวัดประสิทธิภาพ และการตีความภาพ

2.1.2.4 การอธิบายภาพเชิงโลกทัศน์ (Generation of world description)

โดยปกติผลลัพธ์ที่ได้จากการประสานจะอยู่ในรูปแบบโครงสร้างทางคณิตศาสตร์ ซึ่งสามารถอธิบายได้ด้วยระดับโครงสร้างหนึ่ง ๆ จาก 4 ระดับในหัวข้อที่ 2.1.2.2 ซึ่งในขั้นตอนสุดท้ายผลลัพธ์ดังกล่าวนี้จะถูกแปลงให้อยู่ในรูปแบบของภาพประสาน ซึ่งเป็นรูปแบบที่เหมาะสมในการพิจารณาเชิงโลกทัศน์

2.1.3 การประยุกต์ใช้งาน (Applications)

เทคนิคการประสานภาพถูกนำมาใช้อย่างกว้างขวาง ทั้งในงานด้านอุตสาหกรรม การแพทย์ การทหาร และการสำรวจระยะไกล โดยลักษณะของการประยุกต์ใช้งานสามารถอธิบายได้ดังนี้

- การแพทย์ เช่น การนำภาพ X-ray computed tomography (CT) และภาพ Magnetic resonance (MR) มาทำการประสานรวมกัน เนื่องจากภาพทั้งสองภาพมีข้อมูลที่สามารถนำมาเติมเต็มกันได้ โดยภาพ MRI จะมีข้อมูลของเนื้อเยื่อมากกว่า CT ในขณะที่ CT จะมีข้อมูลในส่วน of โครงสร้างกระดูก เมื่อนำภาพทั้งสองมารวมกันจะทำให้สามารถพิจารณาข้อมูลทั้งสองส่วนได้พร้อมกัน ช่วยให้สะดวกในการวินิจฉัยของแพทย์
- อุตสาหกรรม การประสานภาพถูกนำมาใช้อย่างกว้างขวางในงานอุตสาหกรรม ไม่ว่าจะเป็นการตรวจหาผลิตภัณฑ์ที่ชำรุด (Inspection) การตรวจสอบ (Monitoring) การวินิจฉัย (Diagnostics) และการประกอบ (Assembly)
- การทหารและกฎหมาย เช่น การตรวจหาอาวุธ การตามรอย และการพิสูจน์รูปพรรณ

รวมทั้งช่วยในการเดินทางของนักบินได้อีกด้วย

2.2 การประสานภาพในระดับจุดภาพ (Pixel level image fusion)

การประสานภาพในระดับจุดภาพ คือกระบวนการในการรวมภาพต้นทาง (ที่ผ่านการประทับจำภาพแล้ว) เข้าด้วยกัน เพื่อสร้างเป็นภาพประสานที่ได้รับการปรับปรุงข้อมูลให้สมบูรณ์มากขึ้น โดยใช้ข้อมูลที่อยู่ในลักษณะของโครงสร้างทางคณิตศาสตร์ในระดับจุดภาพมาทำการประสาน จากนั้นผลการประสานที่ได้จะถูกแปลงให้อยู่ในรูปแบบของแถวลำดับเชิงพื้นที่หรือภาพประสาน

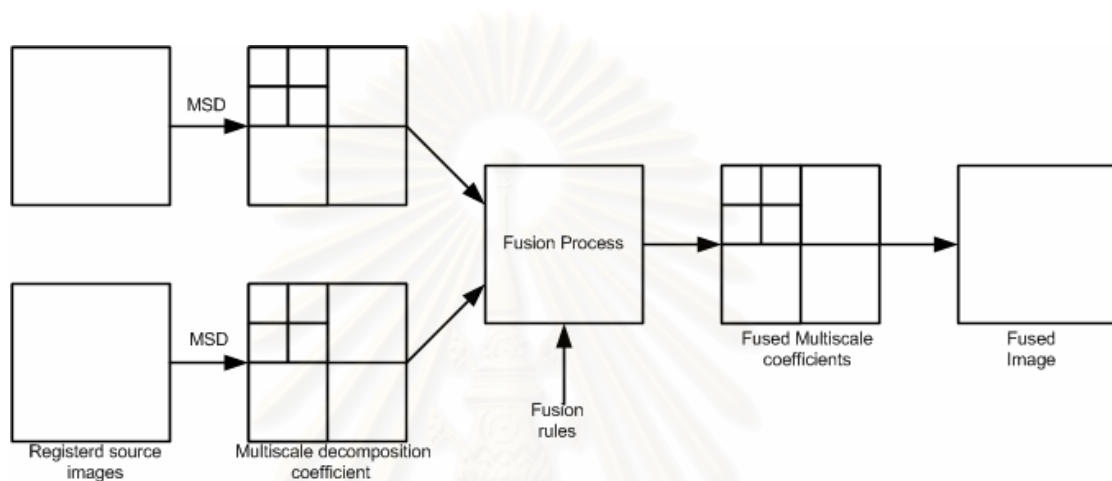
โดยการประสานภาพในระดับจุดภาพมีสิ่งต้องการ (Requirement) ที่จำเป็นต้องกำหนดไว้ [1] เพื่อให้ขั้นตอนวิธีการประสานภาพมีประสิทธิภาพสูงสุด ซึ่งอธิบายได้ดังต่อไปนี้

- การคงรูปแบบ (Pattern conservation) ภาพประสานที่ได้จะต้องรักษารูปแบบข้อมูลที่เกี่ยวข้อง (Relevant information) ของแต่ละภาพต้นทางไว้
 - สิ่งแปลกปนน้อย (Minimal artifacts) การประสานภาพจะต้องไม่นำสิ่งแปลกปนเข้ามาในกระบวนการ อันจะส่งผลให้ผู้สังเกตภาพเกิดการไขว้เขวหรือสับสนในข้อมูลของภาพประสานที่ได้
 - ไม่แปรปรวนตามการเลื่อนและการหมุน (Shift and rotation invariant) กระบวนการประสานภาพควรมีคุณสมบัติไม่แปรปรวนตามการเลื่อนและการหมุน
 - คงทนต่อความคลาดเคลื่อนของการประทับจำภาพ (Robustness to registration error) ขั้นตอนวิธีการประสานภาพจะต้องไม่ไวต่อตำแหน่งที่คลาดเคลื่อนจากขั้นตอนการประทับจำภาพ
- นอกจากนี้ยังพบว่า การประสานภาพในระดับจุดภาพที่มีการนำเสนอในงานวิจัยที่ผ่านมา มักจะอยู่บนพื้นฐานของการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ ดังได้อธิบายไว้ในหัวข้อ 2.1.2.2

2.2.1 การประสานภาพบนพื้นฐานของการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ (Image fusion based on multiscale image decomposition)

การประสานภาพเชิงลำดับชั้น (Hierarchical fusion) เป็นวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานของการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ (Multiscale image decomposition, MSD) และกระบวนการสร้างคืน (Reconstruct) ซึ่งเป็นการนำภาพมาแยกออกเป็นหลายองค์ประกอบก่อนที่จะนำมาทำการประสาน อันที่จะช่วยให้สามารถทำการวิเคราะห์เนื้อหาข้อมูลได้ทั้งในลักษณะข้อมูลเชิงความถี่ (Frequency) และข้อมูลเชิงพื้นที่ (Spatial) โดยเทคนิคนี้ได้มีการนำเสนอขึ้นครั้งแรกเมื่อปี ค.ศ.1984 โดย Burt [11] จากนั้นก็ได้มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง โดยใน

ปัจจุบันมีเทคนิคการแยกองค์ประกอบภาพถูกนำเสนอขึ้นมากมาย ซึ่งเทคนิคที่นิยมนำมาประยุกต์ใช้ในขั้นตอนวิธีการประสานภาพ (อธิบายไว้ในภาคผนวก ก) ได้แก่ การแปลงพีระมิด (Pyramid transform, PT) ซึ่งใช้ตัวกรองหลายแบบ เช่น วงจรรองแบบเกาส์ (Gaussian filtering) วงจรรองลาปลาเซียน (Laplacian filtering) การแปลงดิสครีตเวฟเล็ต 2 มิติ (2-D Discrete wavelet transform, DWT) และการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต 2 มิติ (2-D Discrete wavelet frame, DWF)



รูปที่ 2.4 แผนภาพแบบบล็อกของวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแปลงเวฟเล็ต

ขั้นตอนวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานของการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับโดยทั่วไป (Generic MSD image fusion) สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2.4 ซึ่งประกอบไปด้วย 3 กระบวนการหลัก ๆ ดังนี้

- การแยกองค์ประกอบภาพ (Decomposition) โดยการนำภาพต้นทาง (ที่ผ่านการประทับจำภาพแล้ว) มาทำการแยกองค์ประกอบ อันจะทำให้ได้เป็นสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบ (MSD coefficient) ของแต่ละภาพต้นทาง
- การประสาน (Fusion) เป็นการสร้างสัมประสิทธิ์ผลรวม (Fused MSD coefficient) โดยนำสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบของภาพต้นทางทั้งสองมาผ่านกระบวนการประสาน ซึ่งจะดำเนินไปตามกฎการประสาน (Fusion rules) ที่กำหนดไว้
- การสร้างคืน (Reconstruction) จะเป็นการสร้างคืนภาพ โดยการนำสัมประสิทธิ์ผลรวมที่ได้จากขั้นตอนการประสานมาทำการแปลงกลับวิธีการแยกองค์ประกอบ (Inverse MSD) เพื่อสร้างเป็นภาพประสาน

2.2.2 สัญกรณ์ (Notation)

ในที่นี้ได้ทำการกำหนดสัญกรณ์เพื่อใช้แสดงตัวแปรต่าง ๆ สำหรับกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ ดังนี้

ให้ x^0 แทนภาพอินพุทหรือภาพต้นทาง ซึ่งสามารถแสดงในรูปแบบของลำดับของการประมาณ (Approximation image) ซึ่งเป็นภาพที่มีความละเอียดต่ำที่สุด และภาพรายละเอียด (Detail image) ที่ระดับการแยกองค์ประกอบใด ๆ โดยจากนี้ไปการแสดงผลการแยกองค์ประกอบภาพจะถูกแทนด้วยตัวแปร y อันที่มีรูปแบบเป็น

$$y = \{y^1, y^2, \dots, y^K, x^K\} \quad (2.1)$$

เมื่อ x^K แสดงภาพการประมาณ ณ ระดับการแยกองค์ประกอบภาพสูงสุด K และ y^k แสดงภาพรายละเอียดที่ระดับ k ใด ๆ เมื่อ $k = 1, \dots, K$

เนื่องจากภาพรายละเอียดที่ระดับ k ใด ๆ จะประกอบด้วยแถบความถี่หลายแถบ (ขึ้นอยู่กับชนิดของวิธีการแยกองค์ประกอบภาพ) ดังนั้นในที่นี้จึงกำหนดให้ y^k ที่ประกอบด้วย P แถบความถี่ (ภาพรายละเอียด) สามารถแสดงได้ด้วย $y^k = \{y^k(n|1), \dots, y^k(n|P)\}$ ที่ $p = 1, \dots, P$ และเพื่อความสะดวก จึงแทนภาพการประมาณ x^k ด้วย $y^k(n|0)$ ที่ $p = 0$

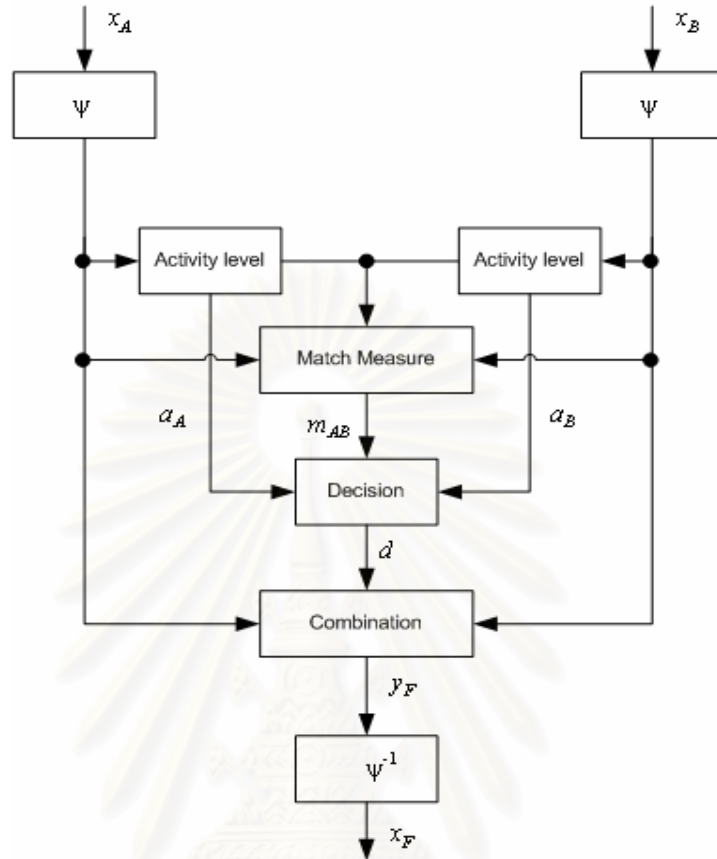
โดยกำหนดให้ I_x^k และ I_y^k แสดงโดเมนของ x^k และ $y^k(n|p)$ ตามลำดับ และเวกเตอร์พิกัด $\mathbf{n} = (m, n)^T$ ถูกใช้เป็นตัวบ่งชี้ตำแหน่งของสัมประสิทธิ์ ยกตัวอย่างเช่น $y^k(n|p)$ ที่ $\mathbf{n} \in I_y^k$ จะแสดงถึงสัมประสิทธิ์รายละเอียด (Detail coefficient) ที่ตำแหน่ง \mathbf{n} ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ k และแถบความถี่ p เป็นต้น

2.2.3 โครงสร้างทั่วไป (General framework)

แต่ละสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบ y ของภาพต้นทางทั้งสอง จะต้องถูกนำมาทำการตัดสินใจ (Decision) ว่าจะสร้างสัมประสิทธิ์ของภาพประสาน (Fused coefficient) y_F จากสัมประสิทธิ์เหล่านี้ได้อย่างไร โดยวิธีการตัดสินใจมักจะอยู่บนพื้นฐานของการวัดระดับพฤติกรรม (Activity level measurement) ซึ่งจะเป็นตัวบอกถึงคุณภาพของแต่ละภาพต้นทาง และเป็นตัวตัดสินใจในการเลือกวิธีที่จะนำมาใช้ในขั้นตอนการรวม (Combination process)

โดยแต่ละขั้นตอนของกระบวนการประสานภาพจะมีเทคนิคต่าง ๆ หลากหลายเทคนิคที่สามารถเลือกมาใช้ดำเนินการได้ ซึ่งการเลือกเทคนิคที่แตกต่างของแต่ละขั้นตอนจะส่งผลให้ได้กรรมวิธีการประสานภาพที่แตกต่างกันไปด้วย โดยรูปที่ 2.5 จะเป็นรูปที่แสดงโครงสร้างทั่วไปของ

การประสานภาพบนพื้นฐานของการแยกองค์ประกอบภาพ ซึ่งได้มีการอธิบายคุณลักษณะของแต่ละบล็อกอย่างคร่าว ๆ ประกอบไว้ด้วย



รูปที่ 2.5 โครงสร้างทั่วไปของการประสานภาพบนพื้นฐานของการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ ใช้ภาพต้นทาง 2 ภาพคือ x_A และ x_B และได้เป็นภาพประสาน x_F

การแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ (ψ)

โดยภาพต้นทาง x_s จะถูกนำไปแยกองค์ประกอบดังแสดงด้วย $y_s = \psi(x_s)$ เมื่อ $s \in S$ โดยที่ S เป็นเซตของดัชนีที่ใช้บ่งชี้ภาพต้นทางแต่ละภาพ ซึ่ง y_s ที่ได้จากการแยกองค์ประกอบจะเป็นไปตามรูปแบบที่นิยามไว้ในสมการที่ (2.1)

$$y_s = \{y_s^1, y_s^2, \dots, y_s^K, y_s^K(\mathbf{n}|0)\} \tag{2.2}$$

เมื่อ $y_s^K(\mathbf{n}|0)$ หมายถึงภาพการประมาณที่ระดับการแยกองค์ประกอบสูงสุด K และ $y_s = \{y_s^k(\mathbf{n}|p)\}, p=1, \dots, P$ คือภาพรายละเอียดทั้งหมดที่ระดับ k ใด ๆ

ระดับพฤติกรรม (Activity level)

การวัดค่าระดับพฤติกรรม $a_s^k(\mathbf{n}|p)$ คือการวัดระดับค่าความเด่นของแต่ละสัมประสิทธิ์ที่ $y_s = \{y_s^k(\mathbf{n}|p)\}$ ในทุก ๆ แถบความถี่ ซึ่งจะเป็นการวัดค่าในระดับท้องถิ่น (Local activity)

การวัดค่าความเข้ากัน (Match measure)

ค่าความเข้ากัน $m_{AB}^k(\mathbf{n}|p)$ เป็นค่าที่ถูกลิขิตขึ้น เพื่อใช้วัดความเข้ากันได้ของข้อมูลระหว่างภาพต้นทางทั้งสอง ซึ่งจะอยู่ในรูปแบบของการวัดสหสัมพันธ์ท้องถิ่น (Local correlation) โดยที่ตำแหน่งจุดภาพหนึ่ง ๆ ของ $y_A^k(\mathbf{n}|p)$ และ $y_B^k(\mathbf{n}|p)$ ที่มีค่าความเข้ากัน $m_{AB}^k(\mathbf{n}|p)$ สูง จะหมายความว่า ลักษณะข้อมูลของภาพต้นทางทั้งสอง มีความคล้ายหรือมีค่าใกล้เคียงกันมาก ที่จุดภาพนั้น ๆ

การตัดสินใจ (Decision)

การตัดสินใจถือเป็นหัวใจของขั้นตอนการรวม (Combination process) เพราะผลจากการตัดสินใจจะเป็นตัวกำหนดวิธีที่จะนำมาทำการรวมสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบ $y_A^k(\mathbf{n}|p)$ และ $y_B^k(\mathbf{n}|p)$ โดยจะพิจารณาตามค่าความเข้ากันของภาพทั้งสอง ซึ่งในที่นี้พารามิเตอร์การตัดสินใจ (Decision parameter) จะแสดงด้วยค่า $\delta = d^k(\mathbf{n}|p)$

ขั้นตอนการรวม (Combination process)

ขั้นตอนนี้จะเป็นขั้นตอนของการสร้างสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบผลรวม $y_F^k(\mathbf{n}|p)$ โดยการนำสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบของภาพต้นทาง $y_A^k(\mathbf{n}|p)$ และ $y_B^k(\mathbf{n}|p)$ มาผ่านขั้นตอนการรวม ซึ่งเทคนิควิธีที่จะนำมาใช้ในการรวมนั้นจะขึ้นอยู่กับวิธีการตัดสินใจในบล็อกก่อนหน้าว่าจะตัดสินใจเลือกวิธีใดมาใช้นั่นเอง

การแปลงกลับการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ (ψ^{-1})

ขั้นตอนนี้ถือเป็นขั้นตอนสุดท้ายในการประสานภาพ โดยภาพประสานจะถูกปรับมาในขั้นตอนนี้ ด้วยการแปลงกลับสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบผลรวม y_F นั่นคือ $x_F = \psi^{-1}(y_F)$ เมื่อ ψ^{-1} คือการแปลงกลับการแยกองค์ประกอบ

2.2.4 การแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ (Multiscale image decomposition)

จากที่ได้อธิบายเทคนิควิธีการแยกองค์ประกอบภาพแบบต่าง ๆ ไว้ในภาคผนวก ก พบว่า ผลการแยกองค์ประกอบ y_s จะประกอบไปด้วยข้อมูลที่มีความแตกต่างกันตามแต่ระดับการแยกองค์ประกอบ โดยที่ระดับการแยกองค์ประกอบสูงสุดจะบรรจุข้อมูลหยาบ (Coarse information) ในขณะที่ระดับการแยกองค์ประกอบที่ต่ำลงมาจะบรรจุข้อมูลที่ละเอียดมากกว่า (Finer details) ซึ่งการแสดงผลข้อมูลที่สามารถให้ข้อมูลในหลายระดับความละเอียด (Multiresolution) แบบนี้ ถือเป็นลักษณะการแสดงผลข้อมูลที่มีความเหมาะสมที่จะนำไปทำการ

ประสานภาพ ทั้งนี้ไม่เพียงเพราะสามารถวิเคราะห์ข้อมูลและทำการรวมข้อมูลที่ระดับความละเอียดที่แตกต่างกันได้เท่านั้น แต่เป็นเพราะการแยกองค์ประกอบจะให้สัมประสิทธิ์ที่มีค่าสูง (ขอบ) ซึ่งถือเป็นข้อมูลเด่นที่จะเป็นประโยชน์ในการวิเคราะห์ข้อมูลนั่นเอง

จำนวนระดับของการแยกองค์ประกอบภาพเป็นอีกพารามิเตอร์ที่มีอิทธิพลต่อสมรรถภาพของกรรมวิธีการประสาน โดยการให้ระดับสูงในการแยกองค์ประกอบภาพจะจำเป็นในกรณีที่กรรมวิธีการประสานขึ้นอยู่กับข้อมูลของวัตถุในภาพ (Object) ที่ระดับการแยกองค์ประกอบใด ๆ โดยกรณีที่วัตถุในภาพมีขอบเขตเชิงพื้นที่ที่กว้าง (ขนาดใหญ่) การใช้จำนวนระดับการแยกองค์ประกอบภาพสูง จะทำให้เห็นรายละเอียดของวัตถุนั้น ๆ ชัดเจนขึ้น อย่างไรก็ตามการใช้จำนวนระดับการแยกที่สูงมากก็ไม่จำเป็นว่าจะให้ผลการประสานภาพที่ดีเสมอไป เนื่องจากที่ระดับการแยกสูงสุดจะให้ภาพการประมาณที่มีความละเอียดต่ำ ดังนั้นการใช้จำนวนระดับการแยกที่สูงมากก็จะทำให้ความละเอียดของภาพการประมาณต่ำมาก ซึ่งกรณีที่วัตถุในภาพมีขอบเขตเชิงพื้นที่น้อย (ขนาดเล็ก) ที่ระดับการแยกองค์ประกอบสูง ลักษณะข้อมูลของวัตถุ (ขนาดเล็ก) จะเกิดความไม่ต่อเนื่อง ทำให้เกิดการซ้อนทับกัน (Overlap) ของวัตถุข้างเคียง เมื่อนำข้อมูลมาทำการประสานจะให้ผลการประสานที่มีความไม่ต่อเนื่องและเกิดความผิดเพี้ยน เช่น เกิดปรากฏการณ์แบบบล็อก (Blocking effect) [1]

ดังนั้นการพิจารณาเลือกจำนวนระดับการแยกองค์ประกอบภาพที่เหมาะสมจึงควรสอดคล้องไปกับการพิจารณาขอบเขตเชิงพื้นที่ (Spatial extent) ของวัตถุในแต่ละภาพต้นทางที่สนใจ ดังนี้ หากวัตถุที่สนใจมีขอบเขตเชิงพื้นที่ที่กว้างก็ควรจะใช้ระดับการแยกองค์ประกอบที่สูงพอที่จะทำให้เห็นรายละเอียดของวัตถุนั้นชัดเจน แต่หากวัตถุที่สนใจมีขอบเขตเชิงพื้นที่น้อย การแยกองค์ประกอบภาพที่ระดับสูง ๆ อาจจะทำให้ข้อมูลที่ระดับสูง ๆ เกิดความไม่ต่อเนื่องได้ เนื่องจากความละเอียดของภาพต่ำลง ดังนั้นการใช้ระดับการแยกองค์ประกอบสูงก็ไม่จำเป็น

2.2.5 การวัดระดับพฤติกรรม (Activity measure)

ในการที่จะเลือกเทคนิควิธีใด ๆ เพื่อมาใช้ในการวัดระดับพฤติกรรมนั้นจะพิจารณาจากธรรมชาติของภาพต้นทางแต่ละภาพ ซึ่งปกติก็จะเป็นไปตามลักษณะของการนำภาพเหล่านี้ไปประยุกต์ใช้ ยกตัวอย่างเช่น การนำภาพที่บันทึกที่ระยะโฟกัสต่างกันมาทำการประสาน การวัดระดับพฤติกรรมที่นำมาใช้ก็ควรจะเป็นวิธีที่ให้ค่าระดับพฤติกรรม $a_s^*(n|p)$ สูง ณ ตำแหน่งที่ข้อมูลภาพอยู่ในระยะโฟกัสหรือตำแหน่งที่ภาพชัด นั่นคือสามารถนำข้อมูลของความเปรียบต่าง (Contrast) ของภาพต้นทางทั้งสองมาใช้ในการวัดได้ ข้อมูลของความเปรียบต่างสามารถดูได้จากขนาดขององค์ประกอบความถี่สูงหรือสัมประสิทธิ์ของภาพรายละเอียด โดยวิธีการวัดค่าระดับ

พฤติกรรมอย่างง่าย สามารถวัดได้ด้วยการใช้ค่าสัมบูรณ์ของสัมประสิทธิ์รายละเอียด (Detail coefficient) หรือฟังก์ชันใด ๆ ที่ดำเนินการโดยใช้ค่าแอมพลิจูด (Amplitude) ดังแสดงในสมการที่ (2.3)

$$a_s^k(\mathbf{n} | p) = |y_s^k(\mathbf{n} | p)| \quad (2.3)$$

แต่โดยส่วนมากแล้ว การวัดระดับพฤติกรรมจะอยู่บนพื้นฐานของความเป็นจริงที่ว่า การมองเห็นของมนุษย์จะไวต่อบริเวณที่มีการเปลี่ยนแปลงความเปรียบต่างภายในภาพ เช่น บริเวณขอบ ดังนั้นกรรมวิธีการประสานภาพจะคำนวณค่าระดับพฤติกรรมของแต่ละสัมประสิทธิ์ โดยมีส่วนของการคำนวณหาค่าพลังงาน (Energy) เป็นส่วนประกอบ อย่างเช่น

$$a_s^k(\mathbf{n} | p) = \sum_{\Delta \mathbf{n} \in W^k(p)} w^k(\Delta \mathbf{n} | p) |y_s^k(\mathbf{n} + \Delta \mathbf{n} | p)|^\gamma, \quad \gamma \in \mathbb{R}_+ \quad (2.4)$$

เมื่อ $w^k(p)$ คือหน้าต่างขนาดจำกัดที่ระดับการแยกองค์ประกอบ k และที่แถบความถี่ p ส่วน $w^k(\mathbf{n} | p)$ คือค่าถ่วงน้ำหนักของหน้าต่าง (Window's weights)

นอกจากที่กล่าวมาข้างต้นแล้ว การวัดค่าระดับพฤติกรรมยังสามารถพิจารณาจากความเปรียบต่างของสัมประสิทธิ์ที่ต้องการวัดกับค่ากับสัมประสิทธิ์ข้างเคียง ดังนี้

$$a_s^k(\mathbf{n} | p) = \frac{|y_s^k(\mathbf{n} | p)|}{\sum_{\Delta \mathbf{n} \in W^k(p)} w^k(\Delta \mathbf{n} | p) |y_s^k(\mathbf{n} + \Delta \mathbf{n} | p)|} \quad (2.5)$$

หรืออาจจะใช้วิธีการเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้น อย่างเช่น วิธีที่ช่วยลดสัญญาณรบกวน

$$a_s^k(\mathbf{n} | p) = \text{median}_{\Delta \mathbf{n} \in W^k(p)} |y_s^k(\mathbf{n} + \Delta \mathbf{n} | p)| \quad (2.6)$$

โดยปกติหน้าต่าง $W^k(p)$ จะไม่ใช่ขนาดใหญ่ ส่วนมากจะมีขนาด 3×3 หรือ 5×5 โดยมีจุดศูนย์กลางอยู่ที่สัมประสิทธิ์ที่ต้องการคำนวณค่าระดับพฤติกรรม ซึ่งจะเรียกว่าการวัดระดับพฤติกรรมเชิงหน้าต่าง (Window-based) และนอกจากหน้าต่าง $W^k(p)$ จะมีขนาด 3×3 หรือ 5×5 แล้ว ก็อาจจะมีขนาดเล็กจนเป็นเพียงแค่จุดสัมประสิทธิ์ (Sample-based) ก็ได้ ซึ่งจะเรียกว่าการวัดระดับพฤติกรรมเชิงจุดภาพ (Pixel-based)

2.2.6 การวัดค่าความเข้ากัน (Match measure)

โดยปกติการวัดความเข้ากันหรือความคล้ายกันระหว่างสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบของภาพต้นทางทั้งสอง มักจะอยู่ในรูปแบบของการวัดสหสัมพันธ์ท้องถิ่น (Local correlation) โดยความเข้ากันระหว่าง $y_A^k(\mathbf{n} | p)$ และ $y_B^k(\mathbf{n} | p)$ ถูกนิยามเท่ากับการหาสหสัมพันธ์บรรทัดฐาน (Normalized correlation) ที่กระทำบนสัมประสิทธิ์ที่พิจารณาและสัมประสิทธิ์ข้างเคียง ดังสมการที่ (2.7)

$$m_{AB}^k(\mathbf{n} | p) = \frac{2 \cdot \sum_{\Delta \mathbf{n} \in W^k(p)} w^k(\Delta \mathbf{n} | p) |y_A^k(\mathbf{n} + \Delta \mathbf{n} | p)| |y_B^k(\mathbf{n} + \Delta \mathbf{n} | p)|}{\sum_{\Delta \mathbf{n} \in W^k(p)} w^k(\Delta \mathbf{n} | p) \left(|y_A^k(\mathbf{n} + \Delta \mathbf{n} | p)|^2 + |y_B^k(\mathbf{n} + \Delta \mathbf{n} | p)|^2 \right)} \quad (2.7)$$

เมื่อ $W^k(p)$ คือหน้าตาต่างขนาดจำกัด ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ k และที่แถบความถี่ p ส่วน $w^k(\mathbf{n} | p)$ คือค่าถ่วงน้ำหนักของหน้าตานั้น ๆ นอกจากวิธีข้างต้นแล้ว ยังมีทางเลือกอื่น เช่น การหาความสัมพันธ์ระหว่างแอมพลิจูดของสัมประสิทธิ์

2.2.7 การตัดสินใจ (Decision)

พารามิเตอร์การตัดสินใจ (Decision) $d^k(\mathbf{n} | p)$ จะเป็นตัวกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก $w_s(\delta)$ ของสัมประสิทธิ์จากแต่ละภาพต้นทาง นั่นคือ สัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบผลรวม $y_F^k(\mathbf{n} | p)$ จะถูกคำนวณในเทอมของฟังก์ชันที่มีพารามิเตอร์การตัดสินใจเป็นฐาน ปัญหาสำคัญอยู่ที่ว่าจะกำหนดพารามิเตอร์การตัดสินใจ $d^k(\mathbf{n} | p)$ เป็นอย่างไร อันจะเกี่ยวข้องไปถึงการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก $w_s(d^k(\mathbf{n} | p))$ ที่จะนำไปใช้ในวิธีการรวมแบบค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก (Weighted averaging) และเนื่องจาก ถึงแม้วิธีการรวมแบบค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักจะให้ผลการประสานภาพที่สามารถรักษาเสถียรภาพ (Stabilization) ไปได้ แต่ก็ทำให้ความเปรียบต่างภายในภาพลดลง (ในกรณีที่ภาพต้นทางมีความเปรียบต่างภายในภาพที่แตกต่างกัน) และเพื่อหลีกเลี่ยงปัญหานี้ จึงมีการนำกฎการเลือก (Selective rule) มาใช้แทน ดังนั้นการตัดสินใจก็จะทำได้ โดยดูจากค่าระดับพฤติกรรม $a_s^k(\mathbf{n} | p)$ ของสัมประสิทธิ์ที่มีค่ามากที่สุดจากภาพต้นทางทั้งหมด ดังนี้

$$y_F^k(\mathbf{n} | p) = y_M^k(\mathbf{n} | p) \text{ เมื่อ } M = \arg \max_s a_s^k(\mathbf{n} | p) \quad (2.8)$$

และสมการที่ (2.8) สามารถแสดงในรูปแบบของพารามิเตอร์การตัดสินใจและค่าถ่วงน้ำหนักได้ดังนี้

$$w_s(d^k(\mathbf{n} | p)) = \begin{cases} 1 & \text{if } s = \arg \max_s a_s^k(\mathbf{n} | p) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.9)$$

ซึ่งจากงานวิจัยที่ผ่านมา ๆ มา มักจะเรียกวิธีนี้ว่า วิธีการเลือกค่ามากที่สุด (Choose max selection) และแสดงลักษณะการรวมดังสมการที่ (2.10)

$$y_F^k(\mathbf{n} | p) = \begin{cases} y_A^k(\mathbf{n} | p) & \text{if } a_A^k(\mathbf{n} | p) > a_B^k(\mathbf{n} | p) \\ y_B^k(\mathbf{n} | p) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2.10)$$

วิธีนี้จะให้ผลดีภายใต้ข้อสันนิษฐานที่ว่า มีภาพต้นทางเพียงหนึ่งภาพที่ให้ข้อมูลที่มีระดับพฤติกรรมมากที่สุด ณ ตำแหน่งหนึ่ง ๆ ในภาพ ซึ่งข้อสันนิษฐานนี้อาจจะไม่เป็นจริงเสมอไป ทางเลือกอื่นที่สามารถนำมาพิจารณาประกอบได้ก็คือ การวัดความเข้ากันที่ตำแหน่งนั้น ๆ ก่อน แล้วทำการตัดสินใจเลือกระหว่างการรวมแบบค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักและการรวมแบบเลือกค่ามากที่สุด ดังนี้

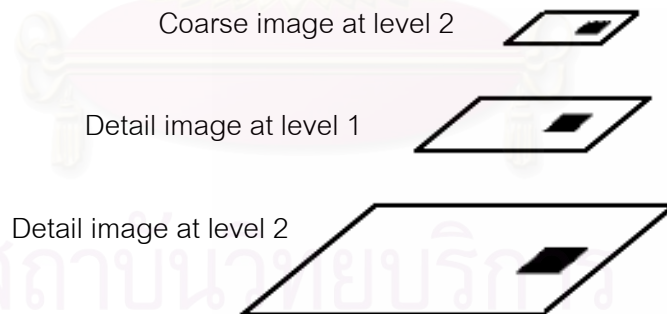
$$y_F^k(\mathbf{n} | p) = \begin{cases} y_A^k(\mathbf{n} | p) & \text{if } m_A^k(\mathbf{n} | p) \leq T \text{ and } a_A^k(\mathbf{n} | p) > a_B^k(\mathbf{n} | p) \\ y_B^k(\mathbf{n} | p) & \text{if } m_A^k(\mathbf{n} | p) \leq T \text{ and } a_A^k(\mathbf{n} | p) \leq a_B^k(\mathbf{n} | p) \\ \frac{w_A(d^k(\mathbf{n} | p))y_A + w_B(d^k(\mathbf{n} | p))y_B}{2} & \text{if } m_A^k(\mathbf{n} | p) > T \end{cases} \quad (2.11)$$

เมื่อ T คือขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold)

จากสมการที่ (2.11) สามารถอธิบายได้ว่า ณ ตำแหน่งที่ภาพต้นทางทั้งสองภาพแตกต่างกันมาก ขั้นตอนการรวมจะถูกตัดสินใจใช้วิธีการรวมแบบเลือก ซึ่งจะสามารถรักษาข้อมูลเด่นที่มีอยู่จากแต่ละภาพต้นทางไว้ และลดผลของความผิดเพี้ยนในกรณีที่ภาพต้นทางมีความแตกต่างของความเปรียบต่างมากได้ ในขณะที่ ณ ตำแหน่งที่ภาพต้นทางทั้งสองมีความคล้ายคลึงกันมาก ขั้นตอนการรวมจะใช้ถูกตัดสินใจวิธีการรวมแบบค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก ซึ่งจะช่วยลดผลกระทบจากสัญญาณรบกวนและให้ผลการประสานภาพที่สามารถรักษาเสถียรภาพไว้ได้

2.2.8 การจับกลุ่มสัมประสิทธิ์ (Coefficient grouping method)

ผลจากการแยกองค์ประกอบภาพ จะมีเซตของสัมประสิทธิ์ที่มีความสอดคล้องกันอยู่ในแต่ละแถบความถี่ และแต่ละระดับการแยกองค์ประกอบ โดยในรูปที่ 2.6 สีเหลี่ยมสีดำจะแสดงกลุ่มของจุดภาพที่สอดคล้องกัน



รูปที่ 2.6 ลักษณะความสอดคล้องกันของสัมประสิทธิ์การแปลงพริมาตรแบบลาปลาเซียน

ซึ่งการประสานภาพที่ทำการตัดสินใจโดยพิจารณาสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบแต่ละตัวแยกกัน จะถูกเรียกว่า การประสานภาพแบบไม่จับกลุ่ม (No-grouping scheme) และการประสานภาพที่ทำการตัดสินใจโดยจับกลุ่มสัมประสิทธิ์ที่มีความสอดคล้องกันในระดับการแยกองค์ประกอบหนึ่ง ๆ จะถูกเรียกว่า การประสานแบบจับกลุ่มในแนวระดับ (Scale grouping scheme) ส่วนการประสานภาพที่ทำการตัดสินใจโดยจับกลุ่มสัมประสิทธิ์ที่มีความสอดคล้องกัน

บนผลการแยกองค์ประกอบทั้งหมด (ทุกแถบความถี่และทุกระดับการแยกองค์ประกอบ) จะถูกเรียกว่า การประสานแบบจับกลุ่มหลายระดับ (Multiscale grouping scheme)

โดยกรรมวิธีการประสานภาพที่มีการจับกลุ่มสัมประสิทธิ์ที่สอดคล้องกันก่อนทำการตัดสินใจจะช่วยให้สามารถแน่ใจได้ว่า สัมประสิทธิ์ที่มีความสอดคล้องกันเหล่านี้ จะถูกทำการรวมไปในทิศทางเดียวกัน

2.2.9 ขั้นตอนการรวม (Combination process)

ในที่นี้จะพิจารณาการรวมภาพ โดยใช้ภาพต้นทางจำนวน 2 ภาพ และตั้งข้อสันนิษฐานว่า สัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบผลรวม $y_F^k(\mathbf{n} | p)$ ทุกสัมประสิทธิ์ ได้มาจากการรวมสัมประสิทธิ์ของภาพต้นทางทั้งสอง ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ ที่แถบความถี่ ณ ตำแหน่งที่สอดคล้องกัน ดังนี้

$$y_F^k(\mathbf{n} | p) = C^k(y_A^1(\mathbf{n} | p), y_B^2(\mathbf{n} | p), d^k(\mathbf{n} | p)) \quad (2.12)$$

เมื่อ $C^k: \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ คือ การส่งจุดภาพ (Mapping) ที่ระดับ k ซึ่งการส่งจุดภาพเชิงเส้น (Linear mapping) ถือเป็นทางเลือกที่ง่ายที่สุด ดังในสมการที่ (2.13)

$$C^k(y_1, y_2, \delta) = w_A(\delta)y_1 + w_B(\delta)y_2 \quad (2.13)$$

โดยค่าถ่วงน้ำหนัก $w_A(\delta)$ และ $w_B(\delta)$ จะขึ้นอยู่กับพารามิเตอร์การตัดสินใจ δ

นอกจากนี้การส่งจุดภาพเชิงเส้นยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับภาพต้นทางที่มากกว่าสองภาพได้ โดยใช้การรวมแบบค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก (Weighted average combination) เพื่อสร้างสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบผลรวม $y_F^k(\mathbf{n} | p)$ ดังในสมการที่ (2.14)

$$y_F^k(\mathbf{n} | p) = \sum_{s \in S} w_s(d^k(\mathbf{n} | p)) y_s^k(\mathbf{n} | p) \quad (2.14)$$

โดยในกรณีที่ $w_s(d^k(\mathbf{n} | p))$ ของภาพต้นทางตัวใดตัวหนึ่งมีค่าเท่ากับศูนย์ สมการที่ (2.14) จะกลายเป็นวิธีการรวมแบบเลือก (Selective combination) ซึ่งสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบผลรวม $y_F^k(\mathbf{n} | p)$ จะถูกเลือกมาจากสัมประสิทธิ์ของภาพต้นทาง ภาพใดภาพหนึ่งนั่นเอง

สำหรับการส่งจุดภาพแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear mapping) ก็มีอยู่หลายวิธี เช่น วิธีการส่งจุดภาพของแซมมอน (Sammon's mapping) และวิธี Self-Organizing map

2.2.10 การรวมภาพการประมาณและการรวมภาพรายละเอียด

(Combination of approximation images vs. combination of detail images)

เนื่องจากภาพการประมาณ (Approximation image) และภาพรายละเอียด (Detail image) ที่ได้มาจากการแยกองค์ประกอบภาพ จะมีลักษณะทางกายภาพ (Physical meaning) ที่แตกต่างกัน ดังนั้นกระบวนการในการรวมที่นำมาใช้กับภาพทั้งสองแบบจึงแตกต่างกันไปด้วย โดยทั่วไปข้อมูลที่ได้จากภาพรายละเอียดจะเป็นข้อมูลของลักษณะเด่น (Salient feature) ในภาพ เช่น ขอบ (Edge) เส้น (Lines) และเส้นรอบพื้นที่ (Region boundaries) ดังนั้นสัมประสิทธิ์รายละเอียด $y_s^k(\mathbf{n}|p)$ จึงเป็นสัมประสิทธิ์ที่มีค่าสูง อันที่สอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงความเข้ม (Intensity) ของจุดภาพ ซึ่งจะแตกต่างกับสัมประสิทธิ์การประมาณ (Approximation coefficients) โดยภาพการประมาณ $y_s^k(\mathbf{n}|0)$ จะเหมือนเป็นรูปแบบที่คัดลอก (Copy version) ภาพต้นทาง x_s มา เพียงแต่มีความหยابสูงหรือมีความละเอียดต่ำกว่า ด้วยเหตุนี้จึงทำให้คุณสมบัติสำคัญบางอย่างที่มีอยู่ในภาพต้นทาง เช่น ค่าเฉลี่ยของความเข้ม (Mean intensity) หรือข้อมูลของลายภาพ (Texture information) ถูกถ่ายทอดมายังภาพการประมาณด้วย นั่นหมายความว่าสัมประสิทธิ์การประมาณที่มีค่าสูงไม่จำเป็นที่จะต้องแสดงถึง ขอบ หรือเส้น ดังเช่นสัมประสิทธิ์รายละเอียด

เนื่องจากภาพการประมาณได้รับการถ่ายทอดคุณสมบัติสำคัญ ๆ เช่น ค่าเฉลี่ยของความเข้มหรือข้อมูลของลายภาพมาจากภาพต้นทาง ดังนั้นการวัดระดับพฤติกรรมของภาพการประมาณจึงมักจะอยู่บนพื้นฐานของการหาเอนโทรปี (Entropy) ความแปรปรวน (Variance) หรือเกณฑ์ของลายภาพ (Texture criteria) มากกว่าที่จะอยู่บนพื้นฐานของการหาพลังงานเหมือนภาพรายละเอียด ดังที่ได้กล่าวถึงไปแล้วในสมการที่ (2.4)

สำหรับกระบวนการรวม (Combination process) ของภาพการประมาณนั้น งานวิจัยจำนวนมาก นิยมที่จะทำการรวมสัมประสิทธิ์การประมาณด้วยการหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของสัมประสิทธิ์จากภาพต้นทางทั้งหมด ดังในสมการที่ (2.15) โดยตั้งข้อสันนิษฐานว่าภาพต้นทางถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนแบบ AWGN (Additive white gaussian noise) และระดับการแยกองค์ประกอบ K ที่ใช้สูงเพียงพอที่ลักษณะเด่นจากภาพรายละเอียดถูกจับยึด (Capture) อย่างชัดเจนแล้ว ด้วยเหตุนี้ภาพการประมาณ (ที่มีสัญญาณรบกวน) จึงสามารถนำมาทำการเฉลี่ย เพื่อลดความแปรปรวนของสัญญาณรบกวนได้ โดยที่ข้อมูลในส่วนของคุณค่าเฉลี่ยความเข้มภายในภาพการประมาณยังคงอยู่

$$y_F^K(\mathbf{n}|0) = \frac{\sum_{s \in S} y_s^K(\mathbf{n}|0)}{|S|} \quad (2.15)$$

เมื่อ $|s|$ คือจำนวนของภาพต้นทาง

สำหรับการรวมสัมประสิทธิ์รายละเอียด โดยส่วนมากจะนิยมใช้วิธีการรวมแบบเลือกดังในสมการที่ (2.10) และในกรณีอย่างง่ายที่ $a_s^k(\mathbf{n} | p) = |y_s^k(\mathbf{n} | p)|$ และมีภาพต้นทางเพียงสองภาพ $|s| = 2$ จะสามารถแสดงกรรมวิธีการรวมได้ดังนี้

$$y_F^k(\mathbf{n} | 0) = \frac{y_A^k(\mathbf{n} | 0) + y_B^k(\mathbf{n} | 0)}{2} \quad (2.16)$$

$$y_F^k(\mathbf{n} | p) = \begin{cases} y_A^k(\mathbf{n} | p) & \text{if } |y_A^k(\mathbf{n} | p)| > |y_B^k(\mathbf{n} | p)| \\ y_B^k(\mathbf{n} | p) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad p = 1, \dots, P \quad (2.17)$$

จากโครงสร้างทั่วไปของการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบภาพที่กล่าวมาข้างต้น จะเป็นเพียงแนวทางในการสร้างกฎการประสาน (Fusion rules) เนื่องจากอาจจะมีแฟกเตอร์ (Factor) อื่นที่สามารถนำมาใช้เพิ่มเติมได้ เช่น ความรู้ก่อน (Prior knowledge) ซึ่งสามารถนำมาใช้กับบล็อกขั้นตอนทั้งหมดของการประสานภาพ เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพ ยกตัวอย่างเช่น เมื่อจะทำการรวมสัมประสิทธิ์ของภาพต้นทางทั้งหมด ค่าถ่วงน้ำหนักอาจจะไม่เพียงถูกกำหนดจากค่าระดับพฤติกรรมและค่าความเข้ากัน แต่อาจจะใช้ความรู้ก่อนเข้ามาช่วยวิเคราะห์เพิ่มเติมได้

2.3 งานวิจัยที่ผ่านมา

ในที่นี้ งานวิจัยที่ได้อบรมรวมมาจะเป็นงานวิจัยที่ผ่านมาแล้วในระหว่าง 2 ถึง 18 ปี โดยงานวิจัยแรกเป็นกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบภาพ ที่นำเสนอโดย Burt [11] โดยวิธีการของเขานั้น จะใช้การแปลงพีระมิดแบบลาปลาเซียน (Laplacian pyramid) ในการแยกองค์ประกอบภาพ และมีกระบวนการประสาน (Fusion process) แบบที่ใช้กฎการเลือกค่ามากสุดในระดับจุดภาพ (Pixel-based maximum selection rule) ในการสร้างสัมประสิทธิ์ผลรวม y_F^k ดังสมการที่ (2.18) โดยที่ค่าระดับพฤติกรรมหาได้จาก $a_s^k(\mathbf{n} | p) = |y_s^k(\mathbf{n} | p)|$

$$y_F^k(\mathbf{n} | p) = \begin{cases} y_A^k(\mathbf{n} | p) & \text{if } |y_A^k(\mathbf{n} | p)| > |y_B^k(\mathbf{n} | p)| \\ y_B^k(\mathbf{n} | p) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad p = 0, 1, \dots, P \quad (2.18)$$

Burt และ Kolczynski [10] นำการแปลงพีระมิดแบบเกรเดียนท์ (Gradient pyramid) มาใช้ในการแยกองค์ประกอบภาพ และนำเสนอกระบวนการประสานที่ใช้ข้อมูลเชิงหน้าต่าง (Window-based) มาทำการวัดค่าระดับพฤติกรรมและค่าความเข้ากัน ที่นำมาใช้ร่วมกัน โดยเขา

ได้นิยามการวัดระดับพฤติกรรมของ $y_s^k(\mathbf{n}|p)$ เท่ากับการวัดค่าพลังงานท้องถิ่น (Local energy) ดังนี้

$$a_s^k(\mathbf{n}|p) = \sum_{\Delta\mathbf{n} \in W^k(p)} |y_s^k(\mathbf{n}+\Delta\mathbf{n}|p)|^2 \quad (2.19)$$

และทำการวัดค่าความเข้ากันระหว่าง $y_A^k(\mathbf{n}|p)$ และ $y_B^k(\mathbf{n}|p)$ ดังนี้

$$m_{AB}^k(\mathbf{n}|p) = \frac{2 \cdot \sum_{\Delta\mathbf{n} \in W^k(p)} y_A^k(\mathbf{n}+\Delta\mathbf{n}|p) y_B^k(\mathbf{n}+\Delta\mathbf{n}|p)}{a_A^k(\mathbf{n}|p) + a_B^k(\mathbf{n}|p)} \quad (2.20)$$

เมื่อ $W^k(p)$ คือหน้าต่างขนาด 1×1 , 3×3 หรือ 5×5 โดยสัมพันธ์กับพิกัดที่พิจารณาจะอยู่ที่จุดเริ่มต้นของหน้าต่าง และใช้วิธีการรวมแบบค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก ดังนี้

$$y_F^k(\mathbf{n}|p) = w_A(d^k(\mathbf{n}|p)) y_A^k(\mathbf{n}|p) + w_B(d^k(\mathbf{n}|p)) y_B^k(\mathbf{n}|p) \quad (2.21)$$

โดยค่าถ่วงน้ำหนักจะได้มาจากกระบวนการตัดสินใจ สำหรับแต่ละระดับการแยกองค์ประกอบ k ที่แถบความถี่ $p = 0, 1, \dots, P$ และที่ตำแหน่ง \mathbf{n} ดังนี้

$$w_A(d^k(\mathbf{n}|p)) = 1 - w_B(d^k(\mathbf{n}|p)) = d^k(\mathbf{n}|p) \quad (2.22)$$

เมื่อพารามิเตอร์การตัดสินใจ $d^k(\mathbf{n}|p)$ มีค่าดังต่อไปนี้

$$d^k(\mathbf{n}|p) = \begin{cases} 1 & \text{if } m_{AB}^k(\mathbf{n}|p) \leq T \text{ and } a_A^k(\mathbf{n}|p) > a_B^k(\mathbf{n}|p) \\ 0 & \text{if } m_{AB}^k(\mathbf{n}|p) \leq T \text{ and } a_A^k(\mathbf{n}|p) \leq a_B^k(\mathbf{n}|p) \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \left(\frac{1 - m_{AB}^k(\mathbf{n}|p)}{1 - T} \right) & \text{if } m_{AB}^k(\mathbf{n}|p) > T \text{ and } a_A^k(\mathbf{n}|p) > a_B^k(\mathbf{n}|p) \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1 - m_{AB}^k(\mathbf{n}|p)}{1 - T} \right) & \text{if } m_{AB}^k(\mathbf{n}|p) > T \text{ and } a_A^k(\mathbf{n}|p) \leq a_B^k(\mathbf{n}|p) \end{cases} \quad (2.23)$$

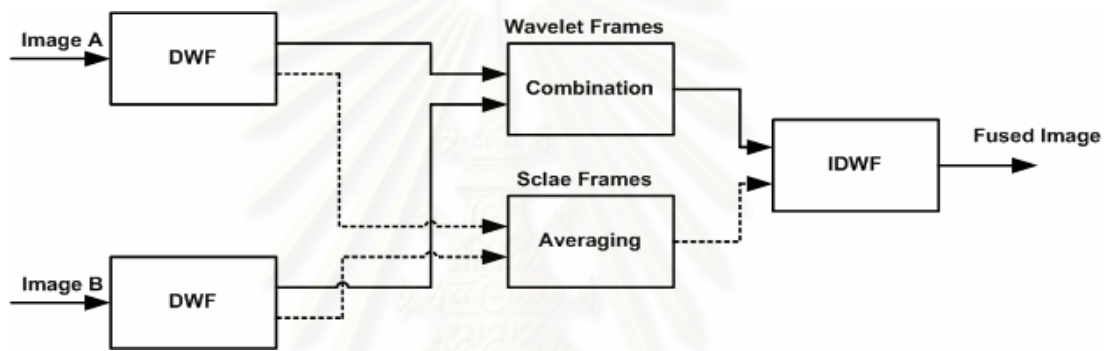
สำหรับค่าขีดเปลี่ยน T ใดๆ

ในกรณีที่ค่าความเข้ากันของภาพต้นทางทั้งสองมีค่าต่ำกว่าหรือเท่ากับค่าขีดเปลี่ยน จะหมายความว่าความคล้ายระหว่างภาพต้นทางมีน้อย ในที่นี้สัมประสิทธิ์ $y_F^k(\mathbf{n}|p)$ จะมีค่าเท่ากับสัมประสิทธิ์ $y_s^k(\mathbf{n}|p)$ ที่มีค่า $a_s^k(\mathbf{n}|p)$ สูงที่สุด ซึ่งจะสามารถลดปัญหาเรื่องความเบี่ยงต่างของภาพต้นทางทั้งสองที่แตกต่างกันได้ ส่วนในกรณีที่ค่าความเข้ากันของภาพต้นทางทั้งสองมีค่ามากกว่าค่าขีดเปลี่ยน จะหมายความว่าความคล้ายคลึงระหว่างภาพต้นทางมีมาก ดังนั้นขั้นตอนการรวมจะเป็นการรวมแบบค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักแทน

Zhenhua Li และ Zhongliang Jing [12] นำเสนอวิธีการประสานภาพที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ต (อธิบายไว้ในภาคผนวก ก) มาทำการแยกองค์ประกอบภาพ และทำการรวมข้อมูลโดยใช้ข้อมูลเชิงพื้นที่ (Region-based) สำหรับกระบวนการประสานภาพก็จะคล้ายกับขั้นตอนวิธีของ Burt และ Kolczynski ที่มีการวัดค่าระดับพฤติกรรมและค่าความเข้ากัน เช่นเดียวกัน ต่างกันที่

ตรงที่ข้อมูลก็นำมาใช้ในงานวิจัยนี้เป็นข้อมูลเชิงพื้นที่ ในขณะที่งานวิจัยของ Burt และ Kolczynski ใช้ข้อมูลเชิงหน้าตานั้นเอง

Oliver Rockinger [3] นำเสนอวิธีการประสานภาพที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพ [8,9] เพื่อปรับปรุงความกลมกลืน (Consistency) และเสถียรภาพเชิงเวลาของภาพชุด (Image sequence) ด้วยการแปลงเวฟเล็ตที่ไม่แปรตามการเลื่อน โดยกระบวนการประสานของเขาจะใช้ข้อมูลในระดับจุดภาพ ซึ่งจะแบ่งออกเป็นส่วนของภาพรวมภาพการประมาณ ในที่นี้เขาเรียกว่าเวฟเล็ตเฟรม (Wavelet frames) และส่วนของภาพรวมภาพรายละเอียดซึ่งในที่นี้เขาเรียกว่าสเกลเฟรม (Scale frames) ดังแสดงในรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 กรรมวิธีการประสานภาพของ Oliver Rockinger

โดยวิธีการรวมเวฟเล็ตเฟรมนั้นจะใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก ดังสมการที่ (2.24)

$$y_F^K(\mathbf{n} | 0) = \sum_{s \in S} w_s(d^k(\mathbf{n} | 0)) y_s^K(\mathbf{n} | 0) \quad (2.24)$$

และวิธีการรวมสเกลเฟรม จะใช้วิธีการเลือกค่ามากที่สุดดังสมการที่ (2.25)

$$y_F^k(\mathbf{n} | p) = \arg \max_s (\alpha_s \cdot |y_s^k(\mathbf{n} | p)|) \quad (2.25)$$

โดย α_s คือค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้มาจากความรู้ก่อน (Prior knowledge) ของแต่ละภาพต้นทาง

Zhong Zhang และ Rick S. Blum [4] นำเสนอวิธีการประสานภาพ ด้วยการนำการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตมาปรับใช้ เพื่อลดผลกระทบในกรณีที่เกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ โดยนำไปประยุกต์ใช้กับภาพดิจิทัลที่ทำการบันทึกที่ระยะโฟกัสต่างกันโดยตรง ซึ่งในส่วนของกระบวนการประสาน เขาได้นำวิธีการกรองลำดับที่ (Rank filter method) มาใช้ในการวัดค่าระดับพฤติกรรมของข้อมูลเชิงหน้าตต่าง โดยให้ $\text{Rank}(i)(w^k(p))$ เป็นตัวเก็บค่าสัมประสิทธิ์ในลำดับที่ i^{th} ที่มีค่ามากที่สุด ในเซตของข้อมูลเชิงหน้าตต่าง $w^k(p)$ และนิยามการวัดค่าระดับพฤติกรรมด้วย

$$\text{Rank}(i)(y_s^k(\mathbf{n} + \Delta\mathbf{n}|p)) \quad p = 0, 1, \dots, P$$

เมื่อ $\Delta\mathbf{n} \in W^k(p)$ (2.26)

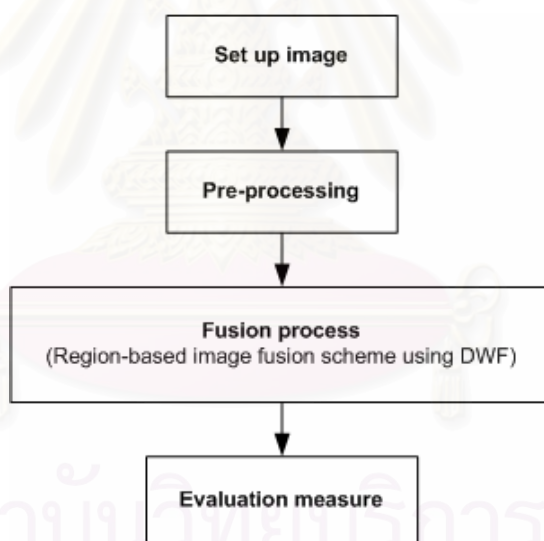


สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 3

กรรมวิธีที่นำเสนอ

เนื่องจากในวิทยานิพนธ์นี้ มีความต้องการที่จะชี้ให้เห็นถึงปัญหาที่จะเกิดขึ้นจริงในทางปฏิบัติ เมื่อมีการนำกรรมวิธีการประสานภาพไปใช้งาน ดังนั้นขั้นตอนวิธีในการดำเนินงานจะรวมถึง ขั้นตอนวิธีทั้งหมดในการที่จะนำกรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอไปประยุกต์ใช้งานจริง ดังแสดงในรูปที่ 3.1 โดยจะเริ่มตั้งแต่ขั้นตอนการบันทึกภาพต้นทาง (Set-up image) การนำภาพไปผ่านกระบวนการขั้นต้น (Pre-processing) เพื่อเตรียมภาพต้นทางให้พร้อมก่อนที่จะนำไปผ่านกระบวนการประสาน (Fusion process) รวมถึงขั้นตอนการวัดประสิทธิภาพ (Evaluation measure) ของกรรมวิธีที่นำเสนอ



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนวิธีทั้งหมดในการดำเนินงาน

3.1 การบันทึกภาพ (Set-up image)

ในวิทยานิพนธ์นี้ ภาพต้นทางที่นำมาใช้จะเป็นภาพที่ทำการบันทึกโดยใช้อุปกรณ์รับรู้ภาพต่างชนิดกัน ซึ่งตอบสนองต่อช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าต่างกัน โดยภาพแรกเป็น ภาพความร้อน (Thermal image) ที่ทำการบันทึกด้วยกล้องอินฟราเรด รุ่น Thermovision@A10 ผลิตโดยบริษัท

Indigo system ดังแสดงในรูปที่ 3.2 (ก) ซึ่งใช้อุปกรณ์รับรู้ภาพประเภท Uncooled microbolometer focal plane array ที่ตอบสนองกับคลื่นอินฟราเรดในช่วงคลื่นยาว (Long wavelength) 7.5-13.5 ไมครอน (Microns) และให้ภาพความร้อนที่มีความละเอียด 128X160 จุดภาพ โดยการบันทึกภาพจะใช้ FireWire module ในการเชื่อมต่อระหว่างกล้องและคอมพิวเตอร์ ดังแสดงในรูปที่ 3.2 (ข)



(ก)



(ข)

รูปที่ 3.2 อุปกรณ์ที่ใช้ในการบันทึกภาพความร้อน

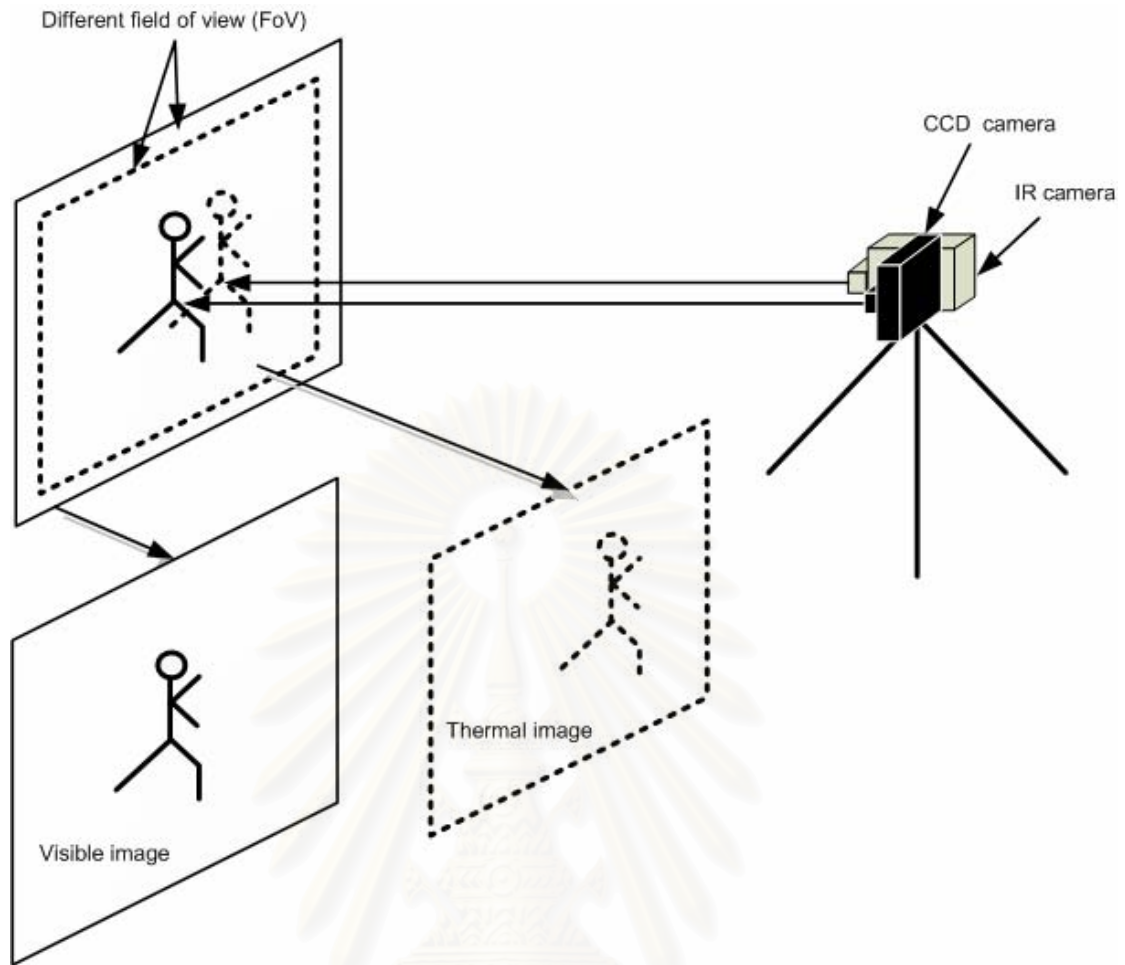
(ก) กล้องอินฟราเรดรุ่น Thermovision@A10

(ข) การเชื่อมต่อกับคอมพิวเตอร์

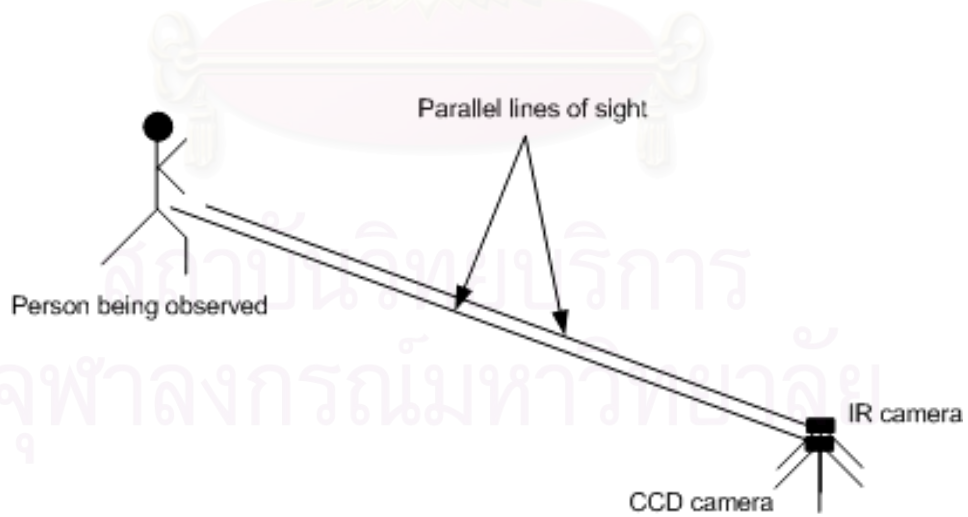
ภาพต้นทางภาพที่สอง เป็นภาพจริง (Visible image) ที่ทำการบันทึกด้วยกล้อง CCD ซึ่งตอบสนองกับคลื่นแสงในช่วง 0.4-0.7 ไมครอน และให้ความละเอียดสูงสุดที่ 1920X2560 จุดภาพ

การจัดตั้งอุปกรณ์

ในการพัฒนาขั้นตอนวิธีการบันทึกภาพความร้อน (Thermal image) และภาพจริง (Visible image) สำหรับวิทยานิพนธ์นี้ อุปกรณ์รับรู้ภาพ 2 ชนิด คือ กล้องอินฟราเรด Thermovision@A10 และกล้อง CCD ที่ใช้ในการบันทึกภาพนั้น จะถูกตรึง (Fixed) ตำแหน่งของกล้องไว้ที่ตำแหน่งเดียวกัน (ใช้ขาตั้งกล้อง) ทั้งนี้เป็นเพราะว่าต้องการให้จุดศูนย์กลางของกล้องอยู่ในตำแหน่งเดียวกัน เพื่อให้ภาพต้นทางทั้งสองที่บันทึกได้มีรายละเอียดภายในภาพที่ตรงกันมากที่สุด ดังแสดงในรูปที่ 3.3 โดยในตอนแรกจะใช้กล้องอินฟราเรดทำการบันทึกภาพความร้อนก่อน แล้วจึงทำการเปลี่ยนเป็นกล้อง CCD เพื่อทำการบันทึกภาพจริง การจัดตั้งอุปกรณ์บันทึกภาพในลักษณะนี้ จะทำให้เส้นการมองเห็น (Line of sight) ของกล้องทั้งสองอยู่ในแนวขนาน (Parallel) ดังแสดงในรูปที่ 3.4



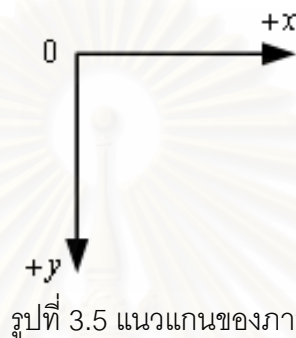
รูปที่ 3.3 การจัดตั้งอุปกรณ์ในการบันทึกภาพต้นทาง



รูปที่ 3.4 เส้นการมองเห็นของกล้องอินฟราเรดและกล้อง CCD

โดยการดำเนินการบันทึกภาพในลักษณะข้างต้นนั้น จะเป็นไปตามข้อสันนิษฐานที่ได้มีการกำหนดไว้ เพื่อพัฒนาขั้นตอนวิธีสำหรับวิทยานิพนธ์นี้ คือ

- เนื่องจากกล้องทั้งสองถูกตรึง (Fixed) ตำแหน่งของกล้องไว้ที่ตำแหน่งเดียวกัน ดังนั้นพารามิเตอร์การแปลง (Transformation parameter) จะมีเพียงแค่ ค่าสเกล (Scale value) และการเลื่อนตำแหน่ง (Displacement) ในแนวแกน x และ y เท่านั้น ซึ่งจะไม่มีพารามิเตอร์ของการหมุน (Rotation) มาเกี่ยวข้อง จึงไม่จำเป็นต้องนำมาพิจารณา รูปที่ 3.5 แสดงถึงแนวแกนของภาพ



- ค่าสเกล (Scale factor) [13] ของภาพต้นทางทั้งสอง สามารถคำนวณได้จากพารามิเตอร์ของกล้อง (Sensor parameters) ได้แก่ ระยะโฟกัสที่ใช้ในการบันทึกภาพทั้งสอง ซึ่งคำนวณหาค่าสเกลได้จาก

$$Sc = \frac{F_V}{F_{IR}} \quad (3.1)$$

เมื่อ F_{IR} คือระยะโฟกัสของกล้องความร้อน และ F_V คือระยะโฟกัสของกล้องจริง และ Sc คือค่าสเกล

นอกจากนี้แล้ว ค่าสเกลยังอาจได้มาจากค่าระยะห่างระหว่างวัตถุที่ต้องการบันทึกภาพ และตัวกล้องที่ใช้บันทึก (จำลองการบันทึกภาพที่ระยะห่างต่างกัน) [14] ดังนี้

$$Sc = Sc_0 \times \frac{d_{IR}}{d_V} \quad (3.2)$$

โดยที่ d_{IR} และ d_V คือระยะห่างจากวัตถุที่ต้องการบันทึกภาพถึงกล้องความร้อนและกล้อง CCD ตามลำดับ Sc_0 คือค่าสเกลเมื่อกำลังทั้งสองอยู่ในตำแหน่งเดียวกัน นั่นคือ $d_{IR} = d_V$

3.2 กระบวนการขั้นต้น (Pre-processing)

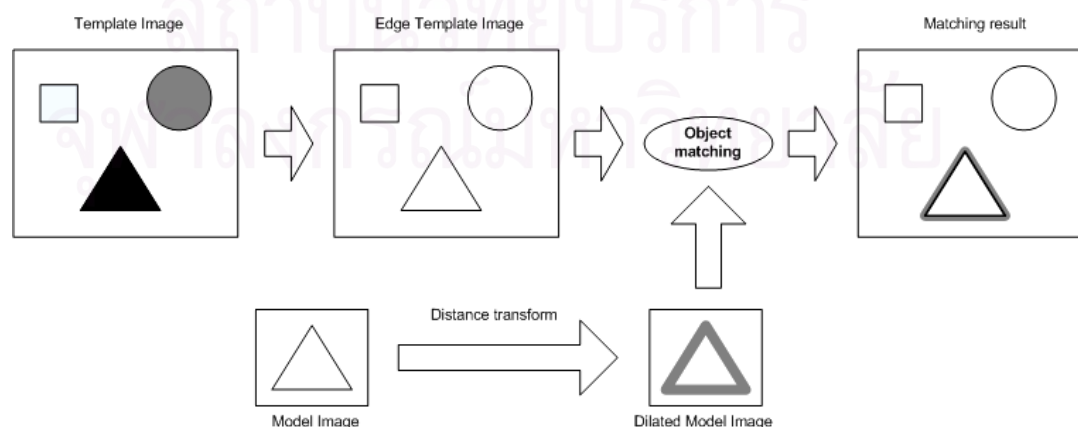
กระบวนการขั้นต้นที่ถูกพัฒนาขึ้นในวิทยานิพนธ์นี้ จะประกอบด้วย 2 กระบวนการหลัก ๆ ดังนี้

- การปรับปรุงภาพ (Image enhancement) ภาพต้นทางที่บันทึกได้ในตอนแรกจะถูกนำมาปรับปรุงความเปรียบต่าง (Contrast) ภายในภาพ เพื่อให้ภาพชัดขึ้น ซึ่งทำได้โดยการกระจายค่าความเข้ม (Intensity) ของภาพ (ที่มักจะถูกจับกลุ่มอยู่ในช่วงหนึ่ง ๆ) ให้กระจายตัวอยู่เต็มช่วง 0 ถึง 1 ของระดับเทา (Gray scale)

- การประทับจำภาพ (Image registration) [14,15] หลังจากทำการปรับปรุงภาพแล้ว ภาพต้นทางทั้งสองภาพจะถูกนำไปผ่านขั้นตอนการประทับจำภาพ เพื่อปรับแนว (Alignment) ของภาพให้ตรงกัน โดยขั้นตอนวิธีการประทับจำภาพที่พัฒนาขึ้นมาใช้ในวิทยานิพนธ์นี้ จะให้ความสำคัญกับการนำไปประยุกต์ใช้กับภาพความร้อนและภาพจริงเป็นหลัก ซึ่งประสิทธิภาพในการทำงานอาจจะไม่สูงเท่ากับขั้นตอนวิธีการประทับจำภาพที่มีการนำเสนอในงานวิจัยทางด้านนี้โดยตรง เนื่องจากวิธีที่พัฒนาขึ้นนี้ ต้องการให้ง่ายในการนำไปใช้ ไม่ซับซ้อน และให้ผลที่ยอมรับได้

3.2.1 การประทับจำภาพ (Image registration)

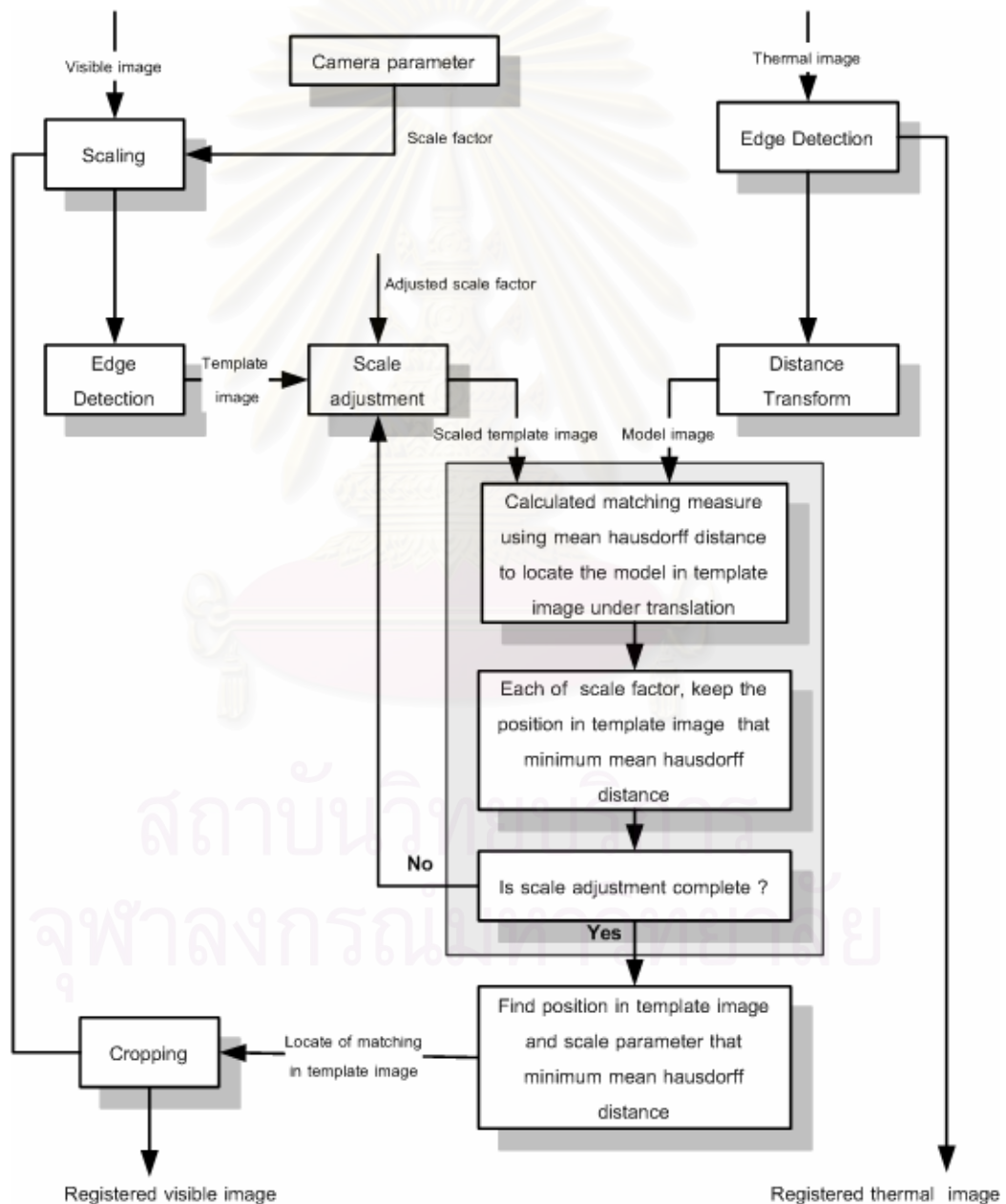
ขั้นตอนวิธีการประทับจำภาพที่พัฒนาขึ้นนี้จะเป็นไปตามข้อสันนิษฐานที่ได้อธิบายไว้ในหัวข้อ 3.1 ซึ่งพารามิเตอร์การเคลื่อนที่ที่ถูกพิจารณาจะมีเพียง ค่าสเกล และการเลื่อนตำแหน่ง (Displacement) ในแนวแกน x และ y เท่านั้น ทำให้พารามิเตอร์ของการหมุน (Rotation) ไม่ถูกนำมาพิจารณาในที่นี้



รูปที่ 3.6 ตัวอย่างขั้นตอนวิธีการเทียบเคียงวัตถุ

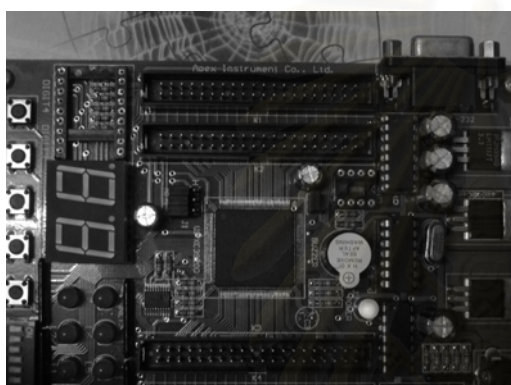
ขั้นตอนวิธีของการประทับจำภาพ (Registration algorithm) จะอยู่บนพื้นฐานของการเทียบเคียงวัตถุ (Object matching) [7] ซึ่งจะใช้ภาพต้นทางภาพหนึ่งเพื่อเป็นภาพตัวแบบ (Model image) และใช้ภาพต้นทางอีกภาพหนึ่งเพื่อเป็นภาพแม่แบบ (Template image) โดยภาพตัวแบบจะถูกใช้เพื่อทำการค้นหาวัตถุที่เข้าคู่กันภายในภาพแม่แบบ ดังตัวอย่างที่แสดงในรูปที่ 3.6 ซึ่งจะมีการวัดขนาดการเข้าคู่วัตถุ (Object match measure) ที่แต่ละตำแหน่งการค้นหา ตำแหน่งที่ให้ขนาดการเข้าคู่วัตถุค่ามากที่สุด จะเป็นตำแหน่งของวัตถุภายในภาพแม่แบบที่เข้าคู่กับภาพตัวแบบนั่นเอง สำหรับขั้นตอนวิธีทั้งหมดของการประทับจำภาพที่พัฒนาขึ้นในที่นี้ สามารถแสดงได้ดังรูปที่

3.7



รูปที่ 3.7 ขั้นตอนวิธีการประทับจำภาพ

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดให้ใช้ภาพความร้อนเป็นภาพตัวอย่าง และใช้ภาพจริงเป็นภาพแผ่นแบบ เนื่องจากต้องการใช้ภาพที่มีความละเอียดภายในภาพต่ำเป็นภาพตัวอย่าง เพื่อเป็นตัวค้นหาตำแหน่งที่เข้าสู่ภายในภาพแผ่นแบบ ซึ่งเป็นภาพที่มีความละเอียดภายในภาพสูงกว่า และในที่นี้ ได้มีการนำชุดภาพความร้อนและภาพจริง ที่สามารถนำไปใช้ในงานด้านการตรวจสอบ (Inspection) ดังแสดงในรูปที่ 3.8 มาแสดงเป็นภาพตัวอย่าง เพื่อให้สามารถมองเห็นภาพการดำเนินงานของกรรมวิธีการประทับจำภาพได้ชัดเจน โดยใช้ภาพจริง ขนาด 1920X2560 ดังแสดงในรูปที่ 3.8 (ก) เป็นภาพแผ่นแบบ ในขณะที่ภาพความร้อน ขนาด 128X160 ดังแสดงในรูปที่ 3.8 (ข) จะถูกใช้เป็นภาพตัวอย่าง



(ก)



(ข)

รูปที่ 3.8 ภาพต้นทางตัวอย่างที่นำมาใช้แสดงขั้นตอนวิธีการประทับจำภาพ

(ก) ภาพจริง

(ข) ภาพความร้อน

ขั้นตอนที่ 2 ทำการลดสเกล (Scale down) ของภาพแผ่นแบบลง โดยใช้ค่าสเกลที่ได้มาจากการคำนวณในสมการที่ (3.1) (เป็นการปรับลดสเกลเบื้องต้น)

สำหรับกรณีของภาพแผ่นแบบตัวอย่าง ในรูปที่ 3.8 (ก) ค่าสเกลที่ใช้จะได้มาจากระยะโฟกัสของภาพแผ่นแบบ (12.3 มิลลิเมตร)หารด้วยระยะโฟกัสของภาพความร้อน (18 มิลลิเมตร) ดังนี้ ค่าสเกลเท่ากับ $\frac{12.3}{18} = 0.6833$ ซึ่งภาพแผ่นแบบที่ทำการลดสเกล (Scaled template image) แล้ว จะมีขนาดเท่ากับ 1749X1312

ขั้นตอนที่ 3 หลังจากที่ทำการปรับลดสเกลของภาพแผ่นแบบในขั้นตอนที่ 2 เรียบร้อยแล้ว จะนำภาพแผ่นแบบที่ได้ มาทำการลดขนาดภาพ (Resize) ลงให้มีขนาดใกล้เคียงกับขนาดของภาพตัวอย่างในระดับหนึ่ง ทั้งนี้เป็นเพราะว่า จำนวนจุดภาพต่อนิ้ว (Pixel per inch) ของภาพแผ่นแบบมี

มากกว่าจำนวนจุดภาพต่อเนื่องของภาพตัวแบบ ดังนั้นจึงต้องทำการลดขนาดของภาพแผ่นแบบลงเสียก่อน โดยจะทำการลดขนาดลงเหลือ 173X230 จุดภาพ (สำหรับทุกชุดภาพที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้) เนื่องจากเป็นขนาดที่ทำให้ภาพแผ่นแบบมีจำนวนจุดภาพต่อเนื่องใกล้เคียงกับภาพตัวแบบพอสมควร ก่อนที่จะทำการปรับสเกล เพื่อให้สเกลของวัตถุในภาพทั้งสองตรงกันอีกครั้ง

จากนั้นนำภาพแผ่นแบบที่ทำการลดสเกลและลดขนาดแล้ว และภาพตัวแบบมาทำการตรวจจับเส้นขอบ โดยวงจรตรวจจับเส้นขอบที่เลือกใช้นั้นเป็นวงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี่ (Canny's edge detection) สาเหตุที่เลือกใช้นี้วงจรตรวจจับเส้นขอบดังกล่าว เนื่องจากเป็นวงจรตรวจจับเส้นขอบที่มีโครงสร้างง่าย ใช้เวลาในการคำนวณต่ำ ได้รับการยอมรับว่ามีประสิทธิภาพในการตรวจจับเส้นขอบได้ดี และในตัววงจรตรวจจับเส้นขอบของแคนนี่จะมีส่วนประกอบของการใช้วงจรรองแบบเกาส์ (Gaussian filters) ฝังตัวอยู่ ซึ่งจะช่วยลดทอนสัญญาณรบกวนในภาพ เพื่อให้การตรวจจับเส้นขอบเป็นไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งจากการตรวจจับเส้นขอบจะทำให้ได้เป็นภาพขอบตัวแบบ (Model edge image) และภาพขอบแผ่นแบบ (Template edge image) ดังในรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 ภาพต้นทางตัวอย่างที่ทำการตรวจจับเส้นขอบเรียบร้อยแล้ว

(ก) ภาพขอบแผ่นแบบ (Template edge image)

(ข) ภาพขอบตัวแบบ (Model edge image)

ขั้นตอนที่ 4 ก่อนที่จะนำภาพขอบต้นแบบและภาพขอบแผ่นแบบที่ได้ในขั้นตอนที่ 3 ไปทำการเทียบเคียงวัตถุ (Object matching) นั้น ภาพขอบแผ่นแบบจะถูกนำไปทำการลดสเกลอีกครั้ง โดยการปรับค่าสเกล (Adjusted scale factor) ไปจนกระทั่งสามารถหาค่าสเกลที่ทำให้วัตถุในภาพตัวแบบและภาพแผ่นแบบมีสัดส่วนเท่ากันมากที่สุด อันจะทำให้สามารถหาวัตถุที่เข้าคู่กันพอดีได้

ส่วนภาพตัวแบบนั้นจะถูกนำไปทำการขยายเส้นขอบ (Dilation) ให้กว้างขึ้นเสียก่อน ทั้งนี้เป็นเพราะภาพตัวแบบที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้ คือ ภาพความร้อนที่ทำการบันทึกโดยใช้กล้องอินฟราเรด ซึ่งมีอุปกรณ์รับรู้ภาพ (Sensor) ที่ตอบสนองต่อคลื่นความร้อนที่แผ่กระจายออกจาก

วัตถุที่ต้องการบันทึกภาพ อันจะทำให้ขนาดของวัตถุที่บันทึกได้ (หรือขนาดวัตถุที่อยู่ภายในภาพ ความร้อน) มีขนาดใหญ่กว่าขนาดของวัตถุในภาพจริงหรือภาพแผ่นแบบ ดังนั้นเพื่อไม่ให้เกิดการเทียบเคียงวัตถุผิดพลาด จึงควรที่จะทำการขยายขนาดเส้นขอบของภาพตัวแบบให้กว้างขึ้นเสียก่อน ซึ่งในที่นี้จะใช้วิธีการแปลงระยะทาง (Distance transform) มาช่วยในการขยายเส้นขอบ

การแปลงระยะทาง (Distance transform) [7] เป็นการคำนวณหาระยะห่างระหว่างจุดภาพเส้นขอบ (Edge pixel) หรือจุดภาพที่มีค่าเท่ากับ 1 ของภาพไบนารี (Binary image) กับจุดภาพที่มีค่าเท่ากับศูนย์ ที่อยู่ใกล้กับจุดภาพเส้นขอบที่พิจารณามากที่สุด (Nearest nonzero pixel) โดยระยะห่างดังกล่าวสามารถหาได้จากการหาระยะทางแบบต่าง ๆ เช่น การหาระยะทางแบบ Chessboard ดังสมการที่ (3.3)

$$\max(|x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|) \quad (3.3)$$

เมื่อ (x_1, y_1) คือตำแหน่งของจุดภาพเส้นขอบที่มีค่าเท่ากับ 1 และ (x_2, y_2) คือตำแหน่งของจุดภาพที่มีค่าเท่ากับศูนย์ ที่อยู่ใกล้กับจุดภาพเส้นขอบที่พิจารณามากที่สุด (Nearest nonzero pixel) โดย

การหาระยะทางแบบ Cityblock ดังสมการที่ (3.4)

$$|x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| \quad (3.4)$$

สำหรับวิทยานิพนธ์นี้จะใช้การหาระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean distance) ดังสมการที่

(3.5) ในการแปลงระยะทางภาพขอบตัวแบบ

$$\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (3.5)$$

0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

(ก)

3.6056	2.8284	2.2361	2.0000	2.2361	2.8284	3.6056
2.8284	2.2361	1.4142	1.0000	1.4142	2.2361	2.8284
2.2361	1.4142	1.0000	0	1.0000	1.4142	2.2361
2.0000	1.0000	0	0	0	1.0000	2.0000
2.2361	1.4142	1.0000	0	1.0000	1.4142	2.2361
2.8284	2.2361	1.4142	1.0000	1.4142	2.2361	2.8284
3.6056	2.8284	2.2361	2.0000	2.2361	2.8284	3.6056

(ข)

รูปที่ 3.10 ผลการแปลงระยะทาง

(ก) ค่าจุดภาพของภาพขอบ ก่อนทำการแปลงระยะทาง

(ข) ค่าจุดภาพของผลการแปลงระยะทาง

ตัวอย่างผลการแปลงระยะทางแบบยุคลิด แสดงดังรูปที่ 3.10 ซึ่งจะเห็นได้ว่าจุดภาพในผลการแปลงระยะทางที่มีค่าเป็นศูนย์จะหมายถึงจุดภาพที่เป็นเส้นขอบ ส่วนค่าจุดภาพบริเวณที่อยู่ใกล้ ๆ เส้นขอบนั้นจะมีค่าน้อย ๆ และจะเพิ่มมากขึ้นเรื่อย ๆ เมื่ออยู่ในบริเวณที่ห่างจากจุดภาพเส้นขอบออกไป

ในแต่ละรอบของการปรับค่าสเกล ภาพขอบแผ่นแบบที่ทำการลดสเกลแล้วจะถูกนำไปทำการเทียบเคียงวัตถุกับภาพตัวแบบที่ผ่านการแปลงระยะทางแล้ว (Distance transform of model image) โดยใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสเตอร์ฟ (Mean hausdorff distance) [7,16] ซึ่งเป็นหนึ่งในวิธีการหาระยะห่างฮอสเตอร์ฟอย่างง่าย (Simplify hausdorff distance) [7,17,18] มาเป็นเกณฑ์ในการวัดขนาดการเข้าคู่วัตถุ (Object match measure) และเพื่อให้ง่ายในการลำดับความเข้าใจเกี่ยวกับขั้นตอนวิธีการประทับจำภาพ ในที่นี้จะทำการอธิบายขั้นตอนที่ 4 ในลักษณะของขั้นตอนย่อย ดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 4.1 ทำการลดสเกลของภาพขอบแผ่นแบบลง โดยเริ่มจากค่าสเกลเท่ากับ 0.1 ในรอบแรก จากนั้นจะเพิ่มค่าขึ้นทีละ 0.1 ไปจนกระทั่งถึงค่าสเกลที่มากที่สุดที่ไม่ทำให้ขนาดของภาพแผ่นแบบหลังจากที่ทำการลดสเกลแล้ว มีขนาดน้อยกว่าขนาดของภาพตัวแบบ (128X160) มิเช่นนั้นจะไม่สามารถนำภาพไปประสานกันได้

สำหรับภาพขอบแผ่นแบบตัวอย่าง ในรูปที่ 3.9 (ก) จะใช้ค่าสเกล S_c ในช่วง 0.1 ถึง 1.0 โดยค่าสเกลจะถูกปรับขึ้นจาก $S_c = 0.1$ ในรอบแรก และจะเพิ่มขึ้นทีละ 0.1 ในรอบถัดไปจนกระทั่งค่าสเกล $S_c = 1.0$ ถือเป็นการสิ้นสุดการปรับสเกลของภาพขอบแผ่นแบบ

ขั้นตอนที่ 4.2 นำภาพขอบตัวแบบไปทำการแปลงระยะทางแบบยุคลิด ดังรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบตัวแบบ

(ก) ภาพขอบตัวแบบ

(ข) ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบตัวแบบ

ขั้นตอนที่ 4.3 นำผลการแปลงระยะทางของภาพตัวแบบ (Distance transform of model image) ที่ได้จากขั้นตอนที่ 4.2 มาทำการค้นหาจุดที่เข้าคู่กันภายในภาพขอบแผ่นแบบ โดยทำการค้นหาไปที่ละจุดภาพ (x, y) ซึ่งตำแหน่งจุดศูนย์กลางการค้นหาค่าจะอยู่ที่ตำแหน่งจุดภาพแรก (m_{center}, n_{center}) ของภาพตัวแบบ และที่ตำแหน่งการค้นหาแต่ละตำแหน่งจะมีการคำนวณหาขนาดการเข้าคู่วัตถุ โดยใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสเตอร์ฟ เพื่อคำนวณหาระยะห่างระหว่างเส้นขอบในภาพขอบแผ่นแบบกับผลการแปลงระยะทางของภาพตัวแบบ แล้วทำการเก็บค่าระยะห่างที่คำนวณได้ ณ ตำแหน่งการค้นหานั้น ๆ เอาไว้

การหาค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสเตอร์ฟ (Mean hausdorff distance) [7]

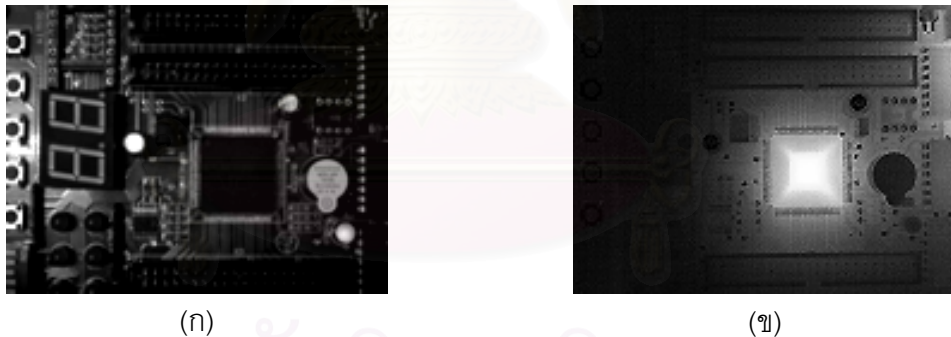
- จะเริ่มจากการเปลี่ยนภาพขอบแผ่นแบบที่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 255 ให้เป็นภาพไบนารีที่มีค่าจุดภาพอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยจุดภาพที่มีค่าเท่ากับ 1 จะแสดงถึงจุดภาพเส้นขอบ (Edge pixel) ในขณะที่จุดภาพอื่น ๆ ที่ไม่ใช่จุดภาพเส้นขอบจะมีค่าเท่ากับ 0 ทั้งหมด
- หลังจากนั้น นำภาพผลการแปลงระยะทางของภาพตัวแบบมาทำการค้นหาตำแหน่งการเข้าคู่วัตถุภายในภาพไบนารีที่ได้ โดยทำการค้นหาเลื่อนไปที่ละตำแหน่งจุดภาพ และที่ตำแหน่งจุดภาพหนึ่ง ๆ จะมีการนำภาพทั้งสองมาคูณกัน ตำแหน่งต่อตำแหน่ง ซึ่งจะทำให้ได้เป็นภาพผลการคูณ ณ ตำแหน่งจุดการค้นหานั้น ๆ
- หาค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสเตอร์ฟ จากผลรวมของค่าจุดภาพ (ภายในภาพผลการคูณ) ที่มีค่าไม่เท่ากับศูนย์หารด้วยจำนวนจุดภาพทั้งหมด (ภายในภาพผลการคูณ) ที่มีค่าไม่เท่ากับศูนย์ และหากว่าข้อมูลในภาพผลการคูณมีค่าเป็นศูนย์ทั้งหมด จะได้ว่าค่าเฉลี่ยฮอสเตอร์ฟมีค่าเท่ากับศูนย์ ซึ่งหมายความว่า ภาพทั้งสองเข้าคู่กันพอดี 100 % ณ ตำแหน่งการค้นหานั้น

ขั้นตอนที่ 4.4 หาตำแหน่งจุดภาพ $(x_{Sc=0.1}^{Match}, y_{Sc=0.1}^{Match})$ ที่มีค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสเตอร์ฟน้อยที่สุด ณ ค่าสเกล $Sc=0.1$ เก็บค่าตำแหน่ง $(x_{Sc=0.1}^{Match}, y_{Sc=0.1}^{Match})$ และค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสเตอร์ฟ $H_{\min, Sc=0.1}$ ดังกล่าวไว้ โดยถือว่าตำแหน่ง $(x_{Sc=0.1}^{Match}, y_{Sc=0.1}^{Match})$ นี้เป็นตำแหน่งที่ภาพตัวแบบเข้าคู่ (Matching image) ณ ค่าสเกล $Sc=0.1$

ขั้นตอนที่ 4.5 ทำการตรวจสอบว่าค่าสเกลได้ถูกปรับไปจนถึงค่าสเกลสุดท้ายหรือยัง ($Sc=1.0$) ถ้ายัง ก็จะทำดำเนินการปรับค่าสเกลต่อไป โดยใช้ค่าสเกลที่ถูกปรับเพิ่มขึ้นทีละ 0.1 จากนั้นจะดำเนินการในขั้นตอนที่ 4.2 4.3 และ 4.4 ต่อไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งการปรับค่าสเกลเสร็จสิ้นลง

ขั้นตอนที่ 4.6 นำเซตของตำแหน่งจุดภาพที่มีค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟน้อยที่สุด $C = \{(x_{Sc=0.1}^{Match}, y_{Sc=0.1}^{Match}), (x_{Sc=0.2}^{Match}, y_{Sc=0.2}^{Match}), \dots, (x_{Sc=1.0}^{Match}, y_{Sc=1.0}^{Match})\}$ และเซตของค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ $H_{min} = \{H_{min, Sc=0.1}, H_{min, Sc=0.2}, \dots, H_{min, Sc=1.0}\}$ ที่ทำการเก็บค่าไว้ ณ ค่าสเกลหนึ่ง ๆ (0.1 ถึง 1.0) ในขั้นตอนที่ 4.5 มาทำการพิจารณาหาตำแหน่งจุดภาพ $(x_{H_{min}}, y_{H_{min}})$ และค่าสเกล $Sc_{H_{min}}$ ที่ให้ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟน้อยที่สุดในเซตทั้งสอง ตามลำดับ

ขั้นตอนที่ 4.7 ทำการปรับลดสเกลของภาพแผ่นแบบ (ภาพต้นฉบับ) ลงเท่ากับค่าสเกล $Sc_{H_{min}}$ แล้วจึงทำการตัดส่วน (Cropping) ภาพแผ่นแบบโดยใช้ตำแหน่ง $(x_{H_{min}}, y_{H_{min}})$ ที่ได้ในขั้นตอนที่ 4.6 ซึ่งจะทำให้ได้เป็นภาพประทับจำของภาพจริง (Registered visible image) และใช้ภาพตัวแบบ (ต้นฉบับ) เป็นภาพประทับจำของภาพความร้อน (Registered thermal image) ดังรูปที่ 3.12

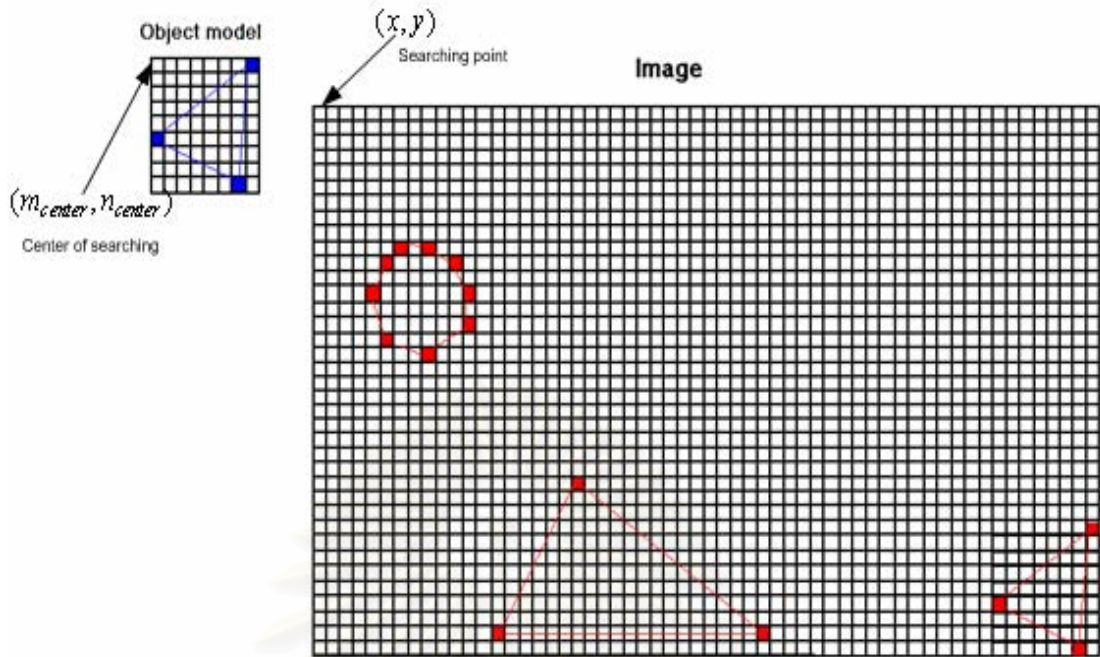


รูปที่ 3.12 ผลการประทับจำภาพ

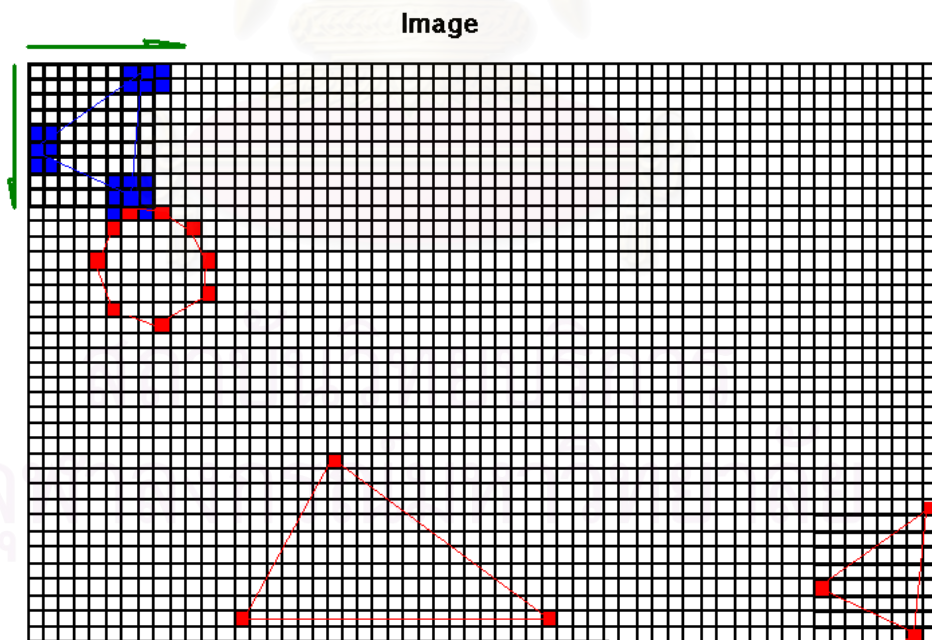
(ก) ภาพประทับจำของภาพจริง

(ข) ภาพประทับจำของภาพความร้อน

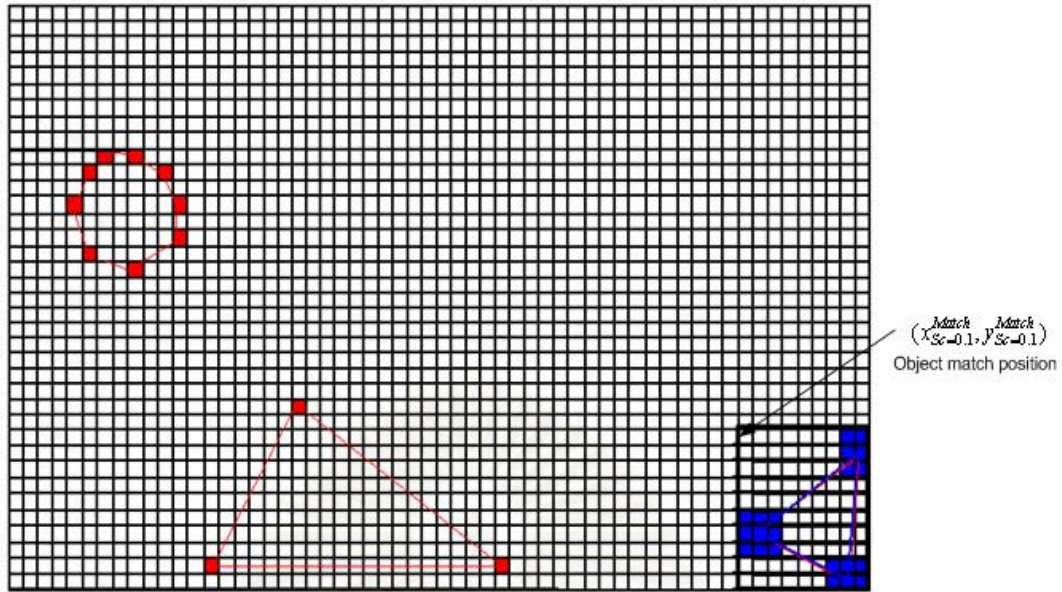
และเพื่อให้สามารถทำความเข้าใจในกรรมวิธีการประทับจำภาพข้างต้นได้ชัดเจน ในที่นี้จึงได้ทำการแสดงตัวอย่างลักษณะของการเทียบเคียงวัตถุ โดยใช้ภาพตัวแบบรูปสามเหลี่ยมเล็กมาทำการค้นหาระดับที่เข้าคู่กันภายในภาพแผ่นแบบ ซึ่งประกอบด้วย วัตถุรูปวงกลม สามเหลี่ยมใหญ่ และสามเหลี่ยมเล็ก ดังแสดงในรูปที่ 3.13



รูปที่ 3.13 ภาพตัวแบบรูปสามเหลี่ยมเล็ก และภาพแผ่นแบบที่มีวัตถุภายในภาพประกอบด้วย วัตถุรูปวงกลม สามเหลี่ยมใหญ่ และสามเหลี่ยมเล็ก



รูปที่ 3.14 ตัวอย่างการค้นหาตำแหน่งการเข้าคู่วัตถุ โดยใช้ภาพตัวแบบรูปสามเหลี่ยมเล็ก ทำการ ค้นหาวัตถุที่เข้าคู่กันภายในภาพแผ่นแบบ



รูปที่ 3.15 ตัวอย่าง เมื่อการค้นหาคำเนินมาจนสามารถพบตำแหน่งที่วัตถุเข้าคู่กันมากที่สุด

รูปที่ 3.14 แสดงตัวอย่างการค้นหาคำแหน่งการเข้าคู่วัตถุ โดยใช้ภาพตัวแบบรูปสามเหลี่ยมเล็ก ทำการค้นหาวัตถุที่เข้าคู่กันภายในภาพแผ่นแบบ ซึ่งในตัวอย่างนี้ภาพตัวแผ่นแบบจะถูกนำไปทำการขยายขอบ เพื่อให้ความแม่นยำในการค้นหาถูกต้องมากขึ้น การค้นหาจะเริ่มจากตำแหน่งจุดภาพแรกของภาพแผ่นแบบ และจะทำการเลื่อนตำแหน่งไปที่ละจุดภาพจนครบทั้งภาพ โดยที่แต่ละตำแหน่งการค้นหาจะมีการคำนวณขนาดการเข้าคู่ของภาพ โดยใช้วิธีค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ การค้นหาจะสิ้นสุดลงเมื่อทำการเลื่อนตำแหน่งการค้นหาไปจนครบทั้งภาพ และจะทำการพิจารณาค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟที่คำนวณได้ในแต่ละตำแหน่งการค้นหา โดยตำแหน่งที่มีค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟน้อยที่สุดจะเป็นตำแหน่งที่ภาพตัวแบบเข้าคู่กับวัตถุภายในภาพแผ่นแบบ (Object match position) ดังแสดงในรูปที่ 3.15

ข้อจำกัดของกรรมวิธีการประทับจำภาพ

- เส้นขอบของวัตถุในภาพตัวแบบและเส้นขอบของวัตถุในภาพแผ่น ซึ่งได้มาจากการแยกขอบวัตถุ จะต้องมืรูปร่างและโครงสร้างที่ใกล้เคียงกัน และเส้นขอบของวัตถุที่สนใจควรจะแยกออกจากพื้นหลังชัดเจน จะทำให้ง่ายในการเทียบเคียงวัตถุ
- ในกรณีที่วัตถุและพื้นหลัง (Background) ในภาพต้นทางไม่สามารถแยกออกจากกันได้ชัดเจน จะทำให้ไม่สามารถแยกขอบของวัตถุที่ต้องการเทียบเคียงออกมาได้ชัดเจน ซึ่งจะเป็นผลให้การเทียบเคียงวัตถุผิดพลาด ดังนั้นหากภาพที่นำมาใช้มีลักษณะเช่นนี้ จะสามารถทำการแก้ไขได้

โดยการกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของความยาวเส้นขอบ ภายในภาพแผ่นแบบ เพื่อให้ได้เส้นขอบของวัตถุที่มีลักษณะใกล้เคียงกับภาพตัวแบบมากที่สุด

3.2.2 การทดสอบประสิทธิภาพของการประทับจำภาพ

ผลการทดสอบประสิทธิภาพของการประทับจำภาพจะแสดงไว้ในภาคผนวก ค โดยวิธีการทดสอบจะใช้ภาพทดสอบซึ่งได้มาจากการจำลองภาพตัวแบบและภาพแผ่นแบบจากภาพจริง (Visible image) ดังนี้

- ภาพตัวแบบและภาพแผ่นแบบจะได้มาจากภาพต้นทางภาพเดียวกัน
- การจำลองภาพตัวแบบจะทำได้โดยการตัดส่วน (Cropping) ภาพต้นทาง เฉพาะส่วนของวัตถุที่สนใจ และภาพที่ได้จากการตัดส่วนนี้จะถูกใช้เป็นภาพอ้างอิง (Reference image) ในการประเมินผลด้วย
- การจำลองภาพแผ่นแบบจะทำได้โดยการเพิ่มสเกล (Up-scale) ภาพต้นทาง เพื่อจำลองลักษณะของภาพแผ่นแบบจริง ที่จะมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ

ขั้นตอนการทดสอบ

- ทำการตัดส่วนภาพต้นทาง เฉพาะส่วนของวัตถุที่สนใจ และจำลองให้เป็นภาพตัวแบบ
- ทำการปรับเพิ่มสเกลของภาพต้นทาง โดยใช้ค่าสเกล $Sc = 1.5, 2$
- ใช้ภาพต้นทางที่ทำการเพิ่มสเกลแล้ว เป็นภาพแผ่นแบบ ซึ่งจะทำได้เป็นภาพแผ่นแบบที่มีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบเท่ากับ 1.5 และ 2 ตามลำดับ
- เริ่มต้นพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบ สเกล 1.5 นำภาพตัวแบบมาทำการประทับจำภาพกับภาพแผ่นแบบ
- ทำการเก็บค่าสเกลและตำแหน่งของการเข้าคู่ที่ได้จากการประทับจำภาพเอาไว้
- นำภาพแผ่นแบบ สเกล 1.5 มาทำการปรับลดสเกลลง โดยใช้ค่าสเกล 0.1 ถึง 1.0 เพื่อหาค่าสเกลที่ทำให้สเกลของวัตถุในภาพแผ่นแบบใกล้เคียงกับสเกลของวัตถุในภาพตัวแบบมากที่สุด
- ทำการตัดส่วนภาพแผ่นแบบที่ปรับลดสเกลแล้ว ตามตำแหน่งของการเข้าคู่ที่ได้มา
- ภาพที่ทำการตัดส่วนแล้วจะเป็นภาพผลลัพธ์ที่ได้จากการประทับจำภาพ
- นำภาพผลลัพธ์ที่ได้ไปทำการประเมินผลกับภาพอ้างอิง
- ทำการพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบ สเกล 2 และดำเนินการในลักษณะเดียวกัน

เกณฑ์ในการประเมินผลการประทับจำภาพ

1. ค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error: RMSE) เพื่อหาความผิดพลาดระหว่างภาพผลลัพธ์และภาพอ้างอิง ดังสมการที่ (3.6)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [R(m,n) - MT(m,n)]^2}{M \times N}} \quad (3.6)$$

เมื่อ R คือภาพอ้างอิง และ MT คือภาพผลลัพธ์ ส่วน $M \times N$ คือขนาดของภาพทั้งสอง

2. ค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างภาพอ้างอิงและภาพผลลัพธ์ ดังสมการที่ (3.7)

$$Correlation = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (R(m,n) - \bar{R})(MT(m,n) - \overline{MT})}{\sqrt{\left(\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (R(m,n) - \bar{R})^2\right) \left(\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (MT(m,n) - \overline{MT})^2\right)}} \quad (3.7)$$

$$\text{เมื่อ } \overline{MT} = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N MT(m,n)}{M \times N} \quad \text{และ} \quad \bar{R} = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N R(m,n)}{M \times N}$$

ภาพที่ใช้ในการทดสอบ

การทดสอบประสิทธิภาพของการประทับภาพจะใช้ภาพทดสอบจำนวน 2 ภาพ ซึ่งเป็นภาพระดับเทา (Gray image) ที่มีขนาด 256X256 ลักษณะเป็น Tiff file และมีจุดภาพขนาด 8 บิต ที่ระดับความเข้ม 256 ระดับ ดังต่อไปนี้

- ภาพ Clocks เป็นภาพที่วัตถุภายในภาพที่สนใจและพื้นหลังแยกจากกันชัดเจน
- ภาพ Peppers เป็นภาพที่วัตถุภายในภาพที่สนใจปะปนอยู่กับพื้นหลัง



ภาพ Clocks



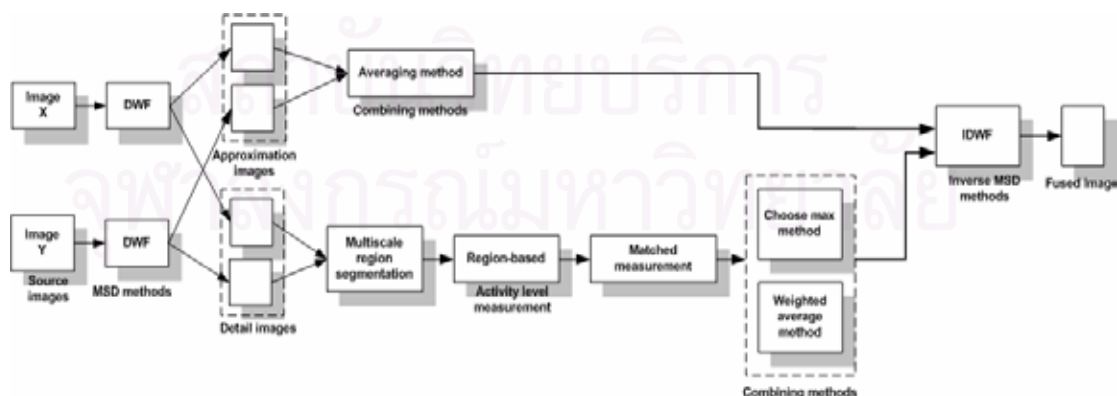
ภาพ Peppers

รูปที่ 3.16 ภาพที่ใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของการประทับจำภาพ

สำหรับการทดสอบประสิทธิภาพของการประทับจำภาพโดยใช้ภาพความร้อนและภาพจริงนั้น จะไม่สามารถตรวจสอบประสิทธิภาพได้ตั้งขั้นตอนวิธีข้างต้น เนื่องจากไม่สามารถสร้างภาพที่จะใช้อ้างอิงได้ ดังนั้นในการตรวจสอบจะทำได้ โดยการประเมินผลเชิงบุคคล (Subjective evaluation) ซึ่งจะใช้การสังเกตแนวของภาพทั้งสองว่าแต่ละตำแหน่งว่ามีความตรงกันมากน้อยเพียงใด ซึ่งสามารถทำการตรวจสอบตำแหน่งได้ โดยใช้ Adobe Photoshop ด้วยการวางภาพความร้อนและภาพจริงไว้ที่ชั้นภาพ (Layer) ต่างกัน จากนั้นนำชั้นภาพของภาพทั้งสองมาซ้อนทับกัน ทำให้สามารถตรวจสอบความตรงกันของตำแหน่งในภาพได้

3.3 กรรณวิธีการประสานภาพ (Image fusion scheme)

โดยทั่วไปแล้ว ขั้นตอนวิธีในการประสานภาพจะดำเนินไปตามกฎการประสานภาพ (Fusion rules) ซึ่งจะเป็นการกำหนดลักษณะการดำเนินงานโดยรวมของกรรณวิธีการประสานภาพ สำหรับกฎการประสานภาพในวิทยานิพนธ์นี้ จะแสดงดังรูปที่ 3.17 โดยจะประกอบไปด้วย ขั้นตอนวิธีการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ (Multiscale decomposition, MSD) ที่ได้นำการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต (Discrete wavelet frame) มาประยุกต์ใช้กับการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่ (Region-based) และวิธีการรวม (Combination method) ซึ่งจะทำการตัดสินใจเลือกใน 2 วิธี คือ วิธีการเลือกค่ามากที่สุด (Choose max method) และวิธีการหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก (Weighted average method) โดยใช้ค่าความเข้ากัน (Match measure) เป็นตัวตัดสินใจ จากนั้นจะเป็นการแปลงกลับเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต (Inverse discrete wavelet frame) เพื่อสร้างภาพประสาน (Fused image)



รูปที่ 3.17 กฎการประสานภาพที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้

3.3.1 การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต (Discrete wavelet frame transform)

หลังจากที่ภาพต้นทางทั้งสองภาพ ถูกนำไปผ่านการประทับจำภาพเรียบร้อยแล้ว ภาพต้นทางทั้งสองจะถูกนำมาทำการแยกองค์ประกอบโดยวิธีการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต [3,8,9] ซึ่งการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตนี้จะมีกระบวนการทำงานคล้ายกับการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต (อธิบายไว้ในภาคผนวก ก) คือจะทำการวิเคราะห์สัญญาณ โดยใช้วงจรรองที่มีรูปแบบเป็นเซตสมบูรณ์ (Overcomplete) ซึ่งอยู่บนเงื่อนไขของตัวกรองสะท้อนแบบควอดเรเจอร์มาตรฐาน (Standard quadrature mirror filter) ดังสมการที่ (3.8) แต่จะแตกต่างตรงที่ ในกระบวนการของการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตจะไม่มีขั้นตอนของการลดจำนวนข้อมูล (Down-sampling) ในระหว่างการเปลี่ยนระดับการแยกองค์ประกอบ ซึ่งจะทำให้วิธีนี้ไม่มีคุณสมบัติแปรตามการเลื่อน (Shift invariant property) อันจะเป็นผลดีต่อกรรมวิธีการประสานภาพ

$$S = \{g_1(k-l), \dots, g_I(k-l), h_l(k-l)\}_{l \in \mathbb{Z}} \quad (3.8)$$

เมื่อ h คือ วงจรรองผ่านต่ำ (Low-pass filter)

g คือ วงจรรองผ่านสูง (High-pass filter)

l คือ ตัวบ่งชี้การเลื่อน (Shift indices) ซึ่งเป็นสมาชิกของเซตจำนวนเต็ม \mathbb{Z}

I คือ ระดับการแยกองค์ประกอบสูงสุด

โดยสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบภาพจะสามารถหาได้จากอัลกอริทึมการแยกองค์ประกอบ ดังสมการที่ (3.9) ซึ่งมีการทำงานแบบวนซ้ำ โดยในแต่ละรอบการทำงาน วงจรรองจะถูกขยายด้วยการใส่ศูนย์ระหว่าง Filter taps จำนวน 2^i ที่แต่ละระดับการแยกองค์ประกอบ i

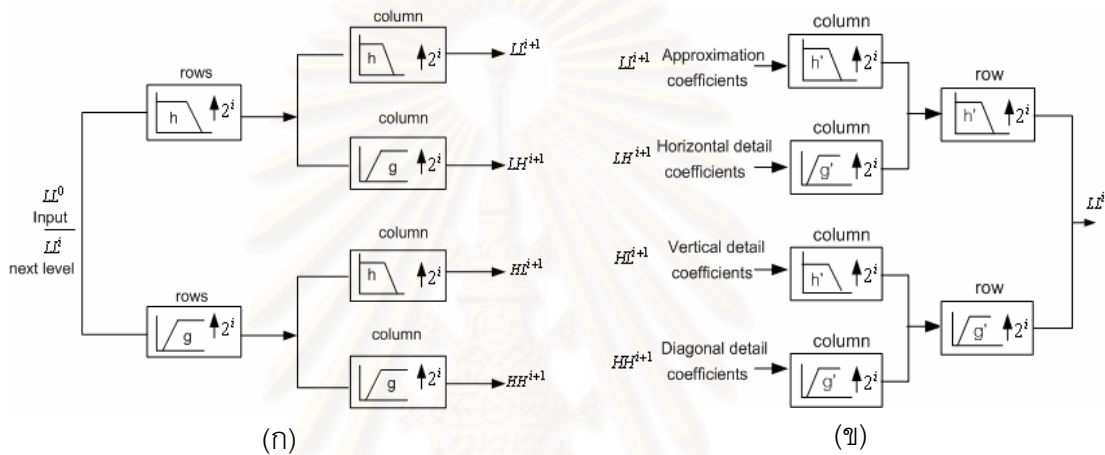
$$\begin{cases} s_{i+1}(k) = [h]_{\uparrow 2^i} * s_i(k) \\ d_{i+1}(k) = [g]_{\uparrow 2^i} * s_i(k) \end{cases} \quad (3.9)$$

โดยที่ s_0 คือภาพอินพุต และ s_i คือสัมประสิทธิ์การแยกองค์ประกอบที่ระดับ $i = 0, 1, 2, \dots, I$ และ \uparrow_m แสดงถึงการเพิ่มข้อมูลด้วยแฟกเตอร์ m

การแยกองค์ประกอบภาพด้วยเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต

ขั้นตอนวิธีของการแยกองค์ประกอบภาพด้วยเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตแสดงได้ดังรูปที่ 3.18 โดยจะเริ่มต้นพิจารณาที่ระดับการแยกองค์ประกอบ i ด้วยการนำสัญญาณอินพุตหรือภาพต้นทาง X ไปทำสังวัตนาการ (Convolution) ในแนวนอนกับวงจรรองผ่านต่ำ h และวงจรรองผ่านสูง g โดยจะมีการใส่ศูนย์จำนวน 2^i ตัว ระหว่าง Filter taps ของวงจรรองต้นแบบในแต่ละระดับการแยกองค์ประกอบ i ด้วย จากนั้นนำผลที่ได้จากการทำสังวัตนาการในแนวนอนไปทำสัง

วัตนาการในแนวตั้งกับวงจรรองผ่านต่ำ h และวงจรรองผ่านสูง g อีกครั้ง ซึ่งจะให้ได้ผลลัพธ์เป็นแบนด์ย่อยจำนวน 4 แบนด์ย่อย คือ สัมประสิทธิ์แบนด์ย่อยความถี่ต่ำ LL^i ซึ่งให้ข้อมูลของลายภาพ (Texture) และสัมประสิทธิ์ที่แบนด์ย่อยความถี่สูง LH^i HL^i และ HH^i ซึ่งให้ข้อมูลที่เป็นขอบหรือรายละเอียดของวัตถุ โดยทั้ง 4 แบนด์ย่อยจะมีขนาดเท่ากันทั้งหมดและเท่ากับขนาดของภาพต้นทางด้วย เมื่อได้แบนด์ย่อย 4 แบนด์ย่อยนี้แล้วจะถือเป็นอันเสร็จสิ้นขั้นตอนในระดับที่ i สำหรับในระดับที่ $i+1$ ก็จะดำเนินการเช่นเดียวกัน โดยพิจารณา LL^i เป็นอินพุตและดำเนินการเช่นเดิมต่อไป



รูปที่ 3.18 กระบวนการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต หนึ่งระดับการแยกองค์ประกอบ

(ก) การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต

(ข) การแปลงกลับเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต

เมื่อ i คือ ระดับการแยกองค์ประกอบภาพ

LL^0 คือ สัญญาณอินพุตหรือภาพต้นทาง

LL^i และ LL^{i+1} คือ สัมประสิทธิ์ค่าประมาณที่ระดับ i และ $i+1$ ตามลำดับ

LH^i และ LH^{i+1} คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวนอนที่ระดับ i และ $i+1$ ตามลำดับ

HL^i และ HL^{i+1} คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวตั้งที่ระดับ i และ $i+1$ ตามลำดับ

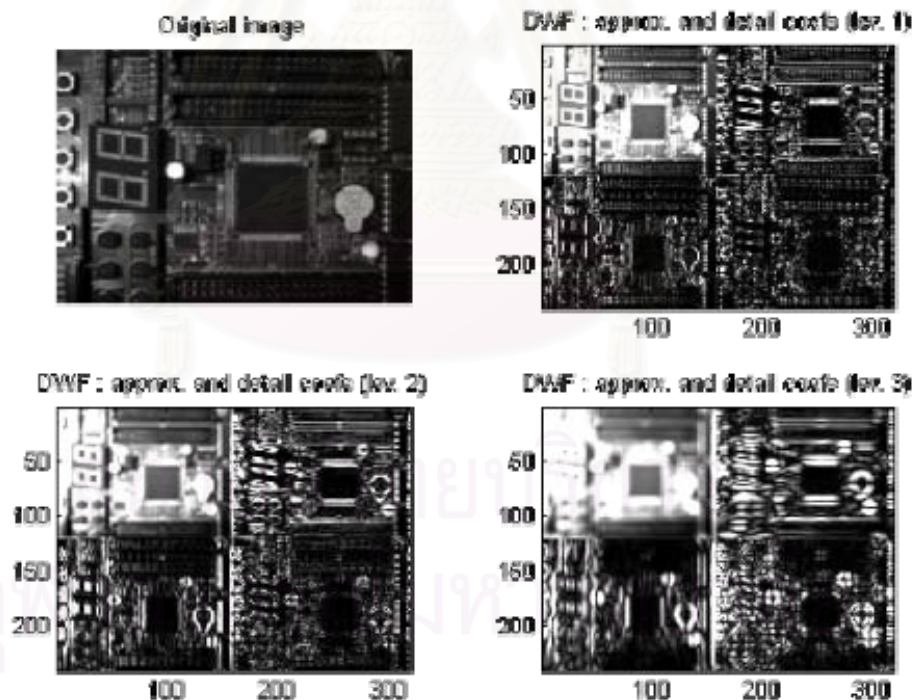
HH^i และ HH^{i+1} คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวทแยงที่ระดับ i และ $i+1$ ตามลำดับ

สำหรับการแปลงกลับเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตจะเริ่มต้นที่ระดับ $i+1$ เมื่อ $i+1$ เป็นระดับการแยกองค์ประกอบสูงสุด โดยการนำแบนด์ย่อย LL^{i+1} ไปทำสังวัตนาการในแนวตั้งกับวงจรรองกลับผ่านต่ำ h' และนำแบนด์ย่อย LH^{i+1} ไปทำสังวัตนาการในแนวตั้งกับวงจรรองกลับผ่านสูง g' ซึ่งในแต่ละระดับการแยกองค์ประกอบจะทำการใส่ศูนย์จำนวน 2^i ตัว ระหว่าง Filter taps

ของวงจรรองกลับต้นแบบเหล่านี้ด้วย จากนั้นนำผลการทำสังวัตนาการในแนวตั้งของทั้งสองแบนด์ย่อยที่ได้นี้มารวมเข้าด้วยกัน แล้วนำผลการรวมที่ได้ไปทำสังวัตนาการในแนวนอนกับวงจรรองกลับผ่านต่ำ h' อีกครั้ง เก็บค่าผลรวมนี้ไว้

สำหรับแบนด์ย่อย HL^{i+1} จะถูกนำไปทำสังวัตนาการในแนวตั้งกับวงจรรองกลับผ่านต่ำ h' และแบนด์ย่อย HH^{i+1} จะถูกนำไปทำสังวัตนาการในแนวตั้งกับวงจรรองกลับผ่านสูง g' ซึ่งในแต่ละระดับการแยกองค์ประกอบจะทำการใส่ศูนย์จำนวน 2^i ตัว ระหว่าง Filter taps ของวงจรรองกลับต้นแบบเหล่านี้ด้วย จากนั้นนำผลการทำสังวัตนาการในแนวตั้งของทั้งสองแบนด์ย่อยนี้มารวมเข้าด้วยกัน แล้วนำผลการรวมที่ได้ไปทำสังวัตนาการในแนวนอนกับวงจรรองกลับผ่านสูง g' อีกครั้ง เก็บค่าผลรวมนี้ไว้

ขั้นตอนสุดท้ายจะนำผลการรวมของแบนด์ย่อย LL^{i+1} และ LH^{i+1} มารวมเข้ากับผลการรวมของแบนด์ย่อย HL^{i+1} และ HH^{i+1} อันจะเป็นการสิ้นสุดขั้นตอนการแปลงกลับในระดับที่ i โดยขั้นตอนการแปลงกลับจะดำเนินไปเช่นเดิมจนครบทุกระดับการแยกองค์ประกอบ ซึ่งจะทำให้ได้เป็นภาพต้นทางสร้างคืน (Reconstructed source image) เป็นอันสิ้นสุดกระบวนการ



รูปที่ 3.19 การแยกองค์ประกอบภาพโดยใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต
ที่ 3 ระดับการแยกองค์ประกอบ

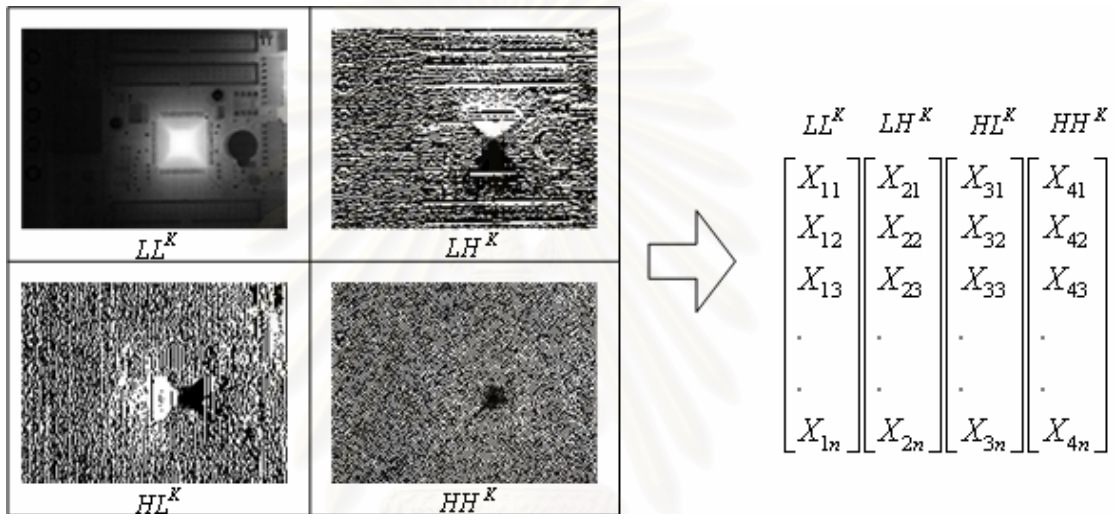
จากขั้นตอนข้างต้นจะเห็นได้ว่าการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตจะไม่แปรตามการเลื่อน เพราะในกระบวนการไม่มีขั้นตอนในการลดจำนวนข้อมูล ซึ่งจะช่วยให้กรรมวิธีการประสานภาพที่ นำการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตมาใช้ในการแยกองค์ประกอบ มีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อน ที่เกิดขึ้นในขั้นตอนของการประทับจำภาพ โดยรูปที่ 3.19 จะแสดงตัวอย่างการแยกองค์ประกอบ ภาพโดยใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต ที่ 3 ระดับการแยกองค์ประกอบ ซึ่งจะเห็นได้ว่าทุก แบนด์ย่อยความถี่ที่ทุกระดับการแยกองค์ประกอบมีขนาดเท่ากันทั้งหมด

ความซับซ้อนในการคำนวณ (Computational complexity) ของการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต [4] เมื่อเทียบกับการแปลงพหุคูณแบบลาปลาเซียนและการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต จะพิจารณาตามขนาดของภาพ N และระดับการแยกองค์ประกอบ L โดยการแปลงพหุคูณแบบลาปลาเซียนและการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต จะมีความซับซ้อนในการคำนวณเท่ากับ $O(N \log N)$ ในขณะที่ความซับซ้อนในการคำนวณของการแปลงดิสครีตเวฟเล็ตจะเท่ากับ $O(N)$ และเมื่อพิจารณาถึงหน่วยความจำที่ต้องใช้ในการคำนวณจะพบว่า การแปลงพหุคูณแบบลาปลาเซียนจะมีความต้องการหน่วยความจำในการประมวลผลมากกว่าการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต เล็กน้อย แต่การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตจะใช้หน่วยความจำมากกว่าการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต $3L$ เท่า

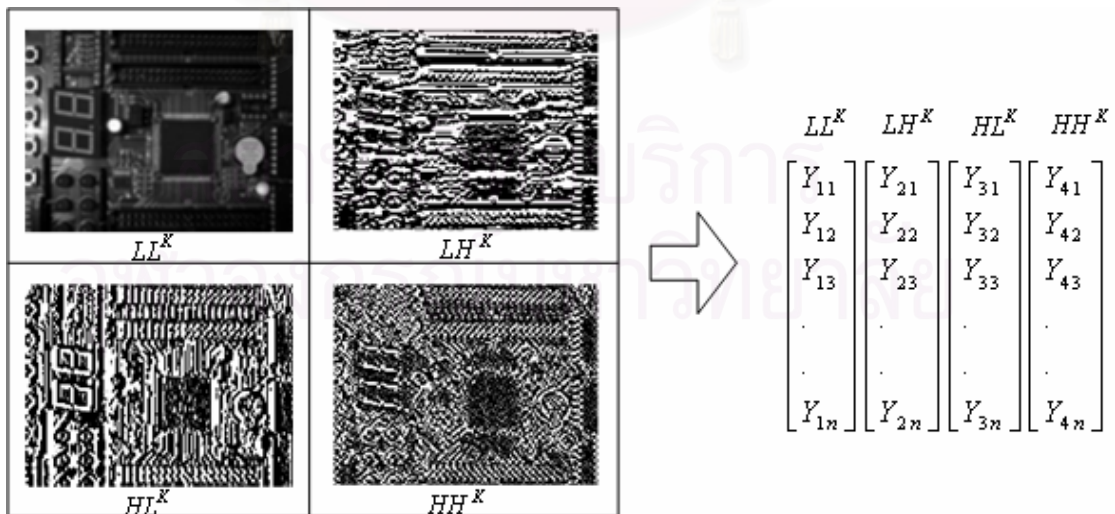
3.3.2 การแยกส่วนพื้นที่หลายระดับ (Multiscale region segmentation)

หลังจากทำการแยกองค์ประกอบภาพต้นทาง โดยใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตแล้ว จะทำให้ได้เป็นผลการแยกองค์ประกอบดังแสดงในรูปที่ 3.19 ผลการแยกองค์ประกอบที่ได้นี้จะถูก นำไปแยกส่วนภาพ เพื่อให้ได้ข้อมูลในลักษณะพื้นที่ (Region) อันที่จะถูกนำไปใช้ในกระบวนการ ประสาน (Fusion process) ต่อไป โดยวิธีที่นำมาใช้ในการแยกส่วนภาพจะเป็นกรรมวิธีการแยก ส่วนพื้นที่หลายระดับ (Multiscale region segmentation) ซึ่งได้มีการนำเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูล แบบ Fuzzy possibilistic c-means (FPCM) [6] มาประยุกต์ใช้ร่วมกับการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟ เล็ต เนื่องจาก FPCM เป็นหนึ่งในเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลแบบคลุมเครือ (Fuzzy clustering) ซึ่ง เหมาะกับการนำไปใช้กับข้อมูลซึ่งมีความไม่เที่ยง (Imprecise) ในข้อมูล เช่น ภาพความร้อน หรือ ภาพที่บันทึกโดยใช้ช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าช่วงต่าง ๆ และยังให้ประสิทธิภาพสูงเมื่อเทียบกับการ จัดกลุ่มข้อมูลแบบคลุมเครือวิธีอื่น [6] ดังนั้นจึงเหมาะสมอย่างยิ่งที่จะนำมาประยุกต์ใช้ใน วิทยานิพนธ์นี้ โดยขั้นตอนวิธีการแยกส่วนพื้นที่หลายระดับจะดำเนินการตามขั้นตอนวิธีต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 นำสัมประสิทธิ์การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต ในแบนด์ย่อย LL^K , LH^K , HL^K และ HH^K ที่ระดับการแยกองค์ประกอบสูงสุด K มาสร้างเป็นเวกเตอร์ 4 มิติ ดังแสดงในรูปที่ 3.20 และรูปที่ 3.21 โดยเวกเตอร์ 4 มิติจะถูกใช้เป็นข้อมูลอินพุต (Input data) ที่จะนำไปทำการจัดกลุ่ม เพื่อแยกออกให้เป็นกลุ่มของแต่ละพื้นที่ ตามจำนวนที่กำหนดไว้ (Number of class) โดยใช้เทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลแบบ FPCM ซึ่งจะทำการจัดกลุ่มตามลักษณะของข้อมูลลายผิว (Texture information) ในที่นี้ขั้นตอนวิธีทั้งหมดของการจัดกลุ่มข้อมูลด้วย FPCM ได้ถูกอธิบายไว้ในภาคผนวก ข

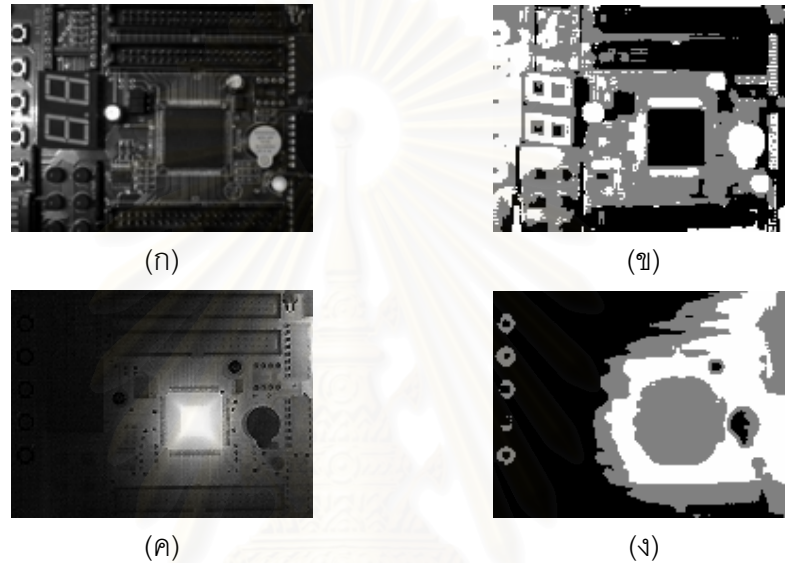


รูปที่ 3.20 การสร้างเวกเตอร์ 4 มิติ ของภาพความร่อน



รูปที่ 3.21 การสร้างเวกเตอร์ 4 มิติ ของภาพจริง

ขั้นตอนที่ 2 หลังจากที่ข้อมูลถูกจัดกลุ่มออกเป็นพื้นที่ต่าง ๆ ตามลักษณะของลายภาพแล้ว ก็จะมีการใส่สัญลักษณ์ให้กลุ่มพื้นที่นั้น ๆ (Region labeling) เพื่อบ่งชี้ให้เห็นถึงพื้นที่ที่แตกต่างกัน โดยจุดภาพใด ๆ ที่อยู่ภายในกลุ่มสัญลักษณ์เดียวกันจะเป็นกลุ่มของจุดภาพที่อยู่ภายในพื้นที่เดียวกัน ในขั้นตอนนี้จะทำให้ได้เป็นผลการแสดงพื้นที่ (Region representations) ที่ระดับ K ดังแสดงในรูปที่ 3.22 ซึ่งเป็นการจัดกลุ่มข้อมูลภาพออกเป็น 3 กลุ่มข้อมูล สำหรับหลักในการเลือกจำนวนการจัดกลุ่มที่เหมาะสมนั้น ได้อธิบายไว้ในภาคผนวก ข



รูปที่ 3.22 การสร้างสัญลักษณ์พื้นที่ (Labeled region representation)

(ก) ภาพประทับจำของภาพจริง (Registered visible image)

(ข) ผลการแสดงพื้นที่ของภาพจริง 3 กลุ่มข้อมูล

(ค) ภาพประทับจำของภาพความร้อน (Registered thermal image)

(ง) ผลการแสดงพื้นที่ของภาพความร้อน 3 กลุ่มข้อมูล

ขั้นตอนที่ 3 เนื่องจากขนาดของแบนด์ย่อย LL , LH , HL และ HH ของการแปลงเฟรมดิสคริตเวฟเล็ตจะมีขนาดเท่ากันเสมอทุกระดับการแยกองค์ประกอบ ดังนั้นกลุ่มพื้นที่ที่อยู่ ณ ตำแหน่งเดียวกันก็จะมีขนาดและโครงสร้างของพื้นที่เหมือนกันทุกระดับ ดังนั้นเมื่อพิจารณาตามสัญลักษณ์พื้นที่ในระดับที่ K จะสามารถแทนแต่ละสัมประสิทธิ์ LL^{k-K-1} ในพื้นที่ที่ทำสัญลักษณ์หนึ่ง ด้วยค่าเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์ LL^k ที่อยู่ในพื้นที่ที่ทำสัญลักษณ์นั้น

ขั้นตอนที่ 4 เมื่อได้แบนด์ย่อย LL^{k-K-1} เรียบร้อยแล้ว จะนำสัมประสิทธิ์ในแบนด์ย่อย LL^{k-K-1} , LH^{k-K-1} , HL^{k-K-1} และ HH^{k-K-1} มาสร้างเป็นเวกเตอร์ 4 มิติ เพื่อนำไปผ่านการจัดกลุ่มข้อมูลด้วย

เทคนิค FPCM อีกครั้ง ซึ่งจะทำให้ได้เป็นภาพพื้นที่สัญญาณที่ระดับ $k = K - 1$ นั้นเอง สำหรับการจัดการข้อมูลในระดั $k = 1, 2, \dots, K - 2$ ต่อไป ก็จะมีการดำเนินงานในลักษณะเช่นเดียวกัน

ขั้นตอนที่ 5 หลังจากได้ผลการแสดงพื้นที่ $R_{Visible}^k$ ของภาพจริง และผลการแสดงพื้นที่ของภาพความร้อน $R_{Thermal}^k$ แล้ว จะนำผลการพื้นที่ทั้งสองไปทำการหาพื้นที่ร่วม (Shared region) R^k ที่แต่ละระดับ $k = 1, 2, \dots, K$ ดังแสดงในรูปที่ 3.23



รูปที่ 3.23 ตัวอย่างการหาพื้นที่ร่วม R^k จากผลการแสดงพื้นที่ $R_{Visible}^k$ และ $R_{Thermal}^k$

- (ก) ผลการแสดงพื้นที่ของภาพจริง $R_{Visible}^k$
 (ข) ผลการแสดงพื้นที่ของภาพความร้อน $R_{Thermal}^k$
 (ค) ผลการแสดงพื้นที่ร่วม R^k

ขั้นตอนที่ 6 พื้นที่ร่วม R^k ที่ได้จากขั้นตอนที่ 5 จะเป็นตัวชี้แนวให้กับกระบวนการประสาน

3.3.3 กระบวนการประสาน (Fusion process)

ในที่นี้กำหนดให้ IR แทนสัญญาณของภาพความร้อน ในขณะที่ V แทนสัญญาณของภาพจริง และให้ $y_{IR}^k(n|p)$ และ $y_V^k(n|p)$ แทนภาพรายละเอียดทั้งหมดที่ระดับ k ใด ๆ โดยเวกเตอร์พิกัด $\mathbf{n} = (m, n)^T$ ถูกใช้เป็นตัวบ่งชี้ตำแหน่งของสัมประสิทธิ์ ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ k และแถบความถี่ p ส่วนภาพการประมาณจะถูกแทนด้วย $y_{IR}^k(n|0)$ และ $y_V^k(n|0)$ ที่ระดับการแยกองค์ประกอบสูงสุด K ที่แถบความถี่ $p = 0$

การรวมสัมประสิทธิ์การประมาณ (Combination of approximation coefficients)

การรวมสัมประสิทธิ์การประมาณ $y_{IR}^k(n|0)$ และ $y_V^k(n|0)$ จะใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ย (Averaging method) ดังสมการที่ (3.10) ทั้งนี้เป็นเพราะต้องการให้กระบวนการประสานมีความ

คงทนต่อสัญญาณรบกวนแบบ Gaussian ซึ่งเป็นสัญญาณรบกวนที่มักพบในภาพความร้อน การนำข้อมูลมาทำการเฉลี่ยจะช่วยลดผลของสัญญาณรบกวนลงได้

$$y_F^K(\mathbf{n}|0) = \frac{y_{IR}^K(\mathbf{n}|0) + y_V^K(\mathbf{n}|0)}{2} \quad (3.10)$$

การรวมสัมประสิทธิ์รายละเอียด (Combination of detail coefficients)

การรวมสัมประสิทธิ์รายละเอียด $y_{IR}^k(\mathbf{n}|p)$ และ $y_V^k(\mathbf{n}|p)$ นั้น จะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือการรวมสัมประสิทธิ์ที่แสดงตำแหน่งของเส้นขอบ (Edge) ในภาพ และการรวมสัมประสิทธิ์ที่อยู่ในบริเวณพื้นที่ (Region)

โดยสัมประสิทธิ์ที่แสดงตำแหน่งของขอบจะกระทำการรวมดังสมการที่ (3.11)

$$\begin{aligned} y_F^k(\mathbf{n}|p) &= y_{IR}^k(\mathbf{n}|p) \quad \text{เมื่อมีเพียง } y_{IR}^k(\mathbf{n}|p) \text{ ที่เป็นสัมประสิทธิ์ในตำแหน่งขอบ} \\ y_F^k(\mathbf{n}|p) &= y_V^k(\mathbf{n}|p) \quad \text{เมื่อมีเพียง } y_V^k(\mathbf{n}|p) \text{ ที่เป็นสัมประสิทธิ์ในตำแหน่งขอบ} \\ y_F^k(\mathbf{n}|p) &= \frac{y_{IR}^k(\mathbf{n}|p) + y_V^k(\mathbf{n}|p)}{2} \quad \text{เมื่อสัมประสิทธิ์ } y_{IR}^k(\mathbf{n}|p) \text{ และ } y_V^k(\mathbf{n}|p) \text{ เป็น} \\ &\text{สัมประสิทธิ์ในตำแหน่งขอบเหมือนกัน} \end{aligned} \quad (3.11)$$

สำหรับสัมประสิทธิ์รายละเอียดที่อยู่ในบริเวณพื้นที่จะพิจารณาตามพื้นที่ร่วม $r \in R^k$ โดยจะทำการวัดค่าระดับพฤติกรรมของ $y_{IR}^k(r|p)$ และ $y_V^k(r|p)$ ที่แต่ละพื้นที่ร่วม r ดังในสมการที่ (3.12) เมื่อ $a_s^k(r|p)$ หมายถึงระดับพฤติกรรม (Activity level) ของแต่ละพื้นที่ร่วม r ที่แถบความถี่ p ของภาพ s เมื่อ $s = IR, V$

$$a_s^k(r|p) = \frac{1}{N_r} \left(\sum_{\mathbf{n} \in r} |y_s^k(\mathbf{n}|p)|^2 \right) \quad (3.12)$$

เมื่อ N_r คือจำนวนสัมประสิทธิ์ทั้งหมดในพื้นที่ร่วม r

การจับกลุ่มหลายระดับ (Multiscale grouping scheme)

ในที่นี้จะทำการหาค่าระดับพฤติกรรมจากกลุ่มสัมประสิทธิ์ที่มีความสอดคล้องกันที่ทุกแถบความถี่และทุกระดับการแยกองค์ประกอบ $A_{IR}(r)$ และ $A_V(r)$ ดังสมการที่ (3.13) เรียกว่าการจับกลุ่มหลายระดับ (Multiscale grouping scheme) [8] ซึ่งจะทำให้การตัดสินใจ (Decision) สามารถพิจารณาจากสัมประสิทธิ์โดยรวม และทำให้สัมประสิทธิ์ในทุกแบนด์ย่อยและทุกระดับการแยกองค์ประกอบถูกรวมไปในทิศทางเดียวกัน

$$A_{IR}(r) = \sum_k \sum_p a_{IR}^k(r|p) \quad \text{และ} \quad A_V(r) = \sum_k \sum_p a_V^k(r|p) \quad (3.13)$$

การวัดค่าความเข้ากัน (Match measure)

ทำการวัดค่าความเข้ากัน (Match measure) $m_{IR,V}^k$ ดังสมการที่ (3.14) เพื่อใช้เป็นตัววัด

สนใจในการเลือกวิธีการรวมสัมประสิทธิ์ (Combination method) ระหว่างวิธีการเลือกค่ามากที่สุด (Choose max) และวิธีการหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก (Weighted averaging) โดยค่า $m_{IR,V}^k(r|p)$ นี้ จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับกับค่าขีดเริ่มเปลี่ยน α

$$m_{IR,V}^k(r|p) = \frac{2 \cdot \sum_{n \in r} y_{IR}^k(r|p) y_V^k(r|p)}{A_{IR}(r|p) + A_V(r|p)} \quad (3.14)$$

กรณีที่ค่า $m_{IR,V}^k < \alpha$ จะหมายความว่าภาพต้นทางทั้งสอง ณ ตำแหน่งพื้นที่ร่วม r ใด ๆ มีความเข้ากันได้น้อย ดังนั้นจึงควรนำวิธีการเลือกค่ามากที่สุดมาใช้ เพื่อลดปัญหาเรื่องความเปรียบต่าง (Contrast) ของภาพต้นทางทั้งสองซึ่งแตกต่างกัน ณ พื้นที่ r ใด ๆ ดังสมการที่ (3.15)

$$y_F^k(r|p) = \begin{cases} y_{IR}^k(r|p) & \text{if } A_{IR}(r|p) \geq A_V(r|p) \\ y_V^k(r|p) & \text{if } A_{IR}(r|p) < A_V(r|p) \end{cases} \quad (3.15)$$

ส่วนในกรณีที่ค่า $m_{IR,V}^k \geq \alpha$ จะหมายความว่าความเข้ากันระหว่างพื้นที่ r ใด ๆ ของภาพต้นทางทั้งสองมีมาก ดังนั้นจึงได้นำวิธีการหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก มาใช้เพื่อหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลและทำการถ่วงน้ำหนักข้อมูล ดังสมการที่ (3.16)

$$y_F^k(r|p) = w_{IR}(r|p) \times y_{IR}^k(r|p) + w_V(r|p) \times y_V^k(r|p) \quad (3.16)$$

เมื่อ $w_{IR}(r)$, $w_V(r)$ คือค่าถ่วงน้ำหนัก (Weighted) ที่หาได้จากสมการที่ (3.17) และ w_{\min} , w_{\max} หาได้จากสมการที่ (3.18)

$$w_{IR}(r|p) = \begin{cases} w_{\min} & \text{if } A_{IR}(r|p) < A_V(r|p) \\ w_{\max} & \text{if } A_{IR}(r|p) \geq A_V(r|p) \end{cases} \quad (3.17)$$

$$w_V(r|p) = 1 - w_{IR}(r|p)$$

$$w_{\min} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{1 - m_{IR,V}^k(r|p)}{1 - \alpha} \right) \text{ และ } w_{\max} = 1 - w_{\min} \quad (3.18)$$

การสร้างคืนภาพ (Reconstruction image) เมื่อได้สัมประสิทธิ์ผลรวม $y_F^k(r|0)$ และ $y_F^k(r|p)$ จากสมการ 3.10 3.15 และ 3.16 แล้ว จะนำสัมประสิทธิ์ผลรวมทั้งหมดที่ได้ไปผ่านกระบวนการสร้างคืนภาพ (Reconstruction) ด้วยการแปลงกลับเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต (Inverse DWF) เพื่อสร้างเป็นภาพประสาน (Fused image)

3.4 การประเมินประสิทธิภาพของกรรมวิธีการประสานภาพ

การประเมินประสิทธิภาพของการประสานภาพในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเปรียบเทียบกับกรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบภาพเท่านั้น โดยแต่ละกรรมวิธีจะมีการใช้เทคนิคที่จะนำมาแยกองค์ประกอบและลักษณะของข้อมูลที่น่ามารวมแตกต่างกัน

3.4.1 กรรวิธีที่นำมาทำการเปรียบเทียบผล

กรรวิธีที่ 1 การประสานภาพเชิงจุดภาพ โดยใช้การแปลงพีระมิดแบบลาปลาเซียน [11]

- ใช้การแปลงพีระมิดแบบลาปลาเซียน (Laplacian pyramid) ในการแยกองค์ประกอบ (อธิบายไว้ในภาคผนวก ก)
- การรวมภาพการประมาณ (Combination of approximation coefficients) จะใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ย ดังสมการที่ (3.10)
- การรวมภาพรายละเอียด (Combination of detail coefficients) สัมประสิทธิ์ผลรวม y_F^k จะได้มาจากการเลือกค่ามากที่สุด (Choose max) โดยพิจารณาจากค่าระดับพหุติกรรมในระดับจุดภาพ (Pixel-based maximum selection) ของ $y_{IR}^k(\mathbf{n} | p)$ และ $y_V^k(\mathbf{n} | p)$

$$y_F^k(\mathbf{n} | p) = \begin{cases} y_{IR}^k(\mathbf{n} | p) & \text{if } |y_{IR}^k(\mathbf{n} | p)| > |y_V^k(\mathbf{n} | p)| \\ y_V^k(\mathbf{n} | p) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad p = 0, 1, \dots, P \quad (3.19)$$

กรรวิธีที่ 2 การประสานภาพเชิงหน้าต่าง โดยใช้การแปลงพีระมิดแบบลาปลาเซียน [10]

- ใช้การแปลงพีระมิดแบบลาปลาเซียนในการแยกองค์ประกอบ (อธิบายไว้ในภาคผนวก ก)
- การรวมภาพการประมาณ จะใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ย ดังสมการที่ (3.10)
- การรวมภาพรายละเอียด จะใช้ข้อมูลเชิงหน้าต่าง (Window-based) มาทำการวัดค่าระดับพหุติกรรมและค่าความเข้ากัน โดยได้นิยามการวัดระดับพหุติกรรมของ $y_s^k(\mathbf{n} | p)$ เมื่อ $s = IR, V$ ดังนี้

$$a_s^k(\mathbf{n} | p) = \sum_{\Delta \mathbf{n} \in W^k(p)} |y_s^k(\mathbf{n} + \Delta \mathbf{n} | p)|^2 \quad (3.20)$$

และทำการวัดค่าความเข้ากันระหว่าง $y_{IR}^k(\mathbf{n} | p)$ และ $y_V^k(\mathbf{n} | p)$ ดังนี้

$$m_{IR,V}^k(\mathbf{n} | p) = \frac{2 \cdot \sum_{\Delta \mathbf{n} \in W^k(p)} y_{IR}^k(\mathbf{n} + \Delta \mathbf{n} | p) y_V^k(\mathbf{n} + \Delta \mathbf{n} | p)}{a_{IR}^k(\mathbf{n} | p) + a_V^k(\mathbf{n} | p)} \quad (3.21)$$

เมื่อ $W^k(p)$ คือหน้าต่างขนาด 1×1 , 3×3 หรือ 5×5 โดยสัมประสิทธิ์ที่พิจารณาจะอยู่ที่จุดเริ่มต้นของหน้าต่าง และใช้วิธีการรวมแบบค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก ดังนี้

$$y_F^k(\mathbf{n} | p) = w_{IR}(d^k(\mathbf{n} | p)) y_{IR}^k(\mathbf{n} | p) + w_V(d^k(\mathbf{n} | p)) y_V^k(\mathbf{n} | p) \quad (3.22)$$

โดยค่าถ่วงน้ำหนักจะได้มาจากการตัดสินใจ สำหรับแต่ละระดับการแยกองค์ประกอบ k ที่แถบความถี่ $p = 0, 1, \dots, P$ และที่ตำแหน่ง \mathbf{n} ดังนี้

$$w_{IR}(d^k(\mathbf{n} | p)) = 1 - w_V(d^k(\mathbf{n} | p)) = d^k(\mathbf{n} | p) \quad (3.23)$$

เมื่อพารามิเตอร์การตัดสินใจ $d^k(\mathbf{n} | p)$ มีค่าดังต่อไปนี้

$$d^k(\mathbf{n} | p) = \begin{cases} 1 & \text{if } m_{IR,V}^k(\mathbf{n} | p) \leq T \text{ and } a_{IR}^k(\mathbf{n} | p) > a_V^k(\mathbf{n} | p) \\ 0 & \text{if } m_{IR,V}^k(\mathbf{n} | p) \leq T \text{ and } a_{IR}^k(\mathbf{n} | p) \leq a_V^k(\mathbf{n} | p) \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \left(\frac{1 - m_{IR,V}^k(\mathbf{n} | p)}{1 - T} \right) & \text{if } m_{IR,V}^k(\mathbf{n} | p) > T \text{ and } a_{IR}^k(\mathbf{n} | p) > a_V^k(\mathbf{n} | p) \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1 - m_{IR,V}^k(\mathbf{n} | p)}{1 - T} \right) & \text{if } m_{IR,V}^k(\mathbf{n} | p) > T \text{ and } a_{IR}^k(\mathbf{n} | p) \leq a_V^k(\mathbf{n} | p) \end{cases} \quad (3.24)$$

สำหรับค่าขีดเปลี่ยน T ใด ๆ

กรรมวิธีที่ 3 การประสานภาพเชิงจุดภาพ โดยการใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ต [12]

- ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ต (Discrete wavelet) ในการแยกองค์ประกอบ (อธิบายไว้ในภาคผนวก ก)
- การรวมภาพการประมาณ จะใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ย ดังสมการที่ (3.10)
- การรวมภาพรายละเอียด จะใช้วิธีการเลือกค่ามากที่สุดในการรวม โดยวัดค่าระดับพฤติกรรมในระดับจุดภาพ เช่นเดียวกับกรรมวิธีการประสานภาพ วิธีที่ 1 ของ P.J. Burt

กรรมวิธีที่ 4 การประสานภาพเชิงหน้าต่าง โดยการใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ต [12]

- ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ต ในการแยกองค์ประกอบ (อธิบายไว้ในภาคผนวก ก)
- การรวมภาพการประมาณ จะใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ย ดังสมการที่ (3.10)
- การรวมภาพรายละเอียด จะใช้ข้อมูลเชิงหน้าต่างและใช้ขั้นตอนการรวมที่มีการวัดค่าระดับพฤติกรรมและค่าความเข้ากัน เช่นเดียวกับกรรมวิธีการประสานภาพวิธีที่ 2 ของ P.J. Burt และ R.J. Kolczynski

กรรมวิธีที่ 5 การประสานภาพเชิงจุดภาพ โดยการใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต

- ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต (Discrete wavelet frame) ในการแยกองค์ประกอบ
- การรวมภาพการประมาณ จะใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ย ดังสมการที่ (3.10)
- การรวมภาพรายละเอียด จะใช้วิธีการเลือกค่ามากที่สุด โดยวัดค่าระดับพฤติกรรมในระดับจุดภาพ เช่นเดียวกับกรรมวิธีการประสานภาพ วิธีที่ 1 ของ P.J. Burt

กรรมวิธีที่ 6 การประสานภาพเชิงหน้าต่าง โดยการใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต

- ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต ในการแยกองค์ประกอบ
- การรวมภาพการประมาณ จะใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ย ดังสมการที่ (3.10)

- การรวมภาพรายละเอียด จะใช้ข้อมูลเชิงหน้าต่างและใช้ขั้นตอนการรวมที่มีการวัดค่าระดับพฤติกรรมและค่าความเข้ากัน เช่นเดียวกับกรรมวิธีการประสานภาพวิธีที่ 2 ของ P.J. Burt และ R.J. Kolczynski

3.4.2 ภาพที่ใช้ทดสอบ

ภาพที่ใช้ทดสอบจะเป็นภาพความร้อน (Thermal image) และภาพจริง (Visible image) ที่ทำการบันทึกเอง จำนวน 5 ชุดภาพ โดยภาพความร้อนจะทำการบันทึกโดยใช้กล้องอินฟราเรด รุ่น Thermovision@A10 ดังในรูปที่ 3.2 และภาพจริงจะทำการบันทึกโดยใช้กล้อง CCD ซึ่งชุดภาพทั้ง 5 ชุดภาพจะถูกแสดงออกเป็น 2 ลักษณะ คือ ชุดภาพที่ผ่านการประทับจำภาพเรียบร้อยแล้ว และมีผลการประทับจำภาพที่สันนิษฐานว่าสมบูรณ์ กับชุดภาพที่เกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพขึ้น (Mis-registration)

3.4.2.1 ชุดภาพที่มีผลการประทับจำภาพที่สันนิษฐานว่าสมบูรณ์ (Perfect registered image)

ชุดภาพเหล่านี้จะเป็นชุดภาพที่ผ่านการประทับจำภาพ โดยใช้กรรมวิธีในหัวข้อที่ 3.2.1 ซึ่งได้ทำการทดสอบประสิทธิภาพโดยใช้การประเมินผลเชิงบุคคล (Subjective evaluation) ด้วยการสังเกตแนวของภาพแต่ละตำแหน่งว่ามีความตรงกันมากน้อยเพียงใด และได้ทำการตรวจสอบความตรงกันของแนวภาพ โดยใช้ Adobe photoshop ด้วยการวางภาพความร้อนและภาพจริงไว้ที่ชั้นภาพ (Layer) ต่างกัน จากนั้นนำชั้นภาพของภาพทั้งสองมาซ้อนทับกัน ทำให้สามารถตรวจสอบความตรงกันของตำแหน่งในภาพได้ การตรวจสอบประสิทธิภาพดังกล่าวจะเป็นการตรวจสอบด้วยมือ (Manual) ดังนั้นผลการประทับจำภาพที่ได้จะเป็นชุดภาพที่ถูกปรับแนวให้ตรงกันที่สุด ซึ่งสามารถตั้งข้อสันนิษฐานได้ว่า ชุดภาพทั้ง 5 นี้เป็นชุดภาพที่มีผลการประทับจำภาพสมบูรณ์

โดยภาพประสาน (Fused image) ที่ได้จากการใช้ชุดภาพเหล่านี้ไปทำการประสาน จะถูกใช้เป็นภาพอ้างอิง (Reference image) ในการตรวจสอบประสิทธิภาพของกรรมวิธีการประสานว่ามีความคงทน (Robust) ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ (Mis-registration) มากน้อยเพียงใด

ชุดภาพทดสอบที่ 1 และ 2 จะเป็นชุดภาพที่สามารถนำไปใช้ในทางทหารได้ โดยการตรวจจับคนและระบุตำแหน่ง โดยภาพความร้อนจะให้รายละเอียดของคน ซึ่งมองไม่เห็นในภาพจริง ในขณะที่ภาพจริงจะให้รายละเอียดของตำแหน่งที่คนอยู่ คือ อยู่ใกล้โทรทัศน์ นั่นเอง

โดยภาพทดสอบทั้งสองชุดภาพ จะใช้ภาพจริงขนาด 1920X2560 จุดภาพ และภาพความร้อนขนาด 128X160 จุดภาพ ลักษณะเป็น Tiff file แต่ละจุดภาพมีขนาด 8 บิต ค่าความเข้มจุดภาพ 256 ระดับ ดังในรูปที่ 3.24 และ 3.25



ภาพจริง



ภาพความร้อน

รูปที่ 3.24 ชุดภาพทดสอบที่ 1



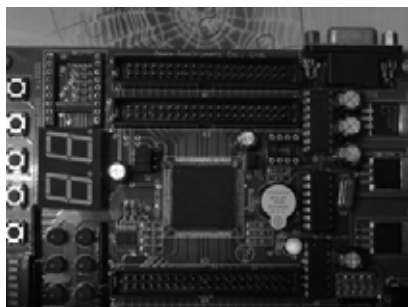
ภาพจริง



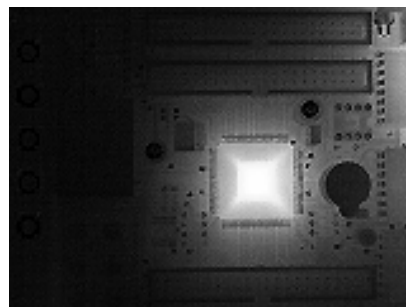
ภาพความร้อน

รูปที่ 3.25 ชุดภาพทดสอบที่ 2

ชุดภาพทดสอบที่ 3 จะเป็นชุดภาพที่สามารถนำไปใช้ในทางด้านอุตสาหกรรม (Industrial) ในการตรวจสอบคุณภาพหรือตรวจสอบชิ้นส่วนที่มีความร้อนสูงเกินปกติ ดังรูปในชุดภาพที่ 3 จะเป็นภาพตัวอย่างในการตรวจหาชิ้นส่วนที่มีความร้อนเกิดขึ้น โดยภาพทดสอบจะใช้ภาพจริงขนาด 1920X2560 จุดภาพ และภาพความร้อนขนาด 128X160 จุดภาพ ลักษณะเป็น Tiff file แต่ละจุดภาพมีขนาด 8 บิต ค่าความเข้มจุดภาพ 256 ระดับ ดังในรูปที่ 3.26



ภาพจริง



ภาพความร้อน

รูปที่ 3.26 ชุดภาพทดสอบที่ 3

ชุดภาพทดสอบที่ 4 จะเป็นชุดภาพที่สามารถนำไปใช้ในทางด้านอุตสาหกรรม (Industrial) ในการตรวจสอบคุณภาพหรือการตรวจสอบปริมาณการบรรจุผลิตภัณฑ์ ดังรูปในชุดภาพที่ 4 จะเป็นภาพตัวอย่างในการตรวจสอบปริมาณน้ำในขวด ซึ่งในกรณีนี้ที่ผลิตภัณฑ์เป็นขวดทึบ ซึ่งไม่สามารถมองเห็นปริมาณน้ำข้างใน สามารถใช้ภาพความร้อนเพื่อแสดงปริมาณน้ำในขวด และใช้ภาพจริงเพื่อชี้ตำแหน่งของผลิตภัณฑ์ที่มีปริมาณการบรรจุน้อยเกินไปได้

โดยภาพทดสอบจะใช้ภาพจริงขนาด 1920X2560 จุดภาพ และภาพความร้อนขนาด 128X160 จุดภาพ ลักษณะเป็น Tiff file แต่ละจุดภาพมีขนาด 8 บิต ค่าความเข้มจุดภาพ 256 ระดับ ดังในรูปที่ 3.27



ภาพจริง



ภาพความร้อน

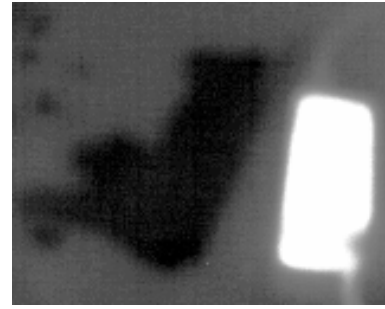
รูปที่ 3.27 ชุดภาพทดสอบที่ 4

ชุดภาพทดสอบที่ 5 จะเป็นชุดภาพที่สามารถนำไปใช้ในการตรวจสอบบริเวณรอยน้ำ เช่น รอยน้ำรั่วบนเพดาน เป็นต้น ดังรูปในชุดภาพที่ 5 จะเป็นการแสดงรอยน้ำบนพื้น ซึ่งภาพความร้อนจะสามารถแสดงให้เห็นรอยน้ำที่หกอยู่บนพื้น ส่วนภาพจริงจะเป็นบริเวณที่มีน้ำหกอยู่

โดยภาพทดสอบจะใช้ภาพจริงขนาด 1920X2560 จุดภาพ และภาพความร้อนขนาด 128X160 จุดภาพ ลักษณะเป็น Tiff file แต่ละจุดภาพมีขนาด 8 บิต ค่าความเข้มจุดภาพ 256 ระดับ ดังในรูปที่ 3.28



ภาพจริง



ภาพความร้อน

รูปที่ 3.28 ชุดภาพทดสอบที่ 5

3.4.2.2 ชุดภาพที่เกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ (Mis-registration images)

ทำการจำลองชุดภาพให้เป็นภาพที่เกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ โดยการนำชุดภาพที่มีความประทับจำภาพที่สมบูรณ์ในหัวข้อ 3.4.2.1 มาทำการเลื่อนตำแหน่งไปในแนวแกน X และ Y ไปในช่วง -20 ถึง +20 จุดภาพ โดยเครื่องหมายลบจะหมายถึงการเลื่อนตำแหน่งไปทางด้าน -X และ -Y ส่วนเครื่องหมายบวกจะหมายถึงการเลื่อนตำแหน่งไปทางด้าน +X และ +Y ตามลำดับ

ผลการประสานภาพหรือภาพประสานที่ได้จากการใช้ชุดภาพที่เกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพข้างต้น จะถูกนำไปทำการประเมินประสิทธิภาพของกรรมวิธีการประสาน โดยจะทำการพิจารณาว่า เมื่อภาพเกิดการคลาดเคลื่อนขึ้น ผลของการประสานภาพที่ได้จะเป็นอย่างไร มีความแตกต่างจากผลการประสานภาพที่ได้จากการใช้ชุดภาพที่ไม่เกิดการคลาดเคลื่อน (ภาพอ้างอิง) มากน้อยเพียงใด โดยกรรมวิธีการประสานภาพที่ให้ผลการประสานภาพใกล้เคียงกับภาพอ้างอิงมากก็จะเป็นกรรมวิธีที่มีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนสูง ซึ่งเกณฑ์ในการวัดความใกล้เคียงหรือแตกต่างได้อธิบายไว้ในหัวข้อที่ 3.43

3.4.3 เกณฑ์ในการประเมินผลการประสานภาพ

1. ค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error: RMSE) เพื่อหาความผิดพลาดระหว่างภาพผลลัพธ์และภาพอ้างอิง ดังสมการที่ (3.25)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [R(m,n) - MT(m,n)]^2}{M \times N}} \quad (3.25)$$

เมื่อ R คือภาพอ้างอิง และ MT คือภาพประสานที่ได้จากการใช้ชุดภาพที่เกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ ส่วน $M \times N$ คือขนาดของภาพทั้งสอง

2. ค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างภาพอ้างอิงและภาพผลลัพธ์ ดังสมการที่ (3.26)

$$Correlation = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (R(m,n) - \bar{R})(MT(m,n) - \overline{MT})}{\sqrt{\left(\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (R(m,n) - \bar{R})^2\right) \left(\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (MT(m,n) - \overline{MT})^2\right)}} \quad (3.26)$$

เมื่อ $\overline{MT} = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N MT(m,n)}{M \times N}$ และ $\bar{R} = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N R(m,n)}{M \times N}$



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 4

ผลการทดลอง

บทนี้จะเป็นการแสดงผลการทดลองจากกรรมวิธีการประสานภาพเชิงพื้นที่โดยการใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต ซึ่งจะแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ ผลจากการประทับจำภาพ และผลจากการประสานภาพ การประทับจำภาพจะวิเคราะห์ในแต่ละขั้นตอนตั้งแต่ผลการแยกขอบ ผลการแปลงระยะทาง และผลการเทียบเคียงวัตถุ ส่วนการประสานภาพจะแสดงผลของการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตของภาพต้นทางทั้งสอง ผลการแยกส่วนภาพ ผลการประสานภาพในกรณีที่สันนิษฐานว่าภาพต้นทางมีความสมบูรณ์ในการประทับจำภาพ และผลการประสานภาพในกรณีที่ภาพต้นทางมีความคลาดเคลื่อนระหว่างกัน ซึ่งเป็นผลมาจากความผิดพลาดในขั้นตอนการประทับจำภาพ

4.1 การประทับจำภาพ

การแสดงผลการประทับจำภาพ จะทำการแสดงผลในแต่ละขั้นตอนวิธีของชุดภาพต้นทางหนึ่ง ๆ และทำการวิเคราะห์ผลของแต่ละขั้นตอนวิธีไปพร้อมกัน เพื่อให้สามารถเข้าใจผลของการกระทำได้ชัดเจน

4.1.1 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 1

ขั้นตอนเบื้องต้น นำภาพจริงไปทำการปรับลดสเกลเบื้องต้น โดยใช้ค่าสเกลเท่ากับ $\frac{10.1}{18} = 0.5611$ เมื่อค่าพิกัดของภาพจริงอยู่ที่ตำแหน่ง 10.1 มิลลิเมตร และพิกัดของภาพความร้อนอยู่ที่ตำแหน่ง 18 มิลลิเมตร หลังจากทำการปรับลดสเกลแล้ว จะทำการลดจำนวนจุดภาพของภาพจริงให้มีขนาดเท่ากับ 173X230 เพื่อให้จำนวนจุดภาพต่อนิ้ว (Pixel per inch) ของภาพจริงใกล้เคียงกับภาพความร้อน (โดยประมาณ)

การแยกขอบ ส่วนนี้เป็นการตรวจหาเส้นขอบของภาพต้นทาง เพื่อนำไปใช้ในการเทียบเคียงวัตถุ โดยใช้วงจรถองหาเส้นขอบของแคนนี่

เนื่องจากภาพจริงในชุดภาพที่ 1 เป็นภาพที่บันทึกในความมืด ค่าของจุดภาพจึงมีค่าความเข้มต่ำเป็นส่วนมาก ดังนั้นก่อนนำภาพต้นทางไปผ่านการแยกขอบจะมีการกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของค่าความเข้มในช่วง 0 ถึง 255 ของภาพจริง เพื่อสร้างเป็นภาพขาว-ดำที่สามารถให้รายละเอียดของข้อมูลในบริเวณมืดภายในภาพได้ ดังรูปที่ 4.1(ข) โดยค่าขีดเปลี่ยนที่ใช้สำหรับชุดภาพที่ 1 จะเท่ากับค่าความเข้มที่ 4



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.1 การกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของภาพจริงในชุดภาพที่ 1

(ก) ภาพจริงของชุดภาพที่ 1

(ข) ภาพขาว-ดำ ที่ได้จากการกำหนดค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 4

จากนั้นนำภาพขาว-ดำในรูปที่ 4.1(ข) มาทำการตรวจหาเส้นขอบ โดยในการตรวจหาเส้นขอบจะกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของความยาวเส้นขอบเท่ากับ 0.8 เพื่อตัดเส้นขอบที่มีความยาวน้อยกว่าค่าขีดเปลี่ยนตัดทิ้งไป



รูปที่ 4.2 ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพจริงในชุดภาพที่ 1 ใช้ค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 0.8

และเช่นเดียวกับภาพจริง ภาพความร้อนจะถูกนำมาทำการแยกขอบ โดยกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของความยาวเส้นขอบเท่ากับ 0.6 ผลการแยกขอบแสดงดังรูปที่ 4.3



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.3 ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 1

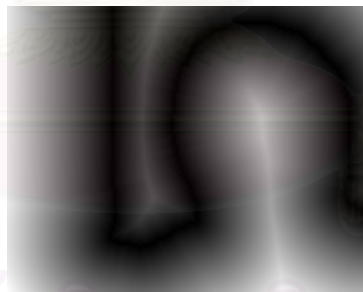
(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 1

(ข) ภาพขอบของภาพความร้อน ใช้ค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 0.6

การประเมินผลการตรวจหาเส้นขอบ

เส้นขอบของภาพจริงและภาพความร้อนมีโครงสร้างและรูปร่างใกล้เคียงกัน ซึ่งจะทำให้การเทียบเคียงวัตถุง่าย และมีความถูกต้องสูง

การแปลงระยะทาง ส่วนนี้เป็นการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อน เพื่อขยายเส้นขอบให้กว้างขึ้น เพื่อให้การเทียบเคียงวัตถุแม่นยำมากขึ้น



รูปที่ 4.4 ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 1

การเทียบเคียงวัตถุ ภาพขอบของภาพจริง (Edge visible image) ในรูปที่ 4.2 และผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อน (Edge thermal image) ในรูปที่ 4.4 จะถูกนำไปทำการเทียบเคียงวัตถุ โดยภาพความร้อนจะถูกใช้เป็นภาพตัวแบบ เพื่อทำการค้นหาตำแหน่งของวัตถุที่เข้าคู่ภายในภาพจริง ซึ่งจะแสดงพฤติกรรมเป็นภาพแผ่นแบบ ผลการเทียบเคียงวัตถุแสดงดังรูปที่

4.5



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.5 ผลการเทียบเคียงวัตถุของชุดภาพที่ 1

(ก) ภาพขอบของภาพจริงที่เข้าคู่ (Matched edge visible image)

(ข) ภาพขอบของภาพความร้อนที่เข้าคู่ (Matched edge thermal image)

ภาพแผ่นแบบขนาด $M \times N = 173 \times 230$ จุดภาพภาพตัวแบบขนาด $m \times n = 128 \times 160$ จุดภาพจำนวนการค้นหา $(M - m + 1) \times (N - n + 1) = (173 - 128 + 1) \times (230 - 160 + 1) = 3266$ จุด

เวลาในการดำเนินการ 358.4690 วินาที

ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.92

ตำแหน่งการเข้าคู่ (Row, Column) = (31, 33)

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสตอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.99763

ผลการประทับจำภาพ นำค่าสเกลผลลัพธ์ 0.92 ไปทำการปรับลดสเกลของภาพจริงขนาด 173×230 จุดภาพลง จากนั้นทำการตัดส่วนภาพจริงให้มีขนาดเท่ากับภาพความร้อน โดยใช้ตำแหน่งการเข้าคู่ (Row, Column) = (31, 33) เป็นตำแหน่งเริ่มต้นของการตัดส่วนภาพ ผลการประทับจำภาพแสดงดังรูปที่ 4.6



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.6 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 1

(ก) ภาพประทับจำของภาพจริง (Registered visible image)

(ข) ภาพประทับจำของภาพความร้อน (Registered thermal image)

4.1.2 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 2

ขั้นตอนเบื้องต้น นำภาพจริงไปทำการปรับลดสเกลเบื้องต้น โดยใช้ค่าสเกลเท่ากับ $\frac{8.5}{18} = 0.4722$ เมื่อค่าโฟกัสของภาพจริงอยู่ที่ตำแหน่ง 8.5 มิลลิเมตร และโฟกัสของภาพความร้อนอยู่ที่ตำแหน่ง 18 มิลลิเมตร หลังจากทำการปรับลดสเกลแล้ว จะทำการลดจำนวนจุดภาพของภาพจริงให้มีขนาดเท่ากับ 173X230 จุดภาพ

การแยกขอบ ทำการตรวจหาเส้นขอบของภาพต้นทาง โดยใช้วงจรถองหาเส้นขอบของแคนนี่ กำหนดค่าขีดเปลี่ยนของค่าความเข้มในช่วง 0 ถึง 255 ของภาพจริง เพื่อสร้างเป็นภาพขาว-ดำที่สามารถให้รายละเอียดของข้อมูลในบริเวณมีดภายในภาพได้ ดังรูปที่ 4.7(ข) โดยค่าขีดเปลี่ยนที่ใช้สำหรับชุดภาพที่ 2 จะเท่ากับค่าความเข้มที่ 2



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.7 การกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของภาพจริงในชุดภาพที่ 2

(ก) ภาพจริงของชุดภาพที่ 2

(ข) ภาพขาว-ดำ ที่ได้จากการกำหนดค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 2

จากนั้นนำภาพขาว-ดำในรูปที่ 4.7(ข) มาทำการตรวจหาเส้นขอบ โดยในการตรวจหาเส้นขอบจะกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของความยาวเส้นขอบเท่ากับ 0.9 เพื่อตัดเส้นขอบที่มีความยาวน้อยกว่าค่าขีดเปลี่ยนตัดทิ้งไป ดังรูปที่ 4.8 และเช่นเดียวกับภาพจริง ภาพความร้อนจะถูกนำมาทำการแยกขอบ โดยกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของความยาวเส้นขอบเท่ากับ 0.5 ผลการแยกขอบแสดงดังรูปที่ 4.9



รูปที่ 4.8 ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพจริงในชุดภาพที่ 2 ใช้ค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 0.9



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.9 ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 2

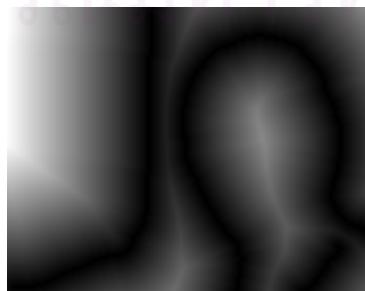
(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 2

(ข) ภาพขอบของภาพความร้อน ใช้ค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 0.5

การประเมินผลการตรวจหาเส้นขอบ

เส้นขอบของภาพจริงและภาพความร้อนมีโครงสร้างและรูปร่างของวัตถุในบางบริเวณใกล้เคียงกัน ซึ่งโครงสร้างบริเวณนี้จะเป็นส่วนที่เข้าคู่กันของทั้งสองภาพ

การแปลงระยะทาง ส่วนนี้เป็นการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อน เพื่อขยายเส้นขอบให้กว้างขึ้น เพื่อให้การเทียบเคียงวัตถุแม่นยำมากขึ้น



รูปที่ 4.10 ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 2

การเทียบเคียงวัตถุ ภาพขอบของภาพจริง (Edge visible image) ในรูปที่ 4.8 และผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อน (Edge thermal image) ในรูปที่ 4.10 จะถูกนำไปทำการเทียบเคียงวัตถุ โดยภาพความร้อนจะถูกใช้เป็นภาพตัวแบบ เพื่อทำการค้นหาตำแหน่งของวัตถุที่เข้าคู่ภายในภาพจริงหรือภาพแผ่นแบบ ผลการเทียบเคียงวัตถุแสดงดังรูปที่ 4.11



รูปที่ 4.11 ผลการเทียบเคียงวัตถุของชุดภาพที่ 2

(ก) ภาพขอบของภาพจริงที่เข้าคู่

(ข) ภาพขอบของภาพความร้อนที่เข้าคู่

ภาพแผ่นแบบขนาด $M \times N = 173 \times 230$ จุดภาพ

ภาพตัวแบบขนาด $m \times n = 128 \times 160$ จุดภาพ

จำนวนการค้นหา $(M - m + 1) \times (N - n + 1) = (173 - 128 + 1) \times (230 - 160 + 1) = 3266$ จุด

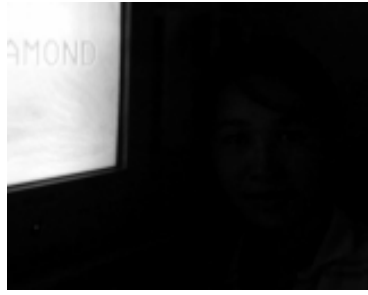
เวลาในการดำเนินการ 384.5310 วินาที

ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.99

ตำแหน่งการเข้าคู่ $(Row, Column) = (40, 68)$

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสตอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.997934

ผลการประทับจำภาพ นำค่าสเกลผลลัพธ์ 0.99 ไปทำการปรับลดสเกลของภาพจริงขนาด 173×230 จุดภาพลง ทำการตัดส่วนภาพจริงให้มีขนาดเท่ากับภาพความร้อน โดยใช้ตำแหน่งการเข้าคู่ $(Row, Column) = (40, 68)$ เป็นตำแหน่งเริ่มต้นของการตัดส่วนภาพ ผลการประทับจำภาพแสดงดังรูปที่ 4.12



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.12 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 2

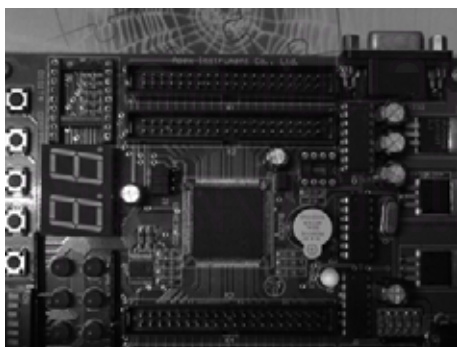
(ก) ภาพประทับจำของภาพจริง

(ข) ภาพประทับจำของภาพความร้อน

4.1.3 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 3

ขั้นตอนเบื้องต้น นำภาพจริงไปทำการปรับลดสเกลเบื้องต้น โดยใช้ค่าสเกลเท่ากับ $\frac{12.3}{18} = 0.6833$ เมื่อค่าโฟกัสของภาพจริงอยู่ที่ตำแหน่ง 12.3 มิลลิเมตร และโฟกัสของภาพความร้อนอยู่ที่ตำแหน่ง 18 มิลลิเมตร หลังจากทำการปรับลดสเกลแล้ว จะทำการลดจำนวนจุดภาพของภาพจริงให้มีขนาดเท่ากับ 173X230 จุดภาพ

การแยกขอบ ทำการตรวจหาเส้นขอบของภาพต้นทาง โดยใช้วงจรตรวจหาเส้นขอบของแคนนี่ ซึ่งการตรวจหาเส้นขอบของภาพจริงจะกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของความยาวเส้นขอบเท่ากับ 0.96 เพื่อตัดเส้นขอบที่มีความยาวน้อยกว่าค่าขีดเปลี่ยนตัดทิ้งไป ดังรูปที่ 4.13



(ก)



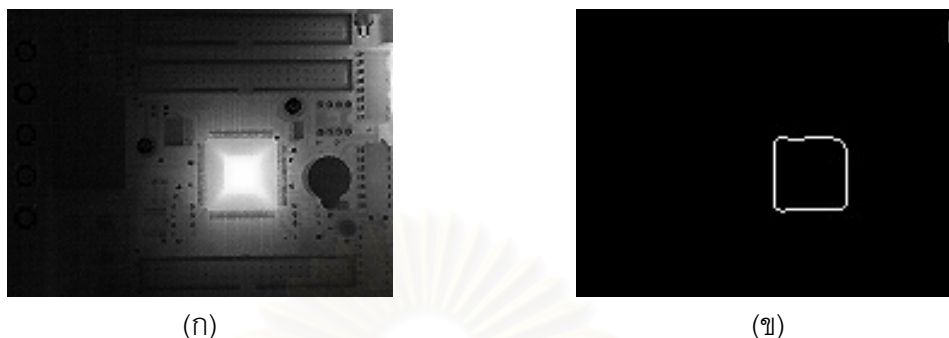
(ข)

รูปที่ 4.13 การกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของภาพจริงในชุดภาพที่ 3

(ก) ภาพจริงของชุดภาพที่ 3

(ข) ภาพขอบของภาพจริง ใช้ค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 0.96

ภาพความร้อนจะถูกนำมาทำการแยกขอบ โดยกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของความยาวเส้นขอบเท่ากับ 0.76 ผลการแยกขอบแสดงดังรูปที่ 4.14



รูปที่ 4.14 ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 3

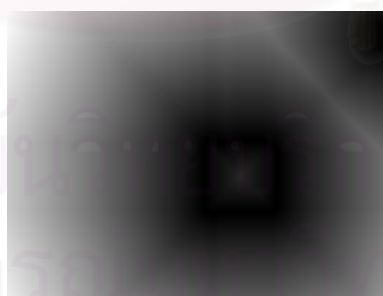
(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 3

(ข) ภาพขอบของภาพความร้อน ใช้ค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 0.76

การประเมินผลการตรวจหาเส้นขอบ

เส้นขอบของภาพจริงและภาพความร้อนมีโครงสร้างเส้นขอบของชิป (Chip) ใกล้เคียงกัน ดังนั้นในการเทียบเคียงวัตถุ จะใช้ภาพตัวแบบทำการค้นหาตำแหน่งของชิปภายในภาพแผ่นแบบ

การแปลงระยะทาง ส่วนนี้เป็นการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อน เพื่อขยายเส้นขอบให้กว้างขึ้น ซึ่งจะทำให้การเทียบเคียงวัตถุแม่นยำมากขึ้น



รูปที่ 4.15 ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 3

การเทียบเคียงวัตถุ ภาพขอบของภาพจริง (Edge visible image) ในรูปที่ 4.13 และผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อน (Edge thermal image) ในรูปที่ 4.15 จะถูกนำไปทำการเทียบเคียงวัตถุ โดยภาพความร้อนจะถูกใช้เป็นภาพตัวแบบ เพื่อทำการค้นหาตำแหน่งของ

วัตถุที่เข้าคู่ภายในภาพจริง ซึ่งแสดงพฤติกรรมเป็นภาพแผ่นแบบ ผลการเทียบเคียงวัตถุแสดงดังรูปที่ 4.16



(ก)

(ข)

รูปที่ 4.16 ผลการเทียบเคียงวัตถุของชุดภาพที่ 3

(ก) ภาพขอบของภาพจริงที่เข้าคู่

(ข) ภาพขอบของภาพความร้อนที่เข้าคู่

ภาพแผ่นแบบขนาด $M \times N = 173 \times 230$ จุดภาพ

ภาพตัวแบบขนาด $m \times n = 128 \times 160$ จุดภาพ

จำนวนการค้นหา $(M - m + 1) \times (N - n + 1) = (173 - 128 + 1) \times (230 - 160 + 1) = 3266$ จุด

เวลาในการดำเนินการ 284.0780 วินาที

ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.88

ตำแหน่งการเข้าคู่ (Row, Column) = (26, 3)

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.995169

ผลการประทับจำภาพ



(ก)

(ข)

รูปที่ 4.17 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 3

(ก) ภาพประทับจำของภาพจริง

(ข) ภาพประทับจำของภาพความร้อน

นำค่าสเกลผลลัพธ์ 0.88 ไปทำการปรับลดสเกลของภาพจริงขนาด 173X230 จุดภาพลง ทำการตัดส่วนภาพจริงให้มีขนาดเท่ากับภาพความร้อน โดยใช้ตำแหน่งการเข้าคู่ (Row, Column) = (26,3) เป็นตำแหน่งเริ่มต้นของการตัดส่วนภาพ ผลการประทับจำภาพแสดงดังรูปที่ 4.17

4.1.4 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 4

ขั้นตอนเบื้องต้น นำภาพจริงไปทำการปรับลดสเกลเบื้องต้น โดยใช้ค่าสเกลเท่ากับ $\frac{11}{18} = 0.6111$ เมื่อค่าพิกัดของภาพจริงอยู่ที่ตำแหน่ง 11 มิลลิเมตร และพิกัดของภาพความร้อนอยู่ที่ตำแหน่ง 18 มิลลิเมตร หลังจากทำการปรับลดสเกลแล้ว จะทำการลดจำนวนจุดภาพของภาพจริงให้มีขนาดเท่ากับ 173X230 จุดภาพ

การแยกขอบ ทำการตรวจหาเส้นขอบของภาพต้นทาง เพื่อนำไปใช้ในการเทียบเคียงวัตถุ โดยใช้วงจรถองหาเส้นขอบของแคนนี่ ซึ่งการตรวจหาเส้นขอบของภาพจริงจะกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของความยาวเส้นขอบเท่ากับ 0.2 เพื่อตัดเส้นขอบที่มีความยาวน้อยกว่าค่าขีดเปลี่ยนตัดทิ้งไป ดังรูปที่ 4.18

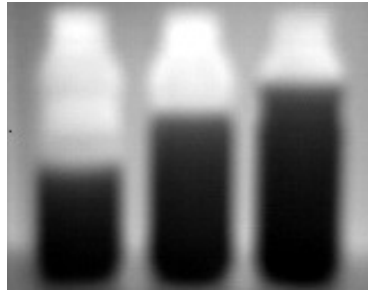


รูปที่ 4.18 การกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของภาพจริงในชุดภาพที่ 4

(ก) ภาพจริงของชุดภาพที่ 4

(ข) ภาพขอบของภาพจริง ใช้ค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 0.2

สำหรับภาพความร้อนจะถูกนำมาทำการแยกขอบ ดังรูปที่ 4.19 โดยไม่ได้มีการกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของความยาวเส้นขอบดังเช่นกรณีของภาพจริง ทั้งนี้เนื่องจากโครงสร้างเส้นขอบของภาพความร้อนมีลักษณะใกล้เคียงกับโครงสร้างเส้นขอบของภาพจริงแล้ว



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.19 ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 4

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 4

(ข) ภาพขอบของภาพความร้อน

การประเมินผลการตรวจหาเส้นขอบ

เส้นขอบของภาพจริงและภาพความร้อนมีโครงสร้างและรูปร่างใกล้เคียงกันมาก ซึ่งจะทำให้การเทียบเคียงวัตถุง่าย และมีความถูกต้องสูง

การแปลงระยะทาง ส่วนนี้เป็นการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อน เพื่อขยายเส้นขอบให้กว้างขึ้น ซึ่งจะทำให้การเทียบเคียงวัตถุแม่นยำมากขึ้น



รูปที่ 4.20 ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 4

การเทียบเคียงวัตถุ ภาพขอบของภาพจริง (Edge visible image) ในรูปที่ 4.18 และผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อน (Edge thermal image) ในรูปที่ 4.20 จะถูกนำไปทำการเทียบเคียงวัตถุ โดยภาพความร้อนจะถูกใช้เป็นภาพตัวแบบ เพื่อทำการค้นหาตำแหน่งของวัตถุที่เข้าคู่ภายในภาพจริง ซึ่งแสดงพฤติกรรมเป็นภาพแผ่นแบบ ผลการเทียบเคียงวัตถุแสดงดังรูปที่ 4.21



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.21 ผลการเทียบเคียงวัตถุของชุดภาพที่ 4

(ก) ภาพขอบของภาพจริงที่เข้าคู่

(ข) ภาพขอบของภาพความร้อนที่เข้าคู่

ภาพแผ่นแบบขนาด $M \times N = 173 \times 230$ จุดภาพภาพตัวแบบขนาด $m \times n = 128 \times 160$ จุดภาพจำนวนการค้นหา $(M - m + 1) \times (N - n + 1) = (173 - 128 + 1) \times (230 - 160 + 1) = 3266$ จุด

เวลาในการดำเนินการ 805.7650 วินาที

ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.89

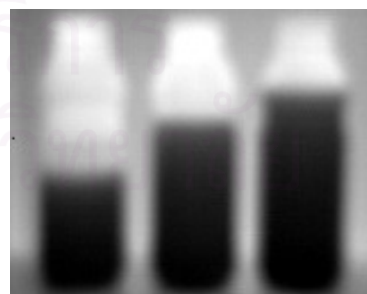
ตำแหน่งการเข้าคู่ $(Row, Column) = (26, 2)$

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.999341

ผลการประทับจำภาพ นำค่าสเกลผลลัพธ์ 0.88 ไปทำการปรับลดสเกลของภาพจริงขนาด 173×230 จุดภาพลง ทำการตัดส่วนภาพจริงให้มีขนาดเท่ากับภาพความร้อน โดยใช้ตำแหน่งการเข้าคู่ $(Row, Column) = (26, 2)$ เป็นตำแหน่งเริ่มต้นของการตัดส่วนภาพ ผลการประทับจำภาพแสดงดังรูปที่ 4.22



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.22 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 4

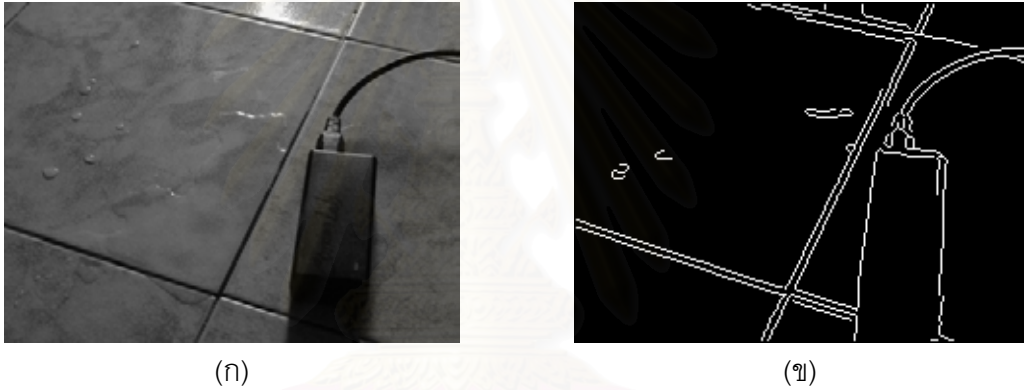
(ก) ภาพประทับจำของภาพจริง

(ข) ภาพประทับจำของภาพความร้อน

4.1.5 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 5

ขั้นตอนเบื้องต้น นำภาพจริงไปทำการปรับลดสเกลเบื้องต้น โดยใช้ค่าสเกลเท่ากับ $\frac{8.5}{18} = 0.4722$ เมื่อค่าโฟกัสของภาพจริงอยู่ที่ตำแหน่ง 8.5 มิลลิเมตร และโฟกัสของภาพความร้อนอยู่ที่ตำแหน่ง 18 มิลลิเมตร หลังจากทำการปรับลดสเกลแล้ว จะทำการลดจำนวนจุดภาพของภาพจริงให้มีขนาดเท่ากับ 173X230 จุดภาพ

การแยกขอบ ทำการตรวจหาเส้นขอบของภาพต้นทาง เพื่อนำไปใช้ในการเทียบเคียงวัตถุ โดยใช้วงจรตรวจหาเส้นขอบของแคนนี่ ซึ่งการตรวจหาเส้นขอบของภาพจริงจะกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของความยาวเส้นขอบเท่ากับ 0.3 เพื่อตัดเส้นขอบที่มีความยาวน้อยกว่าค่าขีดเปลี่ยนตัดทิ้งไป ดังรูปที่ 4.23



รูปที่ 4.23 การกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของภาพจริงในชุดภาพที่ 5

(ก) ภาพจริงของชุดภาพที่ 5

(ข) ภาพขอบของภาพจริง ใช้ค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 0.3



รูปที่ 4.24 ผลการตรวจหาเส้นขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 5

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 5

(ข) ภาพขอบของภาพความร้อน ใช้ค่าขีดเปลี่ยนเท่ากับ 0.5

ภาพความร้อนจะถูกนำมาทำการแยกขอบ โดยกำหนดค่าขีดเปลี่ยนของความยาวเส้นขอบเท่ากับ 0.5 ผลการแยกขอบแสดงดังรูปที่ 4.24

การประเมินผลการตรวจหาเส้นขอบ

เส้นขอบของภาพจริงและภาพความร้อนมีโครงสร้างและรูปร่างของวัตถุในบางบริเวณใกล้เคียงกัน ซึ่งโครงสร้างบริเวณนี้จะเป็นส่วนที่เข้าคู่กันของทั้งสองภาพ

การแปลงระยะทาง ส่วนนี้เป็นการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อน เพื่อขยายเส้นขอบให้กว้างขึ้น ซึ่งจะทำให้การเทียบเคียงวัตถุแม่นยำมากขึ้น



รูปที่ 4.25 ผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อนในชุดภาพที่ 5

การเทียบเคียงวัตถุ ภาพขอบของภาพจริง (Edge visible image) ในรูปที่ 4.23 และผลการแปลงระยะทางของภาพขอบของภาพความร้อน (Edge thermal image) ในรูปที่ 4.25 จะถูกนำไปทำการเทียบเคียงวัตถุ โดยภาพความร้อนจะถูกใช้เป็นภาพตัวแบบ เพื่อทำการค้นหาตำแหน่งของวัตถุที่เข้าคู่ภายในภาพจริง ซึ่งแสดงพฤติกรรมเป็นภาพแผ่นแบบ ผลการเทียบเคียงวัตถุแสดงดังรูปที่ 4.26



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.26 ผลการเทียบเคียงวัตถุของชุดภาพที่ 5

(ก) ภาพขอบของภาพจริงที่เข้าคู่

(ข) ภาพขอบของภาพความร้อนที่เข้าคู่

ภาพแผ่นแบบขนาด $M \times N = 173 \times 230$ จุดภาพ

ภาพตัวแบบขนาด $m \times n = 128 \times 160$ จุดภาพ

จำนวนการค้นหา $(M - m + 1) \times (N - n + 1) = (173 - 128 + 1) \times (230 - 160 + 1) = 3266$ จุด

เวลาในการดำเนินการ 306.2340 วินาที

ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.97

ตำแหน่งการเข้าคู่ $(Row, Column) = (32, 30)$

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.996942

ผลการประทับจำภาพ นำค่าสเกลผลลัพธ์ 0.97 ไปทำการปรับลดสเกลของภาพจริงขนาด 173×230 ลง ทำการตัดส่วนภาพจริงให้มีขนาดเท่ากับภาพความร้อน โดยใช้ตำแหน่งการเข้าคู่ $(Row, Column) = (32, 30)$ เป็นตำแหน่งเริ่มต้นของการตัดส่วนภาพ ผลการประทับจำภาพแสดงดังรูปที่ 4.27



(ก)

(ข)

รูปที่ 4.27 ผลการประทับจำภาพของชุดภาพที่ 5

(ก) ภาพประทับจำของภาพจริง

(ข) ภาพประทับจำของภาพความร้อน

การประเมินผลการประทับจำภาพ

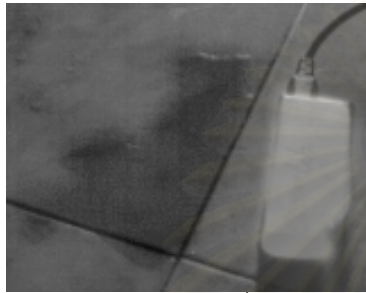
ใช้การประเมินผลเชิงบุคคล (Subjective evaluation) ทำการสังเกตแนวของภาพทั้งสอง ซึ่งจากการประเมินด้วยสายตาพบว่าแนวของภาพทั้งสองตรงกันมากพอในระดับที่พอใจ และเมื่อทำการตรวจสอบตำแหน่งโดยใช้ Adobe Photoshop ด้วยการวางภาพความร้อนและภาพจริงไว้ที่ชั้นภาพ (Layer) ต่างกัน แล้วนำชั้นภาพของภาพทั้งสองมาซ้อนทับกัน ดังแสดงในรูปที่ 4.28 จะพบว่าตำแหน่งในภาพตรงกันมากพอที่จะทำให้ผลการรวมภาพทั้งสองไม่ผิดพลาด ดังนั้นผลการประทับจำภาพที่ได้ในที่นี้จะถูกสันนิษฐานว่าเป็นผลการประทับจำภาพสมบูรณ์



(ก) ชุดภาพที่ 1



(ข) ชุดภาพที่ 2



(ค) ชุดภาพที่ 3



(ง) ชุดภาพที่ 4



(จ) ชุดภาพที่ 5

รูปที่ 4.28 การตรวจสอบความตรงกันของแนวภาพ

4.2 การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต

ในส่วนนี้จะเป็นการแสดงผลการทดลองจากกรรมวิธีการประสานภาพเชิงพื้นที่โดยใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต โดยแบ่งผลการประสานภาพออกเป็น 2 ส่วน คือ ผลการประสานภาพในกรณีที่สันนิษฐานว่าภาพต้นทางมีความสมบูรณ์ในการประทับจำภาพ และผลการประสานภาพในกรณีที่ภาพต้นทางมีความคลาดเคลื่อนระหว่างกัน ซึ่งเป็นผลมาจากความผิดพลาดในขั้นตอนการประทับจำภาพ

4.2.1 ผลการประสานภาพในกรณีที่สันนิษฐานว่าภาพต้นทางมีความสมบูรณ์ในการประทับจำภาพ

การประสานภาพในส่วนนี้จะทำการแสดงผลในแต่ละขั้นตอน ได้แก่ การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต การแยกส่วนภาพหลายระดับ และกระบวนการประสานภาพ

4.2.1.1 ผลการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต (Discrete wavelet frame results)

ภาพต้นทางที่ผ่านการประทับจำภาพแล้วจะถูกนำมาแยกองค์ประกอบภาพ โดยใช้วิธีการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต เพื่อแยกข้อมูลออกมาทำการวิเคราะห์ในหลายองค์ประกอบเพื่อทำการประสานภาพ ซึ่งในส่วนนี้จะนำเสนอผลการประสานภาพโดยทำการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตที่ 2 ระดับการแยกองค์ประกอบ โดยใช้เวฟเล็ตฟิลเตอร์แบงก์ คือ ฮาร์เวฟเล็ต (Haar)

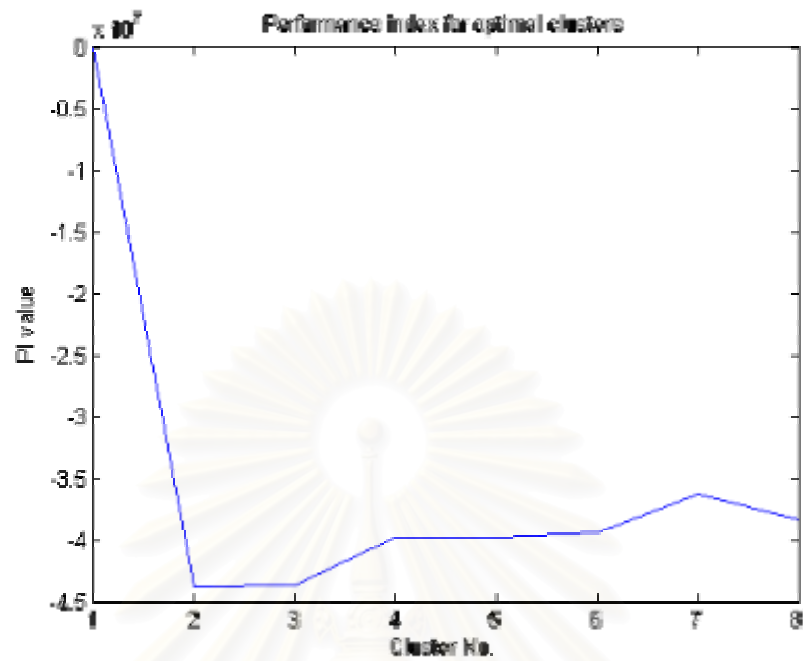
4.2.1.2 ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับ (Multiscale region segmentation results)

การแยกส่วนภาพจะใช้หลังจากการนำภาพต้นทาง (ที่ผ่านการประทับจำภาพแล้ว) ไปผ่านการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตแล้ว โดยจะทำการแยกส่วนข้อมูลภาพเป็นพื้นที่เพื่อนำไปใช้ในกระบวนการประสาน

การแสดงผลการแยกส่วนภาพในส่วนนี้ จะเป็นผลการแยกส่วนภาพบนผลการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตที่ 2 ระดับการแยกองค์ประกอบ โดยนำเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลแบบ Fuzzy possibilistic c-means clustering (FPCM) มาทำการจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็นพื้นที่ต่าง ๆ ตามลักษณะลายภาพ (Texture) ซึ่งก่อนที่จะทำการจัดกลุ่มข้อมูลจะมีการกำหนดจำนวนกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสมสำหรับแต่ละภาพต้นทาง ดังที่ได้อธิบายไว้ในภาคผนวก ข โดยจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมจะเป็นจำนวนกลุ่มที่ทำให้ค่า Performance index (PI) มีค่าต่ำสุด

ผลการเลือกจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมสำหรับชุดภาพทดสอบทั้ง 5 ชุดภาพที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้ จะแตกต่างกันไปตามลักษณะข้อมูลของแต่ละภาพต้นทาง โดยในที่นี้จะพิจารณาข้อมูลของภาพความร้อนเป็นหลัก ดังแสดงได้ต่อไปนี้

ชุดภาพที่ 1

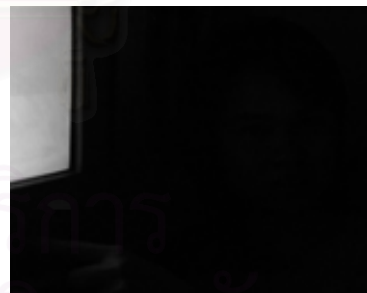


รูปที่ 4.29 ผลการเลือกจำนวนกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับชุดภาพที่ 1

จากผลในส่วนนี้ จะเห็นว่าการจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มจะทำให้ค่า PI ต่ำสุดประมาณ -4.4×10^7 ดังนั้นสำหรับชุดภาพที่ 1 จะถูกจัดกลุ่มข้อมูลภาพออกเป็น 2 กลุ่ม ดังรูปที่ 4.30



(ก)



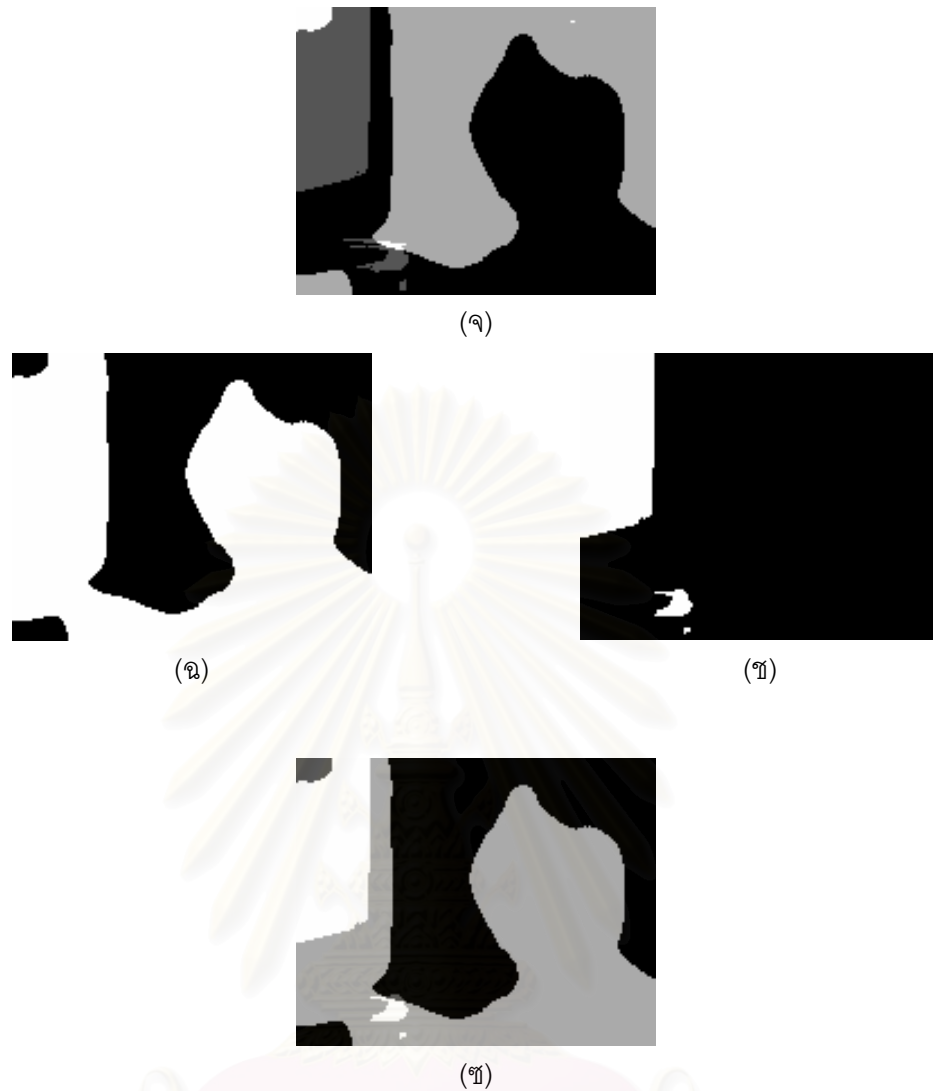
(ข)



(ค)



(ง)



รูปที่ 4.30 ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับการแยกองค์ประกอบของชุดภาพที่ 1

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 1

(ข) ภาพจริงของชุดภาพที่ 1

(ค) ผลการแยกส่วนภาพความร้อนที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

(ง) ผลการแยกส่วนภาพจริงที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

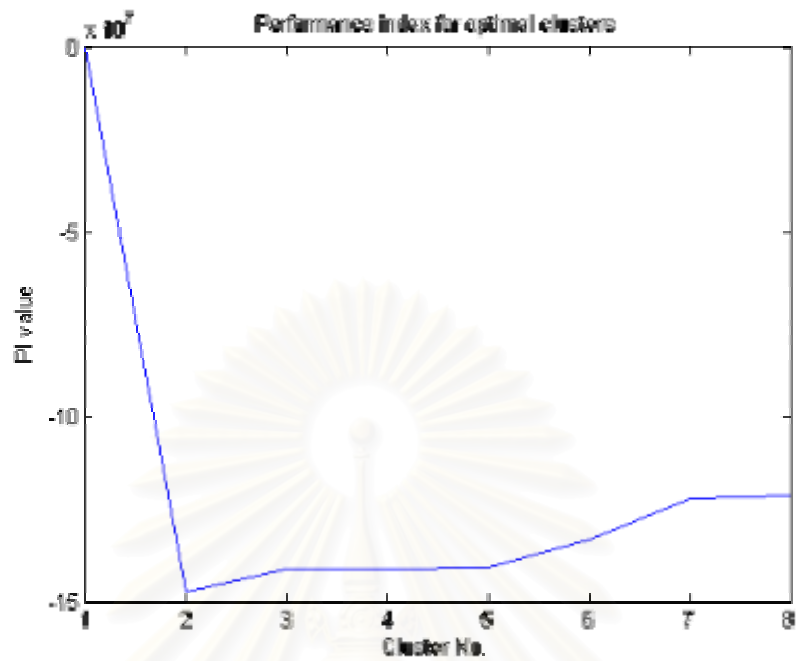
(จ) การแสดงพื้นที่ร่วมของรูปที่ 4.30(ค) และ (ง) ที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

(ฉ) ผลการแยกส่วนภาพความร้อนที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

(ช) ผลการแยกส่วนภาพจริงที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

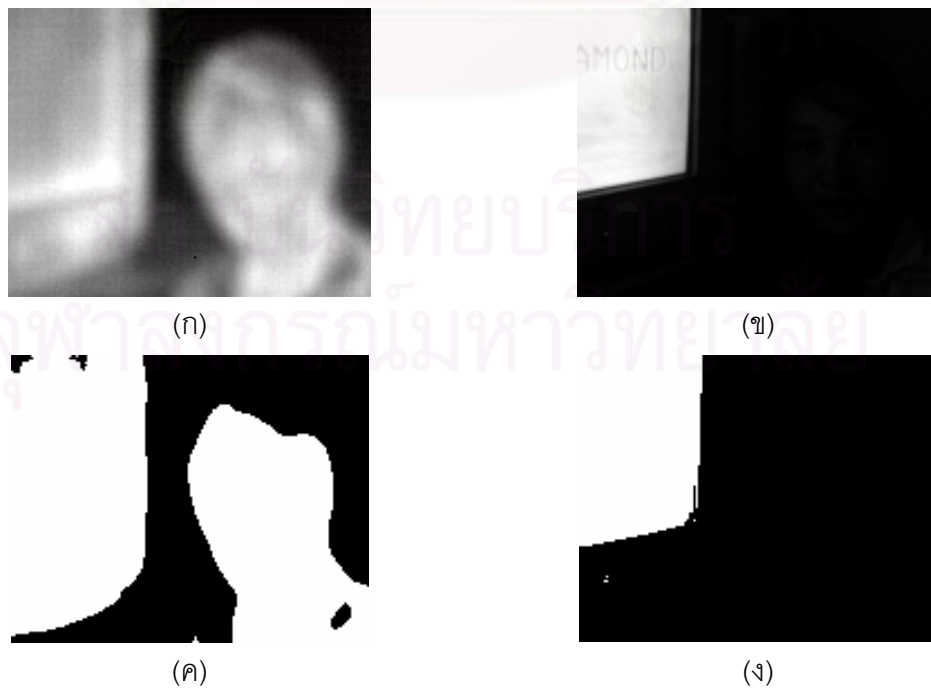
(ซ) การแสดงพื้นที่ร่วมของรูปที่ 4.30(จ) และ (ช) ที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

ชุดภาพที่ 2



รูปที่ 4.31 ผลการเลือกจำนวนกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับชุดภาพที่ 2

สำหรับชุดภาพที่ 2 จะเห็นว่าการจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มจะทำให้ค่า PI ต่ำสุดประมาณ -14×10^7 ดังนั้นชุดภาพที่ 2 จะถูกจัดกลุ่มข้อมูลภาพออกเป็น 2 กลุ่ม ดังแสดงในรูปที่ 4.32





(จ)



(ข)

(ค)



(ง)

รูปที่ 4.32 ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับการแยกองค์ประกอบของชุดภาพที่ 2

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 2

(ข) ภาพจริงของชุดภาพที่ 2

(ค) ผลการแยกส่วนภาพความร้อนที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

(ง) ผลการแยกส่วนภาพจริงที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

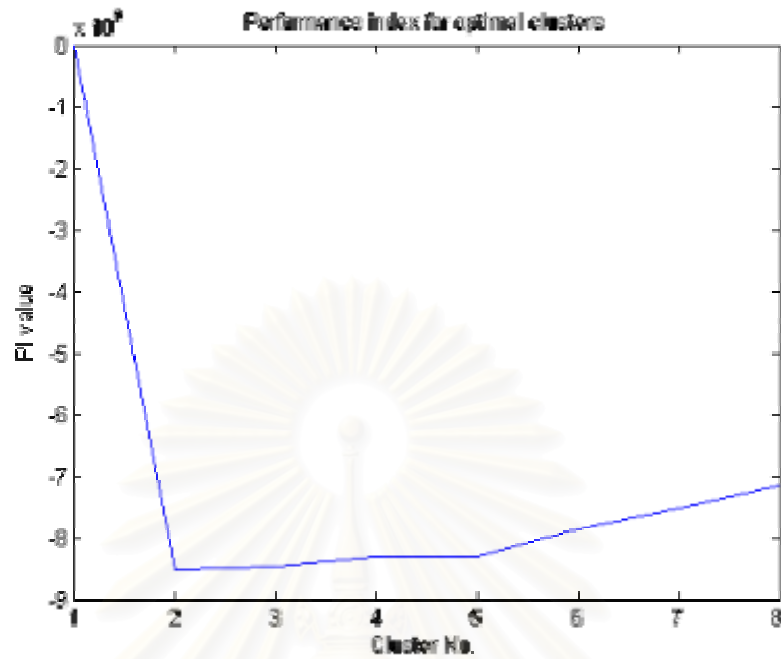
(จ) การแสดงพื้นที่ร่วมของรูปที่ 4.32(ค) และ (ง) ที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

(ฉ) ผลการแยกส่วนภาพความร้อนที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

(ช) ผลการแยกส่วนภาพจริงที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

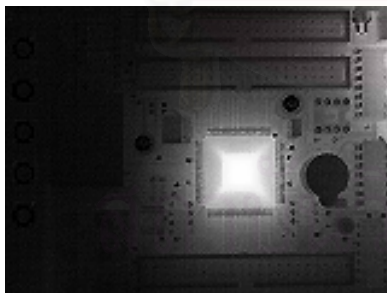
(ซ) การแสดงพื้นที่ร่วมของรูปที่ 4.32(จ) และ (ช) ที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

ชุดภาพที่ 3

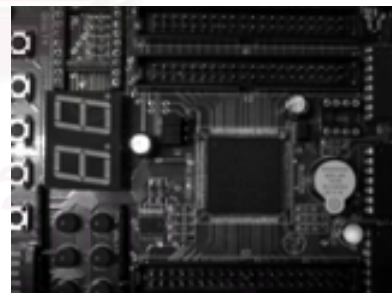


รูปที่ 4.33 ผลการเลือกจำนวนกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับชุดภาพที่ 3

สำหรับชุดภาพที่ 3 จะเห็นว่าการจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มจะทำให้ค่า PI ต่ำสุดประมาณ -8.5×10^7 ดังนั้นชุดภาพที่ 3 จะถูกจัดกลุ่มข้อมูลภาพออกเป็น 2 กลุ่ม ดังแสดงในรูปที่ 4.34



(ก)



(ข)



(ค)



(ง)



(จ)



(ข)



(ค)



(ง)

รูปที่ 4.34 ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับการแยกองค์ประกอบของชุดภาพที่ 3

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 3

(ข) ภาพจริงของชุดภาพที่ 3

(ค) ผลการแยกส่วนภาพความร้อนที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

(ง) ผลการแยกส่วนภาพจริงที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

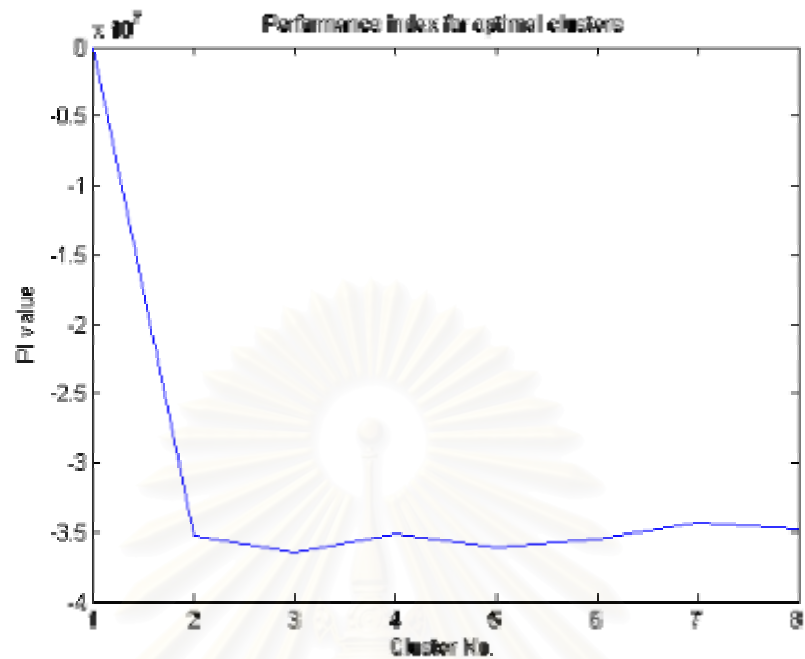
(จ) การแสดงพื้นที่ร่วมของรูปที่ 4.34(ค) และ (ง) ที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

(ฉ) ผลการแยกส่วนภาพความร้อนที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

(ช) ผลการแยกส่วนภาพจริงที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

(ซ) การแสดงพื้นที่ร่วมของรูปที่ 4.34(จ) และ (ช) ที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

ชุดภาพที่ 4



รูปที่ 4.35 ผลการเลือกจำนวนกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับชุดภาพที่ 4

สำหรับชุดภาพที่ 4 จะเห็นว่าการจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่มจะทำให้ค่า PI ต่ำสุดประมาณ -3.6×10^7 ดังนั้นชุดภาพที่ 4 จะถูกจัดกลุ่มข้อมูลภาพออกเป็น 3 กลุ่ม ดังแสดงในรูปที่ 4.36



(ก)



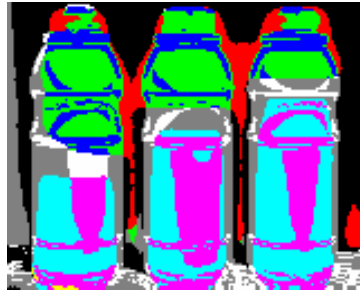
(ข)



(ค)



(ง)



(จ)



(ค)



(ง)



(ฉ)

รูปที่ 4.36 ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับการแยกองค์ประกอบของชุดภาพที่ 4

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 4

(ข) ภาพจริงของชุดภาพที่ 4

(ค) ผลการแยกส่วนภาพความร้อนที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

(ง) ผลการแยกส่วนภาพจริงที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

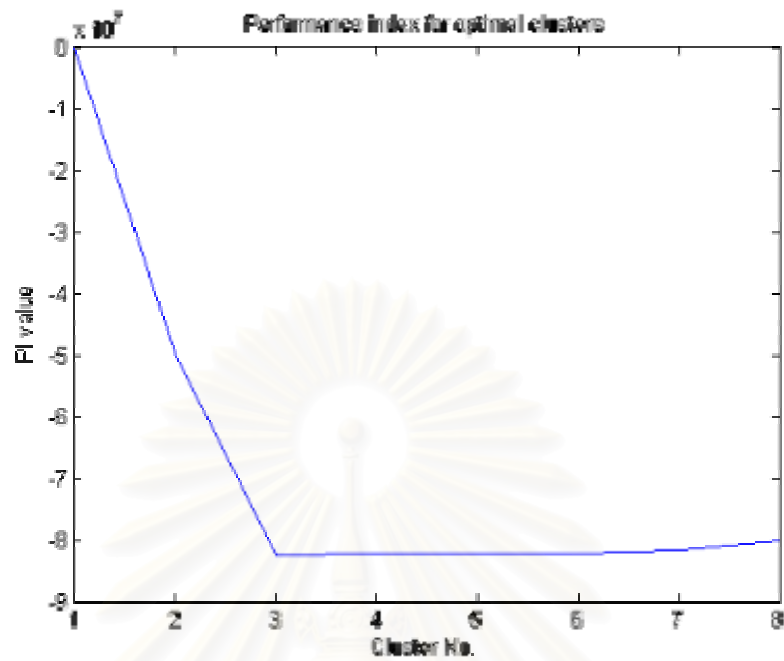
(จ) การแสดงพื้นที่ร่วมของรูปที่ 4.36(ค) และ (ง) ที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

(ฉ) ผลการแยกส่วนภาพความร้อนที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

(ช) ผลการแยกส่วนภาพจริงที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

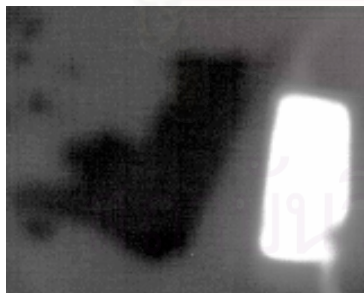
(ซ) การแสดงพื้นที่ร่วมของรูปที่ 4.36(จ) และ (ช) ที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

ชุดภาพที่ 5



รูปที่ 4.37 ผลการเลือกจำนวนกลุ่มข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับชุดภาพที่ 5

สำหรับชุดภาพที่ 5 จะเห็นว่าการจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่มจะทำให้ค่า PI ต่ำสุดประมาณ -8.3×10^7 ดังนั้นชุดภาพที่ 4 จะถูกจัดกลุ่มข้อมูลภาพออกเป็น 3 กลุ่ม ดังแสดงในรูปที่ 4.38



(ก)



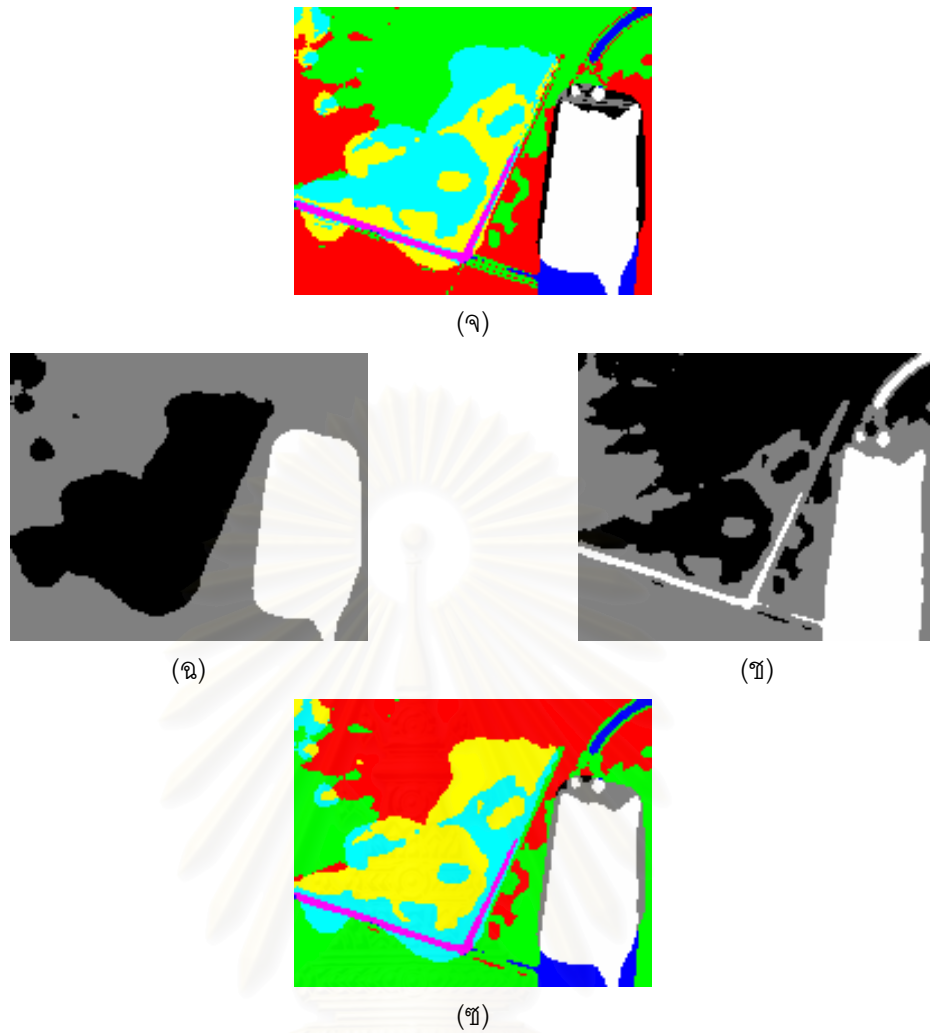
(ข)



(ค)



(ง)



รูปที่ 4.38 ผลการแยกส่วนภาพหลายระดับการแยกองค์ประกอบของชุดภาพที่ 5

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 5

(ข) ภาพจริงของชุดภาพที่ 5

(ค) ผลการแยกส่วนภาพความร้อนที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

(ง) ผลการแยกส่วนภาพจริงที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

(จ) การแสดงพื้นที่ร่วมของรูปที่ 4.38(ค) และ (ง) ที่ระดับที่ 1 ของการแยกองค์ประกอบ

(ฉ) ผลการแยกส่วนภาพความร้อนที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

(ช) ผลการแยกส่วนภาพจริงที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

(ซ) การแสดงพื้นที่ร่วมของรูปที่ 4.38(จ) และ (ช) ที่ระดับที่ 2 ของการแยกองค์ประกอบ

ผลการแยกส่วนภาพเชิงพื้นที่ที่สามารถแยกจุดภาพที่มีความเข้มแสงใกล้เคียงกันเป็นบริเวณเดียวกันได้ และถึงแม้จะยังไม่สามารถกำหนดขอบเขตของภาพวัตถุชัดเจนแต่สามารถแยกเป็นภาพวัตถุที่มีความหมายได้ และเนื่องจากในกระบวนการของการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟได้ไม่มี

ขั้นตอนของการลดจำนวนข้อมูลที่แต่ละระดับการแยก ดังนั้นผลการแยกส่วนภาพที่ระดับที่ 1 และ 2 จะมีขนาดเท่ากัน และเท่ากับขนาดของภาพต้นทางด้วย

4.2.1.3 ผลการประสานภาพ (Fusion image results)

หลังจากที่ได้ข้อมูลเป็นพื้นที่ ซึ่งได้จากการแยกส่วนภาพที่แต่ละระดับการแยกองค์ประกอบแล้ว จะดำเนินการประสานภาพโดยทำการรวมข้อมูลตามพื้นที่ที่ได้ โดยผลการประสานภาพแสดงได้ดังต่อไปนี้

ชุดภาพที่ 1



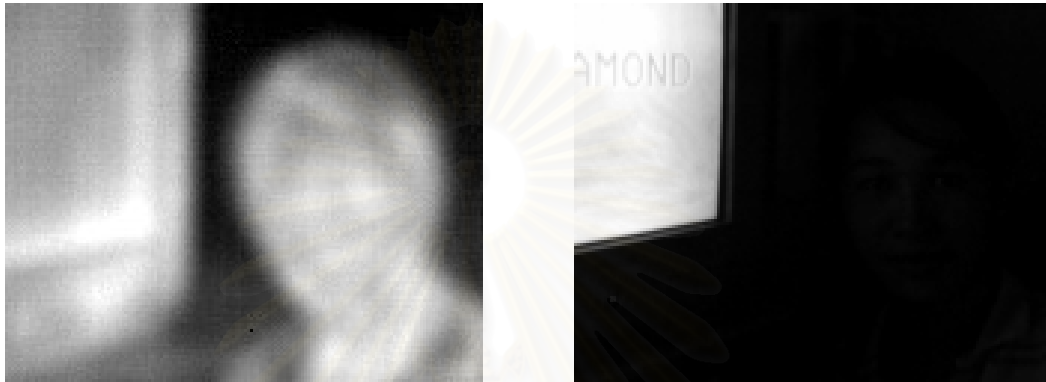
รูปที่ 4.39 ผลการประสานภาพของชุดภาพที่ 1

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 1

(ข) ภาพจริงของชุดภาพที่ 1

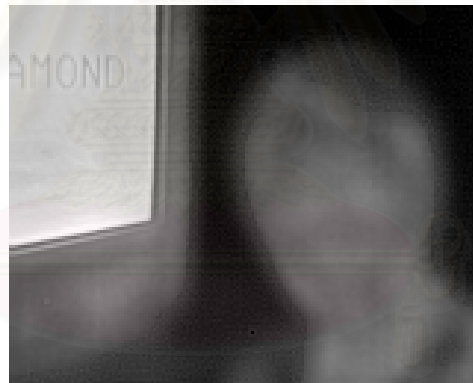
(ค) ภาพประสาน (Fused image)

ชุดภาพที่ 2



(ก)

(ข)



(ค)

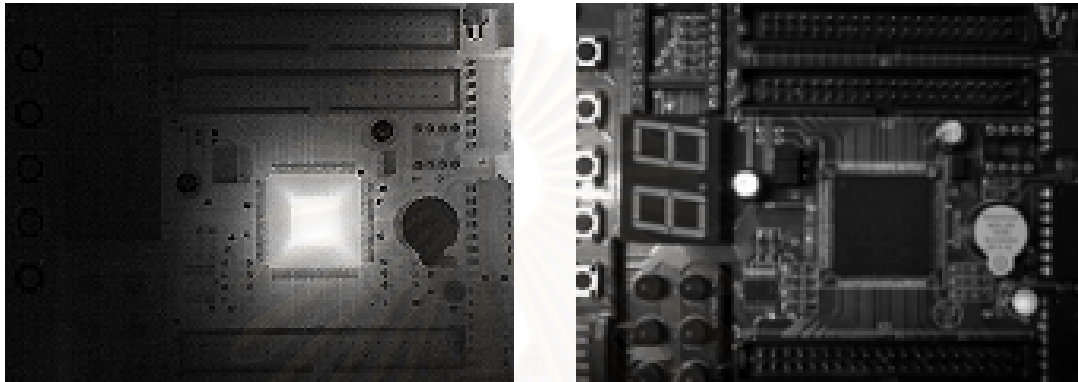
รูปที่ 4.40 ผลการประสานภาพของชุดภาพที่ 2

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 2

(ข) ภาพจริงของชุดภาพที่ 2

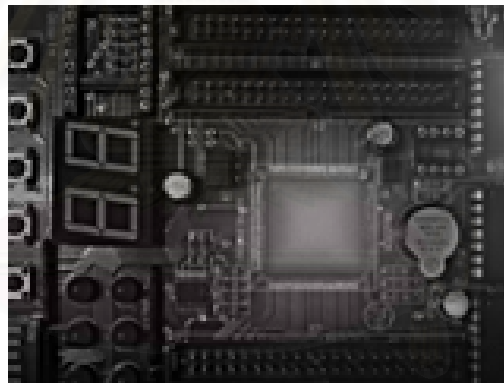
(ค) ภาพประสาน (Fused image)

ชุดภาพที่ 3



(ก)

(ข)



(ค)

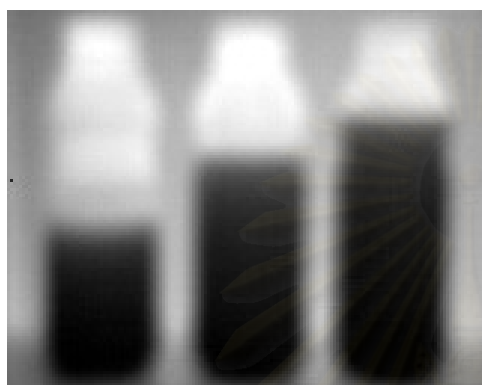
รูปที่ 4.41 ผลการประสานภาพของชุดภาพที่ 3

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 3

(ข) ภาพจริงของชุดภาพที่ 3

(ค) ภาพประสาน (Fused image)

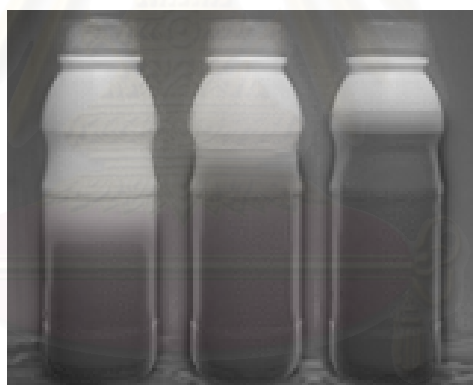
ชุดภาพที่ 4



(ก)



(ข)



(ค)

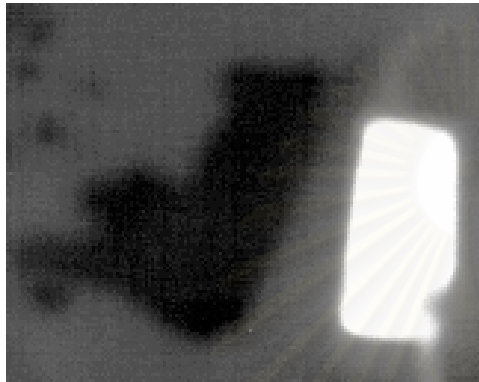
รูปที่ 4.42 ผลการประสานภาพของชุดภาพที่ 4

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 4

(ข) ภาพจริงของชุดภาพที่ 4

(ค) ภาพประสาน (Fused image)

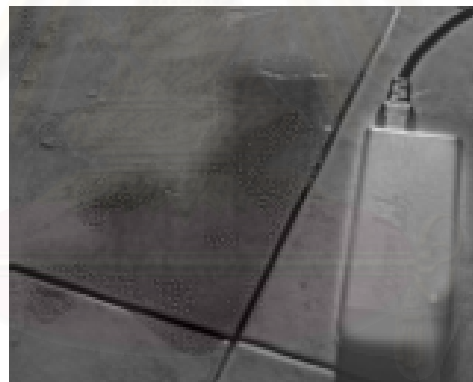
ชุดภาพที่ 5



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 4.43 ผลการประสานภาพของชุดภาพที่ 5

(ก) ภาพความร้อนของชุดภาพที่ 5

(ข) ภาพจริงของชุดภาพที่ 5

(ค) ภาพประสาน (Fused image)

การวิเคราะห์ผลการประสานภาพ

- ภาพประสานสามารถให้รายละเอียดข้อมูลครอบคลุมข้อมูลของภาพต้นทางทั้งสองได้ครบถ้วน เนื่องจากข้อมูลสำคัญจากแต่ละภาพต้นทางได้ถูกนำมาเติมเต็มข้อมูลระหว่างกันและรวมไว้ภายในภาพประสานเพียงภาพเดียว
- ผลการประสานภาพไม่มีสิ่งแปลกปลอม (Artifact) ใด ๆ แทรกแซงให้เกิดความไขว้เขวในการตีความหมายของภาพประสาน (Interpretation image)
- ผลการประสานภาพมีความคงทนต่อสัญญาณรบกวน เนื่องจากขั้นตอนการรวมสัมประสิทธิ์การประมาณกระทำโดยใช้วิธีการเฉลี่ย (Averaging method) สัมประสิทธิ์ ซึ่งจะลดผลกระทบของสัญญาณรบกวนลง
- เนื่องจากกรรมวิธีการประสานภาพอยู่บนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบด้วยการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต ซึ่งเป็นเวฟเล็ตที่มีคุณสมบัติไม่แปรตามการเลื่อน (Shift invariant) ดังนั้นกรรมวิธีการประสานภาพจึงมีความคงทนต่อการเลื่อนระหว่างภาพต้นทางทั้งสอง ทำให้ผลการประสานภาพที่แสดงข้างต้นสามารถให้ข้อมูลผลรวมที่ถูกต้อง ไม่มีความผิดเพี้ยนไปจากข้อมูลเดิมของภาพต้นทาง

จากผลการประสานภาพที่แสดงข้างต้น ภาพประสานของชุดภาพทดสอบทั้ง 5 ชุดภาพจะถูกนำไปใช้เป็นภาพอ้างอิง (Reference) เพื่อวัดความคงทนของกรรมวิธีการประสานภาพต่อการคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในขั้นตอนการประทับจำภาพ (Mis-registration) โดยการนำภาพประสานที่ได้จากการประสานภาพในกรณีที่ภาพต้นทางมีความคลาดเคลื่อนระหว่างกัน (Mis-registration images) มาเปรียบเทียบความมีสหสัมพันธ์ (Correlation) และความผิดพลาด (Error) กับภาพอ้างอิง

4.2.2 ผลการประสานภาพในกรณีที่ภาพต้นทางมีความคลาดเคลื่อนระหว่างกัน ซึ่งเป็นผลมาจากความผิดพลาดในขั้นตอนการประทับจำภาพ

ผลการประสานภาพในส่วนนี้มีความประสงค์ที่จะแสดงให้เห็นถึงความคงทนของกรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ ต่อการเกิดความคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ โดยได้ทำการเปรียบเทียบผลกับกรรมวิธีการประสานภาพวิธีอื่น ๆ ที่ได้มีการนำเสนอในงานวิจัยก่อนหน้า ดังได้กล่าวถึงไว้ในหัวข้อที่ 3.4.1

ซึ่งในส่วนนี้จะมีการจำลองภาพต้นทางให้เป็นภาพที่เกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ โดยการนำชุดภาพที่มีความประทับจำภาพที่สมบูรณ์ในหัวข้อ 4.1 มาทำการเลื่อนตำแหน่งไป

ในแนวแกน X และ Y ไปในช่วง -20 ถึง +20 จุดภาพ โดยเครื่องหมายลบจะหมายถึงการเลื่อนตำแหน่งไปทางด้าน -X และ -Y ส่วนเครื่องหมายบวกจะหมายถึงการเลื่อนตำแหน่งไปทางด้าน +X และ +Y ตามลำดับ

โดยภาพประสาน ที่ได้จากการใช้ภาพต้นทางที่มีความคลาดเคลื่อนระหว่างกัน (ดังที่ได้จำลองไว้ข้างต้น) จะถูกนำไปประเมินประสิทธิภาพด้วยการเปรียบเทียบผลกับภาพอ้างอิง โดยทำการวัดค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error: RMSE) และการวัดค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) ระหว่างภาพทั้งสอง เพื่อดูว่าภาพประสานมีความผิดพลาดไปจากภาพอ้างอิงมากน้อยเพียงใด และในที่นี้ได้แสดงการกำหนดตัวย่อเพื่อแทนแต่ละขั้นตอนวิธีดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 การกำหนดตัวย่อเพื่อแทนแต่ละขั้นตอนวิธีในการประสานภาพ

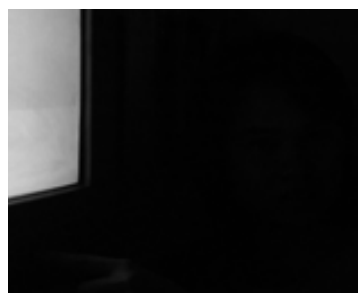
ตัวย่อ	ความหมาย
MSD	Multiscale decomposition
LPT	Laplacian pyramid
DWT	Discrete wavelet transform
DWF	Discrete wavelet frame
NG	No-grouping
MG	Multiscale grouping
Approx.	Approximation image
Detail	Detail image
CM	Choose max method
WA	Weighted averaging method
RMSE	Root mean square error
Corr.	Correlation

โดยจะแสดงผลการประเมินประสิทธิภาพของกรรมวิธีการประสานภาพ เมื่อทำการแยกองค์ประกอบภาพที่ 2 ระดับ และ 4 ระดับ สำหรับชุดภาพทดสอบแต่ละชุดภาพ ดังต่อไปนี้

ชุดภาพที่ 1 ทำการแสดงผลในกรณีนี้ที่ภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ ดังรูปที่ 4.44



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.44 ภาพต้นทางชุดที่ 1 ที่เกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไป ทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ

(ก) ภาพความร้อนที่มีผลการประทับจำภาพสมบูรณ์

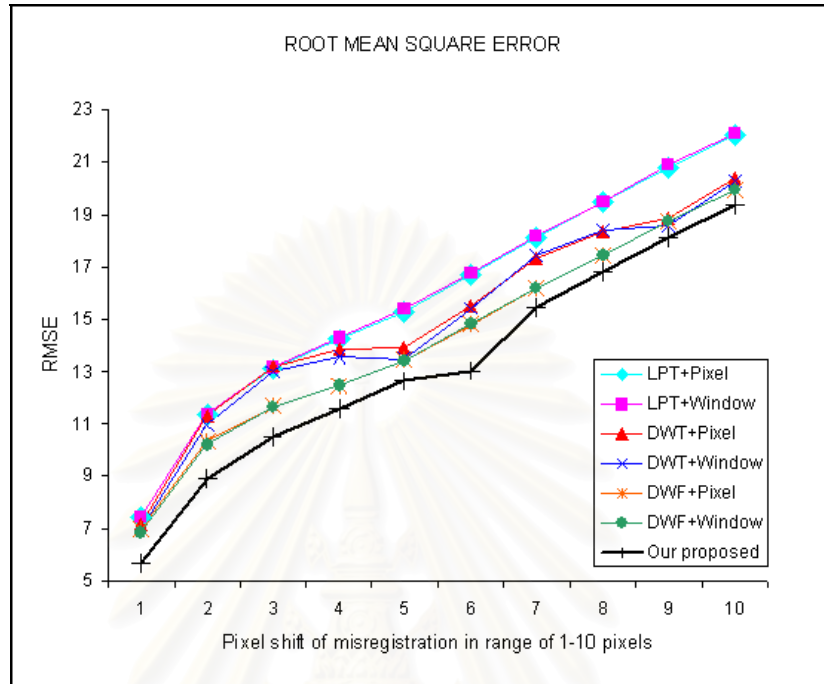
(ข) ภาพจริงที่มีผลการประทับจำภาพสมบูรณ์ ถูกเลื่อนตำแหน่งไปจากเดิม ทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ

ตารางที่ 4.2 การประเมินประสิทธิภาพของชุดภาพที่ 1 ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ

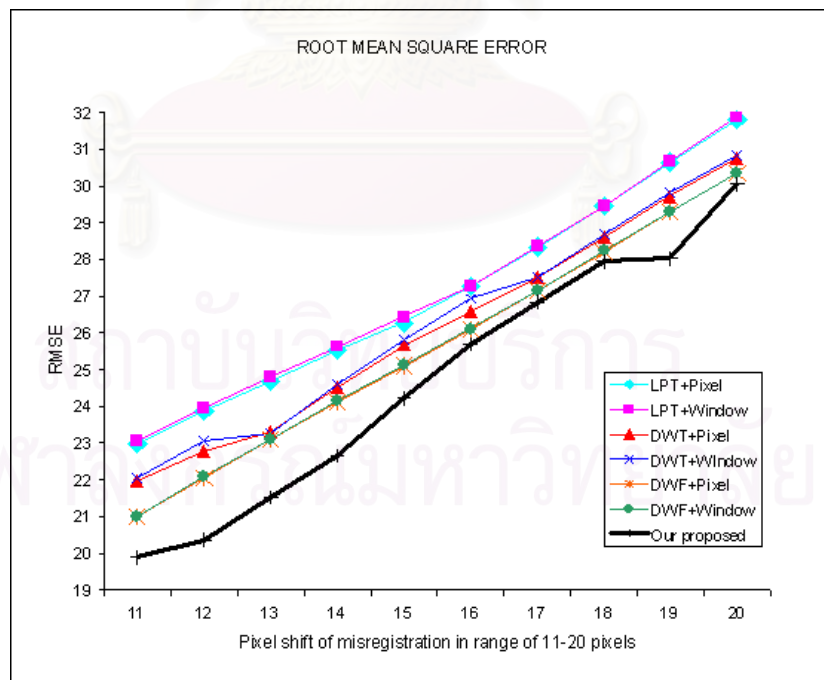
Scheme	MSD	Activity	Grouping	Combining		Level 2		Level 4	
				Approx.	Detail	RMSE	Corr.	RMSE	Corr.
1	LPT	Pixel	NG	Averaging	CM	15.306	0.9591	22.011	0.9200
2	LPT	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	15.391	0.9585	21.869	0.9282
3	DWT	Pixel	NG	Averaging	CM	13.917	0.9651	19.869	0.9235
4	DWT	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	13.477	0.9674	18.162	0.9236
5	DWF	Pixel	NG	Averaging	CM	13.435	0.9677	19.064	0.9425
6	DWF	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	13.444	0.9677	19.03	0.9427
Our proposed	DWF	Region	MG	Averaging	CM , WA	12.669	0.9718	17.007	0.9485

ทำการเปรียบเทียบผลในลักษณะกราฟ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 20 จุดภาพ และกรรมวิธีการประสานภาพอยู่บนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ โดยรูปที่ 4.45 และรูปที่ 4.46 แสดงผลการประเมินประสิทธิภาพด้วยการวัด

ค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ยและการหาสหสัมพันธ์ ตามลำดับ โดยแยกการแสดงผล ออกเป็น 2 ส่วน คือ กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 1-10 จุดภาพ และ 11-20 จุดภาพ เพื่อให้สามารถพิจารณากราฟการแสดงผลได้อย่างชัดเจน

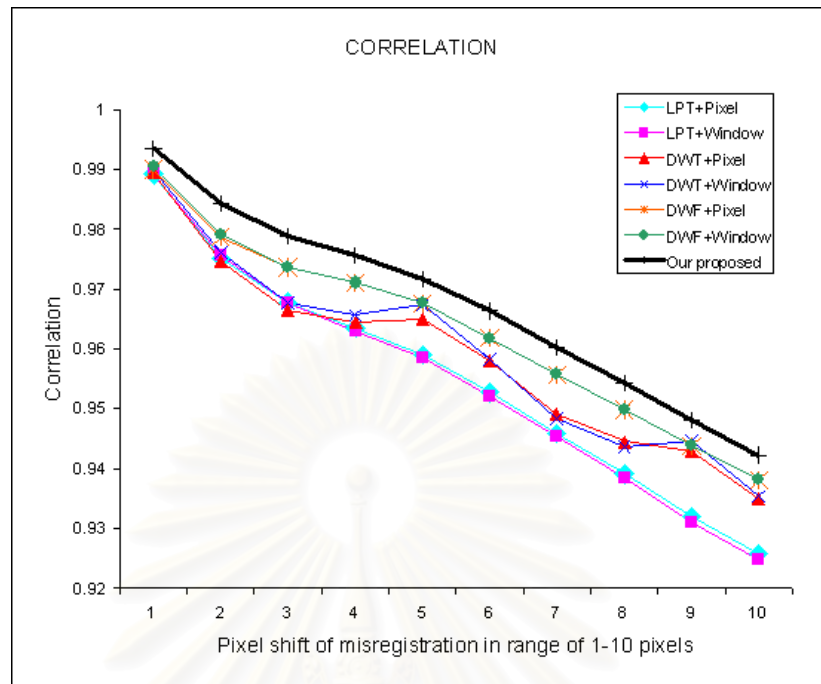


(ก) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 1-10 จุดภาพ

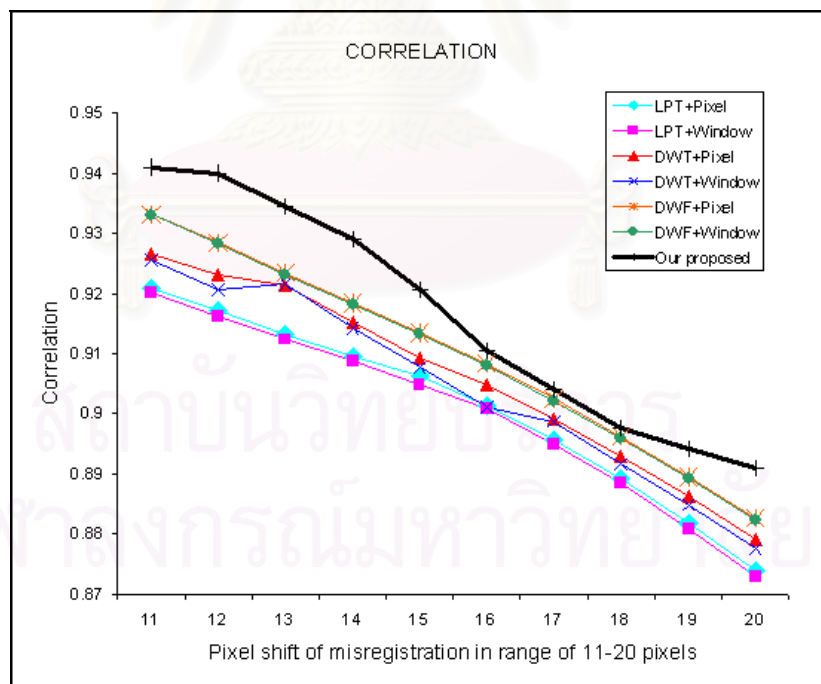


(ข) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 11-20 จุดภาพ

รูปที่ 4.45 ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ยของชุดภาพที่ 1 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ



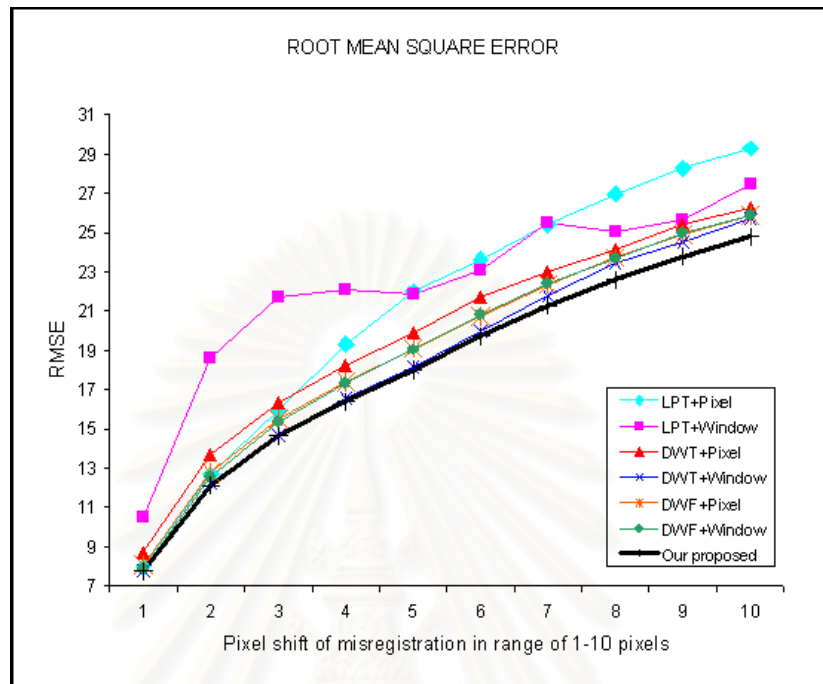
(ก) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 1-10 จุดภาพ



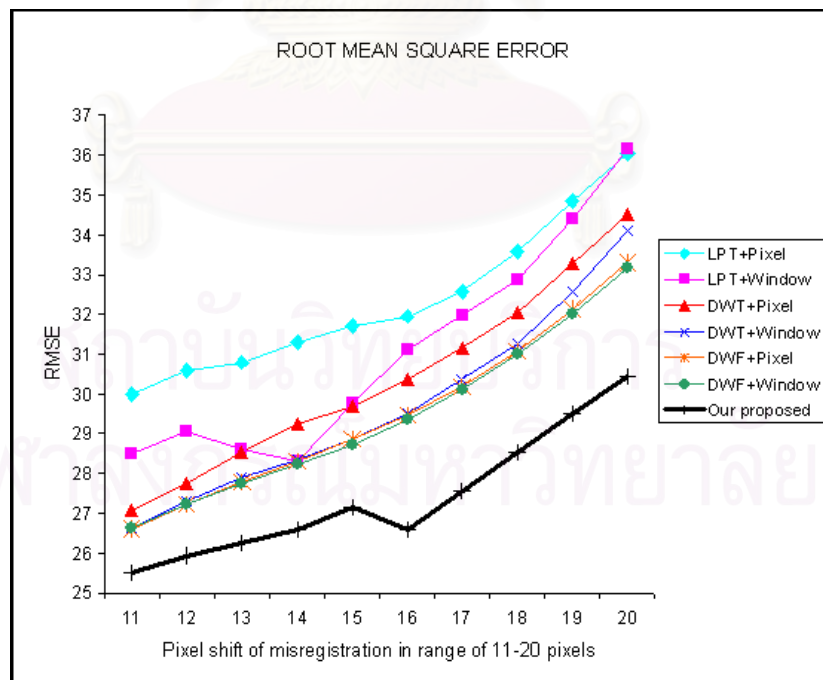
(ข) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 11-20 จุดภาพ

รูปที่ 4.46 ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 1 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

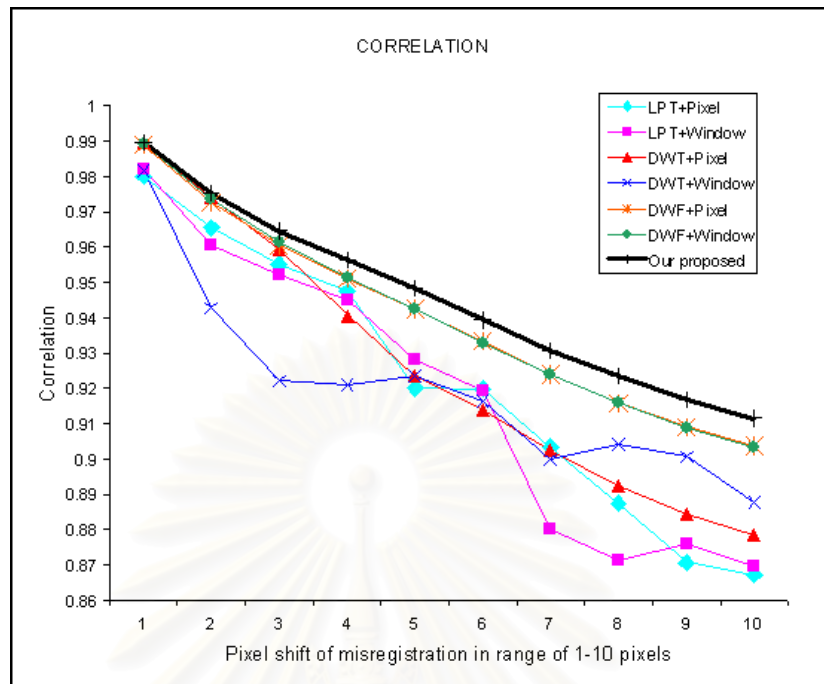
ทำการเปรียบเทียบผลในลักษณะกราฟ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกัน
ไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 20 จุดภาพ และกรรมวิธีการประสานภาพอยู่บนพื้นฐานการแยก
องค์ประกอบ 4 ระดับ ดังรูปที่ 4.47 และรูปที่ 4.48



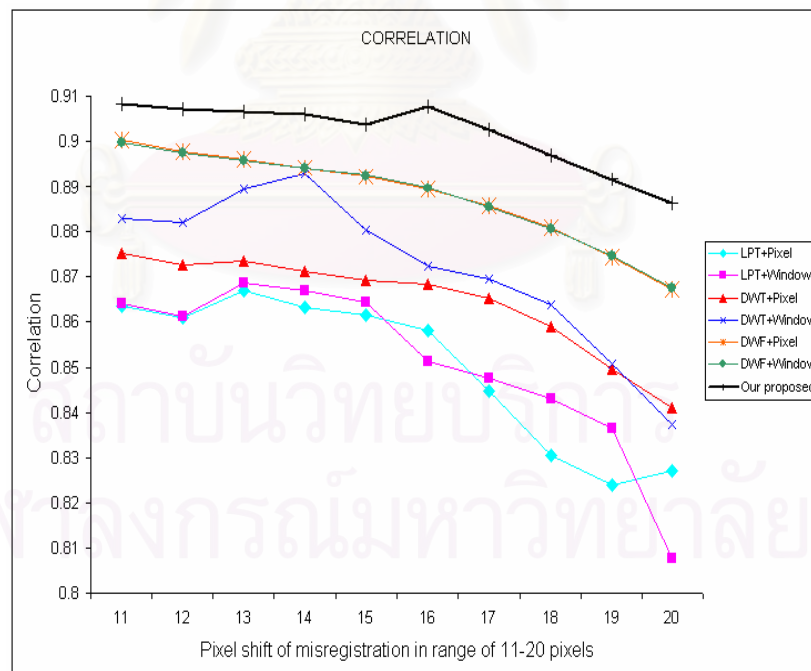
(ก) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 1-10 จุดภาพ



(ข) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 11-20 จุดภาพ
รูปที่ 4.47 ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากล้างสองเฉลี่ยของชุดภาพที่ 1
ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ



(ก) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 1-10 จุดภาพ



(ข) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 11-20 จุดภาพ

รูปที่ 4.48 ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ของชุดภาพที่ 1 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ

การวิเคราะห์ผลจากการทดลองของชุดภาพที่ 1

ทำการเปรียบเทียบผลของกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ คือ การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต จะให้ค่าความผิดพลาดรากล้างสองเฉลี่ยต่ำกว่ากรรมวิธีอื่น ในช่วง 1-3 ค่าความผิดพลาด และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ อยู่ในช่วง 0.01-0.03 ค่าสหสัมพันธ์ นั้นหมายความว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะให้ภาพประสานที่มีความใกล้เคียงกับภาพอ้างอิงสูงกว่ากรรมวิธีอื่น หรือกล่าวได้อีกอย่างว่ากรรมวิธีที่นำเสนอสามารถทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพได้มากกว่าวิธีอื่น ๆ นั่นเอง

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่าง ที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตและการแปลงลาปลาเซียนพรีมิตในการแยกองค์ประกอบ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพ จะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงลาปลาเซียนพรีมิตในการแยกองค์ประกอบ

- สำหรับชุดภาพที่ 1 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ กรรมวิธีการประสานภาพที่ทำการแยกองค์ประกอบภาพโดยใช้การแปลงลาปลาเซียนพรีมิตจะมีความทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพน้อยที่สุด ในขณะที่กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะมีความทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพสูงที่สุด

ทำการเปรียบเทียบผลของกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ

- พบว่า ณ ตำแหน่งที่ภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันในช่วง 1-10 จุดภาพ กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะให้ค่าความผิดพลาดต่ำกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ อยู่ในช่วง 1-3 ค่าความผิดพลาด และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ อยู่ในช่วง 0.02-0.06 ค่าสหสัมพันธ์ และ ณ ตำแหน่งที่ภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันในช่วง 11-20 จุดภาพ กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะให้ค่าความผิดพลาดต่ำกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ อยู่ในช่วง 4-6 ค่าความผิดพลาด และให้ค่าความสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ อยู่ในช่วง 0.05-0.08 ค่าสหสัมพันธ์ นั้น

คือ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันมากกว่า 10 จุดภาพ จะเห็นได้จากกราฟว่า กรรมวิธีที่นำเสนอจะให้ผลการวัดประสิทธิภาพดีกว่าวิธีอื่น ๆ อย่างชัดเจน และเมื่อทำการพิจารณากราฟโดยรวม พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะให้ภาพประสานที่มีความใกล้เคียงกับภาพอ้างอิงสูงกว่ากรรมวิธีอื่น ซึ่งแสดงถึงความคงทนของกรรมวิธีต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพนั่นเอง

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าตาที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟ เล็ตในการแยกองค์ประกอบจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าตาที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตและการแปลงลาปลาเซียนพริวมิตในการแยกองค์ประกอบ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าตาที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าตาที่ใช้การแปลงลาปลาเซียนพริวมิตในการแยกองค์ประกอบ

- สำหรับชุดภาพที่ 1 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงลาปลาเซียนพริวมิตจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพน้อยที่สุด ในขณะที่กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพสูงที่สุด

เมื่อทำการพิจารณาการวัดประสิทธิภาพโดยรวม ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ และ 4 ระดับ

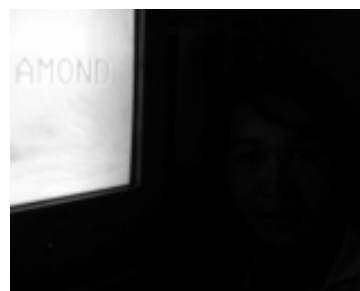
- ไม่ว่าจะทำการแยกองค์ประกอบที่ 2 ระดับ หรือ 4 ระดับ พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอ คือ การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต จะยังคงให้ผลการวัดประสิทธิภาพดีกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ นอกจากนี้ยังพบว่าที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ และเมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันมาก ๆ ผลการประเมินประสิทธิภาพจะชัดเจนขึ้น โดยวิธีที่นำเสนอจะยังคงมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนมากกว่าวิธีอื่น

- ไม่ว่าจะทำการแยกองค์ประกอบที่ 2 ระดับ หรือ 4 ระดับ พบว่าการประสานภาพเชิงพื้นที่จะมีความคงทนสูงกว่าการประสานภาพเชิงจุดภาพและเชิงหน้าตา โดยสามารถเห็นได้จากค่าความผิดพลาดและค่าสหสัมพันธ์ที่วัดได้อย่างชัดเจน

ชุดภาพที่ 2 ทำการเปรียบเทียบผลกรณีที่ภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ ดังรูปที่ 4.49



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.49 ภาพต้นทางชุดที่ 2 ภาพที่เกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไป ทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ

(ก) ภาพความร้อนที่มีผลการประทับจำภาพสมบูรณ์

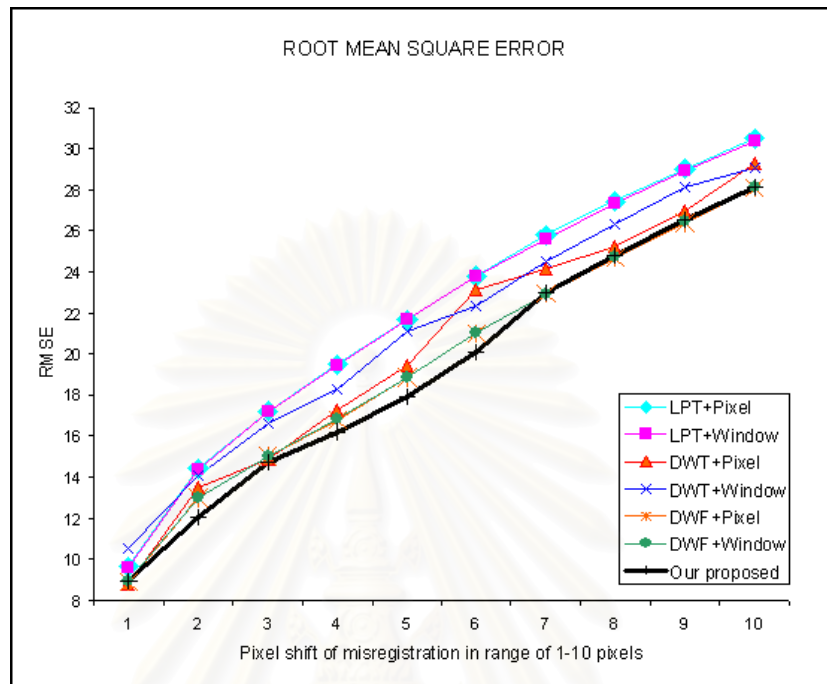
(ข) ภาพจริงที่มีผลการประทับจำภาพสมบูรณ์ ถูกเลื่อนตำแหน่งไปจากเดิม ทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ

ตารางที่ 4.3 การประเมินประสิทธิภาพของชุดภาพที่ 2 ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ

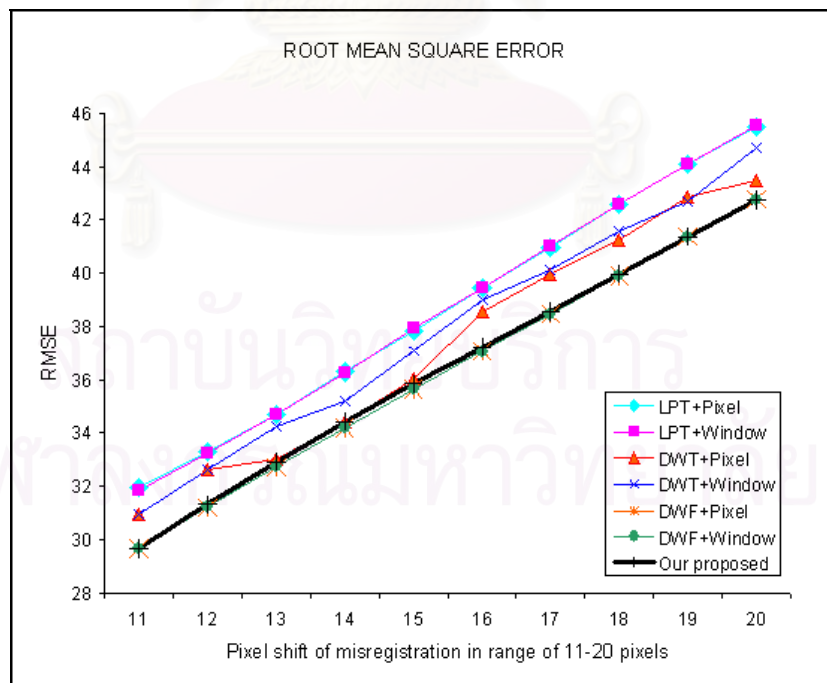
Scheme	MSD	Activity	Grouping	Combining		Level 2		Level 4	
				Approx.	Detail	RMSE	Corr.	RMSE	Corr.
1	LPT	Pixel	NG	Averaging	CM	21.672	0.9528	27.608	0.9272
2	LPT	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	21.708	0.9525	27.699	0.9259
3	DWT	Pixel	NG	Averaging	CM	19.458	0.9618	23.141	0.9446
4	DWT	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	21.136	0.9549	23.203	0.9443
5	DWF	Pixel	NG	Averaging	CM	18.854	0.9642	19.457	0.9618
6	DWF	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	18.870	0.9641	21.135	0.9549
Our proposed	DWF	Region	MG	Averaging	CM , WA	18.922	0.9636	18.013	0.9674

ทำการเปรียบเทียบผลในลักษณะกราฟ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 20 จุดภาพ และกรรมวิธีการประสานภาพอยู่บนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ โดยรูปที่ 4.50 และรูปที่ 4.51 แสดงผลการประเมินประสิทธิภาพด้วยการวัด

ค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ยและการหาหสัมพันธ์ ตามลำดับ โดยแยกการแสดงผล ออกเป็น 2 ส่วน คือ กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 1-10 จุดภาพ และ 11-20 จุดภาพ เพื่อให้สามารถพิจารณากราฟการแสดงผลได้อย่างชัดเจน

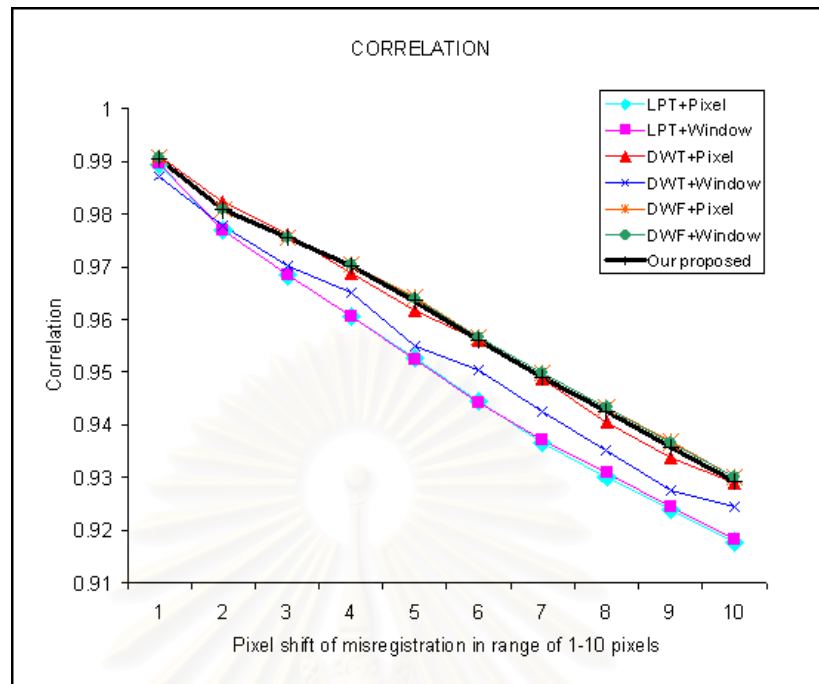


(ก) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 1-10 จุดภาพ

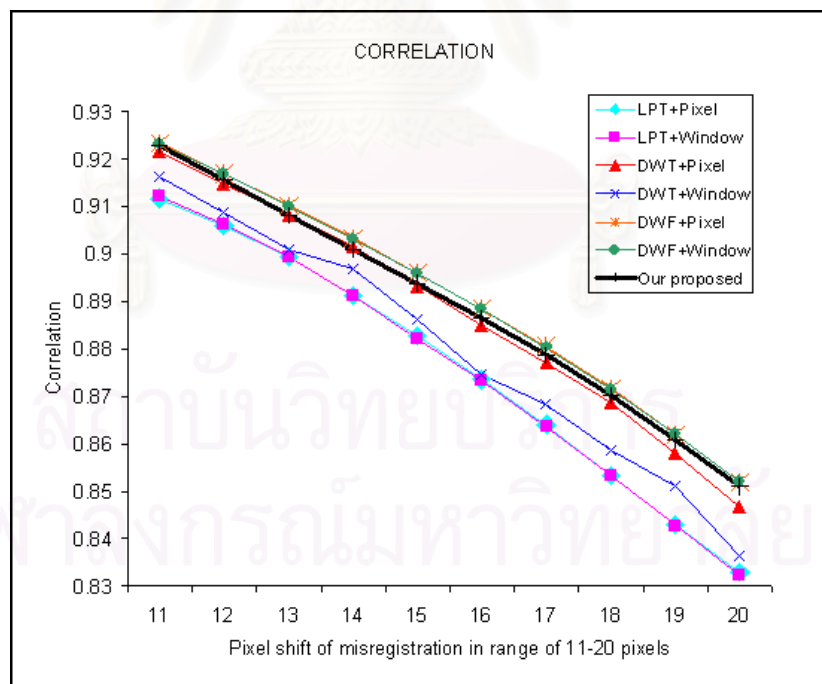


(ข) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 11-20 จุดภาพ

รูปที่ 4.50 ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ยของชุดภาพที่ 2 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ



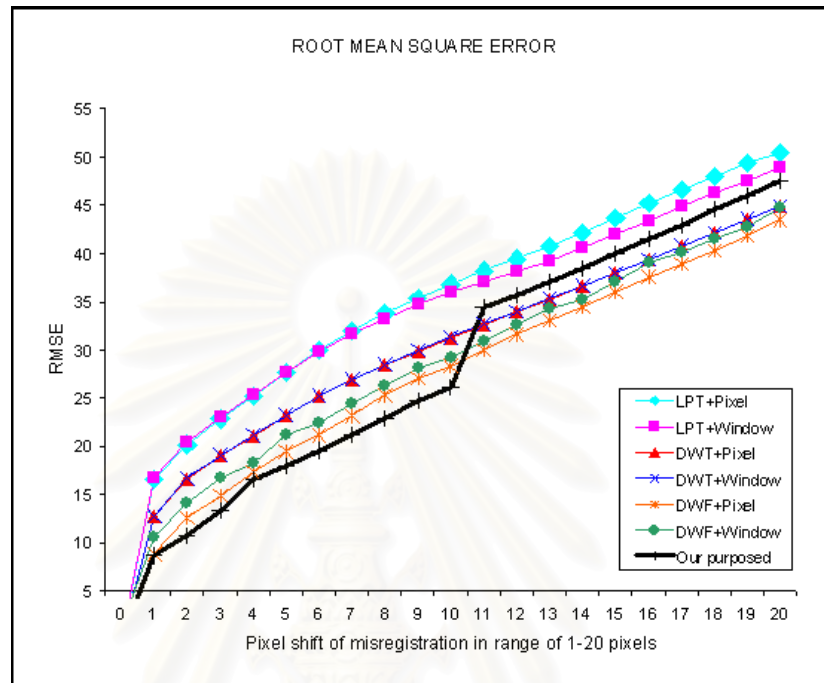
(ก) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 1-10 จุดภาพ



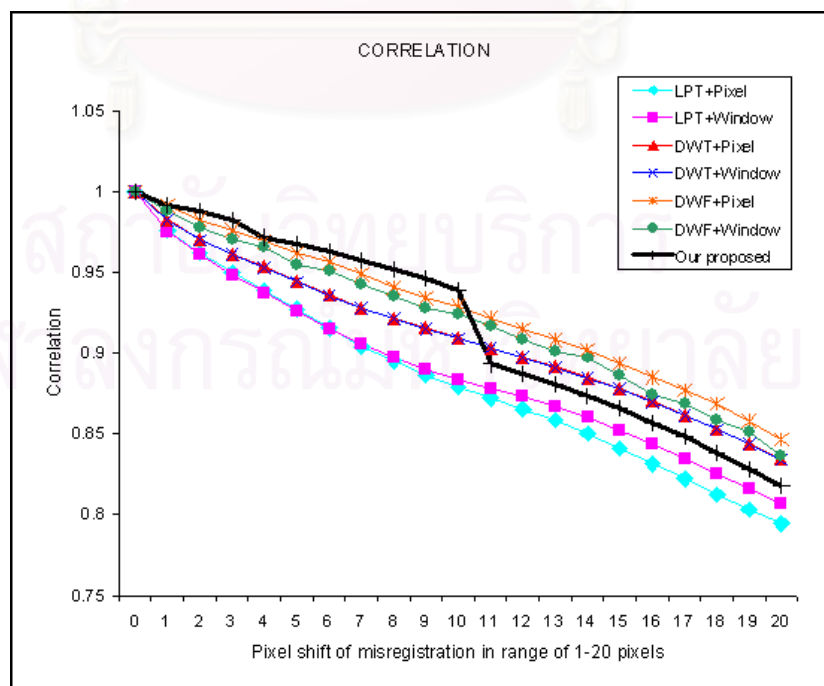
(ข) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 11-20 จุดภาพ

รูปที่ 4.51 ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ชุดภาพที่ 2 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

ทำการเปรียบเทียบผลในลักษณะกราฟ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกัน
ไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 20 จุดภาพ และกรรมวิธีการประสานภาพอยู่บนพื้นฐานการแยก
องค์ประกอบ 4 ระดับ ดังรูปที่ 4.52 และรูปที่ 4.53



รูปที่ 4.52 ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากล้างสองเฉลี่ยชุดภาพที่ 2
ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ



รูปที่ 4.53 ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ชุดภาพที่ 2 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ

การวิเคราะห์ผลจากการทดลองของชุดภาพที่ 2

ทำการเปรียบเทียบผลของกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่น่าเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ คือ การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต จะให้ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากล้างสองเฉลี่ยและค่าสหสัมพันธ์ใกล้เคียงกับกรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างโดยใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ตมาก นั่นแสดงว่าที่ระดับการแยกองค์ประกอบไม่สูงมาก การประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างยังมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพอยู่ และไม่แตกต่างกับการประสานภาพเชิงพื้นที่มากนัก

- แต่เมื่อทำการเปรียบเทียบผลกับกรรมวิธีอื่น พบว่ากรรมวิธีที่น่าเสนอให้ผลที่ดีกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตและการแปลงลาปลาเซียนพรีมิตในการแยกองค์ประกอบภาพ ทั้งในแง่ของการวัดค่าความผิดพลาดและการหาค่าสหสัมพันธ์

- กรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงลาปลาเซียนพรีมิตในการแยกองค์ประกอบภาพ

- สำหรับชุดภาพที่ 2 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ กรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงลาปลาเซียนพรีมิตจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพน้อยที่สุด ในขณะที่กรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพสูงที่สุด

ทำการเปรียบเทียบผลของกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ

- พบว่า ณ ตำแหน่งที่ภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันในช่วง 1-10 จุดภาพ กรรมวิธีการประสานภาพที่น่าเสนอจะให้ค่าความผิดพลาดต่ำกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ อยู่ในช่วง 1-9 ค่าความผิดพลาด ในขณะที่ให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ อยู่ในช่วง 0.01-0.04 ค่าสหสัมพันธ์ และเมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันมากกว่า 10 จุดภาพ กรรมวิธีที่น่าเสนอจะมีความคงทนต่อความคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพลดลง โดย ณ ตำแหน่งที่ภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันในช่วง 11-20 จุดภาพ กรรมวิธีการประสานภาพที่น่าเสนอจะให้ค่า

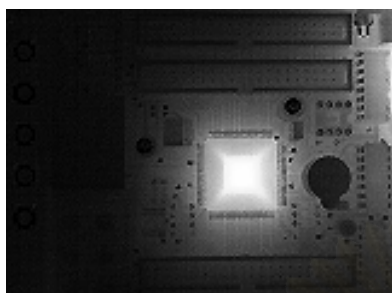
ความผิดพลาดสูงกว่าการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต และการแปลงดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพ อยู่ในช่วง 1-4 ค่าความผิดพลาด และให้ค่าสหสัมพันธ์ต่ำกว่าอยู่ในช่วง 0.01-0.02 ค่าสหสัมพันธ์ สาเหตุเกิดจากการไม่สามารถเข้าสู่ผลเฉลยที่ถูกต้องของการจัดกลุ่มข้อมูล FPCM ในขั้นตอนการแยกส่วนภาพหลายระดับ ซึ่งมีโอกาสเกิดขึ้นได้ เนื่องจากในการจัดกลุ่มข้อมูลจะมีการกำหนดค่าจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลเริ่มต้น ก่อนกระทำกระบวนการ AO (ดังได้อธิบายไว้ในภาพผนวก ข) โดยจุดศูนย์กลางจะถูกกำหนดขึ้นสำหรับจัดกลุ่มข้อมูลภาพต้นทางที่มีผลการประทับจำภาพที่สมบูรณ์และใช้กับภาพต้นทางที่เกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพด้วย เพื่อกำหนดพารามิเตอร์ในการทดสอบผลกระทบของการคลาดเคลื่อนดังกล่าวให้ตรงกัน และในบางกรณี เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพไปมาก ๆ จะพบว่าการจัดกลุ่มข้อมูลไม่สามารถเข้าสู่ผลเฉลยที่ถูกต้องได้ ทำให้ผลการจัดกลุ่มผิดพลาด การรวมสัมประสิทธิ์รายละเอียดจึงให้ข้อมูลที่ผิดพลาดตามไปด้วย ส่งผลให้ภาพประสานที่ได้จากการใช้ภาพต้นทางที่คลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพไป 11-20 จุดภาพ เกิดความคลาดเคลื่อนไปจากภาพอ้างอิงมาก อย่างไรก็ตามในช่วงที่การคลาดเคลื่อนไม่มากนัก คือ 1-10 จุดภาพ กรรมวิธีที่นำเสนอยังสามารถทนต่อการคลาดเคลื่อนดังกล่าวได้ นั้นแสดงว่าตรรกะที่ยังคงใช้เทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลแบบคลุมเครือ (Fuzzy) ในการจัดกลุ่มข้อมูล ปัญหานี้ก็มีโอกาสที่จะเกิดขึ้นได้นั่นเอง

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตและการแปลงลาปลาเซียนพหุคูณในการแยกองค์ประกอบ

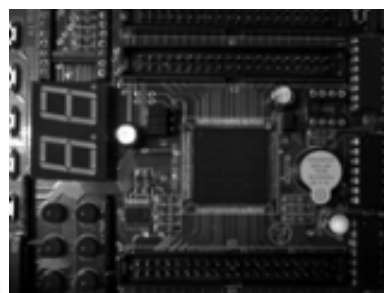
- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงลาปลาเซียนพหุคูณในการแยกองค์ประกอบ

- สำหรับชุดภาพที่ 2 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ กรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงลาปลาเซียนพหุคูณจะมีความทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพน้อยที่สุด ในขณะที่กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะมีความทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพสูงที่สุดในช่วงที่ภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อน 1-10 จุดภาพ และความทนจะลดลงเมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนมากกว่า 10 จุดภาพ

ชุดภาพที่ 3 ทำการแสดงผลในกรณีที่เกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน +X และ +Y จำนวน 5 จุดภาพ ดังรูปที่ 4.54



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.54 ภาพต้นทางชุดที่ 3 ที่เกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไป ทางด้าน +X และ +Y จำนวน 5 จุดภาพ

(ค) ภาพความร้อนที่มีผลการประทับจำภาพสมบูรณ์

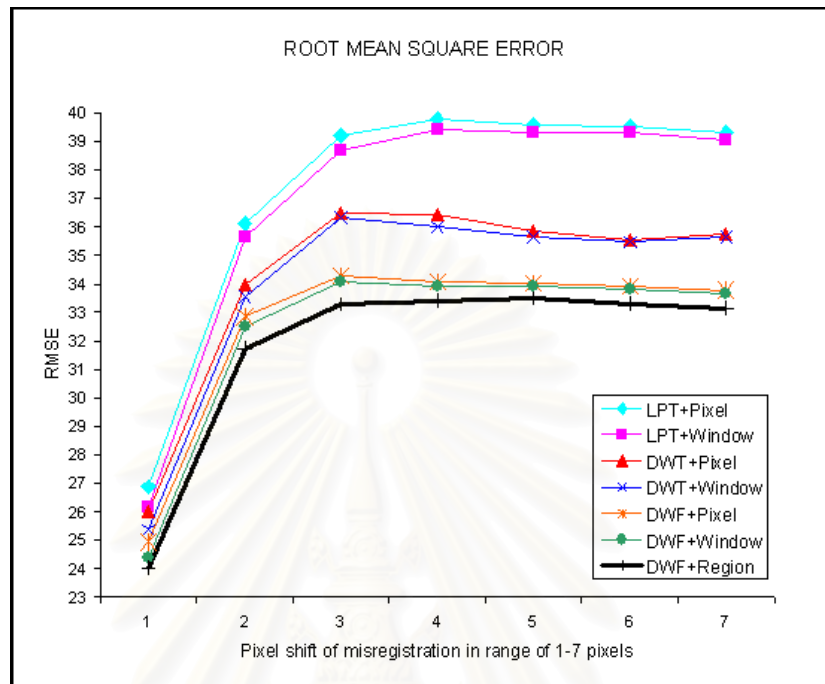
(ง) ภาพจริงที่มีผลการประทับจำภาพสมบูรณ์ ถูกเลื่อนตำแหน่งไปจากเดิม ทางด้าน +X และ +Y จำนวน 5 จุดภาพ

ตารางที่ 4.4 การประเมินประสิทธิภาพของชุดภาพที่ 3 ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน +X และ +Y จำนวน 5 จุดภาพ

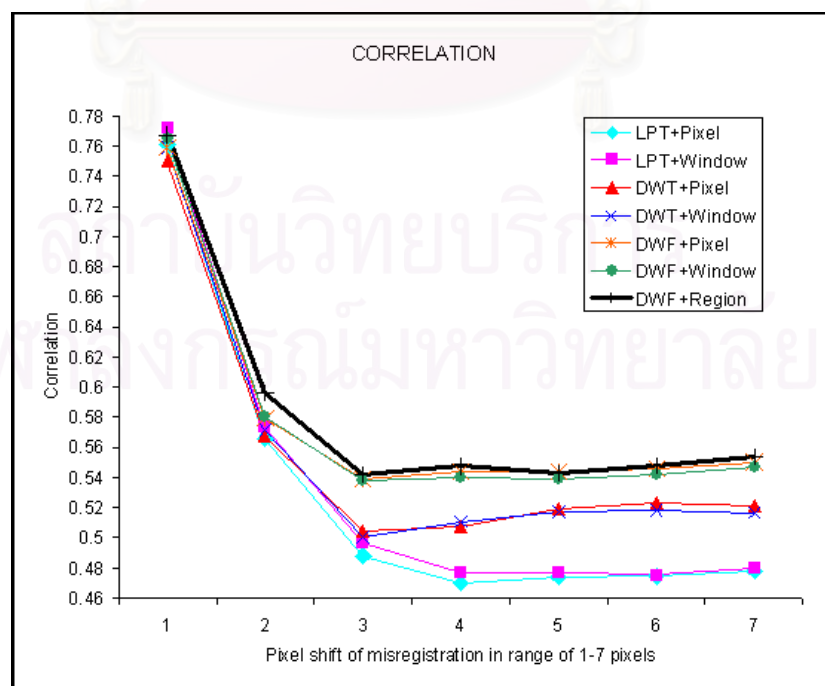
Scheme	MSD	Activity	Grouping	Combining		Level 2		Level 4	
				Approx.	Detail	RMSE	Corr.	RMSE	Corr.
1	LPT	Pixel	NG	Averaging	CM	39.578	0.4741	44.536	0.6243
2	LPT	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	39.310	0.4772	43.771	0.6307
3	DWT	Pixel	NG	Averaging	CM	35.860	0.5191	43.464	0.6339
4	DWT	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	35.637	0.5174	43.402	0.631
5	DWF	Pixel	NG	Averaging	CM	34.019	0.5392	42.780	0.6416
6	DWF	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	33.922	0.5431	42.753	0.6456
Our proposed	DWF	Region	MG	Averaging	CM , WA	33.495	0.5436	42.206	0.6576

ทำการเปรียบเทียบผลในลักษณะกราฟ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน +X และ +Y จำนวน 7 จุดภาพ และกรรมวิธีการประสานภาพอยู่บนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ รูปที่ 4.55 และรูปที่ 4.56 แสดงผลการประเมินประสิทธิภาพด้วยการวัดค่า

ความผิดพลาดรากลำดับสองเฉลี่ยและการหาสหสัมพันธ์ ตามลำดับ

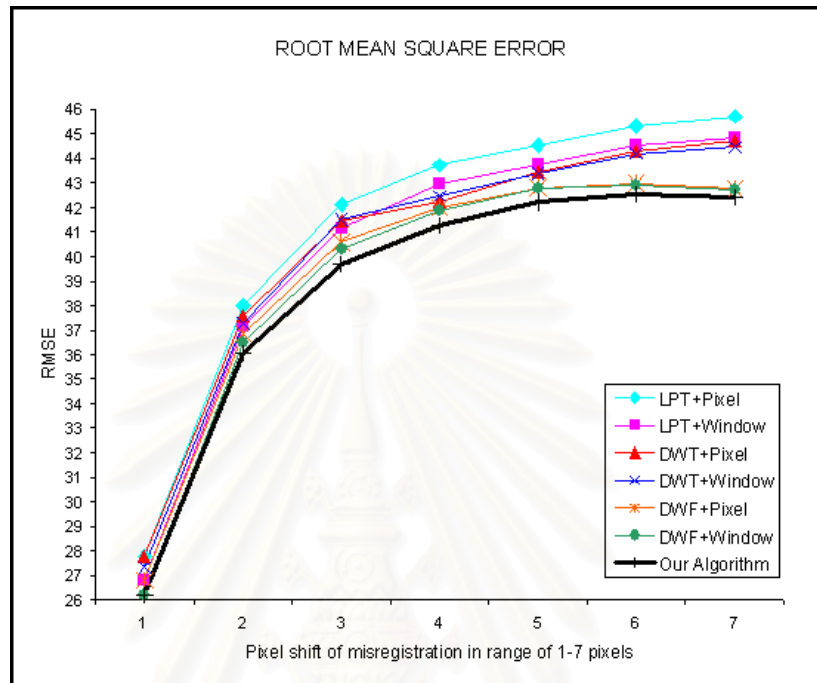


รูปที่ 4.55 ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลำดับสองเฉลี่ยชุดภาพที่ 3 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

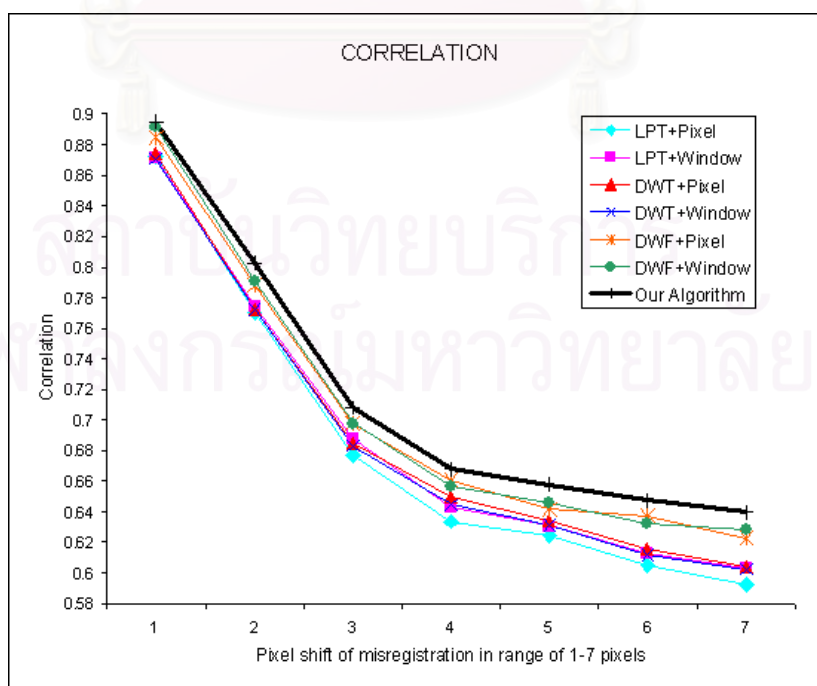


รูปที่ 4.56 ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ชุดภาพที่ 3 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

ทำการเปรียบเทียบผลในลักษณะกราฟ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกัน
ไปทางด้าน +X และ +Y จำนวน 7 จุดภาพ และกรรมวิธีการประสานภาพอยู่บนพื้นฐานการแยก
องค์ประกอบ 4 ระดับ ดังรูปที่ 4.57 และรูปที่ 4.58



รูปที่ 4.57 ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากลกำลังสองเฉลี่ยชุดภาพที่ 3
ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ



รูปที่ 4.58 ผลวัดค่าสหสัมพันธ์ชุดภาพที่ 3 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ

การวิเคราะห์ผลจากการทดลองของชุดภาพที่ 3

ทำการเปรียบเทียบผลของกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ คือ การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต จะให้ค่าความผิดพลาดรบกวนกำลังสองเฉลี่ยต่ำกว่ากรรมวิธีอื่น ในช่วง 1-6 ค่าความผิดพลาด และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีอื่น ในช่วง 0.01-0.1 ค่าสหสัมพันธ์ นั้นหมายความว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะให้ภาพประสานที่มีความใกล้เคียงกับภาพอ้างอิงสูงกว่ากรรมวิธีอื่น หรือกล่าวได้อีกอย่างว่ากรรมวิธีที่นำเสนอสามารถคงทนต่อการคลาดเคลื่อนได้ดีกว่าวิธีอื่น ๆ นั่นเอง

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตและการแปลงลาปลาเซียนพรีมิตในการแยกองค์ประกอบ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงลาปลาเซียนพรีมิตในการแยกองค์ประกอบ

- สำหรับชุดภาพที่ 3 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ กรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงลาปลาเซียนพรีมิตจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพน้อยที่สุด ในขณะที่กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพสูงที่สุด

ทำการเปรียบเทียบผลของกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ จะให้ค่าความผิดพลาดต่ำกว่ากรรมวิธีอื่น และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีอื่น เช่นเดียวกับการเปรียบเทียบผล เมื่อทำการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ นั้นหมายความว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะให้ภาพประสานที่มีความใกล้เคียงกับภาพอ้างอิงสูงกว่ากรรมวิธีอื่น ซึ่งสามารถแสดงให้เห็นถึงความคงทนของกรรมวิธีการประสานที่นำเสนอ ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟ เล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่า กรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตและการแปลงลาปลาเซียนพริวมิตในการแยกองค์ประกอบ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงลาปลาเซียนพริวมิตในการแยกองค์ประกอบ

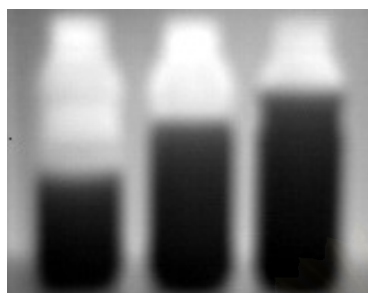
- สำหรับชุดภาพที่ 3 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ กรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงลาปลาเซียนพริวมิตจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพน้อยที่สุด ในขณะที่กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพสูงที่สุด

เมื่อทำการพิจารณาการวัดประสิทธิภาพโดยรวม ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ และ 4 ระดับ

- ไม่ว่าจะทำการแยกองค์ประกอบที่ 2 ระดับ หรือ 4 ระดับ พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอ คือ การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต จะยังคงให้ผลการวัดประสิทธิภาพดีกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ อย่างชัดเจน

- ไม่ว่าจะทำการแยกองค์ประกอบที่ 2 ระดับ หรือ 4 ระดับ พบว่าการประสานภาพเชิงพื้นที่จะมีความคงทนสูงกว่าการประสานภาพเชิงจุดภาพและเชิงหน้าต่าง โดยสามารถเห็นได้จากค่าความผิดพลาดและค่าสหสัมพันธ์ที่วัดได้อย่างชัดเจน

ชุดภาพที่ 4 ทำการแสดงผลในกรณีที่ภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -Y จำนวน 5 จุดภาพ ดังรูปที่ 4.59



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.59 ภาพต้นทางชุดที่ 4 ที่เกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไป ทางด้าน -Y จำนวน 5 จุดภาพ

(ก) ภาพความร้อนที่มีผลการประทับจำภาพสมบูรณ์

(ข) ภาพจริงที่มีผลการประทับจำภาพสมบูรณ์ ถูกเลื่อนตำแหน่งไปจากเดิม

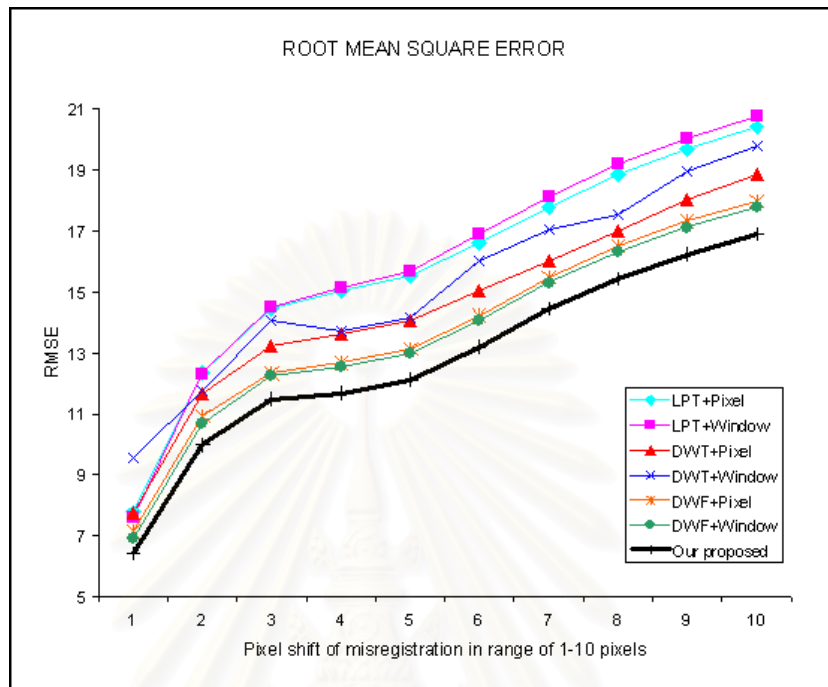
ทางด้าน -Y จำนวน 5 จุดภาพ

ตารางที่ 4.5 การประเมินประสิทธิภาพของชุดภาพที่ 4 ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -Y จำนวน 5 จุดภาพ

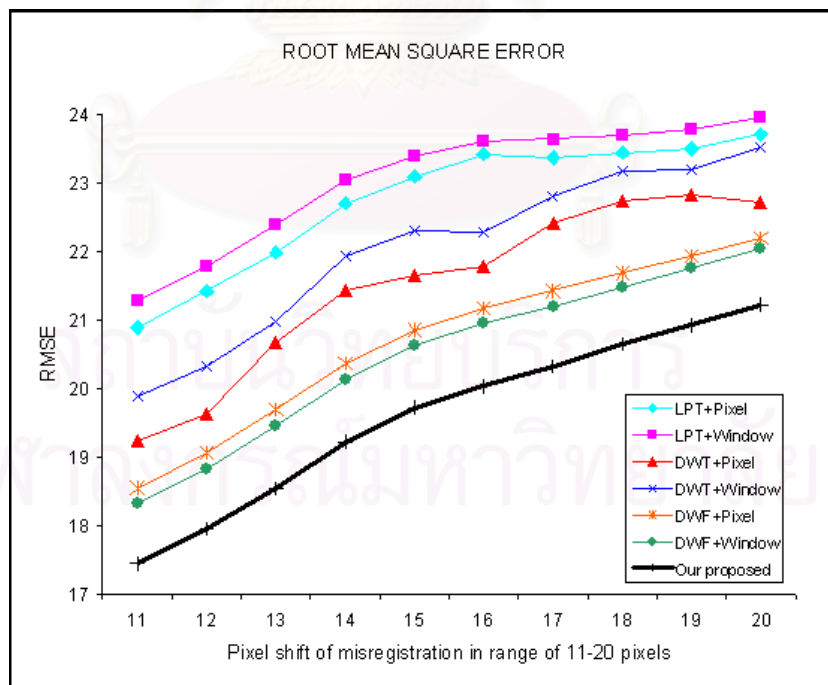
Scheme	MSD	Activity	Grouping	Combining		Level 2		Level 4	
				Approx.	Detail	RMSE	Corr.	RMSE	Corr.
1	LPT	Pixel	NG	Averaging	CM	15.523	0.9309	18.542	0.8960
2	LPT	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	15.714	0.9286	21.583	0.8712
3	DWT	Pixel	NG	Averaging	CM	14.085	0.9413	17.011	0.9388
4	DWT	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	14.717	0.9395	20.462	0.8988
5	DWF	Pixel	NG	Averaging	CM	13.136	0.9481	16.710	0.946
6	DWF	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	12.971	0.9491	16.482	0.9510
Our proposed	DWF	Region	MG	Averaging	CM , WA	12.111	0.9545	5.742	0.9917

ทำการเปรียบเทียบผลในลักษณะกราฟ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -Y จำนวน 20 จุดภาพ และกรรมวิธีการประสานภาพอยู่บนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ โดยรูปที่ 4.60 และรูปที่ 4.61 แสดงผลการประเมินประสิทธิภาพด้วยการวัดค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ยและการหาสหสัมพันธ์ ตามลำดับ โดยแยกการแสดงผล

ออกเป็น 2 ส่วน คือ กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 1-10 จุดภาพ และ 11-20 จุดภาพ เพื่อให้สามารถพิจารณากราฟการแสดงผลได้อย่างชัดเจน



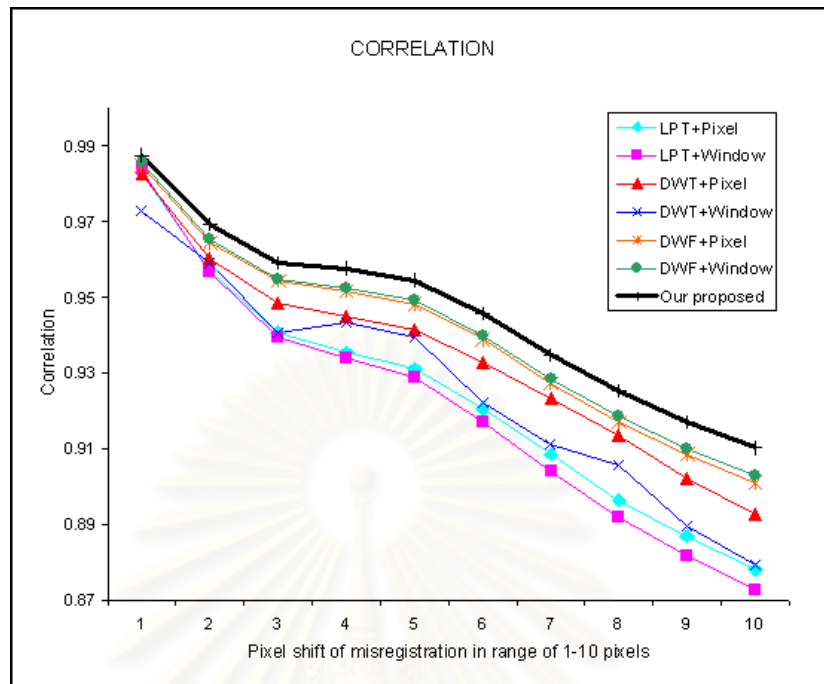
(ก) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 1-10 จุดภาพ



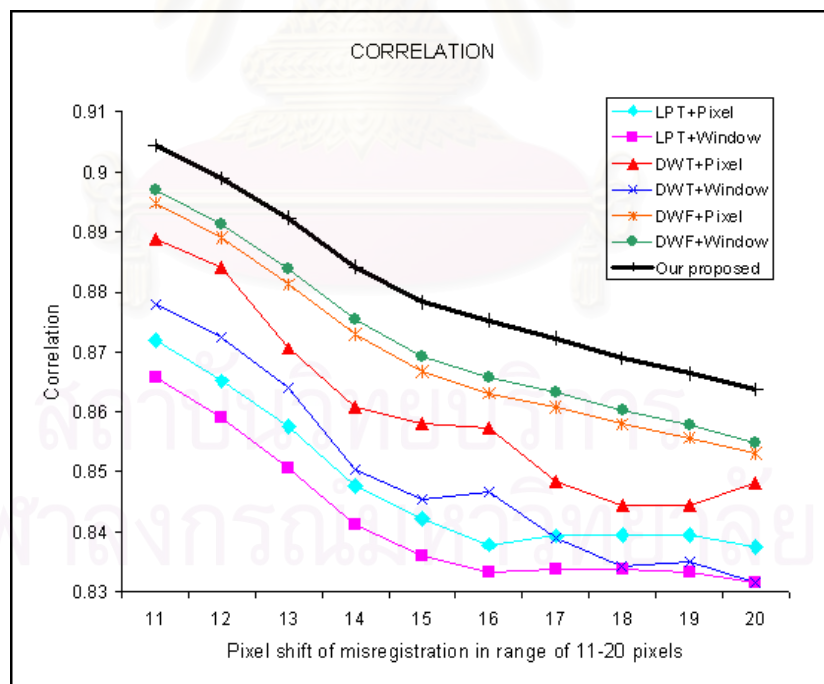
(ข) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 11-20 จุดภาพ

รูปที่ 4.60 ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากล้างสองเฉลี่ยชุดภาพที่ 4

ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ



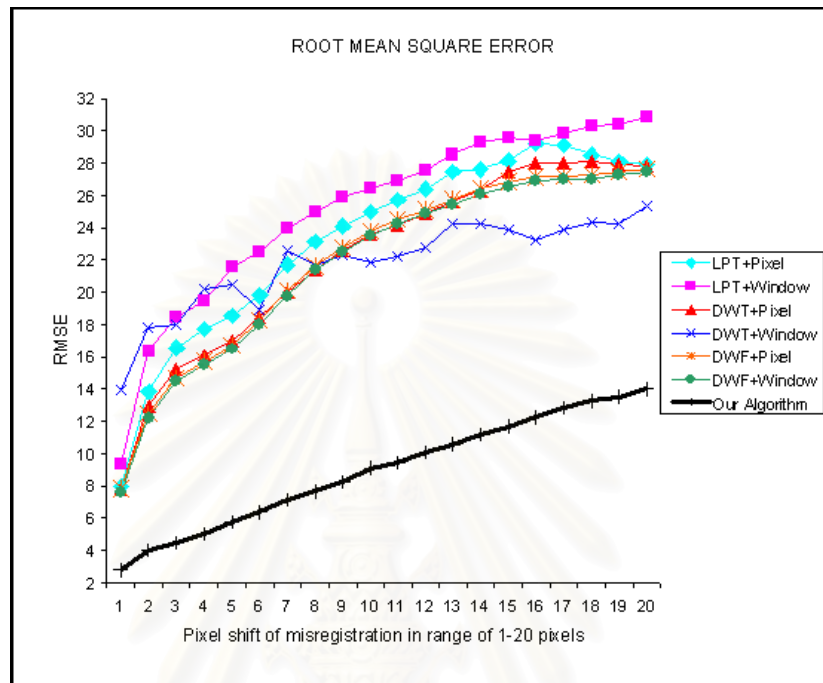
(ก) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 1-10 จุดภาพ



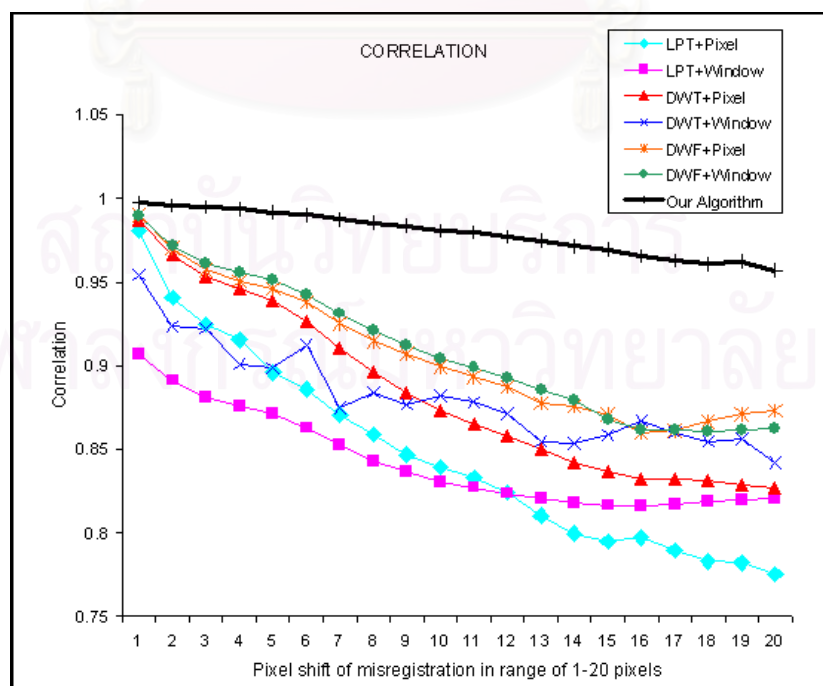
(ข) กรณีที่การคลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทางอยู่ในช่วง 11-20 จุดภาพ

รูปที่ 4.61 ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ชุดภาพที่ 4 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

ทำการเปรียบเทียบผลในลักษณะกราฟ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกัน
ไปทางด้าน -Y จำนวน 20 จุดภาพ และกรรมวิธีการประสานภาพอยู่บนพื้นฐานการแยก
องค์ประกอบ 4 ระดับ ดังรูปที่ 4.62 และรูปที่ 4.63



รูปที่ 4.62 ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากล้างสองเฉลี่ยชุดภาพที่ 4
ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ



รูปที่ 4.63 ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ชุดภาพที่ 4 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ

การวิเคราะห์ผลจากการทดลองของชุดภาพที่ 4

ทำการเปรียบเทียบผลของกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ จะให้ค่าความผิดพลาดรบกวนกำลังสองเฉลี่ยต่ำกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ อยู่ในช่วง 1-3 ค่าความผิดพลาด ในขณะที่ให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ อยู่ในช่วง 0.01-0.04 ค่าสหสัมพันธ์ นั้นหมายความว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะให้ภาพประสานที่มีความใกล้เคียงกับภาพอ้างอิงสูงกว่ากรรมวิธีอื่น หรือกล่าวได้อีกอย่างว่ากรรมวิธีที่นำเสนอสามารถคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพมากกว่าวิธีอื่น ซึ่งสามารถเห็นได้จากกราฟอย่างชัดเจน

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงลาปลาเซียนพรีมิตในการแยกองค์ประกอบ

- สำหรับชุดภาพที่ 4 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ กรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงลาปลาเซียนพรีมิตจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพน้อยที่สุด ในขณะที่กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพสูงที่สุด

ทำการเปรียบเทียบผลของกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ คือ การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยการใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต จะให้ค่าความผิดพลาดรบกวนกำลังสองเฉลี่ยต่ำกว่ากรรมวิธีอื่น อยู่ในช่วง 4-18 ค่าความผิดพลาด ในขณะที่ให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีอื่น อยู่ในช่วง 0.01-0.19 ค่าสหสัมพันธ์ นั้นหมายความว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะให้ภาพประสานที่มีความใกล้เคียงกับภาพอ้างอิงสูงกว่ากรรมวิธีอื่น ซึ่งแสดงถึงความคงทนของกรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอ ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ และจากกราฟสามารถเห็นได้อย่างชัดเจนว่าวิธีที่นำเสนอให้ผลดีกว่าวิธีอื่น ๆ มาก แม้ว่าจะทำการแยกองค์ประกอบสูงขึ้นก็ตาม

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบ เฉพาะในช่วงของการ

คลาดเคลื่อนระหว่างภาพต้นทาง 1-9 จุดภาพ แต่เมื่อการคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วง 10-20 จุดภาพ กลับมีค่าความผิดพลาดต่ำกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ดในการแยกองค์ประกอบ นั่นอาจเป็นเพราะการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ดในการแยกองค์ประกอบมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนลดลงเมื่อภาพต้นทางเกิดการเลื่อนระหว่างกันมากขึ้น แต่เมื่อพิจารณาผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ดในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ดและการแปลงลาปลาเซียนพหุระมิตในการแยกองค์ประกอบ นั้นแสดงว่า ถึงแม้ว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ดในการแยกองค์ประกอบภาพจะมีความคงทนลดน้อยลง แต่ยังให้ผลที่ดีกว่าการประสานภาพที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ดและการแปลงลาปลาเซียนในการแยกองค์ประกอบ เมื่อพิจารณาค่าความผิดพลาดและค่าสหสัมพันธ์ไปพร้อมกัน

- กรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ดในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงลาปลาเซียนพหุระมิตในการแยกองค์ประกอบ

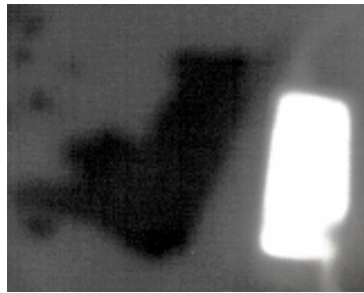
- สำหรับชุดภาพที่ 4 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ กรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงลาปลาเซียนพหุระมิตจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพน้อยที่สุด ในขณะที่กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพสูงที่สุด

- พบว่า ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะมีค่าความผิดพลาดและค่าสหสัมพันธ์ห่างจากกรรมวิธีการประสานวิธีอื่น ๆ มากขึ้น เมื่อเทียบกับผลที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ ซึ่งวิธีที่นำเสนอจะมีความคงทนต่อการประทับจำภาพสูงกว่า นั้นแสดงว่าการเปรียบเทียบผลที่ระดับการแยกองค์ประกอบสูง จะทำให้เห็นผลกระทบของการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพชัดเจนกว่าการเปรียบเทียบผลที่ระดับการแยกองค์ประกอบต่ำ

- ไม่ว่าจะทำการแยกองค์ประกอบที่ 2 ระดับ หรือ 4 ระดับ พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอ คือ การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ด จะยังคงให้ผลการวัดประสิทธิภาพดีกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ อย่างชัดเจน

- ไม่ว่าจะทำการแยกองค์ประกอบที่ 2 ระดับ หรือ 4 ระดับ พบว่าการประสานภาพเชิงพื้นที่จะมีความคงทนสูงกว่าการประสานภาพเชิงจุดภาพและเชิงหน้าต่าง โดยสามารถเห็นได้จากค่าความผิดพลาดและค่าสหสัมพันธ์ที่วัดได้อย่างชัดเจน

ชุดภาพที่ 5 ทำการแสดงผลในกรณีที่ภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ ดังรูปที่ 4.64



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.64 ภาพต้นทางชุดที่ 5 ที่เกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไป ทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ

(ก) ภาพความร้อนที่มีผลการประทับจำภาพสมบูรณ

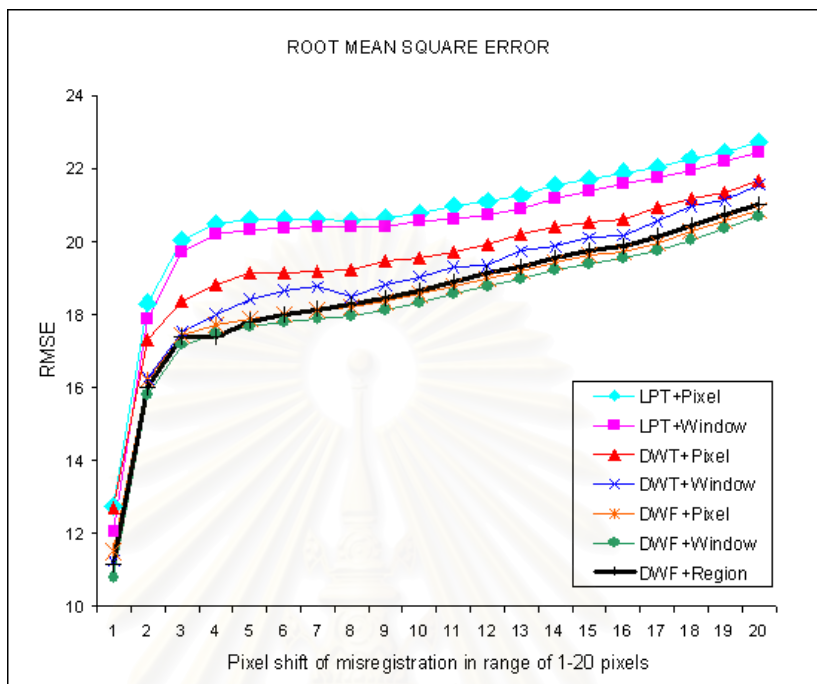
(ข) ภาพจริงที่มีผลการประทับจำภาพสมบูรณ ถูกเลื่อนตำแหน่งไปจากเดิม ทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ

ตารางที่ 4.6 การประเมินประสิทธิภาพของชุดภาพที่ 5 ต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 5 จุดภาพ

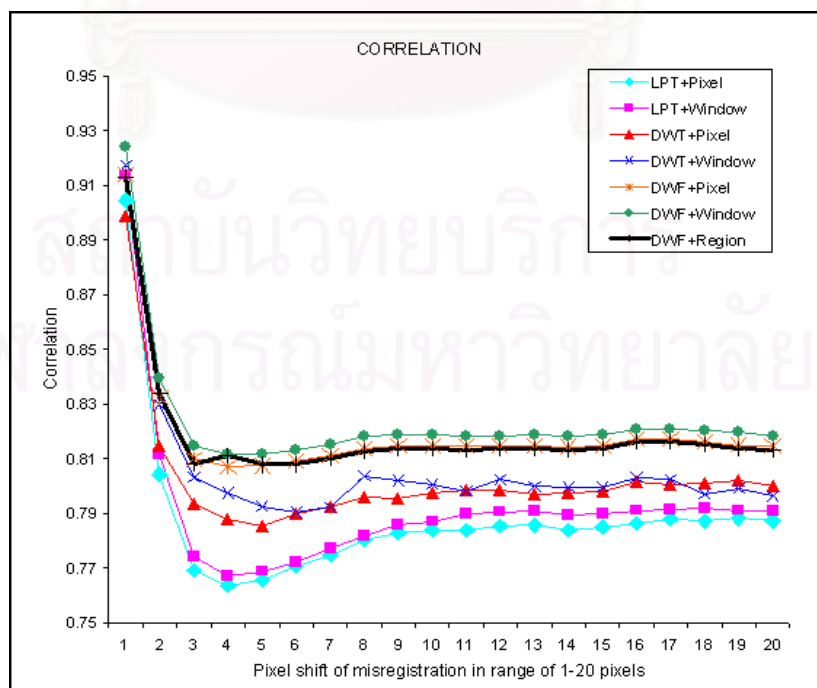
Scheme	MSD	Activity	Grouping	Combining		Level 2		Level 4	
				Approx.	Detail	RMSE	Corr.	RMSE	Corr.
1	LPT	Pixel	NG	Averaging	CM	20.595	0.7656	25.145	0.7629
2	LPT	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	20.320	0.7687	22.690	0.7931
3	DWT	Pixel	NG	Averaging	CM	19.156	0.7853	22.044	0.8281
4	DWT	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	18.423	0.7925	21.732	0.8304
5	DWF	Pixel	NG	Averaging	CM	17.893	0.8073	21.116	0.8518
6	DWF	Window 3x3	NG	Averaging	CM , WA	17.665	0.8115	19.727	0.8356
Our proposed	DWF	Region	MG	Averaging	CM , WA	17.818	0.8078	11.899	0.9285

ทำการเปรียบเทียบผลในลักษณะกราฟ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกันไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 20 จุดภาพ และกรรมวิธีการประสานภาพอยู่บนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ โดยรูปที่ 4.65 และรูปที่ 4.66 แสดงผลการประเมินประสิทธิภาพด้วยการวัด

ค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ยและการหาสหสัมพันธ์ ตามลำดับ

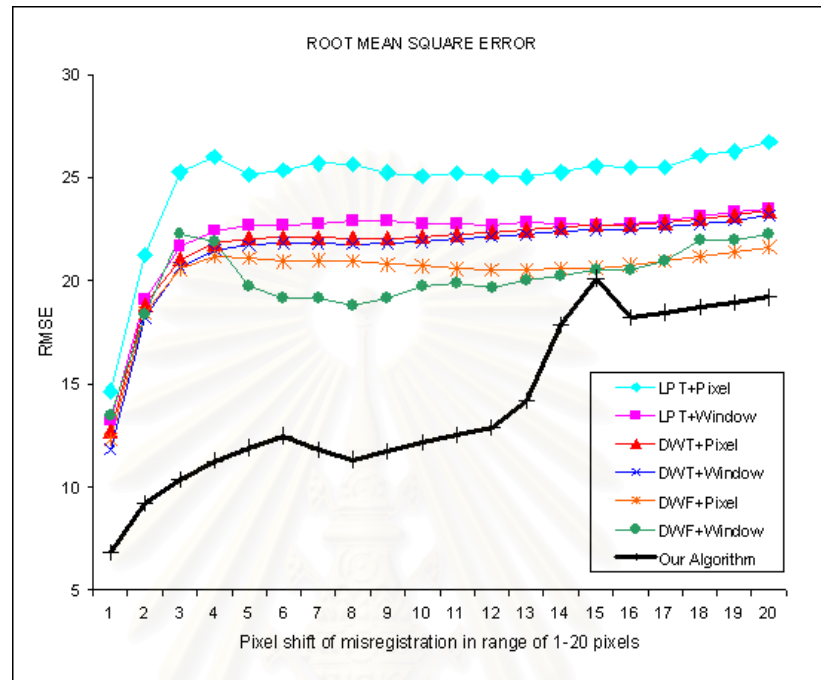


รูปที่ 4.65 ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ยชุดภาพที่ 5 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

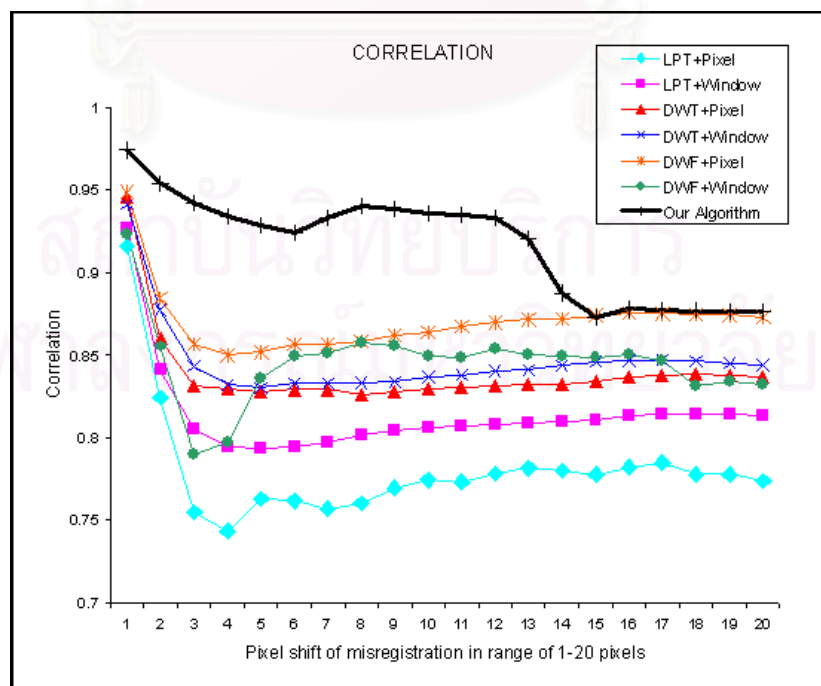


รูปที่ 4.66 ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ชุดภาพที่ 5 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

ทำการเปรียบเทียบผลในลักษณะกราฟ เมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนระหว่างกัน
ไปทางด้าน -X และ -Y จำนวน 20 จุดภาพ และกรรมวิธีการประสานภาพอยู่บนพื้นฐานการแยก
องค์ประกอบ 4 ระดับ ดังรูปที่ 4.67 และรูปที่ 4.68



รูปที่ 4.67 ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากล้างสองเฉลี่ยชุดภาพที่ 5
ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ



รูปที่ 4.68 ผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ชุดภาพที่ 5 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ

การวิเคราะห์ผลจากการทดลองของชุดภาพที่ 5

ทำการเปรียบเทียบผลของกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ คือ การประสานภาพเชิงพื้นที่โดยใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต จะให้ผลการวัดค่าความผิดพลาดรากล้างสองเฉลี่ยและค่าสหสัมพันธ์ใกล้เคียงกับกรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างโดยใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ตมาก นั่นแสดงว่าที่ระดับการแยกองค์ประกอบไม่สูงมาก การประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างยังมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพอยู่ และไม่แตกต่างกับการประสานภาพเชิงพื้นที่มากนัก

- แต่เมื่อทำการเปรียบเทียบผลกับกรรมวิธีอื่น พบว่ากรรมวิธีที่นำเสนอให้ผลที่ดีกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตและการแปลงลาปลาเซียนพหุระมิตในการแยกองค์ประกอบภาพ ทั้งในแง่ของการวัดค่าความผิดพลาดและการหาค่าสหสัมพันธ์

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตและการแปลงลาปลาเซียนพหุระมิตในการแยกองค์ประกอบ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงลาปลาเซียนพหุระมิตในการแยกองค์ประกอบ

- สำหรับชุดภาพที่ 5 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ กรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงลาปลาเซียนพหุระมิตจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพน้อยที่สุด ในขณะที่กรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพสูงที่สุด และการประสานภาพเชิงพื้นที่การประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่าง จะให้ค่าความผิดพลาดและค่าสหสัมพันธ์ไม่แตกต่างกันมากนัก นั่นคือการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างสามารถทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพได้ เมื่อระดับการแยกองค์ประกอบยังไม่สูงมากนัก

ทำการเปรียบเทียบผลของกรรมวิธีการประสานภาพบนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้ คือการประสานภาพเชิงพื้นที่ โดยการใช้เฟรมดิสครีตเวฟเล็ต จะให้ค่าความผิดพลาดรากล้างสองเฉลี่ยต่ำกว่ากรรมวิธีอื่น อยู่ในช่วง 4-11 ค่าความผิดพลาด ในขณะที่ให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีอื่น อยู่ในช่วง 0.01-0.1 ค่าสหสัมพันธ์ นั้นหมายความว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะให้ภาพประสานที่มีความใกล้เคียงกับภาพอ้างอิงสูงกว่ากรรมวิธีอื่น และที่ระดับการแยกองค์ประกอบสูงขึ้นพบว่า การประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบ จะไม่สามารถทนต่อการคลาดเคลื่อนได้ดีเท่ากับกรรมวิธีที่นำเสนอ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่า กรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตและการแปลงลาปลาเซียนพิระมิดในการแยกองค์ประกอบ

- พบว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตในการแยกองค์ประกอบภาพจะให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า และให้ค่าสหสัมพันธ์สูงกว่ากรรมวิธีการประสานภาพเชิงจุดภาพและหน้าต่างที่ใช้การแปลงลาปลาเซียนพิระมิดในการแยกองค์ประกอบ

- สำหรับชุดภาพที่ 5 ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ กรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงลาปลาเซียนพิระมิดจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพน้อยที่สุด ในขณะที่กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพสูงที่สุด

- พบว่า ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอ จะมีค่าความผิดพลาดและค่าสหสัมพันธ์ห่างจากกรรมวิธีการประสานภาพวิธีอื่นมากขึ้น เมื่อเทียบกับผลที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 2 ระดับ ซึ่งวิธีที่นำเสนอจะมีความคงทนต่อการประทับจำภาพสูงกว่า นั้นแสดงว่าการเปรียบเทียบผลที่ระดับการแยกองค์ประกอบสูง จะทำให้เห็นผลกระทบของการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพชัดเจนกว่าการเปรียบเทียบผลที่ระดับการแยกองค์ประกอบต่ำ

- ที่ระดับการแยกองค์ประกอบ 4 ระดับ พบว่าการประสานภาพเชิงพื้นที่จะมีความคงทนสูงกว่าการประสานภาพเชิงจุดภาพและเชิงหน้าต่าง โดยสามารถเห็นได้จากค่าความผิดพลาดและค่าสหสัมพันธ์ที่วัดได้อย่างชัดเจน

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

เนื้อหาของบทนี้ประกอบด้วยส่วนสำคัญที่สุดสองส่วนคือ ผลสรุปของการทำวิจัย และ ข้อเสนอแนะสำหรับผู้สนใจทำวิจัยในเรื่องนี้และเรื่องที่เกี่ยวข้อง

5.1 สรุปผลการวิจัย

จุดประสงค์หลักของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เพื่อศึกษาและพัฒนากระบวนการประสานภาพ เพื่อนำไปประยุกต์ใช้จริงกับภาพถ่ายที่บันทึกได้จากอุปกรณ์รับรู้ภาพที่ตอบสนองช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าต่างกัน คือ ภาพความร้อนที่บันทึกจากกล้องอินฟราเรด และภาพจริงที่บันทึกจากกล้อง CCD โดยให้ความสำคัญในการลดผลกระทบของปัญหาการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพ เนื่องจากการประทับจำภาพเป็นกระบวนการขั้นต้นที่จำเป็นต้องกระทำก่อนที่จะนำภาพต้นทางไปทำการประสาน โดยการที่จะทำให้ผลการประทับจำภาพมีความสมบูรณ์นั้นทำได้ยาก ดังนั้นปัญหาการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพจึงมักจะเกิดขึ้นเสมอในทางปฏิบัติ ซึ่งความคลาดเคลื่อนนี้จะส่งผลกระทบต่อกรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับ เนื่องจากวิธีการแยกองค์ประกอบภาพหลายระดับที่ได้รับความนิยมในปัจจุบันประกอบไปด้วยการแปลงพีระมิดและการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต ซึ่งทั้งสองวิธีดังกล่าวมีขั้นตอนของการลดการซักรบกวนอย่าง ดังนั้นจึงทำให้การแสดงผลข้อมูลมีความแปรปรวนตามการเลื่อนและส่งผลให้การประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานของทั้งสองวิธีนี้มีความแปรปรวนตามการเลื่อนตามไปด้วย ซึ่งนั่นก็หมายความว่า ในกรณีที่ภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพขึ้น ผลจากความแปรปรวนตามการเลื่อนนี้จะทำให้ผลการประสานภาพเกิดความผิดพลาดขึ้นด้วย ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จึงมีแนวคิดที่จะพัฒนากรรมวิธีการประสานภาพที่มีความคงทนและเสถียรต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพขึ้นมา เพื่อที่จะนำไปประยุกต์ใช้งานจริง โดยการนำวิธีการแยกองค์ประกอบภาพแบบการแปลงเฟรมดิสครีตเวฟเล็ต ซึ่งเป็นการแยกองค์ประกอบภาพที่มีคุณสมบัติไม่แปรปรวนตามการเลื่อนมาประยุกต์ใช้ อันจะสามารถเพิ่มความคงทนต่อความคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพให้กับกรรมวิธีการประสานภาพได้

แต่เนื่องจากวิทยานิพนธ์นี้มีจุดประสงค์ที่จะนำกรรมวิธีการประสานภาพไปทำการประยุกต์ใช้จริงกับภาพถ่ายที่บันทึกโดยใช้อุปกรณ์รับรู้ภาพต่างชนิดกัน ซึ่งมีข้อมูลภายในภาพที่มีความแตกต่างกันมาก ดังนั้นการทำให้ผลการประทับจำภาพของภาพทั้งสองมีความสมบูรณ์ครบถ้วนยิ่งทำได้ยากขึ้น ทำให้กรรมวิธีการประสานภาพที่พัฒนาขึ้นมาใช้จึงควรที่จะมีความคงทนสูงมากด้วย ซึ่งวิทยานิพนธ์นี้ได้พบว่าการนำเทคนิคการแปลงเฟรมดิสคริตเวฟเล็ดมาประยุกต์ใช้กับการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่จะสามารถเพิ่มเสถียรภาพและความคงทนให้กับกรรมวิธีการประสานภาพให้สูงขึ้นไปอีกได้ ทั้งนี้เนื่องมาจากการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานของการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่จะเป็นการใช้ข้อมูลในลักษณะกลุ่มข้อมูลของวัตถุในภาพมาทำการประสาน ซึ่งจะช่วยให้ผลการประสานสามารถเก็บข้อมูลของวัตถุที่สนใจได้มากกว่าการใช้ข้อมูลในลักษณะจุดภาพโดด ๆ หรือในลักษณะกลุ่มข้อมูลเล็ก ๆ ดังนั้นเมื่อเกิดกรณีของการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพขึ้น การใช้ข้อมูลเชิงพื้นที่จะช่วยให้ความผิดพลาดในการประสานภาพน้อยลงได้

ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จึงได้ศึกษาและพัฒนากรรมวิธีการประสานภาพเชิงพื้นที่ที่ใช้การแปลงเฟรมดิสคริตเวฟเล็ดในการแยกองค์ประกอบมาใช้งาน โดยกระบวนการในการดำเนินงานจะครอบคลุมไปถึงการพัฒนากระบวนการบันทึกภาพ และกระบวนการขั้นตอนขึ้นมาใช้งานร่วมด้วย ทั้งนี้เป็นเพราะต้องการชี้ให้เห็นถึงปัญหาที่เกิดขึ้นจริงและทดสอบประสิทธิภาพของกรรมวิธีที่ใช้แก้ปัญหาให้เห็นได้ชัดเจน

ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่ากรรมวิธีการประสานภาพที่น่าเสนอ คือ การประสานภาพเชิงพื้นที่ที่ใช้การแปลงเฟรมดิสคริตเวฟเล็ดในการแยกองค์ประกอบภาพจะมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพมากกว่าการประสานภาพที่ใช้การแปลงลาปลาเซียนพหุมิติ และการแปลงดิสคริตเวฟเล็ดในการแยกองค์ประกอบ โดยผลการวิจัยจะแสดงให้เห็นอย่างเด่นชัดที่ระดับการแยกองค์ประกอบสูง ๆ เนื่องจากการแปลงลาปลาเซียนพหุมิติและการแปลงดิสคริตเวฟเล็ดจะมีการลดจำนวนข้อมูลเพิ่มมากขึ้น ซึ่งจะทำให้กรรมวิธีการประสานภาพที่ใช้ทั้งสองวิธีดังกล่าวในการแยกองค์ประกอบมีความไวต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพมากขึ้นด้วย ในขณะที่กรรมวิธีที่น่าเสนอใช้การแปลงเฟรมดิสคริตเวฟเล็ดในการแยกองค์ประกอบ ซึ่งไม่มีขั้นตอนในการลดจำนวนข้อมูล อีกทั้งยังทำการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่ซึ่งจะช่วยลดผลกระทบของการคลาดเคลื่อนในระดับจุดภาพได้ ด้วยเหตุนี้จึงเป็นสาเหตุให้กรรมวิธีการประสานภาพที่น่าเสนอมีความคงทนต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพมากกว่ากรรมวิธีอื่น ๆ ที่นำมาเปรียบเทียบ

5.2 ข้อเสนอแนะ

1. เนื่องจากกรรมวิธีการประทับจำภาพที่พัฒนาขึ้นมาใช้นั้น คำนึงถึงความสะดวกในการ

ทำงาน และผลลัพธ์ที่ได้อยู่ในระดับที่พอใจเป็นหลัก ซึ่งเมื่อเทียบผลกับกรรมวิธีการประทับจำภาพที่พัฒนาขึ้นจากงานวิจัยทางด้านนี้โดยตรง กรรมวิธีที่พัฒนาขึ้นอาจจะยังให้ความแม่นยำได้ไม่ดีเท่ากับกรรมวิธีเหล่านั้น ดังนั้นการพัฒนากกรรมวิธีการประทับจำภาพให้มีความแม่นยำสูงขึ้น จะทำให้การทดสอบความคงทนของกรรมวิธีการประสานภาพต่อการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพมีความน่าเชื่อถือมากขึ้น

2. กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานกับภาพถ่ายที่เป็นจุดสีได้ ซึ่งจะทำให้เห็นประโยชน์ของกรรมวิธีได้ชัดเจนขึ้น ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับข้อจำกัดของอุปกรณ์ที่นำมาใช้งาน

3. กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนออยู่บนพื้นฐานการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่ ซึ่งนำเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลแบบคลุมเครือ (Fuzzy) มาประยุกต์ใช้ เนื่องจากเป็นเทคนิคที่เหมาะสมกับคุณลักษณะของภาพความร้อนที่มีความไม่ชัดเจนของข้อมูล แต่เทคนิคดังกล่าวอาจส่งผลกระทบต่อการวัดประสิทธิภาพของกรรมวิธีการประสานภาพเมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อนในการประทับจำภาพขึ้นได้ เนื่องจากเมื่อภาพต้นทางเกิดการคลาดเคลื่อน ในบางครั้งเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลจะเกิดการเปลี่ยนทาง (Divert) ไม่สามารถเข้าสู่ผลเฉลยที่แท้จริงได้ ทำให้กรรมวิธีการประสานภาพที่นำเสนอมีความคงทนลดน้อยลง ดังนั้นเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของวิธีที่นำเสนอสามารถทำได้โดยการนำเทคนิคการแยกส่วน (Segmentation techniques) ที่ให้ผลแม่นยำและเหมาะสมกับคุณลักษณะของภาพความร้อนมากกว่าเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลแบบคลุมเครือมาประยุกต์ใช้ได้

รายการอ้างอิง

1. Gemma Piella. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions. Technical Report PNA-R0211 (2002): ISSN 1386-3711.
2. Y. Ding. Multi-Sensory Image Fusion Techniques at Image- and Feature-Levels. Ph.D. Qualifying report. Georgia Institute of Technology, 2001.
3. Oliver Rockinger. Pixel-level fusion of image sequences using wavelet frames. Proceedings of the 16th Leeds Applied Shape Research Workshop (1996).
4. Zhong Zhang and Rick S. Blum. Image fusion for a digital camera application. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing Vol 1 (Nov 1998): 603-607.
5. H. Wang, Z. Jing and J. Li. An image fusion approach based on discrete wavelet frame. Proceedings of ISIF (2003).
6. N. R. Pal, K. Pal and J. C. Bezdek. A mixed c-means clustering model. Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Fuzzy Systems Vol 1 (Jul 1997):11-21.
7. A. Y. Wang and C.-H. Yao. Synthetic Aperture Radar Automatic Target Detection [Online]. Available from: [Http://www.csc.calpoly.edu/~aywang/index.html](http://www.csc.calpoly.edu/~aywang/index.html).
8. G. Pajares and J. M. de la Cruz. A wavelet-based image fusion tutorial. Pattern Recognition Society, Elsevier (2004): 1855-1872.
9. M. Unser. Texture classification and segmentation using wavelet frame. IEEE Transactions on image processing Vol 4 (Nov 2001): 1549-1560.
10. P.J. Burt and R.J. Kolczynski. Enhanced image capture through fusion. Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision (1993):173-182.
11. P.J. Burt. The pyramid as a structure for efficient computation. A Rosenfeld, Multiresolution Image Processing and Analysis, Springer-Verlag Berlin, Germany (1984): 6-35.

12. Z. Li and Z. Jing. A region-based image fusion algorithm using multiresolution segmentation. Proceedings of the IEEE. International Conference on Image Processing Vol1 (2003): 96-101.
13. Y. Wang, J. Ostermann and Ya-Qin Zhang. Video Processing and Communications. Prentice-Hall PTR, 2002.
14. H.-M. Chen and P. K. Varshney. Automatic two-stage IR and MMW image registration algorithm for concealed weapons detection. Proceedings of IEEE on Vision, Image and Signal Processing Vol 148 (Aug 2001): 209-216.
15. P. K. Varshney, H.-M Chen and L. C. Ramac. Registration and Fusion of Infrared and Millimeter Wave Images for Concealed Weapon Detection. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing Vol 3 (Oct 1999): 532-536.
16. P. Chakravarty. Visually Guided Autonomous Robot Navigation, The proceedings of the First Australian Undergraduate Students, Computing Conference. (2003).
17. Y. Sheng, X. Yang, D. McReynolds and Z. Zhang. Real-world multisensor image alignment using edge focusing and Hausdorff distances. Proceedings of the Conference Sensor Fusion: Architectures, Algorithms and Applications III on SPIE 3719 (1999).
18. G. Ye, J. Wei, M.R. Pickering, M.R. Frater and J.F. Arnold. Simultaneous Tracking and Registration in a Multisensor Surveillance System. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing Vol 1 (Sep 2003).
19. Dong-Gyu Sim, Oh Kyu-Kwon and Rae-Hong Park. Object matching algorithms using robust hausdorff distance measures. IEEE Transactions on image processing (March 1999): 425-429.



ภาคผนวก

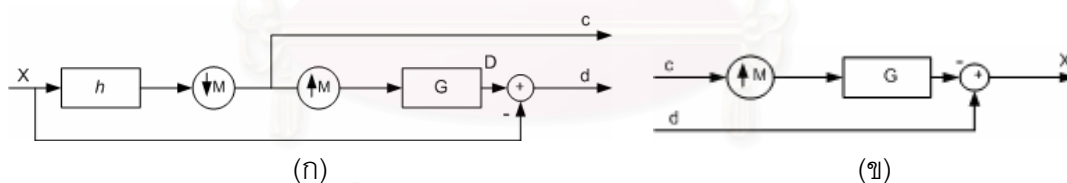
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ก

การแปลงพีระมิตแบบลาปลาเซียน (Laplacian pyramid transform)

แนวคิดพื้นฐานในการแปลงพีระมิตแบบลาปลาเซียน [1,11] จะเริ่มจากการนำภาพต้นทาง X (Source images) ไปผ่านวงจรรองผ่านต่ำ h (Low-pass filter) แล้วนำผลที่ได้ไปทำการลดจำนวนข้อมูลลง M เท่า (Down-sampling) จากกระบวนการเหล่านี้จะทำให้ได้เป็นภาพการประมาณ c (Approximation image) ซึ่งมีความละเอียดต่ำ โดยภาพการประมาณที่ได้นี้จะถูกรุ่นไปทำการประมาณค่าในช่วง (Interpolation) และผ่านวงจรรองกลับ G เพื่อสร้างเป็นภาพต้นทางกลับคืนมา ในที่นี้จะเรียกว่า ภาพต้นทางจำลอง D (Model source images) จากนั้นจะทำการคำนวณหาค่าความต่าง (Differencing) ของภาพต้นทางจำลองที่ได้กับภาพต้นทางจริง ด้วยการนำภาพทั้งสองมาลบกันแบบจุดภาพต่อจุดภาพ ผลที่ได้จะเป็นภาพผลต่าง d (Different image) หรือภาพรายละเอียดตนเอง (Detail image)



ในส่วนของการแปลงกลับพีระมิตแบบลาปลาเซียน จะเริ่มต้นด้วยการนำภาพการประมาณ c ไปทำการประมาณค่าในช่วง และผ่านวงจรรองกลับ G แล้วนำผลที่ได้ไปรวมเข้ากับภาพผลต่าง d ที่หาได้ในขั้นตอนการแปลง อันจะทำให้ได้เป็นภาพกู้คืน X (Reconstruct image) ดังแสดงในรูปที่ ก.1



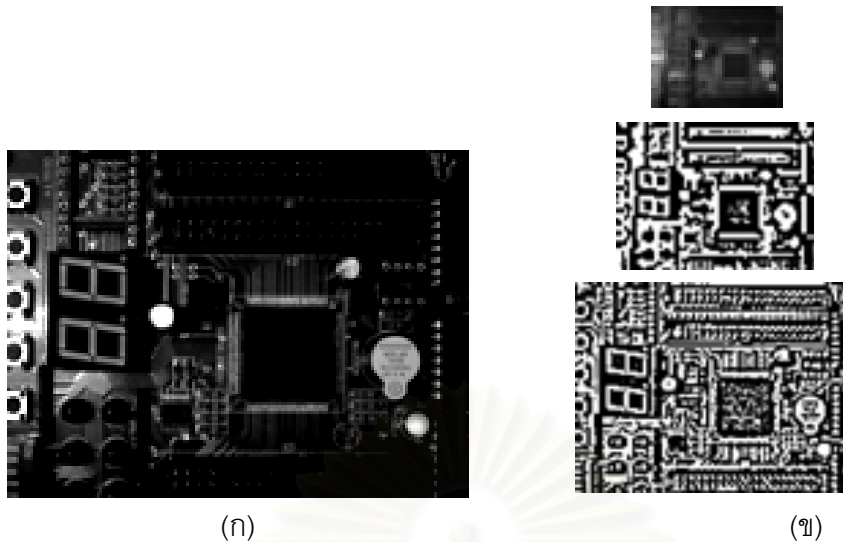
รูปที่ ก.1 การแปลงเชิงพีระมิตแบบลาปลาเซียน หนึ่งระดับการแยกองค์ประกอบ

(ก) การแปลงพีระมิตแบบลาปลาเซียน

(ข) การแปลงกลับพีระมิตแบบลาปลาเซียน

- เมื่อ  แสดงถึงการลดจำนวนข้อมูลลง M เท่า
-  แสดงถึงการเพิ่มจำนวนข้อมูลขึ้น M เท่า

โดยตัวอย่างการแยกองค์ประกอบภาพด้วยการแปลงพีระมิตแบบลาปลาเซียน แสดงได้ดังรูปที่ ก.2 ซึ่งเป็นการแยกองค์ประกอบภาพ 2 ระดับ



รูปที่ ก.2 ตัวอย่างการแปลงพิระมิดแบบลาปลาเซียน สองระดับการแยกองค์ประกอบ

(ก) ภาพต้นทาง

(ข) ผลการแปลงพิระมิดแบบลาปลาเซียน

การแปลงพิระมิดแบบลาปลาเซียนจะมีข้อเสียในเรื่องของการขาดความยืดหยุ่น เพราะผลของการแปลงจะให้เพียงข้อมูลที่มีความซ้ำซ้อนกับภาพต้นแบบเท่านั้น ทำให้ต่อมาเริ่มมีการนำวิธีการแปลงดิสครีตเวฟเล็ตมาใช้ในการประสานภาพ ซึ่งเป็นวิธีที่นิยมนำมาใช้มากในปัจจุบัน

การแปลงดิสครีตเวฟเล็ต (Discrete wavelet transforms)

ในที่นี้จะกล่าวถึงการแยกองค์ประกอบสัญญาณดิสครีต (Discrete signal) [1,2,8] ในปริภูมิ l_2 ด้วยเวฟเล็ตเชิงตั้งฉาก (Orthogonal wavelet decomposition) โดยใช้วงจรรองดิสครีตแบบฟิลเตอร์แบงก์ (Filter bank) ดังสมการที่ (ก.1) ซึ่งเป็นวงจรรองที่อยู่บนเงื่อนไขของวงจรรองสะท้อนแบบควอดเรเจอร์มาตรฐาน (Standard quadrature mirror filter) ที่จะมีการดำเนินงานแบบวนซ้ำ โดยความกว้างระหว่างจุดตัวอย่างจะเพิ่มขึ้นในแต่ละรอบด้วยตัวบ่งชี้ i

$$\begin{aligned} h_{i+1}(k) &= [h]_{\uparrow 2^i} * h_i(k) \\ g_{i+1}(k) &= [g]_{\uparrow 2^i} * h_i(k), \quad (i = 0, \dots, I-1) \end{aligned} \quad (\text{ก.1})$$

เมื่อ h คือ ตัวกรองผ่านสูง

g คือ ตัวกรองผ่านต่ำ

\uparrow_m แสดงถึงการเพิ่มข้อมูล (Up-sampling) ด้วยแฟกเตอร์ m

โดยนิยามฟังก์ชันฐานเชิงตั้งฉากแบบดิสครีต (Discrete orthogonal basis) ดังสมการที่ (ก.2)

$$\begin{aligned}\varphi_{i+1}(k) &= 2^{i/2} h_i(k - 2^i l) \\ \psi_{i+1}(k) &= 2^{i/2} g_i(k - 2^i l)\end{aligned}\quad (\text{ก.2})$$

เมื่อ i คือ ตัวบ่งชี้ระดับสเกล (Scale index) หรือระดับการแยกองค์ประกอบ

l คือ ตัวบ่งชี้การเลื่อน (Translation index)

แฟกเตอร์ $2^{i/2}$ จะกระทำผลคูณภายในเชิงบรรทัดฐาน (Inner product normalization)

โดยจะทำการวิเคราะห์สเปซย่อยในปริภูมิ l_2 ในลักษณะโคจรเข้า $V_0 \supset V_1 \supset V_2 \supset \dots \supset V_I$ เมื่อ $V_i = \text{span}\{\varphi_{i,l}\}_{l \in \mathbb{Z}}$ คือสเปซการประมาณ (Approximate space) ณ ระดับ i ใด ๆ และสเปซย่อย $W_i = \text{span}\{\psi_{i,l}\}_{l \in \mathbb{Z}}$ คือสเปซเศษ (Residue space) หรือสเปซรายละเอียด (Detail space) ณ ระดับการแยกองค์ประกอบ i เมื่อ $i = 1, 2, \dots, I$ ดังนั้นจะได้ว่า $V_i \perp W_i$ และ $V_{i-1} = V_i + W_i$ ซึ่งหมายถึงว่า $\{\varphi_{i,l}\}_{l \in \mathbb{Z}}$ และ $\{\psi_{i,l}\}_{l \in \mathbb{Z}}$ คือฐานหลักเชิงตั้งฉากของ V_i และ W_i ตามลำดับ

สมการที่ ก.3 แสดงภาพฉายเชิงตั้งฉาก (Orthogonal projection) ของสัญญาณดิสครีต

$x \in l_2$ บนสเปซย่อย V_i ได้ด้วยการหาผลคูณภายในระหว่าง x และฟังก์ชันฐาน $\varphi_{i,l}$

$$\begin{aligned}x_i(k) &= \sum_{l \in \mathbb{Z}} s_{(i)}(l) \varphi_{i,l} \\ s_{(i)}(l) &= \langle x(k), \varphi_{i,l}(k) \rangle_{l_2}\end{aligned}\quad (\text{ก.3})$$

ส่วนภาพฉายเชิงตั้งฉากของสัญญาณดิสครีต $x \in l_2$ บนสเปซย่อย W_i แสดงดังสมการที่ ก.4

$$\begin{aligned}x_{(i-1)}(k) - x_{(i)}(k) &= \sum_{l \in \mathbb{Z}} d_{(i)}(l) \psi_{i,l} \\ d_{(i)}(l) &= \langle x(k), \psi_{i,l}(k) \rangle_{l_2}\end{aligned}\quad (\text{ก.4})$$

ซึ่งทำให้สามารถแสดงผลการแปลงดิสครีตเวฟเล็ตของสัญญาณ $x \in l_2$ ได้ดังสมการที่ (ก.5)

$$x(k) = \sum_{l \in \mathbb{Z}} s_{(I)}(l) \varphi_{I,l} + \sum_{i=1}^I \sum_{l \in \mathbb{Z}} d_{(i)}(l) \psi_{i,l} \quad (\text{ก.5})$$

เมื่อ $d_{(i)}$ คือสัมประสิทธิ์รายละเอียด และ $s_{(I)}$ คือสัมประสิทธิ์การประมาณของการแปลงดิสครีตเวฟเล็ตของสัญญาณ x

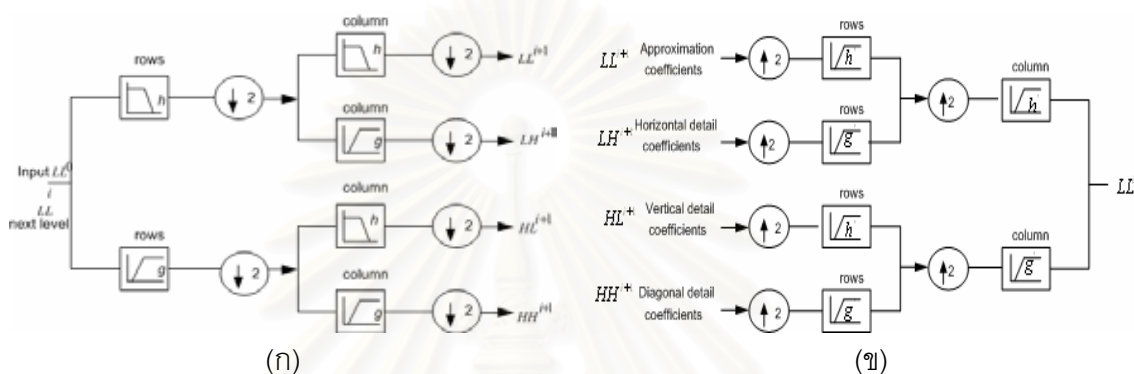
ในส่วนของการนำดิสครีตเวฟเล็ตไปใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณภาพเพื่อใช้ในการประสานนั้น ทำได้โดยการแสดงสมการที่ (ก.3) และ (ก.4) ของการแปลงเวฟเล็ตเชิงตั้งฉากข้างต้น ในเทอมของวงจรรองอย่างง่ายและการลดข้อมูล (Down-sampling) ดังสมการที่ (ก.6)

$$\begin{aligned}s_{(I)}(l) &= 2^{I/2} [h_I^T * x]_{\downarrow 2^I(l)} \\ d_{(i)}(l) &= 2^{i/2} [g_i^T * x]_{\downarrow 2^i(l)}\end{aligned}\quad (\text{ก.6})$$

เมื่อ $i = 1, 2, \dots, I$ และ $\square_{\downarrow m}$ แสดงถึงการลดข้อมูลด้วยแฟกเตอร์ m

การแยกองค์ประกอบภาพด้วยการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต

ในที่นี้จะอธิบายถึงการนำวิธีการแปลงดิสครีตเวฟเล็ตมาประยุกต์ใช้เพื่อแยกองค์ประกอบภาพ ดังแสดงในรูปที่ ก.3



รูปที่ ก.3 กระบวนการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต หนึ่งระดับการแยกองค์ประกอบ

(ก) การแปลงดิสครีตเวฟเล็ต

(ข) การแปลงกลับดิสครีตเวฟเล็ต

โดยที่ i คือ ระดับการแยกองค์ประกอบภาพ

LL^0 คือ สัญญาณอินพุตหรือภาพต้นทาง

LL^i และ LL^{i+1} คือ สัมประสิทธิ์ค่าประมาณที่ระดับ i และ $i+1$ ตามลำดับ

LH^i และ LH^{i+1} คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวนอนที่ระดับ i และ $i+1$ ตามลำดับ

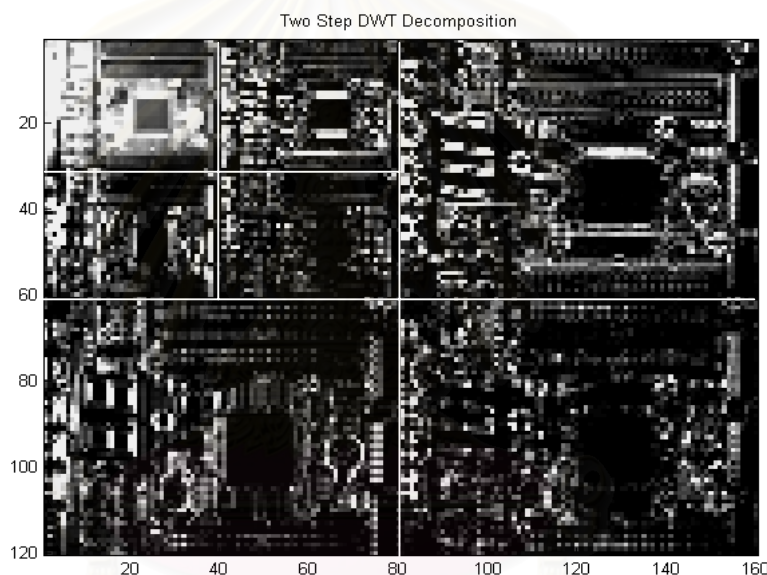
HL^i และ HL^{i+1} คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวตั้งที่ระดับ i และ $i+1$ ตามลำดับ

HH^i และ HH^{i+1} คือ สัมประสิทธิ์รายละเอียดในแนวทแยงที่ระดับ i และ $i+1$ ตามลำดับ

การแยกองค์ประกอบภาพที่พิจารณาในที่นี้ จะเริ่มต้นแยกองค์ประกอบที่ระดับ i ใด ๆ ด้วยการนำสัญญาณอินพุตหรือภาพต้นทาง LL^i ไปผ่านวงจรกรองผ่านต่ำ h (Low-pass filter) และวงจรกรองผ่านสูง g (High-pass filter) จากนั้นทำการลดข้อมูลในแนวตั้ง (Column) ด้วยแฟกเตอร์ 2 โดยการเก็บเฉพาะค่าที่ตำแหน่งดัชนีคู่ (Even index) ของข้อมูลในแนวตั้ง ทำให้สัญญาณอินพุตถูกแยกออกเป็น 2 ส่วนคือ สัมประสิทธิ์ที่แบนด์ย่อยความถี่ต่ำ LL^i (Low frequency band) ซึ่งให้ข้อมูลของลายภาพ (Texture) และสัมประสิทธิ์ที่แบนด์ย่อยความถี่สูง LH^i HL^i และ HH^i (High frequency bands) ซึ่งให้ข้อมูลที่เป็นขอบหรือรายละเอียดของวัตถุ จากนั้นจึงนำแบนด์ย่อยทั้ง

สองไปผ่านวงจรรองผ่านต่ำ h และวงจรรองผ่านสูง g อีกครั้ง แล้วทำการลดข้อมูลในแนวนอน (Rows) ด้วยแพกเตอร์ 2 โดยการเก็บเฉพาะค่าที่ตำแหน่งดัชนีคู่ของข้อมูลในแนวนอน ทำให้ได้แบนด์ย่อยทั้งหมด 4 แบนด์ คือ LL^i LH^i HL^i และ HH^i ที่มีความละเอียดในแนวตั้งและแนวนอนลดลง 2 เท่า ถือเป็นอันเสร็จสิ้นขั้นตอนการแยกองค์ประกอบในระดับที่ i สำหรับในระดับที่ $i+1$ จะพิจารณา LL^i เป็นอินพุตและดำเนินการเช่นเดิมต่อไป

รูปที่ ก.4 แสดงตัวอย่างการแยกองค์ประกอบภาพด้วยการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต ที่สองระดับการแยกองค์ประกอบ โดยใช้ภาพต้นทางดังรูปที่ ก.2 ซึ่งจะเห็นว่าที่ระดับการแยกองค์ประกอบในระดับที่หนึ่ง แบนด์ย่อยที่ได้จะมีขนาดลดลงจากภาพต้นทาง 2 เท่า และที่ระดับการแยกองค์ประกอบในระดับที่สอง แบนด์ย่อยที่ได้จะมีขนาดลดลงจากแบนด์ย่อยในระดับที่หนึ่ง 2 เท่า นั่นคือลดลงจากภาพต้นทาง 4 เท่า



รูปที่ ก.4 ตัวอย่างแสดงการแยกองค์ประกอบภาพด้วยการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต
สองระดับการแยกองค์ประกอบ

ถ้า n คือจำนวนระดับของการแยกองค์ประกอบภาพ ผลการแยกองค์ประกอบสุดท้ายจะได้แบนด์ย่อยความถี่ต่ำ LL หนึ่งแบนด์ย่อย และได้แบนด์ย่อยความถี่สูง LH , HL และ HH ทั้งหมด $3*n$ แบนด์ย่อย และเนื่องจากในกระบวนการของการแปลงดิสครีตเวฟเล็ตจะมีขั้นตอนของการลดจำนวนข้อมูล ดังนั้นจึงทำให้การแปลงดิสครีตเวฟเล็ตมีคุณสมบัติแปรตามการเลื่อน (Shift variant) ซึ่งกรรมวิธีการประสานภาพที่อยู่บนพื้นฐานการแปลงดิสครีตเวฟเล็ตก็จะมีคุณสมบัติแปรตามการเลื่อนไปด้วย

ภาคผนวก ข

การจัดกลุ่มข้อมูล (Data clustering)

ข้อมูลเซต $X = \{x_1, x_2, \dots, x_p\} \subset R^p$ เป็นข้อมูลอินพุตที่ยังไม่ได้มีการทำสัญลักษณ์ (Unlabeled) ใด ๆ เมื่อถูกนำมาจัดกลุ่ม จะเป็นการแบ่งข้อมูล X ออกเป็นกลุ่มย่อยจำนวน $1 < c < n$ กลุ่ม เมื่อ n คือจำนวนข้อมูลทั้งหมดของเวกเตอร์ x โดยแต่ละกลุ่มข้อมูลจะแสดงถึงโครงสร้างย่อย ๆ ภายในเซต X

การแบ่งเซต X ออกเป็น c กลุ่ม จะใช้เมทริกซ์การแบ่งส่วน (Partition matrix) $U = [u_{ik}]$ ขนาด $c \times n$ เป็นตัวแบ่งข้อมูล โดยเมทริกซ์ U สามารถนิยามได้ 3 ลักษณะ ดังแสดงในสมการที่ (ข.1)

$$\begin{aligned}
 M_{pcn} &= \left\{ U \in R^{cn} : \begin{array}{l} 0 \leq u_{ik} \leq 1 \quad \forall i, k \\ \forall k \exists i \ni u_{ik} > 0 \end{array} \right\} \\
 M_{fcn} &= \left\{ U \in M_{pcn} : \begin{array}{l} \sum_{i=1}^c U_{ik} = 1 \quad \forall k \\ \sum_{i=1}^c U_{ik} > 0 \quad \forall i \end{array} \right\} \\
 M_{hcn} &= \{ U \in M_{fcn} : U_{ik} = 0 \text{ or } 1 \quad \forall i, k \}
 \end{aligned} \tag{ข.1}$$

1. กรณีที่ U อยู่ใน M_{hcn} นั้น u_{ik} จะแสดงพฤติกรรมเป็นค่าภาวะสมาชิก (Membership) ของ x_k ที่จะอยู่ในกลุ่มข้อมูลที่ i
2. กรณีที่ U อยู่ใน M_{fcn} นั้น u_{ik} จะแสดงพฤติกรรมเป็นค่าความน่าจะเป็นภายหลัง (Posterior probability) ของ x_k ที่จะอยู่ในกลุ่มข้อมูลที่ i , $p(i|x_k)$
3. กรณีที่ U อยู่ใน M_{pcn} นั้น u_{ik} จะแสดงพฤติกรรมเป็นค่าความเป็นไปได้ (Possibilistic) ที่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และไม่จำเป็นว่าผลบวกในแนวตั้งของ U จะต้องเท่ากับ 1 ซึ่งในกรณีนี้จะเรียก u_{ik} ว่าค่าภาวะปกติ (Typically) ในการที่ x_k จะอยู่ในกลุ่ม i ซึ่งนิยามได้ด้วย $T = [t_{ik}]$

การจัดกลุ่มข้อมูลแบบ Fuzzy possibilistic c-means (FPCM)

การจัดกลุ่มข้อมูลแบบ Fuzzy possibilistic c-means (FPCM) ได้ถูกนำเสนอขึ้น เมื่อปี

ค. ศ. 1997 โดย James C. Bezdek [6] ด้วยการใช้ค่าภาวะสมาชิก $U = [u_{ik}]$ และค่าภาวะปกติ $T = [t_{ik}]$ เพื่อทำการจัดกลุ่มข้อมูลไปพร้อมกัน โดยใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ ดังสมการที่ (ข.2)

$$\min_{(U,T,V)} \left\{ J_{m,\eta}(U,T,V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (u_{ik}^m + t_{ik}^\eta) D_{ik}^2 \right\} \quad (\text{ข.2})$$

โดยกำหนดให้ $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad \forall i$ และ $\sum_{k=1}^n t_{ik} = 1 \quad \forall k$

เมื่อ c คือ จำนวนกลุ่มข้อมูล

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

m คือ ค่า Fuzziness membership

η คือ ค่าคงที่ที่มีค่าอยู่ระหว่าง $1 \leq i \leq c$

และกำหนดให้ $D_{ik} = \|x_{ik} - v_i\|_2$ แทนระยะห่างระหว่างข้อมูล x_k กับจุดศูนย์กลาง v_i ของกลุ่มข้อมูล i เมื่อ $\|x\|_A = \sqrt{\langle x \cdot x \rangle_A} = \sqrt{x^T A x}$

ทฤษฎีบทของ FPCM กล่าวไว้ว่า ถ้าระยะห่างระหว่าง x_k กับจุดศูนย์กลาง v_i ที่นิยามด้วย $D_{ik} = \|x_{ik} - v_i\|_2$ มีค่ามากกว่าศูนย์ สำหรับทุกค่า i และ k และค่า $m > 1$ และ $c < n$ แล้ว $(U,T,V) \in M_{icn} \times M_{icn} \times R^{cp}$ จะทำให้ฟังก์ชันจุดประสงค์ $J_{m,\eta}$ เข้าสู่ค่าต่ำสุดได้ ก็ต่อเมื่อ

$$u_{ik} = \left(\sum_{j=1}^c \left(\frac{D_{ik}}{D_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^{-1} \quad \forall i, k \quad (\text{ข.3})$$

$$t_{ik} = \left(\sum_{j=1}^n \left(\frac{D_{ik}}{D_{jk}} \right)^{\frac{2}{\eta-1}} \right)^{-1} \quad \forall i, k \quad (\text{ข.4})$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n ((u_{ik}^m + t_{ik}^\eta) x_k)}{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^m + t_{ik}^\eta)} \quad \forall i \quad (\text{ข.5})$$

จากสมการที่ (ข.3) จะเห็นว่าค่าภาวะสมาชิก u_{ik} จะเป็นฟังก์ชันของข้อมูล x_k ค่าหนึ่ง กับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลทั้ง c กลุ่ม โดยจะขึ้นอยู่กับค่าระยะห่างระหว่าง x_k กับจุดศูนย์กลาง v_i ของกลุ่มข้อมูล i และระยะห่างระหว่าง x_k กับจุดศูนย์กลาง v_j ของกลุ่มข้อมูล $j=1,2,\dots,c$ ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่า u_{ik} ของข้อมูล x_k ที่อยู่ใกล้กับตำแหน่งของจุดศูนย์กลาง v_i จะมีค่าสูงกว่าค่า u_{ik} ของข้อมูลที่อยู่ไกลจุดศูนย์กลางออกไป

จากสมการที่ (ข.4) จะเห็นว่าค่าภาวะปกติ t_{ik} จะเป็นฟังก์ชันของข้อมูลทั้ง n ข้อมูลกับจุดศูนย์กลาง v_i ของกลุ่มข้อมูล i เพียงตัวเดียว โดยจะขึ้นอยู่กับค่าระยะห่างระหว่าง x_k กับจุดศูนย์กลาง v_i และระยะห่างระหว่างข้อมูลทั้ง n ข้อมูลกับจุดศูนย์กลาง v_i ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่า t_{ik}

ของข้อมูล x_k ที่อยู่ใกล้กับตำแหน่งของจุดศูนย์กลาง v_i จะมีค่าสูงกว่าค่า t_{ik} ของข้อมูลที่อยู่ไกลจุดศูนย์กลางออกไป

จากสมการที่ (ข.5) จะเป็นการคำนวณหาค่าจุดศูนย์กลาง v_i โดยที่ $(u_{ik}^m + t_{ik}^m)$ จะแสดงพฤติกรรมคล้ายกับลักษณะของค่าความน่าจะเป็นที่ข้อมูล x_k จะเป็นสมาชิกในกลุ่มข้อมูล i ที่มี v_i เป็นจุดศูนย์กลาง นั่นคือ หากค่า $(u_{ik}^m + t_{ik}^m)$ ของ x_k มีค่าสูงก็จะแสดงว่า x_k มีความเป็นไปได้อย่างมากที่จะอยู่ในกลุ่มข้อมูล i ที่มี v_i เป็นจุดศูนย์กลาง ดังนั้นเมื่อพิจารณา $(u_{ik}^m + t_{ik}^m)$ เป็นความน่าจะเป็นของ x_k แล้ว จึงทำให้สมการที่ ข.5 มีลักษณะคล้ายกับการคำนวณค่าเฉลี่ยของตัวแปรสุ่ม (Random) ซึ่งจะทำให้ค่า v_i ที่คำนวณได้มีค่าใกล้เคียงเข้าไปในกลุ่มข้อมูล x_k ใด ๆ ที่มีค่าความน่าจะเป็น $(u_{ik}^m + t_{ik}^m)$ สูง ดังนั้นในการคำนวณหาค่า v_i ในแต่ละรอบ ค่า v_i จะถูกประมาณให้เข้าใกล้ตำแหน่งจุดศูนย์กลางที่ถูกต้องได้ โดยจะใช้ค่า Termination measurement $E_t = \|V_t - V_{t-1}\|_2 < \varepsilon$ เป็นตัวบอกถึงการได้มาของผลเฉลย ซึ่งขั้นตอนวิธีในการหาผลเฉลยนั้น ได้อธิบายไว้ในขั้นตอนข้างล่างนี้

ขั้นตอนของการจัดกลุ่มข้อมูล

ขั้นตอนการจัดกลุ่มข้อมูลของ $X = \{x_1, x_2, \dots, x_p\} \subset R^p$ จะดำเนินการตามวิธี Alternating optimization (AO) ซึ่งเป็นกระบวนการแบบวนซ้ำ เพื่อให้ฟังก์ชันจุดประสงค์ไปถึงค่าต่ำสุด ด้วยการประมาณค่าตามรอบของ $V_{t-1} \rightarrow U_t \rightarrow V_t$ ซึ่งมีขั้นตอนวิธีดังต่อไปนี้

1. กำหนดค่าจุดศูนย์กลางเริ่มต้นของกลุ่มข้อมูล $X = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ ด้วย $V_0 = (v_{1,0} \dots v_{c,0}) \in R^p$
2. จากนั้นทำการคำนวณค่าภาวะสมาชิก $U = [u_{ik}]$ และค่าภาวะปกติ $T = [t_{ik}]$ ตามสมการที่ (ข.3) และ (ข.4) ซึ่งจะเป็นไปตามทฤษฎีบทของ FPCM
3. นำค่า u_{ik} และ t_{ik} ที่ได้ในขั้นตอนที่ 2 ไปคำนวณหาค่าจุดศูนย์กลางใหม่ V_t ตามสมการที่ (ข.5)
4. การวนรอบจะดำเนินไปเรื่อยๆ จนกระทั่งค่า Termination measurement $E_t = \|V_t - V_{t-1}\|_2 < \varepsilon$ เมื่อ ε คือค่า Termination threshold ที่มีค่าปกติ (Default) เท่ากับ 0.01
5. ผลสุดท้ายที่ได้จากขั้นตอนวิธี AO คือค่าภาวะสมาชิก $U = [u_{ik}]$ และค่าภาวะปกติ $T = [t_{ik}]$ ซึ่งขึ้นอยู่กับว่าจะพิจารณานำค่าใดจากทั้งสองค่านี้ไปทำการจัดกลุ่มข้อมูล โดยจะเรียกการจัดกลุ่มข้อมูลเมื่อใช้ $U = [u_{ik}]$ ในการจัดกลุ่มว่า U-FPCM และเรียกการจัดกลุ่มข้อมูลเมื่อใช้ $T = [t_{ik}]$ ในการจัดกลุ่มว่า T-FPCM

6. หาดำแหน่งค่ามากที่สุดในเมทริกซ์ $U = [u_{ik}]$ และ $T = [t_{ik}]$ ของแต่ละกลุ่มข้อมูล i ซึ่งจะแสดงถึงตำแหน่งของข้อมูลที่จะอยู่ในกลุ่ม i นั้น ๆ
7. ทำการใส่สัญลักษณ์ให้กับข้อมูลในแต่ละกลุ่มตามตำแหน่งที่ได้ในขั้นตอนที่ 6 เพื่อให้เห็นพื้นที่ (Region) ที่แตกต่างกัน เป็นอันเสร็จสิ้นการจัดกลุ่มข้อมูล

จำนวนกลุ่มที่เหมาะสมในการจัดกลุ่ม (Optimal number of clusters)

การหาจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมในการจัดกลุ่มข้อมูล ทำได้โดยการหาค่า c ที่ทำให้ค่าของฟังก์ชัน $P(c)$ หรือค่า Performance index (PI) มีค่าต่ำสุด

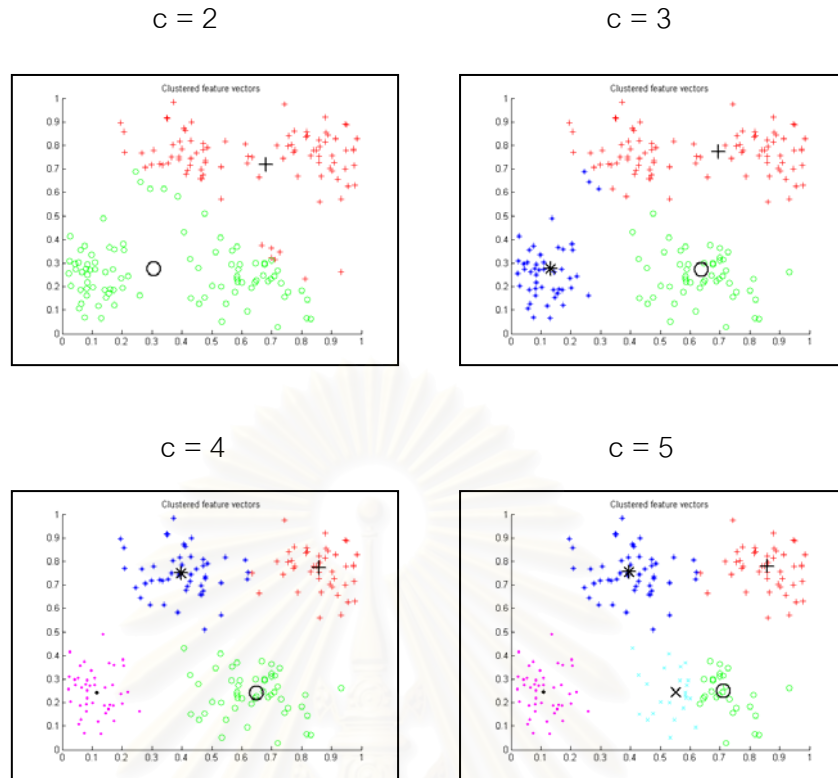
$$\min_{(c)} \left\{ P(c) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left(\|x_k - v_i\|^2 - \|v_i - \bar{x}_k\|^2 \right) \right\} \quad (ข.6)$$

เมื่อ $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k$ คือค่าเฉลี่ยของข้อมูลในเวกเตอร์ x

ฟังก์ชัน $P(c)$ จะขึ้นอยู่กับระยะห่างระหว่างข้อมูล x_k ใด ๆ กับจุดศูนย์กลาง v_i และระยะห่างระหว่างจุดศูนย์กลาง v_i กับค่าเฉลี่ยของข้อมูล \bar{x} ซึ่งในการที่จะทำให้ $P(c)$ มีค่าต่ำสุดได้นั้น จะขึ้นอยู่กับค่า c ที่ทำให้เทอมของ $\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left(\|x_k - v_i\|^2 \right)$ มีค่าน้อย และทำให้เทอมของ $\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left(\|v_i - \bar{x}_k\|^2 \right)$ มีค่ามากที่สุด

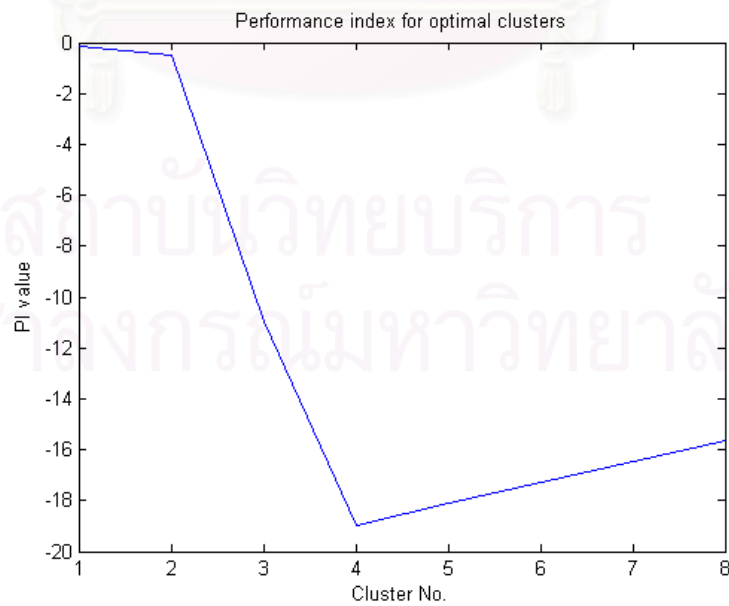
สมมติให้ c_0 เป็นจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมที่จะทำให้ $P(c)$ มีค่าต่ำสุด โดยจะเห็นได้ว่าในกรณีที่ $c < c_0$ หรือจำนวนกลุ่มที่ใช้มีค่าน้อยเกินไปนั้น จะทำให้เทอมของ $\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left(\|x_k - v_i\|^2 \right)$ มีค่ามาก เนื่องจากข้อมูลส่วนมากจะอยู่ห่างจากจุดศูนย์กลาง v_i หนึ่ง ๆ มากนั่นเอง ส่วนในกรณีที่ $c > c_0$ หรือจำนวนกลุ่มที่ใช้มีค่ามากเกินไปนั้น จะทำให้เทอมของ $\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left(\|v_i - \bar{x}_k\|^2 \right)$ มีค่าน้อย เนื่องจากจำนวนกลุ่มข้อมูลมีมาก ดังนั้นตำแหน่งของจุดศูนย์กลาง v_i ใด ๆ จะกระจายตัวอยู่ในกลุ่มของข้อมูล ซึ่งทำให้ระยะห่างระหว่างจุดศูนย์กลาง v_i หนึ่ง ๆ กับค่าเฉลี่ยของข้อมูล \bar{x} มีค่าน้อย

ตัวอย่างในการหาจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมในการจัดกลุ่มข้อมูลแสดงได้ดังรูปที่ ข.1 โดยจะทำการปรับเปลี่ยนค่า c ตั้งแต่ 2 ถึง 8 แล้วพิจารณาดูว่าค่า c ค่าใดที่ทำให้ $P(c)$ มีค่าต่ำที่สุด ซึ่งค่า c ค่านั้นจะเป็นจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลที่น่ามาทดสอบ



รูปที่ ข.1 ตัวอย่างการจัดกลุ่มข้อมูล โดยใช้ c ตั้งแต่ 2 ถึง 8

รูปที่ ข.2 จะแสดงเส้นกราฟของค่าฟังก์ชัน $P(c)$ และจำนวนกลุ่ม c ซึ่งจะเห็นว่าค่า $c=4$ เป็นจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมที่สุดในการจัดกลุ่มข้อมูล



รูปที่ ข.2 เส้นกราฟของค่าฟังก์ชัน $P(c)$ และจำนวนกลุ่ม c

จากงานวิจัยของ James C. Bezdek [6] ได้แสดงให้เห็นว่าการจัดกลุ่มข้อมูลด้วยเทคนิค FPCM เป็นเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบคลุมเครือ (Fuzzy clustering) ที่มีประสิทธิภาพสูงกว่าเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบคลุมเครือวิธีอื่น ซึ่งเหมาะสมในการนำมาใช้กับภาพที่มีข้อมูลภายในภาพไม่ชัดเจน (Imprecision) อย่างเช่น ภาพความร่อน จากข้อมูลข้างต้น ทำให้วิทยานิพนธ์นี้ได้เลือกที่จะพัฒนากรรมวิธีการประสานภาพเชิงพื้นที่ โดยการนำเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลแบบ FPCM มาใช้ในการแยกส่วนพื้นที่ในภาพ เนื่องจากมีข้อมูลที่แน่นอนในการยืนยันถึงความสามารถในการจัดกลุ่มข้อมูลของ FPCM ได้

ในวิทยานิพนธ์นี้ ข้อมูลอินพุตที่จะนำมาจัดกลุ่มข้อมูลคือเวกเตอร์ 4 มิติ อันที่ประกอบด้วยสัมประสิทธิ์ในแบนด์ย่อย LL^K , LH^K , HL^K และ HH^K ดังที่ได้แสดงไว้ในหัวข้อ 3.3.2 ซึ่งเวกเตอร์ 4 มิตินี้จะแทนด้วยสัญลักษณ์ $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\} \subset R^4$ เมื่อ $p=4$ โดยพารามิเตอร์ในการจัดกลุ่มจะถูกกำหนดไว้ ดังต่อไปนี้

- จำนวนกลุ่มข้อมูล c กลุ่ม จะถูกกำหนดโดยพิจารณาจากผลการคำนวณหาจำนวนกลุ่มที่เหมาะสม ซึ่งจะขึ้นอยู่กับลักษณะของแต่ละชุดภาพ
- n คือจำนวนสัมประสิทธิ์ทั้งหมดในแบนด์ย่อย หรือจำนวนข้อมูลทั้งหมดของเวกเตอร์ x_k เมื่อ $k = 1, \dots, n$
- ค่า Fuzziness membership $m = 2$
- ค่าคงที่ $\eta = 2$

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ค

ผลการทดสอบประสิทธิภาพของการประทับจำภาพ

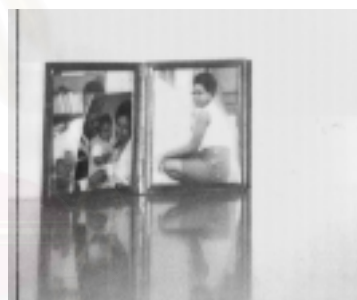
ภาพ Clocks เป็นภาพที่วัตถุภายในภาพที่สนใจและพื้นหลังแยกจากกันชัดเจน



ภาพแผ่นแบบ



ภาพตัวแบบภาพที่ 1



ภาพตัวแบบภาพที่ 2

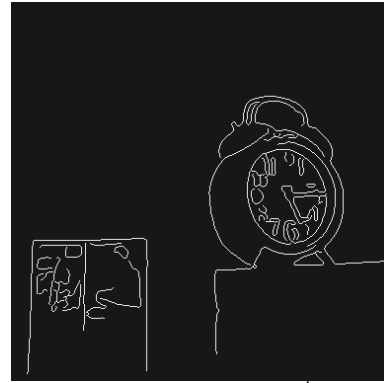
รูปที่ ค.1 การจำลองภาพทดสอบของภาพ Clocks

ผลการทดสอบโดยใช้ภาพตัวแบบภาพที่ 1

- กรณีที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบเท่ากับ 1.5



ภาพขอบของภาพตัวแบบ



ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่สเกล 1.5

รูปที่ ค.2 ผลการตรวจจับเส้นขอบ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 1 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า



ภาพขอบของภาพตัวแบบที่เข้าคู่



ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่เข้าคู่

รูปที่ ค.3 ผลการเทียบเคียงวัตถุ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 1 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า



ภาพประทับจำของภาพตัวแบบ



ภาพประทับจำของภาพแผ่นแบบ

รูปที่ ค.4 ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 1 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า

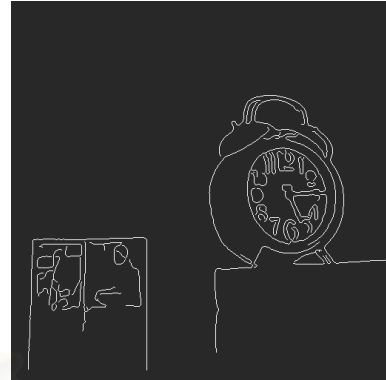
ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.65

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.99916

- กรณีที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบเท่ากับ 2



ภาพขอบของภาพตัวแบบ



ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่สเกล 2

รูปที่ ค.5 ผลการตรวจจับเส้นขอบ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 1 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า



ภาพขอบของภาพตัวแบบที่เข้าคู่



ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่เข้าคู่

รูปที่ ค.6 ผลการเทียบเคียงวัตถุ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 1 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า



ภาพประทับจำของภาพตัวแบบ



ภาพประทับจำของภาพแผ่นแบบ

รูปที่ ค.7 ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 1 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า

ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.5

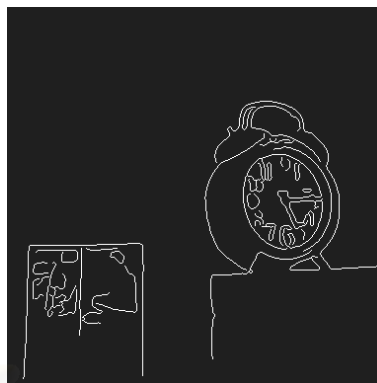
ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.999127

ผลการทดสอบโดยใช้ภาพตัวแบบภาพที่ 2

- กรณีที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบเท่ากับ 1.5



ภาพขอบของภาพตัวแบบ

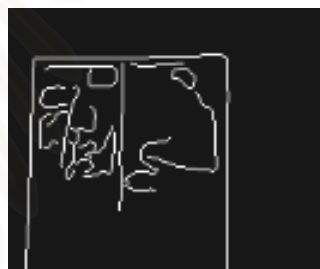


ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่สเกล 1.5

รูปที่ ค.8 ผลการตรวจจับเส้นขอบ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 2 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า

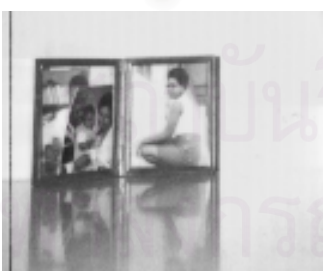


ภาพขอบของภาพตัวแบบที่เข้าคู่

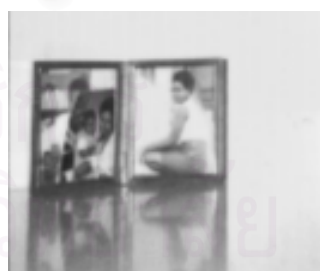


ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่เข้าคู่

รูปที่ ค.9 ผลการเทียบเคียงวัตถุ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 2 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า



ภาพประทับจำของภาพตัวแบบ



ภาพประทับจำของภาพแผ่นแบบ

รูปที่ ค.10 ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 2 โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า

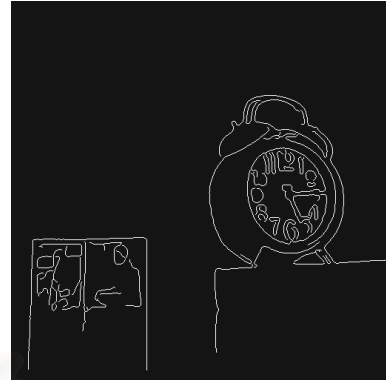
ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.7

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสเตอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.998804

- กรณีที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบเท่ากับ 2



ภาพขอบของภาพตัวแบบ



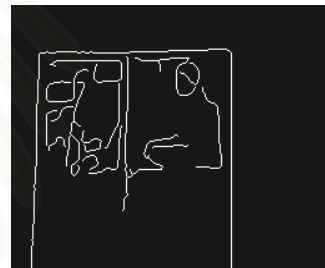
ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่สเกล 2

รูปที่ ค.11 ผลการตรวจจับเส้นขอบ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 2

โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า



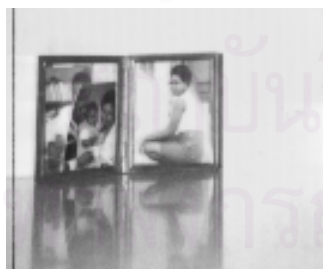
ภาพขอบของภาพตัวแบบที่เข้าคู่



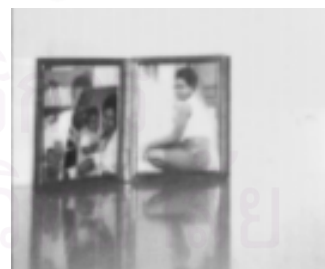
ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่เข้าคู่

รูปที่ ค.12 ผลการเทียบเคียงวัตถุ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 2

โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า



ภาพประทับจำของภาพตัวแบบ



ภาพประทับจำของภาพแผ่นแบบ

รูปที่ ค.13 ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Clocks ภาพที่ 2

โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า

ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.5

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.998644

ภาพ Peppers เป็นภาพที่วัตถุภายในภาพที่สนใจปะปนอยู่กับพื้นหลัง



ภาพแผ่นแบบ



ภาพตัวแบบภาพที่ 1



ภาพตัวแบบภาพที่ 2

รูปที่ ค.14 การจำลองภาพทดสอบของภาพ Peppers

ผลการทดสอบโดยใช้ภาพตัวแบบภาพที่ 1

- ในกรณีที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบเท่ากับ 1.5



ภาพขอบของภาพตัวแบบ



ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่สเกล 1.5

รูปที่ ค.15 ผลการตรวจจับเส้นขอบ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 1

โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า



ภาพขอบของภาพตัวแบบที่เข้าคู่ ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่เข้าคู่
รูปที่ ค.16 ผลการเทียบเคียงวัตถุ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 1
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า



ภาพประทับจำของภาพตัวแบบ ภาพประทับจำของภาพแผ่นแบบ
รูปที่ ค.17 ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 1
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า

ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.62

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.999022

- กรณีที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบเท่ากับ 2



ภาพขอบของภาพตัวแบบ ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่สเกล 2
รูปที่ ค.18 ผลการตรวจจับเส้นขอบ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 1
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า



ภาพขอบของภาพตัวแบบที่เข้าคู่
ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่เข้าคู่
รูปที่ ค.19 ผลการเทียบเคียงวัตถุ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 1
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า



ภาพประทับจำของภาพตัวแบบ
ภาพประทับจำของภาพแผ่นแบบ
รูปที่ ค.20 ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 1
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 2 เท่า

ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.5

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.998776

ผลการทดสอบโดยใช้ภาพตัวแบบภาพที่ 2

- ในกรณีที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบเท่ากับ 1.5



ภาพขอบของภาพตัวแบบ
ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่สเกล 1.5
รูปที่ ค.21 ผลการตรวจจับเส้นขอบ เมื่อใช้ภาพตัวแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพตัวแบบ 1.5 เท่า



ภาพขอบของภาพต้นแบบที่เข้าคู่
ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่เข้าคู่
รูปที่ ค.22 ผลการเทียบเคียงวัตถุ เมื่อใช้ภาพต้นแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพต้นแบบ 1.5 เท่า



ภาพประทับจำของภาพต้นแบบ
ภาพประทับจำของภาพแผ่นแบบ
รูปที่ ค.23 ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพต้นแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพต้นแบบ 1.5 เท่า

ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.65

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.999194

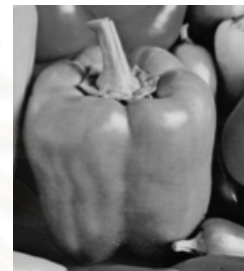
- กรณีที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพต้นแบบเท่ากับ 2



ภาพขอบของภาพต้นแบบ
ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่สเกล 2
รูปที่ ค.24 ผลการตรวจจับเส้นขอบ เมื่อใช้ภาพต้นแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพต้นแบบ 2 เท่า



ภาพขอบของภาพต้นแบบที่เข้าคู่ ภาพขอบของภาพแผ่นแบบที่เข้าคู่
รูปที่ ค.25 ผลการเทียบเคียงวัตถุ เมื่อใช้ภาพต้นแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพต้นแบบ 2 เท่า



ภาพประทับจำของภาพต้นแบบ ภาพประทับจำของภาพแผ่นแบบ
รูปที่ ค.26 ผลการประทับจำภาพ เมื่อใช้ภาพต้นแบบของภาพ Peppers ภาพที่ 2
โดยพิจารณาที่ภาพแผ่นแบบมีสเกลกว้างกว่าภาพต้นแบบ 2 เท่า

ค่าสเกลผลลัพธ์เท่ากับ 0.5

ค่าเฉลี่ยระยะห่างฮอสดอร์ฟ (Mean hausdorff distance) เท่ากับ 0.999112

การประเมินผลการประทับจำภาพเชิงวัตถุ (Objective Test)

การประเมินประสิทธิภาพของกรรมวิธีการประทับจำภาพสามารถทำได้โดยการวัดค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error) และค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) ระหว่างภาพประทับจำของต้นแบบและภาพประทับจำของภาพแผ่นแบบ ผลการประเมินแสดงดังตารางที่ ค.1

ตารางที่ ค.1 ผลการประเมินประสิทธิภาพของกรรมวิธีการประทับจำภาพ โดยใช้ค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ยและค่าสหสัมพันธ์เป็นเกณฑ์ในการประเมินประสิทธิภาพ

ภาพทดสอบ	ภาพตัวแบบรูปที่ 1				ภาพตัวแบบรูปที่ 2			
	ค่าสเกลของภาพ แผ่นแบบเท่ากับ 1.5		ค่าสเกลของภาพ แผ่นแบบเท่ากับ 2		ค่าสเกลของภาพ แผ่นแบบเท่ากับ 1.5		ค่าสเกลของภาพ แผ่นแบบเท่ากับ 2	
	RMSE	Corr.	RMSE	Corr.	RMSE	Corr.	RMSE	Corr.
ภาพ Clocks	33.3215	0.8573	29.3163	0.8904	31.0614	0.8324	31.2744	0.8258
ภาพ Peppers	21.4691	0.9282	19.3553	0.9417	29.2297	0.8509	29.3352	0.8499

การวิเคราะห์ผลการทดลอง

เมื่อพิจารณาผลจากการวัดค่าความผิดพลาดรากกำลังสองเฉลี่ย พบว่าค่าความผิดพลาดจะอยู่ในช่วง 19-33% นั่นคือค่าความผิดพลาดมีค่ามากพอสมควร แต่เมื่อพิจารณาผลในเชิงอัตวิสัย (Subjective) พบว่าภาพผลการประทับจำภาพที่ได้มีแนวโน้มถูกต้องสูง ดังนั้นจึงเป็นไปได้ว่าสาเหตุที่ค่าความผิดพลาดมีค่ามากถึง 33% อาจเป็นผลกระทบมาจากการประมาณค่าในช่วง (Interpolation) ของขั้นตอนการปรับลดสเกล ที่อาจทำให้ค่าจุดภาพของภาพประทับจำของภาพแผ่นแบบแตกต่างไปจากค่าจุดภาพของภาพประทับจำของภาพตัวแบบ

และเมื่อพิจารณาในแง่ของความสัมพันธ์ จากผลการวัดค่าสหสัมพันธ์ พบว่ามีค่าอยู่ในช่วง 84-94% ซึ่งถือว่ามีค่าสูงพอสมควร นั่นหมายความว่าภาพการประทับจำของภาพแผ่นแบบที่ได้มีความใกล้เคียงกับภาพประทับจำของภาพตัวแบบ ซึ่งตรงกับการวิเคราะห์ผลในเชิงอัตวิสัย

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ง

บทความที่ได้รับการตีพิมพ์

1. O. Charoentam, V. Patanavijit and S. Jitapunkul, "A region based multiscale image fusion scheme: using discrete wavelet frame and fuzzy possibilistic c-means clustering for multiscale region segmentation," in proceeding of IWAIT2006, S02-3, 53-58 pp., Jan 2006, Okinawa, Japan.



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A REGION-BASED MULTISCALE IMAGE FUSION SCHEME: USING DISCRETE WAVELET FRAME AND FUZZY POSSIBILISTIC C-MEANS CLUSTERING FOR MULTISCALE REGION SEGMENTATION

O. Charoentam V. Patanavijit S. Jitapunkul

Digital Signal Processing Research Laboratory
Department of Electrical Engineering
Chulalongkorn University
Bangkok, 10330, Thailand

orapan.ch@student.chula.ac.th, patanavijit@yahoo.com, somchai.j@chula.ac.th

ABSTRACT

In this paper, a region-based multiscale image fusion scheme using discrete wavelet frame (DWF) is presented. We apply the fuzzy possibilistic c-means clustering (FPCM) to segment the region of source images. Thus the multiscale region representations are obtained and then used to guide the subsequent fusion process. We perform an activity measure; the match measure for both detail and approximation images but using distinguishes decision process because of their different physical meaning.

The shift invariant property of DWF results in the fusion scheme invariant under translation. Due to region-based approach, the fusion process becomes more robust and avoids blurring effect and high sensitivity of noise. Experiment results indicate that this scheme works well in multisensor images.

1. INTRODUCTION

In the past few years, many multisensor image fusion approaches has developed. Most of these approaches were based on merging the multiscale decomposition (MSD) of the source images. Due to the development of wavelet transform, the discrete wavelet transform (DWT) [1]-[2] has become the most commonly used MSD methods for image fusion. The DWT leads to using a two directional filters and subsampling process to perform the decomposition of an image into several components, each of which captures information present a given scale.

It is well known that the DWT yields a shift variant signal representation by the subsampling process. This means that a simple integer shift of the input leads to complete different transform coefficients. Thus an image fusion scheme based on the DWT will also be shift dependent. One approach to solve this problem is related to the concept of discrete wavelet frame (DWF) which is a type of shift-variant DWT. The DWF is similar to the DWT, except that uses dilated analysis filters and drops subsampling process. Thus it leads to translation invariant and is available for the image fusion [3]. So in this paper, we developed an approach based on DWF for combining multisensor images. It confirms that the

fusion result will not depend on the location or orientation of the objects in the input sources. Furthermore, it appears that objects carry the information of interest, each pixel or a small window is just one part of an object. So this paper proposed the fusion scheme based on merging the region. As a result, each object in the fused image will be described by the data from the clearer of the two images and the fusion process becomes more robust and avoids blurring effect and high sensitivity of noise [4]. In the fusion process, we apply an activity measure and the match measure to perform the combination of the approximate image which is similar to the combination procedure of the detail image, except that using distinguishes decision process. As results, a fused image can be retained the most important visual information found in the source images and contains a more accurate description of the scene than any of the individual source images.

The paper is organized as follows. In section 2, we briefly introduce discrete wavelet frame. The proposed region-based fusion scheme is described in section 3. Section 4 presents some experiment results and the conclusion is given in section 5.

2. DISCRETE FRAME TRANSFORM

An overcomplete wavelet representation, called discrete wavelet frame (DWF) [5], which is similar to the discrete wavelet transform (DWT), except that uses dilated analysis filter and drops the subsampling process occurs between levels of decomposition. Figure 1. shows that an image is decomposed into four frequency bands after one level of processing: low-low (LL), low-high (LH), high-low (HL), and high-high (HH). Thus, a DWF with N decomposition levels will have $M = 3 * N + 1$ such frequency bands. Each frequency band consists of the same number of pixels than as the original image. If LL^0 is original image, at each decomposition level $i+1$, the input LL^i is decomposed into four frequency bands: approximation image LL^{i+1} and three detail images LH^{i+1} , HL^{i+1} and HH^{i+1} . The processing is recursively applied for each decomposition level, where the prototype filters $[h]_{\uparrow 2^i}$ and $[g]_{\uparrow 2^i}$ are obtained at each level $i+1$ by inserting the appropriate number of zeros between the taps. In the next level, LL^{i+1} is new input to produce LL^{i+2} , LH^{i+2} , HL^{i+2} and HH^{i+2} .

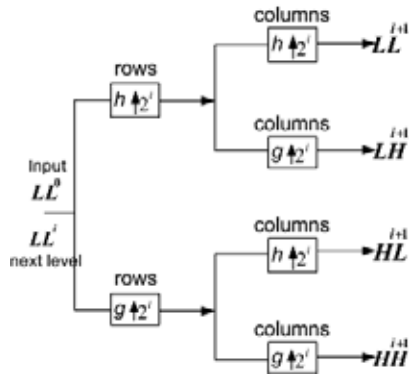


Figure 1. The $i + 1$ th level of the 2-D DWF

The algorithm complexity of the DWF is the same for all iterations $O(N \log N)$. Where N refer to the size of the image [6]. The DWF has the advantages of translation invariance and aliasing free. These two properties are particularly desirable for signal representation and analysis and important for texture segmentation and image fusion.

3. REGION-BASED IMAGE FUSION SCHEME USING DISCRETE WAVELET FRAME

A region-based image fusion scheme using discrete wavelet frame shows in figure 2. First, the registered source images are decomposed into DWF representations then we perform multiscale region segmentation on DWF transform of source images to obtain two multiscale region representations. Next we produce the shared region representation by overlapping of these multiscale region representations. For the fusion process, we perform an activity measure; the match measure for both detail and approximation coefficients but using distinguishes decision process because of their different physical meaning. Detail coefficients have large absolute values correspond to sharp intensity changes and hence to salient features in the image such as edges, lines and region boundaries. Thus the large absolute values of detail coefficients can be taken as a local energy measure of its salience. The approximation image is a copy version of the original images and may have inherited some of its properties such as the mean intensity or texture information. Sometimes coefficients with high magnitudes do not necessarily correspondence with salient feature. Thus the activity of an approximate image may be not only based on local energy, but may also based on entropy, variance or texture criteria.

For combination algorithm, we use weighted averaging to combine MSD coefficients, where the weighted are determined by the decision process, and perform a multiscale grouping (MG) to consider all the corresponding detail coefficients in the same region location, all bands and all decomposition level together and just consider in the same region location and all decomposition level for approximation coefficients. It ensures that they are all fused the same way and taking into account the spatial, inter- and intra-scale dependencies between the coefficients. Then the match measure is computed to quantify the degree of similarity between the sources. At region locations where the

source images are distinctly different, the combination process selects. But at region locations where the source images are similar, the process is weighted averaging the source images. Finally, the inverse DWF transform is executed to obtain fused image F .

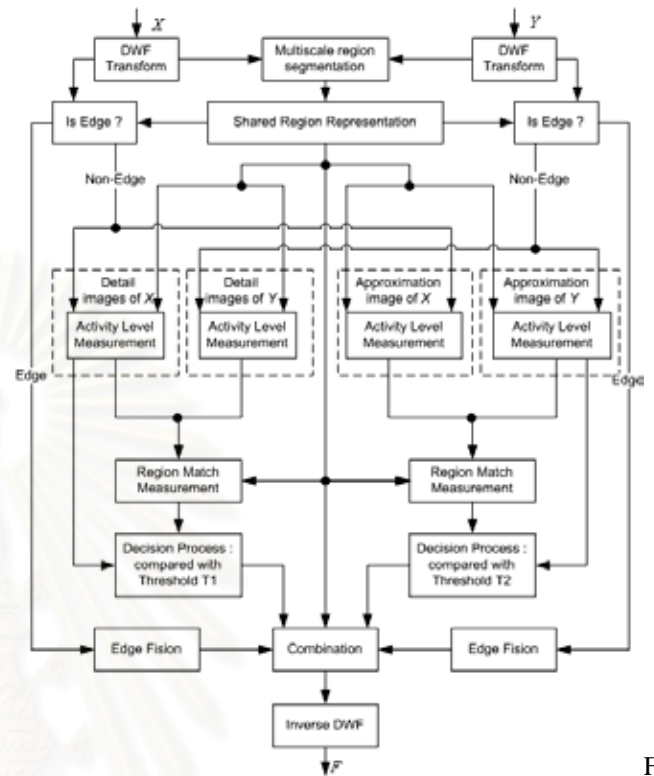


Figure 2. Region-based image fusion scheme using discrete wavelet frame

3.1 Multiscale region segmentation

Here we adopt multiresolution (MR) segmentation algorithm based on [7]. However, a segmented technique used in [7] has some disadvantages because of the noise sensitivity defect of fuzzy c-means clustering (FCM) [8]. So, we proposed to apply a fuzzy possibilistic c-means clustering (FPCM) [8] to segment the region on DWF representation. Since FPCM can solve the noise sensitivity defect of FCM and also overcomes the coincident clusters problem of possibilistic c-means (PCM). Thus FPCM is one of fuzzy clustering to be more suited to deal with the imprecise nature of information, including multisensor data, than FCM and PCM. At the beginning step of the multiscale region segmentation algorithm, when the source images are decomposed by the DWF transform, the four frequency bands at the decomposition level K (K is maximum number of level): low frequency band LL^K and three high frequency bands LH^K , HL^K and HH^K are constituted to four-dimensional vector which will be used as the unlabeled data. Then we use the FPCM to cluster the unlabeled data into a given number of classes. So that we obtain the region representations of level K in which each different value is indicative of a different region. It well known that each frequency band of the DWF transform consists of the same number of pixels

than as the source image. So we can produce the new low frequency band of level $K-1$, LL^{K-1} by substituting each coefficient in LL^{K-1} among the same region with mean of coefficients in the same region. An example of new LL^{K-1} producing is illustrated in figure 3. Then, the new four-dimensional vector of level $K-1$ is constituted from LL^{K-1} , LH^{K-1} , HL^{K-1} and HH^{K-1} for use to be the new unlabeled data of FPCM. For the next level $k=1,2,\dots,K-2$, we use same method above to obtain the region representations of the next level.

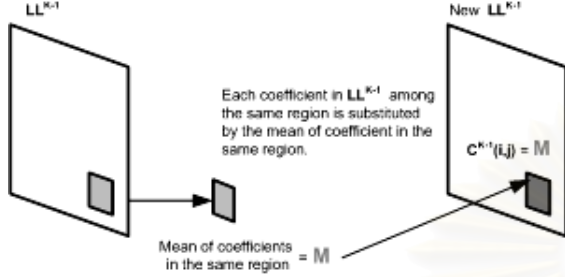
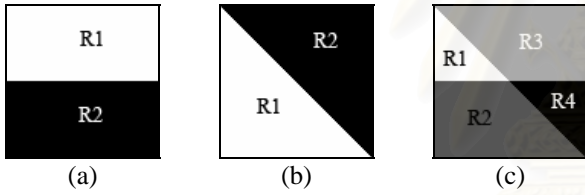


Figure 3. An example of new LL^{K-1} producing

After the multiscale region representations of image X and Y is obtained. A shared region representation R^k is produced by overlapping these multiscale region representations [7]. An example of represent the shared region shows in figure 4.



(a). region representation of image X , (b). region representation of image Y , (c). shared region representation.

Figure 4. An example of represent the shared region

3.2 Fusion Process

We use the symbol $C_s^D(\vec{p})$ and $C_s^A(\vec{p})$ to denote the detail and approximate coefficients of source images s respectively, where $s = X, Y$. Let $\vec{p} = (i, j, k, l)$ indicate that the index corresponding to a particular DWF coefficient, where (i, j) indicates the spatial position in a given frequency band l and k is decomposition level. Notice that the spatial location of each coefficient in the MSD representation will be either on an edge or inside a region. For the coefficient whose spatial location is on edge, its activity level will be measured by edge fusion in (1).

$$C_F(\vec{p}) = \begin{cases} C_X(\vec{p}), & \text{only if } C_X(\vec{p}) \text{ is at an edge} \\ C_Y(\vec{p}), & \text{only if } C_Y(\vec{p}) \text{ is at an edge} \\ \frac{C_X(\vec{p}) + C_Y(\vec{p})}{2}, & \text{both are at edges} \end{cases} \quad (1)$$

For the coefficient whose spatial location is in a region, it will take activity level of this region as its own activity measure. According to the shared region representation $r \in R^k$, the

region activity level and the region match measure are computed.

For the detail coefficients of each region $r \in R^k$, the region activity level of detail images $Al_s^D(r)$ based on local energy is computed as.

$$Al_s^D(r) = \frac{1}{N_r} \sum_{C_s^D(\vec{p}) \in r} C_s^D(\vec{p})^2, \quad s = X, Y \quad (2)$$

where N_r is the total number of pixels in region r and $C_s^D(\vec{p})$ is the detail coefficients at position \vec{p} .

For the approximation coefficients which may have some properties such as the mean intensity or texture information. Thus an activity measures may not only based on local energy (2), but may be based, for example, on local variance or entropy. The region activity level of approximate image $Al_s^A(r)$ of each region $r \in R^k$ based on local variance is computed as.

$$Al_s^A(r) = \frac{1}{N_r} \sum_{C_s^A(\vec{p}) \in r} (C_s^A(\vec{p}) - \bar{C}_s^A(r))^2 \quad (3)$$

where $\bar{C}_s^A(r) = \frac{1}{N_r} \sum_{C_s^A(\vec{p}) \in r} C_s^A(\vec{p})$ and $C_s^A(\vec{p})$ is the

approximation coefficients at position \vec{p} .

The region match measure of both detail and approximate images are computed as:

$$M_{XY}(r) = \frac{2 \cdot \sum_{C_X(\vec{p}) \in r, C_Y(\vec{p}) \in r} C_X(\vec{p}) \cdot C_Y(\vec{p})}{A_X(r) \cdot A_Y(r)} \quad (4)$$

where M_{XY} is match measure and $C_X(\vec{p})$ is the source coefficients of image X at position \vec{p} , $C_Y(\vec{p})$ is the source coefficients of image Y at position \vec{p} . All composite coefficients are obtained by the weighted average.

$$C_F(r) = w_X(d(r)) \cdot C_X(r) + w_Y(d(r)) \cdot C_Y(r) \quad (5)$$

where the weights are determined by the decision process which is made globally for a group of detail coefficients for all bands l , all level k and location of region $r \in R^k$ as $w_A(d(r)) = 1 - w_B(d(r)) = d(r)$, with

$$d(r) = \begin{cases} 1 & \text{if } M_{XY}(r) \leq \alpha \text{ and } \sum_{\text{All levels}} \sum_{\text{All bands}} Al_X(r) > \sum_{\text{All levels}} \sum_{\text{All bands}} Al_Y(r), \\ 0 & \text{if } M_{XY}(r) \leq \alpha \text{ and } \sum_{\text{All levels}} \sum_{\text{All bands}} Al_X(r) \leq \sum_{\text{All levels}} \sum_{\text{All bands}} Al_Y(r), \\ w_{\min} & \text{if } M_{XY}(r) > \alpha \text{ and } \sum_{\text{All levels}} \sum_{\text{All bands}} Al_X(r) > \sum_{\text{All levels}} \sum_{\text{All bands}} Al_Y(r), \\ w_{\max} & \text{if } M_{XY}(r) > \alpha \text{ and } \sum_{\text{All levels}} \sum_{\text{All bands}} Al_X(r) \leq \sum_{\text{All levels}} \sum_{\text{All bands}} Al_Y(r) \end{cases} \quad (6)$$

for some threshold α , where $\alpha = T_1$ for decision procedure of detail images and $\alpha = T_2$ for approximation image which

is just made globally for a group of coefficients in the same location of region $r \in R^k$ for all level k . Observe that in case of a poor match $M_{XY}(r) \leq \alpha$, the selection mode is adopted to fusing the source coefficients in region r . While otherwise, a weighted sum of the sources coefficients will be used. After the composite coefficients are obtained, the inverse DWF transform is executed to obtain fused image F .

4. EXPERIMENT RESULTS

In this section, we have tested our algorithm on a pairs of registered source images depicting the same scene and no pre-processing is performed. The pair of images is visual image and infrared (IR) image show in figure 5. While in the IR image of figure 5(a), it is easy to clearly observe the person in camouflage form the background but it is hard to distinguish in the visual image of figure 5(b). In contrast, the easily discernible background in the visual image is nearly imperceptible in IR image. We have chosen the number of decomposition level is $K = 2$ and perform the multiscale region segmentation by using FPCM to classify all the unlabeled data into 4 classes. Figure 5(c)-5(f) show the region representations at the first and second level of the IR and visual images. The overlapping of these region representations will produce the shared region representations which shown in figure 5(h)-5(g). These shared region representations will be used to guide the subsequently fusion process which using an activity based on local energy (2) for the both approximation and detail images, but distinguish the decision process.

We have compared our algorithm with some examples of fused images obtained by some of the fusion algorithms which have been discussed before.

Algorithm1: A pixel by pixel average of the sources

Algorithm2: Burt's method [9]: His implementation used laplacian pyramid decomposition. The composite approximation coefficients are taken to be average of the approximation of the sources and a pixel-based maximum selection rule with $AI_s^D(\cdot) = |C_s^D(\cdot)|$.

Algorithm3: Burt and Kolczynski [10]: proposed to use the gradient pyramid together with a combination that is based on an activity measure in (2), match measure and weights are computed as in (4)-(6), except that does not perform multiscale grouping, with a 3×3 window centered at the original and a threshold $T = 0.85$.

Algorithm4: A pixel-based image fusion scheme which is the same combination algorithm with Burt's method [9] but using a DWT for the decomposition.

Algorithm5: A window-based image fusion scheme which is the same combination algorithm Burt and Kolczynski [10] but using a DWT for the decomposition.

Algorithm6: A pixel-based image fusion scheme which is the same combination algorithm with Burt's method [9] but using a DWF for the decomposition.

Algorithm7: A window-based image fusion scheme which is the same combination algorithm Burt and Kolczynski [10]

but using a DWF for the decomposition.

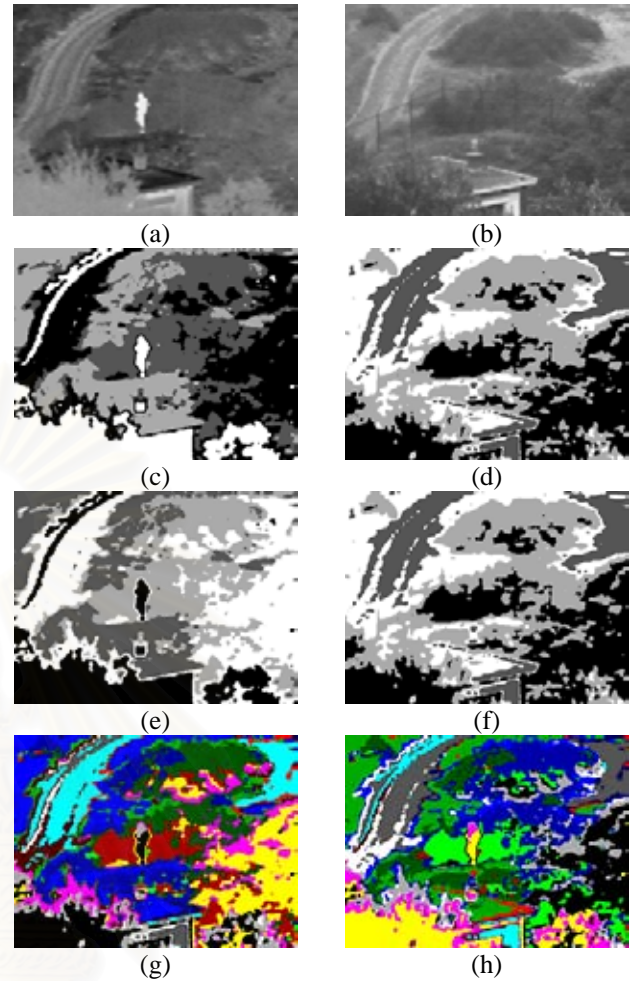


Figure 5. The source images to be fused (a) IR image; (b) visual image; (c) The region representation of IR image at level $k = 1$; (d) The region representation of visual image at level $k = 1$; (e) The region representation of IR image at level $k = 2$; (f) The region representation of visual image at level $k = 2$; (g) The shared region representation at level $k = 1$; (h) The shared region representation at level $k = 2$.

In this paper, three evaluation criteria are used for quantitatively assessing the performance of the fusion results.

1. Standard deviation (SD)

The standard deviation of the image is defined as follows:

$$SD = \sqrt{\sum_{l=0}^{L-1} (g - \bar{g})^2 \cdot p(g)} \quad (7)$$

where $p(g)$ is the first order histogram probability. So the intensity distribution of an image is denoted by $P = \{p(0), p(1), \dots, p(g), \dots, p(L-1)\}$ and the grey average value of the image is defined as

$$\bar{g} = \sum_{l=0}^{L-1} g \cdot p(g) \quad (8)$$

The standard deviation is the square root of the variance which reflects the spread in the data. So a high variance indicates that image will have a high contrast, and a low variance indicates that image will have a low contrast.

2. Entropy (H)

$$H = -\sum_{g=0}^{L-1} p(g) \log_2 p(g) \quad (9)$$

where $p(g)$ is probability of grey level g of fused image and L is the maximum value for a pixel in the image. The larger entropy is the better fusion results we get.

3. Overall cross entropy (OCE)

$$OCE(X;Y;F) = \frac{CE(X;F) + CE(Y;F)}{2} \quad (10)$$

where $CE(X;F)$ ($CE(Y;F)$) is the cross entropy of the source image X (Y) and the fused image F .

$$CE(X;Z) = \sum_{g=0}^{L-1} p_x(g) \log_2 \left| \frac{p_x(g)}{p_z(g)} \right| \quad (11)$$

The smaller overall cross entropy is the better image quality.

Figure 6. shows the fusion results of a visible and an IR wavelength images. Using our algorithm, texture information or mean intensity and contrast is retained by using the decision process of approximation to select these information found in source images. And, the best salience is selected from each of source image by using the decision process of detail images. As results, in the fused image, most of the background is selected from the visual image and the region corresponding to the person is selected from the IR image. It can easily see that the person is in the push and the background have cleared. The evaluation results of various fused images are compared in table 1. It shows the standard deviation of a region-based image fusion algorithm using DWF proposed in this paper is larger than algorithm1-7. This means that the fused output image of our algorithm is a better contrast image. For the entropy measure, in table 1, our result is larger entropy than other algorithms which indicates the fusion result is better information content. Furthermore, our algorithm yields the smallest overall cross correlation. This means that the fused output image of our algorithm is more similar with the source images.

Table 1. Performance evaluation of the eight algorithms by using three criteria.

Fusion Method	SD	H	OCE
Algorithm1	19.5975	6.0641	0.5139
Algorithm2	22.0870	6.2991	0.3477
Algorithm3	22.0998	6.3010	0.5026
Algorithm4	20.5362	6.1899	0.4166
Algorithm5	25.6727	6.4794	0.4677
Algorithm6	20.7777	6.2077	0.4124
Algorithm7	25.5242	6.4793	0.4644
Our algorithm	31.0996	6.8289	0.2739

5. CONCLUSION

In this paper, a region-based image fusion scheme using discrete wavelet frame (DWF) is proposed for combining multisensor images. The advantages of distinguishing the decision process of approximation and detail images. A fused image can be retained the most of important visual information found in the source images and can contains a more accurate description of the scene than any of the individual source images. Due to region-based approach, the

fusion results are more robust and avoid blurring effect and high sensitivity of noise. Furthermore, due to the shift invariant property of DWF, results in the fusion scheme are translation invariance and aliasing free. Experiment results show that proposed algorithm outperforms other algorithms.

6. ACKNOWLEDGEMENTS

This work was supported in part by the cooperation project between Department of Electrical Engineering and Private Sector Research for supporting this work and development under Chulalongkorn University, Thailand.

7. REFERENCES

- [1] H. Li, B. S. Manjunath, and S.K. Mitra, "Multisensor image fusion using the wavelet transform", *Graphical Models and Image Processing*, Vol. 57. No.3, pp. 235-245, May 1995.
- [2] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation", *IEEE trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7), pp. 674-693, 1983
- [3] Z. Zhang and R.S. Blum, "A categorization of multiscale decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 87. pp. 1345-1326, Aug 1999.
- [4] G. Piella, "A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions", Reserch Report PNA-R0211, CW, Amsterdam, 2002.
- [5] R. M. Haralick, K. Shanmugan, and I. Dinstein, "Textural features for image classification", *IEEE Trans. Sys.*, Vol. 8, no.6, pp. 610-621, 1973.
- [6] Z. Zhang, R.S. Blum, "Image fusion for a digital camera application", *Proc. IEEE. International Conference on Image Processing*, 1998.
- [7] Zhenhua Li, and Zhongliang Jing, "A region-based image fusion algorithm using multiresolution segmentation", *Proceedings of the IEEE. International Conference on Image Processing*, 2003
- [8] N. R. Pal, K. Pal and J. C. Bezdek, "A mixed c-means clustering model", *Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, Vol. 1, pp. 11-21, Jul 1997.
- [9] P.J. Burt, "The pyramid as a structure for efficient computation", in: *A Rosenfeld (Ed.), Multiresolution Image Processing and Analysis*, pp. 6-35, 1984
- [10] P.J. Burt, R.J. Kolczynski, "Enhanced image capture through fusion", in: *Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision*, pp. 173-182, 1993.
- [11] O. Rockinger, "Pixel-level fusion of image sequences using wavelet frames", *Proceedings of the 16th Leeds Applied Shape Research Workshop*, 1996.
- [12] Z. Zhang, R.S. Blum, "Region-based image fusion scheme for concealed weapon detection", *Proceedings 30th Conf. on CISS*, pp. 168-173, March 1997.



(a) Result of algorithm 1



(b) Result of algorithm 2



(c) Result of algorithm 3



(d) Result of algorithm 4



(e) Result of algorithm 5



(f) Result of algorithm 6



(g) Result of algorithm 7



(h) Our algorithm

Figure 6. Fusion results of IR and visual images

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นางสาวอรพรรณ เจริญธรรม เกิดวันที่ 13 เมษายน พ.ศ. 2523 ที่จังหวัดกาฬสินธุ์ เข้ารับการศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนต้นที่โรงเรียนสตรีศรีนครินทร์ ศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนปลายที่โรงเรียนสตรีศรีนครินทร์ จบการศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น ในปีการศึกษา 2541 สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาโท สาขาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น ในปีการศึกษา 2544 และเข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาเอก สาขาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต ในสังกัดห้องปฏิบัติการวิจัยกรรมวิธีสัณฐานดิเจ็ดล ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2546



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย