

การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีเลเวลเซตร่วมกับความรู้เชิงรูปร่าง



นายศรารุช เต๋อโอสถ

สถาบันวิทยบริการ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

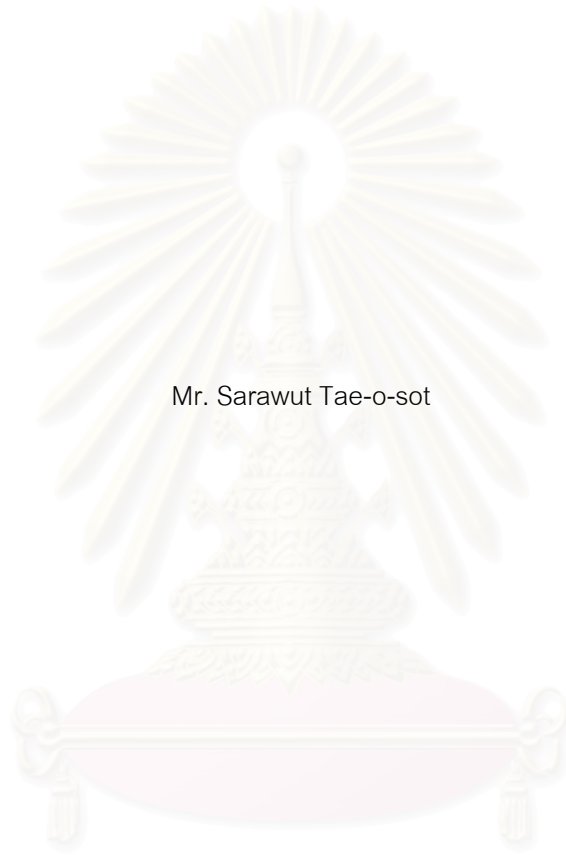
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2549

ISBN 974-14-3396-4

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

IMAGE SEGMENTATION USING LEVEL SET METHOD AND SHAPE KNOWLEDGE



Mr. Sarawut Tae-o-sot

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 2006
ISBN 974-14-3396-4
Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีเลเวลเซตร่วมกับความรู้เชิงรูปร่าง

โดย

นายศราวุธ แต้โสมถ

สาขาวิชา

วิศวกรรมไฟฟ้า


อาจารย์ที่ปรึกษา

รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล

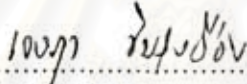
อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม


อาจารย์ ดร.สุพัฒนา เอื้อทวีเกียรติ

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยรับนี้เป็นส่วน
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต


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

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์


..... ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา ชินรุ่งเรือง)


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


..... อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม
(อาจารย์ ดร.สุพัฒนา เอื้อทวีเกียรติ)


..... กรรมการ
(อาจารย์ ดร.สีบสกุล พิภพมงคล)


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

ศราวุธ แต่โอสถ : การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีเลเวลเซตร่วมกับความรู้เชิงรูปร่าง (IMAGE SEGMENTATION USING LEVEL SET METHOD AND SHAPE KNOWLEDGE) อ. ที่ปรึกษา: รศ. ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล, อ.ที่ปรึกษาร่วม: อ. ดร.สุพัฒนา เชื้อทวิเกียรติ, 156 หน้า. ISBN 974-14-3396-4.

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอวิธีการแบ่งส่วนภาพบนพื้นฐานของวิธีเลเวลเซต และความรู้เชิงรูปร่าง ก่อน วิธีที่นำเสนอให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าการแบ่งส่วนภาพด้วยวิธีเลเวลเซตอื่นทั้งที่ไม่ใช้ความรู้เชิงรูปร่างก่อนและใช้ความรู้เชิงรูปร่างก่อน วิธีการเลเวลเซตแสดงเส้นโค้งแบ่งส่วนภาพด้วยระดับศูนย์ของฟังก์ชันเลเวลเซต และเส้นโค้งจะเคลื่อนที่ด้วยสมการเลเวลเซต ส่วนความรู้เชิงรูปร่างก่อนในวิทยานิพนธ์นี้แสดงด้วยฐานหลักของ PCA ที่หาจากกลุ่มภาพตัวอย่าง วิธีที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้มีทั้งหมด 3 วิธีคือ 1) การเคลื่อนที่เส้นโค้งแบ่งส่วนโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัดหลังการประมาณเชิงรูปร่างซึ่งใช้ในการแบ่งส่วนภาพที่วัตถุมีความเป็นเนื้อเดียวกัน 2) การแบ่งส่วนภาพโดยปรับความเข้มหลังการประมาณเชิงรูปร่าง และ 3) การแบ่งส่วนภาพโดยปรับความเข้มร่วมกับการประมาณเชิงรูปร่าง ซึ่งสองวิธีหลังใช้ในการแบ่งส่วนภาพที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน โดยการปรับความเข้มของวัตถุให้มีความเป็นเนื้อเดียวกันก่อน จากผลการทดลองจะพบว่า ในกรณีที่วัตถุเป็นเนื้อเดียวกันวิธีการเคลื่อนที่เส้นโค้งแบ่งส่วนโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัดหลังการประมาณเชิงรูปร่างให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับฐานหลักของ PCA เพียงอย่างเดียว ส่วนในกรณีที่วัตถุไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน การแบ่งส่วนภาพโดยปรับความเข้ม หลังการประมาณเชิงรูปร่าง และการแบ่งส่วนภาพโดยปรับความเข้มร่วมกับการประมาณเชิงรูปร่างให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่มีความถูกต้องสูง โดยวิธีการหลังให้ผลการแบ่งส่วนที่ดีกว่าการแบ่งส่วนภาพโดยปรับความเข้มหลังการประมาณเชิงรูปร่างกับภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันในเกือบทุกกรณี

สถาบันวิทยบริการ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาควิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....
สาขาวิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....
ปีการศึกษา.....2549.....



ลายมือชื่อนิสิต.....ศราวุธ แต่โอสถ.....
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา.....
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม.....

4770470521 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEY WORD: IMAGE SEGMENTATION / LEVEL SET / PRIOR SHAPE KNOWLEDGE

SARAWUT TAE-O-SOT : IMAGE SEGMENTATION USING LEVEL SET METHOD AND SHAPE KNOWLEDGE. THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. SOMCHAI JITAPUNKUL, Dr.Eng., THESIS COADVISOR : SUPATANA AUETHAVEKIAT, Ph.D., 156 pp. ISBN 974-14-3396-4.

This thesis proposes three image segmentation methods based on the level set method and prior shape knowledge. The proposed methods segment better than conventional segmentation methods using the level set method with and without prior shape knowledge. In the level set method, a segmentation curve is represented by the zero level of the level set function and moved by the level set equation. The PCA basis calculated from the training shape is used as the prior shape knowledge in this thesis. Three segmentation methods in this thesis are 1) fine tuning segmentation curve after shape estimation, 2) segmentation with intensity adjustment after shape estimation and 3) segmentation by adjusting intensity during estimating the shape of an object. The first method is used for segmenting homogeneous objects. The two latter methods are used for segmenting heterogeneous objects. The intensity of the heterogeneous object is adjusted so that it becomes homogeneous. In the experiment on segmenting homogeneous objects, the first method gave a better performance than the segmentation by adjusting only the coefficient of PCA basis. In the case of segmenting heterogeneous objects, the second and the third methods yielded highly accurate segmentation. The third method segmented better than the second method in most cases.

Department:..... Electrical Engineering..... Student's Signature: Sarawut Tue-o-sot
 Field of Study:..... Electrical Engineering..... Advisor's Signature: 
 Academic Year:..... 2006..... Co-advisor's Signature: 

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยคำแนะนำ แรงกระตุ้นและความช่วยเหลืออย่างดียิ่งของอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ คือ รศ. ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล และที่ปรึกษาร่วมคือ อ.ดร.สุพัฒนา เอื้อทวีเกียรติ พร้อมทั้งคำแนะนำของคณะกรรมการทุกท่าน ผู้วิจัยจึงขอกราบขอบพระคุณมา ณ ที่นี้

ขอกราบขอบพระคุณบิดามารดา และครอบครัวที่ให้กำลังใจ และการสนับสนุนแก่ผู้วิจัยเสมอมาจนสำเร็จการศึกษา

ขอขอบคุณโครงการเสริมสร้างความเชื่อมโยงระหว่างภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า และภาคเอกชนทางด้านการวิจัยและพัฒนา (Cooperative Project between Department of Electrical Engineering and Private sector for Research and Develop) ที่ให้ทุนสนับสนุนค่าใช้จ่ายในการวิจัย และจัดทำวิทยานิพนธ์จนสำเร็จลุล่วง

สุดท้ายนี้ ขอขอบคุณห้องปฏิบัติการวิจัยกรรมวิธีสัญญาณดิจิทัล ซึ่งเป็นสถานที่ทำวิจัย รวมถึงเพื่อนๆ พี่ๆ นิสิตทุกท่าน ที่มีส่วนช่วยเหลือในการให้ข้อคิดเห็น คำแนะนำ และกำลังใจ จนกระทั่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ลุล่วงไปได้ด้วยดี

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฌ
สารบัญภาพ.....	ท
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 แนวทางที่นำเสนอ.....	6
1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	7
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	7
1.5 วิธีดำเนินการวิจัย.....	7
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	8
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	9
2.1 วิธีการเลเวลเซต.....	9
2.1.1 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยความเร็วภายนอก.....	11
2.1.2 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยความเร็วจากค่าความโค้ง.....	13
2.1.3 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยความเร็วที่มีทิศทางตั้งฉากกับพื้นผิว.....	15
2.2 การกำหนดความเร็ว ณ บริเวณที่พื้นผิว $\Phi \neq 0$ (Velocity Extending).....	18
2.3 การสร้างพื้นผิวใหม่จากเส้นโค้งปิด (Reinitialization).....	19
2.3.1 ฮีปซอร์ท (Heap sort).....	23
2.4 การประยุกต์ใช้เลเวลเซตในงานแบ่งส่วนภาพ.....	24
2.4.1 การนิยามความเร็วจากขอบภาพ.....	25
2.4.2 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตโดยอาศัยความเป็นเนื้อเดียวกันของพื้นที่.....	26
2.5 Principle Component Analysis (PCA).....	29
2.5.1 การปรับยัดภาพ.....	29
2.5.2 การสร้างฐานหลักของ PCA.....	30
2.5.3 ปัญหาของการสร้างฐานหลักโดยวิธี PCA โดยตรง.....	33
2.6 การวัดผลการแบ่งส่วนภาพ.....	33

2.6.1 ความคล้ายเชิงพื้นที่ (Area Similarity: AS)	34
2.6.2 ระยะทางจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิง.....	34
บทที่ 3 การแบ่งส่วนภาพโดยใช้ความรู้เชิงรูปร่าง	35
3.1 การแบ่งส่วนภาพโดยใช้ความรู้ก่อนเชิงรูปร่างที่ได้จากฐานหลักโดยวิธีการ PCA	36
3.2 วิธีการที่นำเสนอ	38
3.2.1 การแบ่งส่วนวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวโดยการปรับเส้นโค้งโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัด	38
3.2.2 การแบ่งส่วนภาพที่วัตถุไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน	40
บทที่ 4 ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง.....	48
4.1 ผลการทดลองการแบ่งส่วนวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวโดยการปรับเส้นโค้งโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัด	48
4.1.1 กลุ่มของภาพที่สร้างขึ้นเอง	48
4.1.2 กลุ่มภาพเอ็มอาร์หัวใจ	72
4.2 การแบ่งส่วนวัตถุที่ประกอบด้วยบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกันสองบริเวณ.....	85
4.2.1 การปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง.....	87
4.2.2 การปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง	90
บทที่ 5 บทสรุปและข้อเสนอแนะ	98
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	98
5.2 ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต.....	99
รายการอ้างอิง.....	100
ภาคผนวก ก ผลการแบ่งส่วนภาพภายในวิทยานิพนธ์	105
ก.1 การแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่	105
ก.1.1 กลุ่มภาพ Jettest.....	105
ก.1.2 กลุ่มภาพ Jettest ที่ถูกสัญญาณรบกวนขนาด 1-9 dB	113
ก.1.3 กลุ่มภาพ heartmask.....	120
ก.2 การแบ่งส่วนวัตถุที่ประกอบด้วยบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกันสองบริเวณ.....	128
ก.2.1 การปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง	128
ก.2.2 การปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง	132
ภาคผนวก ข ภายวิภาคศาสตร์ของหัวใจ.....	145

สารบัญภาพ

รูปที่ 1.1 ปัญหาที่เกิดขึ้นในการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ Active Contour Model ตามวิธีของ Kass [2] โดยเส้นบางคือเส้นโค้งแบ่งส่วนเริ่มต้น และเส้นหนาคือเส้นโค้งแบ่งสุดท้ายส่วนที่ได้	3
รูปที่ 1.2 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการเลเวลเซตโดยเส้นบางคือเส้นโค้งแบ่งส่วนเริ่มต้น และเส้นหนาคือเส้นโค้งแบ่งสุดท้ายส่วนที่ได้	3
รูปที่ 1.3 การเคลื่อนแบบไม่คงตัวใน [15]	5
รูปที่ 2.1 ปัญหาการรวมตัวและแยกตัวของเส้นโค้งที่ใช้จุดพิกัด (x, y) ในการแสดงเส้นโค้ง โดยเส้นทึบแสดงเส้นโค้งที่ต้องการและเส้นประแสดงเส้นโค้งที่สามารถสร้างขึ้นได้	10
รูปที่ 2.2 การสร้าง Signed Distance Function จากเส้นคอนทัวร์ปิด	11
รูปที่ 2.3 การคำนวณหาค่าอนุพันธ์โดยใช้ Upwind Scheme	13
รูปที่ 2.4 ทิศทางของความเร็วจากความโค้ง (κ) ความเร็วเมื่อ $b > 0$ (ข) ความเร็วเมื่อ $b < 0$	15
รูปที่ 2.5 การเคลื่อนที่ของเส้นโค้งภายใต้อิทธิพลของความเร็วจากความโค้ง	16
รูปที่ 2.6 การเคลื่อนที่ของเส้นโค้งภายใต้อิทธิพลของความเร็วที่ตั้งฉากกับเส้นโค้ง	16
รูปที่ 2.7 การคำนวณหาค่าอนุพันธ์โดยใช้วิธีของ Godunov	18
รูปที่ 2.8 (ก) พื้นผิวที่เคลื่อนที่โดยไม่มีกร Extent Velocity หรือ การสร้างพื้นผิวใหม่	19
รูปที่ 2.9 ตัวอย่างการคำนวณโดยวิธี fast marching	22
รูปที่ 2.10 ลักษณะการวางตัวของพิกัดจำนวนเต็มทีใกล้เส้นโค้งที่สุดที่เป็นไปได้ทั้งหมด	24
รูปที่ 2.11 ตัวอย่างการเปลี่ยนแปลงการจัดเรียงข้อมูลแบบฮีปเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงข้อมูล	25
รูปที่ 2.12 การแบ่งส่วนภาพโดยใช้ข้อมูลของขอบภาพที่ไม่มีพจน์ของความโค้ง κ	26
รูปที่ 2.13 (ก) ภาพที่มีสัญญาณรบกวนสูง (ข) ภาพที่ขาดข้อมูลของขอบภาพ	27
รูปที่ 2.14 ค่าพลังงานของเส้นคอนทัวร์ ณ ตำแหน่งต่างๆ	27
รูปที่ 2.15 ความสามารถในการแบ่งส่วนภาพลักษณะต่างๆ	29
รูปที่ 2.16 กลุ่มของภาพตัวอย่างที่สร้างขึ้นเองก่อนการแปลง	32
รูปที่ 2.17 กลุ่มของภาพตัวอย่างจากรูปที่ 2.16 หลังการแปลงเชิง	32
รูปที่ 3.1 การสร้างกลับของรูปร่างชุดทดลองที่จำนวนฐานหลักต่างๆ กัน	36
รูปที่ 3.2 ข้อจำกัดของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai (ก) การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai (ข) การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Chan และ Vese	36
รูปที่ 3.3 แผนภาพการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Leventon [18]	37
รูปที่ 3.4 แผนภาพการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai	39
รูปที่ 3.5 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai [19]	39

รูปที่ 3.6 ลักษณะของบริเวณจำกัดบริเวณที่ค่า k ต่างๆ	40
รูปที่ 3.7 แผนภาพการทำงานของวิธีการปรับเส้นโค้งโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัด.....	40
รูปที่ 3.8 ภาพเอ็มอาร์หัวใจแบบต่างๆที่สามารถเกิดขึ้นได้	42
รูปที่ 3.9 ฮิสโทแกรมของความเข้มของจุดภาพภายในเส้นโค้งแบ่งส่วนและการแปลงบริเวณภายในเส้นโค้งให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน	44
รูปที่ 3.10 ภาพเอ็มอาร์หัวใจก่อนและหลังการปรับความเข้ม (ก) ภาพหัวใจซึ่งเป็นวัตถุที่มีความไม่เป็นเนื้อเดียวกันและเส้นโค้งแบ่งส่วนภายใต้เงื่อนไขของความไม่เป็นเนื้อเดียวกัน (ข) ภาพของหัวใจหลังจากถูกปรับความเข้มให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน	44
รูปที่ 3.11 แผนภาพการคำนวณเพื่อหาค่าขีดแบ่งที่เหมาะสมที่สุดโดยวิธี Otsu	45
รูปที่ 3.12 แผนภาพการทำงานของวิธีการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง	46
รูปที่ 3.13 การปรับความเข้มที่ผิดพลาด	46
รูปที่ 3.14 แผนภาพแสดงการแบ่งส่วนของภาพที่วัตถุไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง.....	47
รูปที่ 4.1 กลุ่มของภาพ Jet ที่ใช้ในการสร้างฐานหลักของ PCA ที่ใช้ในการทดลองที่ 4.1.1.....	49
รูปที่ 4.2 กลุ่มของภาพ Jet ที่ใช้ในการทดลองที่ 4.1.1.1.....	50
รูปที่ 4.3 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest1	51
รูปที่ 4.4 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest2	52
รูปที่ 4.5 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest3	52
รูปที่ 4.6 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest4	53
รูปที่ 4.7 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest5	53
รูปที่ 4.8 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest6	54
รูปที่ 4.9 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest7	54

รูปที่ 4.10 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest8	55
รูปที่ 4.11 ผิดพลาดอันเนื่องมาจากอิทธิพลการการปิดมิดในการแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัด การเคลื่อนที่ที่ใหญ่เกินไป.....	56
รูปที่ 4.12 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest1	57
รูปที่ 4.13 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest2	57
รูปที่ 4.14 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest3	58
รูปที่ 4.15 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest4	58
รูปที่ 4.16 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest5	59
รูปที่ 4.17 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest6	59
รูปที่ 4.18 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest7	60
รูปที่ 4.19 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest8	60
รูปที่ 4.20 เวลาที่ใช้ในการแบ่งส่วนภาพของกลุ่มภาพ Jetttest ด้วยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ที่ฐานหลักต่างๆ.....	61
รูปที่ 4.21 ภาพ Jetttest1, 6, 4 และ 7 ที่ถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนที่ SNR ขนาด 1 ถึง 9 dB ซึ่งใช้ในการทดลองที่ 4.1.1.2.....	62
รูปที่ 4.22 แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jetttest 1 ที่ขนาด SNR 1-9 dB.....	64
รูปที่ 4.23 แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jetttest6 ที่ขนาด SNR 1-9 dB.....	65
รูปที่ 4.24 ผลการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดการเคลื่อนที่ในกรณีค่า AS ขัดแย้งกับค่า AED.....	68
รูปที่ 4.25 แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jetttest4 ที่ขนาด SNR 1-9 dB.....	69
รูปที่ 4.26 แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jetttest7 ที่ขนาด SNR 1-9 dB.....	70
รูปที่ 4.27 รูปร่างของภาพหัวใจที่ใช้ในการสร้างฐานหลังโดยวิธีการ PCA.....	73

รูปที่ 4.39 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask3 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14.....80

รูปที่ 4.40 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask4 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14.....80

รูปที่ 4.41 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask5 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14.....81

รูปที่ 4.42 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask6 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14.....81

รูปที่ 4.43 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask7 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14.....82

รูปที่ 4.44 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask8 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14.....82

รูปที่ 4.45 ผลการแบ่งส่วนภาพ heartmask6 โดยวิธีการต่างๆ.....83

รูปที่ 4.46 เวลาที่ใช้ในการแบ่งส่วนภาพของกลุ่มภาพ heartmask ด้วยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ที่ฐานหลักต่างๆ84

รูปที่ 4.47 ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ใช้ในการทดลองที่ 4.2.....86

รูปที่ 4.48 ผลการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest1 – hearttest1287

รูปที่ 4.49 ผลการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงของภาพที่ไม่ถูกต้อง90

รูปที่ 4.50 เส้นโค้งเริ่มต้นก่อนการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงของภาพที่ให้ผลการแบ่งส่วนภาพไม่ถูกต้อง.....90

รูปที่ 4.51 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest1.....91

รูปที่ 4.52 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิง
รูปร่างของภาพ hearttest2.....91

รูปที่ 4.53 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิง
รูปร่างของภาพ hearttest3.....92

รูปที่ 4.54 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิง
รูปร่างของภาพ hearttest4.....92

รูปที่ 4.55 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิง
รูปร่างของภาพ hearttest5.....93

รูปที่ 4.56 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิง
รูปร่างของภาพ hearttest6.....93

รูปที่ 4.57 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิง
รูปร่างของภาพ hearttest7.....94

รูปที่ 4.58 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิง
รูปร่างของภาพ hearttest8.....94

รูปที่ 4.59 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิง
รูปร่างของภาพ hearttest9.....95

รูปที่ 4.60 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิง
รูปร่างของภาพ hearttest10.....95

รูปที่ 4.61 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิง
รูปร่างของภาพ hearttest11.....96

รูปที่ 4.62 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิง
รูปร่างของภาพ hearttest12.....96

รูปที่ ข.1 ส่วนประกอบของหัวใจและระนาบของภาพเอ็มอาร์ทีแสดงในวิทยานิพนธ์..... 145

รูปที่ ข.2 ภาพเอ็มอาร์ทีหัวใจที่แสดงภาพตัดขวางตามรูปที่ ข.1 145

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การแบ่งส่วนภาพ (Image Segmentation) เป็นกระบวนการขั้นต้นก่อนการประมวลผลภาพในขั้นสูงต่างๆ มีจุดประสงค์เพื่อแยกเอาภาพเฉพาะส่วนที่สนใจหรือมีความหมายพิเศษออกมา เช่น การแยกภาพวัตถุที่สนใจออกจากพื้นหลัง มีงานประมวลผลภาพจำนวนมากที่จำเป็นต้องใช้การแบ่งส่วนภาพ เช่น การประมวลผลภาพทางการแพทย์ (Medical Image Processing) และการประชุมทางวิดีโอ (Video Conferencing) เป็นต้น

ตัวอย่างของงานประมวลผลภาพทางการแพทย์ที่นำเทคนิคการแบ่งส่วนภาพมาใช้ ได้แก่ การสร้างภาพจำลองสามมิติของอวัยวะภายในจากภาพเอ็มอาร์ (Magnetic Resonance Imaging: MRI) ซึ่งจะช่วยให้แพทย์สามารถประมาณปริมาตรและจำลองลักษณะของอวัยวะนั้นๆ เพื่อเป็นข้อมูลในการวินิจฉัยโรค Image-guided surgery ซึ่งเป็นเทคนิคที่แพทย์สามารถดูข้อมูลเฉพาะอวัยวะที่สนใจเพื่อนำมาช่วยในการวางแผนระหว่างการผ่าตัด

สำหรับตัวอย่างงานประมวลผลภาพวิดีโอที่มีการนำเทคนิคการแบ่งส่วนภาพมาประยุกต์ใช้ ได้แก่ การตรวจจับบุคคล การสังเกตการณ์จราจร การเข้ารหัสสัญญาณวิดีโอบนพื้นฐานของหน่วยวัตถุ (Object based video coding) และการการประมาณค่าในช่วงวิดีโอ (Video Interpolation) เป็นต้น

ในช่วงปี ค.ศ. 1970 ถึงปัจจุบันมีวิธีการแบ่งส่วนภาพถูกเสนอขึ้นจำนวนมาก [1] เช่น การใช้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (Thresholding) ขั้นตอนวิธีการเติบโตของบริเวณ (Region Growing Algorithm) ขั้นตอนวิธีสันปันน้ำ (Watershed algorithm) เป็นต้น ซึ่งวิธีการที่กล่าวมาข้างต้น ยังขึ้นอยู่กับค่าพารามิเตอร์ (Parameter) อยู่มากทำให้เกิดปัญหาในการใช้งานจริง ทั้งยังไม่สามารถพิสูจน์ในทางคณิตศาสตร์ได้อย่างสมบูรณ์ จนกระทั่งในปี ค.ศ. 1988 Kass และคณะ [2] ได้นำเสนอ Active Contour Models หรือ Snake ซึ่งมีลักษณะเป็นเส้นโค้งปิดที่สามารถเคลื่อนที่ได้ โดยใช้แคลคูลัสของการแปรผัน (Calculus of Variations) มาใช้เพื่อประมาณหาตำแหน่งของเส้นโค้ง โดยวิธีการของ Kass เส้นโค้งปิดจะเคลื่อนที่ไปยังบริเวณที่ทำให้เส้นคอนทัวร์มีความเป็นขอบสูงที่สุด อย่างไรก็ตามวิธีการนี้ ยังคงมีปัญหาคือ เส้นคอนทัวร์เริ่มต้น (Initial Contour)

จำเป็นต้องอยู่ใกล้ขอบภาพ ทำให้ผู้ใช้ต้องกำหนดเส้นคอนทัวร์เริ่มต้นใหม่ทุกครั้งในการแบ่งส่วนภาพเพื่อให้ได้ผลการแบ่งส่วนที่ถูกต้อง

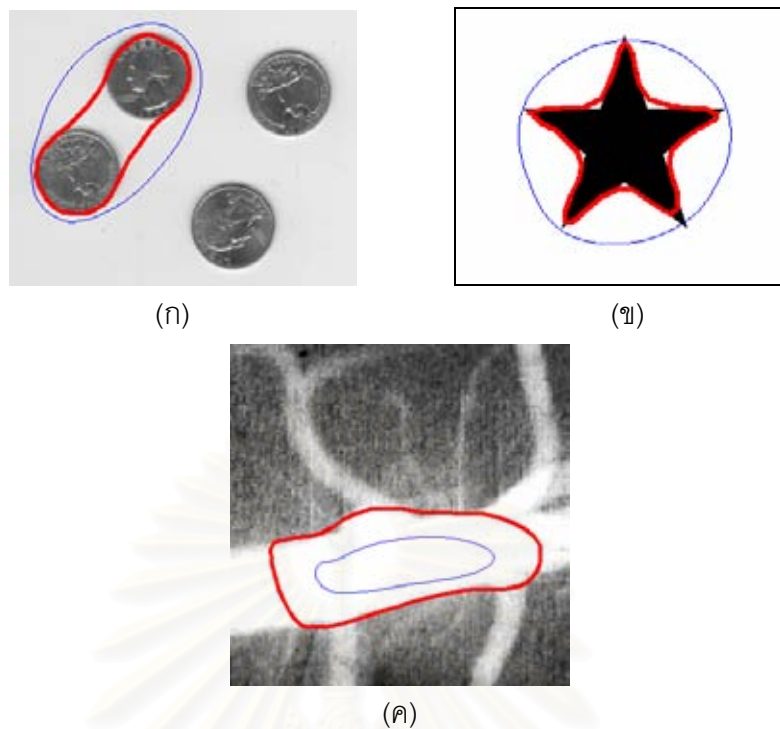
Cohen และคณะได้เสนอให้เพิ่มแรงบอลูน (Balloon Force) เข้าไปในสมการ Active Contour [5] เพื่อให้การกำหนดเส้นคอนทัวร์เริ่มต้นทำได้ง่ายมากขึ้น นอกจากนี้ Xu และ Prince [6], [7] เสนอให้เพิ่มแรง Gradient Vector Flow (GVF) Force เข้าไปแทนแรงภายในของสมการ Active Contour ทำให้เส้นโค้งสามารถเคลื่อนที่ได้คล้ายกับวิธีของ Cohen แต่สามารถแบ่งส่วนภาพที่มีความเว้า (Concave) สูงได้ดีกว่า

อย่างไรก็ตามการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีที่อยู่บนพื้นฐานของ Kass [5-7] ยังคงมีปัญหาดังนี้

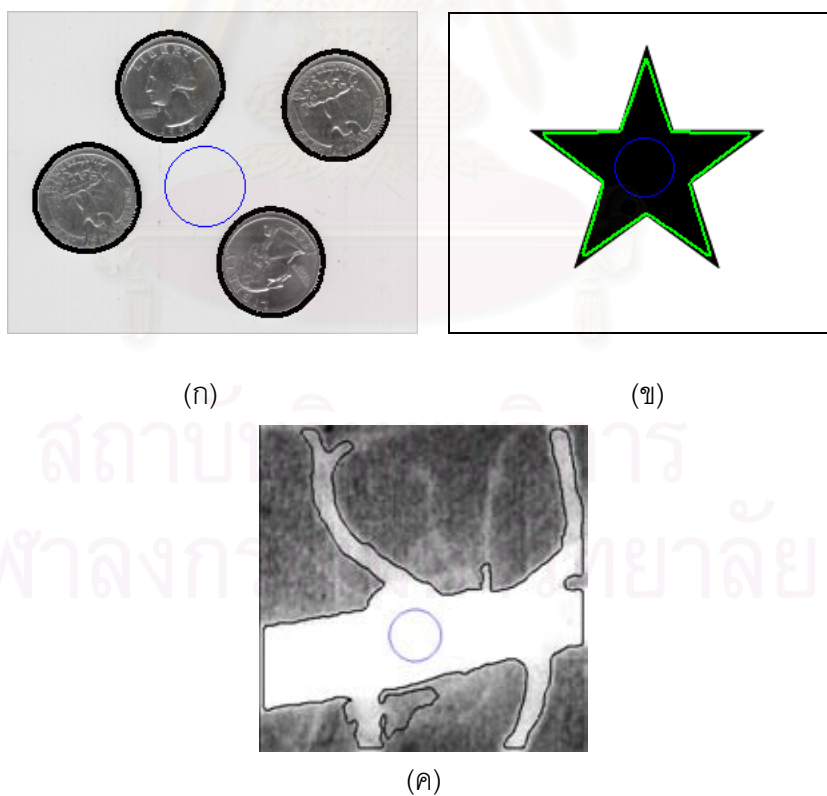
1. ในกรณีที่วัตถุที่สนใจหลายชิ้น การใช้เส้นคอนทัวร์ปิดเพียงเส้นเดียวไม่สามารถแบ่งส่วนวัตถุที่สนใจทั้งหมดได้ดังรูปที่ 1.1(ก)
2. ไม่สามารถแบ่งส่วนภาพได้อย่างถูกต้องในกรณีที่วัตถุที่สนใจมีมุมแหลมดังรูปที่ 1.1 (ข)
3. เส้นคอนทัวร์ไม่สามารถยื่นออกตามบริเวณที่มีการยื่นออกเป็นกิ่งง่า เช่น ภาพของเส้นเลือดในรูปที่ 1.1(ค)

ต่อมาเมื่อนักวิจัยหลายกลุ่มที่เสนอเทคนิคเลเวลเซตเข้ามาช่วยในการแก้สมการพลังงานของ Kass เช่น งานของ Malladi และคณะ [6], และ Sapiro และคณะ [7] ซึ่งเทคนิคเลเวลเซต มีข้อดี คือสามารถแก้ไขปัญหาดังกล่าวทั้งสามประการที่เกิดขึ้นกับวิธีการของ Kass ได้ดังแสดงใน รูปที่ 1.2 ในปัจจุบันจึงมีนักวิจัยจำนวนมากได้หันมาพัฒนาการแบ่งส่วนภาพบนพื้นฐานของเทคนิคเลเวลเซต

อย่างไรก็ตามการแบ่งส่วนภาพในวิธีที่กล่าวมาข้างต้นยังแบ่งส่วนภาพโดยอาศัยข้อมูลข้อมูลที่มักนิยามจากขอบภาพ เช่น ค่าเกรเดียนต์ซึ่งในกรณีของภาพที่มีสัญญาณรบกวน (Noise) สูง ตำแหน่งที่มีค่าเกรเดียนต์สูงไม่จำเป็นต้องเป็นขอบภาพ และส่งผลให้การแบ่งส่วนผิดพลาดในกรณีที่ภาพมีสัญญาณรบกวนมาก



รูปที่ 1.1 ปัญหาที่เกิดขึ้นในการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ Active Contour Model ตามวิธีของ Kass [2] โดยเส้นบางคือเส้นโค้งแบ่งส่วนเริ่มต้น และเส้นหนาคือเส้นโค้งแบ่งสุดท้ายส่วนที่ได้



รูปที่ 1.2 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการเลเวลเซตโดยเส้นบางคือเส้นโค้งแบ่งส่วนเริ่มต้น และเส้นหนาคือเส้นโค้งแบ่งสุดท้ายส่วนที่ได้

จากปัญหาดังกล่าว Chan และ Vese [8] ได้นำเสนอนิยามของสมการพลังงานขึ้นมาใหม่โดยใช้ความเป็นแบบเดียวกัน (Homogeneity) ของความเข้ม (Intensity) ของจุดภาพ (Pixel) ในการนิยามการเคลื่อนที่ของเส้นคอนทัวร์ปิดแทนที่ข้อมูลที่นิยามมาจากค่าเกรเดียนต์ วิธีการใหม่ที่ถูกนำเสนอขึ้นนี้สามารถทำงานได้ดีในภาพที่มีสัญญาณรบกวนสูง หรือมีข้อมูลของขอบภาพที่ไม่ชัดเจน

นอกจากงานของ Chan และ Vese แล้ว Yezzi และคณะ [9] ได้นำเสนอนิยามของสมการพลังงานที่ไม่ใช้ความเป็นขอบภาพเช่นเดียวกัน แต่การแบ่งส่วนภาพไม่จำกัดอยู่ที่การแบ่งพื้นที่ออกเป็นสองส่วนที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน วิธีการนี้สามารถแบ่งภาพออกเป็นพื้นที่ที่มีความเป็นเนื้อเดียวกันมากกว่า 2 พื้นที่ได้ แต่การเพิ่มจำนวนของพื้นที่ที่มีความเป็นเนื้อเดียวกันจะทำให้ความซับซ้อนในการคำนวณสูงขึ้นอย่างมาก

Kim และคณะ ได้เสนอการใช้สารสนเทศร่วม (Mutual information) มานิยามการเคลื่อนที่ของเส้นโค้งแบ่งส่วนในงานวิจัย [10], [11], [12] โดยใช้สารสนเทศร่วมระหว่างบริเวณภายในและภายนอกวัตถุ และความเข้มของทั้งสองบริเวณตามลำดับ ซึ่งวิธีการนี้สามารถขยายความสามารถสู่การแบ่งส่วนภาพออกได้มากกว่าสองบริเวณ โดยต้องกำหนดจำนวนของบริเวณที่ต้องการแบ่งส่วนให้กับระบบก่อน

อย่างไรก็ตามวิธีการแบ่งส่วนภาพบนพื้นฐานของแคลคูลัสของการแปรผัน (Calculus of variation) ที่เสนอมานี้ยังไม่สามารถนำมาใช้ได้กับงานประยุกต์บางชนิดที่ต้องการความถูกต้องสูง เช่น งานประยุกต์ของภาพถ่ายทางการแพทย์ ซึ่งมีความเปรียบเทียบต่าง (Contrast) และ ค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal to Noise Ratio: SNR) ต่ำ การแบ่งส่วนภาพในงานเหล่านี้ เป็นการแบ่งส่วนภาพของวัตถุกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งโดยเฉพาะ เช่น งานหาตำแหน่งของหัวใจในกลุ่มภาพเอ็มอาร์ของทรวงอก เป็นต้น ซึ่งทำให้เกิดแนวคิดในการใช้ลักษณะพิเศษของวัตถุ หรือความรู้ก่อน (Prior Knowledge) เข้ามาประกอบในการแบ่งส่วนภาพ ความรู้ก่อนที่นิยมใช้กันโดยทั่วไปคือ ข้อมูลในเชิงรูปร่างซึ่งเป็นข้อมูลที่ทำความเข้าใจได้ง่ายที่สุด

Chen และคณะ ได้เสนอการเพิ่มพจน์ของระยะทางระหว่างรูปร่างเฉลี่ย (Mean Shape) กับเส้นคอนทัวร์ปิดเข้าไปในสมการของ Chan และ Vese [13], [14] โดยรูปร่างเฉลี่ยนี้หาได้จากค่าเฉลี่ยของรูปร่างหรือเส้นโค้งที่ได้จากการแบ่งส่วนภาพตัวอย่าง รูปร่างเฉลี่ยจะถูกกำหนดให้เคลื่อนที่ได้ด้วยการเคลื่อนที่แบบคงรูป (Rigid Motion) ซึ่งมีพารามิเตอร์ที่ต้องปรับเพิ่มเติมคือ มุมการหมุน (Rotation Angle) มาตรการส่วน (Scale) การเลื่อน (Translation) ใน

แนวแกน x และ y เส้นโค้งแบ่งส่วนสุดท้าย คือเส้นโค้งแบ่งส่วนที่มีระยะทางใกล้รูปร่างเฉลี่ยและขอบภาพมากที่สุด

ซึ่งต่อมา Paragios และคณะ ได้เสนอแบบจำลองที่มีการเคลื่อนที่ของรูปร่างเฉลี่ยแบบไม่คงรูป (Non-Rigid Motion) [15], [16] โดยเส้นโค้งเฉลี่ยจะเคลื่อนที่แบบคงรูปในขั้นแรกก่อนที่จะมีการเคลื่อนที่ของส่วนรายละเอียดอีกทีหนึ่งดังแสดงในรูปที่ 1.3 ซึ่งส่วนของลำตัวจะปรับตัวจนคงที่ก่อนที่ส่วนแขนและขาที่เป็นรายละเอียดจะปรับตัวอีกครั้ง และเปลี่ยนพจน์ของระยะทางเป็นความน่าจะเป็นที่เส้นคอนทัวร์ปิดจะเกิดขึ้น โดยให้ความน่าจะเป็นมีการกระจายตัวแบบเกาส์เซียน และมีค่าสูงสุดที่ตำแหน่งของรูปร่างเฉลี่ย



รูปที่ 1.3 การเคลื่อนแบบไม่คงตัวใน [15]

Leventon และคณะได้นำเสนอให้ใช้ฐานหลักที่ได้จาก Principal Component Analysis (PCA) ของเซตของรูปตัวอย่างในการแสดงเส้นโค้งปิด [17], [18] ซึ่งจะใช้ PCA กับเส้นโค้งที่ถูกแสดงโดย signed distance function โดยในงานวิจัยนี้ได้เพิ่มพจน์ของรูปร่างที่มี Maximum A Posteriori (MAP) มากที่สุดเพิ่มเข้าไปในสมการของ Chan และ Vese การประมาณรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดจะกระทำในทุกรอบของการคำนวณหาตำแหน่งเส้นแบ่งส่วน ทำให้มีความซับซ้อนในการคำนวณสูง

Tsai และคณะได้นำเสนอการแบ่งส่วนภาพโดยดัดแปลงจากวิธีการแบ่งส่วนภาพของ Leventon โดยเปลี่ยน cost function จากฟังก์ชันของ Signed distance function มาเป็นฟังก์ชันของสัมประสิทธิ์ของ PCA และพารามิเตอร์ของการเคลื่อนที่แบบคงรูป (Rigid Transform) ของฐานหลัก (Basis) ของ PCA [19], [20] ด้วยวิธีการนี้ จำนวนตัวแปรที่ต้องประมาณค่าจะมีเพียงสัมประสิทธิ์ของ PCA และพารามิเตอร์การเคลื่อนที่และส่งผลให้การคำนวณน้อยลง

ผลจากการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีที่ [19] และ [20] จะมีความผิดเพี้ยนไปบ้างเนื่องจากวิธีการ PCA เองยังมีการตัดฐานหลักบางส่วนที่มีความแปรปรวนน้อยออกไป ฐานหลักยังไม่ใช้ข้อมูลทั้งหมดที่เส้นโค้งแบ่งส่วนจะเป็นได้ นอกจากนี้โดย Bresson และคณะ [21], [22] จึงได้เสนอวิธีแบ่งส่วนภาพที่แก้ไขปัญหานี้ โดยใช้ Signed distance function ในการแสดงเส้น

โค้งเหมือนกับวิธีก่อนหน้าเพื่อให้รูปร่างของเส้นโค้งไม่ถูกจำกัดโดยฐานหลักของ PCA สำหรับข้อมูลของฐานหลักของ PCA นั้นจะถูกนำมาใช้โดยแทนส่วนของรูปร่างเฉลี่ยของวิธี [15] และ [16] นั่นคือพารามิเตอร์ที่ต้องคำนวณหาคือ รูปร่างที่แสดงโดย PCA พารามิเตอร์ของการเคลื่อนที่ของเส้นโค้ง และเส้นโค้งแบ่งส่วน ซึ่งทำให้วิธีการนี้มีความซับซ้อนในการคำนวณที่สูง อย่างไรก็ตามผลการแบ่งส่วนที่ได้จะดีกว่าวิธีที่ใช้สัมประสิทธิ์ของ PCA ในการแสดงเส้นโค้ง

Pluempitiwiriyawej และคณะ ได้เสนอให้มีการสร้างตัวแบบ (Model) ของรูปร่างของวัตถุที่ต้องการแบ่งส่วนขึ้นมา โดยมีพารามิเตอร์จำนวนหนึ่งที่ใช้ปรับเปลี่ยนขนาดและรูปร่างอย่างละเอียด [23], [24], [25] ซึ่งในงานวิจัยดังกล่าวได้ใช้ตัวแบบของวงรีในการอธิบายรูปร่างของหัวใจ โดยตัวแบบนี้จะแทนที่รูปร่างเฉลี่ยของ [13] และ [14] เพื่อให้ระยะทางของเส้นโค้งแบ่งส่วนและตัวแบบมีค่าน้อยที่สุด นอกจากนี้วิธีการนี้ยังมีการใช้พจน์ของความเป็นเนื้อเดียวกันกับความเป็นขอบภาพอีกด้วย

นอกจากงานแบ่งส่วนภาพที่ใช้ความรู้ก่อนเชิงรูปร่างที่ได้กล่าวมาข้างต้น Leventon และคณะ [18], [26] เสนอการใช้ความรู้ก่อนที่แตกต่างออกไป คือการให้ความรู้ก่อนเป็นความเข้มที่ระยะต่างๆที่ห่างจากเส้นโค้งและค่าความโค้งที่ตำแหน่งต่างๆ ของ Signed distance function ที่แสดงเส้นโค้งแบ่งส่วน โดยข้อมูลจากตัวอย่างจะถูกสร้างเป็นตัวแบบความน่าจะเป็น ซึ่งคำตอบที่ทำให้ค่าความน่าจะเป็นในตัวแบบที่สร้างขึ้นสูงสุด ก็คือเส้นโค้งแบบส่วนที่เหมาะสมที่สุดสำหรับภาพนั้น

วิธีการแบ่งส่วนภาพโดยอาศัยความรู้ก่อนเข้ามาช่วยที่กล่าวมาข้างต้นนั้น จะเสียความสามารถของวิธีการเลเวลเซตข้อหนึ่งคือ ความสามารถในการแยกตัวหรือรวมตัวของเส้นโค้งเนื่องจากความรู้ก่อนที่เป็นของวัตถุที่มีเพียงชิ้นเดียวในภาพ Tsai และคณะจึงได้ปรับปรุงวิธีให้สามารถแบ่งส่วนภาพที่มีวัตถุหลายชิ้นในภาพเดียวโดยใช้ความรู้ก่อนเข้ามาช่วย [27], [28] วิธีการนี้จะอยู่บนพื้นฐานของวิธี [19] และ [20] คือใช้ PCA ในการแสดงเส้นโค้ง

1.2 แนวทางที่นำเสนอ

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอวิธีการแบ่งส่วนภาพบนพื้นฐานของวิธีการเลเวลเซต โดยการใช้ข้อมูลของความรู้ก่อนเชิงรูปร่างเข้ามาช่วยเพิ่มความถูกต้องในการแบ่งส่วนภาพ สำหรับความรู้ก่อนที่ใช้ในระบบนี้จะถูกเก็บในฐานหลักที่ได้มาโดยวิธีการ PCA เช่นเดียวกับงานวิจัย [19] และ [20] แต่มีการประมวลผลต่อหลังจากการแบ่งส่วนบนฐานหลักของความรู้ก่อนเพื่อเพิ่มความถูกต้องให้มากขึ้น การแบ่งส่วนภาพเพื่อเพิ่มความถูกต้องนี้จะอยู่บนพื้นฐานของงานวิจัย [8] ที่เส้น

โค้งแบ่งส่วนจะถูกบังคับให้เคลื่อนที่ในบริเวณแคบๆ ที่สร้างจากความรู้ก่อน นอกจากนี้วิทยานิพนธ์นี้ยังได้นำเสนอการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ความรู้ก่อนกับภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน เช่นภาพเอ็มอาร์หัวใจ (Cardiac MRI) โดยปรับค่าความเข้มของวัตถุภาพในเส้นโค้งแบ่งส่วนเพื่อให้วัตถุมีความเป็นเนื้อเดียวกัน โดยสามารถปรับได้สองแบบคือ การปรับความเข้มหลังจากการแบ่งส่วนตามงานวิจัย [21] และ [20] และการปรับความเข้มทุกๆ N รอบของการปรับค่าตามงานวิจัย [19] และ [20]

1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อพัฒนาระบบแบ่งส่วนภาพบนพื้นฐานของวิธีเลเวลเซตโดยมีการร่วมเอาความรู้ก่อนเข้าไปช่วยในการแบ่งส่วนภาพ
2. เพื่อพัฒนาวิธีการเพิ่มความสามารถของระบบการแบ่งส่วนภาพแบบใช้ความรู้ก่อนที่มีอยู่
3. เพื่อพัฒนาระบบแบ่งส่วนภาพที่สามารถแบ่งส่วนภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1. ปรับปรุงวิธีการแบ่งส่วนภาพบนพื้นฐานของวิธีการเลเวลเซตที่มีการใช้ข้อมูลของความรู้ก่อนเชิงรูปร่างในรูปแบบของฐานหลักที่คำนวณโดยวิธี PCA บนกลุ่มเส้นโค้งแบ่งส่วนตัวอย่างเข้ามาช่วย โดยการปรับเส้นโค้งให้เคลื่อนที่อีกครั้งหนึ่งโดยวิธีตามงานวิจัย [8] ภายในบริเวณที่จำกัด ซึ่งสร้างจากความรู้ก่อนที่ได้จากวิธีการแบ่งส่วนขั้นแรกโดยทดสอบวิธีการที่นำเสนอทั้งกับภาพที่สร้างขึ้นเองและภาพเอ็มอาร์หัวใจในกรณีในพื้นที่หัวใจมีลักษณะเป็นเนื้อเดียวกัน

2. ปรับปรุงวิธีการแบ่งส่วนภาพของวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันโดยวิธีเลเวลเซตร่วมกับความรู้ก่อนเชิงรูปร่าง โดยใช้วิธีปรับความเข้มของภาพภายในเส้นโค้งแบ่งส่วนเพื่อให้วัตถุมีความเป็นเนื้อเดียวกันโดยทดสอบวิธีการที่นำเสนอกับภาพเอ็มอาร์หัวใจ

1.5 วิธีดำเนินการวิจัย

1. ศึกษาวิธีเคลื่อนที่ของเส้นคอนทัวร์และพื้นผิวโดยวิธีเลเวลเซต
2. ศึกษาความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับการแบ่งส่วนภาพ
3. ศึกษาการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีเลเวลเซต และการใช้ความรู้ก่อนร่วมกับสมการของเลเวลเซต

4. วิเคราะห์และพัฒนาวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ความรู้ก่อนร่วมกับสมการเล

เวลเซต

5. ทดสอบและวัดประสิทธิภาพของวิธีการแบ่งส่วนภาพที่พัฒนาขึ้น

6. เปรียบเทียบและวิเคราะห์ผลจากการทดลอง

7. จัดทำรายงานฉบับสมบูรณ์

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้วิธีการแบ่งส่วนใหม่ในการแบ่งส่วนภาพเฉพาะกลุ่มที่ต้องการความถูกต้อง

สูง

2. โปรแกรมการแก้สมการเลเวลเซตในรูปแบบพื้นฐาน เพื่อเป็นส่วนประกอบในโปรแกรมใช้เลเวลเซตในงานทางด้านอื่น

3. โปรแกรมการแบ่งส่วนภาพที่ใช้ความรู้ก่อนเข้ามาร่วมที่มีความถูกต้องสูง

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 วิธีการเลเวลเซต

ในการแก้ปัญหาของ Active Contour แบบเดิมนิยมใช้พิกัด (x, y) ที่เส้นโค้งแบ่งส่วนวางอยู่เป็นตัวแทนของเส้นโค้งนั้น นั่นคือเส้นโค้งแบ่งส่วนสามารถแสดงได้ดังสมการที่ (2.1)

$$\mathbf{C}(p, t) = \begin{bmatrix} x(p, t) \\ y(p, t) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

โดย $p \in [0, 1]$ เป็นพารามิเตอร์แสดงตำแหน่งของจุดต่างๆบนเส้นโค้ง และ $t = [0, \infty)$ คือเวลาที่เส้นโค้งเคลื่อนที่ สำหรับในกรณีของเส้นโค้งแบ่งส่วนนั้นมีความสมบัติอีกหนึ่งข้อที่เพิ่มเข้ามาคือ เป็นเส้นโค้งปิดตั้งนิยามในสมการที่ (2.2)

$$\mathbf{C}(0, t) = \mathbf{C}(1, t) \quad (2.2)$$

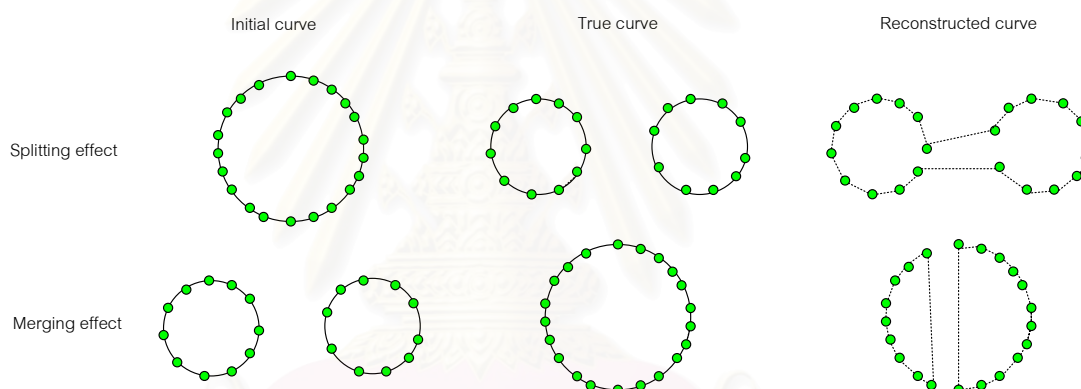
เส้นโค้งแบ่งส่วนที่ถูกนิยามขึ้นนี้จะถูกเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งที่เป็นขอบภาพหรือบริเวณที่สามารถแยกวัตถุที่สนใจออกจากฉากหลังได้ ซึ่งเส้นโค้งแบ่งส่วนนี้สามารถหาได้โดยการหาเส้นโค้ง \mathbf{C}^* ที่ทำให้ Cost Function ที่นิยามขึ้นมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งการนิยาม Cost Function นี้สามารถนิยามได้หลายแบบซึ่งจะกล่าวถึงในรายละเอียดต่อไป

ปัญหาที่มักเกิดขึ้นเมื่อแสดงเส้นโค้งแบ่งส่วนตามสมการที่ (2.2) มีดังนี้

1. ในการเคลื่อนที่ของเส้นโค้งอย่างมีเสถียรภาพจำเป็นต้องใช้ time step ที่น้อย
2. ในบริเวณที่มีความโค้งสูงจุดที่ใช้แสดงเส้นโค้งมักจะกระจุกตัวรวมกันทำให้การคำนวณไม่มีเสถียรภาพ จำเป็นต้องมีการปรับพารามิเตอร์ใหม่ซึ่งทำให้เส้นโค้งที่ได้มีความคลาดเคลื่อนไปจากขอบจริงของวัตถุ
3. จะเกิดปัญหาในการสร้างเส้นโค้งหลังจากที่ที่เส้นโค้งมีการแยกตัวหรือรวมตัวกันดังแสดงในรูปที่ 2.1
4. ไม่สามารถแสดงความเป็นเหลี่ยมมุมได้อย่างถูกต้อง

ซึ่งต่อมา Osher และ Sethian ได้นำเสนอวิธีการ Level set เพื่อใช้ในแก้ปัญหาการเคลื่อนที่ของเส้นโค้ง โดยนิยามการแสดงผลเส้นโค้งขึ้นมาใหม่ ซึ่งวิธีการนี้จะไม่เกิดปัญหาเช่นเดียวกับที่เกิดขึ้นในกรณีที่แสดงผลเส้นโค้งตามสมการที่ (2.1) โดยสรุปแล้ววิธีการเลเวลเซตมีข้อดีดังนี้ [25]

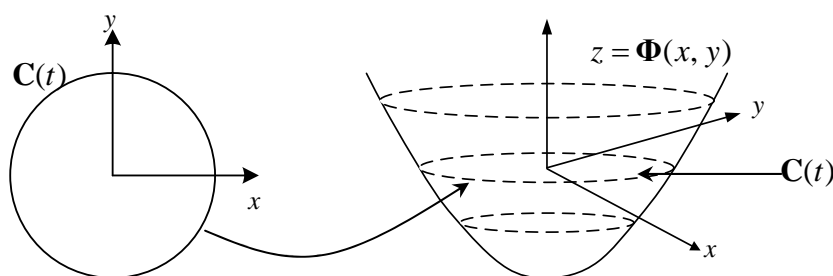
1. การเคลื่อนที่ของเส้นโค้งเปลี่ยนจากการปรับพิกัดโดยตรงมาเป็นการปรับ Amplitude ที่พิกัดต่างๆ ทำให้การคำนวณมีเสถียรภาพมากกว่า
2. ไม่เกิดปัญหาในกรณีที่เส้นโค้งจำเป็นต้องมีการรวมตัวหรือแยกตัว
3. เส้นโค้งสามารถแสดงความเป็นเหลี่ยมมุมได้ดี
4. สามารถนำไปใช้กับข้อมูลบนพิกัดที่มีมิติขนาดเท่าใดก็ได้



รูปที่ 2.1 ปัญหาการรวมตัวและแยกตัวของเส้นโค้งที่ใช้จุดพิกัด (x, y) ในการแสดงผลเส้นโค้ง โดยเส้นที่บแสดงเส้นโค้งที่ต้องการและเส้นประแสดงเส้นโค้งที่สามารถสร้างขึ้นได้

วิธีการเลเวลเซตเป็นวิธีการแสดงผลเส้นโค้ง $C(t)$ ให้อยู่ในรูปของพื้นผิว (Surface) ที่มีมิติมากกว่าเดิม 1 มิติ และค่าในมิติใหม่นี้แทนด้วยฟังก์ชัน Φ ซึ่งโดยปกติจะนิยามให้เป็น Signed Distance Function ดังนิยามในสมการที่ (2.3) โดย d เป็นระยะทางจาก \mathbf{x} ไปยังเส้นโค้ง $C(t)$ โดย Φ จะมีค่าเป็นลบภายในเส้นโค้ง $C(t)$ และมีค่าเป็นบวกภายนอกเส้นโค้ง $C(t)$ ดังแสดงในรูปที่ 2.2 โดยเส้นโค้งที่สนใจหรือเส้นโค้งแบ่งส่วนคือ $C(t)$ บนระนาบ x และ y ของรูปทางซ้ายมือ ซึ่งจะถูกวางบนระนาบ $z = 0$ ของ Signed Distance Function ในรูปทางขวามือ หรือเป็นเส้นคอนทัวร์ที่มีค่า Signed Distance Function เท่ากับ ศูนย์นั่นเอง

$$\Phi(\mathbf{x}, t) = \pm d \quad (2.3)$$



รูปที่ 2.2 การสร้าง Signed Distance Function จากเส้นคอนทัวร์ปิด

เลเวลเซตฟังก์ชันหรือ Signed Distance Function นั้นสามารถเคลื่อนที่ได้ด้วยความเร็วที่นิยามขึ้น โดยความเร็วของเลเวลเซตฟังก์ชันนี้สามารถแบ่งได้ 3 ชนิด ดังนี้

2.1.1 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยความเร็วภายนอก

2.1.2 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยความเร็วจากค่าความโค้ง

2.1.3 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยความเร็วที่มีทิศทางตั้งฉากกับพื้นผิว

ซึ่งรายละเอียดสามารถอธิบายได้ดังนี้

2.1.1 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยความเร็วภายนอก

ในหัวข้อนี้จะอธิบายการคำนวณการเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยอิทธิพลจากความเร็วภายนอก $\vec{V} = [u, v, w]$ ซึ่งสามารถแสดงสมการการเคลื่อนที่ได้ดังนี้

$$\Phi_t + \vec{V} \cdot \nabla \Phi = 0 \quad (2.4)$$

โดยพจน์แรกของสมการคืออนุพันธ์ของเลเวลเซตฟังก์ชันเทียบกับเวลา t ส่วน ∇ คือตัวดำเนินการเกรเดียนต์ นั่นคือพจน์ที่สองของสมการที่ (2.4) แสดงได้ดังนี้

$$\vec{V} \cdot \nabla \Phi = u\Phi_x + v\Phi_y + w\Phi_z \quad (2.5)$$

จากสมการที่ (2.4) เราสามารถแก้ไขปัญหาใน Discrete Domain ได้โดยใช้วิธีการประมาณค่าอนุพันธ์ ซึ่งโดยทั่วไปสามารถประมาณได้ 3 วิธี คือ First-order forward difference, First-order backward difference และ Second-order central difference ดังแสดงในสมการที่ (2.6) ถึง (2.8) ตามลำดับ

$$D^+ \Phi = \frac{\partial \Phi}{\partial x} \approx \frac{\Phi_{i+1} - \Phi_i}{\Delta x} \quad (2.6)$$

$$D^- \Phi = \frac{\partial \Phi}{\partial x} \approx \frac{\Phi_i - \Phi_{i-1}}{\Delta x} \quad (2.7)$$

$$D^0 \Phi \frac{\partial \Phi}{\partial x} \approx \frac{\Phi_{i+1} - \Phi_{i-1}}{2\Delta x} \quad (2.8)$$

เมื่อใช้การประมาณสมการอนุพันธ์แบบ Forward difference (สมการที่ (2.6)) สามารถเขียนสมการที่ (2.4) ใหม่ได้เป็น

$$\frac{\Phi^{n+1} - \Phi^n}{\Delta t} + \vec{V}^n \cdot \nabla \Phi^n = 0 \quad (2.9)$$

โดย Φ^n , \vec{V}^n และ $\nabla \Phi^n$ คือ เลเวลเซตฟังก์ชัน ความเร็วภายนอก และเกรเดียนต์ของเลเวลเซตฟังก์ชันที่เวลา t_n ตามลำดับ อย่างไรก็ตามการหาอนุพันธ์เชิงพื้นที่โดยประมาณค่าตามสมการที่ (2.6), (2.7) หรือ (2.8) นั้นไม่สามารถคำนวณการเคลื่อนที่ของเส้นโค้งได้อย่างถูกต้อง การประมาณค่าอนุพันธ์เพื่อให้ได้ผลการเคลื่อนที่ที่ถูกต้องนั้นจำเป็นต้องพิจารณาถึงทิศทางการเคลื่อนที่ของข้อมูลด้วย ซึ่งวิธีการประมาณค่าอนุพันธ์ของเลเวลเซตฟังก์ชันนี้เรียกว่า Upwind Scheme ซึ่งวิธีการพิจารณาดังนี้ (เนื่องจากการหาอนุพันธ์ในแนวแกน x, y และ z มีความเป็นอิสระต่อกัน ดังนั้นในที่นี้จึงพิจารณาการคำนวณเพียงหนึ่งมิติ) สมการเลเวลเซต ณ ตำแหน่ง x_i ที่พิจารณาคือ

$$\frac{\Phi_i^{n+1} - \Phi_i^n}{\Delta t} + u_i^n (\Phi_i)_x^n = 0 \quad (2.10)$$

กรณีที่ 1 $u_i > 0$ ในกรณีนี้ค่าของเลเวลเซตฟังก์ชันมีการเคลื่อนที่จากซ้ายไปขวาตามรูปที่ 2.3(ก) นั่นคือข่าวสารจะถูกแพร่มาจากข้อมูลทางซ้าย (Φ_{x-1}) ดังนั้นการหาอนุพันธ์ของกรณีนี้จะใช้ First-order backward difference ตามสมการที่ (2.7)

กรณีที่ 2 $u_i < 0$ ในกรณีนี้ค่าของเลเวลเซตฟังก์ชันมีการเคลื่อนที่จากขวาไปซ้ายตามรูปที่ 2.3(ข) ในทำนองเดียวกับกรณีที่ 1 การหาอนุพันธ์จะใช้วิธี First-order forward difference ตามสมการที่ (2.6)

เพื่อในการเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันเป็นไปอย่างถูกต้องจำเป็นต้องกำหนดตัวแปรของสมการเลเวลเซตให้เป็นไปตามเงื่อนไขของ Courant-Friedrichs-Lewy (CFL condition) ที่กำหนดให้ความเร็วของคลื่นเชิงตัวเลข (Numerical Wave) จะต้องมากกว่าความเร็วของคลื่นเชิงกายภาพ (Physical Wave) นั่นคือ Δt จำเป็นต้องถูกจำกัดตามสมการที่ (2.11) ในกรณีที่พิจารณาในหนึ่งมิติ

ในกรณีที่ $b > 0$ เส้นคอนทัวร์ที่ระดับชั้นต่างๆของเลเวลเซตฟังก์ชันจะเคลื่อนที่ในทิศทางที่ตั้งฉากกับความเว้า (Concavity) ดังแสดงในรูปที่ 2.4(ก) ซึ่งในท้ายที่สุดเลเวลเซตฟังก์ชันจะหดเข้าและหายไปภายใต้อิทธิพลของความเร็วนี้ ดังแสดงในรูปที่ 2.5 ซึ่งเส้นโค้งรูปดาวจะถูกปรับด้วยความเร็วจากความโค้งจนกลายเป็นวงกลมก่อนที่จะหายไปในที่สุด สำหรับในกรณีที่ $b < 0$ นั้นเส้นคอนทัวร์ที่ระดับชั้นต่างๆของเลเวลเซตฟังก์ชันจะเคลื่อนที่ในทิศทางที่ตั้งฉากกับความนูน (Convexity) ทำให้เลเวลเซตฟังก์ชันจะขยายตัวออกไปเรื่อยๆ ซึ่งในกรณีที่ $b < 0$ นี้จะไม่เป็นประโยชน์ต่อการนำมาใช้งาน ในที่นี้จะพิจารณาเฉพาะในกรณีที่ $b > 0$ ซึ่งการใช้ความเร็วนี้จะช่วยทำให้เส้นโค้งมีความเรียบ (Smooth)

ลักษณะเด่นของความเร็วจากความโค้งคือความเร็วจะมีเฉพาะองค์ประกอบในแนวตั้งฉากกับพื้นผิวเท่านั้น ในอีกความหมายหนึ่งคือความเร็วจะมีทิศทางเดียวกับ $\nabla\Phi$ โดยเมื่อแทนความเร็วจากสมการที่ (2.13) ไปในสมการเลเวลเซตสมการที่ (2.4) จะได้

$$\Phi_t - b\kappa\vec{N} \cdot \nabla\Phi = 0 \quad (2.15)$$

โดยพจน์ของ $\vec{N} \cdot \nabla\Phi$ จะมีค่าเป็น

$$\vec{N} \cdot \nabla\Phi = \frac{\nabla\Phi}{|\nabla\Phi|} \cdot \nabla\Phi = \frac{|\nabla\Phi|^2}{|\nabla\Phi|} = |\nabla\Phi| \quad (2.16)$$

นั่นคือสมการที่ (2.15) สามารถเขียนใหม่ได้เป็น

$$\Phi_t - b\kappa|\nabla\Phi| = 0 \quad (2.17)$$

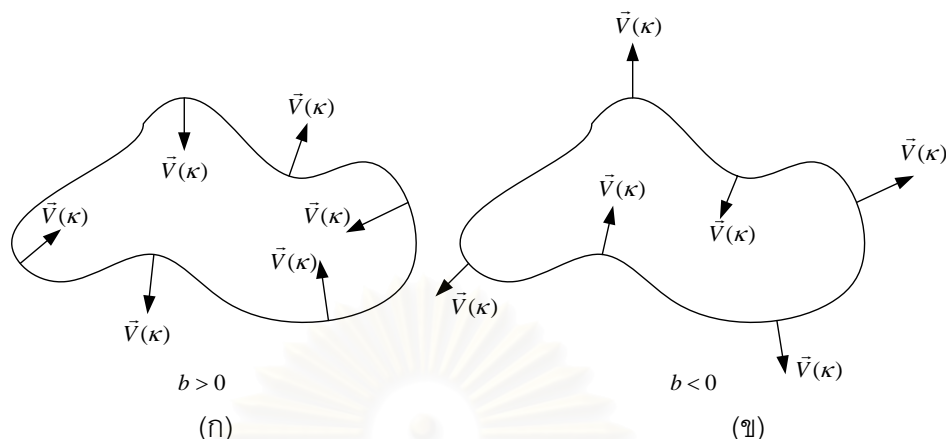
เนื่องจาก $b\kappa|\nabla\Phi|$ ในสมการที่ (2.17) เป็น Parabolic term ทำให้การคำนวณหาอนุพันธ์ไม่จำเป็นต้องใช้ Upwind Scheme ซึ่งในที่นี้จะใช้วิธีการประมาณแบบ Second-order central difference ตามสมการที่ (2.8) ในการประมาณค่า $\nabla\Phi$ และ κ

ในการหาค่าตอบของสมการสามารถทำได้โดยการใช้ First-order Forward Euler ในการประมาณหาค่าอนุพันธ์เทียบกับเวลาดังแสดงในสมการที่ (2.18)

$$\frac{\Phi^{n+1} - \Phi^n}{\Delta t} = b\kappa^n |\nabla\Phi^n| \quad (2.18)$$

สำหรับเงื่อนไขในการตั้งค่า Δt เพื่อให้การแก้สมการเป็นไปอย่างมีเสถียรภาพนั้นค่าของ Δt จะถูกจำกัดดังนี้

$$\Delta t < \left(\frac{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2 + (\Delta z)^2}{2b} \right) \quad (2.19)$$



รูปที่ 2.4 ทิศทางของความเร็วจากความโค้ง (ก) ความเร็วเมื่อ $b > 0$ (ข) ความเร็วเมื่อ $b < 0$

2.1.3 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยความเร็วที่มีทิศทางตั้งฉากกับพื้นผิว

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการเคลื่อนที่ของเลเวลฟังก์ชันโดยอิทธิพลจากความเร็วกายนอกซึ่งมีทิศตั้งฉากกับพื้นผิว นั่นคือความเร็วของสมการเลเวลเซตในกรณีนี้สามารถแสดงได้โดย

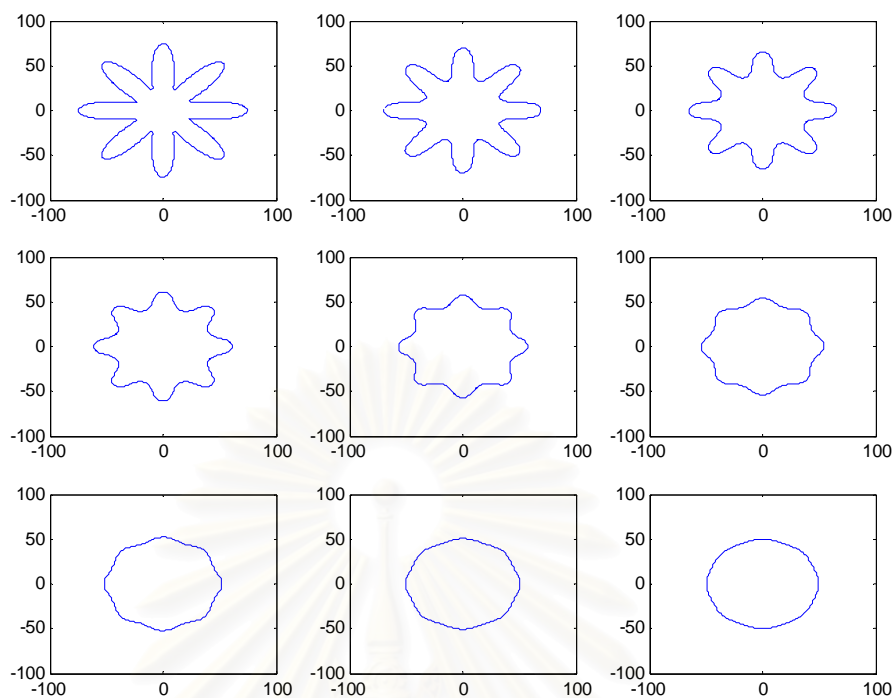
$$\vec{V} = a\vec{N} \quad (2.20)$$

เมื่อแทนค่าความเร็วในสมการที่ (2.20) ลงในสมการเลเวลเซตจะได้สมการเลเวลเซตในกรณีนี้เคลื่อนที่ด้วยความเร็วตั้งฉากกับพื้นผิวดังนี้

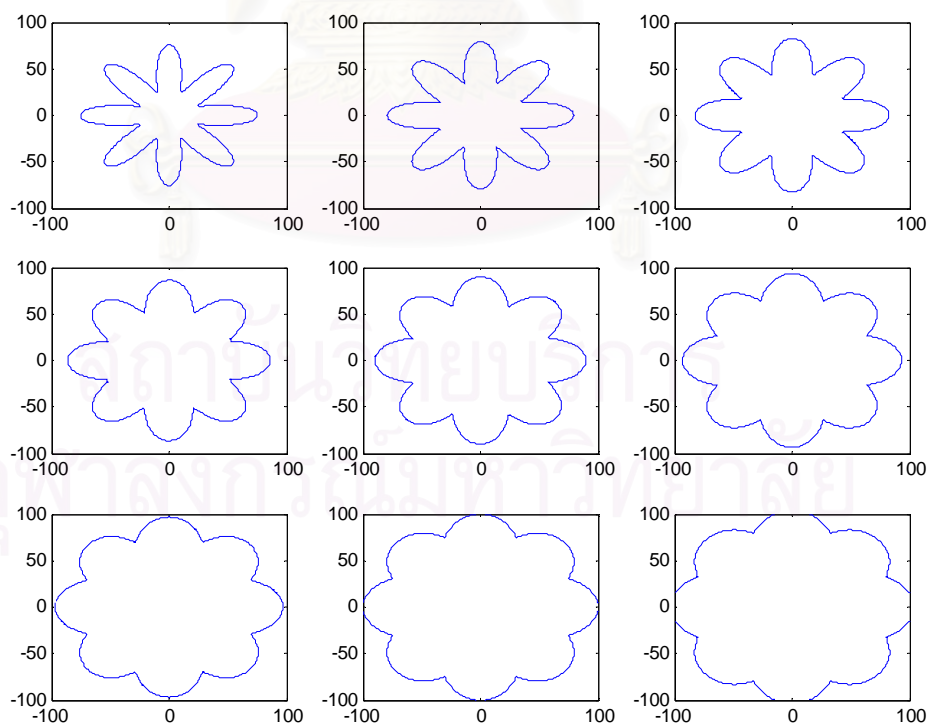
$$\Phi_t + a|\nabla\Phi| = 0 \quad (2.21)$$

โดยความเร็ว a สามารถเป็นได้ทั้งบวกและลบ ในกรณีที่ $a > 0$ เส้นคอนทัวร์ของเลเวลเซตจะเคลื่อนที่ในทิศทางเดียวกับเวกเตอร์ตั้งฉาก \vec{N} ในกรณีที่ $a < 0$ เส้นคอนทัวร์ของเลเวลเซตจะเคลื่อนที่ในทิศทางตรงกันข้ามกับเวกเตอร์ตั้งฉาก \vec{N} และในกรณีที่ $a = 0$ ฟังก์ชันเลเวลเซตจะไม่มีเคลื่อนที่ ตัวอย่างของเส้นโค้งที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วตามสมการที่สามารถแสดงได้ในรูปที่ 2.6 โดยเมื่อกำหนดให้ $a = 0.25$ เส้นโค้งขยายออกตามเวลาที่เพิ่มขึ้น เพื่อให้ง่ายต่อการแก้สมการ สมการที่ (2.21) สามารถเขียนใหม่ได้เป็นสมการที่ (2.22)

$$\Phi_t + \left(\frac{a\Phi_x}{|\nabla\Phi|}, \frac{a\Phi_y}{|\nabla\Phi|}, \frac{a\Phi_z}{|\nabla\Phi|} \right) \cdot \nabla\Phi = 0 \quad (2.22)$$



รูปที่ 2.5 การเคลื่อนที่ของเส้นโค้งภายใต้อิทธิพลของความเร็วจากความโค้ง



รูปที่ 2.6 การเคลื่อนที่ของเส้นโค้งภายใต้อิทธิพลของความเร็วที่ตั้งฉากกับเส้นโค้ง

ในกรณีนี้จะพบว่า Upwind scheme ไม่สามารถนำมาใช้เพื่อคำนวณค่าอนุพันธ์สำหรับแกสมการ (2.22) ได้ เนื่องจากค่าความเร็วที่แต่ละตำแหน่งของเลเวลเซตฟังก์ชันจะขึ้นอยู่กับค่าอนุพันธ์ที่ต้องการจะประมาณค่า ดังเช่นเมื่อพิจารณาในแกน x โดยให้ $a > 0$ เหตุการณ์ที่สามารถเกิดขึ้นได้มีทั้งหมด 4 แบบดังนี้

กรณีที่ 1 $\Phi_x^- > 0$ และ $\Phi_x^+ > 0$ ในกรณีนี้เลเวลเซตฟังก์ชันจะเคลื่อนที่ไปทางขวามือดังแสดงใน (รูปที่ 2.7(ก)) Φ_x^- จะถูกนำมาใช้ในการประมาณค่าอนุพันธ์ตาม Upwind scheme

กรณีที่ 2 $\Phi_x^- < 0$ และ $\Phi_x^+ < 0$ ในกรณีนี้เลเวลเซตฟังก์ชันจะเคลื่อนที่ไปทางซ้ายมือ (รูปที่ 2.7(ข)) Φ_x^+ จะถูกนำมาใช้ในการประมาณค่าอนุพันธ์ตาม Upwind scheme

กรณีที่ 3 $\Phi_x^- < 0$ และ $\Phi_x^+ > 0$ ในกรณีนี้ค่าความเร็วของเลเวลเซตฟังก์ชันเป็นได้ทั้งบวกและลบ ทำให้ไม่สามารถใช้ Upwind Scheme ในการประมาณค่าอนุพันธ์ได้ (รูปที่ 2.7(ค))

กรณีที่ 4 $\Phi_x^- > 0$ และ $\Phi_x^+ < 0$ เช่นเดียวกับกรณีที่ 3 ค่าความเร็วของเลเวลเซตฟังก์ชันเป็นได้ทั้งบวกและลบทำให้ไม่สามารถใช้ Upwind Scheme ในการประมาณค่าอนุพันธ์ได้ (รูปที่ 2.7(ง))

วิธีการของ Godunov [29] ได้ถูกนำมาใช้ในการชั่งประมาณค่าอนุพันธ์ โดยในกรณีที่ 3 เลเวลเซตฟังก์ชันจะมีลักษณะเป็นรูปตัว V ดังแสดงในรูปที่ 2.7(ค) ค่าอนุพันธ์ ณ ตำแหน่งนี้ควรจะมีค่าเป็น 0 เนื่องจากตำแหน่งนี้มีลักษณะคล้ายกับจุดกำเนิดคลื่น ซึ่งไม่ควรมีการเปลี่ยนแปลง ณ จุดนี้ สำหรับในกรณีที่ 4 นั้น เลเวลเซตฟังก์ชันจะมีลักษณะเป็นรูปตัว V กลับหัว ดังแสดงในรูปที่ 2.7(ง) ซึ่งคล้ายกับตำแหน่งที่คลื่นจากสองแหล่งกำเนิดมาพบกัน นั่นคือค่าอนุพันธ์ ณ ตำแหน่งนี้จะมีค่าเท่ากับ Φ_x^+ หรือ Φ_x^- ที่มีอิทธิพลมากที่สุด หรือมีขนาดมากที่สุดนั่นเอง การหาค่าอนุพันธ์ด้วยวิธีการของ Godunov สามารถแสดงเป็นสมการทั่วไปได้ดังนี้

$$(D_x \Phi)^2 \approx \max(\max(D_x^- \Phi, 0)^2, \min(D_x^+ \Phi, 0)^2) \text{ เมื่อ } a > 0 \quad (2.23)$$

$$(D_x \Phi)^2 \approx \max(\min(D_x^- \Phi, 0)^2, \max(D_x^+ \Phi, 0)^2) \text{ เมื่อ } a > 0 \quad (2.24)$$

สำหรับเงื่อนไขของค่า Δt ที่ทำให้การแกสมการมีเสถียรคือ

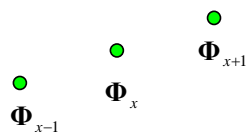
$$\Delta t < \left(\frac{\Delta x}{|H_1|} + \frac{\Delta y}{|H_2|} + \frac{\Delta z}{|H_3|} \right) \quad (2.25)$$

โดย H_1 , H_2 และ H_3 คือ อนุพันธ์ของ $a|\nabla\Phi|$ เทียบกับ x , y และ z ตามลำดับ

ลักษณะการวางตัวของเลเวลเซตฟังก์ชัน

การประมาณค่าอนุพันธ์

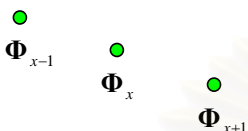
$$\vec{V}(\Phi_x^-) > 0 \quad \vec{V}(\Phi_x^+) > 0$$



$$D_x \Phi = D_x^- \Phi$$

(ก)

$$\vec{V}(\Phi_x^-) < 0 \quad \vec{V}(\Phi_x^+) < 0$$



$$D_x \Phi = D_x^+ \Phi$$

(ข)

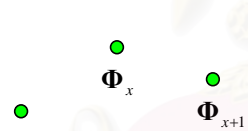
$$\vec{V}(\Phi_x^-) < 0 \quad \vec{V}(\Phi_x^+) > 0$$



$$D_x \Phi = 0$$

(ค)

$$\vec{V}(\Phi_x^-) > 0 \quad \vec{V}(\Phi_x^+) < 0$$



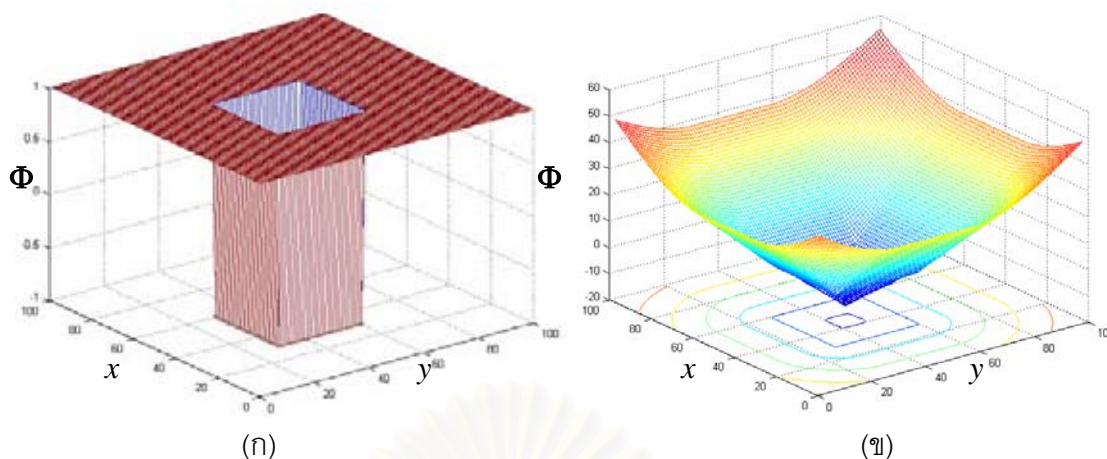
$$D_x \Phi = \arg \max_{\{\Phi_x^-, \Phi_x^+\}} (|\vec{V}(\Phi_x^-)|, |\vec{V}(\Phi_x^+)|)$$

(ง)

รูปที่ 2.7 การคำนวณหาค่าอนุพันธ์โดยใช้วิธีของ Godunov

2.2 การกำหนดความเร็ว ณ บริเวณที่พื้นผิว $\Phi \neq 0$ (Velocity Extending)

เนื่องจากความเร็วจากภาพที่เราพูดถึงนั้นถูกนิยามที่เส้นโค้งที่ระดับ $\Phi = 0$ เท่านั้น ดังนั้นเราจำเป็นต้องกำหนดความเร็วให้กับพื้นผิว ณ จุดที่ไม่เท่ากับศูนย์ด้วย ซึ่งถ้ากำหนดให้ความเร็วของพื้นผิวที่ตำแหน่ง (x, y) มีค่าเท่ากับความเร็วจากภาพที่ตำแหน่งเดียวกันโดยตรงจะเกิดปัญหาคือ พื้นผิวที่ได้จะไม่เป็นเลเวลเซตฟังก์ชันตามที่นิยามไว้ในสมการที่ (2.3) ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ณ ตำแหน่งที่ใกล้กับ $\Phi = 0$ ตามรูปที่ 2.8(ก) ซึ่งอาจทำให้การประมาณการเคลื่อนที่เกิดความผิดพลาดได้



รูปที่ 2.8 (ก) พื้นผิวที่เคลื่อนที่โดยไม่มี Extent Velocity หรือ การสร้างพื้นผิวใหม่
(ข) พื้นผิวหลังจากการสร้างใหม่โดยใช้วิธี Fast Marching

Malladi และคณะ [6] ได้เสนอวิธีการกำหนดความเร็วให้กับบริเวณที่ $\Phi \neq 0$ โดยให้ความเร็วที่จุดใดๆ มีค่าเท่ากับความเร็วของเส้นโค้งที่ใกล้มันมากที่สุด หรือ

$$F_{ext}(\mathbf{x}) = F_{con}(\mathbf{x}_\gamma) \quad (2.26)$$

โดย $\mathbf{x}_\gamma \in \{\mathbf{x} : \Phi(\mathbf{x}) = 0\}$ และ $d(\mathbf{x}_\gamma, \mathbf{x}) \leq d(\mathbf{x}', \mathbf{x})$ เมื่อ $\mathbf{x}' \in \{\mathbf{x} : \Phi(\mathbf{x}) = 0\}$ ซึ่งพื้นผิวที่ได้จากการคำนวณจะมีลักษณะใกล้เคียงกับเลเวลเซตฟังก์ชันมากกว่า

2.3 การสร้างพื้นผิวใหม่จากเส้นโค้งปิด (Reinitialization)

นอกจากการกำหนดความเร็วใหม่ดังที่อธิบายในหัวข้อที่ 2.2 แล้วนั้น การเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ณ ตำแหน่งที่ใกล้กับ $\Phi = 0$ อาจแก้ไขได้โดยการสร้าง Φ ใหม่จาก \mathbf{C} ณ ช่วงเวลานั้นๆ เนื่องจากรูปร่างของ Φ จะค่อยๆ เปลี่ยนแปลงผิวนไปจากสมการที่ (2.3) ที่ละน้อย เราจึงไม่จำเป็นต้องสร้าง Φ ใหม่จาก \mathbf{C} บ่อยๆ โดยทั่วไปจะกำหนดให้มีการสร้างเลเวลเซตฟังก์ชันใหม่ในทุกๆ n รอบการคำนวณ โดยค่า n สามารถกำหนดได้ตามความเหมาะสม สำหรับวิธีการสร้าง Φ ใหม่สามารถทำได้โดยการแก้สมการ Level Set

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \text{sign}(\Phi)(1 - |\nabla \Phi|) \quad (2.27)$$

นอกจากนี้ยังมีการนำเสนอวิธีที่แม่นยำและคำนวณได้รวดเร็วคือวิธี Fast Marching Method แนวคิดของวิธีการนี้คือ สร้างสมการซึ่งแสดงถึงเวลาที่ใช้ในการเดินทางของเส้นโค้งปิด \mathbf{C} โดยกำหนดให้เส้นโค้งเริ่มเดินทางที่เวลา $T = 0$ ซึ่งสมการทั่วไปสามารถแสดงได้

ตามสมการที่ (2.28) โดย T และ F คือเวลาและความเร็วที่ตำแหน่งต่างๆ ภายในโดเมนของภาพ สำหรับเงื่อนไขในการใช้สมการนี้คือ F ต้องมีค่าเป็นบวกหรือลบอย่างใดอย่างหนึ่งเท่านั้น

$$|\nabla T|F = 1 \quad (2.28)$$

จากสมการที่ (2.28) จะเห็นว่าถ้าเราให้ $F = 1$ และให้เส้นโค้งปิดเริ่มต้นคือเส้นคอนทัวร์ที่ตำแหน่งศูนย์ของ Φ จะได้ว่าคำตอบของสมการ T ที่จุดใดๆ จะมีค่าเท่ากับระยะทางที่สั้นที่สุดจากเส้นโค้งปิดไปยังจุดนั้น ซึ่งมีความหมายเดียวกับสมการที่ (2.27) อย่างไรก็ตามการแก้สมการจำเป็นต้องทำสองครั้งคือภายในเส้นโค้งปิดและภายนอกเส้นโค้งปิด สำหรับ Fast Marching Method เป็นวิธีการหนึ่งในการแก้สมการนี้ โดยใช้วิธีการแก้สมการที่ละจุดแทนการแก้สมการแบบวนรอบ จากสมการที่ (2.28) เมื่อกำหนดให้ $F = 1$ สามารถเขียนใหม่ได้เป็นสมการที่ (2.29) ซึ่งสมการที่แต่ละพิกัด (i, j) จะเป็นสมการกำลังสอง (Quadratic equation)

$$\left(\frac{T_{ij} - T_1}{\Delta x}\right)^2 + \left(\frac{T_{ij} - T_2}{\Delta y}\right)^2 = 1 \quad (2.29)$$

โดย $T_1 = \min(T_{i-1,j}, T_{i+1,j})$ และ $T_2 = \min(T_{i,j-1}, T_{i,j+1})$ การแก้สมการที่ (2.29) สำหรับหา T ในสองมิติสามารถแบ่งได้เป็นสองกรณีคือ

กรณีที่ 1 T_{ij} มี Alive point ข้างเคียงเพียงแกนใดแกนหนึ่งเท่านั้นสมการที่ (2.29) สามารถเขียนใหม่ได้เป็น

$$\left(\frac{T_{ij} - T_s}{\Delta x_s}\right)^2 = 1 \quad (2.30)$$

โดย $T_s = T_1$ และ $\Delta x_s = \Delta x$ ในกรณีที่จุดข้างเคียงของ T_{ij} อยู่ในแกน x

$T_s = T_2$ และ $\Delta x_s = \Delta y$ ในกรณีที่จุดข้างเคียงของ T_{ij} อยู่ในแกน y

สมการที่ (2.30) นี้สามารถหาคำตอบได้เป็น $T_{ij} = T_s \pm \Delta x_s$ ซึ่งคำตอบค่ามากจะถูกเลือกใช้ให้เป็นค่า T_{ij} นั้นเนื่องจากเวลาของจุดที่ห่างจากจุดกำเนิดมากกว่าย่อมมีค่ามากกว่าจุดที่อยู่ห่างจากจุดกำเนิดน้อยกว่าเสมอ

กรณีที่ 2 T_{ij} มี Alive point ข้างเคียงทั้งสองแกน จะใช้สมการที่ (2.29) ในการหาคำตอบโดยมีโอกาสที่จะได้คำตอบเป็นศูนย์ถึงสองคำตอบ ซึ่งอาจเกิดกรณีที่คำตอบไม่เป็นไปตามเงื่อนไขของระบบ จำเป็นต้องมีการแก้ไขวิธีการหาคำตอบเพื่อให้เป็นไปตามเงื่อนไขของระบบ นิยามให้

$$P(T_{ij}) = \left(\frac{T_{ij} - T_1}{\Delta x} \right)^2 + \left(\frac{T_{ij} - T_2}{\Delta y} \right)^2 \quad (2.31)$$

ถ้า $P(\max\{T_1, T_2\}) > 1$ จะได้ $T_{ij} < \max\{T_1, T_2\}$ ซึ่งเป็นค่าตอบที่ผิดพลาดไม่เป็นไปตามเงื่อนไขของระบบเนื่องจากค่าของ T_{ij} จะต้องมากกว่าค่าที่มีอยู่ก่อนเสมอ เพื่อที่จะได้คำตอบที่เป็นไปตามเงื่อนไข พจน์ของ T_s ที่มีค่ามากจะถูกละทิ้งไปและจะคำนวณหาค่า T_{ij} จากสมการที่ (2.30) แทน ส่วนในกรณีที่ $P(\max\{T_1, T_2\}) \leq 1$ คำตอบของสมการที่ (2.29) จะมีอยู่สองคำตอบ ซึ่งคำตอบค่ามากจะถูกเลือกให้เป็นคำตอบของ T_{ij}

สำหรับขั้นตอนในการแก้สมการด้วยวิธี Fast Marching สามารถทำได้ตามขั้นตอนดังต่อไปนี้

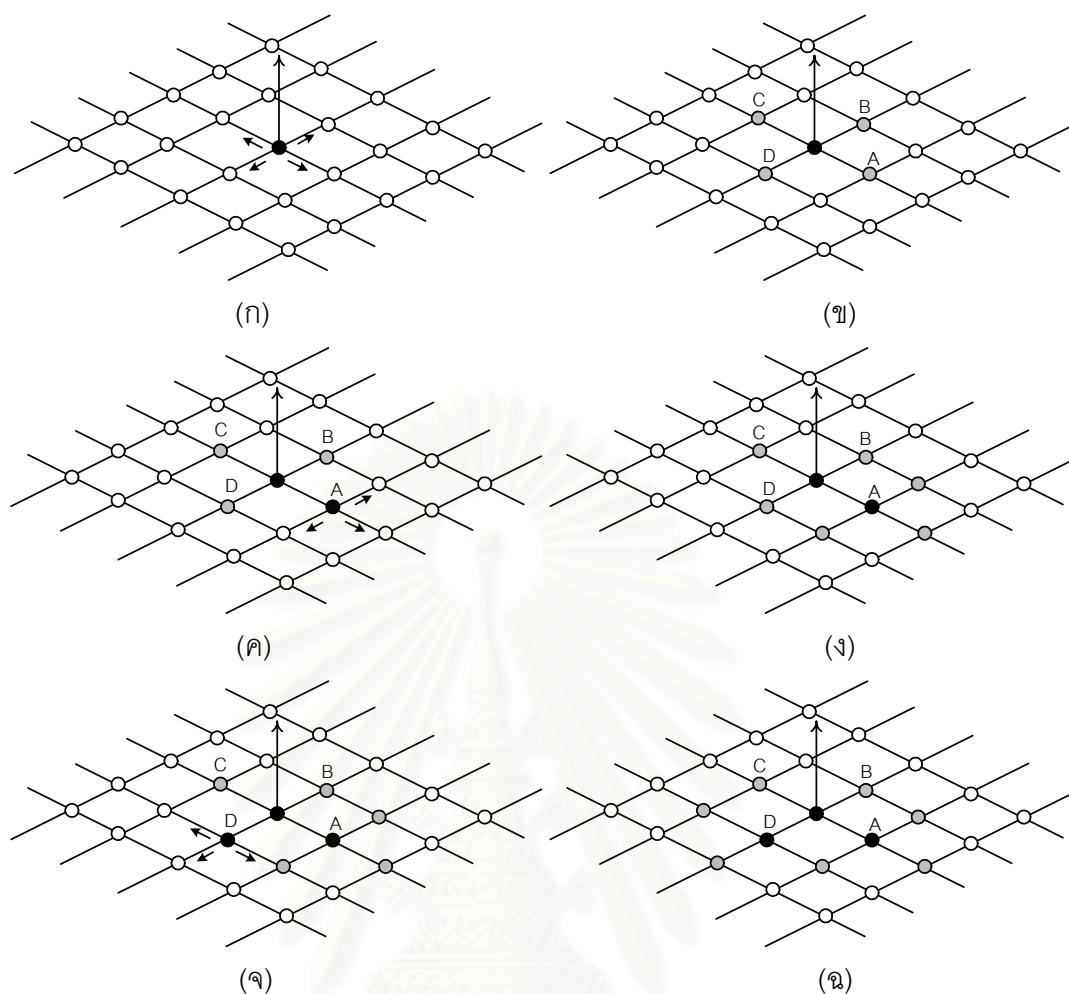
1. Initialization

- 1.1 กำหนดทุกจุดบนเส้นโค้งปิดเริ่มต้น C เป็น Alive point
- 1.2 ให้จุดข้างเคียง (Neighbor) ของ Alive point เป็น Trial point
- 1.3 ให้จุดอื่นๆเป็น Far away point

2. Marching Forward

- 2.1 คำนวณหาค่า T ของ Trial point จากสมการที่ (2.29)
- 2.2 ให้จุดที่มีค่า T น้อยที่สุดเป็น Alive point
- 2.3 ให้จุดข้างเคียง (Neighbor) ของ Alive point จุดใหม่เป็น Trial point
- 2.4 ถ้าทุกจุดยังไม่เป็น Alive point กลับไปเริ่มทำ 2.1 ใหม่

การแก้ปัญหาโดยวิธี fast marching สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2.9 โดยในตัวอย่างนี้เส้นโค้งเริ่มต้นจะถูกแสดงด้วยจุดเพียง 1 จุด (จุดที่บในรูปที่ 2.9(ก)) ต่อมาจุดข้างเคียงของจุดเริ่มจะถูกปรับเป็น trial point และหาค่า T จากค่าของจุดเริ่มต้นแสดงโดยจุดสี่เทาในรูปที่ 2.9(ข) หลังจากนั้นค่าที่น้อยที่สุดของ trial point ใหม่จะถูกเซตให้เป็น alive point เนื่องจากไม่มีจุด alive point ใดสามารถให้ค่าที่ตำแหน่งนี้ได้ต่ำกว่านี้อีกแล้ว จุด alive point ใหม่ที่ได้นี้จะถูกใช้ในการคำนวณเพื่อหาค่าของจุดข้างเคียงของมันดังแสดงในรูปที่ 2.9(ค) จุด trial point ใหม่ที่ได้สามารถแสดงได้โดยจุดสี่เทาในรูปที่ 2.9(ง) เมื่อไม่มีจุด trial ใหม่เกิดขึ้นจากจุด alive point ที่มีทั้งหมดแล้ว จุดที่มีค่าต่ำที่สุดในกลุ่มของ trial นี้จะถูกปรับเป็น alive point ใหม่แสดงโดยจุดที่บในรูปที่ 2.9(จ) หลังจากนั้นจุด trial จะถูกสร้างขึ้นดังแสดงในรูปที่ 2.9(ฉ) สำหรับจุด trail ที่อยู่ข้างเคียงกับจุด D จะเปลี่ยนค่าในกรณีที่ค่าใหม่ที่ได้จาก D มีค่าน้อยกว่า หลังจากนั้นกระบวนการนี้จะถูกทำซ้ำไปเรื่อยๆ จนกระทั่งจุดทุกจุดภายในโดเมนที่สนใจมีสถานะเป็น alive point



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างการคำนวณโดยวิธี fast marching

เนื่องจากเส้นโค้งที่จะใช้สร้าง signed distance function มักจะไม่วางอยู่ที่พิกัด (x, y) ที่เป็นจำนวนเต็มและการแก้สมการที่ (2.28) โดยวิธี Fast marching จะให้ค่าคำตอบ (ระยะทาง) เฉพาะที่พิกัด (x, y) ที่เป็นจำนวนเต็มเท่านั้น ก่อนการสร้าง signed distance function จึงจำเป็นต้องประมาณค่าระยะทางให้กับพิกัดที่อยู่ใกล้กับเส้นโค้งที่ระดับศูนย์ ในกรณีการสร้าง signed distance function จากเส้นโค้ง ลักษณะการวางตัวของเส้นโค้งสามารถแบ่งได้เป็น 5 ลักษณะดังแสดงใน รูปที่ 2.10 ซึ่งมีวิธีในการประมาณระยะทางของพิกัด (x, y) ดังนี้

กรณีที่ 1 ในกรณีที่เส้นโค้งมีการวางตัวดังรูปที่ 2.10(ก) คือจุด p มีจุดข้างเคียงที่ถูกเส้นโค้งคั่นอยู่เพียงหนึ่งจุด ค่าระยะทางที่จุด p จะมีค่าเท่ากับ s ถึงแม้ว่าค่า s จะไม่ใช่ระยะทางที่ใกล้ที่สุดจากจุด p ไปยังเส้นโค้ง แต่เนื่องจากระยะทางของจุดข้างเคียงของ p ที่อีกด้านหนึ่งของเส้นโค้งคือระยะจุดบนเส้นโค้งจุดเดียวกัน นั่นคือการให้ระยะทาง s แก่ p จะไม่ทำให้เส้นโค้งที่ฝังตัวอยู่ใน signed distance function ที่ระดับศูนย์ผิดตำแหน่งไป

กรณีที่ 2 ในกรณีที่เส้นโค้งมีการวางตัวดังรูปที่ 2.10(ข) คือจุด p มีจุดข้างเคียงที่ถูกเส้นโค้งคั่นอยู่สองจุด โดยสองจุดนี้ไม่อยู่ในแนวเดียวกัน ค่าระยะทางที่จุด p จะหาได้จากสมการที่ (2.32) โดย d คือระยะทางที่จุด p

$$\left(\frac{d}{s}\right)^2 + \left(\frac{d}{t}\right)^2 = 1 \quad (2.32)$$

กรณีที่ 3 ในกรณีที่เส้นโค้งมีการวางตัวดังรูปที่ 2.10(ค) คือจุด p มีจุดข้างเคียงที่ถูกเส้นโค้งคั่นอยู่สามจุด ค่าระยะทางที่จุด p จะหาได้จากสมการที่ (2.33)

$$\left(\frac{d}{\min(s_1, s_2)}\right)^2 + \left(\frac{d}{t}\right)^2 = 1 \quad (2.33)$$

กรณีที่ 4 ในกรณีที่เส้นโค้งมีการวางตัวดัง รูปที่ 2.10(ง) คือจุด p มีจุดข้างเคียงที่ถูกเส้นโค้งคั่นอยู่สองจุด โดยทั้งสองจุดนี้อยู่ในแนวเดียวกัน ค่าระยะทางที่จุด p จะหาได้จากสมการที่ (2.34)

$$d = \min(s_1, s_2) \quad (2.34)$$

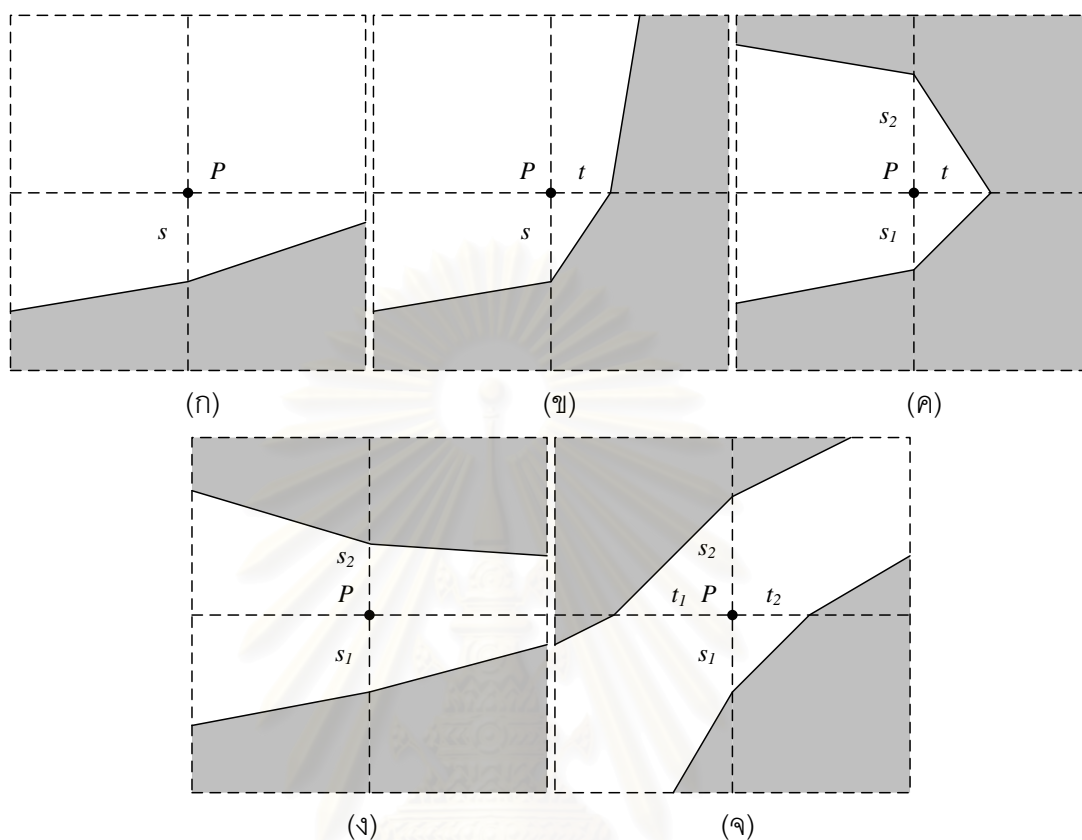
กรณีที่ 5 ในกรณีที่เส้นโค้งมีการวางตัวดังรูปที่ 2.10(จ) คือจุดข้างเคียงทุกจุดของ p ถูกขั้นด้วยเส้นโค้ง ค่าระยะทางที่จุด p จะหาได้จากสมการที่ (2.35)

$$\left(\frac{d}{\min(s_1, s_2)}\right)^2 + \left(\frac{d}{\min(t_1, t_2)}\right)^2 = 1 \quad (2.35)$$

2.3.1 ฮีปซอร์ท (Heap sort)

วิธีการหาค่า T ที่น้อยที่สุดที่นิยมใช้ในขั้นตอนที่ 2.2 คือวิธีฮีปซอร์ท เนื่องจากใช้การคำนวณเพียง $O(\log(N))$ เมื่อ N คือจำนวนของข้อมูลทั้งหมด โดยในที่นี้คือจำนวนข้อมูลที่อยู่ในกลุ่ม trial ข้อมูลจะถูกเก็บในลักษณะของต้นไม้แบบทวิภาค (binary tree) กล่าวคือ แต่ละโหนดพ่อ (parent node) ที่ตำแหน่ง k จะมีโหนดลูก (children node) สองตัวที่ตำแหน่ง $2k$ และ $2k + 1$ โดยโหนดลูกจะต้องที่ค่า T มากกว่าโหนดพ่อเสมอ นั่นคือค่าที่น้อยที่สุดของ T ในกลุ่มของ trial คือ ค่า T ที่ตำแหน่ง $k = 1$ การจัดเรียงข้อมูลเพื่อให้เป็นไปตามเงื่อนไขของการเก็บข้อมูลแบบฮีปมีดังนี้ หลังจากที่มีค่า T ใหม่เพิ่มเข้ามาหลังจากการคำนวณในขั้นตอนที่ 2.2 คือค่า T ใหม่จะแทนที่ T เดิมในกรณีที่ค่า T นั้นอยู่ในกลุ่ม trail อยู่แล้ว แต่จะต่อท้าย T ของ trial ตัวสุดท้ายในกรณีที่เดิม T ตัวนั้นเป็น far away point หลังจากนั้นค่า T ใหม่จะถูกเปรียบเทียบกับค่า T ที่โหนดพ่อของมัน ถ้ามันมีค่าน้อยกว่าโหนดพ่อของมัน มันก็จะสลับตำแหน่งเป็นโหนด

พอแทน และจะถูกเปรียบเทียบกับโหนดพ่อในชั้นถัดไป แต่ถ้ามันมีค่ามากกว่าโหนดพ่ออยู่แล้วก็จะอยู่ ณ ตำแหน่งเดิมต่อไป



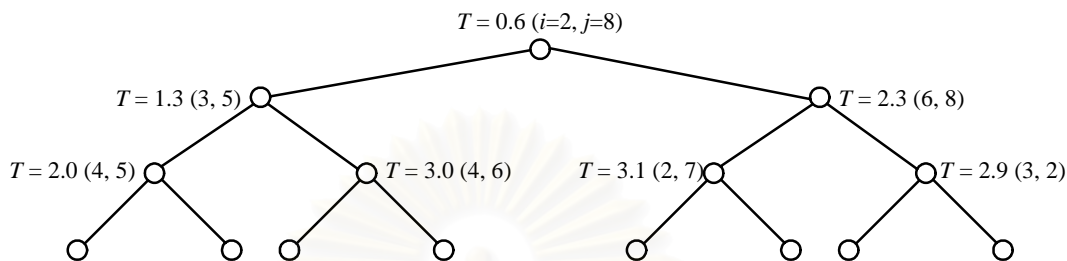
รูปที่ 2.10 ลักษณะการวางตัวของพิกัดจำนวนเต็มที่ใช้เส้นโค้งที่เส้นโค้งที่เป็นไปได้ทั้งหมด

ในรูปที่ 2.11 แสดงตัวอย่างการเปลี่ยนแปลงการจัดเรียงข้อมูลเมื่อมีการปรับค่าของ T โดยรูปที่ 2.11(ก) แสดงการจัดเรียงข้อมูลเริ่มต้นแบบฮีป รูปที่ 2.11(ข) แสดงการเปลี่ยนแปลงค่า T ในโหนดที่ 6 (โหนดที่มีการแรเงา) จากค่าเดิมคือ 3.1 เป็น 2.0 แสดง ค่า T ใหม่ที่คำนวณได้ในโหนดที่ 6 คือ $T = 2.0$ ซึ่งน้อยกว่าค่าเดิมคือ $T = 3.1$ ค่าเดิมจึงถูกแทนที่ด้วย $T = 2.0$ ดังแสดงในรูปที่ 2.11(ข) เมื่อเทียบค่า T ที่โหนด 6 กับโหนดพ่อ (โหนดที่ 3) พบว่าค่าของโหนดลูกมีค่าน้อยกว่า ทำให้มีการสลับตำแหน่งกันระหว่างโหนดทั้งสองดังแสดงในรูปที่ 2.11(ค)

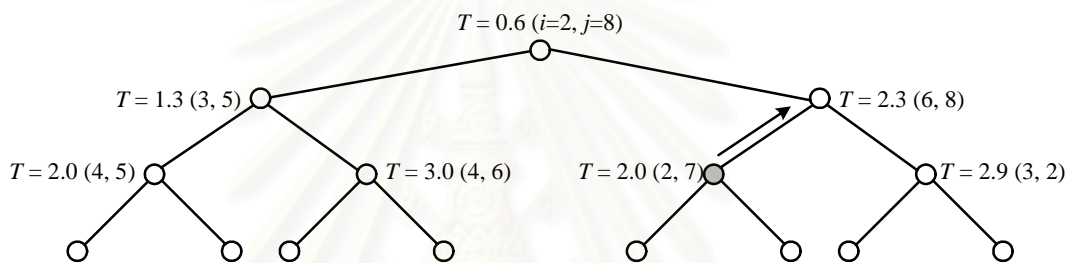
2.4 การประยุกต์ใช้เลเวลเซตในงานแบ่งส่วนภาพ

การแบ่งส่วนภาพคือการแยกภาพของวัตถุที่สนใจออกจากฉากหลังหรือวัตถุอื่นที่ไม่สนใจ ซึ่งโดยทั่วไปบริเวณของวัตถุที่สนใจสามารถแยกออกจากฉากหลังได้โดยอาศัยขอบภาพ ซึ่งเป็นบริเวณที่ความเข้มมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ซึ่ง Malladi และคณะ [6] เสนอให้ใช้ข้อมูลของขอบภาพนี้มานิยามความเร็วของเส้นโค้งแบ่งส่วนภาพ อย่างไรก็ตามยังคงมีภาพบาง

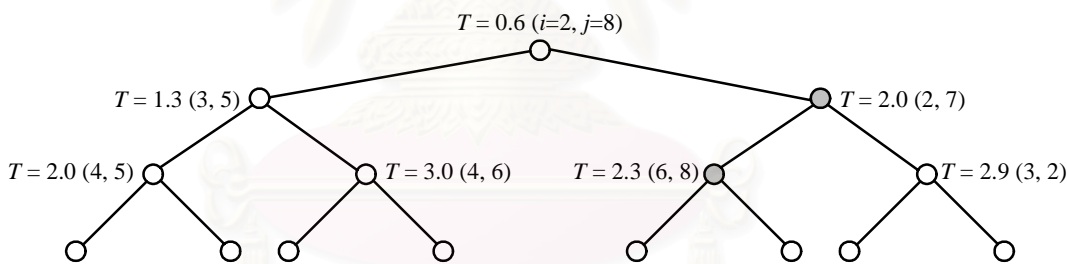
ชนิดที่ไม่มีขอบภาพที่ชัดเจน หรือภาพมีสัญญาณรบกวนสูง ทำให้ไม่สามารถนำข้อมูลของขอบภาพมาใช้ได้ ในกรณีนี้ Chan และ Vese [8] ได้นำเสนอการนิยามความเร็วของเส้นโค้งแบ่งส่วนใหม่ โดยตั้งสมมติฐานว่าบริเวณที่เป็นของวัตถุชนิดเดียวกันจะมีสมบัติบางอย่างที่ใกล้เคียงกัน เช่นมีความเข้มที่ใกล้เคียงกัน



(ก) การเรียงข้อมูลแบบฮีป



(ข) การเปลี่ยนค่าของสมาชิกใน trial



(ค) การจัดเรียงข้อมูลหลังการปรับค่าโดยวิธีฮีปซอร์ท

รูปที่ 2.11 ตัวอย่างการเปลี่ยนแปลงการจัดเรียงข้อมูลแบบฮีปเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงข้อมูล

2.4.1 การนิยามความเร็วจากขอบภาพ

แนวคิดพื้นฐานของ Malladi และคณะ [6] คือ สร้างเส้นโค้งปิดที่เคลื่อนที่ตามความเร็วจากรูปโดยทำยสุดท้ายแล้วเส้นโค้งปิดนี้จะต้องหยุดที่บริเวณขอบภาพซึ่งเป็นบริเวณที่แบ่งวัตถุที่สนใจออกจากฉากหลัง นั่นคือ เส้นโค้งควรจะเคลื่อนที่ได้เร็วในบริเวณที่มีความเป็นขอบต่ำ และมีความเร็วช้ามากในบริเวณที่มีความเป็นขอบสูง ในงานของ Malladi นี้ได้ใช้ค่าเกรเดียนต์ (Gradient) ในการแสดงความเป็นขอบของภาพ การนิยามความเร็วของเส้นโค้งจึงนิยามให้ความเร็วของเส้นโค้งเป็นฟังก์ชันลดของค่าเกรเดียนต์ ดังนี้

$$k_I(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I(x, y)|} \quad (2.36)$$

$$\text{หรือ } k_I(x, y) = e^{-|\nabla G_\sigma * I(x, y)|} \quad (2.37)$$

โดย k_I คือความเร็วของเส้นโค้งที่ได้จากภาพ G_σ คือ ตัวกรองเกาส์เซียน (Gaussian Filter) ที่มีค่าความแปรปรวน (Variance) σ สำหรับสมการเลเวลเซตที่ใช้ในการแบ่งส่วนภาพสามารถแสดงได้ดังนี้

$$\Phi_t + k_I(F_A + F_G)|\nabla\Phi| = 0 \quad (2.38)$$

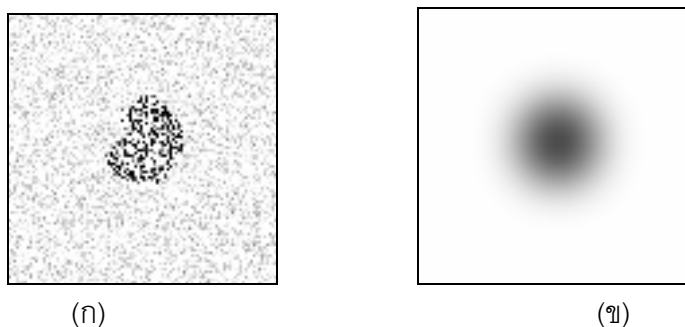
โดย F_G คือค่าความเร็วที่ขึ้นกับความโค้งของพื้นผิว κ นิยามตามสมการที่ (2.14) พจน์ความเร็วนี้เป็นส่วนรักษาเส้นโค้งให้มีความเรียบ (Smooth) และไม่แตกตัวง่ายจนเกินไป ถ้าสมการเลเวลเซตขาดพจน์นี้ไปแล้วอาจทำให้การแบ่งส่วนภาพเกิดการความผิดพลาดได้ดังรูปที่ 2.12 โดยจะเห็นว่าในบริเวณวัตถุที่มีการเปลี่ยนแปลงของความเข้มสูง (รูปม้าทางซ้ายมือ) เส้นโค้งแบ่งส่วนเกิดการแตกตัวจนทำให้การแบ่งส่วนผิดเพี้ยนอย่างมาก สำหรับ F_A เป็นความเร็วคงที่ที่สามารถปรับได้ตามความเหมาะสมเพื่อสร้างสมดุลระหว่างความเร็วจากภาพ k_I และความเร็วจากเส้นโค้ง F_G



รูปที่ 2.12 การแบ่งส่วนภาพโดยใช้ข้อมูลของขอบภาพที่ไม่มีพจน์ของความโค้ง κ

2.4.2 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตโดยอาศัยความเป็นเนื้อเดียวกันของพื้นที่

เนื่องจากการนิยามความเร็วของเลเวลเซตจากเกรเดียนต์ไม่สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อนำไปใช้แบ่งวัตถุที่มีขอบภาพไม่ชัดเจนหรือไม่มีขอบภาพ เช่น ภาพในรูปที่ 2.13 Chan และ Vese [8] จึงได้นำเสนอานิยามของสมการพลังงานใหม่ที่ไม่มีค่าของเกรเดียนต์เข้ามาเกี่ยวข้อง โดยสมการนี้มีเป้าหมายคือ แบ่งบริเวณที่มีความเป็นแบบเดียวกัน (Homogeneous Regions) สองบริเวณออกจากกัน ซึ่งวิธีการนี้สามารถทำงานได้ดีในภาพที่มีสัญญาณรบกวนสูง

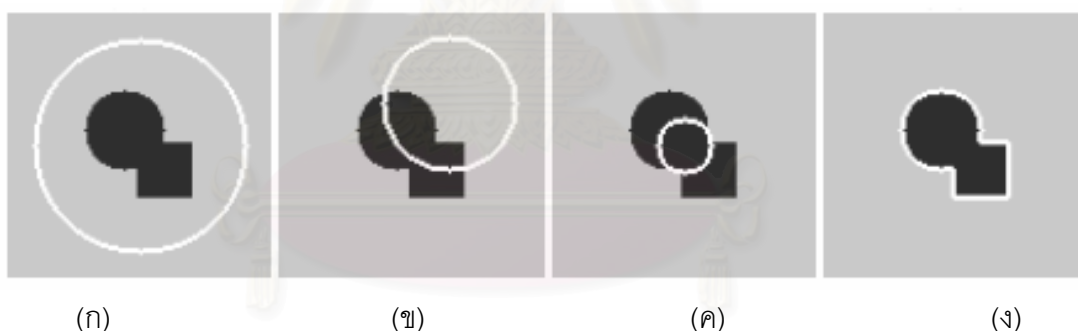


รูปที่ 2.13 (ก) ภาพที่มีสัญญาณรบกวนสูง (ข) ภาพที่ขาดข้อมูลของขอบภาพ

สำหรับแนวคิดพื้นฐานของ Chan และ Vese คือ การแบ่งจุดภาพออกเป็นกลุ่ม โดยตั้งสมมติฐานว่าค่าของความเข้มของวัตถุขึ้นเดียวกันควรมีค่าใกล้เคียงกัน นั่นคือ ผลรวมของค่าความแตกต่างระหว่างความเข้มของทุกจุดภาพกับค่าเฉลี่ยของความเข้มภายในกลุ่มนั้นๆ ควรจะมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งสามารถทำความเข้าใจได้ง่ายขึ้น เมื่อพิจารณาตามรูปที่ 2.14 โดย E_i และ E_o ในภาพเป็นผลรวมของค่าความแตกต่างของความเข้มแต่ละจุดภาพกับค่าเฉลี่ยภายในและภายนอกเส้นโค้งตามลำดับ และ E คือผลรวมของ E_i และ E_o

$$E_i(C) > 0, E_o(C) \approx 0 \quad E_i(C) > 0, E_o(C) > 0 \quad E_i(C) \approx 0, E_o(C) > 0 \quad E_i(C) \approx 0, E_o(C) \approx 0$$

$$E(C) > 0 \quad E(C) > 0 \quad E(C) > 0 \quad E(C) \approx 0$$



รูปที่ 2.14 ค่าพลังงานของเส้นคอนทัวร์ ณ ตำแหน่งต่างๆ

ในกรณีที่ต้องการแบ่งภาพออกเป็น 2 กลุ่ม เช่น การแยกวัตถุออกจากฉากหลัง Chan และ Vese ได้เสนอฟังก์ชันสำหรับ E_i และ E_o ดังนี้

$$E_i(C) = \int_{\text{inside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_i|^2 dx dy \quad (2.39)$$

$$E_o(C) = \int_{\text{outside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_o|^2 dx dy \quad (2.40)$$

พจน์ของความยาวของเส้นคอนทัวร์ปิดถูกเพิ่มเข้าไปในสมการการเคลื่อนที่ของเลเวลเซต เพื่อให้เส้นคอนทัวร์ปิดครอบคลุมวัตถุทั้งก้อนแทนที่จะเป็นกลุ่มของจุดภาพย่อยๆ อนึ่ง พจน์ของพื้นที่ภายในเส้นคอนทัวร์ปิดได้ถูกเพิ่มเข้าไปเพื่อไม่ให้เส้นคอนทัวร์ปิดครอบคลุมภาพทั้งภาพ ทำที่สุดจะได้สมการการเคลื่อนที่ตามสมการที่ (2.41)

$$E(C) = \mu \cdot \text{length}(C) + \nu \cdot \text{area}(\text{inside}(C)) \\ + \lambda_i \int_{\text{inside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_i|^2 dx dy + \lambda_o \int_{\text{outside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_o|^2 dx dy \quad (2.41)$$

โดย μ, ν, λ_i และ λ_o เป็นค่าคงที่ที่มากกว่าศูนย์ ส่วน \hat{I}_i และ \hat{I}_o คือ ค่าเฉลี่ยของความเข้มภายในและภายนอกเส้นคอนทัวร์ปิดตามลำดับ ในสมการที่ (2.41) จะพบว่าพลังงาน E ยังคงเป็นฟังก์ชันของเส้นโค้ง C เราสามารถเปลี่ยนพลังงานนี้ให้เป็นฟังก์ชันของเลเวลเซตได้โดยใช้ความสัมพันธ์ของเลเวลเซตฟังก์ชันดังนี้

$$C = \{(x, y) \in \Omega : \Phi(x, y) = 0\} \\ \text{inside}(C) = \{(x, y) \in \Omega : \Phi(x, y) < 0\} \\ \text{outside}(C) = \{(x, y) \in \Omega : \Phi(x, y) > 0\} \quad (2.42)$$

นั่นคือจากสมการที่ (2.41) เราสามารถแสดง E ให้เป็นฟังก์ชันของเลเวลเซตฟังก์ชัน Φ ได้ดังนี้

$$E(\Phi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\Phi(x, y)) |\nabla \Phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} (1 - H(\Phi(x, y))) dx dy \\ + \lambda_i \int_{\text{inside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_i|^2 (1 - H(\Phi(x, y))) dx dy \\ + \lambda_o \int_{\text{outside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_o|^2 H(\Phi(x, y)) dx dy \quad (2.43)$$

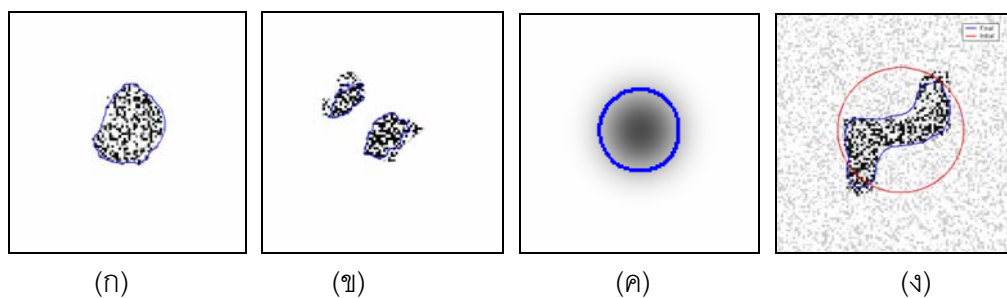
โดย $H(x)$ และ $\delta(x)$ คือฟังก์ชันขั้นบันไดหนึ่งหน่วย (Unit Step Function) และ อิมพัลส์ฟังก์ชัน (Impulse Function) ตามลำดับ ฟังก์ชันทั้งสองสามารถแสดงได้ตามสมการที่ (2.44)

$$H(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad \text{และ } \delta(x) = \frac{d}{dx} H(x) \quad (2.44)$$

เส้นคอนทัวร์ปิดที่ให้ค่า $E(C)$ ต่ำที่สุดสามารถหาได้โดยวิธีการของ Euler และ Lagrange และได้ผลลัพธ์ดังนี้

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) [\mu \kappa + \nu + \lambda_i (I - \hat{I}_i)^2 - \lambda_o (I - \hat{I}_o)^2] = 0 \quad (2.45)$$

รูปที่ 2.15 แสดงผลการแบ่งส่วนภาพด้วยวิธีของ Chan และ Vese จะเห็นว่าวิธีการดังกล่าวสามารถทำงานได้ดีแม้ว่าวัตถุไม่มีขอบภาพและมีสัญญาณรบกวนสูง นอกจากนั้นตำแหน่งของเส้นคอนทัวร์เริ่มต้นมีความอิสระมากกว่าวิธีการของ Malladi และคณะ ดังแสดงในรูปที่ 2.10(ง) นั่นคือ วัตถุที่สนใจไม่จำเป็นต้องอยู่ภายนอกหรือภายในโค้งเริ่มต้นทั้งหมด



รูปที่ 2.15 ความสามารถในการแบ่งส่วนภาพลักษณะต่างๆ

2.5 Principle Component Analysis (PCA)

PCA เป็นการแปลงเชิงเส้น (Linear Transform) ที่ย้ายข้อมูลไปสู่ระบบแกน (coordinate system) ใหม่ โดยข้อมูลที่ฉายไปยังแกนแรก หรือฐานหลักแรกจะมีความแปรปรวนมากที่สุด และความแปรปรวนของข้อมูลในแต่ละแกนจะลดหลั่นกันไป บางครั้งวิธีการนี้ถูกเรียกว่า Karhunen-Loève transform (KLT) PCA ถูกนำมาใช้ในงานหลายแขนง เช่น การรู้จำแบบ (Pattern recognition), การแทนรูปภาพ (Image representation) และการบีบอัดข้อมูล (Data compression) ซึ่งในงานแบ่งส่วนภาพที่ใช้ความรู้ก่อนเข้ามาช่วยแบ่งส่วนภาพ จะใช้ PCA เพื่อเปลี่ยนการแสดงผลเส้นโค้ง จากเลเวลเซตฟังก์ชันเป็นสัมประสิทธิ์ของฐานหลักที่สร้างจากความรู้ก่อนโดยวิธี PCA วิธีนี้จะช่วยให้สามารถแสดงผลเส้นโค้งได้ด้วยข้อมูลจำนวนน้อยลง และเป็นการจำกัดรูปร่างของเส้นโค้งให้เป็นไปได้เพียงในกลุ่มของความรู้ก่อน

ก่อนการทำ PCA จำเป็นที่จะต้องจัดตำแหน่งและขนาดของรูปร่างตัวอย่างให้ใกล้เคียงกันมากที่สุด นั่นคือ การปรับยัด (Registration) จะถูกนำมาใช้เพื่อให้รูปร่างของแต่ละตัวอย่างมีขนาดและรูปร่างที่ใกล้เคียงกัน โดยความรู้ก่อนทั้งหมดที่จะทำ PCA จะถูกแปลงให้เป็นภาพลักษณะฐานสอง (Binary Image) ที่มีความเข้มเป็นหนึ่ง ณ บริเวณที่ฟังก์ชันเลเวลเซตมีค่าน้อยกว่าศูนย์ภายในวัตถุ และมีความเข้มเป็นศูนย์ ณ บริเวณที่ฟังก์ชันเลเวลเซตมีค่ามากกว่าศูนย์ภายนอกวัตถุ เพื่อให้ง่ายต่อการปรับยัด

2.5.1 การปรับยัดภาพ

เนื่องจากภาพลักษณะฐานสองแต่ละภาพที่ได้ อาจมีตำแหน่งและมาตราส่วนที่ไม่ตรงกัน จำเป็นต้องปรับให้ภาพตัวอย่างทั้งหมดมีตำแหน่งและขนาดที่ใกล้เคียงกัน หรือมีความสัมพันธ์กันมากที่สุด โดยกำหนดให้ภาพตัวอย่างแต่ละภาพในเซต $\{I^1, I^2, \dots, I^n\}$ มีการแปลงเชิงพื้นที่ (Spatial Transform) แสดงด้วยพารามิเตอร์ 4 ตัว คือ $\mathbf{p} = [a \ b \ h \ \theta]$ โดย a

และ b คือระยะทางการเคลื่อนที่ในแนวแกน x และ y ตามลำดับ สำหรับ h คือ การย่อขยายของภาพ และ θ คือ การหมุนของภาพ นั่นคือ รูปที่ถูกแปลง \tilde{I} จะมีความสัมพันธ์กับรูปเดิมดังนี้

$$\tilde{I}(\tilde{x}, \tilde{y}) = I(x, y) \quad (2.46)$$

โดย

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \\ 1 \end{bmatrix} &= T[\mathbf{p}] \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & a \\ 0 & 1 & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h & 0 & 0 \\ 0 & h & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.47)$$

การปรับยืด คือ การหาพารามิเตอร์ \mathbf{p} เพื่อให้รูปทุกรูปวางอยู่ในตำแหน่งเดียวกันและมีมาตราส่วนที่ใกล้เคียงกันที่สุด ทั้งนี้สามารถหาค่า \mathbf{p} ได้โดยหาค่า \mathbf{p} ที่ทำให้ Cost Function ในสมการที่ (2.48) ต่อไปนี้มีค่าต่ำที่สุด

$$E_{align} = \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \left\{ \frac{\iint_{\Omega} (\tilde{I}^i - \tilde{I}^j)^2 dA}{\iint_{\Omega} (\tilde{I}^i + \tilde{I}^j)^2 dA} \right\} \quad (2.48)$$

หลังจากจัดตำแหน่งและขนาดของภาพตัวอย่างให้มีความใกล้เคียงกันแล้ว ดังแสดงในรูปที่ 2.16 และรูปที่ 2.17 โดยกลุ่มของภาพตัวอย่างที่เก็บได้ในรูปที่ 2.16 จะถูกปรับยืดจนได้ผลลัพธ์แสดงได้ในรูปที่ 2.17 ภาพลักษณะฐานสองตัวจะถูกแปลงให้เป็น Signed Distance Function ψ โดย $\psi < 0$ ณ จุดภาพที่มีความเข้มเป็น 1 และ $\psi > 0$ ณ จุดภาพที่มีความเข้มเป็น 0 จากนั้นเซตของ Signed Distance Function $\{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_n\}$ จะถูกใช้ในการสร้างฐานหลักของ PCA ต่อไป

2.5.2 การสร้างฐานหลักของ PCA

PCA ถูกเสนอขึ้นเพื่อใช้สร้างฐานหลักจากเซตตัวอย่างที่เก็บได้ เส้นโค้งปิดสามารถแทนได้โดยค่าสัมประสิทธิ์ของฐานหลักแทนที่จะเป็นความสูงที่ตำแหน่งต่างๆของฟังก์ชันเลเวลเซต สำหรับฐานหลักที่ใช้จะคำนวณจาก Mean-offset Function $\{\tilde{\psi}_1, \tilde{\psi}_2, \dots, \tilde{\psi}_n\}$ ซึ่งคำนวณได้ดังนี้

$$\tilde{\psi}_i = \psi_i - \bar{\Phi} \quad (2.49)$$

โดย $\bar{\Phi}$ คือ รูปร่างเฉลี่ยของ signed distance function ซึ่งคำนวณได้ตามสมการที่ (2.50)

$$\bar{\Phi} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \psi_i \quad (2.50)$$

หลังจากนั้น Mean-offset function $\tilde{\psi}_i$ ขนาด $N_1 \times N_2$ จะถูกนำมาเรียงเป็นคอลัมน์เวกเตอร์ $\tilde{\psi}_i$ ขนาด $N = N_1 \times N_2$ มิติ และ $\tilde{\psi}_i$ ที่ได้มาจะถูกนำมาสร้างเมทริกซ์การเปลี่ยนแปลงรูปร่าง (Shape-Variability Matrix) $\mathbf{S} = [\tilde{\psi}_1 \tilde{\psi}_2 \dots \tilde{\psi}_n]$ เวกเตอร์ลักษณะเฉพาะ (Eigenvector) และ ค่าลักษณะเฉพาะ (Eigenvalue) ของ $(1/n)\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ ก็คือ ส่วนหลักของ PCA และความแปรปรวนของ ส่วนหลักนั้นนั่นเอง

ค่าลักษณะเฉพาะ (Eigenvalue) และ เวกเตอร์ลักษณะเฉพาะ (Eigenvector) ของ $(1/n)\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ สามารถหาได้ดังสมการที่ (2.51)

$$\frac{1}{n}\mathbf{S}\mathbf{S}^T = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{U}^T \quad (2.51)$$

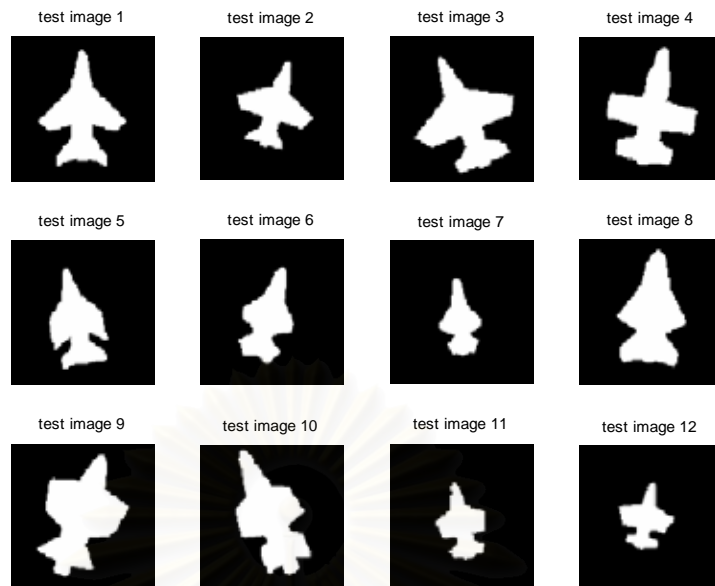
โดยแต่ละคอลัมน์ของ \mathbf{U} คือ เวกเตอร์ลักษณะเฉพาะของ $(1/n)\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ และ $\mathbf{\Sigma}$ คือ เมทริกซ์ทแยงมุม (Diagonal Matrix) ซึ่งมีค่าลักษณะเฉพาะอยู่ในแนวเส้นทแยงมุมของเมทริกซ์ และมีการเรียงลำดับจากมากไปหาน้อย คอลัมน์เวกเตอร์ \mathbf{U}_i อาจเรียกได้อีกอย่างว่า รูปร่างลักษณะเฉพาะ (Eigenshape) เนื่องจากเมื่อเรียงคอลัมน์เวกเตอร์นี้กลับให้มีขนาด $N_1 \times N_2$ ตามขนาดของภาพเดิม ภาพที่ได้จะเป็นส่วนหลักที่สำคัญ (Principal basis) ในการสร้าง Signed Distance Function เพื่อแสดงรูปร่างต่างๆ ในโดเมนของกลุ่มตัวอย่าง

รูปร่างของเส้นโค้งที่แสดงโดย Signed Distance Function สามารถสร้างได้โดยการปรับค่าของ w_i ซึ่งเป็นสัมประสิทธิ์ของแต่ละส่วนหลักดังแสดงในสมการที่ (2.52)

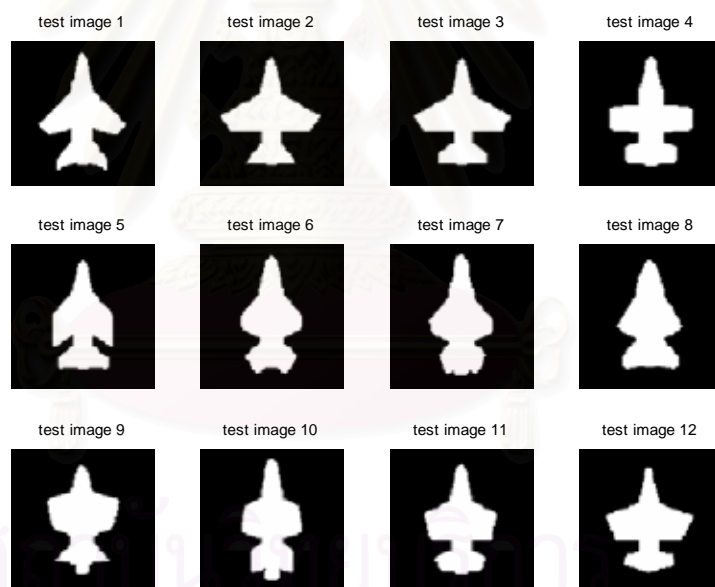
$$\Phi[\mathbf{w}] = \bar{\Phi} + \sum_{i=1}^k w_i \Phi_i \quad (2.52)$$

จากสมการที่ (2.52) Φ ที่ได้จะอยู่ในตำแหน่งเดียวกับกลุ่มตัวอย่างเท่านั้น การทำให้ Φ สามารถเคลื่อนตัวไปยังตำแหน่งต่างๆ ภายในภาพนั้น ทำได้โดยกำหนดให้ Φ เป็นฟังก์ชันของพารามิเตอร์ของการแปลงเชิงพื้นที่ดังนี้

$$\Phi[\mathbf{w}, \mathbf{p}](x, y) = \bar{\Phi}(\tilde{x}, \tilde{y}) + \sum_{i=1}^k w_i \Phi_i(\tilde{x}, \tilde{y}) \quad (2.53)$$



รูปที่ 2.16 กลุ่มของภาพตัวอย่างที่สร้างขึ้นเองก่อนการแปลง



รูปที่ 2.17 กลุ่มของภาพตัวอย่างจากรูปที่ 2.16 หลังการแปลงเชิง

ข้อดีประการหนึ่งในการใช้ PCA หาฐานหลักคือ $\Phi[\mathbf{w}]$ ที่ถูกสร้างโดยการลดฐานหลักที่มีความแปรปรวนน้อยออกไปมากจะมีความแตกต่างกับ $\Phi[\mathbf{w}]$ ที่สร้างจากฐานหลักทุกตัวไม่มากนัก เนื่องจากโดยทั่วไปฐานหลักที่มีความแปรปรวนมากมักมีจำนวนไม่มาก และเมื่อนำไปเปรียบเทียบกับฐานหลักที่มีค่าความแปรปรวนน้อยจะพบว่าค่าความแปรปรวนต่างกันมาก นั่นคือ

การเลือกจำนวนฐานหลักที่เหมาะสมในแต่ละงานจะช่วยลดจำนวนสัมประสิทธิ์ w_i ที่ใช้ได้ ซึ่งจะส่งผลถึงความซับซ้อนในการคำนวณลดลง

2.5.3 ปัญหาของการสร้างฐานหลักโดยวิธี PCA โดยตรง

ในทางปฏิบัติการหาเวกเตอร์ลักษณะเฉพาะของ $(1/n)\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ โดยตรงนั้นทำได้ค่อนข้างยาก เนื่องจากเมตริกซ์ \mathbf{S} มีจำนวนแถวที่มาก ทำให้เมตริกซ์ $(1/n)\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ มีขนาดใหญ่เกินไปซึ่งจำทำให้สิ้นเปลืองทรัพยากรในการคำนวณ (ในกรณีของภาพขนาด 128×128 จะมีจำนวนแถวถึง 16384 แถวซึ่งจะทำให้ เมตริกซ์ $(1/n)\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ มีขนาดถึง 16384×16384) การคำนวณหาเวกเตอร์ลักษณะเฉพาะของ $(1/n)\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ สามารถทำได้ง่ายขึ้นโดยการนำเวกเตอร์ลักษณะเฉพาะของ \mathbf{T} ซึ่งนิยามตามสมการที่ (2.54)

$$\mathbf{T} = \frac{1}{n}\mathbf{S}^T\mathbf{S} \quad (2.54)$$

เมื่อให้ \mathbf{v} คือ เวกเตอร์ลักษณะเฉพาะของ \mathbf{T} และ λ คือ ค่าลักษณะเฉพาะของ \mathbf{v} ที่สัมพันธ์กับ \mathbf{T} เวกเตอร์ลักษณะเฉพาะของ $(1/n)\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ จะมีค่าเท่ากับ $\mathbf{S}\mathbf{v}$ ซึ่งสามารถพิสูจน์ได้ดังนี้

$$\text{ให้} \quad \mathbf{M} = \frac{1}{n}\mathbf{S}\mathbf{S}^T \quad (2.55)$$

$$\mathbf{M}(\mathbf{S}\mathbf{v}) = \frac{1}{n}\mathbf{S}\mathbf{S}^T(\mathbf{S}\mathbf{v}) \quad (2.56)$$

$$= \mathbf{S}\left(\frac{1}{n}\mathbf{S}^T\mathbf{S}\right)\mathbf{v} \quad (2.57)$$

$$= \mathbf{S}(\mathbf{T}\mathbf{v}) \quad (2.58)$$

$$= \mathbf{S}\lambda\mathbf{v} \quad (2.59)$$

$$= \lambda(\mathbf{S}\mathbf{v}) \quad (2.60)$$

การใช้เวกเตอร์ลักษณะเฉพาะ \mathbf{v} นี้จะช่วยลดความซับซ้อนในการคำนวณจาก $O(N^3)$ เหลือเพียง $O(n^3)$ เมื่อ n คือจำนวนของภาพตัวอย่าง

2.6 การวัดผลการแบ่งส่วนภาพ

การวัดประสิทธิภาพของการแบ่งส่วนเป็นจำนวนตัวเลข จะคำนวณโดยอาศัยภาพที่ทราบตำแหน่งเส้นแบ่งส่วนที่ถูกต้อง ในวิทยานิพนธ์นี้ได้ใช้วิธีการวัด 2 วิธี ดังนี้

2.6.1 ความคล้ายเชิงพื้นที่ (Area Similarity: AS)

ภาพลักษณะฐานสอง A และ A_R จะถูกสร้างขึ้นจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนที่ได้จากการทดลองและเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงตามลำดับ โดยบริเวณที่ความเข้มเป็นหนึ่งคือบริเวณของวัตถุที่สนใจ ความคล้ายเชิงพื้นที่ที่สามารถหาได้ตามสมการที่ (2.61) โดยจะมีค่าอยู่ในช่วง $[0,1]$

$$S_{area} = \frac{2n(A_R \wedge A)}{n(A_R) + n(A)} \quad (2.61)$$

โดย \wedge คือตัวดำเนินการแอนด์ และ $n(\cdot)$ คือจำนวนของจุดภาพที่มีความเข้มเป็นหนึ่ง

2.6.2 ระยะทางจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิง

ระยะทางแบบยุคลิดของจุด (x, y) จากเส้นคอนทัวร์อ้างอิง C_R สามารถหาได้ตามสมการที่ (2.62)

$$D(x, y) = \begin{cases} - \min_{(i,j) \in C_R} \sqrt{(x-i)^2 + (y-j)^2}, & (x, y) \text{ is inside } C_R \\ \min_{(i,j) \in C_R} \sqrt{(x-i)^2 + (y-j)^2}, & (x, y) \text{ is outside } C_R \end{cases} \quad (2.62)$$

เมื่อให้ (x, y) คือจุดบนเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วน C กราฟแสดงการกระจายของ $D(x, y)$ จะถูกสร้างขึ้นเพื่อแสดงการกระจายความผิดพลาดของการแบ่งส่วน โดยกราฟที่มีการกระจายต่ำจะแสดงถึงการแบ่งส่วนที่มีความถูกต้องสูง

เพื่อให้ง่ายต่อการเปรียบเทียบในเชิงตัวเลข ในการทดลองนี้จะใช้ค่าเฉลี่ยของระยะทางจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิง ซึ่งจะนิยามตามสมการที่ (2.63)

$$AED = \min_{(i,j) \in C_R} (|D(i, j)|) \quad (2.63)$$

บทที่ 3

การแบ่งส่วนภาพโดยใช้ความรู้เชิงรูปร่าง

ในงานที่ต้องการความแม่นยำสูงในการแบ่งส่วนภาพที่มีค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนต่ำ เช่น ภาพถ่ายทางการแพทย์ วิธีการแบ่งส่วนภาพโดยอาศัยข้อมูลจากภาพเพียงอย่างเดียว ตามที่เสนอมานในบทที่ 2 จะให้ผลที่ไม่ดีนัก ดังที่แสดงในรูปที่ 2.12 การนำความรู้ก่อน (Prior knowledge) เข้ามาประกอบเพื่อช่วยในการแบ่งส่วนภาพให้มีความถูกต้องมากขึ้นจึงถูกนำเสนอขึ้นมากมาย

วิทยานิพนธ์นี้ได้ใช้ความรู้ก่อนเชิงรูปร่างเข้ามาในระบบการแบ่งส่วนภาพตามที่อธิบายในหัวข้อที่ 2.4 เพื่อเพิ่มความถูกต้องในการแบ่งส่วนภาพ สาเหตุที่เลือกใช้ความรู้ก่อนเชิงรูปร่างเนื่องจากเป็นข้อมูลที่เข้าใจง่ายและตรงไปตรงมา กล่าวคือภายในกลุ่มภาพที่ต้องการแบ่งส่วนชุดเดียวกัน ย่อมมีรูปร่างของวัตถุที่ไม่ต่างกันมาก เช่น กลุ่มของภาพเครื่องบิน ย่อมเป็นวัตถุที่มีปีกเหมือนกัน แต่ลักษณะของปีกอาจจะแตกต่างกันบ้าง อย่างไรก็ตามการเก็บและใช้ความรู้ก่อนกับระบบการแบ่งส่วนภาพมีอยู่หลายวิธี [8-28] ซึ่งแต่ละวิธีก็จะมีข้อดีข้อเสียที่ต่างกันไปใน วิทยานิพนธ์นี้เลือกวิธีเก็บความรู้ก่อนอยู่ในรูปของฐานหลักที่สร้างโดยวิธีการ PCA เนื่องจากข้อดีหลายประการอันได้แก่ ใช้พารามิเตอร์จำนวนน้อยในการแสดงเส้นโค้งแบ่งส่วนทำให้มีการคำนวณที่ไม่ซับซ้อนมากนัก และผลการแบ่งส่วนที่ได้มีความถูกต้องค่อนข้างสูง

อย่างไรก็ตามการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการนี้ยังมีข้อจำกัดอยู่บ้าง นั่นคือฐานหลักที่ได้ไม่สามารถเป็นตัวแทนของข้อมูลทางรูปร่างทั้งหมดของภาพกลุ่มนั้นๆ เนื่องจากภาพตัวอย่างที่ใช้ในการสร้างฐานหลักไม่ได้ครอบคลุมทุกรูปร่างที่สามารถเป็นได้ นอกจากนี้โดยวิธีการ PCA ยังมีการตัดฐานหลักที่มีความแปรปรวนต่ำมากๆ ออกไป เมื่อเป็นเช่นนี้แล้ว รูปร่างที่ได้จากการรวมค่าน้ำหนักของทุกๆ ฐานหลักแล้วจึงอาจจะไม่ใช่รูปร่างที่ถูกต้องดังแสดงในรูปที่ 3.1 ซึ่งแสดงการสร้างกลับของรูปร่างที่ไม่ได้อยู่ในกลุ่มตัวอย่างด้วยจำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 10 ฐานหลัก จากรูปที่ 3.1 นี้จะเห็นว่ารูปร่างเครื่องบินที่สร้างกลับโดยรวมความเพี้ยนบนแกนของฐานหลัก 10 แกน (ซึ่งเป็นจำนวนที่มากที่สุดของระบบนี้) ยังคงมีความผิดเพี้ยนจากรูปร่างเดิม และรูปที่ 3.2(ก) แสดงการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ PCA ซึ่งยังให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ไม่ถูกต้องมากนักแม้จะเป็นรูปภาพที่ง่ายๆ สำหรับภาพดังกล่าวสามารถใช้เพียงวิธีการของ Chan และ Vese โดยใช้ข้อมูลของขอบภาพ หรือความเป็นเนื้อเดียวกันก็สามารถแบ่งส่วนภาพได้ถูกต้องดังแสดงในรูปที่ 3.2(ข)



รูปที่ 3.1 การสร้างกลับของรูปร่างชุดทดลองที่จำนวนฐานหลักต่างๆ กัน



(ก)

(ข)

รูปที่ 3.2 ข้อจำกัดของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai (ก) การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai (ข)
การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Chan และ Vese

3.1 การแบ่งส่วนภาพโดยใช้ความรู้ก่อนเชิงรูปร่างที่ได้จากฐานหลักโดยวิธีการ PCA

Leventon [18] เสนอให้ใช้ PCA ในการแสดงความรู้ก่อนเชิงรูปร่างของวัตถุ โดยการเพิ่มพจน์ของเลเวลฟังก์ชันที่ประมาณโดยวิธี MAP เพื่อช่วยปรับลักษณะของเส้นโค้งให้คล้ายคลึงกับรูปร่างที่ได้จากความรู้ก่อน ดังแสดงในรูปที่ 3.3 ซึ่งจะเห็นได้ว่าจำเป็นต้องมีการหา

เส้นคอนทัวร์ที่ดีที่สุด Φ^* ในทุกครั้งโดยวิธี ซึ่งทำให้การคำนวณมีความซับซ้อนที่ค่อนข้างสูง Tsai และคณะ [19] และ [20] จึงเสนอให้ใช้พารามิเตอร์ \mathbf{w} และ \mathbf{p} ในการแทนเส้นคอนทัวร์ตามสมการที่ (2.53) และปรับพารามิเตอร์ทั้งสองด้วยสมการพลังงานที่ (2.41) โดยเปลี่ยนจากการหา Φ ที่ทำให้พลังงานต่ำสุดโดยตรงเป็นการหาพารามิเตอร์ \mathbf{w} และ \mathbf{p} และสามารถเขียนสมการพลังงานใหม่ได้ตามสมการที่ (3.5) และ (3.6) โดยกำหนดให้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ภายในมีค่าดังนี้

$$A_i = \int_{image} H(-\Phi[\mathbf{w}, \mathbf{p}])dA \quad (3.1)$$

$$A_o = \int_{image} H(\Phi[\mathbf{w}, \mathbf{p}])dA \quad (3.2)$$

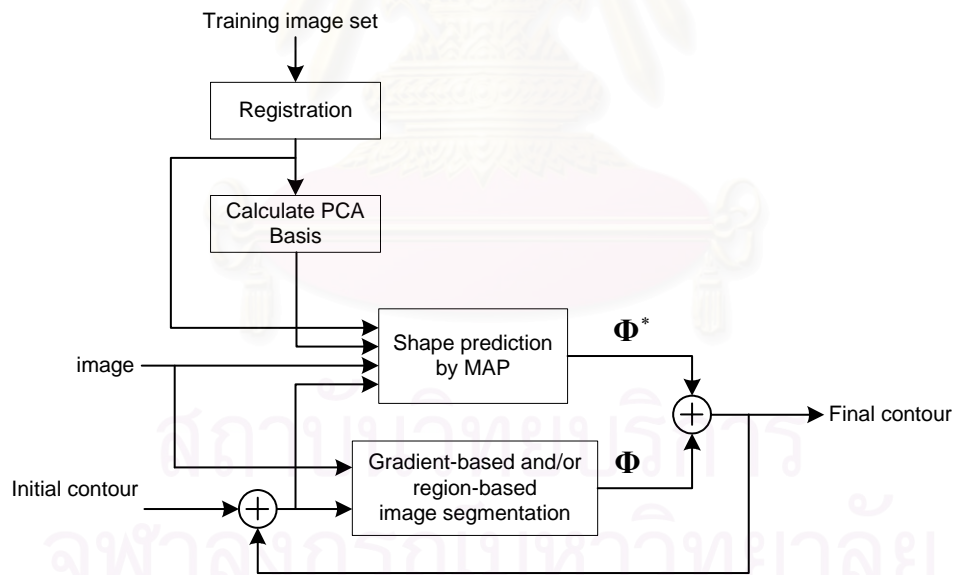
$$S_i = \int_{image} IH(-\Phi[\mathbf{w}, \mathbf{p}])dA \quad (3.3)$$

$$S_o = \int_{image} IH(\Phi[\mathbf{w}, \mathbf{p}])dA \quad (3.4)$$

สมการพลังงานที่ (2.41) สามารถเขียนใหม่ได้เป็น

$$E[\mathbf{w}, \mathbf{p}] = -(\hat{I}_i^2 A_i + \hat{I}_o^2 A_o) \quad (3.5)$$

$$E[\mathbf{w}, \mathbf{p}] = -\left(\frac{S_i^2}{A_i} + \frac{S_o^2}{A_o}\right) \quad (3.6)$$



รูปที่ 3.3 แผนภาพการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Leventon [18]

ค่าพารามิเตอร์ \mathbf{w} และ \mathbf{p} ที่ทำให้สมการพลังงานมีค่าน้อยที่สุด สามารถหาได้โดยวิธี Gradient Descent ตามสมการที่ (3.7) และ (3.8)

$$\mathbf{w}^{(t+1)} = \mathbf{w}^{(t)} - \alpha_w \nabla_{\mathbf{w}} E \quad (3.7)$$

$$\mathbf{p}^{(t+1)} = \mathbf{p}^{(t)} - \alpha_p \nabla_{\mathbf{p}} E \quad (3.8)$$

ซึ่งค่าเกรเดียนต์ของ E ในสมการที่ (2.41) เมื่อเทียบกับ \mathbf{w} และ \mathbf{p} สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\nabla_{\mathbf{w}} E = -2(\hat{I}_i \nabla_{\mathbf{w}} S_i + \hat{I}_o \nabla_{\mathbf{w}} S_o) + (\hat{I}_i^2 \nabla_{\mathbf{w}} A_i + \hat{I}_o^2 \nabla_{\mathbf{w}} A_o) \quad (3.9)$$

$$\nabla_{\mathbf{p}} E = -2(\hat{I}_i \nabla_{\mathbf{p}} S_i + \hat{I}_o \nabla_{\mathbf{p}} S_o) + (\hat{I}_i^2 \nabla_{\mathbf{p}} A_i + \hat{I}_o^2 \nabla_{\mathbf{p}} A_o) \quad (3.10)$$

สำหรับค่าเกรเดียนต์ของ S_i , S_o , A_i และ A_o เมื่อเทียบกับค่าสัมประสิทธิ์ตัวที่ i (w_i) และ พารามิเตอร์ของการแปลงเชิงพื้นที่ตัวที่ j (p_j) สามารถแสดงได้ดังนี้

$$\nabla_{w_i} A_i = -\nabla_{w_i} A_o = -\oint_C \Phi_i ds \quad (3.11)$$

$$\nabla_{p_i} A_i = -\nabla_{p_i} A_o = -\oint_C \nabla_{p_i} \Phi_i ds \quad (3.12)$$

$$\nabla_{w_i} S_i = -\nabla_{w_i} S_o = -\oint_C I \Phi_i ds \quad (3.13)$$

$$\nabla_{p_i} A_i = -\nabla_{p_i} A_o = -\oint_C I \nabla_{p_i} \Phi_i ds \quad (3.14)$$

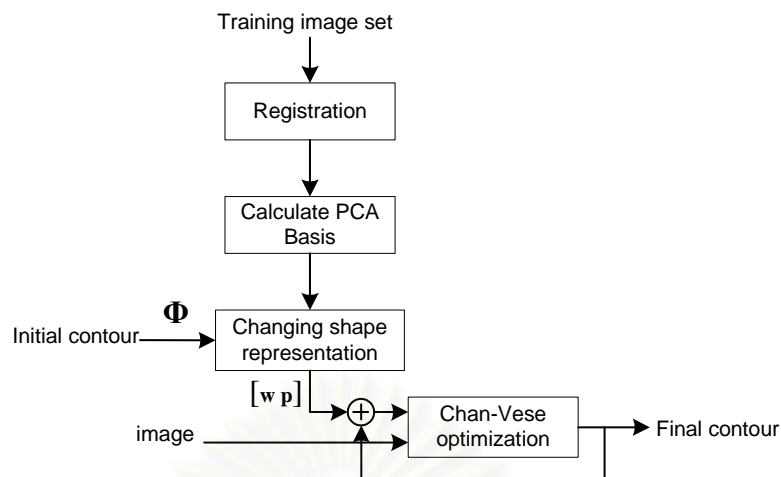
การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการของ Tsai สามารถแสดงได้ในรูปที่ 3.4 โดยเริ่มจากการนำกลุ่มของภาพแบ่งส่วนตัวอย่างมาปรับยืดตามวิธีในหัวข้อที่ 2.5.1 และคำนวณหาฐานหลักของ PCA โดยวิธีในหัวข้อที่ 2.5.2 เพื่อใช้เป็นความรู้ก่อน หลังจากนั้นข้อมูลของความรู้ก่อนจะใช้ในการเปลี่ยนการแสดงเส้นโค้งเริ่มต้นจาก signed distance function เป็นฟังก์ชันของ \mathbf{w} และ \mathbf{p} ตามสมการที่ (2.53) หลังจากนั้นข้อมูลของภาพ และเส้นโค้งแบ่งส่วนในรูปของ \mathbf{w} และ \mathbf{p} จะถูกนำมาใช้ในการประมาณเส้นโค้งแบ่งส่วนที่ถูกต้อง

สำหรับตัวอย่างผลของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการนี้แสดงในรูปที่ 3.5 โดยแถบบนคือ เส้นโค้งแบ่งส่วนเริ่มต้น และแถบล่างคือเส้นโค้งแบ่งส่วนที่ได้โดยวิธีการของ Tsai ชุดภาพในคอลัมน์ที่หนึ่งคือภาพวัตถุสีขาวบนพื้นหลังสีดำ คอลัมน์ที่สองคือ ภาพวัตถุที่ถูกรบวงโดยสัญญาณรบกวน ส่วนคอลัมน์ที่สามคือภาพวัตถุที่มีสัญญาณรบกวนและมีเส้นตารางปิดบัง

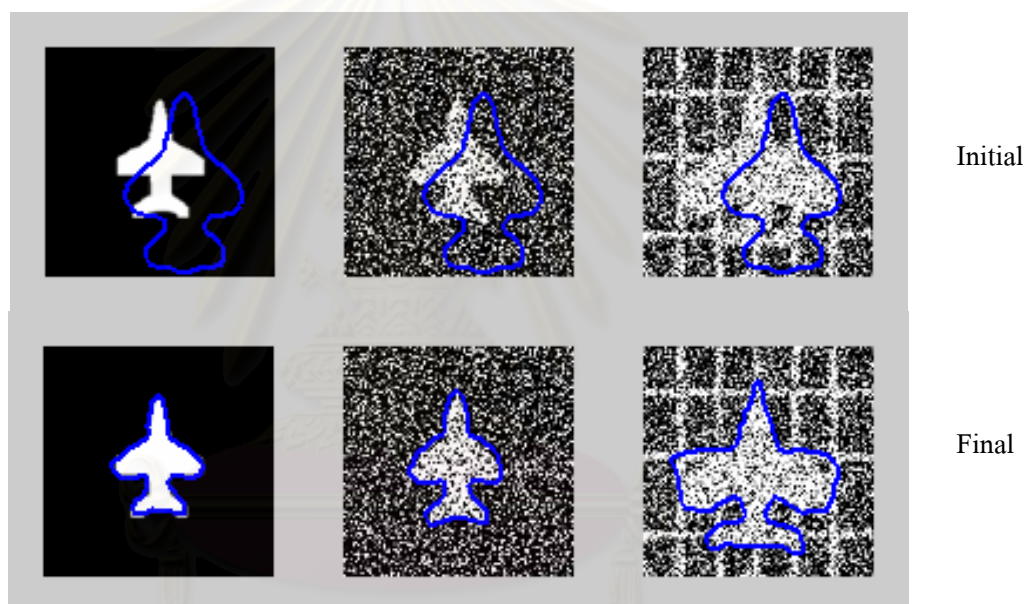
3.2 วิธีการที่นำเสนอ

3.2.1 การแบ่งส่วนวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวโดยการปรับเส้นโค้งโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัด

จากปัญหาการสูญเสียข้อมูลของการตัดฐานหลักที่ไม่สำคัญและข้อจำกัดของข้อมูลที่ได้จากรูปตัวอย่าง ของวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ความรู้เชิงรูปร่างในรูปของฐานหลักของ PCA วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้เสนอวิธีแก้ไขโดยการเคลื่อนเส้นโค้งปิดอีกครั้งหลังจากที่ได้เส้นโค้งปิดด้วยวิธีการปรับฐานหลักตามหัวข้อที่ 3.1 โดยเส้นโค้งปิดจะเคลื่อนที่ตามวิธีของ Chan และ Vese [8] ภายในบริเวณที่จำกัด สำหรับบริเวณที่จำกัดนี้จะถูกสร้างขึ้นจากความรู้ก่อนของกลุ่มภาพนั้นๆ



รูปที่ 3.4 แผนภาพการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai



รูปที่ 3.5 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai [19]

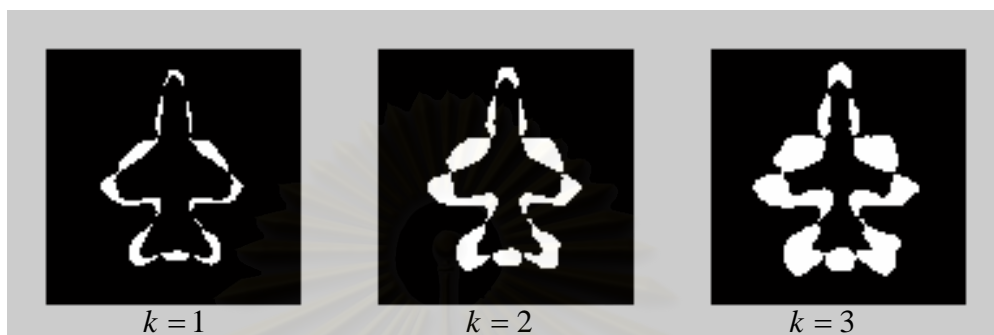
หลังจากที่เส้นโค้งแบ่งส่วนซึ่งเคลื่อนที่โดยการปรับค่า \mathbf{w} และ \mathbf{p} ตามวิธีในหัวข้อที่ 3.1 หยุดการเคลื่อนที่ ค่าพารามิเตอร์ \mathbf{w} และ \mathbf{p} ของเส้นโค้งจะถูกนำมาใช้ในการสร้างพื้นที่จำกัดการเคลื่อนที่ของเส้นโค้ง โดยพื้นที่จะถูกขยายไปอีก $\pm k\boldsymbol{\sigma}$ เมื่อ $\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1 \sigma_2 \sigma_3 \dots \sigma_n]$ คือเวกเตอร์ของค่าลักษณะเฉพาะ หรือสมาชิกในแนวทแยงมุมของ $\boldsymbol{\Sigma}$ ในสมการที่ (2.51) และ k คือค่าคงที่บ่งถึงความกว้างของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ A_{Active} โดยความสำคัญของ k และความกว้างของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่สามารถแสดงได้ในรูปที่ 3.6 นั่นคือพื้นที่ที่เส้นโค้งสามารถเคลื่อนที่ต่อไปได้คือ บริเวณที่มีค่าเป็น 1 ในสมการที่ (3.15)

$$A_{Active} = |H(\Phi[\mathbf{w} + k\boldsymbol{\sigma}, \mathbf{p}]) - H(\Phi[\mathbf{w} - k\boldsymbol{\sigma}, \mathbf{p}])| \quad (3.15)$$

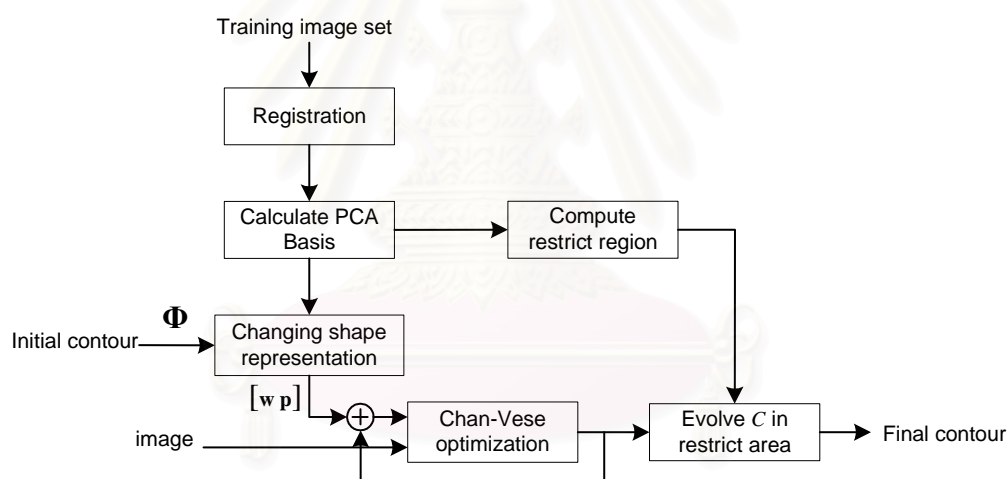
เส้นโค้งแบ่งส่วนที่เคลื่อนที่อีกครั้งนี้จะเคลื่อนที่ตามสมการที่ (3.16)

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) A_{Active} [\mu K + \nu + \lambda_i (I - \hat{I}_i)^2 - \lambda_o (I - \hat{I}_o)^2] \quad (3.16)$$

วิธีการที่นำเสนอนี้สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.7



รูปที่ 3.6 ลักษณะของบริเวณจำกัดบริเวณที่ค่า k ต่างๆ



รูปที่ 3.7 แผนภาพการทำงานของวิธีการปรับเส้นโค้งโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัด

3.2.2 การแบ่งส่วนภาพที่วัตถุไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน

เนื่องจากวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยวิธี Active contour ต่างๆ ที่นำเสนอ [2-28] ส่วนใหญ่จะทำงานบนเงื่อนไขที่วัตถุมีความเป็นเนื้อเดียวกัน ซึ่งการนำวิธีการเหล่านี้มาแบ่งส่วนภาพที่มีวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันจะให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ไม่เป็นที่พอใจ วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอวิธีการแบ่งส่วนภาพที่มีวัตถุที่ไม่เป็นเนื้อเดียวกัน โดยใช้วิธีการปรับความเข้มของวัตถุให้มีความเป็นเนื้อเดียวกันก่อนการแบ่งส่วนภาพ โดยจะนำไปใช้กับภาพเอ็มอาร์หัวใจดังแสดงในรูปที่ 3.8 ซึ่งความเข้มของพื้นที่ภายในมักจะแบ่งออกได้เป็นบริเวณที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน 2

บริเวณ สำหรับวิธีการปรับความเข้มนี้จะอธิบายในหัวข้อที่ 3.2.2.1 ส่วนขั้นตอนวิธีการแบ่งส่วนภาพที่นำเสนอจะอธิบายในหัวข้อที่ 3.2.2.2 และ 3.2.2.3

3.2.2.1 การปรับความเข้มของวัตถุภายในภาพให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน

วิธีการปรับความเข้มเพื่อให้วัตถุมีความเป็นเนื้อเดียวกันนี้เสนอขึ้นเพื่อปรับความเข้มของภาพที่วัตถุประกอบด้วยบริเวณที่มีความเป็นเนื้อเดียวกันสองบริเวณ เริ่มโดยหาขีดแบ่ง (threshold) ที่แบ่งความเข้มในฮิสโทแกรมของจุดภาพภายในบริเวณที่สนใจออกเป็น 2 กลุ่มที่มีความแปรปรวนร่วมกันน้อยที่สุด ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้ได้เลือกใช้วิธีของ Otsu [30] ซึ่งเป็นวิธีการที่ง่ายและตรงไปตรงมา ซึ่งจะได้กล่าวถึงรายละเอียดของวิธีการนี้ต่อไป เนื่องจากเส้นโค้งแบ่งส่วนที่ได้โดยวิธีการในหัวข้อที่ 3.1 จะมีขนาดเล็กกว่าวัตถุ และอยู่ภายในวัตถุเสมอ และบริเวณที่อยู่ภายนอกเส้นโค้งแบ่งส่วนจะมีความเข้มต่ำเสมอ ดังแสดงในรูปที่ 3.8 ซึ่งเป็นลักษณะของภาพเอ็มอาร์หัวใจที่สามารถเกิดขึ้นได้ทั้งหมดโดยมีรายละเอียดดังนี้

รูปที่ 3.8(ก) แสดงภาพของหัวใจที่มีลักษณะเป็นวัตถุเนื้อเดียว ซึ่งเป็นกรณีที่สามารถใช้เงื่อนไขความเป็นเนื้อเดียวกันในการแบ่งส่วนได้

รูปที่ 3.8(ข) แสดงภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณหัวใจห้องล่างขวาแต่หัวใจห้องล่างซ้ายยังคงมีความเข้มต่ำมากซึ่งแสดงถึงสารเรืองแสงที่ฉีดให้แก่ผู้ป่วยเข้าสู่บริเวณหัวใจห้องล่างขวาแล้ว

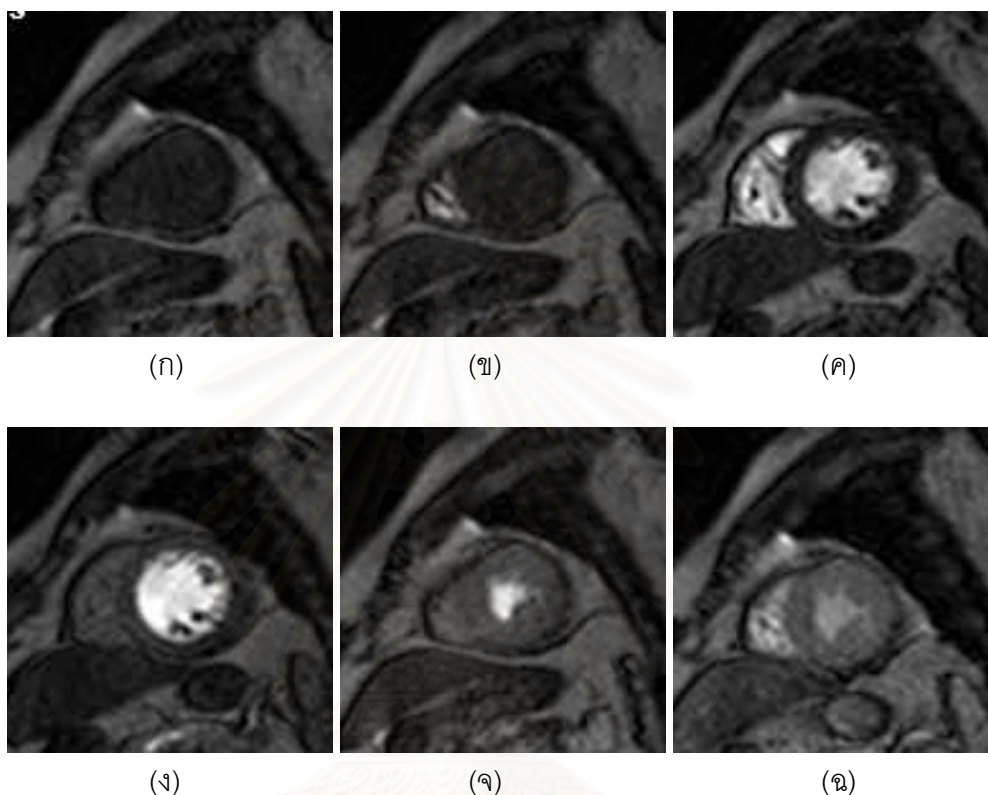
รูปที่ 3.8(ค) แสดงภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณห้องหัวใจทั้งสองห้อง ซึ่งแสดงถึงสารเรืองแสงที่เริ่มเข้าสู่หัวใจห้องล่างซ้ายโดยยังคงมีบางส่วนที่ยังอยู่ในหัวใจห้องล่างขวาโดยส่วนที่มีความเข้มต่ำจะเป็นส่วนที่เป็นผนังหัวใจ

รูปที่ 3.8(ง) แสดงภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่หัวใจห้องล่างซ้าย ซึ่งสารเรืองแสงได้ไหลเข้าสู่หัวใจห้องล่างซ้ายทั้งหมดแล้ว อย่างไรก็ตามในกรณีนี้จะเห็นว่าบริเวณผนังหัวใจมีความเข้มมากกว่ากรณีรูปที่ 3.8(ค) เนื่องจากสารเรืองแสงบางส่วนได้แผ่เข้าสู่เนื้อเยื่อ

รูปที่ 3.8(จ) แสดงภาพหัวใจที่พื้นที่ของความเข้มสูงของหัวใจห้องล่างซ้ายเริ่มลดลงและความเข้มของภาพหัวใจเริ่มสูงขึ้นเนื่องจากสารเรืองแสงแพร่เข้าสู่เนื้อเยื่อของหัวใจ

รูปที่ 3.8(ฉ) แสดงภาพหัวใจที่สารเรืองแสงเริ่มเข้ามาสู่หัวใจห้องล่างซ้ายอีกครั้ง โดยความเข้มที่ภายในห้องหัวใจจะเริ่มน้อยลงเนื่องจากสารเรืองแสงเริ่มถูกกำจัด

จากกรณีของภาพเอ็มอาร์หัวใจที่เกิดขึ้นได้ทั้งหมด จะพบว่าเมื่อเส้นโค้งแบ่งส่วน อยู่ภายในวัตถุโดยล้อมรอบส่วนที่มีความเข้มสูงไว้ การปรับความเข้มของบริเวณนั้นให้ต่ำลง เท่ากับค่าเฉลี่ยของกลุ่มของจุดภาพที่มีความเข้มต่ำ (รูปที่ 3.9) จะทำให้วัตถุที่สนใจมีความเป็น เนื้อเดียวกันเสมอ ดังแสดงในรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.8 ภาพเอ็มอาร์หัวใจแบบต่างๆที่สามารถเกิดขึ้นได้

การหาค่าขีดแบ่งโดยวิธีของ Otsu

เป็นวิธีการหาขีดแบ่งเพื่อให้การกระจายตัวของความเข้มในแต่ละกลุ่มมีค่าน้อยที่สุด ทั้งนี้ยอมให้ ความผกผันภายในกลุ่ม (within-class variance (σ_{within}^2)) เป็นไปตามสมการที่ (3.17) ขีดแบ่งที่ดีที่สุดตามเงื่อนไขของ Otsu คือ T ที่ทำให้ σ_{within}^2 ในสมการนี้มีค่าน้อยที่สุด

$$\sigma_{within}^2(T) = n_B(T)\sigma_B^2(T) + n_O(T)\sigma_O^2(T) \quad (3.17)$$

โดย

$$n_B(T) = \sum_{i=0}^{T-1} p(i) \quad (3.18)$$

$$n_O(T) = \sum_{i=0}^T p(i) \quad (3.19)$$

$$\sigma_B^2(T) = \text{ความแปรปรวนของกลุ่มของจุดภาพที่มีความเข้มต่ำ} \quad (3.20)$$

$$\sigma_O^2(T) = \text{ความแปรปรวนของกลุ่มของจุดภาพที่มีความเข้มสูง} \quad (3.21)$$

การคำนวณหาความผกผันภายในกลุ่มโดยตรงนั้น มีความซับซ้อนที่สูง ซึ่งสามารถลดความซับซ้อนได้โดย การนิยามความผกผันระหว่างกลุ่ม (between-class variance ($\sigma_{between}^2$)) ที่เป็นการนำความแปรปรวนของจุดภาพทั้งหมดลดด้วยความผกผันภายในกลุ่ม ดังแสดงในสมการที่ (3.22)

$$\begin{aligned} \sigma_{between}^2(T) &= \sigma^2(T) - \sigma_{within}^2(T) \\ &= n_B(T)[\mu_B(T) - \mu]^2 + n_O(T)[\mu_O(T) - \mu]^2 \end{aligned} \quad (3.22)$$

โดย σ^2 และ μ คือ ความแปรปรวนรวมของความเข้มของภาพ และความเข้มเฉลี่ยของภาพตามลำดับ ตัวห้อย B และ O แสดงถึงกลุ่มของจุดภาพที่มีความเข้มที่ต่ำ และสูงกว่าขีดแบ่ง T ตามลำดับ เมื่อแทนค่า μ ด้วย $n_B(T)\mu_B(T) + n_O(T)\mu_O(T)$ จะได้สมการใหม่ที่ มีความซับซ้อนในการคำนวณที่น้อยลงดังนี้

$$\sigma_{between}^2(T) = n_B(T)n_O(T)[\mu_B(T) - \mu_O(T)]^2 \quad (3.23)$$

นั่นคือที่ทุกๆค่า T จะมีการคำนวณดังนี้

1. แบ่งความเข้มออกเป็น 2 กลุ่มด้วยค่าขีดแบ่ง
2. คำนวณหาค่าเฉลี่ยของทั้งสองกลุ่ม
3. คำนวณค่ากำลังสองของผลต่างค่าเฉลี่ย
4. คำนวณผลคูณของจำนวน $n_B(T)$ และ $n_O(T)$ กับผลลัพธ์ของข้อที่ 3

สำหรับวิธีการปรับค่า $n_B(T)$ $n_O(T)$ $\mu_B(T)$ และ $\mu_O(T)$ ที่มีความซับซ้อนน้อยที่สุดสามารถทำได้โดย

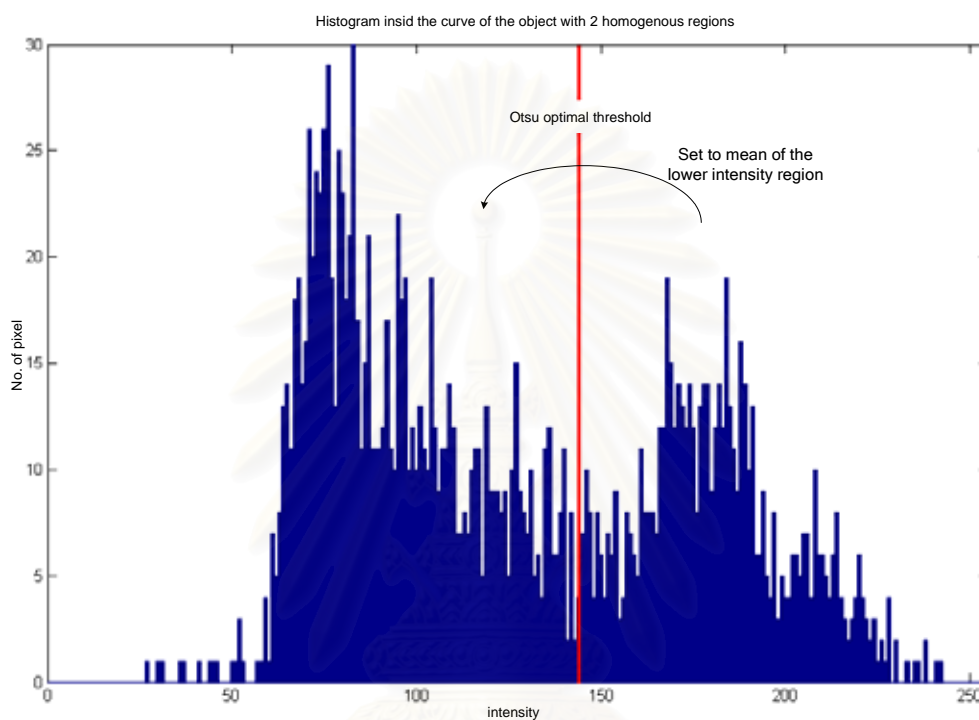
$$n_B(T+1) = n_B(T) + p(T) \quad (3.24)$$

$$n_O(T+1) = n_O(T) - p(T) \quad (3.25)$$

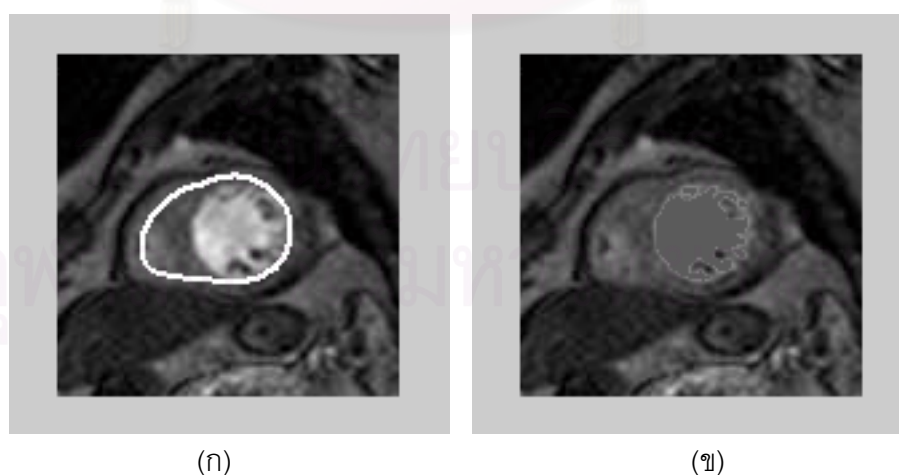
$$\mu_B(T+1) = \frac{\mu_B(T)n_B(T) + p(T)T}{\mu_B(T+1)} \quad (3.26)$$

$$\mu_O(T+1) = \frac{\mu_O(T)n_O(T) - p(T)T}{\mu_O(T+1)} \quad (3.27)$$

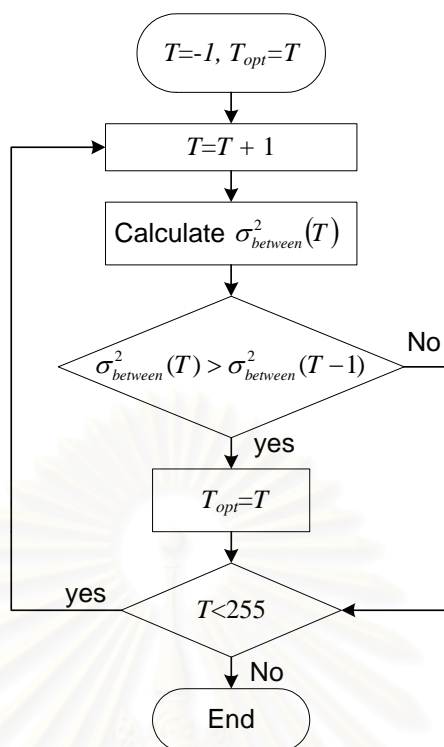
$\sigma^2_{between}$ ที่ค่า T ตั้งแต่ 0 ถึง N จะถูกคำนวณขึ้นโดยค่าของ T_{opt} คือค่าขีดแบ่งที่ทำให้ $\sigma^2_{between}$ มีค่ามากที่สุด สำหรับวิธีการคำนวณเพื่อหาค่า T_{opt} ที่ประหยัดหน่วยความจำที่ใช้ในการประมวลผลสามารถแสดงได้ในรูปที่ 3.11 ซึ่งแสดงการวนรอบคำนวณหาค่า $\sigma^2_{between}$ ที่ทุกๆ ค่า T ในกรณีที่ $\sigma^2_{between}(T) > \sigma^2_{between}(T_{opt})$ ค่า T_{opt} จะถูกปรับค่าให้เท่ากับ T ส่วนในกรณีอื่น T_{opt} ยังคงคงค่าเดิมไว้



รูปที่ 3.9 ฮิสโตแกรมของความเข้มของจุดภาพภายในเส้นโค้งแบ่งส่วนและการแปลงบริเวณภายในเส้นโค้งให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน



รูปที่ 3.10 ภาพเอ็มอาร์หัวใจก่อนและหลังการปรับความเข้ม (ก) ภาพหัวใจซึ่งเป็นวัตถุที่มีความไม่เป็นเนื้อเดียวกันและเส้นโค้งแบ่งส่วนภายใต้เงื่อนไขของความไม่เป็นเนื้อเดียวกัน (ข) ภาพของหัวใจหลังจากถูกปรับความเข้มให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน

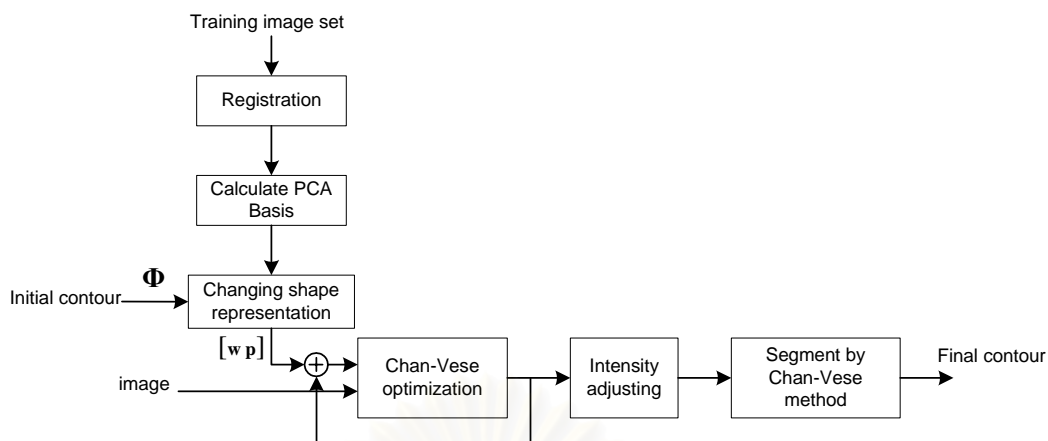


รูปที่ 3.11 แผนภาพการคำนวณเพื่อหาค่าขีดแบ่งที่เหมาะสมที่สุดโดยวิธี Otsu

3.2.2.2 การปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

เส้นโค้งแบ่งส่วนของวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันที่ได้โดยวิธีการแบ่งส่วนในหัวข้อ 3.1 มักเกิดความผิดพลาดในการแบ่งส่วนโดยมักจะถูกดึงจากอิทธิพลของบริเวณที่มีความเข้มสูงของวัตถุ ซึ่งก็คือส่วนของหัวใจห้องล่างซ้ายในกรณีของภาพเอ็มอาร์หัวใจ แต่เนื่องจากการควบคุมของพจน์ส่วนความรู้ก่อน ทำให้ยังคงมีบางส่วนภายในเส้นโค้งแบ่งส่วนที่เป็นของบริเวณภายนอกหัวใจห้องล่างซ้ายซึ่งเป็นบริเวณที่มีความเข้มน้อยกว่า จากผลการแบ่งส่วนเช่นนี้ การปรับความเข้มในบริเวณของหัวใจห้องล่างซ้ายให้เท่ากับความเข้มของบริเวณภายนอกเส้นโค้งแบ่งส่วนเพื่อที่จะทำให้บริเวณของหัวใจทั้งหมดมีความเป็นเนื้อเดียวกัน จึงสามารถทำได้ในทุกกรณี

ขั้นตอนการทำงานของวิธีการนี้สามารถแสดงได้ดัง รูปที่ 3.12 โดยหลังจากการแบ่งส่วนภาพหัวใจโดยวิธีการแบ่งส่วนโดยใช้ความรู้ก่อนจากฐานหลักของ PCA ในหัวข้อที่ 3.1 จุดภาพภายในเส้นโค้งแบ่งส่วนสุดท้ายจากขั้นตอนนี้จะถูกปรับความเข้มให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน หลังจากนั้นวิธีการของ Chan และ Vese [8] จะถูกนำมาใช้เพื่อแบ่งส่วนอีกครั้งหนึ่งโดยเส้นโค้งเริ่มต้นคือเส้นโค้งสุดท้ายที่ได้จากการแบ่งส่วนตามหัวข้อที่ 3.1

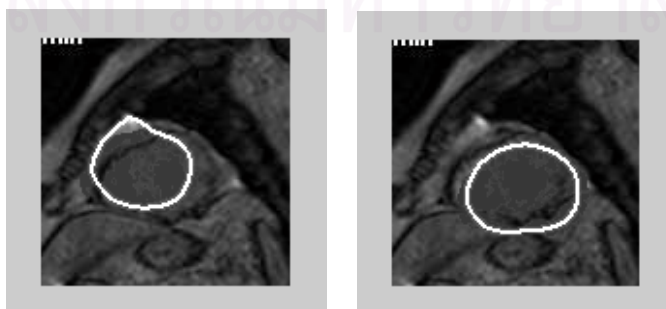


รูปที่ 3.12 แผนภาพการทำงานของวิธีการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

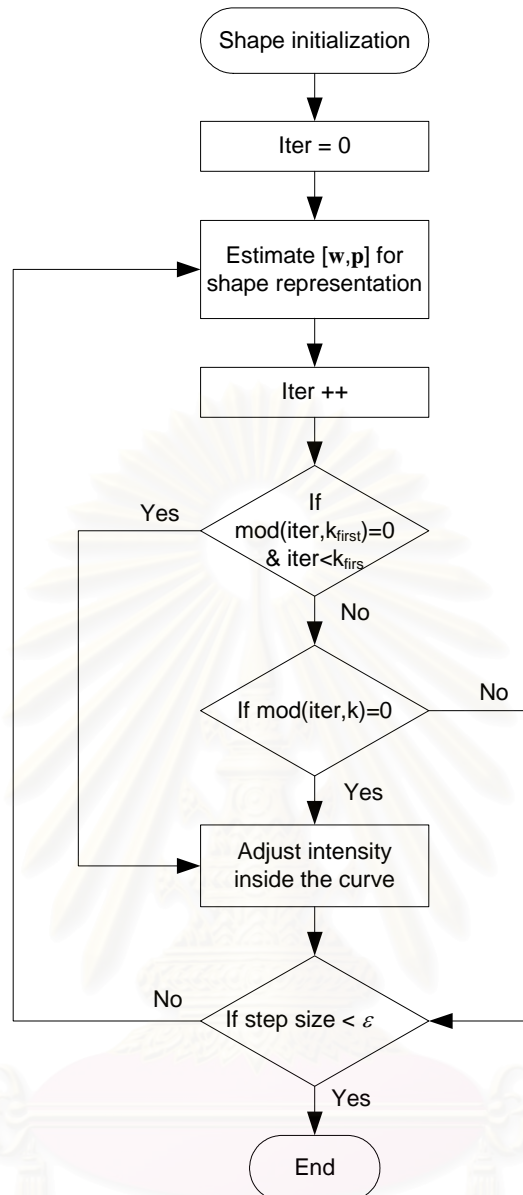
3.2.2.3 การปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

การใช้วิธีการในหัวข้อ 3.2.2.2 เพื่อแบ่งส่วนภาพอาจเกิดปัญหาในกรณีที่การแบ่งส่วนก่อนการปรับค่าความเข้มเกิดความผิดพลาด เช่น บางส่วนของเส้นโค้งแบ่งส่วนวางอยู่ภายนอกวัตถุที่สนใจ ทำให้บริเวณภายนอกวัตถุถูกปรับความเข้มไปด้วย ดังแสดงในรูปที่ 3.13 ซึ่งจะเห็นว่าบริเวณที่อยู่ภายนอกวัตถุถูกปรับความเข้มทำให้เกิดความผิดพลาดในการแบ่งส่วน

ในหัวข้อนี้จึงนำเสนอวิธีการแบ่งส่วนอีกรูปแบบหนึ่งโดยจะมีการปรับความเข้มของวัตถุให้มีความเป็นเนื้อเดียวกันด้วยวิธีตามหัวข้อที่ 3.2.2.1 ทุกๆ k รอบของการคำนวณในหัวข้อที่ 3.1 โดยในการปรับความเข้มครั้งแรกอาจปรับที่รอบการคำนวณที่ไม่เท่ากับ k โดยอาจกำหนดรอบในการปรับความเข้มครั้งแรกเป็น k_{first} วิธีการนี้จะทำให้เส้นโค้งไม่มีทางหลุดออกนอกวัตถุที่สนใจ โดยเฉพาะในกรณีที่เส้นโค้งเริ่มต้นอยู่ภายในวัตถุ ซึ่งยังคงสามารถนำไปใช้ในกระบวนการแบ่งส่วนภาพแบบอัตโนมัติได้ เนื่องจากวัตถุที่สนใจส่วนใหญ่มักอยู่ตรงกลางภาพเสมอ แผนภาพแสดงการทำงานของวิธีการนี้สามารถแสดงได้ในรูปที่ 3.14



รูปที่ 3.13 การปรับความเข้มที่ผิดพลาด



รูปที่ 3.14 แผนภาพแสดงการแบ่งส่วนของภาพที่วัตถุไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันโดยการปรับความ

เข้มร่วมกับ การประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 4

ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง

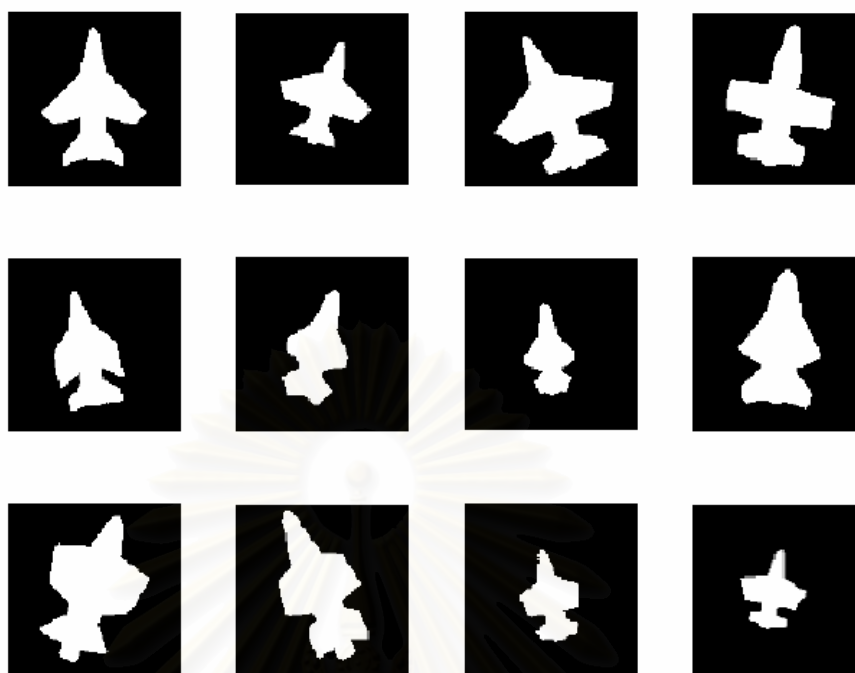
ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีเลเวลเซตร่วมกับความรู้เชิงรูปร่าง ซึ่งได้เสนอขึ้นสามวิธี คือ การปรับเส้นโค้งโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัดเพื่อแบ่งส่วนวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน การแบ่งส่วนวัตถุที่ประกอบด้วยบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกันสองบริเวณโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง และการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

4.1 ผลการทดลองการแบ่งส่วนวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวโดยการปรับเส้นโค้งโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัด

ในการทดลองนี้เป็นการทดลองการแบ่งส่วนภาพตามวิธีการที่นำเสนอในหัวข้อที่ 3.2.1 โดยมีการทดลองทั้งกับกลุ่มภาพที่สร้างขึ้นเองเพื่อทดสอบความสามารถของวิธีการแบ่งส่วนภาพในกรณีที่ภาพถูกลดทอนด้วยวิธีการต่างๆ และกลุ่มของภาพหัวใจที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน ในการวัดผลการแบ่งส่วนภาพจะใช้ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ (Area Similarity: AS) และระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิง (Average Error Distance: AED)

4.1.1 กลุ่มของภาพที่สร้างขึ้นเอง

ในการทดลองนี้ได้สร้างกลุ่มภาพที่ใช้ในการทดลองโดยตั้งชื่อกลุ่มภาพว่ากลุ่มภาพ Jet กลุ่มภาพ Jet เป็นลักษณะของภาพที่มีความซับซ้อนไม่มากนักซึ่งเป็นวัตถุขึ้นเดียวที่ไม่มีช่องว่างตรงกลางภาพ โดยภาพในกลุ่มแต่ละภาพจะมีความแตกต่างกันในส่วนของ หัว ปีก หาง และขนาดของเครื่องบิน ในการสร้างฐานหลักของ PCA จะใช้กลุ่มของภาพเครื่องบินทั้งหมด 12 ภาพ ดังแสดงในรูปที่ 4.1 สำหรับในการทดลองกับภาพ Jet นี้จะแบ่งเป็น 2 ส่วน คือ การทดลองหาขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ (k) ที่ให้ผลการแบ่งส่วนที่ดีที่สุดที่ฐานหลักต่างๆ ที่ใช้สร้างเส้นโค้งแบ่งส่วนก่อนการแบ่งส่วนในบริเวณที่จำกัด และการทดสอบความสามารถของการแบ่งส่วนภาพกับภาพที่มีสัญญาณรบกวน



รูปที่ 4.1 กลุ่มของภาพ Jet ที่ใช้ในการสร้างฐานหลักของ PCA ที่ใช้ในการทดลองที่ 4.1.1

4.1.1.1 การทดลองหาขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ (k) ที่ให้ผลการแบ่งส่วนที่ดีที่สุดที่ฐานหลักต่าง ๆ ที่ใช้สร้างเส้นโค้งแบ่งส่วนก่อนการแบ่งส่วนในบริเวณที่จำกัด

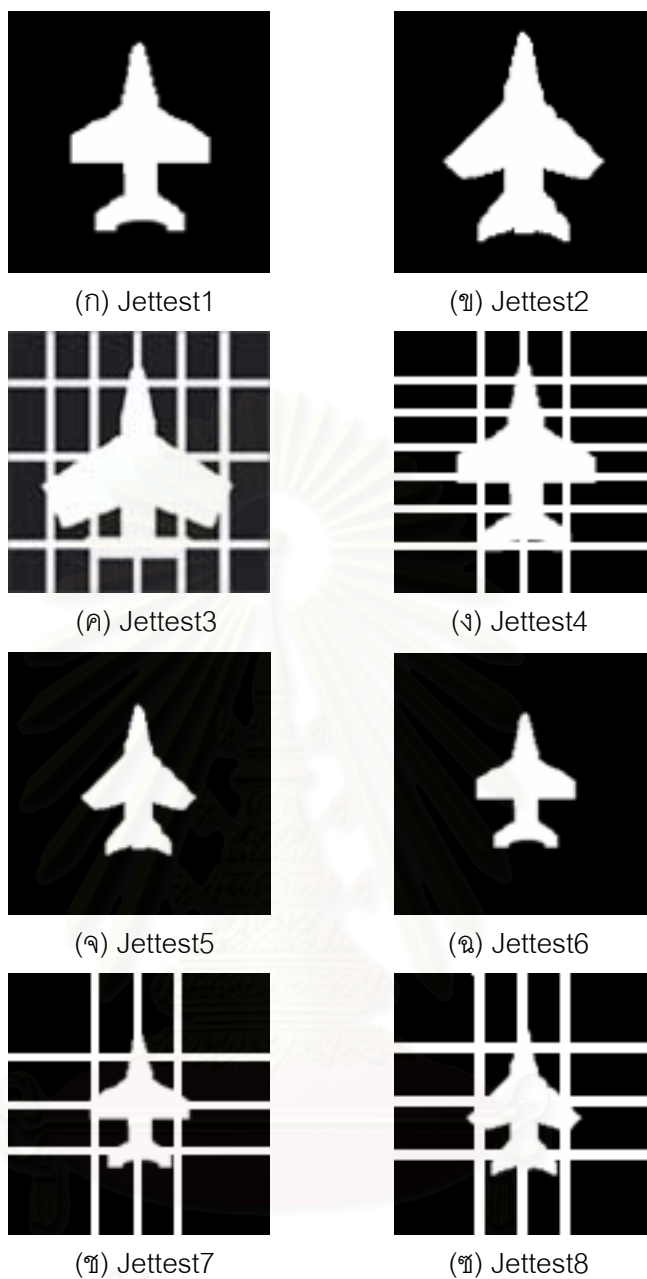
ภาพ Jet ที่ใช้ในการทดลองนี้จะแบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม ดังแสดงในรูปที่ 4.2 คือ

ก) กลุ่มของภาพที่มีสเกลใกล้เคียงกับกลุ่มของภาพตัวอย่างที่ปรับสเกลให้เท่ากันแล้ว แสดงในรูปที่ 4.2 (ก) และ รูปที่ 4.2 (ข)

ข) กลุ่มของภาพที่มีสเกลใกล้เคียงกับกลุ่มของภาพตัวอย่างที่ปรับสเกลให้เท่ากันแล้ว แต่มีการปิดมิด (Occlusion) ที่บางส่วนของภาพ แสดงในรูปที่ 4.2 (ค) และรูปที่ 4.2 (ง)

ค) กลุ่มของภาพที่มีสเกลต่างกับกลุ่มของภาพตัวอย่างที่ปรับสเกลให้เท่ากันแล้ว แสดงในรูปที่ 4.2 (จ) และรูปที่ 4.2 (ฉ)

ง) กลุ่มของภาพที่มีสเกลต่างกับกลุ่มของภาพตัวอย่างที่ปรับสเกลให้เท่ากันแล้ว แต่มีการปิดมิด (Occlusion) ที่บางส่วนของภาพ แสดงในรูปที่ 4.2 (ฉ) และรูปที่ 4.2 (ช)



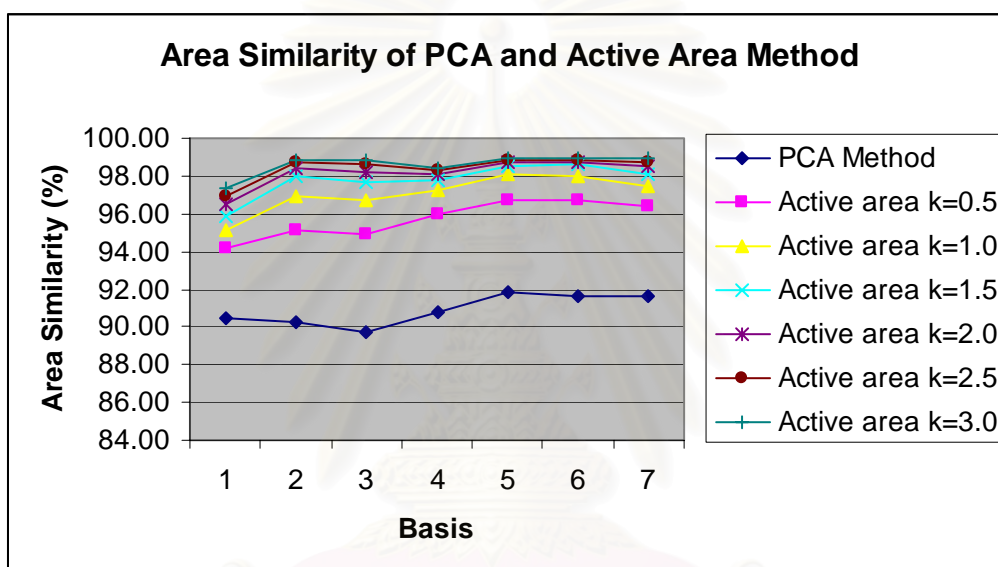
รูปที่ 4.2 กลุ่มของภาพ Jet ที่ใช้ในการทดลองที่ 4.1.1.1

ก่อนการสร้างพื้นที่จำกัดในการแบ่งส่วนภาพ เส้นโค้งแบ่งส่วนจะถูกเคลื่อนที่โดยการปรับสัมประสิทธิ์ของ PCA บนฐานหลัก 1 ถึง 7 ตัว ผลการแบ่งส่วนของกลุ่มภาพ Jetest ทั้ง 8 รูปสามารถแสดงได้ตามตารางที่ ก.1 ถึงตารางที่ ก.8 ในภาคผนวก ก

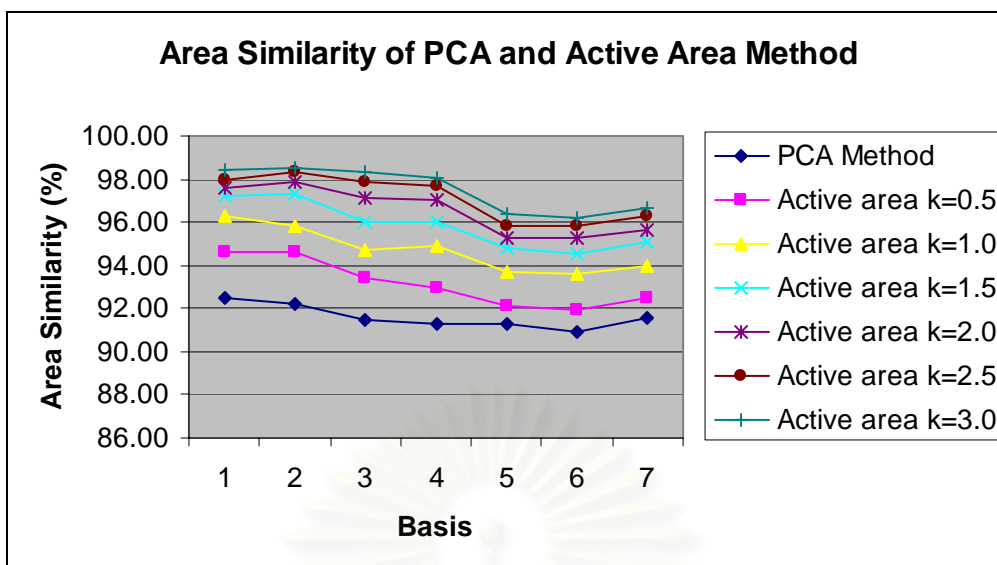
- ความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนฐานหลักและความสามารถในการแบ่งส่วนภาพ

จากผลการทดลองพบว่า จำนวนของฐานหลักที่มากขึ้นไม่มีผลต่อความสามารถในการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA มากนัก กล่าวคือ ผลการแบ่งส่วนที่ถูกต้องที่สุด ไม่จำเป็นต้องมาจากจำนวนสัมประสิทธิ์ที่มากที่สุด ทั้งนี้มีสาเหตุมาจาก

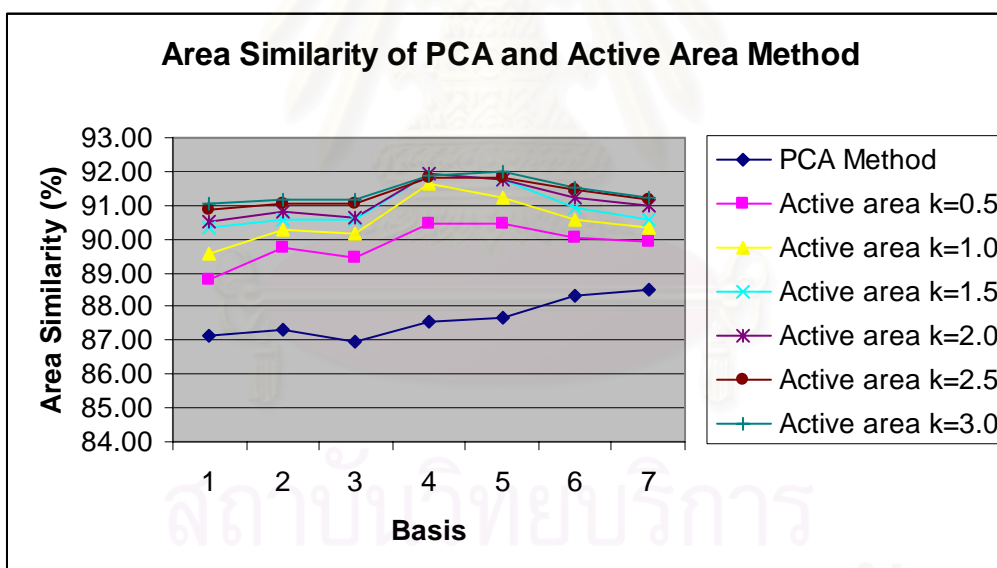
จำนวนฐานหลักที่มากเป็นการเพิ่มความรู้ก่อนหรือเงื่อนไขในการแบ่งส่วนภาพมากเกินไป ทำให้ในกรณีของภาพที่มีความแตกต่างจากกลุ่มของภาพตัวอย่างมาก อาจมีผลการแบ่งส่วนภาพที่ฐานหลักสูงๆ น้อยกว่าที่ฐานหลักต่ำกว่าซึ่งสามารถดูแนวโน้มของความสามารถในการแบ่งส่วนภาพที่จำนวนฐานหลักต่างๆ กันได้ในรูปที่ 4.3 ถึง รูปที่ 4.10 อย่างไรก็ตามการใช้ฐานหลักเพียงฐานหลักเดียวในการแบ่งส่วนภาพมักจะยังให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีที่สุด เพื่อให้ได้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีที่สุดจำเป็นที่จะต้องมีการเลือกจำนวนฐานหลักที่เหมาะสมที่สุดในการแบ่งส่วนภาพ อย่างไรก็ตามในทางปฏิบัติที่ต้องมีการแบ่งส่วนภาพจำนวนมากๆ การเลือกใช้จำนวนฐานหลักเพียงค่าเดียวตลอดทั้งการทดลองก็เพียงพอเนื่องจากช่วงของความถูกต้องที่แต่ละฐานหลักไม่กว้างมากนัก



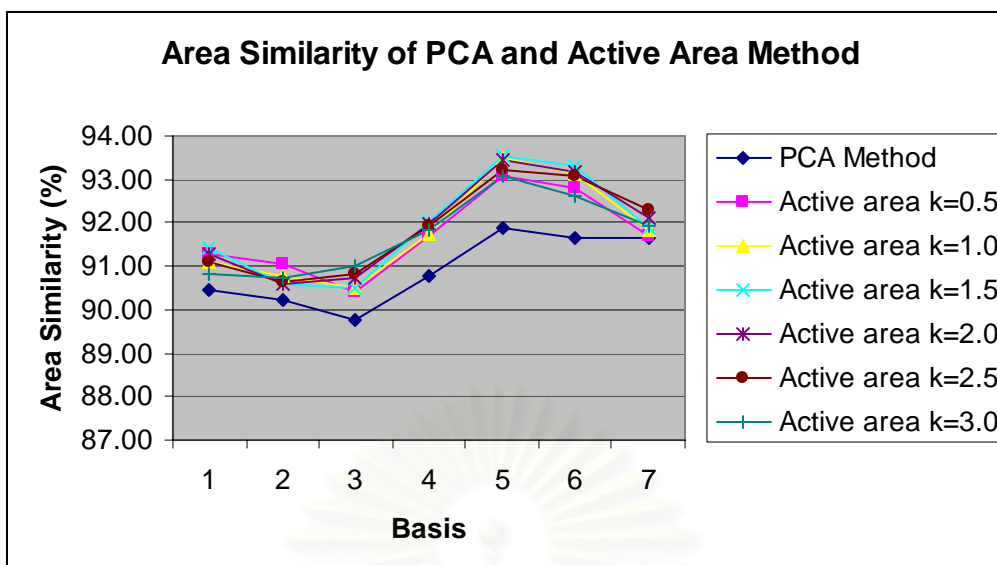
รูปที่ 4.3 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jetttest1



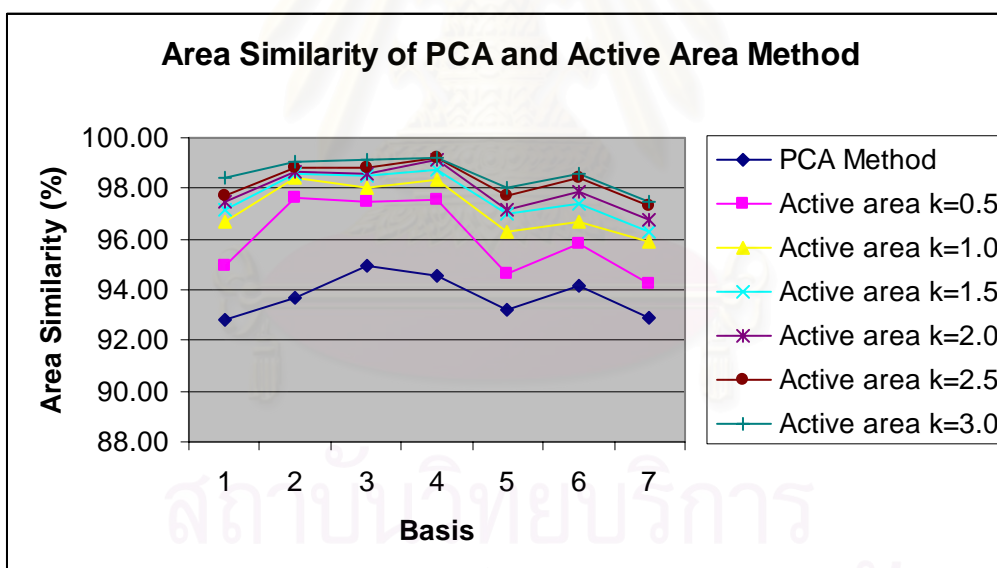
รูปที่ 4.4 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest2



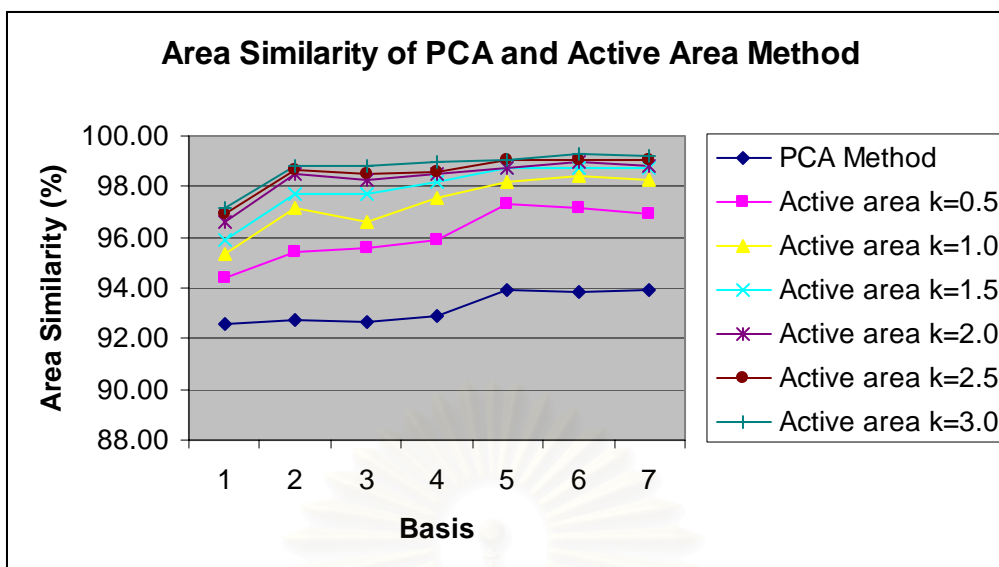
รูปที่ 4.5 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest3



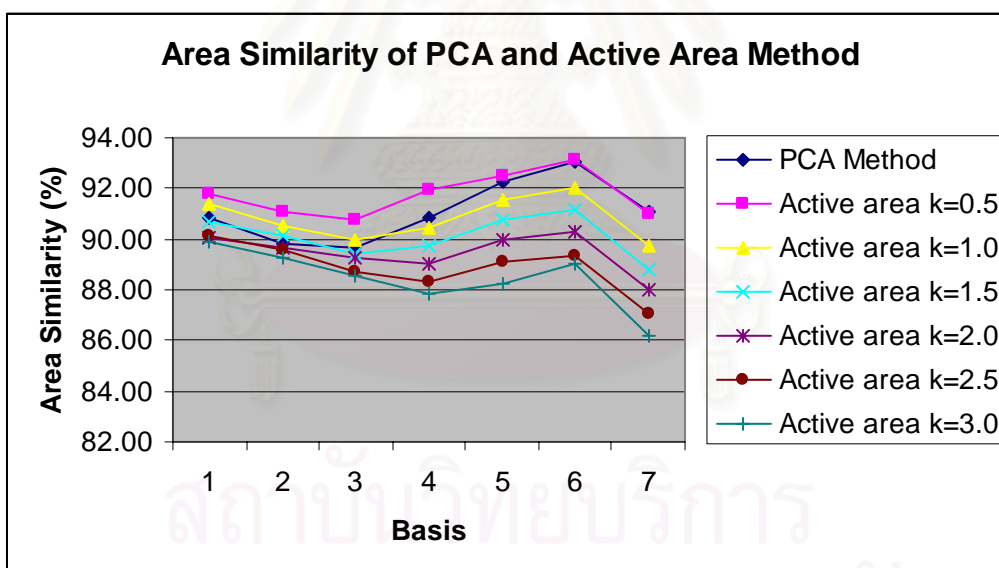
รูปที่ 4.6 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest4



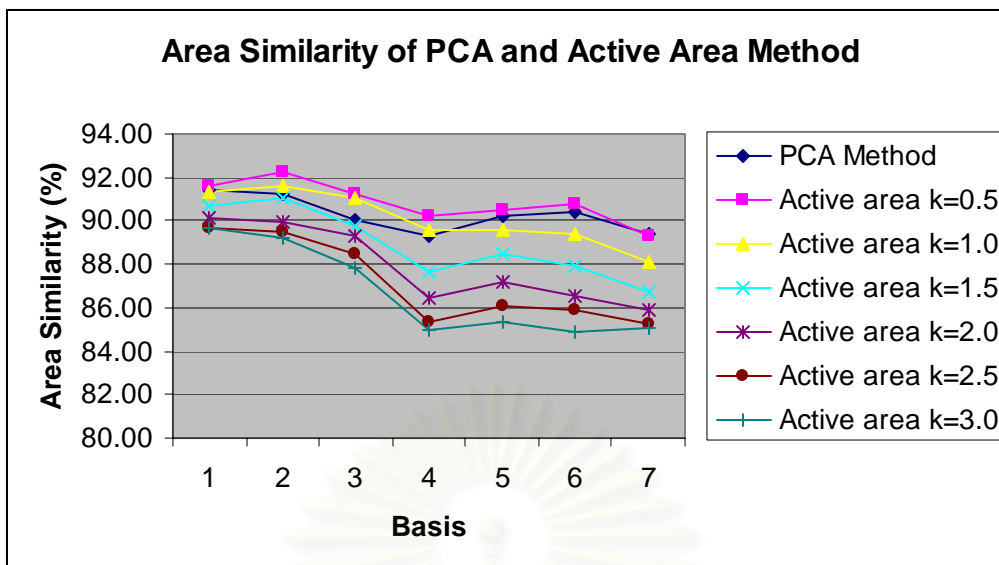
รูปที่ 4.7 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest5



รูปที่ 4.8 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest6



รูปที่ 4.9 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest7



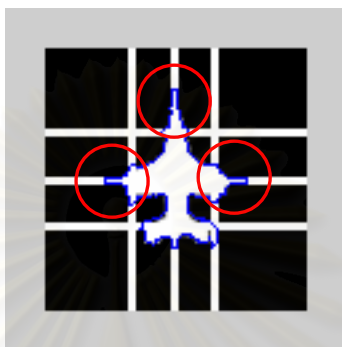
รูปที่ 4.10 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest8

- การแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดที่ขนาด (k) ต่างๆ กัน

กรณีของภาพที่ไม่มีการปิดมิด (ภาพ Jettest1 Jettest2 Jettest5 และ Jettest6) การเพิ่มขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่จะช่วยเพิ่มผลการแบ่งส่วนภาพจากวิธีการปรับฐานหลักโดยวิธีการ PCA เพียงอย่างเดียว โดยผลการแบ่งส่วนจะมีค่ามากขึ้นตามขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ (k มีค่ามาก) ดังแสดงในกราฟรูปที่ 4.7 และ รูปที่ 4.13 การแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในพื้นที่จำกัดนี้ยังคงให้ผลที่ถูกต้องในกรณีของภาพที่มีวัตถุขนาดไม่เท่ากับภาพวัตถุตัวอย่างที่ใช้ในการสร้างฐานหลักดังผลการแบ่งส่วนภาพในกราฟรูปที่ 4.16 และรูปที่ 4.17 ทั้งนี้การเพิ่มบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่จะเป็นการเพิ่มขอบเขตในการเคลื่อนที่ของเส้นโค้งซึ่งจะช่วยให้เส้นโค้งแบ่งส่วนสามารถเคลื่อนที่ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น ซึ่งจะเป็นการเพิ่มความถูกต้องในการแบ่งส่วนภาพได้อย่างดีในกรณีที่วัตถุที่และฉากหลังมีความเป็นเนื้อเดียวกันที่ชัดเจน

กรณีของภาพที่มีการปิดมิด (ภาพ Jettest3 Jettest4 Jettest7 และ Jettest8) ความสามารถในการแบ่งส่วนภาพของวิธีการเคลื่อนเส้นโค้งบนพื้นที่จำกัดจะเพิ่มขึ้นตามขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่จนถึงค่า k ค่าหนึ่งเท่านั้น หลังจากนั้นความสามารถในการแบ่งส่วนภาพจะลดลงดังแสดงในกราฟรูปที่ 4.15 รูปที่ 4.18 และรูปที่ 4.19 โดยความสามารถในการแบ่งส่วนจะมีค่าสูงสุดที่ค่า $k = 1.5$, $k = 0.5$ และ $k = 0.5$ ตามลำดับ อย่างไรก็ตามการใช้วิธีการแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่กับภาพที่มีการปิดมิดยังคง

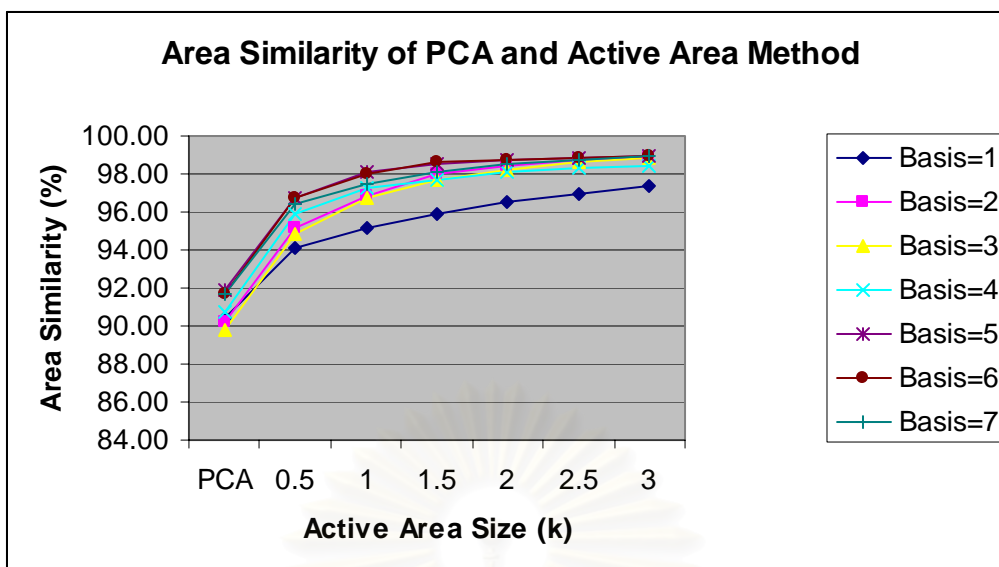
ให้ผลการแบ่งส่วนที่ดีกว่าการแบ่งส่วนโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA สำหรับสาเหตุที่ความถูกต้องในการแบ่งส่วนลดลงเมื่อขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ใหญ่เกินไปอาจเนื่องมาจากเส้นโค้งแบ่งส่วนถูกอนุญาตให้เคลื่อนที่มากเกินไป ซึ่งเส้นโค้งมักจะถูกดึงให้มีการบิดเบี้ยวโดยอิทธิพลของการปิดมิดดังแสดงในรูปที่ 4.11 ซึ่งบริเวณที่วงกลมคือบริเวณที่เส้นโค้งถูกดึงโดยอิทธิพลของการปิดมิด



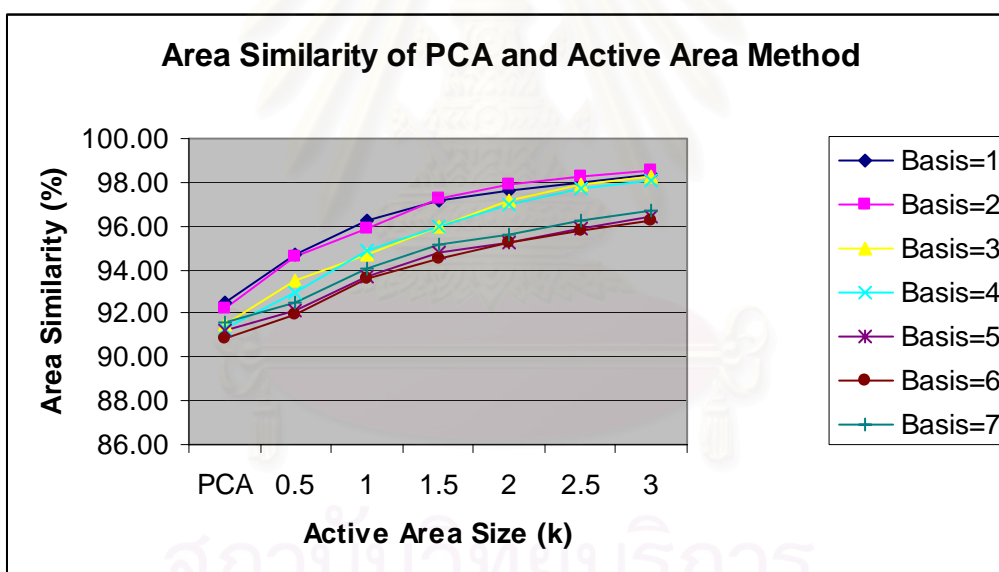
รูปที่ 4.11 บิดพลาดอันเนื่องมาจากอิทธิพลการปิดมิดในการแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่ใหญ่เกินไป

จากผลการทดลองแบ่งส่วนภาพทั้ง 4 ลักษณะจะเห็นว่าการเคลื่อนเส้นโค้งอีกครั้งหนึ่งในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ให้ผลการแบ่งส่วนที่ดีขึ้นวิธีการแบ่งส่วนโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA อย่างไรก็ตามจำเป็นต้องมีการปรับขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ให้เหมาะสมเพื่อให้ได้ผลการแบ่งส่วนที่ดีขึ้น ดังนั้นการนำวิธีการที่นำเสนอไปใช้กับกลุ่มภาพจำนวนมากๆ ซึ่งภาพแต่ละภาพถูกลดทอนในหลายลักษณะอาจต้องมีการกำหนดขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ให้มีความไม่มากนักเพื่อให้ได้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีขึ้นในทุกกรณีของภาพกลุ่มเดียวกัน

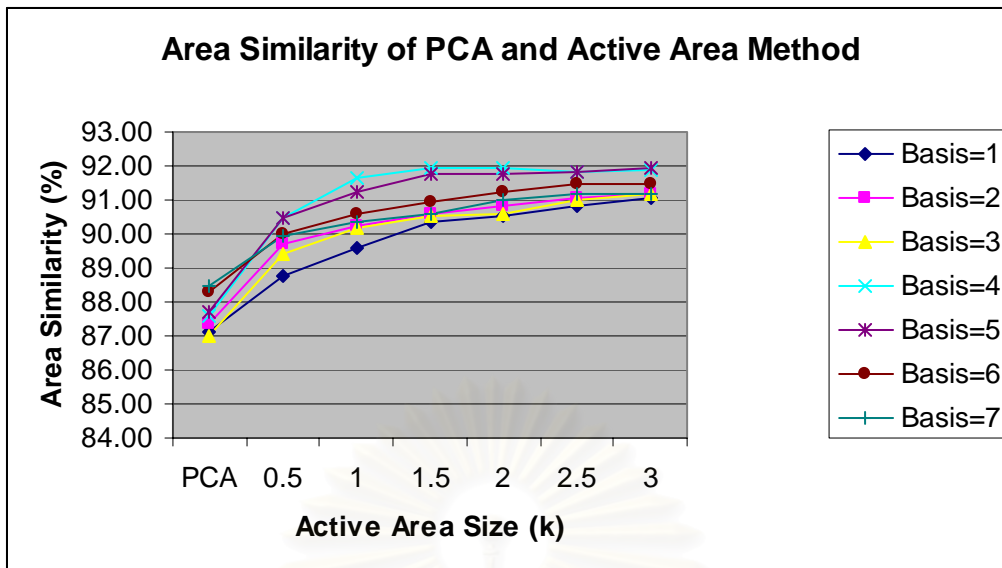
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



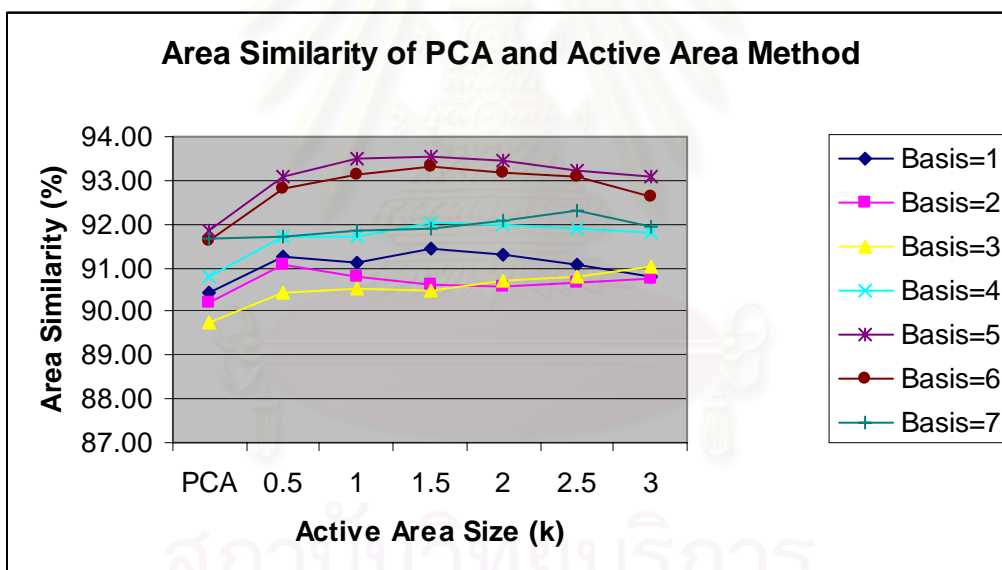
รูปที่ 4.12 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่
ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest1



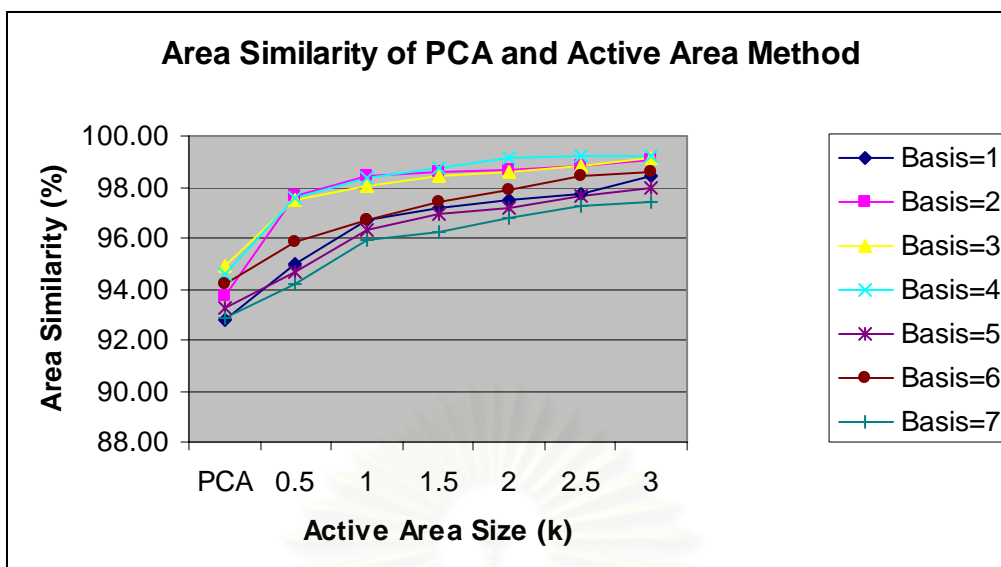
รูปที่ 4.13 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่
ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest2



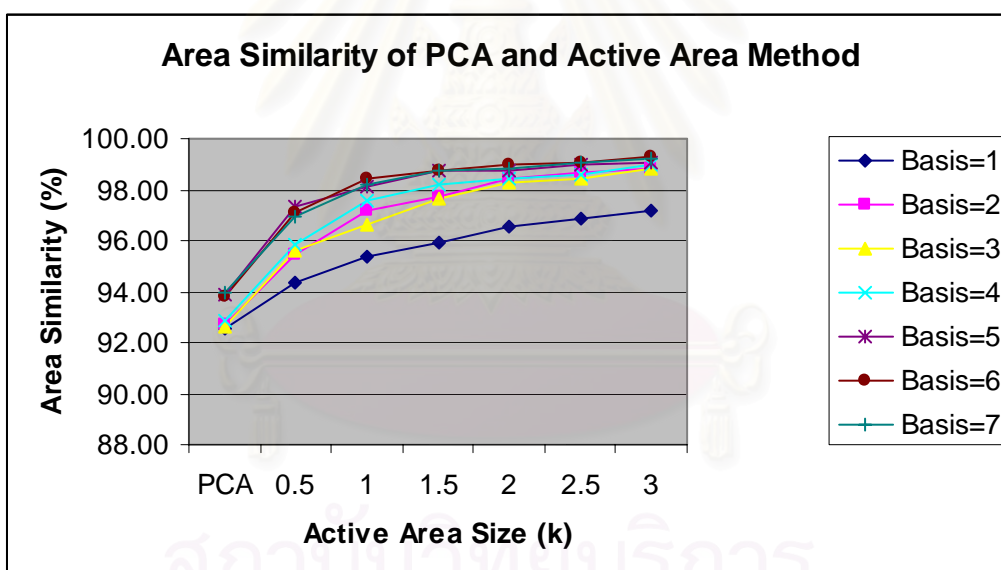
รูปที่ 4.14 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่
ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest3



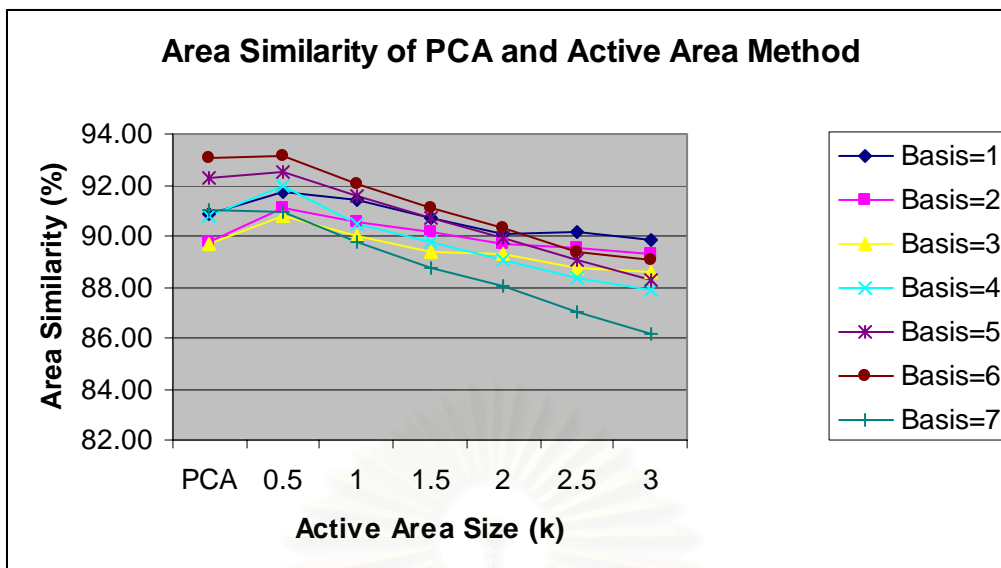
รูปที่ 4.15 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่
ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest4



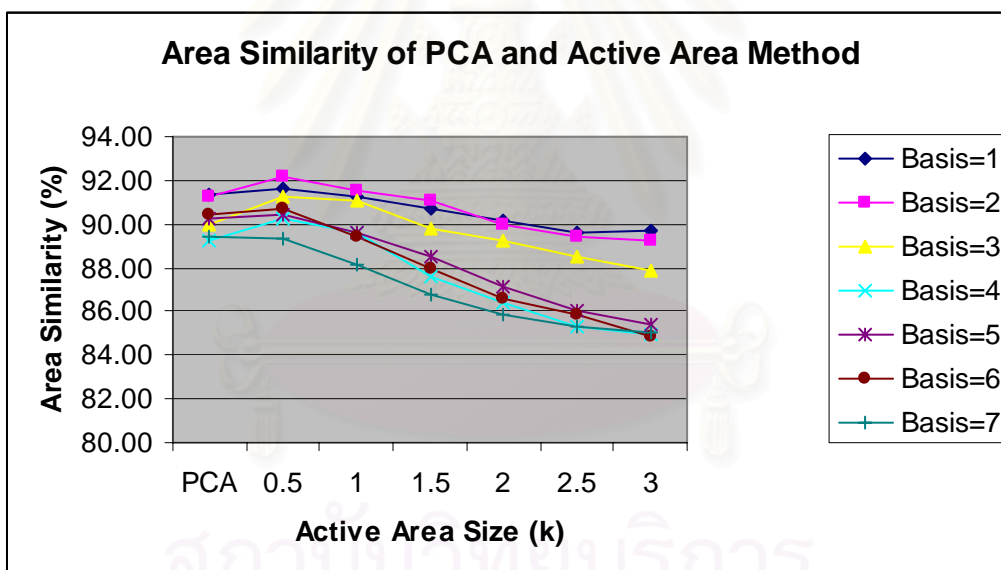
รูปที่ 4.16 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่
ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest5



รูปที่ 4.17 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่
ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest6



รูปที่ 4.18 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest7



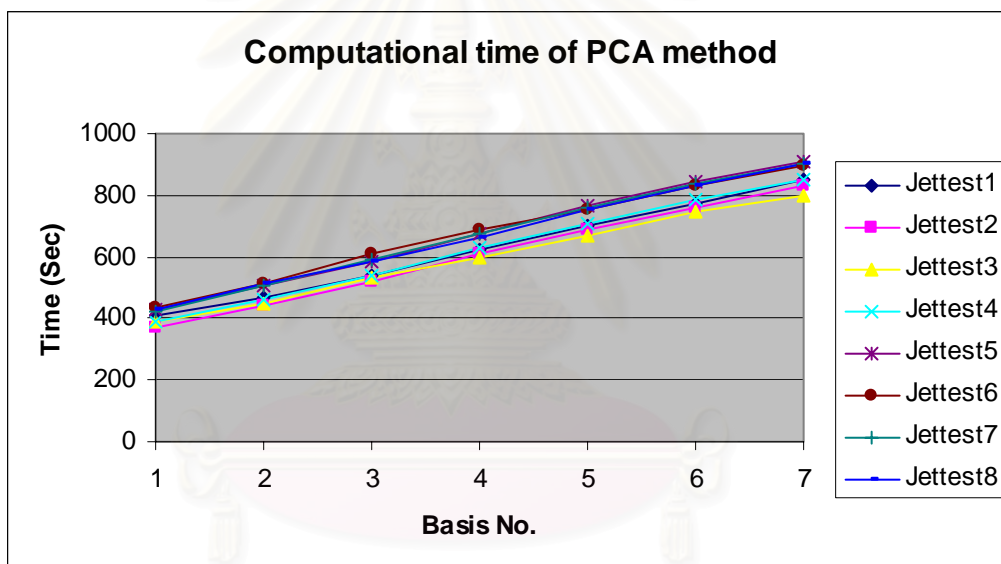
รูปที่ 4.19 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest8

- เวลาที่ใช้ในการคำนวณ

เมื่อพิจารณาถึงเวลาในการแบ่งส่วนภาพของวิธีการปรับเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่พบว่าเวลาที่ใช้ในการคำนวณส่วนใหญ่จะตกอยู่ที่ขั้นตอนของการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของ PCA สำหรับในขั้นตอนของการปรับเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่นั้นจะใช้เวลาน้อยกว่า และไม่ขึ้นอยู่กับขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่

การปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA จะใช้เวลามากขึ้นตามจำนวนฐานหลักที่เพิ่มขึ้น โดยมีความสัมพันธ์ในลักษณะที่เป็นเชิงเส้น ในการทดลองวิธีการแบ่งส่วนภาพนี้กับกลุ่มภาพ Jettest จะพบว่าเวลาในการคำนวณจะเพิ่มขึ้นตามขนาดของฐานหลักที่เพิ่มขึ้นดังแสดงในรูปที่ 4.20

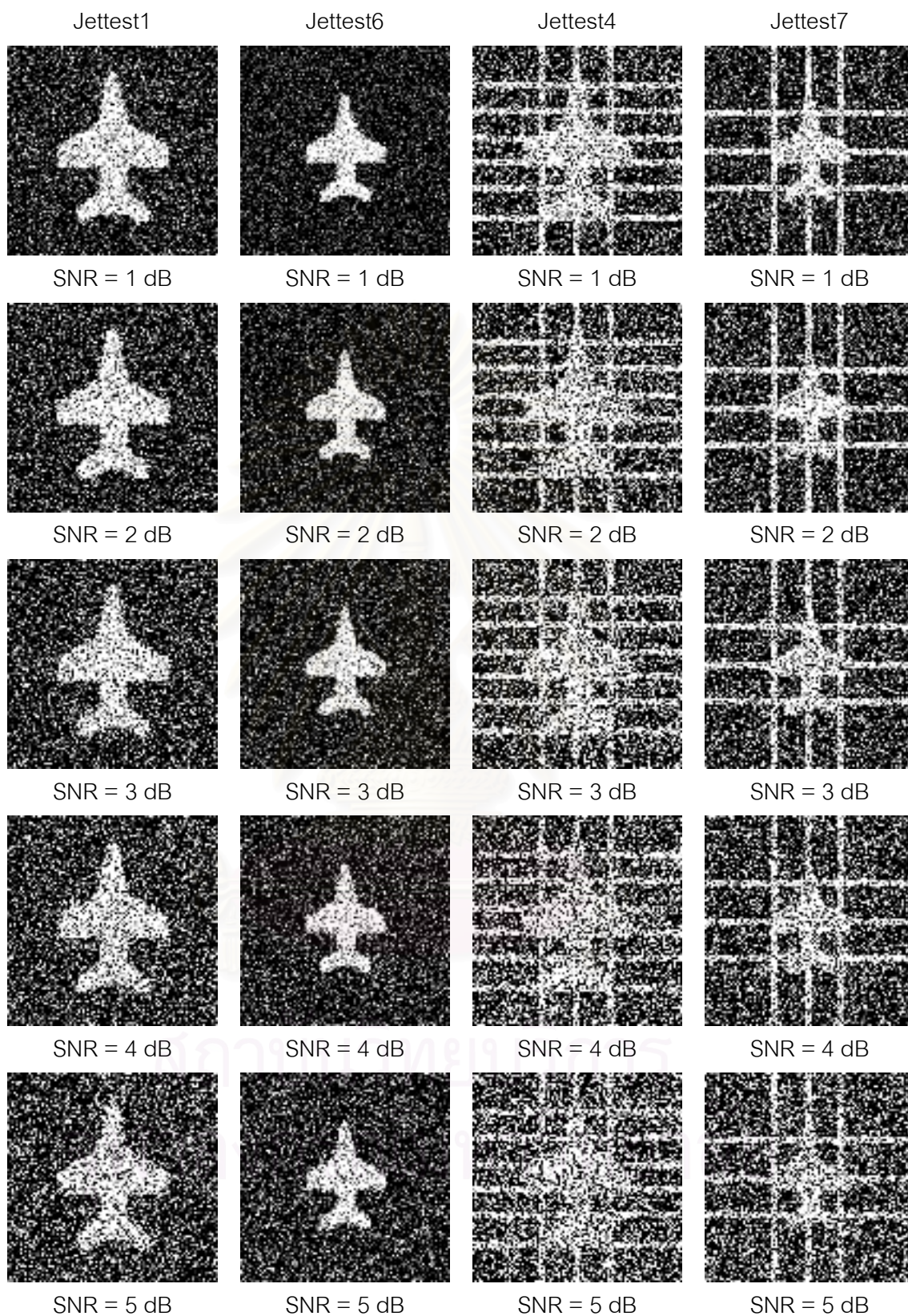
เมื่อพิจารณาถึงความสัมพันธ์ระหว่างความถูกต้องในการแบ่งส่วนภาพ (ทั้งในส่วนของค่า AS) และเวลาในการคำนวณจะพบว่า ระบบการแบ่งส่วนภาพสามารถที่จะใช้ฐานหลักของ PCA ในการแสดงรูปร่างเพียง 1 ถึง 2 ฐานหลักก็เพียงพอโดยจะได้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ไม่แตกต่างจากระบบการแบ่งส่วนภาพที่ฐานหลักของ PCA จำนวนมาก ๆ แต่ระบบจะใช้เวลาในการคำนวณที่ลดลงอย่างมาก ส่วนขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่สามารถที่จะปรับได้ตามลักษณะของวัตถุ โดยไม่มีผลทำให้เวลาในการคำนวณของระบบเพิ่มขึ้นหรือลดลง



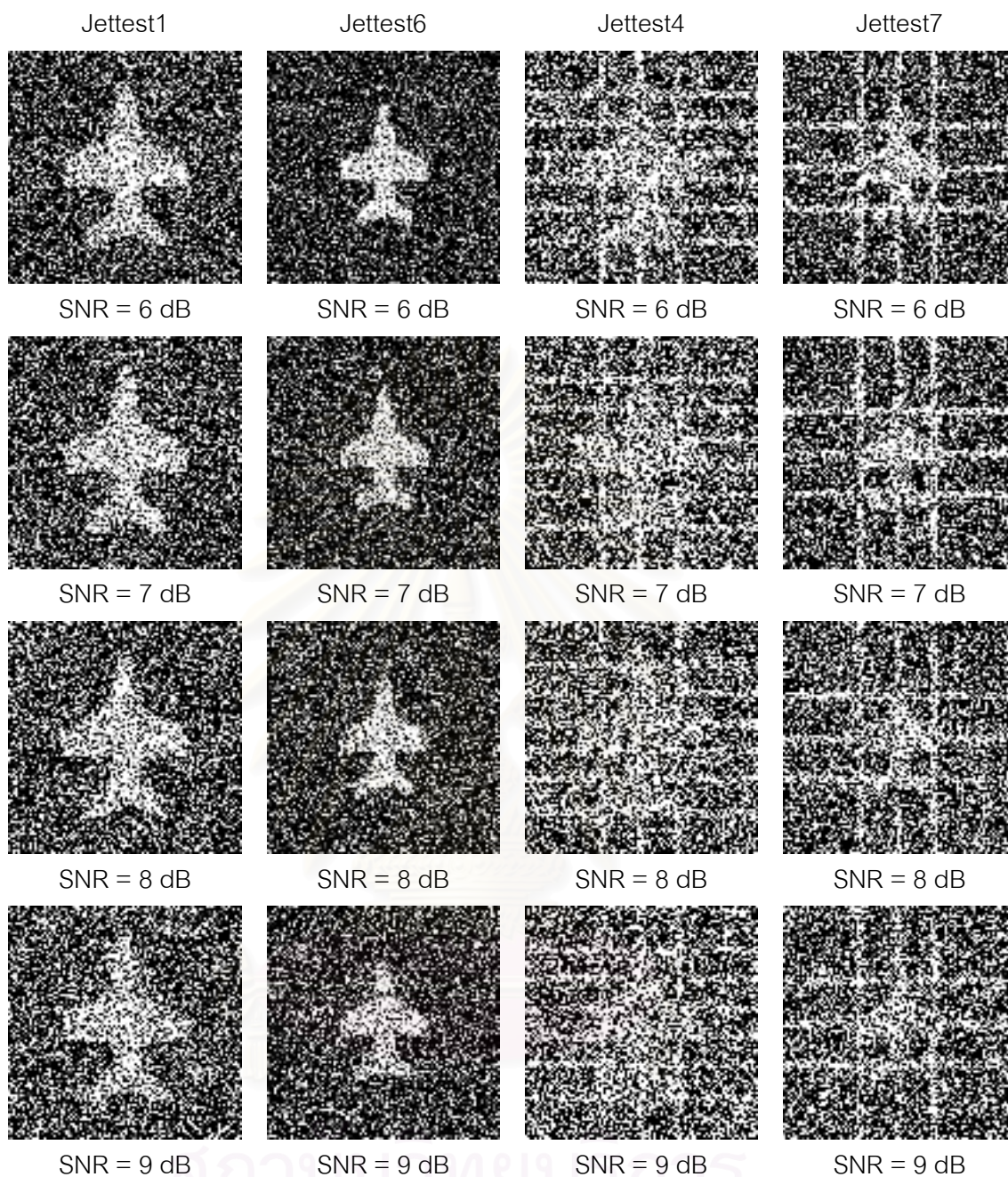
รูปที่ 4.20 เวลาที่ใช้ในการแบ่งส่วนภาพของกลุ่มภาพ Jettest ด้วยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ที่ฐานหลักต่างๆ

4.1.1.2 การทดสอบความสามารถของการแบ่งส่วนภาพกับภาพที่มีสัญญาณรบกวน

ในการทดลองนี้จะทดสอบความสามารถของการแบ่งส่วนภาพในกรณีที่ภาพถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวน โดยในการทดลองนี้จะเพิ่มสัญญาณรบกวนให้กับภาพทั้ง 4 ชนิด โดยสัญญาณรบกวนที่ใช้ในการทดลอง คือ สัญญาณรบกวนไวต์ (White Noise) ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และความแปรปรวนเป็น 1 โดยมีการเปลี่ยนค่า SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB ภาพที่ถูกสัญญาณรบกวนทั้งหมดที่ใช้ในการทดลองนี้สามารถแสดงได้ดังแสดงในรูปที่ 4.21



รูปที่ 4.21 ภาพ Jetest1, 6, 4 และ 7 ที่ถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนที่ SNR ขนาด 1 ถึง 9 dB ซึ่งใช้ในการทดลองที่ 4.1.1.2

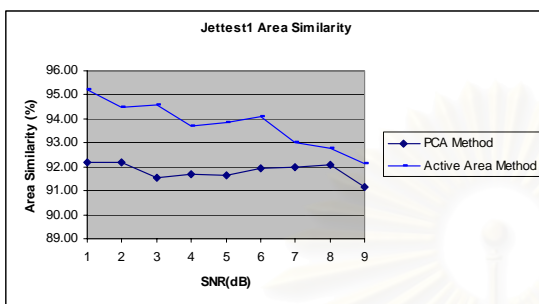


รูปที่ 4.21 (ต่อ) ภาพ Jetest1, 6, 4 และ 7 ที่ถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนที่ SNR ขนาด 1 ถึง 9 dB ซึ่งใช้ในการทดลองที่ 4.1.1.2

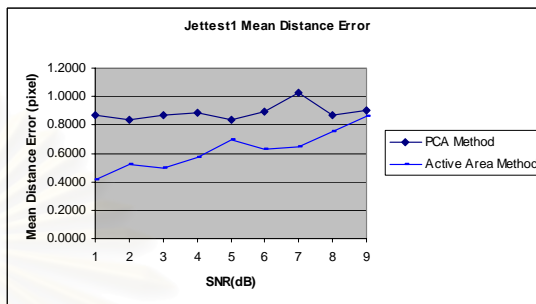
จากการทดลองที่ 4.1.1.1 จะเห็นว่าในการแบ่งส่วนภาพในกลุ่มภาพที่ถูกรบกวนที่หลากหลาย อาจจำเป็นต้องมีการตั้งค่าขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่ไม่กว้างมากเกินไปเพราะจะทำให้การแบ่งส่วนภาพที่ถูกรบกวนในบางลักษณะเกิดความผิดพลาด ดังนั้นในการทดลองนี้จะกำหนดให้ $k = 0.5$ ซึ่งเป็นค่าที่ให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของ PCA ที่ใช้กับกลุ่มภาพ Jet ในทุกลักษณะของภาพ ในการทดลอง

นี้จะแบ่งกลุ่มภาพที่ใช้ในการทดลองออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มภาพที่ไม่มีการบิดมิด (Jettest1 และ Jettest6) และ กลุ่มภาพที่มีการบิดมิด (Jettest4 และ Jettest7)

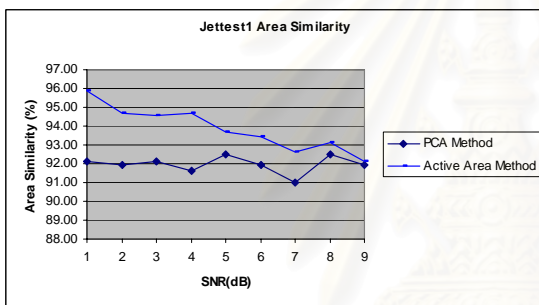
- กลุ่มภาพที่ไม่มีการบิดมิด



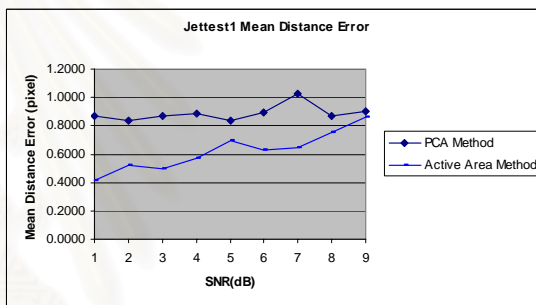
(ก) AS of 1 Basis



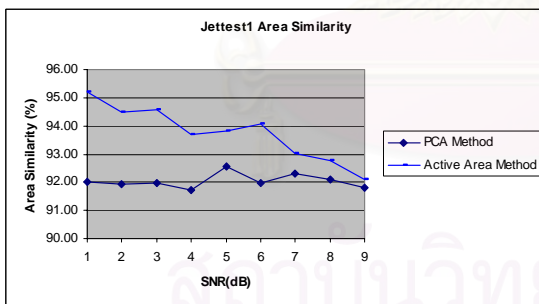
(ข) AED of 1 Basis



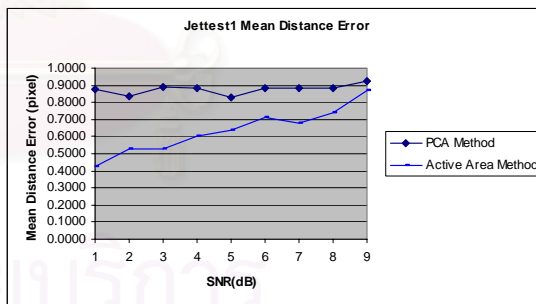
(ค) AS of 2 Basis



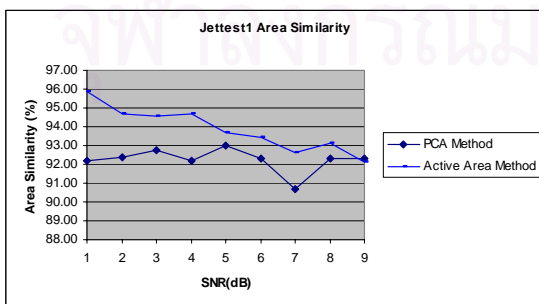
(ง) AED of 2 Basis



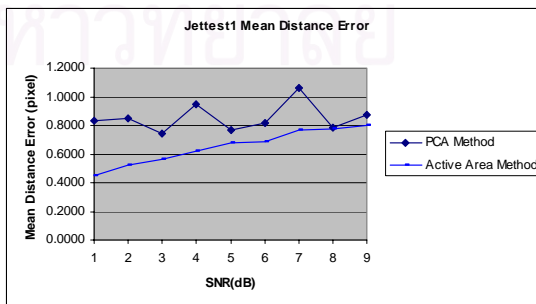
(จ) AS of 3 Basis



(ฉ) AED of 3 Basis

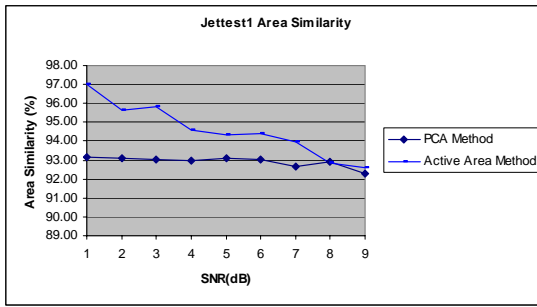


(ช) AS of 4 Basis

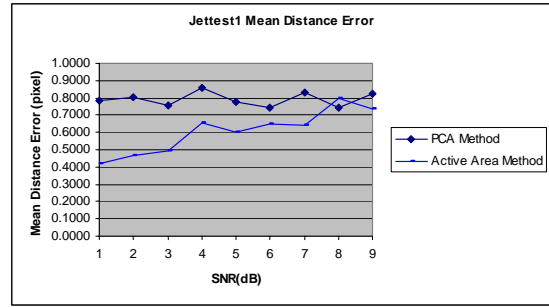


(ซ) AED of 4 Basis

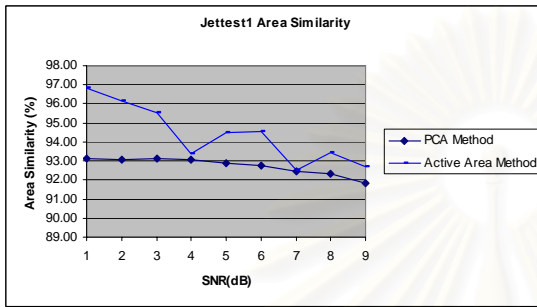
รูปที่ 4.22 แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jettest 1 ที่ขนาด SNR 1-9 dB



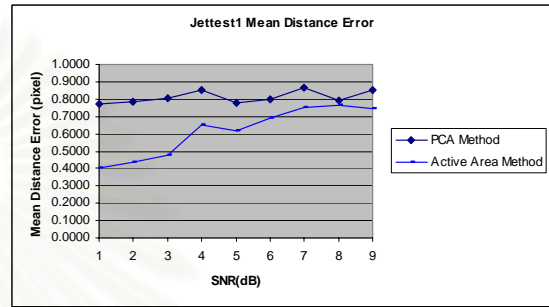
(ณ) AS of 5 Basis



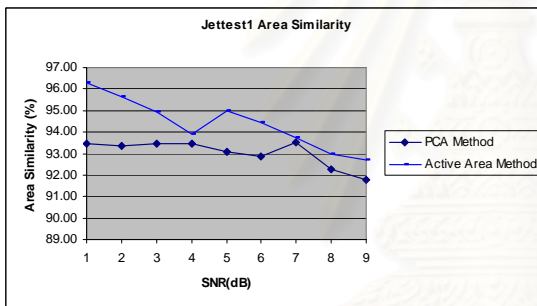
(ญ) AED of 5 Basis



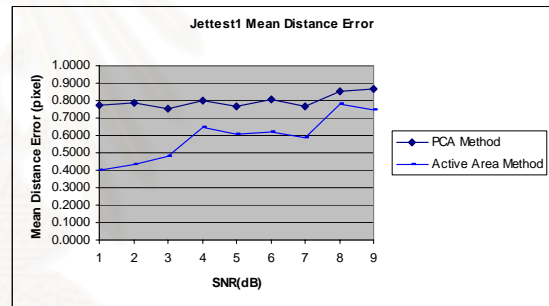
(จ) AS of 6 Basis



(ฉ) AED of 6 Basis

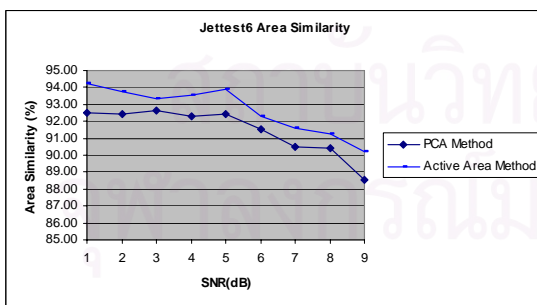


(ค) AS of 7 Basis

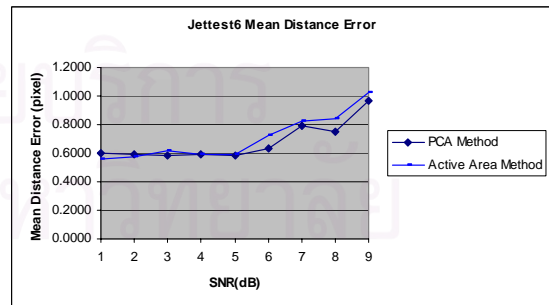


(ก) AED of 7 Basis

รูปที่ 4.22 (ต่อ) แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jettest 1 ที่ขนาด SNR 1-9 dB

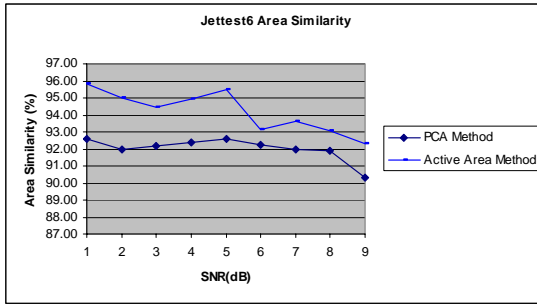


(ก) AS of 1 Basis

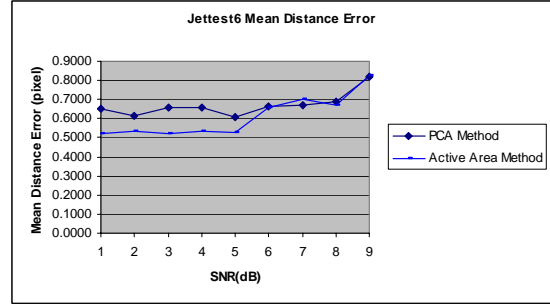


(ข) AED of 1 Basis

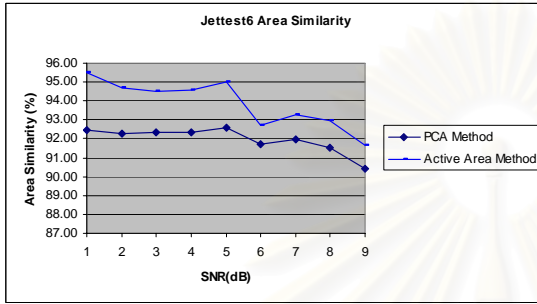
รูปที่ 4.23 แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jettest6 ที่ขนาด SNR 1-9 dB



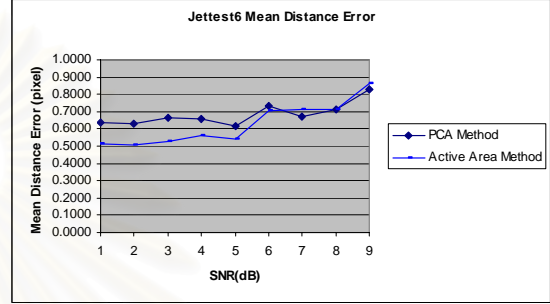
(ค) AS of 2 Basis



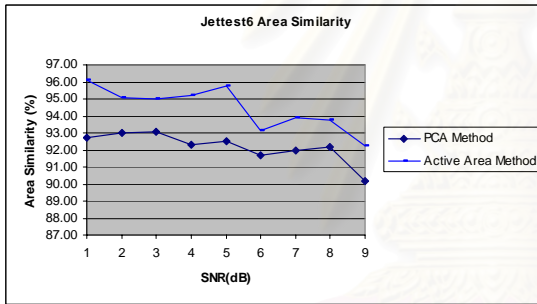
(ง) AED of 2 Basis



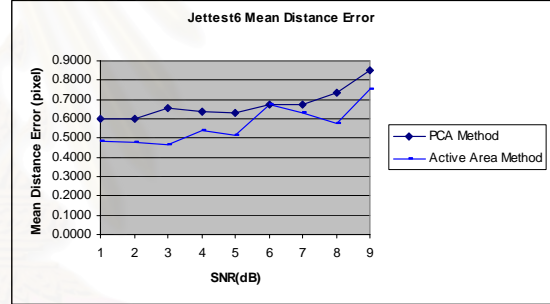
(ค) AS of 3 Basis



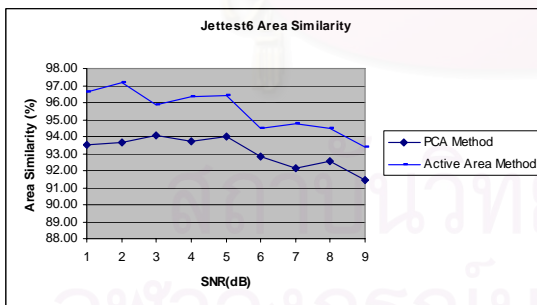
(ง) AED of 3 Basis



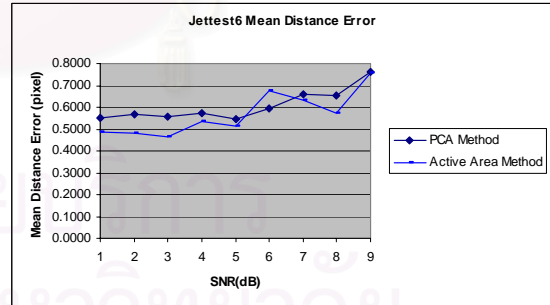
(ค) AS of 4 Basis



(ง) AED of 4 Basis

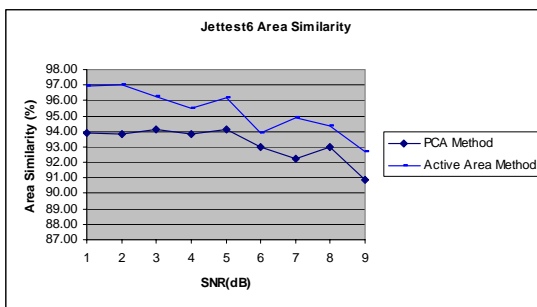


(ณ) AS of 5 Basis

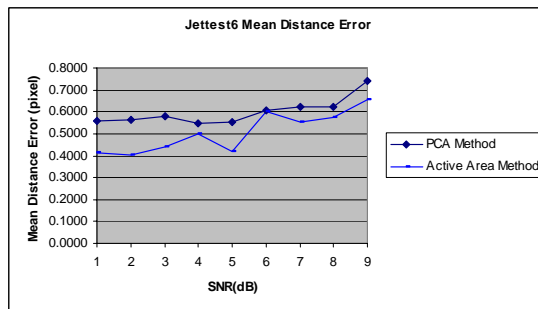


(ญ) AED of 5 Basis

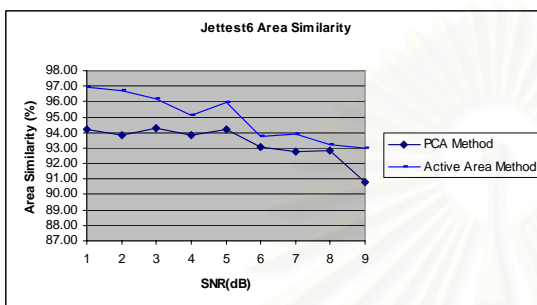
รูปที่ 4.23 (ต่อ) แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jettest6 ที่ขนาด SNR 1-9 dB



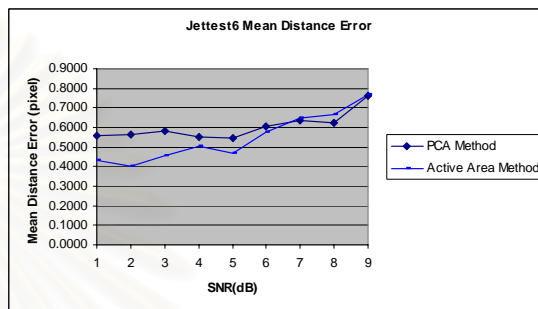
(จ) AS of 6 Basis



(ข) AED of 6 Basis



(ค) AS of 7 Basis



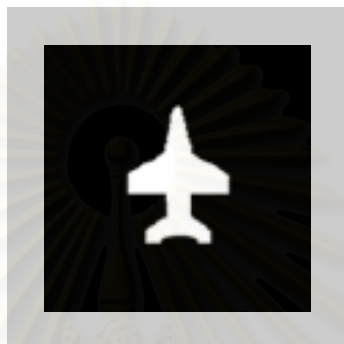
(ด) AED of 7 Basis

รูปที่ 4.23 (ต่อ) แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jettest6 ที่ขนาด SNR 1-9 dB

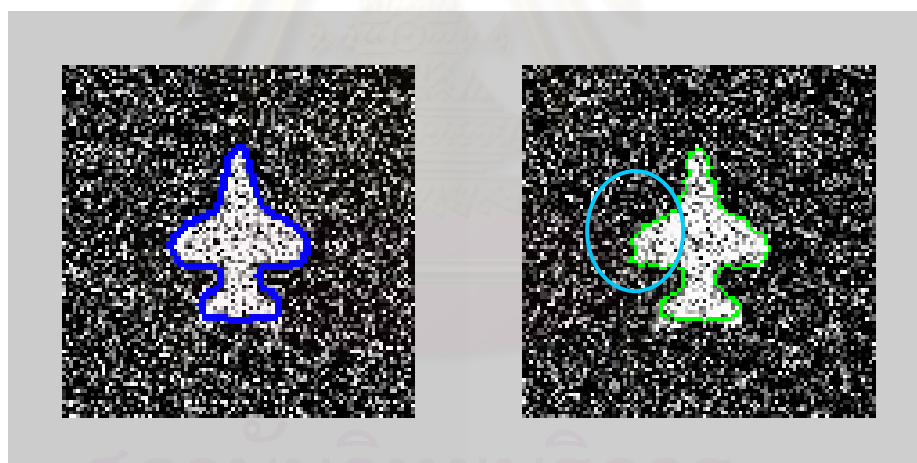
จากผลการทดลองแสดงในแผนภูมिरูปที่ 4.22 และ รูปที่ 4.23 จะพบว่าการใช้วิธีการแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่กับภาพที่ไม่มีการบิดเบือน ให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ในเกือบทุกกรณี โดยจะให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่สูงในกรณีสัญญาณรบกวนมีค่าน้อย และผลการแบ่งส่วนภาพจะลดลงตามขนาดของสัญญาณรบกวนที่เพิ่ม อย่างไรก็ตามผลการแบ่งส่วนภาพส่วนใหญ่ยังคงมีค่ามากกว่า ผลการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ทั้งการวัดโดยใช้ความคล้ายเชิงพื้นที่ (AS) และระยะทางจากเส้นโค้งแบ่งส่วนอ้างอิงเฉลี่ย (AED)

อย่างไรก็ตามผลการแบ่งส่วนภาพที่วัดโดย AS และ AED อาจให้ผลที่ขัดแย้งกันบ้างในบางกรณีเช่น ในการแบ่งส่วนภาพ Jettest6 ที่ขนาดของสัญญาณรบกวนเท่ากับ 6 dB ใช้วิธีการแบ่งส่วนโดยปรับสัมประสิทธิ์ของ PCA บนฐานหลัก 1 ฐานหลัก ซึ่งแสดงผลการแบ่งส่วนในรูปที่ 4.23 การวัดความสามารถในการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ AS แสดงให้เห็นว่าวิธีการที่น่าเสนอให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่า แต่การวัดโดยใช้ AED แสดงให้เห็นว่าวิธีการที่น่าเสนอให้ผลการแบ่งส่วนที่แยกว่า ซึ่งเมื่อพิจารณาในรูปที่ 4.24 (ข) ซึ่งเป็นผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และ รูปที่ 4.24 (ค) ซึ่งเป็นผลการแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนที่เส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัด จะพบว่ารูปที่ 4.24 (ข) จะมีขนาดที่ใหญ่กว่าบริเวณของ

วัตถุจริงซึ่งแสดงในรูปที่ 4.24 (ก) และเมื่อเทียบกับรูปที่ 4.24 (ค) แล้วจะพบว่ารูปที่ 4.24 (ค) จะมีเส้นโค้งแบ่งส่วนที่ชิดกับขอบภาพของวัตถุมากกว่าซึ่งทำให้รูปที่ 4.24 (ค) มีค่า AS ที่สูงกว่ารูปที่ 4.24 (ข) อย่างไรก็ตามจะพบว่าเส้นโค้งแบ่งส่วนในรูปที่ 4.24 (ค) จะมีความเรียบน้อยกว่ารูปที่ 4.24 (ข) โดยส่วนที่สามารถสังเกตเห็นได้ชัดเจนคือเส้นโค้งบริเวณปีกขวาของเครื่องบินซึ่งมีส่วนของเส้นโค้งที่มีระยะห่างจากขอบภาพที่ถูกต้องค่อนข้างมาก ซึ่งลักษณะของเส้นโค้งเช่นนี้เป็นสาเหตุที่ทำให้ค่า AED ในรูปที่ 4.24 (ค) มีค่ามากกว่าค่า AED ในรูปที่ 4.24 (ข)



(ก)

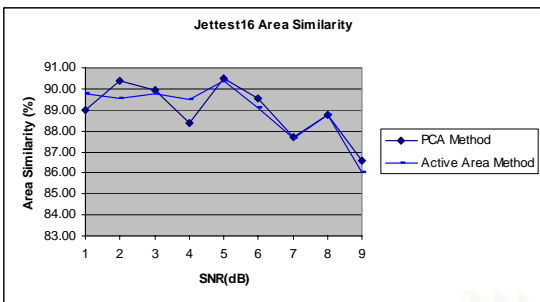


(ข)

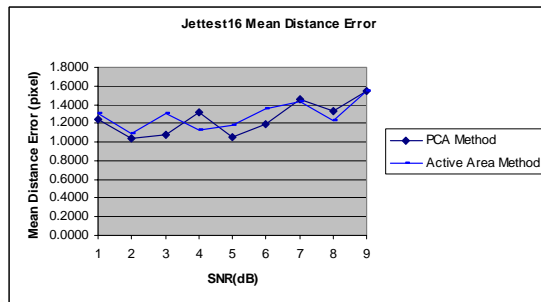
(ค)

รูปที่ 4.24 ผลการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดการเคลื่อนที่ในกรณีที่ค่า AS ชัดแย้งกับค่า AED

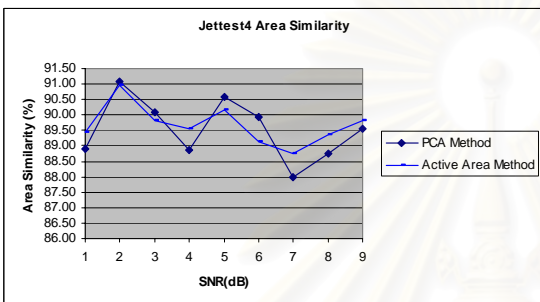
- กลุ่มภาพที่มีการบิด



(ก) AS of 1 Basis



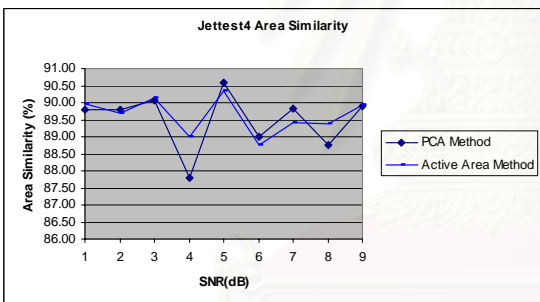
(ข) AED of 1 Basis



(ค) AS of 2 Basis



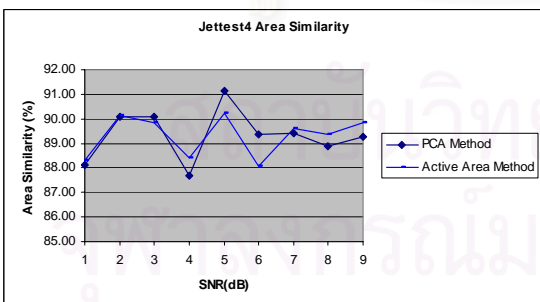
(ง) AED of 2 Basis



(จ) AS of 3 Basis



(ฉ) AED of 3 Basis

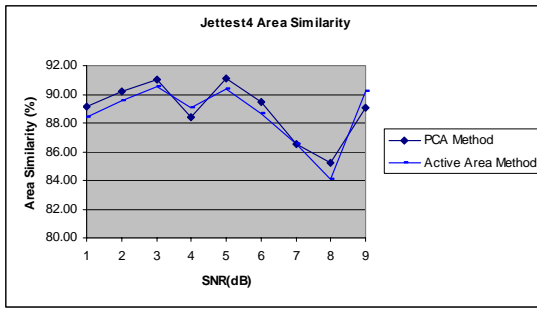


(ช) AS of 4 Basis



(ซ) AED of 4 Basis

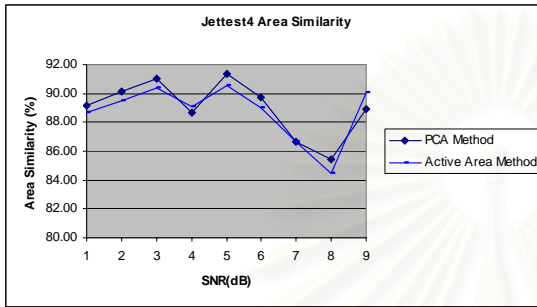
รูปที่ 4.25 แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jttest4 ที่ขนาด SNR 1-9 dB



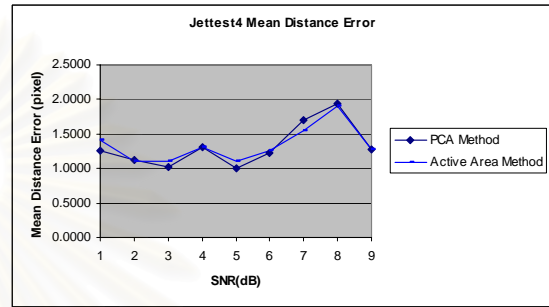
(ณ) AS of 5 Basis



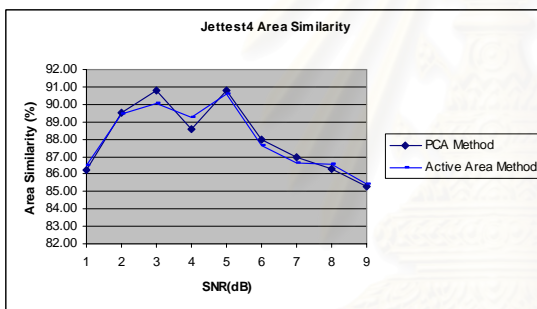
(ญ) AED of 5 Basis



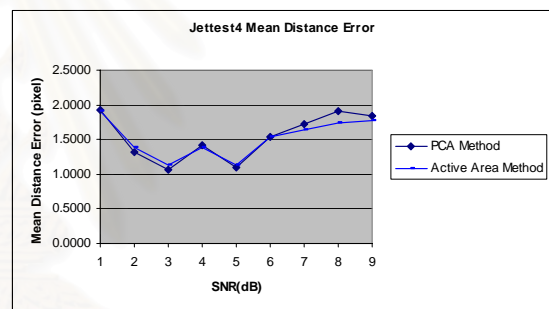
(จ) AS of 6 Basis



(ฉ) AED of 6 Basis

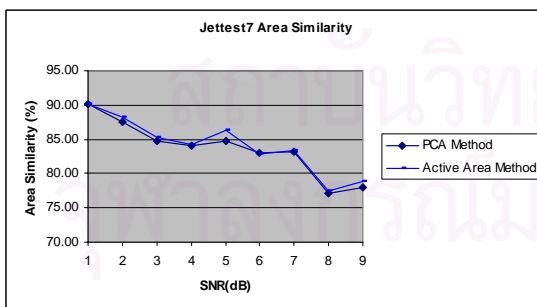


(ค) AS of 7 Basis

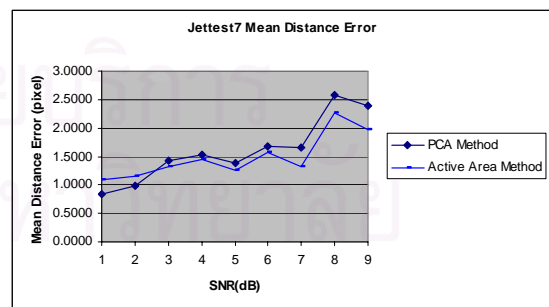


(ก) AED of 7 Basis

รูปที่ 4.25 (ต่อ) แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jettest4 ที่ขนาด SNR 1-9 dB

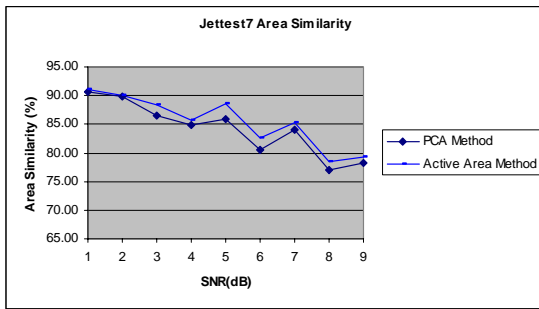


(ข) AS of 1 Basis

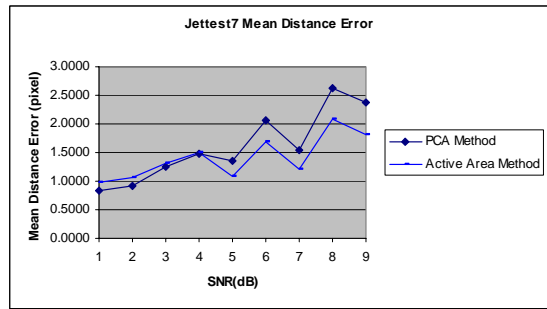


(ข) AED of 1 Basis

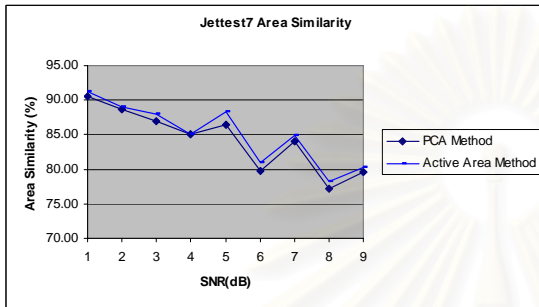
รูปที่ 4.26 แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jettest7 ที่ขนาด SNR 1-9 dB



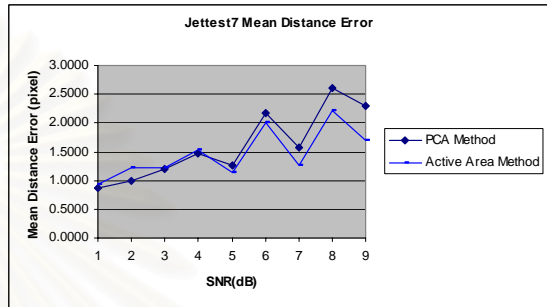
(ค) AS of 2 Basis



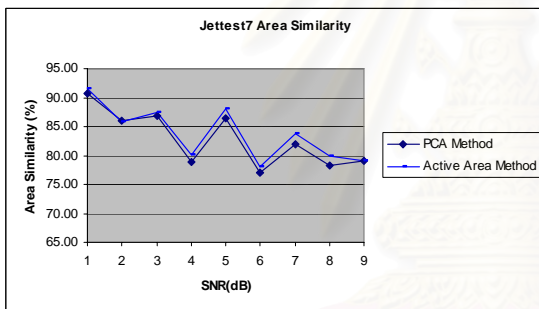
(ง) AED of 2 Basis



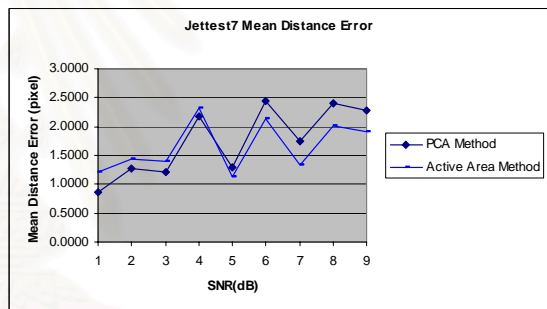
(จ) AS of 1 Basis



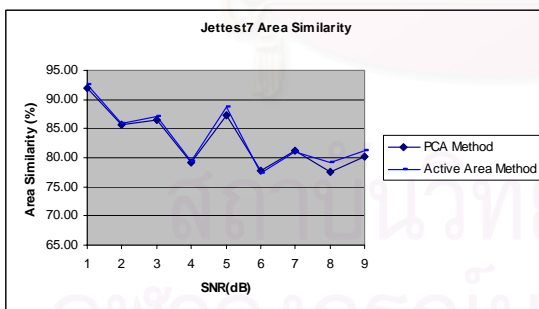
(ฉ) AED of 3 Basis



(ช) AS of 4 Basis



(ฌ) AED of 4 Basis

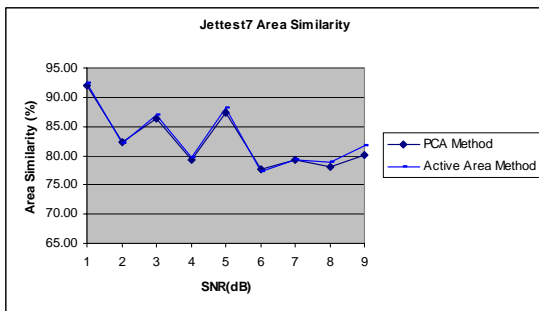


(ฉ) AS of 5 Basis

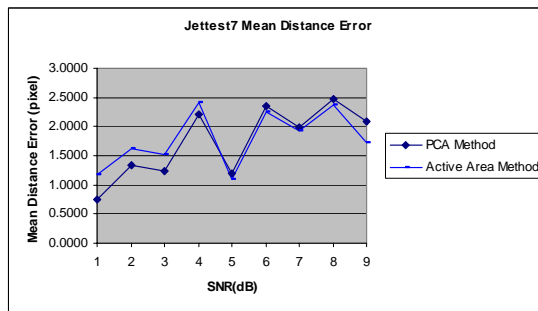


(ญ) AED of 5 Basis

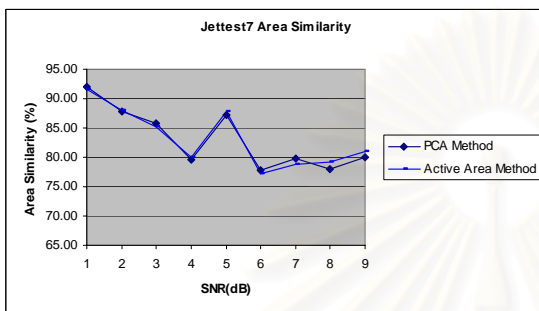
รูปที่ 4.26 (ต่อ) แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jttest7 ที่ขนาด SNR 1-9 dB



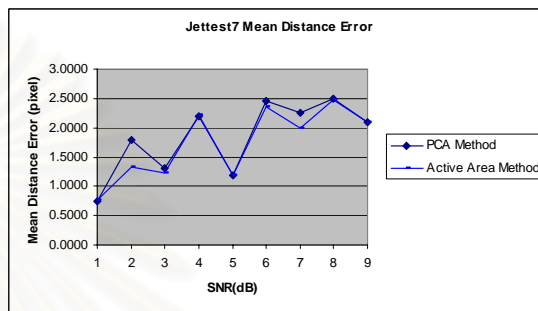
(จ) AS of 6 Basis



(ข) AED of 6 Basis



(ค) AS of 7 Basis



(ค) AED of 7 Basis

รูปที่ 4.26 (ต่อ) แผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพ Jttest7 ที่ขนาด SNR 1-9 dB

จากผลการทดลองแบ่งส่วนภาพในกรณีที่มีการปิดมิติและถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนแสดงในรูปที่ 4.25 และ รูปที่ 4.26 พบว่าการแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับฐานหลักของ PCA ในกรณีที่ภาพถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนที่สูง ซึ่งน่าจะมีสาเหตุมาจากสัญญาณรบกวนที่มากจะไปทำลายข้อมูลของการปิดมิติทำให้เส้นโค้งแบ่งส่วนที่เคลื่อนที่ภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ถูกต้องโดยอิทธิพลของการปิดมิติน้อยลง

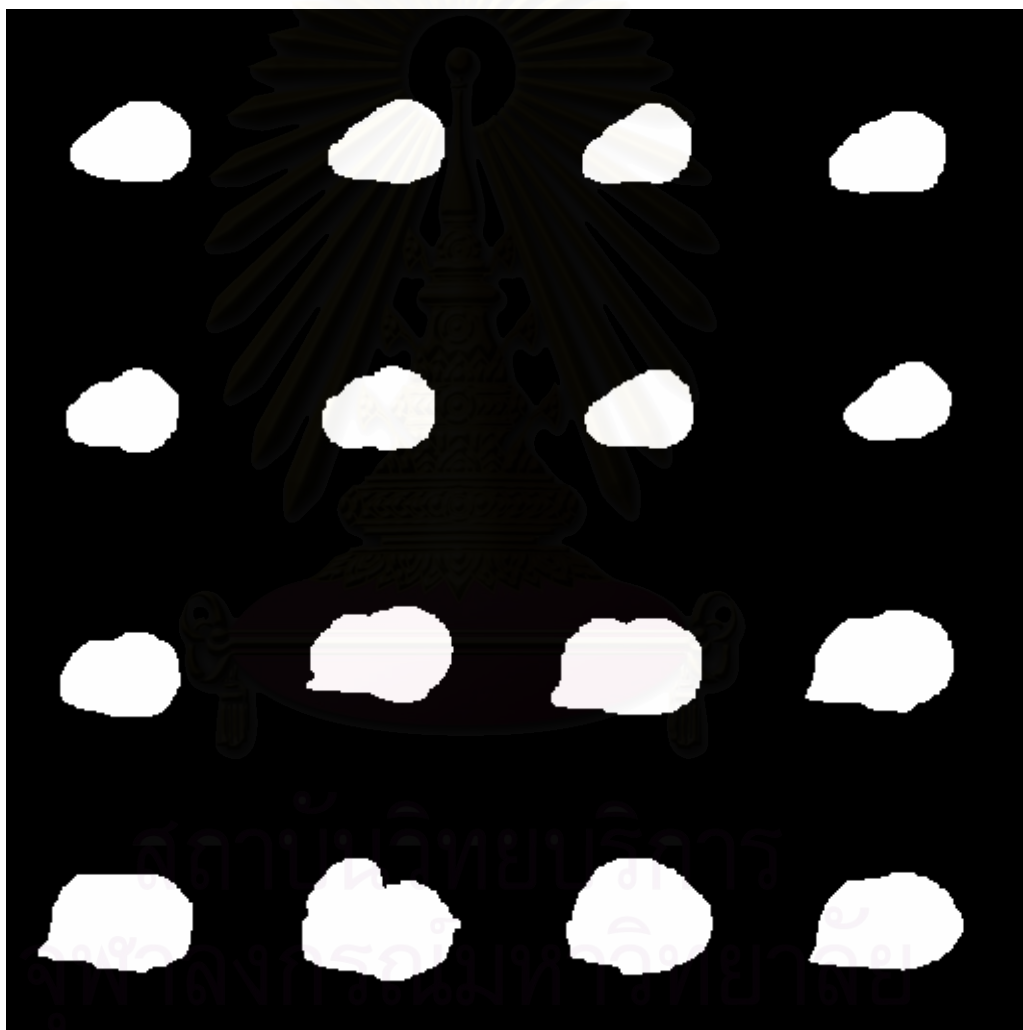
4.1.2 กลุ่มภาพเอ็มอาร์หัวใจ

ในการทดลองนี้มีลักษณะคล้ายกับการทดลองที่ 4.1.1 โดยเปลี่ยนจากกลุ่มภาพที่สร้างขึ้นเองเป็นกลุ่มของภาพเอ็มอาร์หัวใจ โดยจะเปรียบเทียบผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับฐานหลักของ PCA และการแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนที่เส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ สำหรับการสร้างฐานหลักของกลุ่มภาพจะใช้เส้นโค้งแบ่งส่วนที่สร้างขึ้นเองจากภาพเอ็มอาร์หัวใจจำนวน 16 ภาพแสดงตามรูปที่ 4.27

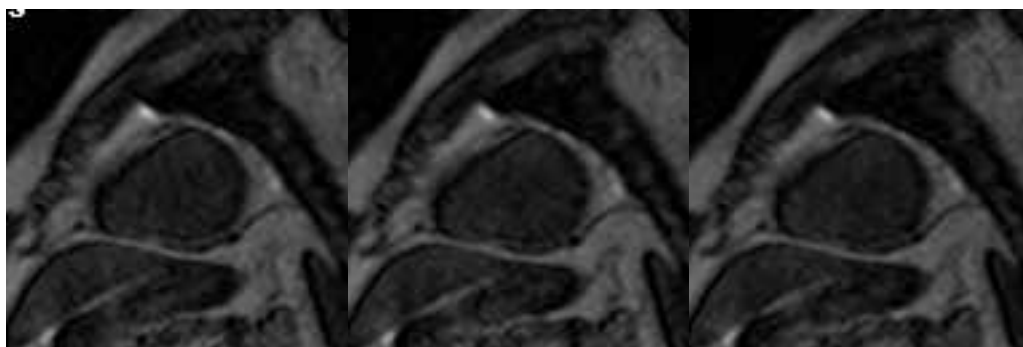
เนื่องจากวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนที่เส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่จะนิยามการเคลื่อนที่ของเส้นโค้งบนพื้นฐานความเป็นเนื้อเดียวกัน ดังนั้นในการทดลองนี้

จะทดสอบวิธีการแบ่งส่วนภาพที่นำเสนอกับภาพเอ็มอาร์หัวใจในขณะที่หัวใจมีความเป็นเนื้อเดียวกันเท่านั้น ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ใช้ในการทดลองมีทั้งหมด 8 ภาพแสดงได้ดังรูปที่ 4.28

ในการทดลองนี้แบ่งออกเป็นสองส่วนย่อยคือ การวิเคราะห์ผลการแบ่งส่วนภาพที่ฐานหลักต่างๆ และผลการแบ่งส่วนภาพที่บริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ขนาดต่าง โดยในการทดลองได้ปรับใช้จำนวนฐานหลักของ PCA ในการแบ่งส่วนภาพตั้งแต่ 1 ถึง 14 ฐานหลัก และปรับขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ตั้งแต่ $k = 0.5$ ถึง $k = 3$



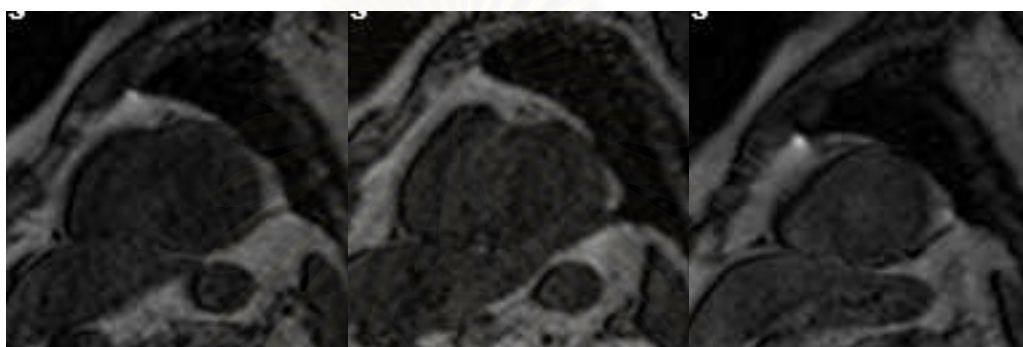
รูปที่ 4.27 รูปร่างของภาพหัวใจที่ใช้ในการสร้างฐานหลังโดยวิธีการ PCA



(ก) heartmask1

(ข) heartmask2

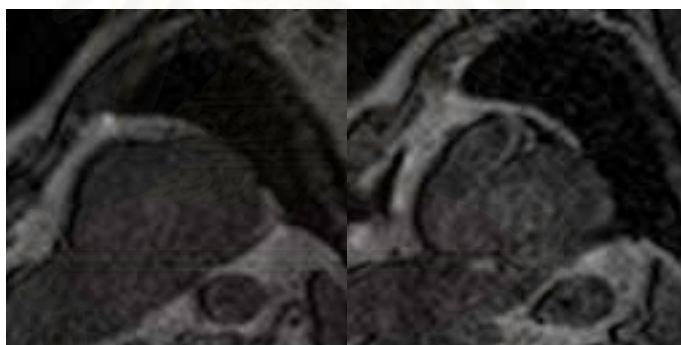
(ค) heartmask3



(ง) heartmask4

(จ) heartmask5

(ฉ) heartmask6



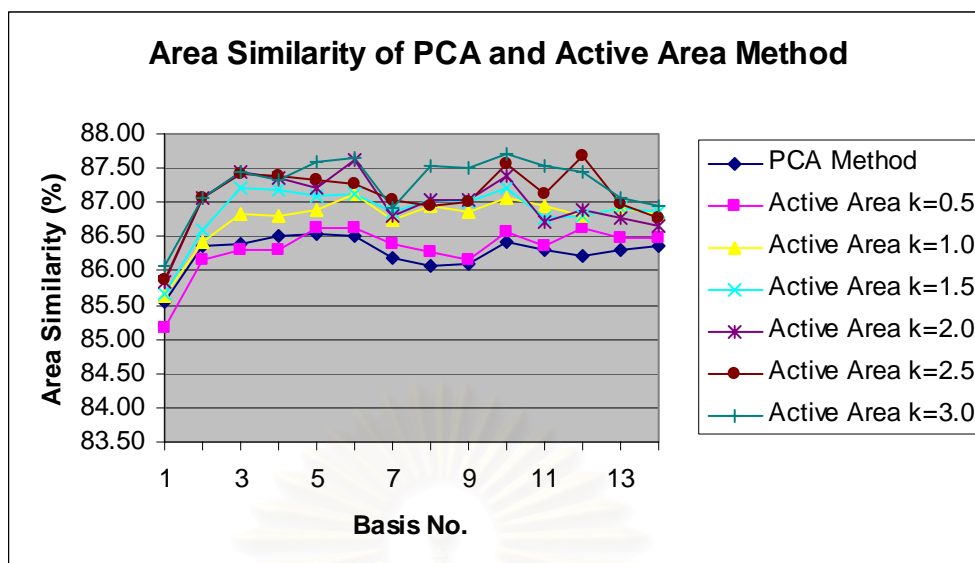
(ช) heartmask7

(ฐ) heartmask8

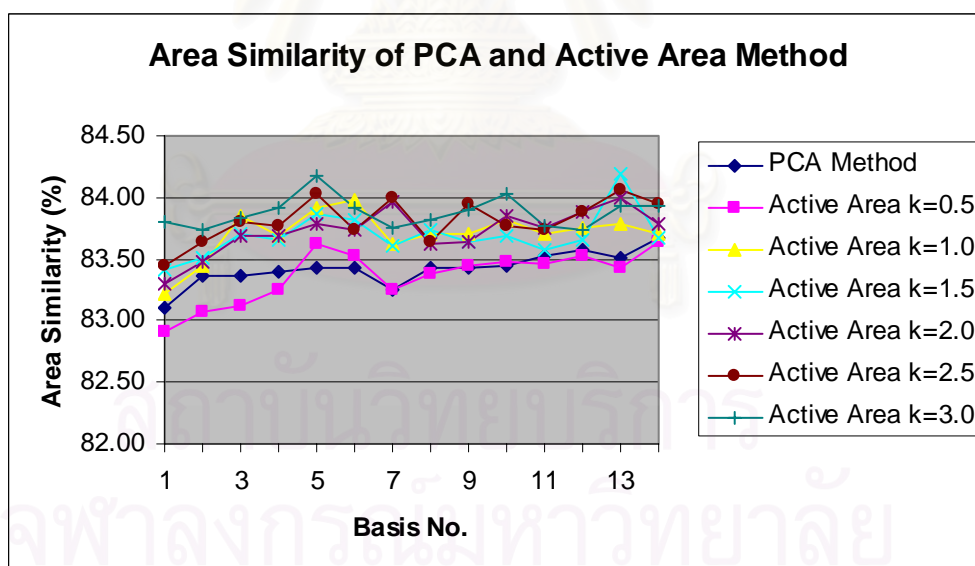
รูปที่ 4.28 ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ใช้ในการทดลองที่ 4.1.2

- ความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนฐานหลักและความสามารถในการแบ่งส่วนภาพ

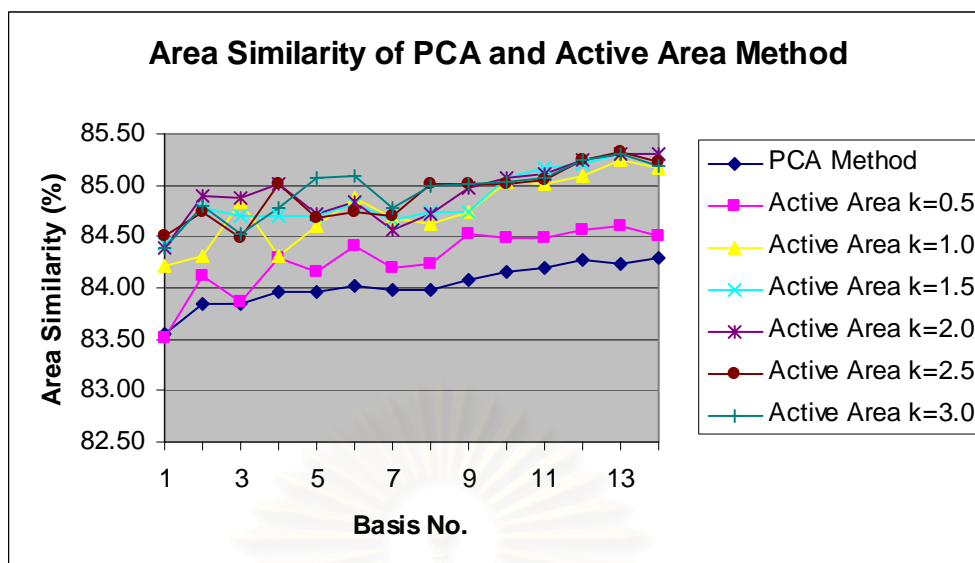
จากผลการทดลองแสดงในแผ่นภูมิรูปที่ 4.29 ถึงรูปที่ 4.36 จะพบว่าจำนวนของฐานหลักไม่ค่อยมีผลต่อการแบ่งส่วนภาพมากนัก ทั้งนี้อาจเนื่องมาจากลักษณะของหัวใจที่เป็นรูปร่างที่ไม่มีความซับซ้อนมากนัก การเพิ่มฐานหลักมักจะไม่ค่อยมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงรูปร่างโดยรวมของเส้นโค้งแบ่งส่วนมากนัก



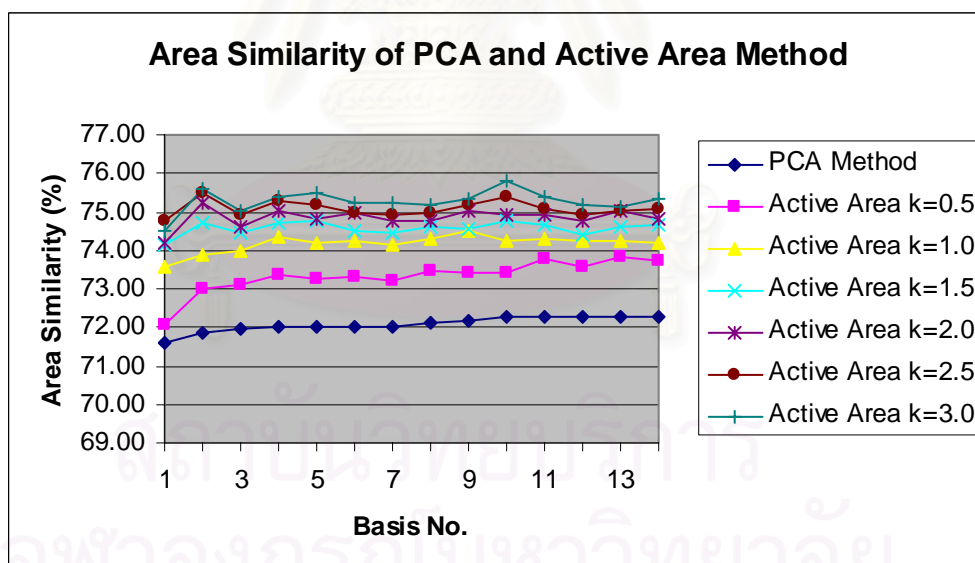
รูปที่ 4.29 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask1 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



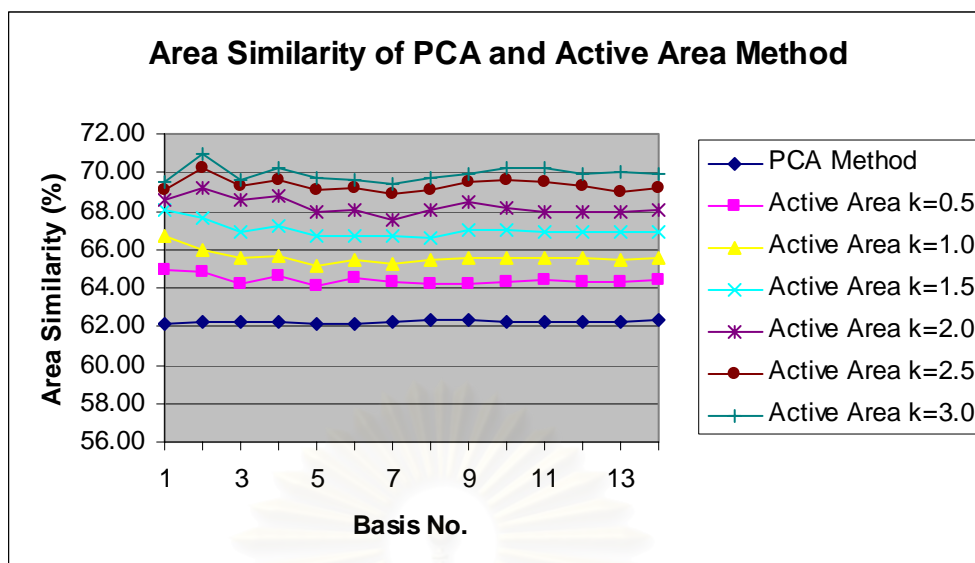
รูปที่ 4.30 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask2 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



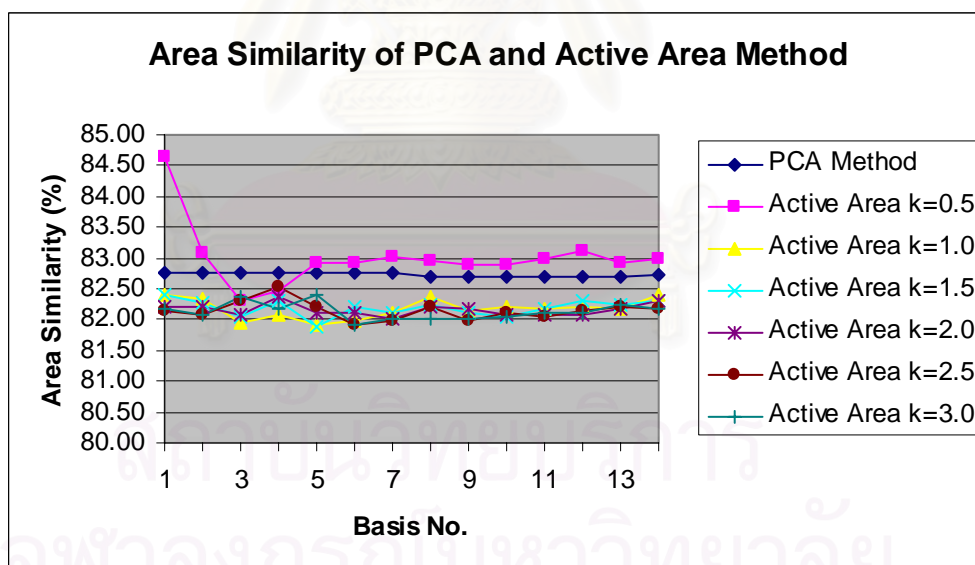
รูปที่ 4.31 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask3 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



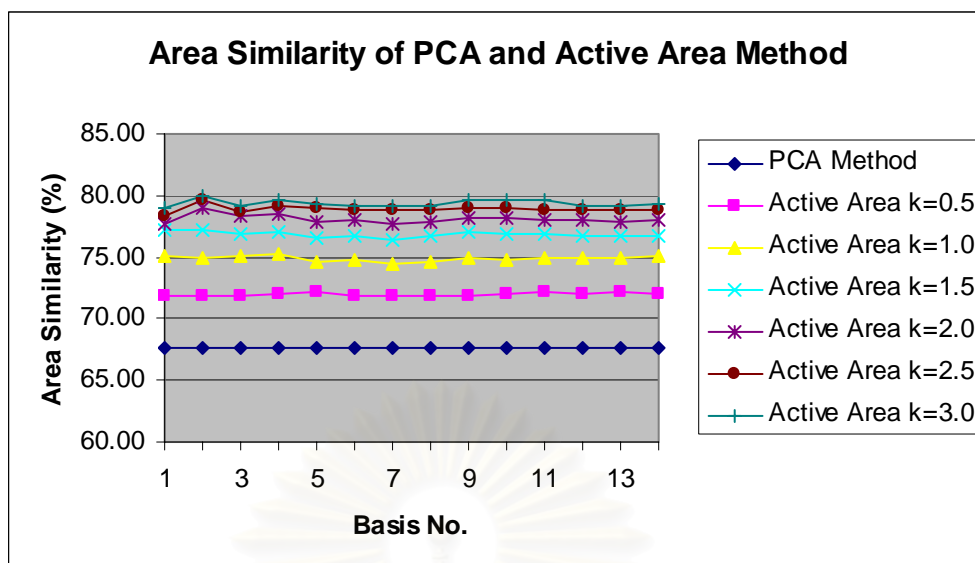
รูปที่ 4.32 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask4 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



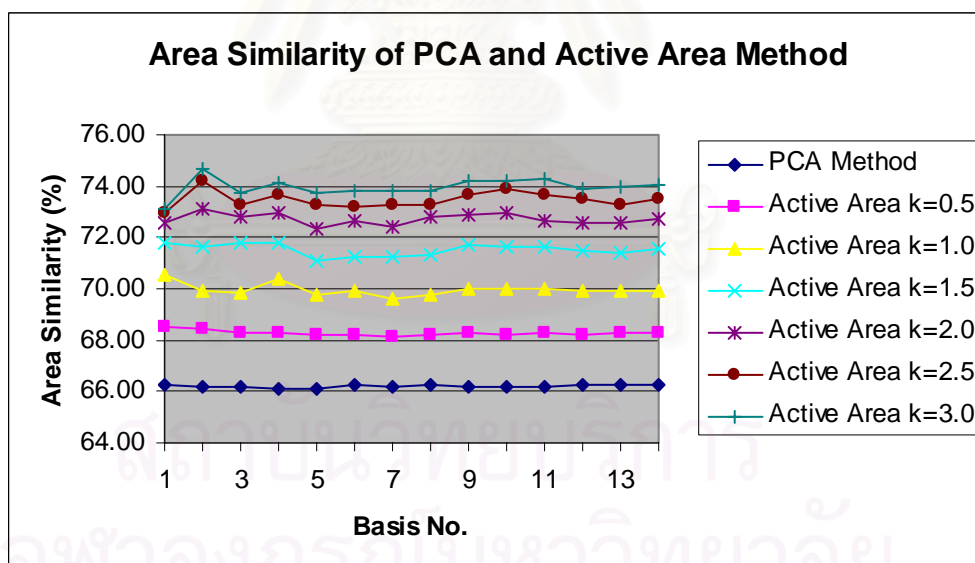
รูปที่ 4.33 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask5 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



รูปที่ 4.34 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask6 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14

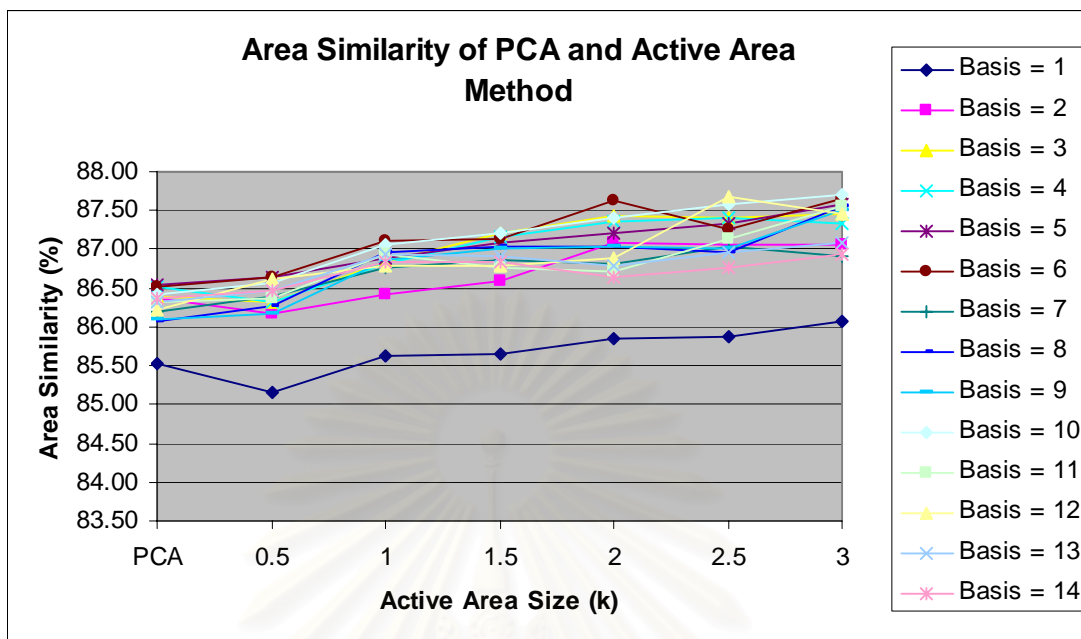


รูปที่ 4.35 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask7 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14

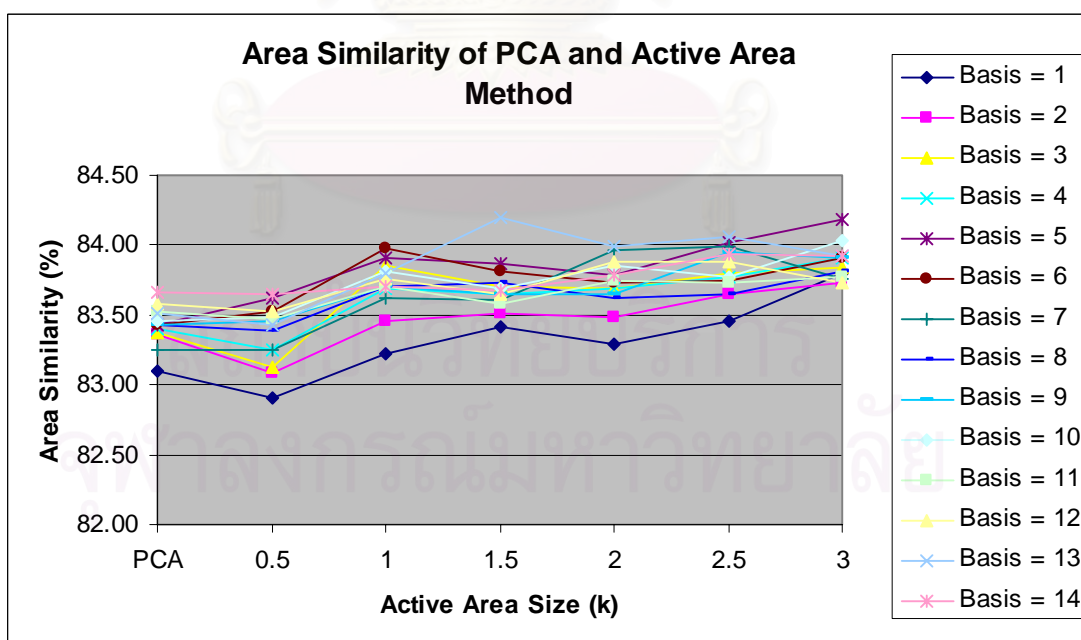


รูปที่ 4.36 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask8 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14

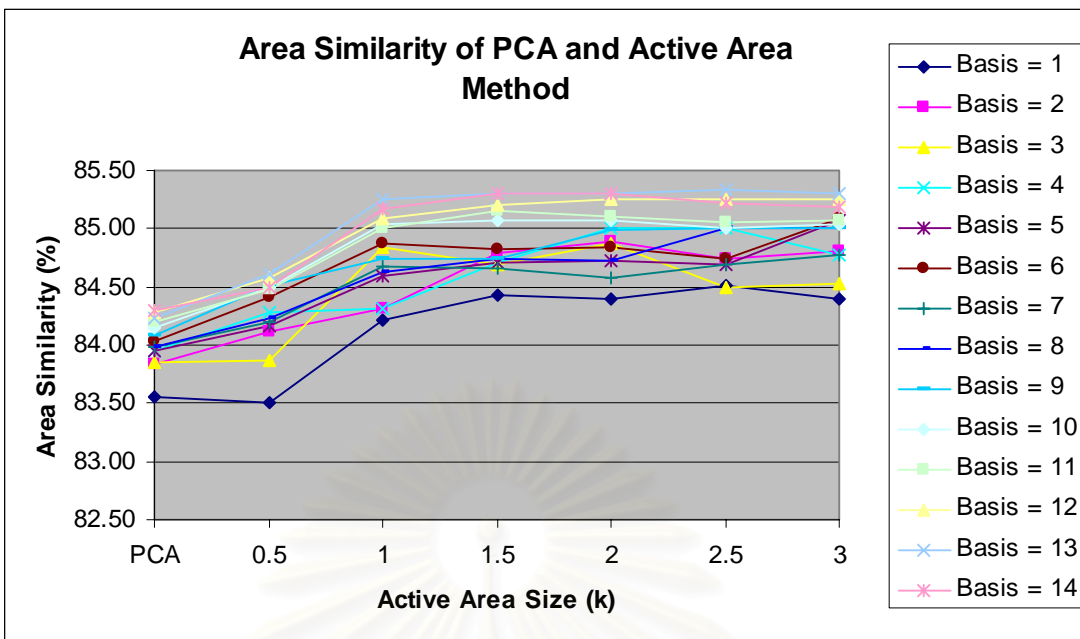
- การแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดที่ขนาด (k) ต่างๆ กัน



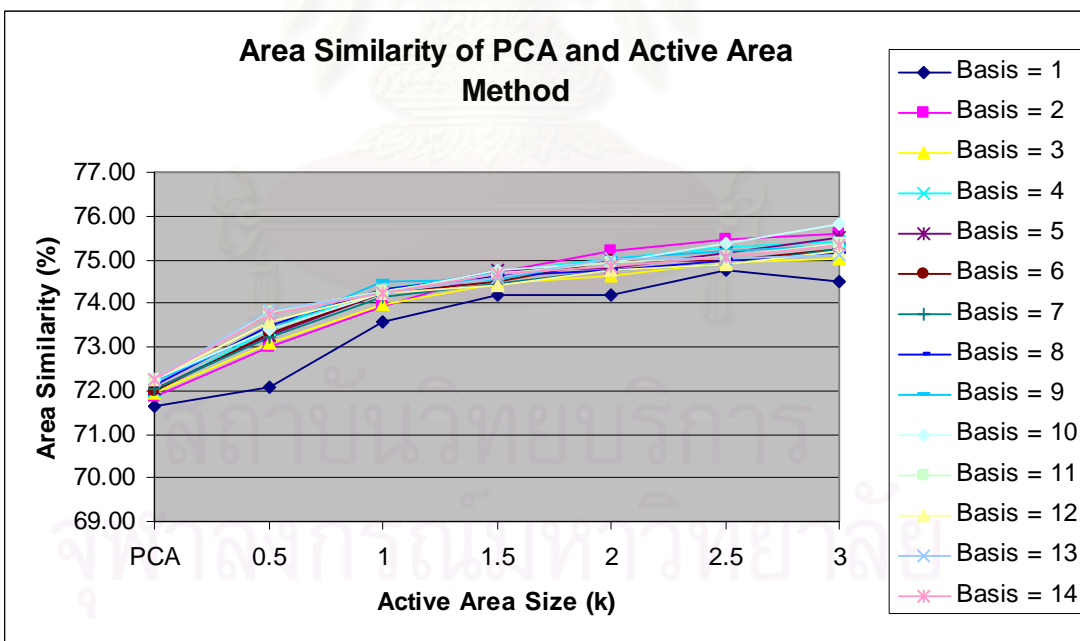
รูปที่ 4.37 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask1 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



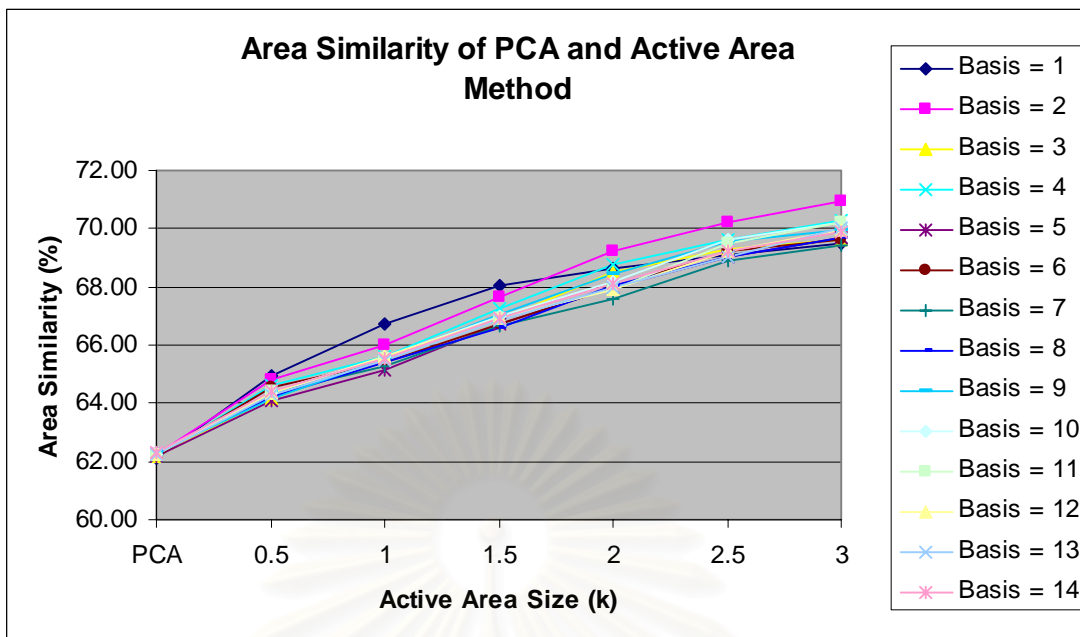
รูปที่ 4.38 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask2 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



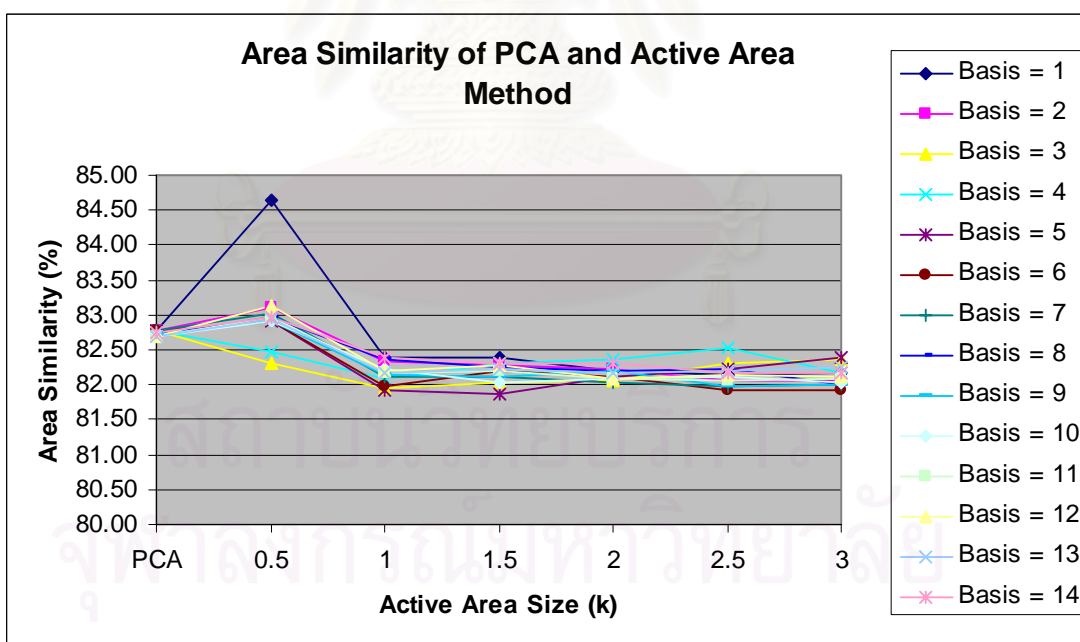
รูปที่ 4.39 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask3 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



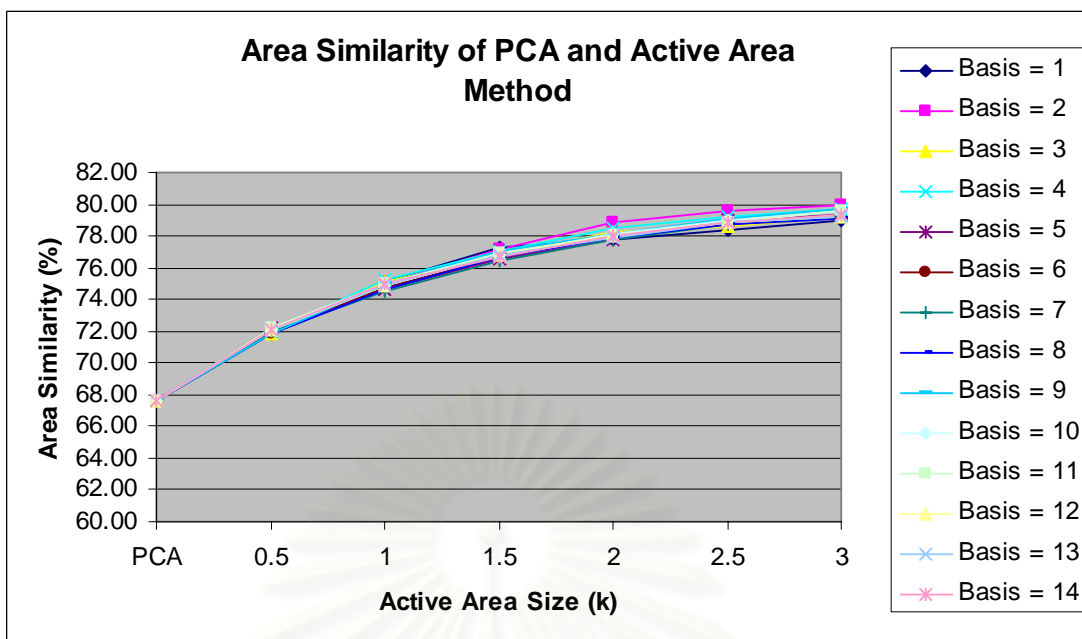
รูปที่ 4.40 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask4 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



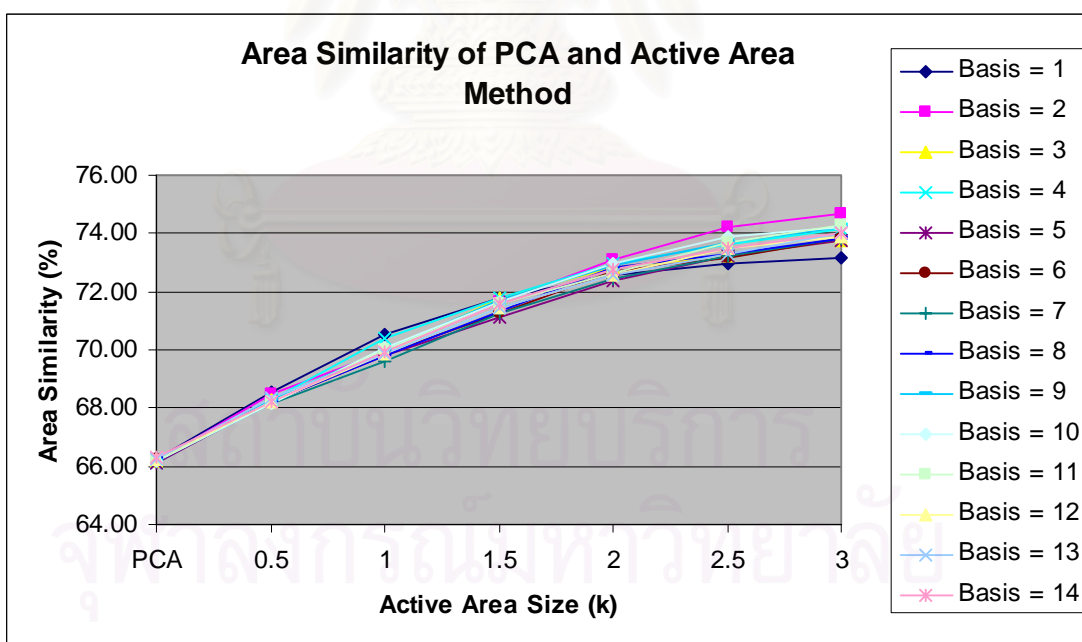
รูปที่ 4.41 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask5 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



รูปที่ 4.42 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask6 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



รูปที่ 4.43 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask7 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14



รูปที่ 4.44 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA และการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ของภาพ heartmask8 ที่จำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 14

จากผลการทดลองแสดงในแผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพของภาพเอ็มอาร์ heartmask1 ถึง heartmask8 ที่บริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ขนาดต่างๆกันในรูปที่ 4.37 ถึงรูปที่ 4.44 จะพบว่าโดยส่วนใหญ่ความสามารถในการแบ่งส่วนภาพจะเพิ่มขึ้นตามขนาดบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่เพิ่มขึ้น โดยความสามารถในการแบ่งส่วนนี้จะเริ่มมีการเพิ่มขึ้นที่น้อยลงเมื่อขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่มากขึ้น

อย่างไรก็ตามจะมีภาพเอ็มอาร์หัวใจบางภาพที่วิธีการปรับเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ให้ค่า AS น้อยกว่าวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA นั่นคือภาพ heartmask1 และ heartmask6 ซึ่งผลการแบ่งส่วนภาพแสดงได้ดังรูปที่ 4.37 และ รูปที่ 4.42 ซึ่งเมื่อสังเกตุดูลักษณะของภาพและเส้นโค้งแบ่งส่วนภาพที่ได้จากวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ดังตัวอย่างในรูปที่ 4.45 (ข) ซึ่งเป็นเส้นโค้งแบ่งส่วนที่ได้จากวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ของภาพ heartmask6 จะพบว่าเส้นโค้งแบ่งส่วนภาพนี้จะมีการวางตัวใกล้กับบริเวณขอบภาพที่แท้จริงมากแล้ว (จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่า AS ของการแบ่งส่วนภาพ heartmask1 และ heartmask6 มีค่ามากกว่า 80%) ซึ่งมีโอกาสที่จะทำให้เส้นโค้งแบ่งส่วนภาพที่ถูกเคลื่อนที่ในภายหลังอาจถูกอิทธิพลของภาพที่อาจถูกลดทอน ทำลายความรู้เชิงรูปร่างที่ได้จากฐานหลักของ PCA ไป ในรูปที่ 4.45 (ง) แสดงผลการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับเส้นโค้งแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ขนาด $k = 0.5$ ซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.45 (ค) และ รูปที่ 4.45 (ฉ) แสดงผลการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับเส้นโค้งแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ขนาด $k = 3$ ซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.45 (จ) ซึ่งจะเห็นว่าผลการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ค่า k น้อยๆ (ดังรูปที่ 4.45 (ง)) จะให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ถูกต้องมากกว่าการตั้งค่า k มากๆ (ดังรูปที่ 4.45 (ฉ))

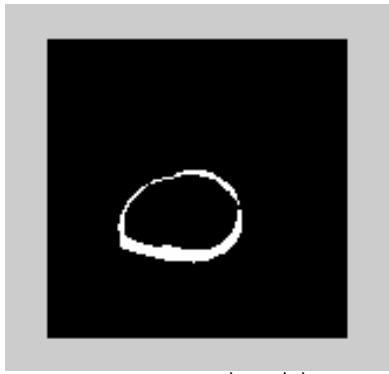
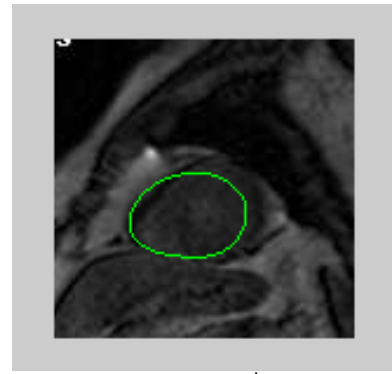
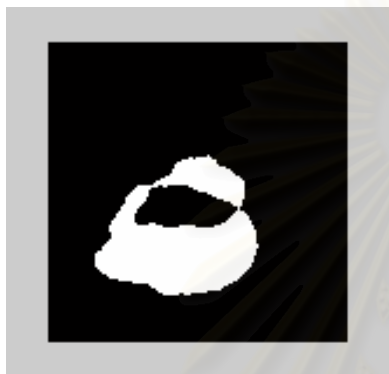


(ก) การแบ่งส่วนโดยมนุษย์

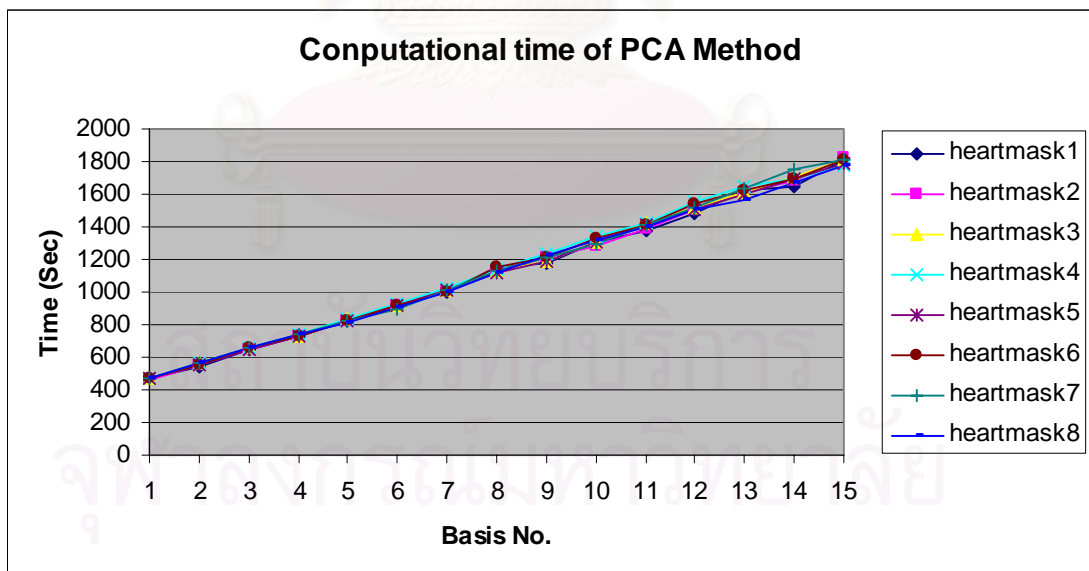


(ข) การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการ PCA

รูปที่ 4.45 ผลการแบ่งส่วนภาพ heartmask6 โดยวิธีการต่างๆ

(ค) บริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่ค่า $k = 0.5$ (ง) การแบ่งส่วนภาพที่ค่า $k = 0.5$ (ค) บริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่ค่า $k = 3$ (ง) การแบ่งส่วนภาพที่ค่า $k = 3$

รูปที่ 4.45 (ต่อ) ผลการแบ่งส่วนภาพ heartmask6 โดยวิธีการต่างๆ



รูปที่ 4.46 เวลาที่ใช้ในการแบ่งส่วนภาพของกลุ่มภาพ heartmask ด้วยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ที่ฐานหลักต่างๆ

- เวลาที่ใช้ในการคำนวณ

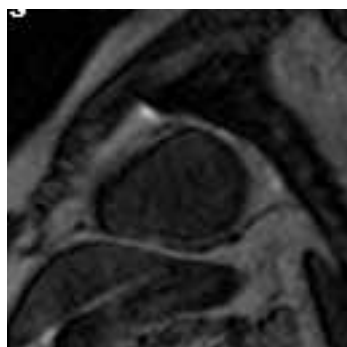
จากผลการทดลองในการแบ่งส่วนภาพหัวใจโดยวิธีการเคลื่อนเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ จะพบว่าเวลาที่ใช้ในการแบ่งส่วนภาพยังคงมีลักษณะที่เพิ่มขึ้นตามจำนวนของฐานหลักที่เพิ่มเช่นเดียวกับการทดลองในหัวข้อที่ 4.1.1.1 โดยความสัมพันธ์ระหว่างเวลาที่ใช้ในการคำนวณและจำนวนของฐานหลักของ PCA สามารถแสดงได้ตามรูปที่ 4.46

4.2 การแบ่งส่วนวัตถุที่ประกอบด้วยบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกันสองบริเวณ

ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ต้องการแบ่งส่วนจะมีการเปลี่ยนแปลงความเข้มภาพไปตามเวลา และจังหวะการทำงานของหัวใจ ซึ่งสามารถแบ่งลักษณะของความเข้มภายในของหัวใจได้ทั้งหมด 6 แบบ ตามที่อธิบายในหัวข้อที่ 3.2.2.1 ซึ่งในการทดลองนี้จะทดสอบความสามารถของวิธีการแบ่งส่วนภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันที่นำเสนอตามที่อธิบายในหัวข้อที่ 3.2.2.2 และ 3.2.2.3

ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ใช้ในการทดลองทั้งหมดสามารถแสดงได้ตามรูปที่ 4.47 โดย

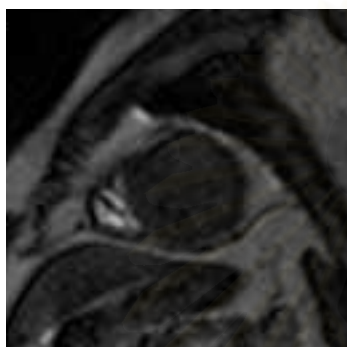
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่มีความเป็นเนื้อเดียวกันสามารถแสดงได้ตามรูปที่ 4.47 (ก) และ (ข)
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณหัวใจห้องล่างขวา และต่ำที่บริเวณหัวใจห้องล่างซ้ายสามารถแสดงได้ตามรูปที่ 4.47 (ค) และ (ง)
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณห้องหัวใจทั้งสองห้อง และมีความเข้มต่ำบริเวณผนังห้องหัวใจแสดงได้ตามรูปที่ 4.47 (จ) และ (ฉ)
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณหัวใจห้องล่างซ้าย โดยหัวใจห้องล่างซ้ายกำลังขยายตัวแสดงได้ตามรูปที่ 4.47 (ช) และ (ซ)
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณหัวใจห้องล่างซ้าย โดยหัวใจห้องล่างซ้ายไม่ขยายตัวแสดงได้ตามรูปที่ 4.47 (ณ) และ (ญ)
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่บริเวณที่มีความเป็นเนื้อเดียวกันทั้งสองส่วนมีความเข้มไม่แตกต่างกันมากนัก แสดงได้ตามรูปที่ 4.47 (ฎ) และ (ฏ)



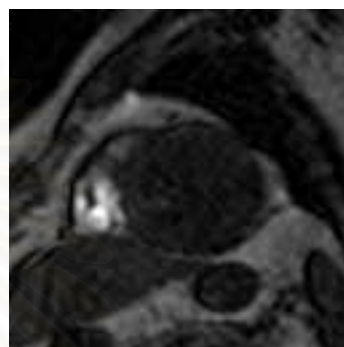
(น) hearttest1



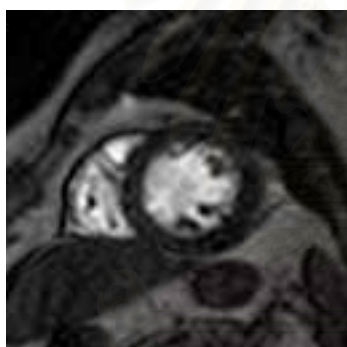
(ข) hearttest2



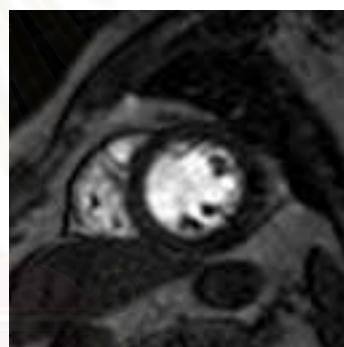
(ค) hearttest3



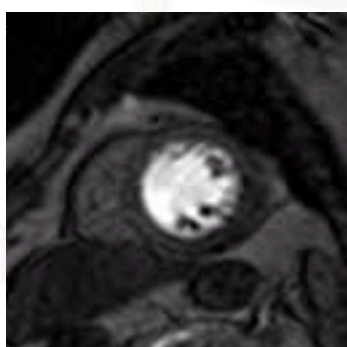
(ง) hearttest4



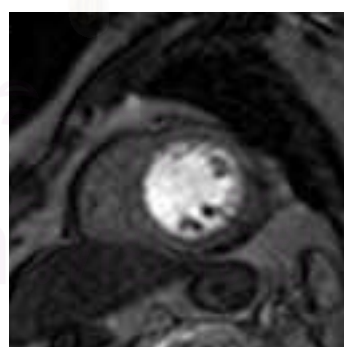
(จ) hearttest5



(ฉ) hearttest6

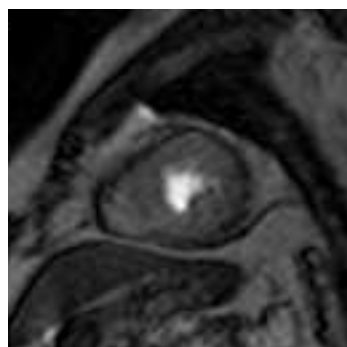


(ช) hearttest7

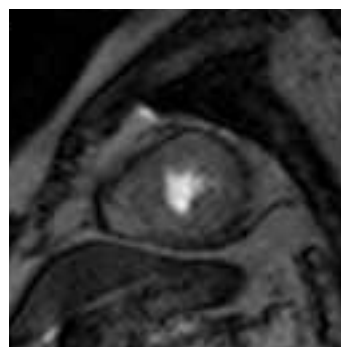


(ซ) hearttest8

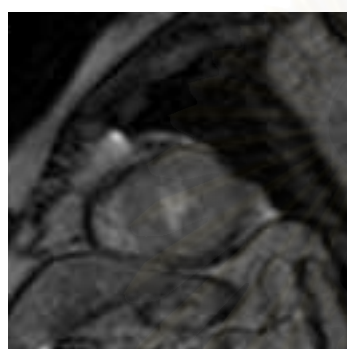
รูปที่ 4.47 ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ใช้ในการทดลองที่ 4.2



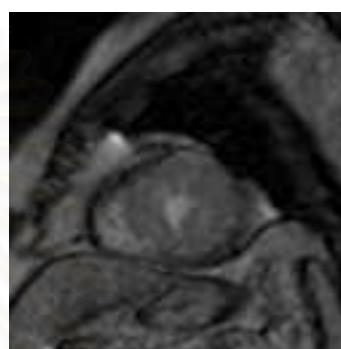
(ฉ) hearttest9



(ญ) hearttest10



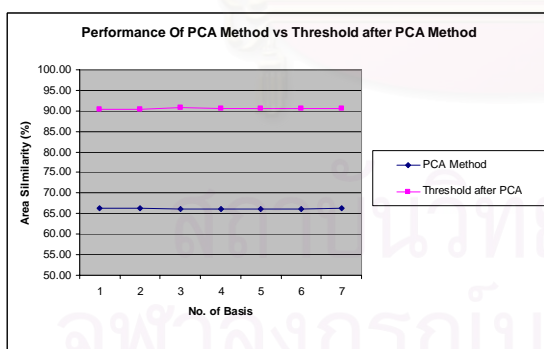
(ฎ) hearttest11



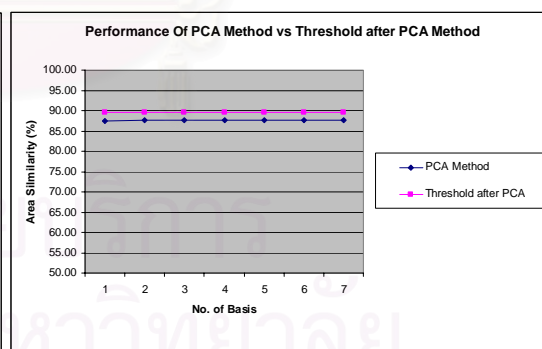
(ฏ) hearttest12

รูปที่ 4.47 (ต่อ) ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ใช้ในการทดลองที่ 4.2

4.2.1 การปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

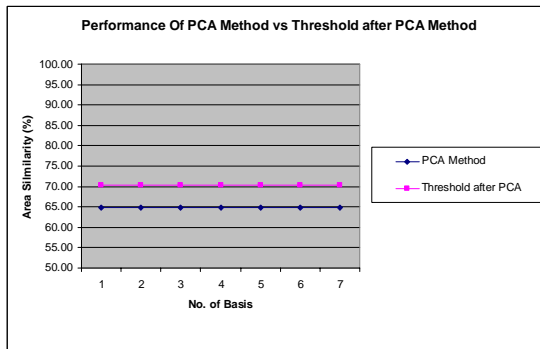


(ก) hearttest1

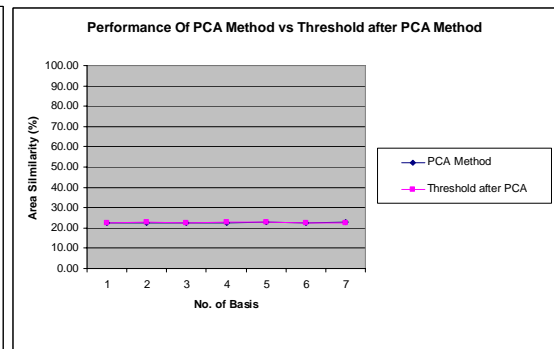


(ข) hearttest2

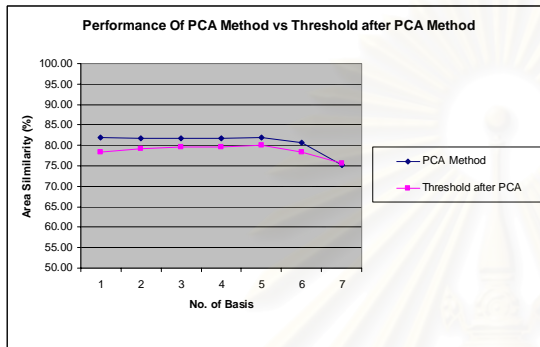
รูปที่ 4.48 ผลการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest1 – hearttest12



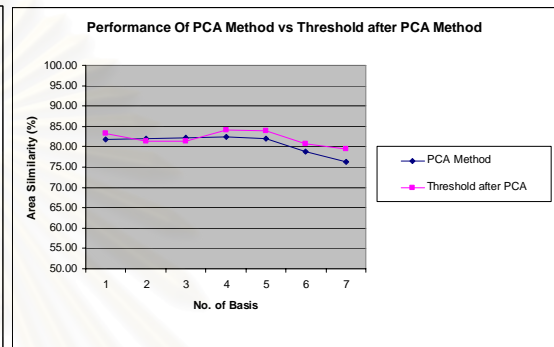
(ค) hearttest3



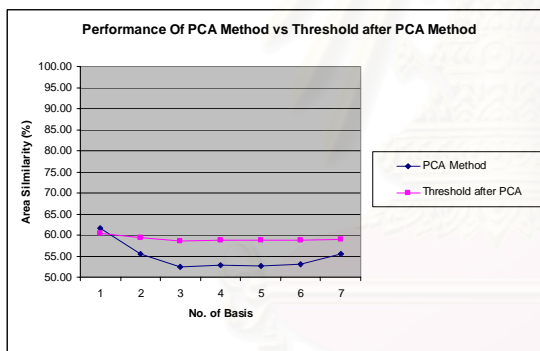
(ง) hearttest4



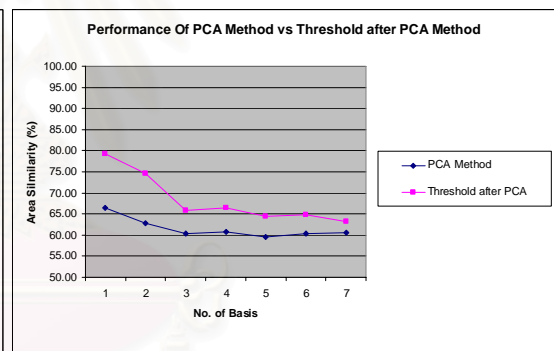
(จ) hearttest5



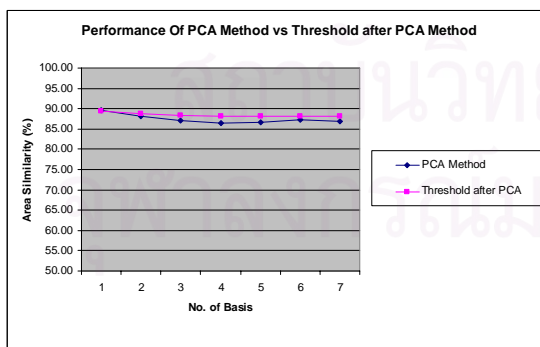
(ฉ) hearttest6



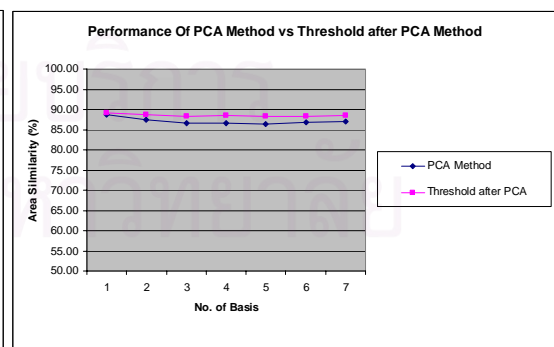
(ช) hearttest7



(ซ) hearttest8

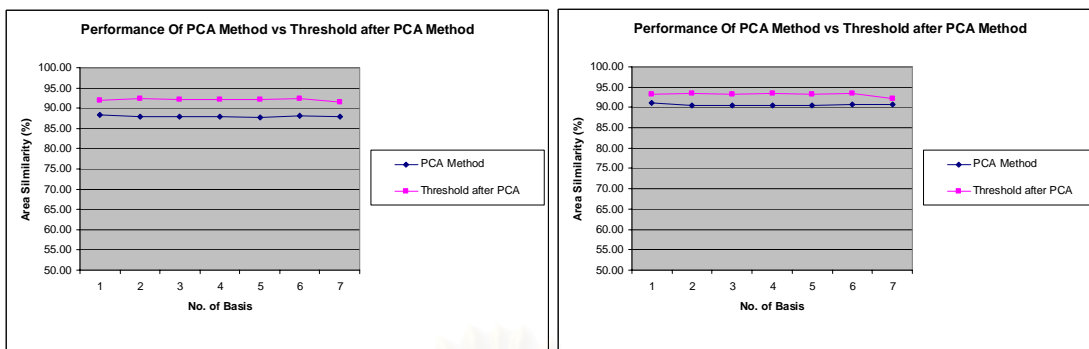


(ฅ) hearttest9



(ณ) hearttest10

รูปที่ 4.48 (ต่อ) ผลการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจาก
ความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest1 – hearttest12



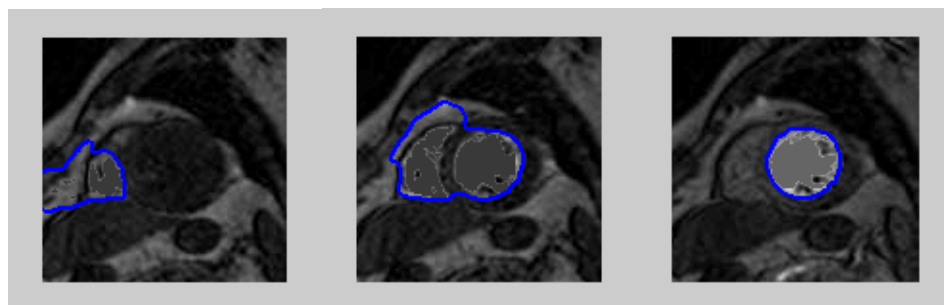
(จ) hearttest11

(ข) hearttest12

รูปที่ 4.48 (ต่อ) ผลการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้งเชิงรูปร่างของภาพ hearttest1 – hearttest12

จากการทดลองจะเห็นว่าผลการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้งเชิงรูปร่าง จะให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของ PCA ในทุกกรณี ยกเว้นกรณีที่ 2 และ 3 ที่จะมีบางฐานหลักที่วิธีการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้งเชิงรูปร่างให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่แยกว่า (ในกรณีภาพ hearttest5 ผลการแบ่งส่วนภาพแยกว่าในทุกจำนวนฐานหลัก) อย่างไรก็ตามหากกำหนดให้เกณฑ์ความถูกต้องในการนำวิธีการแบ่งส่วนนี้ไปใช้จริงอยู่ที่ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่เท่ากับ 85% จะพบว่ามีเพียงกรณีที่ 1 5 และ 6 เท่านั้นที่ผ่านเกณฑ์

เมื่อพิจารณาภาพที่ให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่แย จะพบว่าเป็นภาพที่วัตถุประกอบด้วยบริเวณที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน 2 บริเวณที่มีความเข้มแตกต่างกันสูง ซึ่งผลการแบ่งส่วนภาพให้กรณีที่ไม่ต้องสามารถแสดงได้ในรูปที่ 4.49 ซึ่งผลการแบ่งส่วนภาพที่ผิดพลาดนี้มีสาเหตุมาจากเส้นโค้งเริ่มต้นที่ได้จากการแบ่งส่วนโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลัก PCA มีการวางในตำแหน่งที่ไม่ถูกต้องอย่างมาก กล่าวคือมีบางส่วนของเส้นโค้งอยู่ภายในและมีบางส่วนอยู่ภายนอกวัตถุดังแสดงในรูปที่ 4.50 (ก) ส่วนในกรณีที่ 3 เป็นผลมาจากการขาดข้อมูลเชิงรูปร่างในการแบ่งส่วนภาพ ส่วนในกรณีที่ 4 จะเห็นว่าเส้นโค้งเริ่มต้นอยู่ใกล้กับหัวใจห้องล่างซ้ายซึ่งมีความเข้มสูงมากเกินไป จนทำให้การปรับความเข้มผิดพลาดเนื่องจากการปรับค่าจะเป็นไปภายในบริเวณเส้นโค้งแบ่งส่วนเท่านั้น

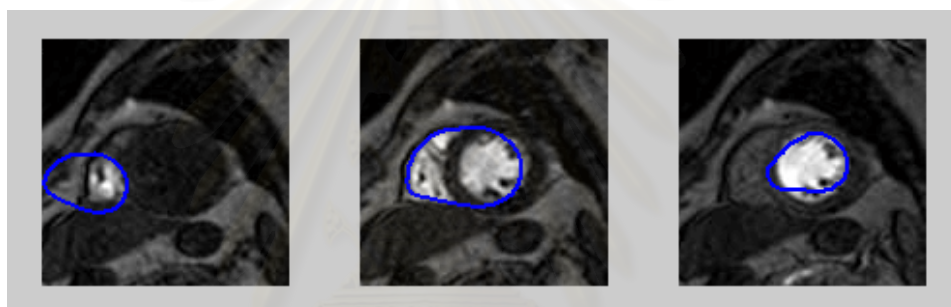


(ก) กรณีที่ 2

(ข) กรณีที่ 3

(ค) กรณีที่ 4

รูปที่ 4.49 ผลการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงของภาพที่ไม่ถูกต้อง



(ก) กรณีที่ 2

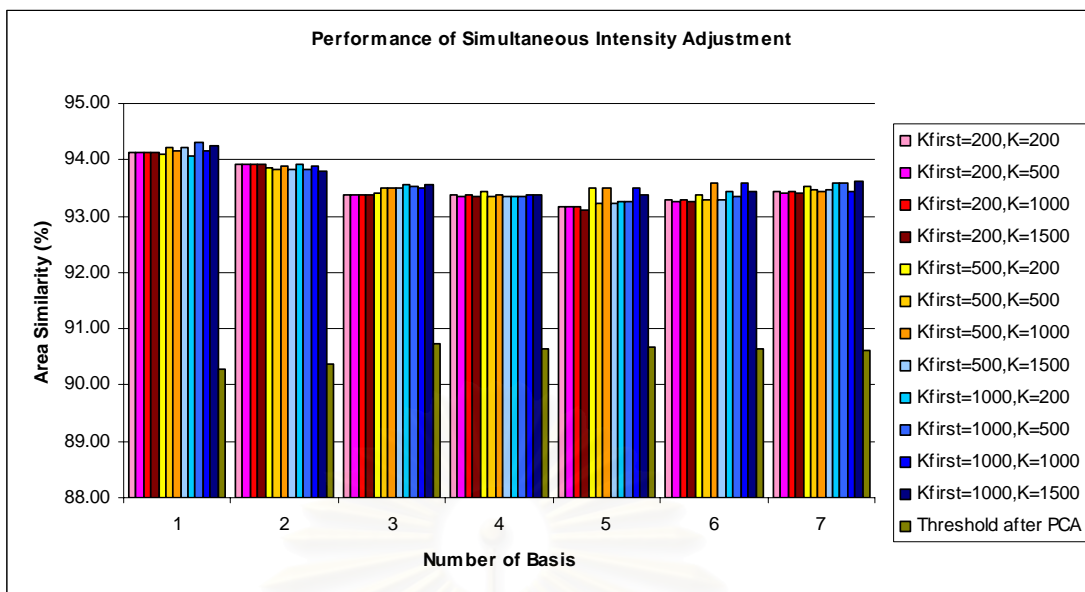
(ข) กรณีที่ 3

(ค) กรณีที่ 4

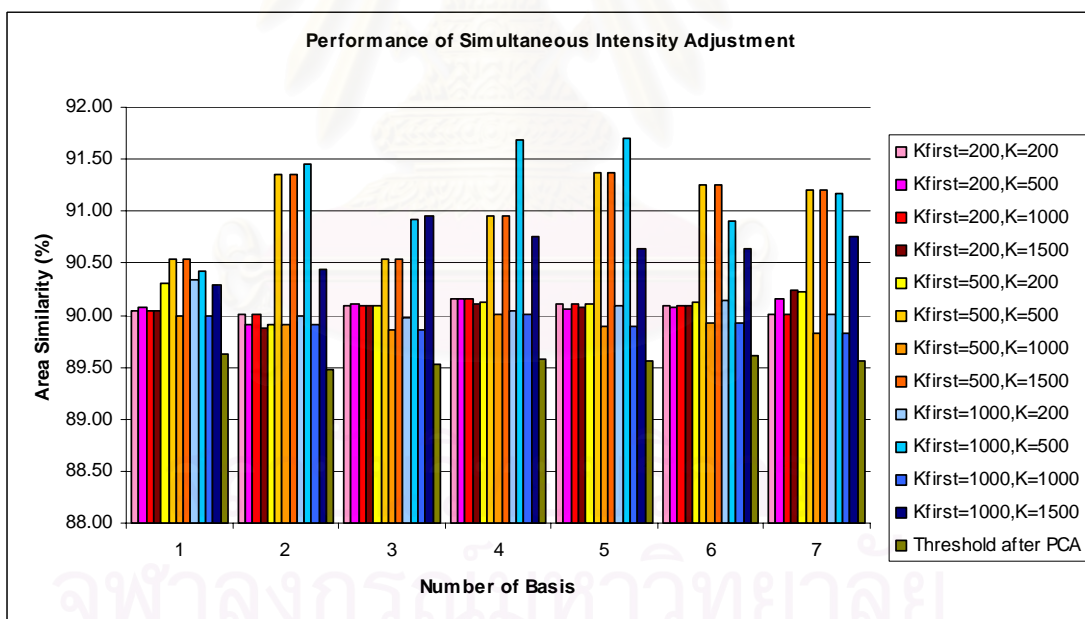
รูปที่ 4.50 เส้นโค้งเริ่มต้นก่อนการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงของภาพที่ให้ผลการแบ่งส่วนภาพไม่ถูกต้อง

4.2.2 การปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

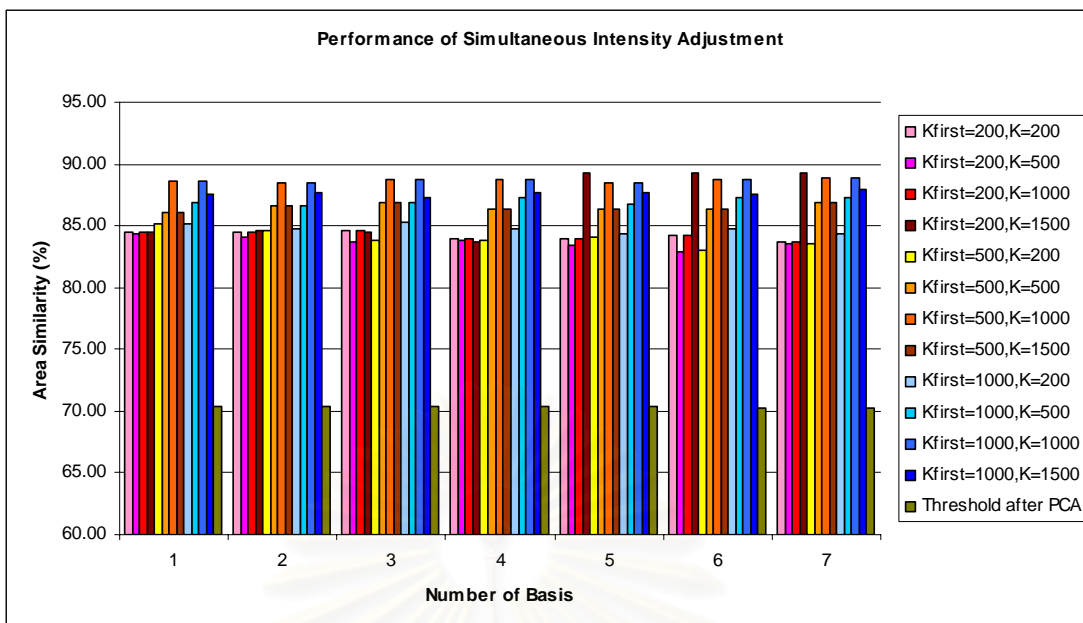
ในการทดลองนี้เป็นการทดลองหาความสามารถในการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง โดยมีการปรับค่าจำนวนรอบของการปรับความเข้มครั้งแรก (k_{first}) และจำนวนรอบในการปรับความเข้ม (k) เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับกลุ่มภาพเอ็มอาร์หัวใจ



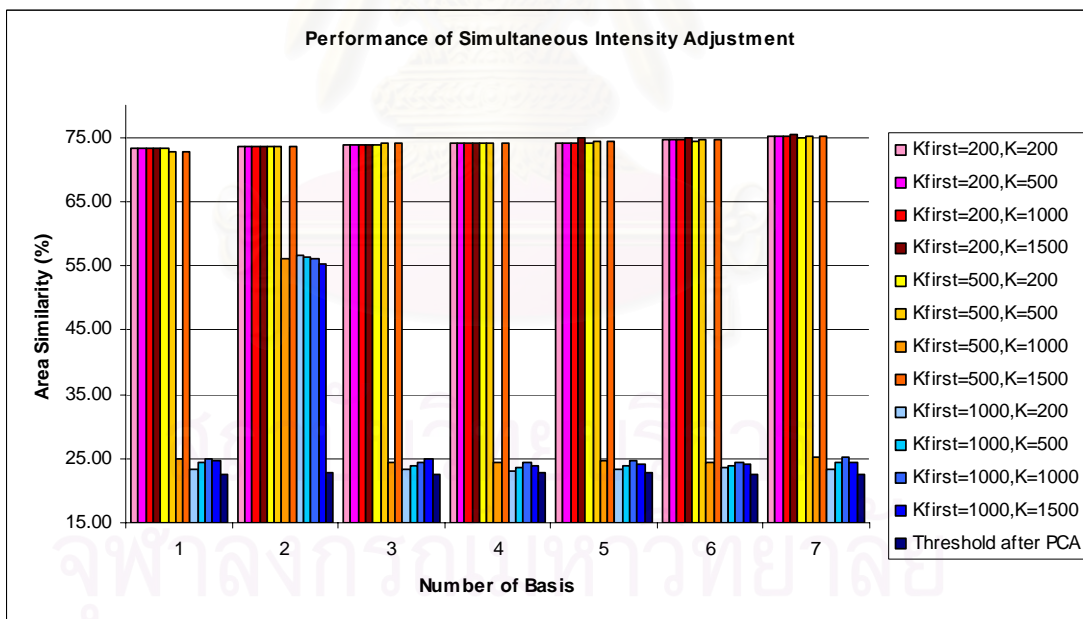
รูปที่ 4.51 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest1



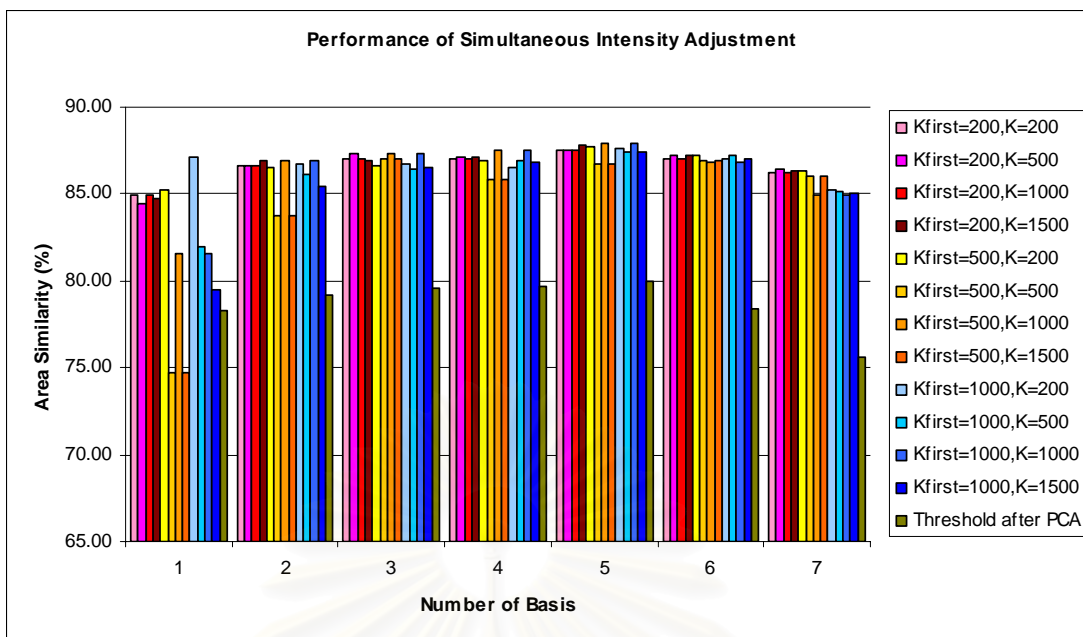
รูปที่ 4.52 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest2



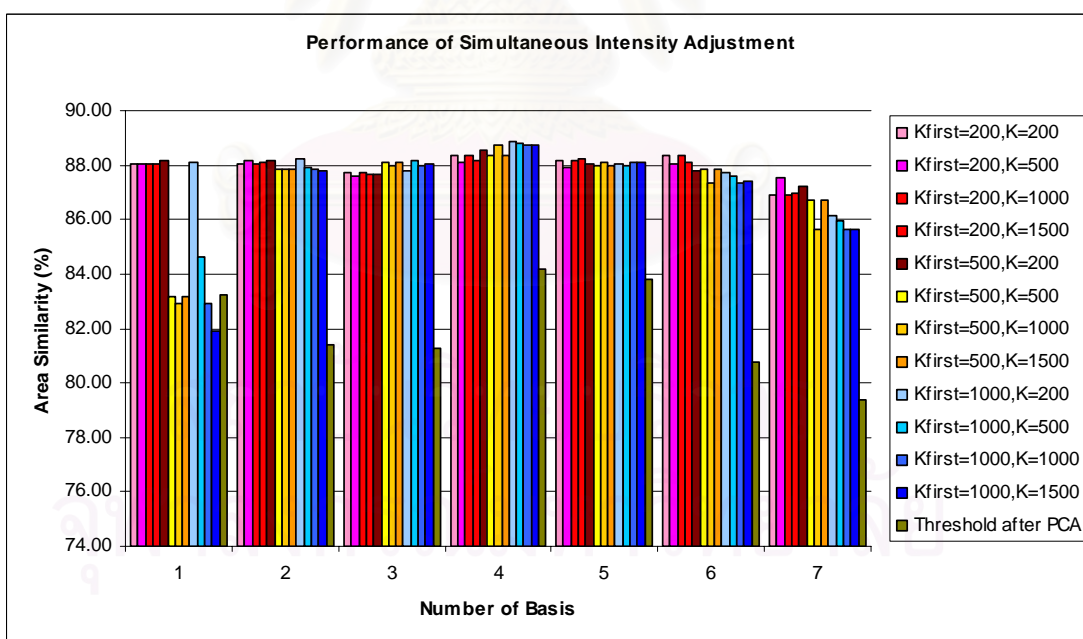
รูปที่ 4.53 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest3



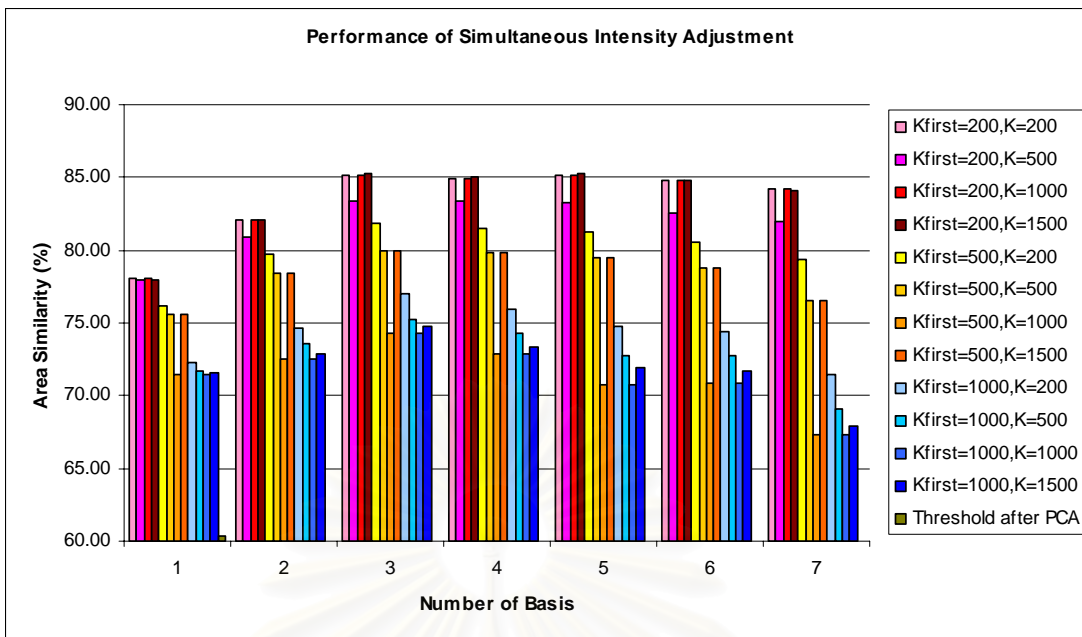
รูปที่ 4.54 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest4



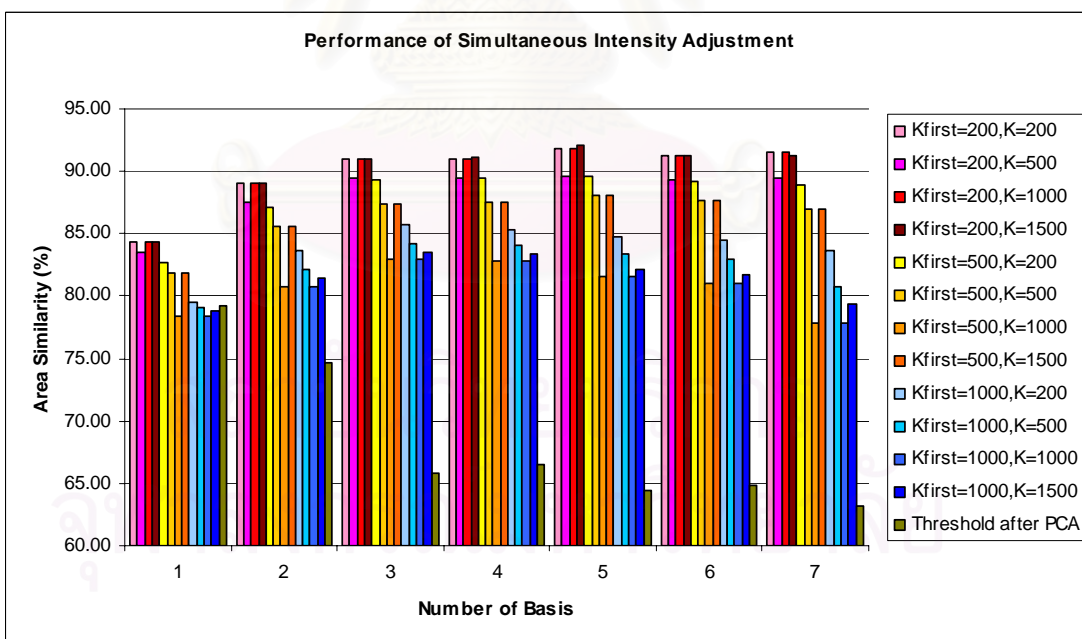
รูปที่ 4.55 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest5



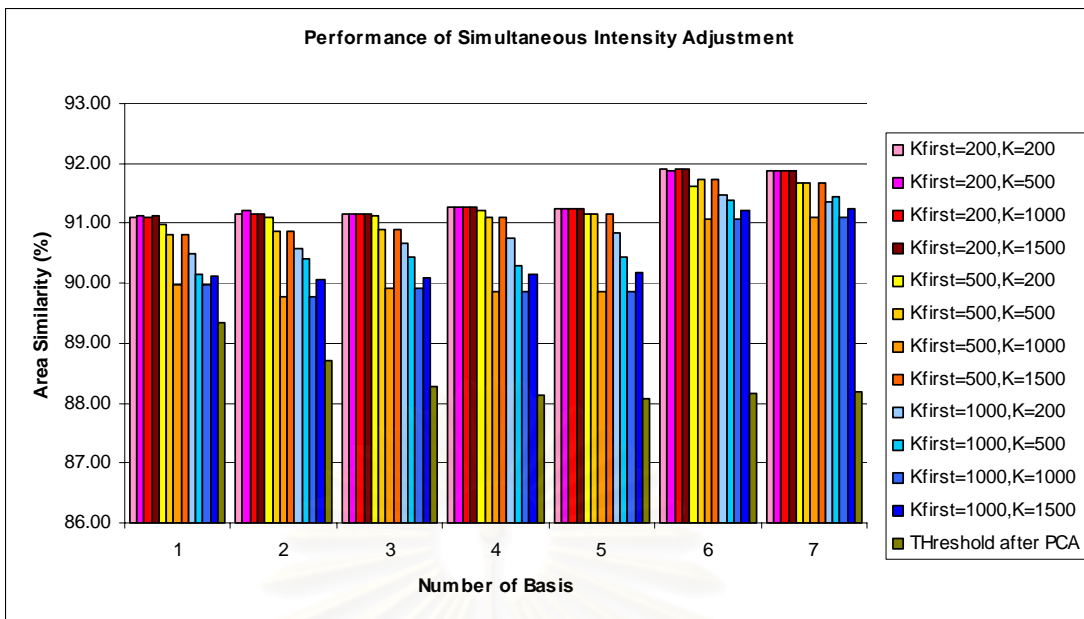
รูปที่ 4.56 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest6



รูปที่ 4.57 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest7



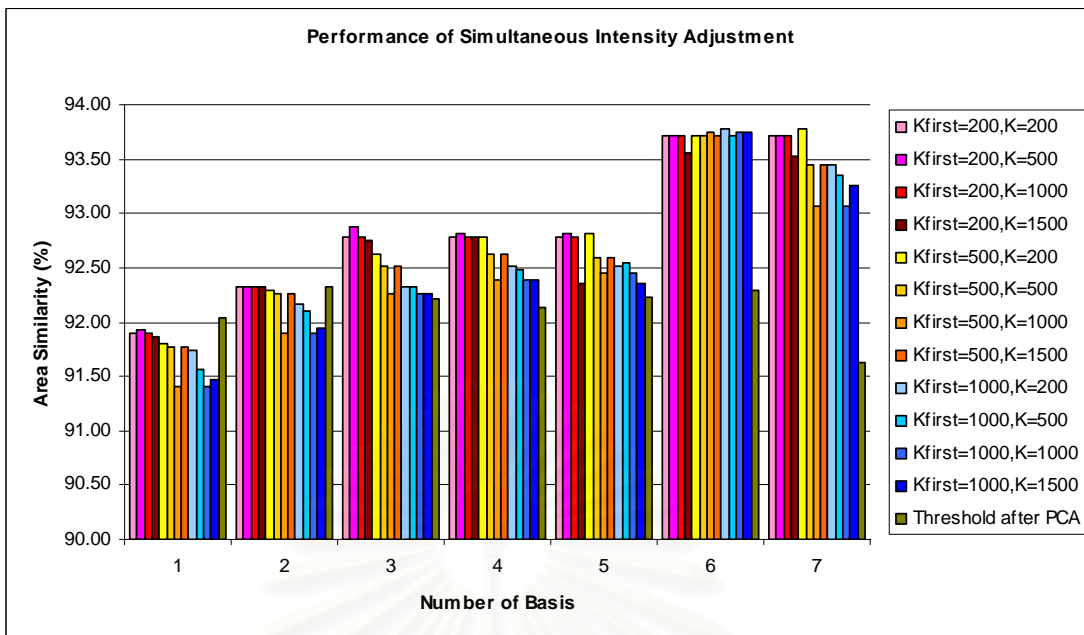
รูปที่ 4.58 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest8



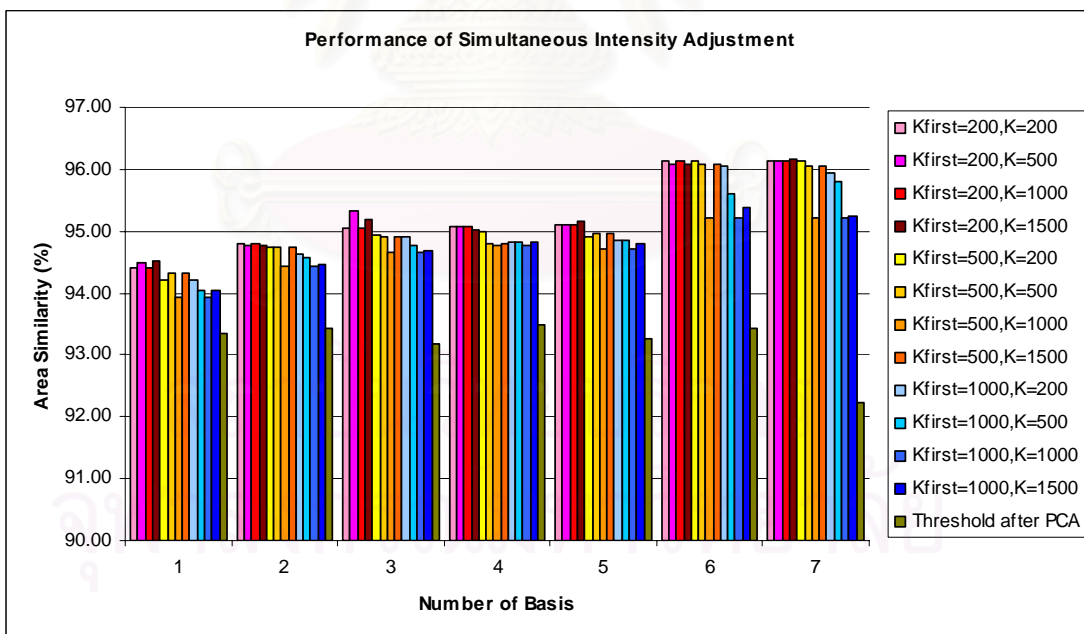
รูปที่ 4.59 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest9



รูปที่ 4.60 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest10



รูปที่ 4.61 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest11



รูปที่ 4.62 ผลการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest12

จากผลการทดลองจะเห็นว่า การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับ การประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง ให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ถูกต้องมากกว่าการแบ่งส่วน ภาพโดยวิธีการปรับความเข้มหลังการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างในเกือบทุกกรณี ยกเว้น เพียงภาพ hearttest11 ในกรณีที่ 6 ที่จำนวน Basis 1 และ 2 ตัว

ในกรณีของภาพวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวกันสองบริเวณนั้น ค่า k_{First} และ k ควรตั้งให้มีค่าน้อยๆ จากผลการทดลองจะพบว่า การตั้งค่า k_{First} ที่ 1000 จะให้ผลการแบ่งส่วนที่มี ความผิดพลาดมากที่สุดซึ่งสามารถสังเกตได้อย่างชัดเจนในกราฟรูปที่ 4.54 รูปที่ 4.56 รูปที่ 4.57 รูปที่ 4.58 รูปที่ 4.59 รูปที่ 4.60 รูปที่ 4.61 และ รูปที่ 4.62 โดยผลการแบ่งส่วนมีแนวโน้มที่จะแย่ ที่สุดในกรณีที่ค่า k มีค่ามากที่สุดอีกด้วย ซึ่งมีสาเหตุมาจากการเริ่มปรับความเข้มที่ช้าเกินไป



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 5

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้ได้ศึกษาการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการเลเวลเซต และการนำความรู้ก่อนเข้ามาช่วยในการแบ่งส่วนภาพ เพื่อให้ได้ผลการแบ่งส่วนภาพที่มีความถูกต้องสูงในกลุ่มภาพวัตถุชนิดเดียวกัน ในงานวิจัยนี้สนใจในการนำความรู้ก่อนเชิงรูปร่างเข้ามาร่วมกับสมการเลเวลเซตในการแบ่งส่วนภาพ โดยเลือกใช้สัมประสิทธิ์พื้นฐานหลัก PCA ของกลุ่มภาพตัวอย่างเป็นความรู้ก่อนเชิงรูปร่าง เนื่องจากมีความซับซ้อนในการคำนวณที่ไม่มากนัก และมีความถูกต้องที่ค่อนข้างสูง อย่างไรก็ตามวิธีการดังกล่าวยังคงมีความผิดพลาดอันเนื่องมาจากจำนวนข้อจำกัดของจำนวนตัวอย่างที่นำมาสร้างฐานหลักโดยวิธีการ PCA และการละฐานหลักที่มีพลังงานน้อยออกจากระบบ นอกจากนี้วิธีการแบ่งส่วนโดยใช้ความรู้ก่อนจากฐานหลักของ PCA ยังคงอยู่บนพื้นฐานของความเป็นเนื้อเดียวกันทำให้ไม่สามารถแบ่งส่วนภาพที่วัตถุไม่เป็นเนื้อเดียวกันได้ ในวิทยานิพนธ์นี้จึงได้เสนอวิธีการแบ่งส่วนภาพที่ลดข้อจำกัดของวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ความรู้ก่อนจากฐานหลักของ PCA เพียงอย่างเดียว โดยแบ่งเป็น 2 ส่วนใหญ่ๆ คือ การเพิ่มความสามารถในการแบ่งส่วนภาพวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน และการเพิ่มความสามารถในการแบ่งส่วนภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน

ในการเพิ่มความสามารถของการแบ่งส่วนภาพวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน วิทยานิพนธ์นี้เสนอให้มีการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการเลเวลเซตพื้นฐานอีกครั้งภายในพื้นที่จำกัด ซึ่งพื้นที่จำกัดนี้สร้างมาจากข้อมูลของฐานหลักของ PCA ซึ่งจากผลการทดลองจะพบว่าวิธีการที่นำเสนอให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ทั้งในกรณีของภาพที่มีสัญญาณรบกวน และในกรณีของภาพที่มีการบิดเบือน อย่างไรก็ตามการแบ่งส่วนภาพเพื่อให้ได้ผลดีที่สุดจำเป็นต้องปรับขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่เหมาะสม

สำหรับในกรณีของภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันนั้น วิทยานิพนธ์ได้เสนอให้มีการใช้วิธีการแบ่งส่วนภาพร่วมกับวิธีการปรับความเข้มของวัตถุให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน

โดยการปรับความเข้มได้เสนอให้ใช้วิธีการของ Otsu ในการหาขีดแบ่งสำหรับปรับความเข้ม ในวิทยานิพนธ์นี้ได้เสนอวิธีการแบ่งส่วน 2 วิธี สำหรับการแบ่งส่วนในกรณีนี้ คือ

1) การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการเลเวลพื้นฐานหลังจากการปรับความเข้มของวัตถุ ให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน โดยบริเวณที่ถูกปรับให้มีความเข้มเป็นเนื้อเดียวกันคือบริเวณภายในเส้นโค้งแบ่งส่วนซึ่งได้จากการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA จากผลการทดลองพบว่าวิธีการนี้ให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าวิธีการปรับฐานหลักของ PCA ในเกือบทุกกรณี อย่างไรก็ตามในภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันบางลักษณะวิธีการนี้ยังให้ผลการทดลองที่ยังไม่ดีพอที่จะนำไปใช้งานได้จริง

2) การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับฐานหลักร่วมกับการปรับความเข้มของภาพ วิธีการนี้ให้ผลการแบ่งส่วนที่ดีกว่าวิธีการที่ 1) ในทุกกรณีโดยเหลือลักษณะของภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันเพียงแบบเดียวที่ยังให้ผลการแบ่งส่วนที่ยังไม่สามารถนำไปใช้ได้จริง

5.2 ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต

สำหรับงานที่ควรจะได้รับการศึกษาหรือพัฒนาต่อไป คือ

1) พัฒนาระบบการแบ่งส่วนภาพที่มีความถูกต้องมากขึ้นและสามารถแบ่งส่วนภาพได้ในทุกกรณีของภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน

2) เพิ่มความรู้ก่อนในรูปแบบของความเข้มภายในวัตถุ

2) พัฒนาระบบการแบ่งส่วนภาพที่มีความซับซ้อนในการคำนวณที่ต่ำลง

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รายการอ้างอิง

- [1] Gonzales, R. C. and Woods, R. E. Digital Image Processing. Addison-Wesley, 1992.
- [2] Kass, M., Witkin, A., and Terzopoulos, D. Snakes: Active Contour Models. International Journal of Computer Vision. 1 (April 1988): 321-331.
- [3] Xu, C. and Prince, J. L., Snakes, shapes, and gradient vector flow. IEEE Transactions on Image Processing. 7 (March 1998): 359-369.
- [4] Xu, C. and Prince, J.L Gradient Vector Flow: A New External Force for Snakes. IEEE Proceeding of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. (June 1997): 66-71.
- [5] Cohen, L. D. On active contour models and balloons. Computer Vision, Graphics, and Image Processing. 53 (March 1991): 211-218.
- [6] Malladi, R., Sethian, J. A., and Vemuri, B. C. Shape modeling with front propagation: a level set approach. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 17 (February 1995): 158-175.
- [7] Caselles, V., Kimmel, R., and Sapiro, G. Geodesic Active Contours. International Journal of Computer Vision. 22 (January 1997): 61-79.
- [8] Chan, T. F. and Vese, L. A. Active contours without edges. IEEE Transactions on Image Processing 10 (February 2001): 266-277.
- [9] Yezzi, A., Tsai, A. and Wilsky, A. A Statistical Approach to Snakes for Bimodal and Trimodal Imagery. International Conference on Computer Vision. (September 1999): 898-903.
- [10] Kim, J., Fisher, J.W., Yezzi, A., Cetin, M. and Wilsky, A.S. A nonparametric statistical method for image segmentation using information theory and curve evolution. IEEE Transaction on Image Processing. 14 (October 2005): 1486-1502.

- [11] Kim, J., Fisher, J.W., Yezzi, A., Cetin, M. and Wilsky, A.S. Nonparametric methods for image segmentation using information theory and curve evolution. IEEE International Conference on Image Processing. 3 (2002): 787-800.
- [12] Kim, J., Fisher, J.W., Yezzi, A., Cetin, M. and Wilsky, A.S. Incorporating complex statistical information in active contour-based image segmentation. IEEE International Conference on Image Processing. 2 (2003): 655-658.
- [13] Chen, Y., Tagare, H.D., Thiruvankadam, S., Huang, F., Wilson, D., Gopinath, K.S., Briggsand, R.W., and Geiser, E.A. Using Prior Shapes in Geometric Active Contours in a Variational Framework. International Journal of Computer Vision. 50 (March 2002): 315-328.
- [14] Chen, Y., Thiruvankadam, S., Tagare, H. D., Huang, F., Willson, D. and Geiser, E. A. On the incorporation of shape priors into geometric active contours. IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision. (July 2001): 145-152.
- [15] Paragios, N., Rousson, M. and Ramesh, V. Non-rigid Registration using Distance Functions. Journal of Computer Vision and Image Understanding 89 (February 2003): 142-165.
- [16] Paragios, N. and Rousson, M. Shape priors for level set representations. European Conference in Computer Vision. 2 (2002): 78-93.
- [17] Leventon, M. Statistical Models for Medical Image Analysis. PhD Thesis Massachusetts Institute of Technology, 2000.
- [18] Leventon, M. E., Grimson, W. E. and Faugeras, O. Statistical shape influence in geodesic active contours. 5th IEEE EMBS International Summer School on Biomedical Imaging. (June 2002).
- [19] Tsai, A., Yezzi, A., Wells, W., Tempany, C., Tucker, D. Fan, A., Grimson, W. E. and Willsky, A. Model-based Curve Evolution Techniques for Image Segmentation.

- IEEE International Conference of Computer Vision and Pattern Recognition.
(2001): 463-468.
- [20] Tsai, A., Yezzi, A., Wells, W., Tempany, C., Tucker, D., Fan, A., Grimson, W. E. and Willsky, A. A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets IEEE Transactions on Medical Imaging. 12 (February 2003): 137–154.
- [21] Bresson, X. Image Segmentation with Variational Active Contours PhD Thesis Swiss Federal Institute of Technology Lausanne, 2005.
- [22] Bresson, X., Vandergheynst, P. and Thiran, J.P. A Priori Information in Image Segmentation: Energy Functional Based on Shape Statistical Model and Image Information IEEE International Conference on Image Processing. (2003): 425-428.
- [23] Pluempitiwiriwaj, C., Moura, J. M. F., Wu, Y. J. L. and Ho, C. STACS: new active contour scheme for cardiac MR image segmentation. IEEE Transaction on Medical Imaging 24 (May 2005): 593-603.
- [24] Pluempitiwiriwaj, C., Moura, J. M. F., Wu, Y. J. L., Kanno, S., and Ho, C. Stochastic active contour for cardiac MR image segmentation. IEEE International Conference on Image Processing. 2 (2003): 1097-1100.
- [25] Pluempitiwiriwaj, C., New Active Contour Scheme for Cardiac MR Image Segmentation PhD Thesis Carnegie Mellon University, 2003.
- [26] Leventon, M., Faugeras, O., Grimson, W. E. L. and Wells, W.M. Level Set Based Segmentation with Intensity and Curvature Priors. Mathematic Method in Biomedical Image Analysis, 2000.
- [27] Tsai, A., Wells, W., Tempany, C., Grimson, E. and Willsky, A. Coupled Multi-Shape Model and Mutual Information for Medical Image Segmentation. Information Processing in Medical Imaging. (July 2003): 185-197.

- [28] Tsai, A., Coupled Multi-Shape Model for Medical Image Segmentation: An Approach Utilizing Region Statistics, Edge Information, and Information-Theoretic Criteria. M.D. Thesis Harvard Medical School, 2003.
- [29] Osher, S. and Fedkiw, R. Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces. New York: Springer-Verlag, 2003.
- [30] Otsu, N. A threshold selection method from gray level histograms. IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics. 9 (January 1979): 62-66.



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ภาคผนวก

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ก

ผลการแบ่งส่วนภาพภายในวิทยานิพนธ์

ก.1 การแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่

ก.1.1 กลุ่มภาพ Jettest

ตารางที่ ก.1 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ Jettest1

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS PCA	90.44	90.22	89.77	90.78	91.87	91.63	91.65
AS $k = 0.5$	94.14	95.17	94.87	95.95	96.73	96.70	96.44
AS $k = 1$	95.16	96.88	96.73	97.25	98.12	98.01	97.45
AS $k = 1.5$	95.90	98.04	97.67	97.73	98.53	98.63	98.07
AS $k = 2.0$	96.49	98.42	98.17	98.08	98.76	98.73	98.48
AS $k = 2.5$	96.93	98.73	98.64	98.34	98.85	98.79	98.73
AS $k = 3$	97.34	98.86	98.79	98.40	98.95	98.92	98.92
AED PCA	0.8209	0.8714	0.8609	0.7581	0.7842	0.7691	0.7237
AED $k = 0.5$	0.7825	0.6769	0.6845	0.6285	0.5520	0.5199	0.5466
AED $k = 1$	0.6411	0.5278	0.5509	0.5456	0.4552	0.4115	0.4325
AED $k = 1.5$	0.5758	0.4712	0.4914	0.5277	0.4164	0.3799	0.3861
AED $k = 2.0$	0.5173	0.4271	0.4387	0.4889	0.3898	0.3701	0.3771
AED $k = 2.5$	0.5004	0.4070	0.3978	0.4556	0.3821	0.3613	0.3553
AED $k = 3$	0.4920	0.3973	0.3901	0.4500	0.3714	0.3640	0.3546
time PCA	406.33	465.56	538.73	624.81	700.97	775.28	852.98
time $k = 0.5$	9.14	9.36	9.05	8.97	8.89	9.58	9.23
time $k = 1$	8.84	8.83	9.41	9.23	9.19	9.41	9.11
time $k = 1.5$	9.16	9.66	9.36	9.45	9.25	9.13	8.77
time $k = 2.0$	7.97	8.70	9.00	8.70	8.89	9.09	8.84
time $k = 2.5$	9.50	9.75	9.72	10.14	9.66	9.64	9.70
time $k = 3$	9.11	9.45	8.81	9.05	9.11	9.38	9.33

ตารางที่ ก.2 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ Jettest2

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS PCA	92.52	92.24	91.45	91.31	91.24	90.88	91.54
AS $k = 0.5$	94.67	94.64	93.46	92.97	92.16	91.91	92.51
AS $k = 1$	96.26	95.85	94.67	94.91	93.70	93.59	94.02
AS $k = 1.5$	97.17	97.27	95.98	96.00	94.78	94.53	95.11
AS $k = 2.0$	97.64	97.91	97.15	97.00	95.27	95.24	95.63
AS $k = 2.5$	98.00	98.29	97.88	97.67	95.85	95.83	96.27
AS $k = 3$	98.39	98.53	98.29	98.08	96.42	96.22	96.67
AED PCA	0.9566	1.0694	1.1213	1.0953	1.1419	1.1776	1.1220
AED $k = 0.5$	0.6941	0.9431	1.0186	0.9676	1.0968	1.1185	1.0760
AED $k = 1$	0.5454	0.7181	0.8884	0.8053	0.9277	0.9490	0.8930
AED $k = 1.5$	0.5204	0.6031	0.7601	0.6727	0.8458	0.8799	0.8217
AED $k = 2.0$	0.4673	0.5421	0.6841	0.5586	0.7413	0.7858	0.7156
AED $k = 2.5$	0.4370	0.4512	0.5805	0.5003	0.6976	0.7251	0.6634
AED $k = 3$	0.3958	0.4237	0.4871	0.4669	0.6269	0.6806	0.6311
time PCA	369.73	441.20	516.84	608.30	685.53	757.73	829.66
AED $k = 0.5$	9.14	9.31	9.16	9.38	9.09	9.50	8.88
time $k = 1$	9.08	9.31	9.23	9.47	9.61	9.13	9.47
time $k = 1.5$	10.16	8.84	8.75	9.36	9.31	9.92	9.08
time $k = 2.0$	8.63	8.69	9.06	8.81	9.11	8.70	8.52
time $k = 2.5$	9.77	9.20	9.66	9.73	9.52	9.59	9.03
time $k = 3$	9.22	9.42	9.33	9.38	9.17	9.31	9.09

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ก.3 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ Jetttest3

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS PCA	87.12	87.33	86.98	87.58	87.70	88.31	88.50
AS $k = 0.5$	88.77	89.73	89.42	90.45	90.47	90.03	89.94
AS $k = 1$	89.56	90.25	90.16	91.66	91.25	90.59	90.33
AS $k = 1.5$	90.35	90.59	90.55	91.94	91.74	90.91	90.59
AS $k = 2.0$	90.51	90.82	90.62	91.92	91.74	91.23	90.99
AS $k = 2.5$	90.84	91.04	91.02	91.84	91.84	91.45	91.16
AS $k = 3$	91.05	91.17	91.15	91.88	91.97	91.50	91.20
AED PCA	1.8096	1.7285	1.8515	1.8969	1.8746	1.7766	1.7200
AED $k = 0.5$	1.7560	1.6050	1.6817	1.6464	1.6596	1.6781	1.6729
AED $k = 1$	1.7817	1.6484	1.7203	1.6466	1.6213	1.6723	1.7030
AED $k = 1.5$	1.7135	1.6407	1.6942	1.6117	1.6005	1.6931	1.7478
AED $k = 2.0$	1.6942	1.6353	1.6966	1.6601	1.6771	1.6655	1.7190
AED $k = 2.5$	1.6492	1.6213	1.6645	1.6997	1.6815	1.6097	1.7297
AED $k = 3$	1.6373	1.6183	1.6387	1.7044	1.6772	1.6463	1.7072
time PCA	388.86	449.09	535.64	600.38	665.63	744.11	797.94
time $k = 0.5$	8.94	9.33	9.73	9.56	9.17	9.55	9.20
time $k = 1$	9.33	9.38	10.08	9.44	9.67	9.70	9.44
time $k = 1.5$	9.25	9.36	9.25	9.13	8.84	9.61	9.16
time $k = 2.0$	8.64	8.75	9.20	8.72	9.17	8.89	9.00
time $k = 2.5$	9.75	9.17	9.39	9.81	9.61	9.72	9.52
time $k = 3$	8.92	9.11	9.14	10.53	9.34	9.38	9.31

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ก.4 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ Jettest4

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS PCA	90.44	90.22	89.77	90.78	91.87	91.63	91.65
AS $k = 0.5$	91.28	91.07	90.43	91.71	93.09	92.80	91.72
AS $k = 1$	91.10	90.78	90.51	91.72	93.49	93.14	91.84
AS $k = 1.5$	91.42	90.60	90.49	92.04	93.55	93.29	91.90
AS $k = 2.0$	91.28	90.58	90.71	91.99	93.45	93.16	92.09
AS $k = 2.5$	91.08	90.66	90.82	91.91	93.23	93.08	92.31
AS $k = 3$	90.82	90.74	91.00	91.82	93.08	92.63	91.94
AED PCA	1.0379	1.1362	1.2948	1.1628	1.0593	1.1296	1.1417
AED $k = 0.5$	1.1861	1.2348	1.3381	1.2112	1.1462	1.1869	1.2398
AED $k = 1$	1.2053	1.3350	1.4018	1.2692	1.1114	1.1470	1.3035
AED $k = 1.5$	1.2410	1.4544	1.4093	1.2506	1.1137	1.1244	1.2950
AED $k = 2.0$	1.2941	1.4820	1.3802	1.2468	1.1080	1.1092	1.2554
AED $k = 2.5$	1.3619	1.4957	1.3668	1.2874	1.1724	1.1881	1.2731
AED $k = 3$	1.4428	1.5162	1.3368	1.3550	1.1928	1.2400	1.2787
time PCA	386.84	460.33	536.39	632.64	704.72	783.50	848.89
time $k = 0.5$	9.42	9.34	9.56	9.28	9.16	9.25	9.59
time $k = 1$	9.02	9.69	10.19	9.44	9.45	9.19	9.08
time $k = 1.5$	9.30	9.22	9.13	9.20	9.42	9.02	9.34
time $k = 2.0$	8.86	8.84	9.02	8.89	8.56	8.95	9.45
time $k = 2.5$	9.77	9.41	9.67	9.50	9.88	9.58	9.70
time $k = 3$	9.34	9.25	9.53	9.67	9.17	9.02	9.20

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ก.5 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ Jettest5

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS PCA	92.82	93.70	94.92	94.56	93.24	94.18	92.87
AS $k = 0.5$	94.98	97.62	97.51	97.57	94.64	95.82	94.22
AS $k = 1$	96.68	98.43	98.02	98.38	96.30	96.68	95.89
AS $k = 1.5$	97.18	98.58	98.47	98.73	96.96	97.39	96.25
AS $k = 2.0$	97.49	98.63	98.57	99.13	97.18	97.90	96.77
AS $k = 2.5$	97.74	98.83	98.83	99.18	97.68	98.41	97.29
AS $k = 3$	98.41	99.03	99.13	99.18	97.99	98.56	97.44
AED PCA	0.6280	0.5927	0.4509	0.4555	0.6425	0.5735	0.6422
AED $k = 0.5$	0.4128	0.3802	0.3722	0.3491	0.6358	0.5708	0.6259
AED $k = 1$	0.3920	0.3162	0.3334	0.3442	0.5434	0.5032	0.5502
AED $k = 1.5$	0.3677	0.3169	0.3184	0.3171	0.4831	0.4439	0.4959
AED $k = 2.0$	0.3302	0.2872	0.3101	0.3056	0.4383	0.4095	0.4449
AED $k = 2.5$	0.3191	0.2664	0.3032	0.2809	0.4187	0.3778	0.4049
AED $k = 3$	0.2929	0.2647	0.2825	0.2756	0.3924	0.3623	0.3911
time PCA	427.83	508.80	584.50	675.55	769.20	842.33	912.31
time $k = 0.5$	9.31	8.92	9.11	9.28	9.19	9.33	9.23
time $k = 1$	9.34	9.45	9.13	9.20	9.28	9.17	9.14
time $k = 1.5$	9.47	8.99	9.02	9.25	9.06	9.11	8.97
time $k = 2.0$	9.00	9.41	9.02	8.91	9.22	9.30	8.91
time $k = 2.5$	9.61	9.67	9.58	9.42	9.42	9.23	9.50
time $k = 3$	9.64	9.03	9.45	9.45	9.00	9.22	9.42

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ก.6 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ Jettest6

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS PCA	92.55	92.71	92.64	92.89	93.91	93.83	93.93
AS $k = 0.5$	94.37	95.46	95.58	95.88	97.30	97.13	96.91
AS $k = 1$	95.38	97.19	96.60	97.54	98.15	98.40	98.23
AS $k = 1.5$	95.93	97.74	97.68	98.21	98.71	98.77	98.78
AS $k = 2.0$	96.59	98.47	98.29	98.46	98.71	98.96	98.84
AS $k = 2.5$	96.89	98.65	98.47	98.59	99.02	99.08	99.02
AS $k = 3$	97.14	98.84	98.83	98.96	99.08	99.26	99.20
AED PCA	0.5903	0.6291	0.6345	0.5945	0.5583	0.5596	0.5810
AED $k = 0.5$	0.6307	0.5521	0.5294	0.5342	0.4467	0.4180	0.4248
AED $k = 1$	0.5363	0.4078	0.4560	0.4348	0.3651	0.3403	0.3822
AED $k = 1.5$	0.4893	0.3662	0.3960	0.3885	0.3576	0.3329	0.3538
AED $k = 2.0$	0.4474	0.3359	0.3609	0.3643	0.3600	0.3267	0.3443
AED $k = 2.5$	0.4213	0.3321	0.3392	0.3528	0.3328	0.3296	0.3367
AED $k = 3$	0.3968	0.3231	0.3295	0.3336	0.3249	0.3124	0.3202
time PCA	436.14	511.38	611.08	687.41	754.75	830.17	894.33
time $k = 0.5$	8.99	9.55	9.45	9.19	9.25	9.33	9.09
time $k = 1$	9.22	9.33	9.14	9.34	9.05	8.84	9.23
time $k = 1.5$	9.03	9.08	8.80	9.03	9.03	9.16	8.91
time $k = 2.0$	9.36	9.34	9.19	9.20	9.23	9.56	9.28
time $k = 2.5$	9.61	9.44	8.33	9.19	8.95	9.22	9.38
time $k = 3$	9.13	9.39	9.22	9.47	9.69	8.70	9.47

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ก.7 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ Jettest7

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS PCA	90.87	89.79	89.66	90.82	92.26	93.07	91.04
AS $k = 0.5$	91.76	91.07	90.76	91.95	92.53	93.16	90.97
AS $k = 1$	91.42	90.55	89.98	90.45	91.58	92.05	89.74
AS $k = 1.5$	90.67	90.17	89.40	89.76	90.73	91.14	88.77
AS $k = 2.0$	90.09	89.68	89.26	89.05	89.94	90.32	88.03
AS $k = 2.5$	90.13	89.54	88.74	88.32	89.10	89.37	87.06
AS $k = 3$	89.86	89.27	88.56	87.86	88.27	89.04	86.17
AED PCA	0.7643	0.9539	0.9707	0.8729	0.7817	0.7606	0.7877
AED $k = 0.5$	0.8246	1.1269	1.1544	1.0658	1.0403	1.0479	1.0596
AED $k = 1$	1.0513	1.2564	1.3906	1.3231	1.2486	1.3196	1.3613
AED $k = 1.5$	1.2527	1.4913	1.5744	1.6326	1.5210	1.5827	1.5578
AED $k = 2.0$	1.3932	1.5958	1.6288	1.7376	1.6251	1.7222	1.7290
AED $k = 2.5$	1.4391	1.5619	1.7025	1.9279	1.7919	1.8628	1.9516
AED $k = 3$	1.4594	1.6469	1.6852	2.0614	1.9228	1.9123	2.0897
time PCA	423.92	507.58	587.75	672.38	758.78	834.74	904.08
time $k = 0.5$	9.22	9.06	8.77	9.27	9.48	9.16	9.09
time $k = 1$	9.41	9.31	9.09	9.20	9.22	9.36	9.08
time $k = 1.5$	9.47	9.25	8.88	9.44	9.66	9.06	9.45
time $k = 2.0$	9.30	9.58	9.25	9.16	9.52	9.47	9.36
time $k = 2.5$	9.25	9.09	9.27	9.23	8.84	9.50	8.75
time $k = 3$	8.84	9.58	9.06	9.36	9.27	9.16	9.19

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ก.8 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ Jettest7

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS PCA	91.38	91.24	90.02	89.28	90.22	90.42	89.41
AS $k = 0.5$	91.61	92.21	91.23	90.21	90.46	90.74	89.33
AS $k = 1$	91.29	91.57	91.03	89.62	89.61	89.41	88.14
AS $k = 1.5$	90.69	91.03	89.81	87.63	88.51	87.95	86.74
AS $k = 2.0$	90.18	89.99	89.27	86.42	87.17	86.55	85.87
AS $k = 2.5$	89.64	89.44	88.50	85.30	86.04	85.85	85.29
AS $k = 3$	89.68	89.21	87.86	84.96	85.39	84.87	85.03
AED PCA	0.8830	0.9131	1.0357	1.1228	1.0059	1.0145	1.1649
AED $k = 0.5$	1.1508	1.1736	1.2252	1.3031	1.1981	1.2127	1.3716
AED $k = 1$	1.4062	1.3620	1.4064	1.4760	1.4409	1.5075	1.6762
AED $k = 1.5$	1.5748	1.5088	1.5983	1.8351	1.6897	1.7578	1.8776
AED $k = 2.0$	1.6859	1.5741	1.6554	2.0043	1.9020	1.9790	2.0617
AED $k = 2.5$	1.7031	1.6294	1.7921	2.1935	2.1082	2.1113	2.1466
AED $k = 3$	1.6739	1.6148	1.8837	2.2760	2.2734	2.2959	2.2559
time PCA	430.00	515.97	586.28	664.72	755.94	831.44	902.56
time $k = 0.5$	9.33	9.08	9.34	9.27	8.89	8.70	9.50
time $k = 1$	9.06	9.36	9.11	9.06	9.48	9.17	9.59
time $k = 1.5$	9.05	8.89	9.64	8.95	9.55	9.89	9.16
time $k = 2.0$	9.24	9.11	9.56	9.56	9.45	9.11	9.47
time $k = 2.5$	9.38	9.47	8.84	9.30	9.30	8.97	9.38
time $k = 3$	9.00	9.11	9.13	9.20	9.05	8.94	9.52

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ก.1.2 กลุ่มภาพ Jettest ที่ถูกสัญญาณรบกวนขนาด 1-9 dB

ตารางที่ ก.9 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jettest1 ในกรณีที่ภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
AS PCA 1 basis	92.18	92.18	91.53	91.71	91.63	91.96	91.98	92.08	91.17
AS PCA 2 basis	92.15	91.92	92.11	91.65	92.48	91.92	91.01	92.49	91.97
AS PCA 3 basis	92.03	91.91	91.96	91.74	92.56	91.95	92.33	92.10	91.80
AS PCA 4 basis	92.20	92.35	92.74	92.17	93.00	92.33	90.71	92.33	92.34
AS PCA 5 basis	93.14	93.11	93.01	92.97	93.09	93.03	92.68	92.92	92.30
AS PCA 6 basis	93.14	93.08	93.15	93.04	92.89	92.74	92.43	92.31	91.81
AS PCA 7 basis	93.47	93.33	93.49	93.47	93.10	92.84	93.50	92.25	91.79
AS PCA 1 basis (Mask)	93.80	93.16	92.76	92.74	92.18	92.02	92.31	91.65	91.04
AS PCA 2 basis (Mask)	95.21	94.35	94.36	94.09	93.52	94.01	93.47	92.87	91.63
AS PCA 3 basis (Mask)	95.20	94.50	94.57	93.70	93.83	94.08	93.01	92.79	92.11
AS PCA 4 basis (Mask)	95.88	94.72	94.57	94.71	93.70	93.44	92.60	93.12	92.11
AS PCA 5 basis (Mask)	97.01	95.67	95.80	94.60	94.34	94.43	93.98	92.83	92.57
AS PCA 6 basis (Mask)	96.83	96.12	95.53	93.40	94.49	94.54	92.51	93.45	92.71
AS PCA 7 basis (Mask)	96.31	95.63	94.94	93.88	94.97	94.43	93.72	93.00	92.70

ตารางที่ ก.10 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jesttest1 ในกรณีทีภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
AED PCA 1 basis	0.8397	0.8272	0.9251	0.8403	0.7997	0.8886	0.8740	0.8390	0.9036
AED PCA 2 basis	0.8681	0.8393	0.8730	0.8838	0.8339	0.8945	1.0251	0.8676	0.9012
AED PCA 3 basis	0.8787	0.8335	0.8931	0.8842	0.8269	0.8862	0.8834	0.8816	0.9216
AED PCA 4 basis	0.8356	0.8454	0.7454	0.9431	0.7636	0.8133	1.0630	0.7851	0.8721
AED PCA 5 basis	0.7814	0.8065	0.7591	0.8603	0.7762	0.7400	0.8313	0.7399	0.8274
AED PCA 6 basis	0.7705	0.7868	0.8060	0.8556	0.7770	0.7975	0.8683	0.7909	0.8526
AED PCA 7 basis	0.7711	0.7871	0.7546	0.7969	0.7644	0.8088	0.7652	0.8503	0.8682
AED PCA 1 basis (Mask)	0.5004	0.5497	0.6317	0.6451	0.7048	0.7880	0.6830	0.8344	0.8210
AED PCA 2 basis (Mask)	0.4153	0.5187	0.4956	0.5679	0.6912	0.6267	0.6472	0.7523	0.8576
AED PCA 3 basis (Mask)	0.4219	0.5247	0.5246	0.6042	0.6380	0.7111	0.6770	0.7406	0.8699
AED PCA 4 basis (Mask)	0.4526	0.5199	0.5638	0.6214	0.6754	0.6817	0.7684	0.7716	0.8033
AED PCA 5 basis (Mask)	0.4198	0.4674	0.4934	0.6575	0.5998	0.6494	0.6447	0.7991	0.7391
AED PCA 6 basis (Mask)	0.4047	0.4339	0.4735	0.6485	0.6202	0.6911	0.7522	0.7651	0.7425
AED PCA 7 basis (Mask)	0.4033	0.4300	0.4813	0.6456	0.6047	0.6233	0.5838	0.7818	0.7451

ตารางที่ ก.11 เวลาในการคำนวณของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jesttest1 ในกรณีทีภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Time 1 basis	267.72	266.74	267.20	266.33	270.45	268.56	268.48	282.39	273.86
Time 2 basis	317.58	319.83	319.97	317.13	327.30	322.03	315.78	316.33	317.91
Time 3 basis	385.06	384.11	378.55	380.61	382.41	374.69	377.33	379.30	377.05
Time 4 basis	440.08	439.31	427.42	418.75	431.55	431.03	431.31	449.00	444.16
Time 5 basis	500.59	496.80	490.86	491.05	494.48	493.88	487.28	492.98	488.72
Time 6 basis	540.20	537.86	534.33	521.61	530.76	545.61	525.66	551.28	550.67
Time 7 basis	591.45	583.91	584.77	579.58	583.81	582.99	574.86	575.84	581.88
Time adding 1 basis	9.53	8.25	9.16	9.33	9.48	9.95	9.25	8.80	8.49
Time adding 2 basis	9.31	9.44	9.69	9.59	9.34	8.91	9.48	8.94	9.33
Time adding 3 basis	9.80	9.61	9.50	9.80	9.86	9.99	10.08	9.74	9.47
Time adding 4 basis	8.88	9.45	9.03	9.41	9.33	9.50	9.52	8.77	8.47
Time adding 5 basis	9.20	9.27	9.86	9.55	9.80	9.38	9.25	9.31	9.44
Time adding 6 basis	9.49	9.42	9.00	9.23	9.61	9.30	8.94	9.33	8.38
Time adding 7 basis	9.70	9.48	9.69	9.16	9.36	9.36	9.28	9.36	9.14

ตารางที่ ก.12 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และการปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jesttest6 ในกรณีที่ภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
AS PCA 1 basis	92.49	92.43	92.61	92.31	92.42	91.54	90.46	90.39	88.52
AS PCA 2 basis	92.60	91.97	92.19	92.38	92.61	92.26	91.94	91.93	90.32
AS PCA 3 basis	92.47	92.28	92.31	92.36	92.62	91.70	91.94	91.54	90.42
AS PCA 4 basis	92.70	93.01	93.05	92.33	92.49	91.72	91.94	92.17	90.14
AS PCA 5 basis	93.52	93.65	94.10	93.72	94.03	92.83	92.15	92.53	91.42
AS PCA 6 basis	93.93	93.82	94.13	93.85	94.17	92.98	92.21	92.96	90.85
AS PCA 7 basis	94.19	93.82	94.26	93.80	94.22	93.10	92.73	92.85	90.81
AS PCA 1 basis (Mask)	94.22	93.77	93.33	93.56	93.92	92.32	91.57	91.28	90.21
AS PCA 2 basis (Mask)	95.82	95.03	94.48	94.90	95.46	93.16	93.65	93.06	92.28
AS PCA 3 basis (Mask)	95.52	94.70	94.50	94.59	95.00	92.70	93.28	92.95	91.67
AS PCA 4 basis (Mask)	96.07	95.08	94.98	95.20	95.73	93.17	93.93	93.77	92.25
AS PCA 5 basis (Mask)	96.60	97.15	95.89	96.34	96.43	94.48	94.74	94.48	93.38
AS PCA 6 basis (Mask)	96.91	97.05	96.28	95.53	96.21	93.91	94.87	94.33	92.69
AS PCA 7 basis (Mask)	96.94	96.75	96.18	95.13	95.98	93.75	93.93	93.24	93.01

ตารางที่ ก.13 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และการปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jesttest6 ในกรณีที่ภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
AED PCA 1 basis	0.5985	0.5945	0.5863	0.5884	0.5824	0.6360	0.7898	0.7517	0.9634
AED PCA 2 basis	0.6488	0.6147	0.6571	0.6561	0.6099	0.6667	0.6702	0.6914	0.8185
AED PCA 3 basis	0.6400	0.6282	0.6621	0.6596	0.6190	0.7309	0.6705	0.7112	0.8287
AED PCA 4 basis	0.6015	0.5970	0.6577	0.6389	0.6334	0.6757	0.6739	0.7348	0.8534
AED PCA 5 basis	0.5503	0.5700	0.5579	0.5740	0.5474	0.5921	0.6581	0.6528	0.7618
AED PCA 6 basis	0.5587	0.5621	0.5820	0.5475	0.5536	0.6042	0.6219	0.6239	0.7414
AED PCA 7 basis	0.5598	0.5613	0.5843	0.5517	0.5471	0.6060	0.6337	0.6248	0.7630
AED PCA 1 basis (Mask)	0.5618	0.5787	0.6193	0.5931	0.5909	0.7214	0.8247	0.8433	1.0268
AED PCA 2 basis (Mask)	0.5210	0.5323	0.5202	0.5328	0.5250	0.6591	0.7019	0.6690	0.8230
AED PCA 3 basis (Mask)	0.5158	0.5091	0.5305	0.5640	0.5426	0.7072	0.7102	0.7123	0.8651
AED PCA 4 basis (Mask)	0.4862	0.4796	0.4675	0.5367	0.5121	0.6751	0.6324	0.5748	0.7547
AED PCA 5 basis (Mask)	0.4862	0.4796	0.4675	0.5367	0.5121	0.6751	0.6324	0.5748	0.7547
AED PCA 6 basis (Mask)	0.4129	0.4031	0.4411	0.5020	0.4171	0.6027	0.5554	0.5747	0.6575
AED PCA 7 basis (Mask)	0.4320	0.4045	0.4577	0.5053	0.4666	0.5762	0.6479	0.6651	0.7667

ตารางที่ ก.14 เวลาในการคำนวณของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jesttest6 ในกรณีที่ภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Time 1 basis	418.92	422.64	426.75	428.09	428.81	423.86	424.26	419.41	416.48
Time 2 basis	521.09	506.97	501.25	498.19	496.80	492.01	496.53	498.03	487.66
Time 3 basis	613.30	615.22	615.94	607.14	584.75	598.30	588.50	572.89	583.11
Time 4 basis	673.20	700.52	734.16	729.86	724.86	711.41	716.38	704.42	695.84
Time 5 basis	810.36	814.08	816.78	814.89	796.88	765.66	764.84	764.56	753.06
Time 6 basis	841.91	837.77	837.19	816.69	828.47	823.84	909.88	896.67	894.59
Time 7 basis	888.41	911.14	905.53	892.97	889.58	890.51	894.39	893.02	883.83
Time adding 1 basis	8.62	9.51	9.03	8.69	8.87	9.16	8.75	8.48	8.22
Time adding 2 basis	8.78	9.19	9.34	9.27	9.17	9.61	8.75	8.39	8.70
Time adding 3 basis	9.34	9.33	9.11	9.37	8.91	9.64	9.23	9.58	8.97
Time adding 4 basis	9.23	9.17	8.72	9.34	8.92	9.30	9.45	9.45	9.09
Time adding 5 basis	8.84	9.36	9.51	9.28	9.22	9.19	9.70	9.58	9.17
Time adding 6 basis	9.36	9.52	8.62	9.38	9.20	9.55	8.86	9.27	8.22
Time adding 7 basis	8.20	8.92	9.19	9.25	9.38	9.56	8.84	9.09	9.11

ตารางที่ ก.15 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jesttest4 ในกรณีที่ภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
AS PCA 1 basis	88.96	90.37	89.94	88.38	90.49	89.55	87.71	88.77	86.60
AS PCA 2 basis	88.91	91.09	90.07	88.88	90.57	89.93	87.97	88.74	89.56
AS PCA 3 basis	89.80	89.78	90.07	87.80	90.58	89.01	89.83	88.77	89.89
AS PCA 4 basis	88.13	90.09	90.07	87.71	91.14	89.38	89.42	88.86	89.29
AS PCA 5 basis	89.11	90.18	91.02	88.44	91.13	89.50	86.52	85.22	89.07
AS PCA 6 basis	89.16	90.10	91.01	88.67	91.32	89.76	86.62	85.47	88.91
AS PCA 7 basis	86.26	89.54	90.78	88.61	90.76	87.98	86.99	86.29	85.30
AS PCA 1 basis (Mask)	89.75	89.55	89.79	89.49	90.39	89.07	87.65	88.77	86.04
AS PCA 2 basis (Mask)	89.45	90.98	89.82	89.55	90.16	89.14	88.74	89.36	89.84
AS PCA 3 basis (Mask)	89.95	89.69	90.14	88.99	90.34	88.74	89.42	89.38	89.95
AS PCA 4 basis (Mask)	88.31	90.15	89.84	88.38	90.21	88.07	89.62	89.37	89.83
AS PCA 5 basis (Mask)	88.38	89.58	90.57	89.03	90.41	88.62	86.50	84.12	90.17
AS PCA 6 basis (Mask)	88.67	89.51	90.42	89.11	90.57	88.98	86.67	84.46	90.02
AS PCA 7 basis (Mask)	86.51	89.48	90.04	89.28	90.62	87.64	86.66	86.54	85.44

ตารางที่ ก.16 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jesttest4 ในกรณีภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
AED PCA 1 basis	1.2402	1.0346	1.0816	1.3244	1.0464	1.1938	1.4591	1.3311	1.5427
AED PCA 2 basis	1.2733	0.9361	1.0517	1.3220	1.0480	1.1744	1.4404	1.3422	1.1367
AED PCA 3 basis	1.1856	1.1305	1.0660	1.4345	1.0746	1.2863	1.1972	1.3402	1.1546
AED PCA 4 basis	1.3773	1.1457	1.0988	1.4489	1.0388	1.2715	1.2237	1.3169	1.1799
AED PCA 5 basis	1.3537	1.1408	1.0255	1.3877	1.0007	1.2336	1.6449	1.9388	1.2435
AED PCA 6 basis	1.2599	1.1269	1.0255	1.3050	1.0062	1.2321	1.6925	1.9347	1.2672
AED PCA 7 basis	1.9250	1.3253	1.0692	1.4194	1.1064	1.5398	1.7294	1.9086	1.8457
AED PCA 1 basis (Mask)	1.3003	1.0943	1.3001	1.1319	1.1729	1.3512	1.4319	1.2287	1.5485
AED PCA 2 basis (Mask)	1.3053	1.0479	1.2678	1.2637	1.1030	1.3626	1.4418	1.2324	1.0616
AED PCA 3 basis (Mask)	1.2106	1.2165	1.2868	1.3597	1.1620	1.3330	1.2255	1.2051	1.0916
AED PCA 4 basis (Mask)	1.5340	1.1565	1.1828	1.4648	1.1219	1.3511	1.2660	1.2012	1.1132
AED PCA 5 basis (Mask)	1.4371	1.1444	1.1298	1.3861	1.0615	1.3073	1.5691	1.9529	1.0623
AED PCA 6 basis (Mask)	1.4143	1.1095	1.1033	1.3112	1.1103	1.2657	1.5507	1.9117	1.2834
AED PCA 7 basis (Mask)	1.9124	1.3796	1.1355	1.3874	1.1348	1.5350	1.6459	1.7468	1.7813

ตารางที่ ก.17 เวลาในการคำนวณของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jesttest4 ในกรณีภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Time 1 basis	262.24	279.39	273.28	263.91	275.45	268.59	272.89	269.80	271.97
Time 2 basis	313.56	318.36	323.30	316.30	322.14	327.22	318.36	315.11	324.89
Time 3 basis	359.17	369.47	375.13	395.06	374.02	375.78	366.56	371.59	376.17
Time 4 basis	537.55	578.64	561.03	571.06	586.45	550.25	552.05	556.41	598.38
Time 5 basis	638.41	649.17	641.86	625.03	644.34	631.72	637.11	685.11	644.01
Time 6 basis	512.59	531.09	515.20	512.98	522.88	531.98	518.00	514.70	517.13
Time 7 basis	583.59	575.91	686.36	807.42	596.09	581.53	565.95	572.22	576.51
Time adding 1 basis	9.41	9.45	9.16	9.59	9.53	9.36	9.14	9.11	8.41
Time adding 2 basis	9.27	9.64	8.64	9.45	9.52	9.20	9.55	9.64	9.28
Time adding 3 basis	9.69	9.28	9.69	9.67	9.69	9.53	9.69	9.52	9.56
Time adding 4 basis	9.23	9.77	8.75	9.77	9.34	9.24	9.19	9.08	8.27
Time adding 5 basis	9.39	9.30	9.64	9.55	9.44	9.50	9.09	9.09	9.14
Time adding 6 basis	9.66	9.45	9.59	9.42	9.19	8.70	8.83	9.66	9.00
Time adding 7 basis	9.52	9.44	9.73	9.58	9.67	9.66	9.77	9.72	9.47

ตารางที่ ก.18 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และการปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jesttest7 ในกรณีที่ภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
AS PCA 1 basis	90.18	87.56	84.79	84.07	84.77	83.05	83.15	77.20	78.06
AS PCA 2 basis	90.60	89.91	86.49	84.84	85.93	80.48	84.10	76.97	78.26
AS PCA 3 basis	90.49	88.70	86.95	84.99	86.51	79.80	84.02	77.12	79.55
AS PCA 4 basis	90.70	85.97	86.74	78.88	86.35	77.08	82.01	78.19	78.99
AS PCA 5 basis	91.89	85.75	86.55	79.20	87.21	77.72	81.25	77.54	80.16
AS PCA 6 basis	91.90	82.34	86.39	79.27	87.36	77.61	79.26	77.99	80.08
AS PCA 7 basis	91.91	87.76	85.87	79.62	87.20	77.76	79.80	78.07	80.04
AS PCA 1 basis (Mask)	90.17	88.28	85.19	84.22	86.28	82.89	83.40	77.50	78.94
AS PCA 2 basis (Mask)	91.07	89.94	88.33	85.76	88.62	82.51	85.29	78.39	79.35
AS PCA 3 basis (Mask)	91.27	89.09	87.97	85.12	88.39	81.04	84.86	78.23	80.34
AS PCA 4 basis (Mask)	91.61	85.85	87.40	80.12	87.97	77.99	83.83	79.94	79.00
AS PCA 5 basis (Mask)	92.62	85.85	87.08	79.39	88.68	77.35	80.94	79.10	81.27
AS PCA 6 basis (Mask)	92.38	82.17	86.91	79.61	88.12	77.19	79.32	78.82	81.68
AS PCA 7 basis (Mask)	91.66	87.93	85.13	79.90	87.78	77.24	78.81	79.12	80.95

ตารางที่ ก.19 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และการปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jesttest7 ในกรณีที่ภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
AED PCA 1 basis	0.8464	0.9926	1.4222	1.5391	1.3846	1.6861	1.6500	2.5715	2.3834
AED PCA 2 basis	0.8357	0.9066	1.2449	1.4757	1.3500	2.0527	1.5318	2.6288	2.3736
AED PCA 3 basis	0.8704	0.9922	1.1917	1.4722	1.2538	2.1816	1.5803	2.6139	2.2997
AED PCA 4 basis	0.8603	1.2823	1.2202	2.1735	1.2967	2.4493	1.7482	2.4110	2.2831
AED PCA 5 basis	0.7598	1.3291	1.2352	2.2190	1.1925	2.3517	1.9867	2.4677	2.0841
AED PCA 6 basis	0.7441	1.7856	1.3074	2.1847	1.1828	2.4523	2.2595	2.4982	2.0985
AED PCA 7 basis	0.7483	1.0828	1.2639	2.1058	1.1675	2.3826	2.1838	2.4988	2.0669
AED PCA 1 basis (Mask)	1.0985	1.1511	1.3267	1.4372	1.2573	1.5816	1.3280	2.2719	1.9643
AED PCA 2 basis (Mask)	0.9863	1.0530	1.3067	1.5009	1.0840	1.6954	1.2080	2.0791	1.8160
AED PCA 3 basis (Mask)	0.9321	1.2183	1.2107	1.5307	1.1379	2.0100	1.2548	2.2221	1.6935
AED PCA 4 basis (Mask)	1.2179	1.4298	1.3934	2.3188	1.1282	2.1309	1.3258	2.0044	1.9146
AED PCA 5 basis (Mask)	1.1833	1.6146	1.5274	2.4108	1.0925	2.2419	1.9337	2.3679	1.7307
AED PCA 6 basis (Mask)	0.7598	1.3291	1.2352	2.2190	1.1925	2.3517	1.9867	2.4677	2.0841
AED PCA 7 basis (Mask)	1.1436	1.4537	1.6766	2.5237	1.1199	2.3687	2.1845	2.3456	1.7023

ตารางที่ ก.20 เวลาในการคำนวณของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดของภาพ Jesttest7 ในกรณีที่ภาพถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่ SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB

SNR (dB)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Time 1 basis	430.23	417.89	433.25	428.38	421.63	426.97	423.89	429.19	420.50
Time 2 basis	500.72	504.84	509.78	491.94	494.59	509.34	496.47	503.63	496.97
Time 3 basis	579.41	581.09	577.34	565.45	590.20	579.48	588.08	575.00	583.03
Time 4 basis	642.01	613.84	630.05	611.08	637.75	656.81	657.05	656.95	647.34
Time 5 basis	1210.00	739.28	733.08	731.83	738.17	719.34	717.52	726.02	713.42
Time 6 basis	1412.10	1384.60	1370.30	1346.60	1358.60	1345.00	1361.70	1369.50	1356.60
Time 7 basis	1633.80	1618.80	1610.50	1594.40	1598.50	1582.10	1555.80	1571.30	1539.60
Time adding 1 basis	9.14	9.33	9.16	9.61	8.87	9.42	9.19	9.12	8.83
Time adding 2 basis	8.80	9.48	9.38	9.72	9.28	9.28	9.44	9.62	9.19
Time adding 3 basis	9.03	9.42	9.30	9.48	9.17	9.52	9.20	9.55	9.37
Time adding 4 basis	13.41	9.80	9.58	9.50	9.44	9.92	9.70	9.75	9.03
Time adding 5 basis	9.49	9.38	9.30	9.45	9.50	9.63	9.00	10.34	9.63
Time adding 6 basis	9.50	9.38	9.17	8.73	9.33	9.58	9.24	9.22	9.53
Time adding 7 basis	9.72	9.30	9.67	9.64	8.95	9.42	9.78	8.89	8.98

ก.1.3 กลุ่มภาพ heartmask

ตารางที่ ก.21 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ heartmask1

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
AS PCA	85.53	86.36	86.38	86.51	86.55	86.52	86.19	86.07	86.11	86.42	86.32	86.21	86.31	86.37
AS $k = 0.5$	85.16	86.17	86.31	86.31	86.63	86.63	86.39	86.28	86.17	86.58	86.38	86.63	86.47	86.48
AS $k = 1$	85.63	86.42	86.83	86.81	86.90	87.12	86.76	86.95	86.87	87.05	86.94	86.80	86.93	86.83
AS $k = 1.5$	85.65	86.59	87.21	87.17	87.09	87.13	86.87	87.05	87.02	87.20	86.77	86.79	86.92	86.85
AS $k = 2.0$	85.85	87.08	87.44	87.37	87.21	87.63	86.81	87.05	87.04	87.40	86.72	86.90	86.78	86.65
AS $k = 2.5$	85.87	87.06	87.41	87.40	87.33	87.26	87.05	86.96	87.01	87.57	87.13	87.67	86.97	86.76
AS $k = 3$	86.07	87.07	87.45	87.33	87.58	87.65	86.91	87.54	87.50	87.70	87.54	87.45	87.07	86.94
AED PCA	2.7383	2.7034	2.6931	2.6581	2.6584	2.6587	2.6971	2.6865	2.6801	2.6536	2.6615	2.6773	2.6778	2.6781
AED $k = 0.5$	2.8022	2.6014	2.6086	2.6047	2.5330	2.5377	2.6110	2.6327	2.6583	2.5692	2.5758	2.5504	2.6328	2.5844
AED $k = 1$	2.6649	2.5406	2.4441	2.4844	2.4308	2.4181	2.5191	2.4687	2.4850	2.4879	2.4356	2.5300	2.5037	2.5301
AED $k = 1.5$	2.6254	2.5807	2.4065	2.4508	2.3761	2.3799	2.5066	2.4944	2.5026	2.4522	2.4967	2.6622	2.4713	2.4864
AED $k = 2.0$	2.6194	2.4073	2.2967	2.4163	2.4344	2.3733	2.5216	2.4846	2.4905	2.3951	2.5307	2.4349	2.6108	2.6520
AED $k = 2.5$	2.6264	2.4596	2.3495	2.3806	2.4436	2.4318	2.4504	2.4888	2.5001	2.3862	2.4387	2.3096	2.5111	2.5571
AED $k = 3$	2.5975	2.4499	2.3477	2.3766	2.3403	2.3543	2.5038	2.4149	2.4253	2.3263	2.3876	2.3960	2.5002	2.4909
time PCA	546.24	649.70	726.53	824.61	923.45	996.49	1150.90	1178.60	1303.00	1373.80	1477.30	1620.30	1649.60	1810.70
time $k = 0.5$	12.91	15.55	15.45	14.56	14.31	14.36	14.75	14.88	14.83	14.78	14.00	14.64	14.06	14.31
time $k = 1$	12.92	14.16	14.72	14.02	14.22	14.97	14.52	15.47	14.59	15.39	15.27	15.63	15.11	15.17
time $k = 1.5$	12.94	14.30	15.02	15.14	14.66	15.58	14.34	15.03	15.52	15.25	15.83	14.94	14.20	14.20
time $k = 2.0$	13.02	14.02	14.55	14.81	14.39	14.94	14.72	15.02	14.52	15.44	15.34	15.25	14.74	14.30
time $k = 2.5$	12.91	14.33	14.08	15.39	15.38	14.22	15.31	14.39	15.70	15.28	15.64	15.25	15.50	14.77
time $k = 3$	12.97	13.88	14.74	14.17	15.11	14.61	14.59	14.69	14.81	15.55	15.34	15.42	14.63	14.80

ตารางที่ ก.22 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ heartmask2

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
AS PCA	83.10	83.36	83.37	83.40	83.42	83.42	83.25	83.44	83.44	83.45	83.52	83.58	83.51	83.67
AS $k = 0.5$	82.90	83.08	83.12	83.25	83.63	83.53	83.26	83.38	83.45	83.49	83.47	83.52	83.43	83.65
AS $k = 1$	83.22	83.45	83.85	83.69	83.91	83.98	83.63	83.70	83.71	83.82	83.71	83.75	83.79	83.71
AS $k = 1.5$	83.41	83.51	83.70	83.65	83.87	83.82	83.60	83.73	83.65	83.69	83.58	83.65	84.20	83.67
AS $k = 2.0$	83.29	83.48	83.69	83.69	83.78	83.73	83.96	83.62	83.65	83.85	83.75	83.89	84.00	83.79
AS $k = 2.5$	83.45	83.65	83.80	83.77	84.02	83.74	83.99	83.65	83.96	83.77	83.74	83.89	84.06	83.94
AS $k = 3$	83.80	83.74	83.84	83.91	84.18	83.91	83.75	83.81	83.91	84.03	83.77	83.74	83.93	83.93
AED PCA	3.1373	3.0939	3.0921	3.0690	3.0601	3.0629	3.0886	3.0787	3.0757	3.0491	3.0512	3.0590	3.0633	3.0588
AED $k = 0.5$	3.1411	3.1041	3.1474	3.1091	2.9802	2.9492	3.0138	3.0052	3.0150	3.0049	3.0400	3.0089	3.0064	3.0217
AED $k = 1$	3.1000	3.0488	2.9983	2.9924	2.9579	2.9767	2.9548	3.0294	2.9968	3.0567	2.9796	2.9848	3.0235	3.0206
AED $k = 1.5$	3.0440	3.0330	3.0051	2.9887	2.9396	2.9493	3.0076	2.9905	3.0363	3.1715	3.0434	3.0088	2.9965	3.0238
AED $k = 2.0$	3.0491	3.0217	3.1031	2.9878	3.0030	2.9701	3.0850	3.0261	3.0202	3.1530	3.0586	3.0190	3.0806	3.1539
AED $k = 2.5$	3.0228	3.0030	3.0965	2.9566	2.9952	2.9796	3.0394	3.0246	3.0640	3.0367	3.0651	3.0322	3.0786	3.1000
AED $k = 3$	2.9352	3.0148	3.0597	2.9656	2.9755	3.0252	3.0220	3.0704	3.0069	3.0974	3.1002	3.0572	3.0437	3.0625
time PCA	554.84	648.50	725.52	824.48	917.00	994.89	1130.40	1213.90	1283.90	1393.80	1507.30	1611.80	1684.80	1820.20
time $k = 0.5$	15.00	14.92	14.80	15.44	15.00	15.06	14.34	15.16	14.42	14.55	14.55	14.13	14.31	14.20
time $k = 1$	15.03	15.38	14.98	15.02	15.23	14.64	15.20	14.92	14.99	14.89	15.28	14.73	15.02	14.61
time $k = 1.5$	15.70	15.03	15.48	14.08	14.38	15.19	13.98	14.31	15.41	14.97	16.50	14.67	13.72	15.53
time $k = 2.0$	14.47	14.25	14.58	15.28	13.94	14.77	13.94	14.63	15.22	14.09	14.77	14.52	14.31	14.53
time $k = 2.5$	14.95	14.41	14.81	14.78	14.97	14.55	15.27	14.02	14.23	15.06	15.38	14.59	14.41	15.38
time $k = 3$	15.95	14.66	14.25	14.44	15.06	15.08	14.52	14.75	14.41	14.64	14.84	14.48	15.13	15.17

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ก.23 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ heartmask3

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
AS PCA	83.56	83.84	83.85	83.96	83.96	84.03	83.98	83.99	84.08	84.15	84.20	84.28	84.23	84.29
AS $k = 0.5$	83.51	84.11	83.87	84.29	84.16	84.41	84.20	84.24	84.52	84.49	84.48	84.57	84.61	84.50
AS $k = 1$	84.21	84.31	84.85	84.31	84.60	84.87	84.67	84.62	84.74	85.04	85.01	85.08	85.25	85.17
AS $k = 1.5$	84.43	84.79	84.70	84.71	84.71	84.82	84.67	84.75	84.74	85.07	85.16	85.20	85.31	85.31
AS $k = 2.0$	84.39	84.89	84.87	85.01	84.72	84.83	84.57	84.73	84.98	85.07	85.11	85.25	85.31	85.31
AS $k = 2.5$	84.51	84.74	84.49	85.01	84.69	84.75	84.70	85.01	85.01	85.01	85.05	85.25	85.33	85.22
AS $k = 3$	84.39	84.81	84.52	84.78	85.07	85.09	84.78	85.00	85.01	85.04	85.08	85.25	85.31	85.18
AED PCA	3.1485	3.1423	3.1506	3.1455	3.1279	3.1312	3.1257	3.1083	3.1263	3.0986	3.1030	3.1064	3.0781	3.0856
AED $k = 0.5$	3.1479	3.0956	3.1311	3.0287	3.0448	2.9820	3.0247	3.0064	3.0010	3.0472	2.9740	2.9417	2.9988	3.0064
AED $k = 1$	3.0309	3.0303	2.8981	2.9527	2.8801	2.8300	2.8631	2.8795	2.8837	2.8828	2.8623	2.8727	2.8610	2.8822
AED $k = 1.5$	2.9806	2.9496	2.9268	2.8966	2.8941	2.8657	2.9140	2.8993	2.9299	2.8902	2.8743	2.8801	2.8748	2.8718
AED $k = 2.0$	2.9767	2.9209	2.8612	2.8696	2.9514	2.8879	2.9574	2.9185	2.9069	2.8752	2.8742	2.8522	2.8392	2.8627
AED $k = 2.5$	2.9568	2.9662	2.9692	2.8623	2.9186	2.9197	2.9120	2.9132	2.9035	2.9009	2.8722	2.8392	2.8392	2.8629
AED $k = 3$	2.9486	2.9622	2.9654	2.9090	2.8881	2.8748	2.9313	2.8957	2.9035	2.8930	2.8875	2.8392	2.8512	2.8782
time PCA	559.30	654.61	727.61	836.44	921.72	1010.90	1126.70	1192.10	1302.30	1420.90	1514.20	1617.10	1702.70	1812.10
time $k = 0.5$	14.61	14.83	14.48	13.75	13.92	14.30	15.27	13.94	14.78	14.24	14.05	14.33	14.52	14.75
time $k = 1$	15.28	15.30	14.22	14.59	14.25	15.09	15.77	14.81	14.70	15.08	15.28	15.00	15.22	14.81
time $k = 1.5$	15.30	15.52	13.88	14.25	15.16	14.31	15.14	14.23	15.59	15.06	15.25	14.83	15.25	15.28
time $k = 2.0$	14.59	14.34	14.88	14.91	14.89	13.53	15.47	14.45	14.61	14.89	13.34	14.30	13.63	14.48
time $k = 2.5$	15.38	15.38	14.09	15.13	14.72	14.84	15.13	14.72	14.24	15.19	15.41	14.00	15.00	15.31
time $k = 3$	15.74	14.53	14.75	13.84	15.09	15.39	15.66	15.67	14.70	15.09	13.78	14.47	14.81	15.19

ตารางที่ ก.24 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ heartmask4

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
AS PCA	71.62	71.88	71.94	72.00	72.03	72.00	72.03	72.13	72.19	72.26	72.26	72.26	72.26	72.26
AS $k = 0.5$	72.07	73.01	73.10	73.38	73.26	73.32	73.23	73.48	73.41	73.41	73.79	73.57	73.84	73.75
AS $k = 1$	73.57	73.91	73.97	74.34	74.21	74.24	74.12	74.31	74.48	74.25	74.28	74.25	74.25	74.22
AS $k = 1.5$	74.17	74.70	74.46	74.73	74.76	74.49	74.47	74.62	74.53	74.75	74.65	74.41	74.59	74.65
AS $k = 2.0$	74.18	75.22	74.61	75.04	74.82	74.98	74.75	74.75	75.03	74.93	74.93	74.78	75.04	74.84
AS $k = 2.5$	74.75	75.47	74.92	75.28	75.16	74.98	74.90	74.96	75.20	75.38	75.08	74.90	75.02	75.08
AS $k = 3$	74.49	75.59	75.01	75.40	75.50	75.23	75.23	75.17	75.32	75.82	75.38	75.20	75.11	75.35
AED PCA	6.3903	6.2924	6.2747	6.2671	6.2282	6.2120	6.2958	6.2188	6.2327	6.2021	6.1939	6.1762	6.1676	6.1468
AED $k = 0.5$	6.1941	5.9740	5.9416	5.8614	5.9312	5.9190	5.8825	5.8893	5.9728	6.0672	5.9141	5.9037	5.8287	5.8691
AED $k = 1$	5.7872	5.7855	5.5892	5.6638	5.6173	5.6020	5.7224	5.5912	5.7029	5.7394	5.6791	5.6657	5.6597	5.7663
AED $k = 1.5$	5.6009	5.5900	5.6240	5.5492	5.5572	5.5905	5.5199	5.5784	5.5564	5.4231	5.5710	5.5976	5.6001	5.5879
AED $k = 2.0$	5.6390	5.4628	5.5825	5.4995	5.5434	5.4343	5.5611	5.5023	5.2330	5.5164	5.4766	5.4844	5.4500	5.5041
AED $k = 2.5$	5.4966	5.2120	5.5401	5.4538	5.5048	5.5143	5.5565	5.5053	5.4794	5.3251	5.4700	5.5300	5.5441	5.3999
AED $k = 3$	5.5339	5.3527	5.5051	5.4604	5.2579	5.4562	5.4673	5.4184	5.4495	5.3347	5.4393	5.3158	5.4950	5.3314
time PCA	560.33	660.70	736.03	829.66	927.19	1019.80	1137.40	1231.40	1337.50	1422.60	1548.30	1652.40	1696.10	1781.10
time $k = 0.5$	13.70	14.89	13.67	14.78	14.59	14.67	13.88	13.69	14.64	14.20	14.56	14.44	14.95	15.02
time $k = 1$	15.27	15.25	15.75	15.64	15.34	15.27	15.45	14.97	15.72	15.69	15.22	14.77	15.44	15.39
time $k = 1.5$	14.08	14.48	15.30	14.97	14.16	16.08	13.69	14.77	14.91	15.30	15.28	15.41	15.49	15.44
time $k = 2.0$	14.88	13.61	14.86	14.30	14.20	15.03	14.80	14.41	15.06	14.91	14.58	14.80	14.55	14.69
time $k = 2.5$	15.31	15.27	15.25	14.75	15.52	15.20	14.22	15.42	15.05	14.61	15.61	15.33	14.81	15.24
time $k = 3$	14.41	14.92	15.89	14.44	14.22	14.80	14.83	15.14	14.91	15.61	14.03	13.75	15.00	13.88

ตารางที่ ก.25 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ heartmask5

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
AS PCA	62.10	62.22	62.19	62.19	62.16	62.16	62.25	62.29	62.29	62.26	62.27	62.27	62.27	62.30
AS $k = 0.5$	64.97	64.81	64.18	64.60	64.08	64.52	64.33	64.25	64.16	64.34	64.43	64.35	64.28	64.44
AS $k = 1$	66.74	65.99	65.53	65.61	65.16	65.43	65.26	65.42	65.51	65.57	65.56	65.59	65.50	65.53
AS $k = 1.5$	68.04	67.62	66.87	67.23	66.71	66.75	66.65	66.60	67.05	67.00	66.94	66.96	66.87	66.93
AS $k = 2.0$	68.61	69.21	68.54	68.78	67.99	68.00	67.58	68.03	68.43	68.20	67.91	67.95	68.00	68.09
AS $k = 2.5$	69.11	70.25	69.28	69.64	69.06	69.24	68.88	69.06	69.56	69.61	69.48	69.25	69.01	69.20
AS $k = 3$	69.46	70.95	69.64	70.27	69.69	69.61	69.44	69.71	69.97	70.21	70.20	69.96	70.00	69.92
AED PCA	8.2839	8.2167	8.2356	8.2146	8.1956	8.1784	8.3061	8.1437	8.1272	8.0996	8.0842	8.0665	8.0542	8.0310
AED $k = 0.5$	7.7184	7.8611	7.8280	7.8445	7.8875	7.9536	7.9209	7.9043	7.9134	7.8748	7.8581	7.8608	7.8750	7.9641
AED $k = 1$	7.4582	7.8228	7.7510	7.7166	7.8448	7.8122	7.8373	7.7956	7.7371	7.7301	7.7453	7.7478	7.7598	7.7565
AED $k = 1.5$	7.2289	7.4974	7.5096	7.5137	7.5957	7.6168	7.6380	7.6405	7.5584	7.5722	7.5637	7.5825	7.5921	7.6059
AED $k = 2.0$	7.1365	7.1133	7.2470	7.2403	7.3412	7.3863	7.4222	7.3828	7.3433	7.3133	7.3660	7.3379	7.3483	7.3676
AED $k = 2.5$	7.0644	7.0133	7.1726	7.1234	7.1595	7.2033	7.2028	7.2455	7.2064	7.1561	7.1837	7.1864	7.1586	7.1590
AED $k = 3$	7.0075	6.8723	7.1290	6.9436	7.1089	7.1104	7.1764	7.1360	7.1266	7.0931	7.0256	7.0482	7.0529	7.0351
time PCA	551.95	649.05	731.98	822.03	917.31	1006.70	1119.50	1191.90	1302.40	1409.80	1504.70	1603.30	1690.00	1786.40
time $k = 0.5$	13.00	13.98	14.02	14.50	14.89	13.84	14.78	15.02	14.41	15.41	15.30	14.74	15.80	15.28
time $k = 1$	12.99	13.72	13.97	14.72	14.61	14.92	14.86	14.73	14.89	14.48	14.44	14.22	14.83	14.91
time $k = 1.5$	13.00	13.27	13.56	14.05	14.42	13.91	14.98	14.72	14.14	14.63	14.08	14.81	15.17	15.11
time $k = 2.0$	12.98	14.08	14.11	14.17	14.94	14.64	14.67	15.45	14.69	15.55	14.94	14.95	14.83	15.16
time $k = 2.5$	12.98	13.94	13.83	15.06	14.53	14.49	14.69	14.56	14.86	15.03	15.47	14.59	14.72	14.75
time $k = 3$	12.91	14.44	14.75	14.69	15.41	15.16	15.74	15.47	14.52	15.25	14.59	14.63	14.13	15.36

ตารางที่ ก.26 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ heartmask6

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
AS PCA	82.77	82.77	82.77	82.77	82.77	82.77	82.77	82.71	82.71	82.68	82.68	82.68	82.68	82.74
AS $k = 0.5$	84.65	83.09	82.32	82.46	82.92	82.92	83.03	82.96	82.90	82.90	82.97	83.12	82.93	82.97
AS $k = 1$	82.40	82.32	81.96	82.08	81.92	81.97	82.13	82.37	82.15	82.21	82.18	82.20	82.17	82.39
AS $k = 1.5$	82.39	82.27	82.04	82.31	81.87	82.21	82.13	82.25	82.11	82.03	82.19	82.29	82.24	82.29
AS $k = 2.0$	82.21	82.22	82.07	82.36	82.13	82.13	82.02	82.21	82.19	82.09	82.09	82.08	82.18	82.29
AS $k = 2.5$	82.14	82.06	82.31	82.53	82.22	81.92	81.97	82.22	81.97	82.11	82.06	82.14	82.21	82.17
AS $k = 3$	82.18	82.06	82.36	82.18	82.39	81.92	82.00	82.00	82.00	82.04	82.10	82.11	82.24	82.17
AED PCA	3.2385	3.2404	3.2421	3.2498	3.2511	3.2502	3.2336	3.2326	3.2284	3.2357	3.2372	3.2386	3.2443	3.2614
AED $k = 0.5$	2.8568	3.1341	3.2644	3.2615	3.2258	3.2286	3.2416	3.2277	3.2288	3.2240	3.2317	3.2026	3.0711	3.1356
AED $k = 1$	2.9558	3.4270	3.5612	3.4932	3.4943	3.5000	3.5164	3.5208	3.5239	3.5057	3.5261	3.5081	3.4740	3.4457
AED $k = 1.5$	3.1706	3.5430	3.7172	3.6070	3.6285	3.6802	3.6859	3.6274	3.6580	3.6710	3.7069	3.6588	3.6570	3.6520
AED $k = 2.0$	3.2402	3.6399	3.7661	3.6632	3.6726	3.7039	3.6785	3.6886	3.6849	3.6635	3.6863	3.6769	3.7683	3.7238
AED $k = 2.5$	3.3032	3.7080	3.6889	3.6585	3.6451	3.8115	3.6754	3.6667	3.8017	3.6196	3.6517	3.6500	3.7135	3.6418
AED $k = 3$	3.3211	3.7013	3.6979	3.6048	3.6591	3.8062	3.6499	3.8175	3.8040	3.6455	3.6474	3.6587	3.7574	3.6371
time PCA	548.70	659.34	735.25	818.75	919.47	998.16	1150.60	1213.60	1326.10	1413.60	1537.70	1619.10	1698.30	1812.30
time $k = 0.5$	12.92	14.34	14.67	14.33	15.55	14.97	15.45	15.00	14.97	15.09	14.61	15.27	15.97	14.89
time $k = 1$	13.05	14.14	14.67	14.83	14.84	14.80	14.11	14.86	14.42	14.77	15.13	14.86	14.56	15.63
time $k = 1.5$	15.28	15.45	14.64	14.91	15.06	14.83	14.50	13.77	14.77	14.81	14.61	14.14	14.45	14.42
time $k = 2.0$	14.81	15.19	13.86	15.02	15.23	14.27	15.61	15.53	14.77	14.88	15.24	15.31	14.83	15.63
time $k = 2.5$	14.95	15.61	14.88	15.59	15.22	14.75	15.02	15.19	14.52	14.84	15.23	14.69	15.22	15.34
time $k = 3$	14.77	14.75	15.24	14.73	15.72	15.13	15.27	15.16	14.81	14.56	14.91	15.23	15.36	15.42

ตารางที่ ก.27 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ heartmask7

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
AS PCA	67.61	67.64	67.61	67.57	67.61	67.61	67.61	67.67	67.64	67.57	67.57	67.61	67.64	67.64
AS $k = 0.5$	71.85	71.81	71.79	71.99	72.21	71.85	71.91	71.88	71.90	72.05	72.17	72.08	72.11	72.08
AS $k = 1$	75.11	74.99	75.05	75.21	74.61	74.75	74.53	74.66	74.96	74.84	74.96	74.86	74.86	75.03
AS $k = 1.5$	77.23	77.19	76.82	77.06	76.62	76.68	76.47	76.68	77.09	76.82	76.90	76.76	76.76	76.69
AS $k = 2.0$	77.76	78.91	78.27	78.46	77.79	77.99	77.73	77.87	78.13	78.10	77.98	77.99	77.89	78.02
AS $k = 2.5$	78.37	79.61	78.67	79.17	78.96	78.77	78.77	78.77	79.06	79.04	78.85	78.85	78.83	78.86
AS $k = 3$	78.96	79.99	79.17	79.70	79.35	79.22	79.22	79.14	79.65	79.59	79.60	79.18	79.20	79.32
AED PCA	7.2207	7.2048	7.1893	7.1737	7.1581	7.1425	7.2349	7.2146	7.2074	7.1895	7.1738	7.1581	7.1367	7.1312
AED $k = 0.5$	6.3114	6.2820	6.2425	6.2197	6.3395	6.4018	6.4076	6.3802	6.3286	6.3029	6.2968	6.3176	6.2921	6.3287
AED $k = 1$	5.5152	5.7161	5.6215	5.6016	5.7165	5.7997	5.7839	5.7278	5.6977	5.6830	5.6691	5.6839	5.6842	5.6751
AED $k = 1.5$	5.0540	5.1307	5.2290	5.2452	5.3716	5.3692	5.3964	5.3443	5.3549	5.2983	5.2952	5.3814	5.3192	5.3483
AED $k = 2.0$	4.9413	4.8861	5.0765	4.9979	5.0907	5.0631	5.1653	5.1281	5.0291	5.0564	5.0660	5.0776	5.0600	5.0788
AED $k = 2.5$	4.8332	4.6840	4.9697	4.8316	4.8778	4.9002	4.9242	4.8974	4.8644	4.8639	4.9053	4.8878	4.9258	4.8924
AED $k = 3$	4.8378	4.5371	4.8720	4.7310	4.8036	4.8268	4.8285	4.8443	4.7240	4.7327	4.7727	4.7929	4.7763	4.7833
time PCA	565.01	658.33	737.28	825.11	893.72	1006.80	1131.10	1215.60	1297.50	1408.20	1517.60	1632.80	1748.30	1809.30
time $k = 0.5$	15.03	14.70	14.77	14.72	14.42	15.06	14.38	15.55	15.23	15.66	14.98	15.19	15.28	15.02
time $k = 1$	15.27	14.86	14.16	14.59	13.39	14.83	15.72	14.36	15.91	14.97	14.44	15.28	13.77	15.25
time $k = 1.5$	14.75	14.58	14.50	14.06	15.34	14.73	14.86	14.67	15.50	15.06	14.34	15.31	14.31	14.72
time $k = 2.0$	14.55	14.63	15.20	14.84	15.25	15.17	14.59	14.78	14.34	14.45	14.49	14.69	14.53	15.25
time $k = 2.5$	14.61	15.05	14.70	15.22	14.73	14.56	14.16	14.39	15.16	14.80	14.78	14.41	14.66	15.63
time $k = 3$	15.00	15.28	14.70	14.80	14.61	14.88	15.06	14.95	14.64	14.20	14.67	14.74	14.67	14.73

ตารางที่ ก.28 ผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การปรับเส้นโค้งภายในพื้นที่จำกัดที่ค่า k ต่างๆ ของภาพ heartmask8

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
AS PCA	66.22	66.19	66.19	66.13	66.14	66.22	66.16	66.24	66.21	66.21	66.21	66.24	66.24	66.29
AS $k = 0.5$	68.53	68.48	68.29	68.31	68.19	68.20	68.16	68.22	68.28	68.17	68.25	68.22	68.32	68.25
AS $k = 1$	70.53	69.92	69.84	70.39	69.78	69.90	69.62	69.81	70.02	70.04	70.02	69.89	69.89	69.92
AS $k = 1.5$	71.79	71.64	71.79	71.81	71.11	71.22	71.25	71.33	71.69	71.65	71.61	71.46	71.44	71.58
AS $k = 2.0$	72.54	73.09	72.84	72.94	72.37	72.67	72.41	72.81	72.91	72.98	72.65	72.57	72.58	72.76
AS $k = 2.5$	72.99	74.20	73.25	73.63	73.24	73.19	73.24	73.29	73.70	73.90	73.68	73.48	73.28	73.50
AS $k = 3$	73.15	74.67	73.74	74.14	73.76	73.83	73.79	73.85	74.24	74.22	74.29	73.88	73.99	74.05
AED PCA	7.0905	7.0961	7.0804	7.0395	7.0671	7.0397	7.1254	7.0946	7.0664	7.0505	7.0347	7.0258	7.0065	6.9821
AED $k = 0.5$	6.4910	6.7105	6.7775	6.7778	6.8253	6.8187	6.7937	6.7964	6.7297	6.7544	6.7491	6.7540	6.8711	6.8077
AED $k = 1$	6.3690	6.4527	6.4457	6.4365	6.5547	6.5598	6.5855	6.5320	6.4678	6.4570	6.4604	6.5047	6.4858	6.5420
AED $k = 1.5$	6.0727	6.2698	6.1176	6.2830	6.3122	6.3202	6.3704	6.3124	6.1984	6.2030	6.2204	6.3505	6.2672	6.2555
AED $k = 2.0$	6.0190	5.8717	6.0074	6.1199	6.2053	6.0530	6.1200	6.0804	6.0804	5.9732	6.0142	6.0672	6.0275	6.0030
AED $k = 2.5$	5.9053	5.8037	5.8571	5.9292	6.0512	5.9542	6.0028	6.0220	5.8807	5.7572	5.6829	5.8297	5.8274	5.7687
AED $k = 3$	5.8173	5.6598	5.8589	5.8120	5.8063	5.8841	5.8039	5.9147	5.8731	5.7449	5.7411	5.8478	5.7275	5.7801
time PCA	568.98	659.02	742.78	808.03	900.72	995.76	1121.10	1227.00	1315.70	1400.50	1502.00	1560.60	1667.70	1771.50
time $k = 0.5$	15.45	15.06	14.73	15.27	15.47	14.89	15.19	15.34	15.92	14.23	14.59	15.50	15.41	14.53
time $k = 1$	15.67	14.28	14.53	15.53	14.38	14.77	14.95	15.16	14.80	15.14	14.80	15.59	14.16	14.97
time $k = 1.5$	14.92	14.89	15.02	15.13	15.03	14.75	14.81	14.30	15.02	14.14	14.52	15.23	14.94	15.45
time $k = 2.0$	14.75	15.09	14.39	15.14	15.27	14.42	14.44	14.52	15.11	14.42	15.34	14.67	14.67	15.00
time $k = 2.5$	14.88	14.55	13.61	13.95	14.78	15.19	14.50	14.63	14.84	14.05	14.63	15.19	13.73	14.75
time $k = 3$	14.34	14.28	14.89	14.80	15.72	14.89	14.72	14.99	14.77	15.13	14.31	15.24	14.84	14.50

ก.2 การแบ่งส่วนวัตถุที่ประกอบด้วยบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกันสองบริเวณ

ก.2.1 การปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

กรณีที่ 1

ตารางที่ ก.29 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest1

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	66.29	66.22	66.19	66.19	66.13	66.14	66.22
AS (Threshold)	90.30	90.37	90.74	90.64	90.67	90.64	90.60
AED	7.0892	7.0905	7.0961	7.0804	7.0395	7.0671	7.0397
AED(Threshold)	1.8188	1.8099	1.7576	1.7882	1.7821	1.7816	1.7872
Time	468.89	568.98	659.02	742.78	808.03	900.72	995.76
Time adding	22.86	26.27	24.66	27.95	26.36	24.67	25.88
Time(Threshold)	491.75	595.25	683.68	770.73	834.39	925.39	1021.64

ตารางที่ ก.30 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest2

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	87.52	87.56	87.56	87.56	87.60	87.60	87.60
AS (Threshold)	89.63	89.48	89.52	89.58	89.56	89.60	89.56
AED	2.3212	2.3241	2.3295	2.3294	2.3442	2.3433	2.3457
AED(Threshold)	1.9559	1.9701	1.9626	1.9695	1.9552	1.9558	1.9489
Time	468.59	564.13	655.58	744.86	836.94	913.64	1016.90
Time adding	24.95	24.59	26.14	24.05	24.77	25.49	25.72
Time(Threshold)	493.54	588.72	681.72	768.91	861.71	939.13	1042.62

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

กรณีที่ 2

ตารางที่ ก.31 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest3

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	64.83	64.83	64.81	64.76	64.76	64.76	64.76
AS (Threshold)	70.32	70.35	70.36	70.35	70.35	70.29	70.31
AED	6.3784	6.3736	6.3662	6.3759	6.3791	6.3842	6.3730
AED(Threshold)	6.3244	6.3674	6.3152	6.3657	6.3729	6.368	6.368
Time	461.33	563.41	655.94	730.14	822.19	908.73	994.61
Time adding	27.11	26.56	22.74	24.91	23.55	25.33	25.28
Time(Threshold)	488.44	589.97	678.68	755.05	845.74	934.06	1019.89

ตารางที่ ก.32 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest4

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	22.61	22.58	22.57	22.57	22.68	22.66	22.78
AS (Threshold)	22.57	22.68	22.63	22.72	22.68	22.64	22.64
AED	32.0640	28.9490	26.7340	24.7250	21.3460	20.4470	19.7500
AED(Threshold)	19.285	17.495	17.436	17.421	17.427	17.423	17.448
Time	483.45	571.09	681.03	751.23	849.45	942.33	1033.30
Time adding	22.50	26.49	25.92	25.02	25.89	25.19	26.02
Time(Threshold)	505.95	597.58	706.95	776.25	875.34	967.52	1059.32

กรณีที่ 3

ตารางที่ ก.33 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest5

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	81.85	81.81	81.81	81.73	81.88	80.61	75.30
AS (Threshold)	78.27	79.19	79.61	79.63	79.96	78.44	75.60
AED	4.1141	4.1546	4.1348	4.1266	4.0811	4.3883	5.6185
AED(Threshold)	5.5356	5.2525	5.1865	5.162	5.1571	5.3937	6.0346
Time	457.31	552.28	661.69	718.78	828.88	922.25	1008.80
Time adding	24.67	24.72	23.56	25.77	24.48	25.53	23.64
Time(Threshold)	481.98	577.00	685.25	744.55	853.36	947.78	1032.44

ตารางที่ ก.34 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest6

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	81.74	82.00	82.18	82.32	81.91	78.72	76.29
AS (Threshold)	83.24	81.42	81.25	84.19	83.82	80.79	79.37
AED	4.0784	4.0609	4.0617	4.0313	4.1227	4.7918	5.2356
AED(Threshold)	3.9211	4.2707	4.2595	3.6076	3.7277	4.8171	5.6575
Time	468.31	564.73	652.42	736.20	825.23	918.08	1319.60
Time adding	25.30	25.50	25.08	25.41	24.33	26.17	26.27
Time(Threshold)	493.61	590.23	677.50	761.61	849.56	944.25	1345.87

กรณีที่ 4

ตารางที่ ก.35 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest7

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	61.70	55.50	52.46	52.91	52.71	52.99	55.46
AS (Threshold)	60.34	59.37	58.65	58.84	58.73	58.84	58.92
AED	8.0153	9.0207	9.4122	9.3941	9.3744	9.2557	8.7368
AED(Threshold)	7.3761	7.4756	7.5773	7.5622	7.5684	7.5595	7.5343
Time	435.77	502.24	616.28	694.69	779.22	847.49	952.97
Time adding	24.77	23.39	26.14	24.42	24.95	23.34	25.19
Time(Threshold)	460.54	525.63	642.42	719.11	804.17	870.83	978.16

ตารางที่ ก.36 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest8

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	66.42	62.82	60.34	60.76	59.53	60.34	60.57
AS (Threshold)	79.28	74.61	65.86	66.53	64.36	64.83	63.19
AED	7.1265	7.7608	8.0348	8.0486	8.1608	7.9469	7.7793
AED(Threshold)	4.8715	5.8096	6.3564	6.5717	6.5417	6.4241	6.552
Time	435.64	516.98	623.98	699.58	773.86	858.51	935.59
Time adding	22.42	23.69	23.31	24.56	24.78	24.27	24.13
Time(Threshold)	458.06	540.67	647.29	724.14	798.64	882.78	959.72

กรณีที่ 5

ตารางที่ ก.37 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest9

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	89.68	88.11	87.03	86.53	86.61	87.31	86.90
AS (Threshold)	89.34	88.70	88.27	88.13	88.09	88.17	88.19
AED	1.9942	2.1291	2.3439	2.3286	2.3444	2.2457	2.2262
AED(Threshold)	1.9004	1.9695	2.0187	2.0249	2.0314	2.0212	2.0158
Time	475.89	569.01	672.69	749.13	838.83	935.30	1022.20
Time adding	24.38	25.42	26.63	25.70	26.23	25.67	26.06
Time(Threshold)	500.27	594.43	699.32	774.83	865.06	960.97	1048.26

ตารางที่ ก.38 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest10

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	88.65	87.47	86.62	86.54	86.38	86.72	86.92
AS (Threshold)	89.07	88.80	88.40	88.53	88.35	88.38	88.60
AED	2.0154	2.2454	2.3329	2.3568	2.3364	2.2604	2.3733
AED(Threshold)	2.0521	2.1157	2.1671	2.1761	2.1761	2.162	2.1707
Time	463.23	566.09	668.06	740.72	822.14	916.97	1013.60
Time adding	24.34	27.08	26.14	24.58	24.84	25.13	25.91
Time(Threshold)	487.57	593.17	694.20	765.30	846.98	942.10	1039.51

กรณีที่ 6

ตารางที่ ก.39 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest11

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	88.30	87.95	87.92	87.85	87.81	88.08	87.98
AS (Threshold)	92.04	92.33	92.22	92.14	92.24	92.30	91.63
AED	2.3067	2.3521	2.3528	2.3447	2.3254	2.2505	2.2743
AED(Threshold)	1.6394	1.5505	1.5708	1.5732	1.5688	1.5451	1.7188
Time	476.49	563.06	663.80	755.19	835.70	936.23	1044.70
Time adding	25.47	25.97	24.11	24.16	25.13	24.67	25.00
Time(Threshold)	501.96	589.03	687.91	779.35	860.83	960.90	1069.70

ตารางที่ ก.40 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest12

No. of Basis	1	2	3	4	5	6	7
AS	91.07	90.61	90.47	90.54	90.54	90.76	90.63
AS (Threshold)	93.34	93.44	93.18	93.48	93.26	93.42	92.24
AED	1.7624	1.8583	1.9017	1.8930	1.9044	1.8049	1.7958
AED(Threshold)	1.4161	1.4411	1.5092	1.3889	1.4913	1.3957	1.6525
Time	484.38	587.14	654.72	749.66	850.94	945.97	1044.90
Time adding	24.13	24.36	24.20	25.45	25.34	25.42	25.59
Time(Threshold)	508.51	611.50	678.92	775.11	876.28	971.39	1070.49

ก.2.2 การปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

กรณีที่ 1

ตารางที่ ก.41 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ Jesttest1

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	94.14	93.92	93.36	93.37	93.18	93.29	93.44
	500	94.11	93.92	93.36	93.33	93.18	93.26	93.40
	1000	94.14	93.92	93.36	93.37	93.18	93.29	93.44
	1500	94.14	93.92	93.36	93.33	93.12	93.26	93.41
500	200	94.10	93.85	93.42	93.43	93.49	93.38	93.53
	500	94.21	93.84	93.49	93.35	93.24	93.28	93.46
	1000	94.16	93.89	93.51	93.38	93.51	93.58	93.43
	1500	94.21	93.84	93.49	93.35	93.24	93.28	93.46
1000	200	94.06	93.93	93.55	93.35	93.27	93.44	93.59
	500	94.30	93.82	93.52	93.35	93.26	93.34	93.59
	1000	94.16	93.89	93.51	93.38	93.51	93.58	93.43
	1500	94.26	93.79	93.54	93.39	93.39	93.43	93.62
PCA Method		66.29	94.14	93.92	93.36	93.37	93.18	93.29

ตารางที่ ก.42 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ Jesttest1

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	7.0892	7.0905	7.0961	7.0804	7.0395	7.0671	7.0397
	500	1.0355	1.1284	1.2340	1.2570	1.2541	1.2560	1.2667
	1000	1.0402	1.1322	1.2419	1.2554	1.2592	1.2350	1.2784
	1500	1.0355	1.1284	1.2340	1.2570	1.2541	1.2560	1.2667
500	200	1.0456	1.1255	1.2382	1.2554	1.2510	1.2496	1.2624
	500	1.0292	1.1297	1.2181	1.2449	1.2200	1.2363	1.2583
	1000	1.0025	1.1331	1.2064	1.2303	1.2272	1.2284	1.2597
	1500	0.9802	1.1088	1.1776	1.2130	1.2157	1.2124	1.2349
1000	200	1.0025	1.1331	1.2064	1.2303	1.2272	1.2284	1.2597
	500	1.0237	1.1222	1.1968	1.2308	1.2232	1.2258	1.2444
	1000	1.0093	1.1218	1.1985	1.2224	1.2269	1.2196	1.2339
	1500	0.9802	1.1088	1.1776	1.2130	1.2157	1.2124	1.2349
PCA Method		7.0892	7.0905	7.0961	7.0804	7.0395	7.0671	7.0397

ตารางที่ ก.43 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest2

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	90.03	90.01	90.10	90.16	90.10	90.09	90.01
	500	90.07	89.91	90.10	90.16	90.05	90.07	90.16
	1000	90.03	90.01	90.10	90.16	90.10	90.09	90.01
	1500	90.03	89.88	90.10	90.10	90.07	90.10	90.24
500	200	90.31	89.91	90.10	90.13	90.11	90.13	90.22
	500	90.54	91.35	90.54	90.96	91.36	91.26	91.21
	1000	89.99	89.91	89.85	90.00	89.90	89.92	89.83
	1500	90.54	91.35	90.54	90.96	91.36	91.26	91.21
1000	200	90.34	90.00	89.97	90.05	90.10	90.15	90.01
	500	90.42	91.45	90.92	91.68	91.70	90.90	91.18
	1000	89.99	89.91	89.85	90.00	89.90	89.92	89.83
	1500	90.29	90.44	90.95	90.75	90.64	90.64	90.75
PCA Method		87.52	87.56	87.56	87.56	87.60	87.60	87.60

ตารางที่ ก.44 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับ
ฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจาก
ความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest2

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	1.8405	1.8708	1.9092	1.8889	1.8631	1.9374	1.8954
	500	1.8221	1.8875	1.8333	1.8127	1.8699	1.9174	1.9027
	1000	1.8405	1.8708	1.9092	1.8889	1.8631	1.9374	1.8954
	1500	1.8405	1.8987	1.8918	1.8600	1.8724	1.9244	1.8834
500	200	1.7853	1.8934	1.9108	1.8938	1.8497	1.9287	1.9188
	500	1.7952	1.6472	1.7783	1.7362	1.6318	1.6408	1.6527
	1000	1.8733	1.8743	1.9434	1.9086	1.9403	1.9662	1.9336
	1500	1.7952	1.6472	1.7783	1.7362	1.6318	1.6408	1.6527
1000	200	1.7970	1.9063	1.9084	1.9105	1.9201	1.8819	1.8890
	500	1.8082	1.5931	1.7067	1.5344	1.5624	1.7241	1.6817
	1000	1.8733	1.8743	1.9434	1.9086	1.9403	1.9662	1.9336
	1500	1.7999	1.7799	1.7441	1.7635	1.7685	1.7785	1.7850
PCA Method		2.3212	2.3241	2.3295	2.3294	2.3442	2.3433	2.3457

กรณีที่ 2

ตารางที่ ก.45 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ
การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ
hearttest3

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	84.43	84.54	84.63	83.92	83.90	84.26	83.65
	500	84.33	84.03	83.75	83.76	83.44	82.86	83.54
	1000	84.43	84.54	84.63	83.92	83.90	84.26	83.65
	1500	84.52	84.64	84.55	83.66	89.29	89.26	89.26
500	200	85.09	84.62	83.87	83.79	84.14	83.09	83.54
	500	86.05	86.56	86.85	86.41	86.30	86.33	86.87
	1000	88.59	88.54	88.76	88.70	88.54	88.71	88.93
	1500	86.05	86.56	86.85	86.41	86.30	86.33	86.87
1000	200	85.22	84.73	85.23	84.78	84.39	84.70	84.41
	500	86.94	86.67	86.86	87.25	86.72	87.28	87.32
	1000	88.59	88.54	88.76	88.70	88.54	88.71	88.93
	1500	87.56	87.74	87.33	87.64	87.64	87.50	87.90
PCA Method		64.83	64.83	64.81	64.76	64.76	64.76	64.76

ตารางที่ ก.46 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest3

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	2.5120	2.5782	2.5669	2.7257	2.5384	2.5742	2.7138
	500	2.5675	2.5424	2.5808	2.7452	2.7457	2.7569	2.7050
	1000	2.5120	2.5782	2.5669	2.7257	2.5384	2.5742	2.7138
	1500	2.5171	2.4437	2.5669	2.7182	1.8181	1.8178	1.8010
500	200	2.3999	2.5707	2.5854	2.6941	2.4992	2.7658	2.7241
	500	2.2085	2.3326	2.2349	2.1850	2.1863	2.1582	2.1960
	1000	1.9308	1.9111	1.8497	1.9084	1.8922	1.8552	1.8035
	1500	2.2085	2.3326	2.2349	2.1850	2.1863	2.1582	2.1960
1000	200	2.4669	2.4729	2.4141	2.5191	2.5633	2.5270	2.6083
	500	2.1831	2.1846	2.0977	2.1455	2.2057	2.1190	2.0837
	1000	1.9308	1.9111	1.8497	1.9084	1.8922	1.8552	1.8035
	1500	2.0778	2.1197	2.0478	2.0291	2.0325	2.0393	2.0216
PCA Method		6.3784	6.3736	6.3662	6.3759	6.3791	6.3842	6.3730

ตารางที่ ก.47 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest4

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	73.23	73.56	73.84	74.21	74.22	74.51	75.15
	500	73.23	73.62	73.87	74.21	74.22	74.54	75.22
	1000	73.23	73.56	73.84	74.21	74.22	74.51	75.15
	1500	73.23	73.56	73.87	74.21	74.77	74.96	75.40
500	200	73.17	73.42	73.81	74.09	74.13	74.45	74.90
	500	72.77	73.65	74.08	74.18	74.25	74.60	75.25
	1000	24.86	55.96	24.51	24.49	24.55	24.41	25.16
	1500	72.77	73.65	74.08	74.18	74.25	74.60	75.25
1000	200	23.38	56.67	23.37	23.12	23.39	23.48	23.41
	500	24.35	56.46	23.95	23.64	23.84	23.84	24.41
	1000	24.86	55.96	24.51	24.49	24.55	24.41	25.16
	1500	24.61	55.18	24.87	23.89	24.15	24.16	24.47
PCA Method		22.61	22.58	22.57	22.57	22.68	22.66	22.78

ตารางที่ ก.48 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับ
ฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจาก
ความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest4

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	4.7674	4.6810	4.6806	4.5807	4.5987	4.4972	4.3695
	500	4.7674	4.7296	4.6785	4.5813	4.5941	4.4795	4.3595
	1000	4.7674	4.6810	4.6806	4.5807	4.5987	4.4972	4.3695
	1500	4.7674	4.6810	4.6785	4.5807	4.6352	4.5458	4.4263
500	200	4.7660	4.6988	4.6889	4.5935	4.6053	4.5311	4.4096
	500	4.7952	4.6936	4.6047	4.5752	4.5640	4.5848	4.3914
	1000	10.4500	6.6654	23.0650	24.5720	22.9410	22.5460	19.5880
	1500	4.7952	4.6936	4.6047	4.5752	4.5640	4.5848	4.3914
1000	200	29.4970	6.6335	27.8390	23.4880	23.9090	22.1740	20.9820
	500	18.5960	6.6096	26.8210	24.5460	23.7310	22.3940	21.1460
	1000	10.4500	6.6654	23.0650	24.5720	22.9410	22.5460	19.5880
	1500	14.4240	6.6500	22.1140	24.8990	23.8330	22.8350	21.6540
PCA Method		32.0640	28.9490	26.7340	24.7250	21.3460	20.4470	19.7500

กรณีที่ 3

ตารางที่ ก.49 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ
การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ
hearttest5

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	84.90	86.66	86.99	87.07	87.55	87.04	86.18
	500	84.42	86.64	87.34	87.13	87.51	87.17	86.42
	1000	84.90	86.66	86.99	87.07	87.55	87.04	86.18
	1500	84.76	86.90	86.96	87.16	87.84	87.22	86.29
500	200	85.29	86.53	86.58	86.95	87.67	87.21	86.31
	500	74.72	83.70	87.06	85.88	86.71	86.94	86.06
	1000	81.57	86.91	87.31	87.50	87.94	86.86	84.98
	1500	74.72	83.70	87.06	85.88	86.71	86.94	86.06
1000	200	87.12	86.74	86.72	86.55	87.66	87.04	85.26
	500	82.01	86.13	86.47	86.88	87.38	87.21	85.13
	1000	81.57	86.91	87.31	87.50	87.94	86.86	84.98
	1500	79.52	85.49	86.51	86.87	87.38	86.98	85.03
PCA Method		81.85	81.81	81.81	81.73	81.88	80.61	75.30

ตารางที่ ก.50 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest5

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	3.4571	3.1969	3.1375	3.1058	3.0008	3.0476	3.2482
	500	3.5123	3.1337	3.1118	3.1051	2.9286	3.0168	3.1949
	1000	3.4571	3.1969	3.1375	3.1058	3.0008	3.0476	3.2482
	1500	3.4562	3.0668	3.0659	3.0947	2.9256	2.9955	3.2006
500	200	3.3596	3.1593	3.1346	3.0157	2.8965	3.0447	3.2650
	500	5.0902	3.7132	3.1132	3.3141	3.1543	3.1185	3.2802
	1000	4.4263	3.1913	3.0564	2.9937	2.8487	3.1932	3.5273
	1500	5.0902	3.7132	3.1132	3.3141	3.1543	3.1185	3.2802
1000	200	2.9699	3.1673	3.2528	3.2363	2.9529	3.0833	3.4757
	500	3.9174	3.2596	3.1763	3.1381	2.9624	3.0791	3.5528
	1000	4.4263	3.1913	3.0564	2.9937	2.8487	3.1932	3.5273
	1500	4.3721	3.3018	3.1576	3.0926	2.9684	3.1775	3.4499
PCA Method		4.1141	4.1546	4.1348	4.1266	4.0811	4.3883	5.6185

ตารางที่ ก.51 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest6

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	88.02	88.02	87.73	88.33	88.19	88.35	86.89
	500	88.06	88.15	87.61	88.13	87.89	88.07	87.52
	1000	88.02	88.02	87.73	88.33	88.19	88.35	86.89
	1500	88.04	88.10	87.66	88.16	88.26	88.08	86.98
500	200	88.14	88.19	87.64	88.53	88.02	87.79	87.25
	500	83.16	87.85	88.10	88.34	87.99	87.88	86.73
	1000	82.91	87.83	87.99	88.74	88.11	87.34	85.61
	1500	83.16	87.85	88.10	88.34	87.99	87.88	86.73
1000	200	88.09	88.20	87.80	88.87	88.07	87.70	86.14
	500	84.65	87.91	88.14	88.81	88.01	87.58	85.95
	1000	82.91	87.83	87.99	88.74	88.11	87.34	85.61
	1500	81.88	87.81	88.02	88.72	88.11	87.38	85.66
PCA Method		81.74	82.00	82.18	82.32	81.91	78.72	76.29

ตารางที่ ก.52 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับ
ฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจาก
ความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest6

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	2.7521	2.8231	2.9056	2.7649	2.7054	2.7049	3.0835
	500	2.7257	2.8477	2.9063	2.7852	2.7554	2.6971	3.0043
	1000	2.7521	2.8231	2.9056	2.7649	2.7054	2.7049	3.0835
	1500	2.7355	2.8594	2.8984	2.7724	2.7041	2.6930	3.0722
500	200	2.6989	2.8430	2.9030	2.7136	2.6918	2.8069	3.0608
	500	3.6872	2.9052	2.8127	2.7395	2.7489	2.7752	3.1224
	1000	3.9515	2.8959	2.8140	2.6878	2.7485	2.9334	3.3711
	1500	3.6872	2.9052	2.8127	2.7395	2.7489	2.7752	3.1224
1000	200	2.7345	2.8405	2.9094	2.6187	2.7776	2.8921	3.2136
	500	3.3659	2.8876	2.7857	2.6774	2.7797	2.8920	3.2694
	1000	3.9515	2.8959	2.8140	2.6878	2.7485	2.9334	3.3711
	1500	3.8778	2.9371	2.7896	2.6898	2.7745	2.9317	3.3378
PCA Method		4.0784	4.0609	4.0617	4.0313	4.1227	4.7918	5.2356

กรณีที่ 4

ตารางที่ ก.53 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ
การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ
hearttest7

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	78.04	82.12	85.13	84.96	85.18	84.81	84.20
	500	77.98	80.94	83.37	83.35	83.24	82.62	81.96
	1000	78.04	82.12	85.13	84.96	85.18	84.81	84.20
	1500	77.96	82.12	85.31	85.01	85.26	84.83	84.12
500	200	76.17	79.74	81.83	81.51	81.29	80.54	79.39
	500	75.59	78.46	80.02	79.80	79.50	78.75	76.58
	1000	71.51	72.57	74.28	72.88	70.78	70.85	67.36
	1500	75.59	78.46	80.02	79.80	79.50	78.75	76.58
1000	200	72.32	74.61	77.04	76.00	74.82	74.37	71.51
	500	71.67	73.64	75.26	74.25	72.79	72.75	69.11
	1000	71.51	72.57	74.28	72.88	70.78	70.85	67.36
	1500	71.60	72.88	74.73	73.31	71.98	71.70	67.96
PCA Method		61.70	55.50	52.46	52.91	52.71	52.99	55.46

ตารางที่ ก.54 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest7

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	5.2195	4.1512	3.5942	3.6194	3.4787	3.5983	3.7275
	500	5.2325	4.4898	4.0002	4.0128	3.9302	4.1182	4.2703
	1000	5.2195	4.1512	3.5942	3.6194	3.4787	3.5983	3.7275
	1500	5.2425	4.1512	3.5528	3.5887	3.5035	3.5705	3.7581
500	200	5.5600	4.8478	4.2575	4.3507	4.4116	4.4821	4.7745
	500	5.7449	5.0890	4.7065	4.7694	4.7952	4.9628	5.3490
	1000	6.4197	6.0927	5.7925	6.0386	6.2829	6.1766	6.4681
	1500	5.7449	5.0890	4.7065	4.7694	4.7952	4.9628	5.3490
1000	200	6.2846	5.8230	5.3458	5.4799	5.7227	5.6786	6.1084
	500	6.3242	5.9523	5.6377	5.8114	5.9289	5.8749	6.4160
	1000	6.4197	6.0927	5.7925	6.0386	6.2829	6.1766	6.4681
	1500	6.3763	6.0291	5.6969	5.9431	6.1017	6.0613	6.4521
PCA Method		8.0153	9.0207	9.4122	9.3941	9.3744	9.2557	8.7368

ตารางที่ ก.55 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest8

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	84.33	89.02	90.99	90.97	91.84	91.20	91.51
	500	83.45	87.49	89.49	89.42	89.65	89.34	89.51
	1000	84.33	89.02	90.99	90.97	91.84	91.20	91.51
	1500	84.38	89.00	91.04	91.13	92.07	91.25	91.33
500	200	82.62	87.18	89.28	89.43	89.64	89.16	88.98
	500	81.83	85.55	87.46	87.56	88.12	87.72	86.92
	1000	78.42	80.72	82.94	82.86	81.58	81.00	77.83
	1500	81.83	85.55	87.46	87.56	88.12	87.72	86.92
1000	200	79.48	83.72	85.70	85.37	84.74	84.45	83.59
	500	79.05	82.13	84.14	84.09	83.43	83.02	80.75
	1000	78.42	80.72	82.94	82.86	81.58	81.00	77.83
	1500	78.82	81.39	83.53	83.40	82.08	81.77	79.31
PCA Method		66.42	62.82	60.34	60.76	59.53	60.34	60.57

ตารางที่ ก.56 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest8

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	3.8037	2.6560	2.1760	2.2337	1.9627	2.0919	1.9539
	500	3.9643	3.0582	2.5664	2.5912	2.4970	2.5575	2.4837
	1000	3.8037	2.6560	2.1760	2.2337	1.9627	2.0919	1.9539
	1500	3.8058	2.6985	2.1691	2.1935	1.9187	2.0699	2.0944
500	200	4.1426	3.0899	2.6228	2.5370	2.5290	2.5876	2.5902
	500	4.3729	3.4411	3.0148	3.0528	2.8992	2.8652	3.0343
	1000	5.0494	4.4224	4.0807	4.0653	4.2831	4.3087	4.8459
	1500	4.3729	3.4411	3.0148	3.0528	2.8992	2.8652	3.0343
1000	200	4.8010	3.9106	3.3376	3.4073	3.6058	3.5794	3.6915
	500	4.8693	4.1888	3.7229	3.7661	3.8729	3.9306	4.3668
	1000	5.0494	4.4224	4.0807	4.0653	4.2831	4.3087	4.8459
	1500	4.9618	4.3633	3.9361	3.9040	4.1492	4.1272	4.6971
PCA Method		7.1265	7.7608	8.0348	8.0486	8.1608	7.9469	7.7793

กรณีที่ 5

ตารางที่ ก.57 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest9

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	91.09	91.16	91.16	91.27	91.24	91.91	91.87
	500	91.13	91.20	91.16	91.27	91.24	91.87	91.87
	1000	91.09	91.16	91.16	91.27	91.24	91.91	91.87
	1500	91.13	91.16	91.16	91.27	91.24	91.91	91.87
500	200	90.98	91.09	91.13	91.20	91.16	91.63	91.66
	500	90.80	90.87	90.91	91.09	91.16	91.72	91.69
	1000	89.99	89.76	89.91	89.85	89.87	91.07	91.11
	1500	90.80	90.87	90.91	91.09	91.16	91.72	91.69
1000	200	90.51	90.58	90.65	90.76	90.84	91.47	91.36
	500	90.16	90.39	90.43	90.30	90.43	91.40	91.43
	1000	89.99	89.76	89.91	89.85	89.87	91.07	91.11
	1500	91.09	91.16	91.16	91.27	91.24	91.91	91.87
PCA Method		89.68	88.11	87.03	86.53	86.61	87.31	86.90

ตารางที่ ก.58 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest9

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	1.2510	1.2387	1.2267	1.2256	1.2165	1.0791	1.0831
	500	1.2552	1.2387	1.2267	1.2256	1.2165	1.0841	1.0831
	1000	1.2510	1.2387	1.2267	1.2256	1.2165	1.0791	1.0831
	1500	1.2552	1.2387	1.2267	1.2256	1.2165	1.0791	1.0831
500	200	1.2656	1.2498	1.2305	1.2257	1.2071	1.0812	1.0669
	500	1.3244	1.3092	1.2815	1.2728	1.2680	1.0984	1.0878
	1000	1.4718	1.4443	1.4386	1.4285	1.4248	1.1939	1.1739
	1500	1.3244	1.3092	1.2815	1.2728	1.2680	1.0984	1.0878
1000	200	1.3088	1.3196	1.3106	1.2991	1.2861	1.1259	1.1300
	500	1.4394	1.3826	1.3455	1.3562	1.3443	1.1620	1.1321
	1000	1.4718	1.4443	1.4386	1.4285	1.4248	1.1939	1.1739
	1500	1.4398	1.4393	1.4344	1.3693	1.4100	1.1718	1.1648
PCA Method		1.9942	2.1291	2.3439	2.3286	2.3444	2.2457	2.2262

ตารางที่ ก.59 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest10

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	92.23	92.41	92.41	92.34	92.48	93.02	93.22
	500	92.27	92.41	92.41	92.34	92.48	93.02	93.08
	1000	92.23	92.41	92.41	92.34	92.48	93.02	93.22
	1500	92.34	92.41	92.41	92.38	92.48	93.36	93.19
500	200	91.66	91.86	91.86	91.56	91.68	92.93	92.86
	500	91.65	91.81	91.94	91.56	91.87	92.89	92.82
	1000	91.33	91.01	90.92	91.10	90.95	92.55	92.42
	1500	91.65	91.81	91.94	91.56	91.87	92.89	92.82
1000	200	91.21	91.32	91.43	91.54	91.35	92.73	92.66
	500	91.40	91.10	91.32	91.28	91.28	92.48	92.48
	1000	91.33	91.01	90.92	91.10	90.95	92.55	92.42
	1500	91.29	90.95	91.10	91.13	91.21	92.45	92.45
PCA Method		88.65	87.47	86.62	86.54	86.38	86.72	86.92

ตารางที่ ก.60 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับ
ฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจาก
ความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest10

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	1.3422	1.2862	1.2798	1.2640	1.2605	1.1098	1.0731
	500	1.3270	1.2862	1.2798	1.2640	1.2605	1.1098	1.0876
	1000	1.3422	1.2862	1.2798	1.2640	1.2605	1.1098	1.0731
	1500	1.3403	1.2862	1.2798	1.2640	1.2605	1.1024	1.0731
500	200	1.3679	1.4223	1.3684	1.3247	1.3102	1.0667	1.1048
	500	1.3679	1.4209	1.3789	1.3287	1.3468	1.0904	1.1184
	1000	1.4791	1.5683	1.4629	1.4495	1.4274	1.2298	1.2201
	1500	1.3679	1.4209	1.3789	1.3287	1.3468	1.0904	1.1184
1000	200	1.4583	1.4263	1.3889	1.3718	1.3621	1.1911	1.1966
	500	1.4755	1.4645	1.3976	1.4062	1.3623	1.2068	1.2105
	1000	1.4791	1.5683	1.4629	1.4495	1.4274	1.2298	1.2201
	1500	1.4650	1.4680	1.4498	1.4333	1.3972	1.2097	1.2164
PCA Method		2.0154	2.2454	2.3329	2.3568	2.3364	2.2604	2.3733

กรณีที่ 6

ตารางที่ ก.61 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ
การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ
hearttest11

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	91.90	92.33	92.78	92.78	92.78	93.72	93.72
	500	91.93	92.33	92.87	92.81	92.81	93.72	93.72
	1000	91.90	92.33	92.78	92.78	92.78	93.72	93.72
	1500	91.86	92.33	92.75	92.78	92.35	93.56	93.53
500	200	91.80	92.30	92.62	92.78	92.81	93.72	93.78
	500	91.77	92.27	92.52	92.62	92.59	93.72	93.44
	1000	91.41	91.91	92.27	92.39	92.45	93.75	93.06
	1500	91.77	92.27	92.52	92.62	92.59	93.72	93.44
1000	200	91.75	92.17	92.33	92.52	92.52	93.78	93.44
	500	91.57	92.10	92.33	92.49	92.55	93.72	93.35
	1000	91.41	91.91	92.27	92.39	92.45	93.75	93.06
	1500	91.48	91.94	92.27	92.39	92.35	93.75	93.25
PCA Method		88.30	87.95	87.92	87.85	87.81	88.08	87.98

ตารางที่ ก.62 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest11

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	1.6216	1.5462	1.4689	1.4570	1.4450	1.2242	1.2198
	500	1.6435	1.5462	1.4692	1.4461	1.4404	1.2246	1.2198
	1000	1.6216	1.5462	1.4689	1.4570	1.4450	1.2242	1.2198
	1500	1.6271	1.5462	1.4536	1.4509	1.5827	1.2721	1.2488
500	200	1.6421	1.5678	1.4927	1.4551	1.4496	1.2212	1.2241
	500	1.6493	1.5836	1.5307	1.4929	1.4974	1.2320	1.3081
	1000	1.7209	1.6464	1.5725	1.5642	1.5455	1.2401	1.3290
	1500	1.6493	1.5836	1.5307	1.4929	1.4974	1.2320	1.3081
1000	200	1.6323	1.6231	1.5320	1.5187	1.5132	1.2246	1.2736
	500	1.6776	1.6108	1.5356	1.5100	1.5045	1.2234	1.3226
	1000	1.7209	1.6464	1.5725	1.5642	1.5455	1.2401	1.3290
	1500	1.7045	1.6168	1.5551	1.5400	1.5352	1.2225	1.3125
PCA Method		2.3067	2.3521	2.3528	2.3447	2.3254	2.2505	2.2743

ตารางที่ ก.63 ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest12

Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	94.41	94.80	95.04	95.06	95.10	96.14	96.15
	500	94.49	94.77	95.32	95.06	95.10	96.08	96.15
	1000	94.41	94.80	95.04	95.06	95.10	96.14	96.15
	1500	94.53	94.77	95.19	95.03	95.16	96.08	96.18
500	200	94.22	94.74	94.94	95.00	94.90	96.14	96.15
	500	94.33	94.73	94.90	94.81	94.96	96.08	96.05
	1000	93.94	94.43	94.66	94.76	94.73	95.21	95.22
	1500	94.33	94.73	94.90	94.81	94.96	96.08	96.05
1000	200	94.20	94.63	94.90	94.83	94.87	96.05	95.93
	500	94.04	94.57	94.77	94.82	94.86	95.60	95.80
	1000	93.94	94.43	94.66	94.76	94.73	95.21	95.22
	1500	94.04	94.47	94.70	94.82	94.79	95.37	95.25
PCA Method		91.07	90.61	90.47	90.54	90.54	90.76	90.63

ตารางที่ ก.64 ค่าระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิงของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีปรับฐานหลักของ PCA และ การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างของภาพ hearttest12

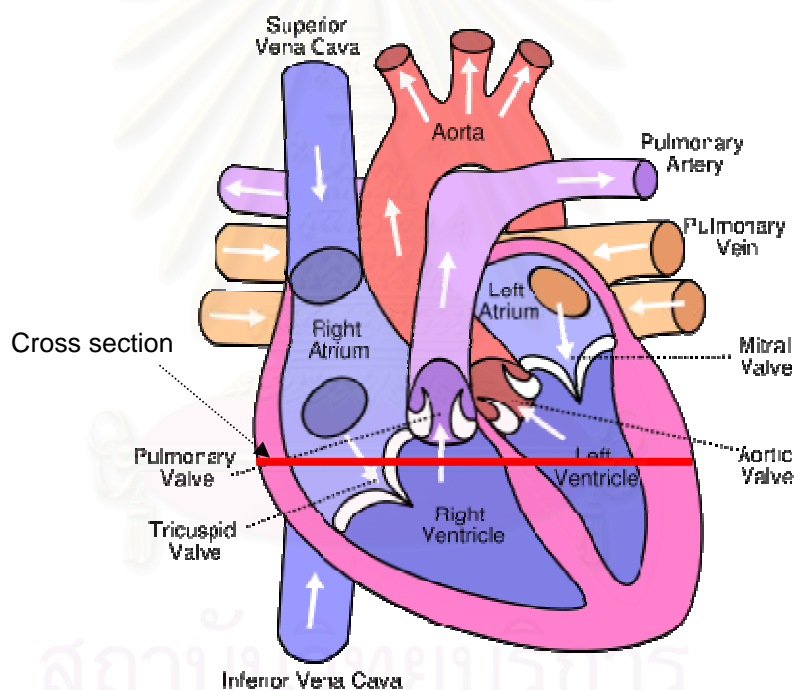
Basis		1	2	3	4	5	6	7
Kfirst	K							
200	200	1.1399	1.0524	0.9965	0.9778	0.9624	0.7970	0.7780
	500	1.1292	1.0524	0.9784	0.9773	0.9624	0.7989	0.7761
	1000	1.1399	1.0524	0.9965	0.9778	0.9624	0.7970	0.7780
	1500	1.1292	1.0535	0.9821	0.9778	0.9593	0.7954	0.7792
500	200	1.1646	1.0539	1.0225	0.9915	0.9716	0.7977	0.7747
	500	1.1646	1.0529	1.0246	1.0123	0.9832	0.8224	0.8003
	1000	1.2466	1.1800	1.0696	1.0520	1.0571	0.9370	0.9299
	1500	1.1646	1.0529	1.0246	1.0123	0.9832	0.8224	0.8003
1000	200	1.1822	1.1064	1.0211	1.0276	1.0213	0.8254	0.8376
	500	1.2025	1.1170	1.0554	1.0292	1.0240	0.8947	0.8539
	1000	1.2466	1.1800	1.0696	1.0520	1.0571	0.9370	0.9299
	1500	1.2086	1.1518	1.0913	1.0272	1.0585	0.9058	0.9171
PCA Method		1.7624	1.8583	1.9017	1.8930	1.9044	1.8049	1.7958

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

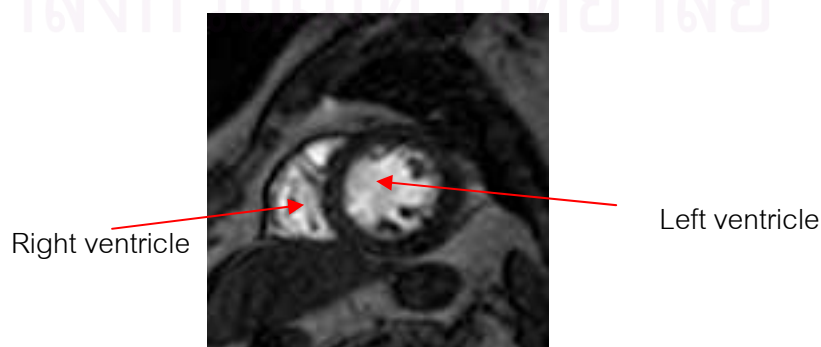
ภาคผนวก ข

กายวิภาคศาสตร์ของหัวใจ

ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้เป็นภาพถ่ายตัดขวางของหัวใจโดยตัดผ่านหัวใจห้องล่างทั้งสองห้องดังแสดงในรูปที่ ข.1 ซึ่งภาพเอ็มอาร์ที่ได้สามารถแสดงได้ดังรูปที่ ข.2 หัวใจห้องล่างซ้าย (Left Ventricle) คือ บริเวณวงกลมสีขาวทางขวามือของรูปที่ ข.2 และ หัวใจห้องล่างขวา (Right Ventricle) คือบริเวณพื้นที่สีขาวทางด้านซ้ายมือ ส่วนผนังหัวใจคือบริเวณขอบสีดำที่ล้อมรอบหัวใจห้องล่างทั้งสองห้อง



รูปที่ ข.1 ส่วนประกอบของหัวใจและระนาบของภาพเอ็มอาร์ที่แสดงในวิทยานิพนธ์



รูปที่ ข.2 ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่แสดงภาพตัดขวางตามรูปที่ ข.1

ผลงานของผู้เขียนที่ได้รับการตีพิมพ์แล้ว

1. Tae-o-sot, S., Auethavekiat, S. and Jitapunkul, S. Shape-Based Object Segmentation with Simultaneous Intensity Adjustment. The 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision, Canada, June 2006.
2. Tae-o-sot, S., Auethavekiat, S. and Jitapunkul, S. Shape Based Segmentation by Level Set Method for Medical Objects Containing Two Regions. IEEE International Conference on Image Processing 2006, United State of America, October 2006.



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Shape-Based Object Segmentation with Simultaneous Intensity Adjustment

Sarawut Tae-O-Sot¹, Supatana Auethavekiat² and Somchai Jitapunkul¹

¹Center of Excellence in Telecommunication Technology,
Department of Electrical Engineering, Chulalongkorn University, Bangkok, 10330, Thailand

²Computer Center, Mahidol University, Bangkok 10400, Thailand

Email: sarivio@hotmail.com, ccsat@mucc.mahidol.ac.th and somchai.j@chula.ac.th

Abstract

Most segmentation algorithms are based on the assumption of intensity homogeneity within an object. However, in many applications, the object of interest contains more than one homogenous region. Even when the object's shape is known, such object is not effectively extracted. In this paper, we propose a segmentation process for the objects containing 2 homogenous regions. Our method is based on the level set method. We construct the shape model from the set of manually extracted objects. The parameters that represent the shape model are coefficients of PCA basis. Instead of defining a new cost-function based on heterogeneity assumption, we repeatedly form a homogenous region inside the evolving curve and evolve the curve by the level set method. Our experiment on medical images indicated that our method effectively segmented object with one and two homogenous regions.

1. Introduction

Image segmentation is a basic problem in computer vision and image processing. Its aim is to partition an image into a finite number of meaningful regions. One of the widely used methods is based on an active contour model, also known as snake. This method was first introduced by Kass et al. [3]. The contour is extracted according to the image and internal force, which are defined by the gradient of an image and the curve characteristic, respectively. However, this method fails to extract edges at the sharp corner. Melladi et al. [5] introduced level set method for image segmentation. The segmentation contour is extracted as pixels with the zero signed distance value. Since both active contour and the level set method use the gradient operation, which is very sensitive to noise, they do not perform well on noisy images. Later, Chan and Vese [1] defined image force

as the function of the region homogeneity. Their method can effectively segment for objects with no distinct edge.

In some applications, e.g. medical image analysis, image information alone is not sufficient for extracting the object of interest, because the intensity difference among objects is not always distinct. In addition to image information, object shape must also be considered. Chen et al. [2] used the mean shape of the training set as prior knowledge. The final contour must minimize the summation of the intensity difference and distance from the extracted object to the mean shape and image energy. Later, Rousson and Paragios [7] described the shape model by Gaussian distribution function. Their shape model was used instead of Chen's mean shape. Leventon et al. [4] derived shape parameters by PCA on a set of signed distance of training images. Segmentation is under the influence of image force and shape parameters estimated by MAP. The shape parameters are estimated at every iteration of the level set computation. Tsai et al. [8] also represented the model by parameters derived from PCA. Tsai's method estimated the coefficients of PCA basis and used the estimated coefficients to construct the segmentation results.

All of the discussed methods are based on the assumption that one object has one region. In case of the object with two regions, the level set method may give the final curve far away from the actual boundary, even though we have the perfect shape model for the object. Figure 1 shows one example when we wanted to extract the heart which contained 2 regions. The initial curve is shown in Figure 1(a). The results of Chan and Vese method and the gradient based method are shown in Figures 1(b) and 1(c), respectively. The result clearly shows that both methods gave the boundary far away from the actual boundary even though the initial curve was very near the actual boundary.

In this paper, we propose the shape-based level set segmentation method for objects with 2 homogenous regions. The shape is represented by PCA basis calculated from the training shapes. With this representation, the extracted



Figure 1. Problem of segmenting an object containing 2 regions: (a) segmentation result by aligning the mean shape, (b) segmentation result by using Chan-Vese method to evolve the curve in 1(a). (c) result by using gradient-based method to evolve the curve in 1(a)(By courtesy of Dr. P. Katerutakul, Department of Radiology, Faculty of Medicine, Siriraj Hospital, Mahidol University, Thailand)

```

Threshold = OTSU(I_inside);
I_dark   = I_inside(I_inside<=Threshold);
I_bright = I_inside(I_inside> Threshold);
New_val  = MEAN(I_dark);
I_inside = New_val;

```

Figure 2. Pseudo-code of the intensity adjustment

shape would be in the class of interested object. The region inside the segmenting curve is iteratively adjusted such that it is a homogenous region.

The rest of this paper is organized as follows. Section 2 explains how we construct the shape model. Our segmentation system is described in detail in Section 3. Section 4 shows experimental results and discussion. We then conclude this paper in Section 5.

2. Shape Representation

2.1 Prior shapes alignment

Our shape model is constructed from the set of manually extracted objects. Objects are in binary format with pixel value “one” inside the object and otherwise “zero.” All training objects are aligned to the same pose and scale. To achieve this task, we estimate the pose parameter which gives the minimum cost. The cost function is defined as follows:

$$E_{align} = \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \left\{ \frac{\int \int_{\Omega} (\tilde{I}^i - \tilde{I}^j)^2 da}{\int \int_{\Omega} (\tilde{I}^i + \tilde{I}^j)^2 da} \right\}, \quad (1)$$

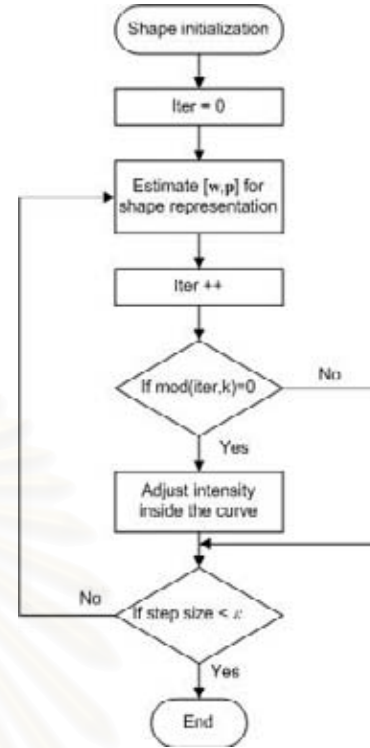


Figure 3. Flow chart of our proposed method.

where $\tilde{I}^i(\tilde{x}, \tilde{y}) = I^i(T[\mathbf{p}][x y 1]^T)$, the i th binary image, and Ω denotes the image domain. The pose parameter, \mathbf{p} , consist of x-, y-translation, scale and rotation. The optimal pose parameters are found by gradient descent method.

2.2 Shape Representation

Signed distance function is used to represent the object shape. Pixels inside and outside the object have the negative and positive value, respectively. The magnitude of the signed distance function represents the distance of the pixel to the nearest edge. The boundary is embedded in the pixels with the zero signed distance value. The shape variation is captured via mean-offset functions $\{\tilde{\Psi}_1, \tilde{\Psi}_2, \dots, \tilde{\Psi}_n\}$, which are the value of n signed distance function subtracted by their mean level set function, $\bar{\Phi}$, at that position. $\bar{\Phi}$ is defined in Equation (2).

$$\bar{\Phi} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Psi_i, \quad (2)$$

where Ψ_i is the signed distance function of image i . Each mean offset function is stored in lexicographical order forming a $N = N_1 N_2$ elements vector. n principal basis from

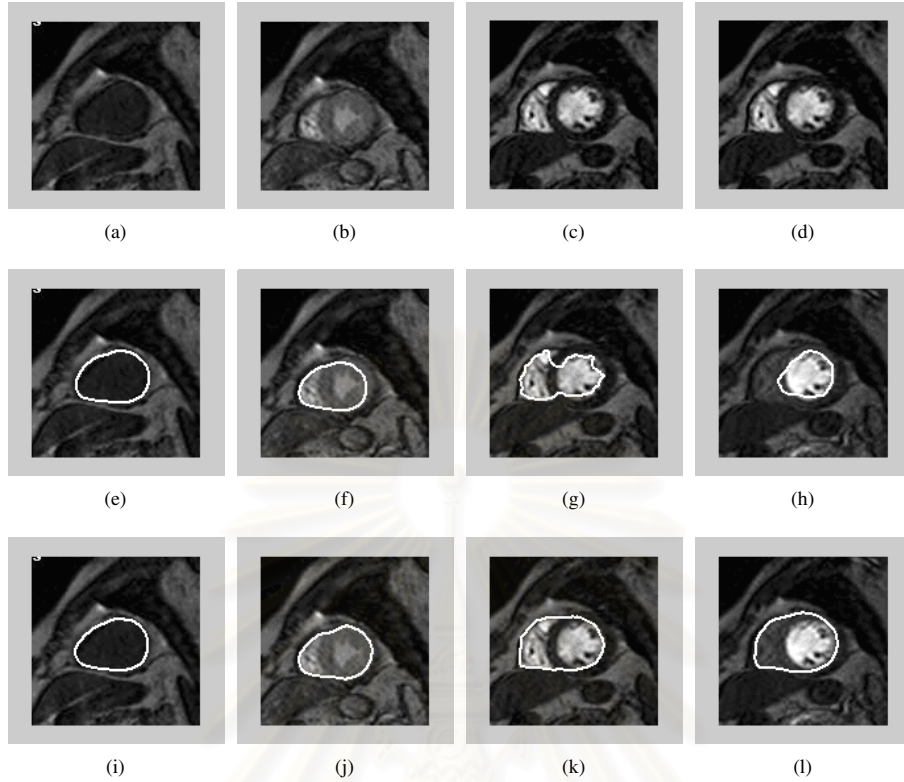


Figure 4. The comparison of our method and Tsai et al.'s method. Images in the first row are the test images. Images in the second and the third row are the results of Tsai et al.'s method and our proposed method, respectively. Ten basis were used to represent the heart. (By courtesy of Dr. P. Kateruttakul, Department of Radiology, Faculty of Medicine ,Siriraj Hospital, Mahidol University, Thailand)

n training curves are found by eigenvalue decomposition of $(1/n)\mathbf{S}\mathbf{S}^T$, where \mathbf{S} is the $N \times n$ matrix defined as $\mathbf{S} = [\tilde{\Psi}_1 \tilde{\Psi}_2 \cdots \tilde{\Psi}_n]$. Eigenvalue decomposition is defined by the following equation:

$$\frac{1}{n}\mathbf{S}\mathbf{S}^T = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{U}^T \quad (3)$$

The n orthogonal basis are stored in each column of \mathbf{U} . We reorder the column of \mathbf{U} from $N_1 N_2$ -D vector into $N_1 \times N_2$ matrix, called eigenshape (Φ_i). The magnitude of eigenvalue shows the degree of variation among the training images in the direction of the corresponding eigenshape. Small eigenvalue indicates small variation from the mean value. Small variation can be ignored, so at the direction with small eigenvalue, the mean is sufficient to represent the entire set of training images. Thus, the image is represented as follow:

$$\Phi[w] = \bar{\Phi} + \sum_{i=1}^k w_i \Phi_i \quad (4)$$

where $k \leq n$ and w_i is the result of projecting image to Φ_i . The pose of the object is changed by adding the pose parameter into Equation (4) as shown in Equation (5).

$$\Phi[\mathbf{w}, \mathbf{p}](x, y) = \bar{\Phi}(\mathbf{p}) + \sum_{i=1}^k w_i \Phi_i(\mathbf{p}) \quad (5)$$

3. Segmentation process

The segmentation follows the assumption of Chan and Vese [1], which segments an image into two regions. It is assumed that each region contains one intensity which is different from the other's. The segmentation is the problem of minimizing the following function:

$$E(C) = \lambda_i \int_{inside(C)} |I(x, y) - \hat{I}_i|^2 dx dy + \lambda_o \int_{outside(C)} |I(x, y) - \hat{I}_o|^2 dx dy, \quad (6)$$

which is equivalence to the energy function of \mathbf{w} and \mathbf{p} parameter as defined in Equation (7).

$$E(\mathbf{w}, \mathbf{p}) = \lambda_i \int_{\Omega} |I(x, y) - \hat{I}_i|^2 H(-\Phi(\mathbf{w}, \mathbf{p})) dA + \lambda_o \int_{\Omega} |I(x, y) - \hat{I}_o|^2 H(\Phi(\mathbf{w}, \mathbf{p})) dA, \quad (7)$$

where

$$H(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0, \\ 1 & \text{if } x \geq 0. \end{cases} \quad (8)$$

The optimal \mathbf{w} and \mathbf{p} are found by gradient descent method. The boundary of an object is extracted from the zero level of $\Phi(\mathbf{w}, \mathbf{p})$.

The shape, represented by the optimal parameters derived by minimizing Equation (7), accurately represents the object as long as the object contains one homogenous region; however, this extracted shape is not correct when the object contains two or more homogenous regions. In order to extract the shape correctly, we add the process to transform the object into one region. Initially, we have no information about the location of an object. However, after some iterations for finding \mathbf{w} and \mathbf{p} , the contour usually comes to lie inside the object. The case is guaranteed when our initial curve is inside an object. Although this curve does not attach to the object boundary, it always covers 2 regions with different intensity (in the case that the object consists of 2 homogenous regions). We then change the region inside the curve into one homogenous region whose new intensity is the intensity of the region near the boundary. So our scheme depends on the characteristic of the object in the image. In our test sequence, the heart consists of 2 regions, heart tissue (the dark region), and the diffused substrate (the bright region). The heart tissue must surround the diffused substrate, so it is clear that bright pixels must be adjusted to the dark ones. In our work, we change the intensity of the pixels in the bright region to the mean intensity of the dark region.

The pseudo-code for our intensity adjustment is shown in Figure 2. First, Otsu's method [6] is used to estimate the threshold to separate the region inside the curve into 2 regions. The mean intensity for pixels having intensity less than the threshold is calculated. Then all bright pixels inside the curve are changed to the mean intensity.

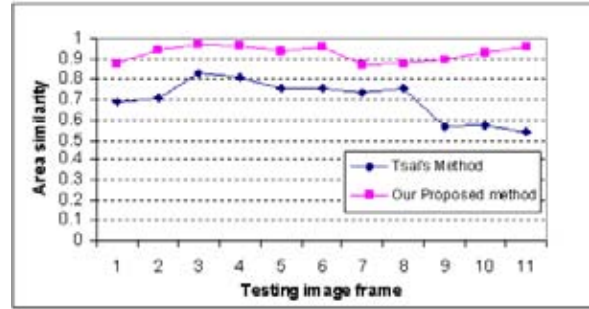


Figure 5. Area similarity measurement of Tsai's method and our proposed method.

After the intensity adjustment, the curve is evolved again. Because the adjusted region may not contain the entire bright region, the pixels inside the curve must be adjusted for every k time the curve is evolved. The adjustment must be repeated until there is no bright region inside the curve.

This intensity adjusting scheme based on Otsu's algorithm can also be applied to objects with one homogenous region. The segmentation result is not much different from the one without intensity adjustment.

The flow of our method is shown in Figure 3. Our curve is evolved until the error of the current curve and previous curve is less than the predefined threshold, ϵ .

4. Experiment

4.1 Quality assessment

In this paper, we used area similarity to evaluate our method. We compare our method to Tsai et al.'s method. Area similarity measures the similarity of the extracted object to the reference (ideal) result, which was extracted manually. The value of 1 indicates the perfect segmentation. Let A and A_R be the binary images of extracted object and the reference object templates. Pixels with the value of "one" lie inside the object and pixels with value "zero" lie outside the object. Area similarity can be calculate as follows.

$$S_{area} = \frac{2n(A_R \wedge A)}{n(A_R) + n(A)}, \quad (9)$$

where \wedge is an "and" operator and $n(\cdot)$ is the number of the pixel inside the object.

4.2 Experiment and results

We compared our method to Tsai et al.'s method by applying to cardiac MRI. The shape model in Tsai et al.'s

method and ours was represented by 10 PCA basis. The basis were calculated from 16 training images. Figure 4 showed the segmentation results of Tsai et al.'s and our method. When the heart contained only one region (Figure 4(a)), both algorithms gave the similar result (Figures 4(e) and 4(i)). However, when the heart contained more than one region (Figure 4(b), 4(c) and 4(d)), Tsai et al.'s method failed to attach the final curve to the boundary of the heart (Figures 4(f), 4(g) and 4(h)). The curve was mistakenly attached to the boundary of the bright region inside the heart. On the other hand, our proposed method still gave the good result (Figures 4(j), 4(k) and 4(l)). The extracted boundary was close to the true boundary.

We also quantitatively compared Tsai et al.'s and our method. Ten images were used. The heart in all images contains one bright and one dark region. Figure 5 shows the area similarity from the result of both methods. The result clearly shows that our proposed method had better performance than Tsai et al.'s method in all cases.

5. Conclusions

In this paper, we propose the shape based object segmentation to segment objects containing one and two homogeneous regions. Our segmenting curve is represented by the coefficient of PCA basis derived from the training shapes. Our segmentation method is based on the level set method. The intensity inside the curve is repetitively adjusted during the estimation of the coefficients of PCA basis. The adjusting process first groups the pixels into 2 homogeneous groups, then all the bright pixels inside the curve change their intensity to the mean of the group with lower intensity. Although our method is designed for segmenting object with two homogeneous regions, the experimental results indicated that it could work on object with one homogeneous region as well. In objects with two homogeneous regions, our proposed method gives the better performance (both qualitative and quantitative perspectives) than Tsai et al.'s method.

6. Acknowledgement

This work was supported by the cooperative project between Department of Electrical Engineering and Private sector for Research and Development, Chulalongkorn University, Thailand.

References

[1] T. F. Chan and L. A. Vese. Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(2):266–277, February 2001.

[2] Y. Chen, S. Thiruvankadam, H. D. Tagare, F. Huang, D. Willson, and E. A. Geiser. On the incorporation of shape priors into geometric active contours. *IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision*, pages 145–152, July 2001.

[3] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4):321–331, January 1988.

[4] M. E. Leventon, W. E. Grimson, and O. Faugeras. Statistical shape influence in geodesic active contours. *5th IEEE EMBS International Summer School on Biomedical Imaging*, pages 145–152, June 2000.

[5] R. Malladi, J. A. Sethian, and B. C. Vemuri. Shape modeling with front propagation: a level set approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(2):158–175, February 1995.

[6] N. Otsu. A threshold selection method from gray level histograms. *IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics*, 9(1):62–66, 1979.

[7] M. Rousson and N. Paragios. Shape priors for level set representations. In *European Conference on Computer Vision 2002*, pages 78–92, 2002.

[8] A. Tsai, A. Yezzi, W. Wells, C. Tempany, D. Tucker, A. Fan, W. E. Grimson, and A. Willsky. A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 12(2):137–154, February 2003.

SHAPE BASED SEGMENTATION BY LEVEL SET METHOD FOR MEDICAL OBJECTS CONTAINING TWO REGIONS

Sarawut Tae-O-Sot¹, Supatana Auethavekiat² and Somchai Jitapunkul¹

¹Center of Excellence in Telecommunication Technology,
Department of Electrical Engineering, Chulalongkorn University, Bangkok, 10330, Thailand

²Computer Center, Mahidol University, Bangkok 10400, Thailand

Email: sarivio@hotmail.com, ccsat@mucc.mahidol.ac.th and somchai.j@chula.ac.th

ABSTRACT

Most of segmentation algorithms are based on the assumption of intensity homogeneity within an object. However, in many applications, the object of interest contains more than one homogenous-intensity region. Even when the object's shape is known, such object is not effectively extracted. In this paper, we propose a segmentation process for the objects containing 2 homogenous regions. Our method is based on level set method. This method is divided into 2 parts. In the first part, we estimate the pose parameters of the mean shape of the object. In the latter part, the region inside the curve is adjusted to form a homogenous region. Then we segment the adjusted image for the object by level set method. Our experiment on medical images indicated that our method effectively segmented object with one and two homogenous regions.

Index Terms— Image segmentation, Biomedical imaging

1. INTRODUCTION

Image segmentation is a basic problem in computer vision and image processing. Its aim is to partition an image into a finite number of meaningful regions. One of the widely used methods is based on an active contour model, also known as snake. This method was first introduced by Kass et al. [1]. Edge is extracted according to image force, defined by the gradient of an image, and internal force, defined by the curve characteristic. However, this method fails to extract edges at the sharp corner. Malladi et al. [2] introduced the level set for image segmentation. Edge is extracted as a group of pixels with the zero signed distance value. Since both the active contour and the level set method use the gradient operation, which is very sensitive to noise, they cannot work well on noisy images. Later, Chan and Vese [3] defined image force as the function of the region homogeneity. Their method works well on segmenting regions with no distinct edge.

In some applications, e.g. medical image analysis, image information alone may not suffice for extracting the objects of interest, because the intensity difference among objects is not always distinct. In addition to image information, an object shape must also be considered. Chen et al. [4] used the mean shape of the training set as a prior knowledge. The final contour must minimize the summation of the intensity difference and distance from the extracted object to the mean shape and image energy. Leventon et al. [5] derived shape parameters by PCA on a set of signed distance of training images. Segmentation is under the influence of image force and shape parameters estimated by MAP. The shape parameters are estimated at every iteration of the level set computation. Tsai et al. [6] also represented the shape by parameters derived from PCA. Tsai's method estimated the coefficient of the eigenvectors and used the estimated coefficient to construct the segmentation results.

All of the discussed methods are based on level set method which assumes that one object has one region. In case of the object with two regions, the level set method may give the final curve far away from the actual boundary, even though we have the perfect model for the object. Figure 1 shows one example when we extract the heart which contains 2 regions. The initial curve is shown in Figure 1(a). The results of Chan and Vese method and gradient-based method are shown in Figures 1(b) and 1(c), respectively. The result clearly shows that both methods gave the boundary far away from the actual boundary even though the initial curve was very near.

In this paper, we propose the shape-based level set segmentation method for objects with 2 homogenous regions. Our method consists of 2 parts. In the first part, we first approximate the object's location by aligning the mean shape of the training images to the image. The pixels inside the aligned mean shape are considered to be in the object. In the second part, the pixels inside this area are transformed to form a homogenous region. We then apply the segmentation method by Chan and Vese to extract the object.

The rest of this paper is organized as follows. Section 2 explains how we extract the mean shape and our segmenta-

This work was supported by the cooperative project between Department of Electrical Engineering and Private sector for Research and Development, Chulalongkorn University, Thailand.

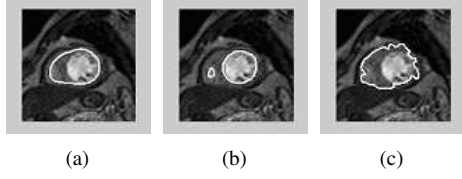


Fig. 1. Problem of segmenting an object containing 2 regions: (a) segmentation result by aligning the mean shape, (b) segmentation result by using Chan and Vese method to evolve the curve in 1(a). (c) result by using gradient-based method to evolve the curve in 1(a).

tion process. Homogeneity adjustment is described in detail in Section 3. Section 4 shows experimental results and discussion. We then conclude this paper in Section 5.

2. SHAPE INFORMATION EXTRACTION AND OBJECT RECONSTRUCTION

2.1. Training Image Alignment

Prior shape is built from the set of manually extracted objects. Objects are in binary format with pixel value “one” inside the object and otherwise “zero”. All training objects must be aligned with the same pose and scale; however, extracted objects may have different pose and scale. Thus we align them by minimizing the following function:

$$E_{align} = \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \left\{ \frac{\int \int_{\Omega} (\tilde{I}^i - \tilde{I}^j)^2 da}{\int \int_{\Omega} (\tilde{I}^i + \tilde{I}^j)^2 da} \right\}, \quad (1)$$

where $\tilde{I}^i(\tilde{x}, \tilde{y}) = I^i(T[\mathbf{p}][x y 1]^T)$ is the i th binary image, and denotes the image domain. The pose parameter, \mathbf{p} , consist of x -, y -translation, scale and rotation. The optimal pose parameters are found by gradient descent method. After aligning all binary images, a signed distance function is used to represent the object shape. Pixels inside and outside the object have the negative and positive signed distance value, respectively. The magnitude of the signed distance function represents the distance of the pixel to the nearest edge. The boundary is embedded in the pixels with the zero signed distance value. Each shape can be represented by ψ_i . In our framework, we use mean shape $\bar{\Phi}$ as a prior knowledge. The mean shape is calculated from n aligned object shapes as follows:

$$\bar{\Phi} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \psi_i. \quad (2)$$

2.2. Segmentation Process

2.2.1. First part: aligning the mean shape

We use level set segmentation method proposed by Chan and Vese [3] in our system because of its tolerance to noise and

its ability to shrink and expand the curve. Following Chan and Vese, we first consider an image containing two regions and align the mean shape to minimize the intensity variation within each region. Our cost function is as follows:

$$E(C) = \lambda_i \int_{inside(C)} |I(x, y) - \hat{I}_i|^2 dx dy + \lambda_o \int_{outside(C)} |I(x, y) - \hat{I}_o|^2 dx dy, \quad (3)$$

where C , \tilde{I}_i and \tilde{I}_o represent the curve for the boundary of the mean shape, intensity inside and outside the curves, respectively. λ_i and λ_o are predefined constants. The mean shape is aligned by applying the pose parameter, \mathbf{p} , to the mean shape. The segmentation problem becomes the problem of finding the pose parameters so the cost function becomes as follows

$$E(\mathbf{p}) = \lambda_i \int_{\Omega} |I(x, y) - \hat{I}_i|^2 H(-\Phi(\mathbf{p})) dA + \lambda_o \int_{\Omega} |I(x, y) - \hat{I}_o|^2 H(\Phi(\mathbf{p})) dA, \quad (4)$$

where $\Phi(\mathbf{p})$ denotes the aligned mean shape. And Heaviside function $H(x)$ is defined by

$$H(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0, \\ 1 & \text{if } x \geq 0. \end{cases} \quad (5)$$

The optimal \mathbf{p} is found by gradient descent method. The boundary of an object is extracted from the zero level of $\Phi(\mathbf{p})$.

2.2.2. Second part: fine-tuning segmentation

The object extracted from the first stage has the same shape as the mean shape. Its boundary, though near, is not the true boundary of the object. The extracted boundary needs to be further evolved so that it can attach itself to the true boundary. However, in case that the object has more than one homogenous region, the boundary often drifts away to a homogenous region inside the object. Figure 1 is one example of this case. Figure 1(a) shows the extracted boundary from the first stage. It was very near the boundary of the heart. When we further evolved the boundary by Chan and Vese segmentation method, the final boundary is shown in Figure 1(b). This figure clearly shows that most of the boundary was moved to the boundary of the dark region which represented diffused substrate inside the heart.

In the second stage of our segmentation process, we first need to adjust the intensity inside the aligned mean shape (the result of the first stage) to form a homogenous-intensity region. We make use of the fact that the white area of diffused substrate is not used to distinguish the heart from the surrounded region so we adjust its intensity to the intensity of

```

Threshold = OTSU(I_inside);
I_dark   = I_inside(I_inside<=Threshold);
I_bright = I_inside(I_inside> Threshold);
New_val  = MEAN(I_dark);
I_bright = New_val;

```

Fig. 2. Algorithm for homogeneity adjustment.

the dark area. This adjustment is described in Section 3. Then we apply the segmentation algorithm of Chan and Vese’s to evolve the initial boundary to the true boundary. The boundary is evolved according to the follows equation:

$$\begin{aligned}
E(C) = & \mu \cdot \text{length}(C) + \lambda_i \int_{\text{inside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_i|^2 dx dy \\
& + \lambda_o \int_{\text{outside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_o|^2 dx dy,
\end{aligned} \tag{6}$$

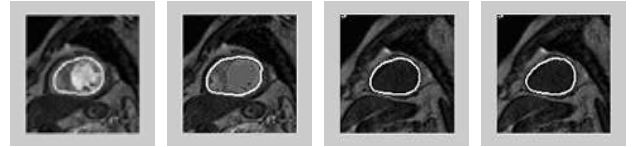
where μ is predefined constants.

3. HOMOGENEITY ADJUSTMENT

In order to transform an object with two homogenous regions into the object with one homogenous region, we need to know which of the two regions is used to distinguish the object from the surrounding. In this paper, we are interested in MRIs as in Figure 1. The bright region shows the diffusion area of the injected substrate and always lies inside the heart, whereas the dark region is the heart tissue where the boundary of the heart can be extracted. When we use pixels in both regions to distinguish an object from its surrounding, we include the information that is not related to distinguish an object from its surrounding. Only the intensity inside the dark region of the object should be used because it is the dark region that shows the boundary of the heart.

In our method, we estimate the threshold by Otsu’s method [7] to separate an object into two regions. Pixels whose intensity is lower or equal to the threshold are considered to belong to the dark region. The remaining pixels are considered to be in the bright region. We estimate the mean intensity of the dark region and change the intensity of pixels inside the bright region to this mean intensity. The pseudocode for our algorithm is shown in Figure 2.

Figure 3 shows the effect of our homogeneity adjustment. Figure 3(a) shows the organ containing two regions. Figure 3(b) shows the result of our adjustment. It is clearly seen that the intensity inside the organ became more homogenous. We also tested our algorithm on organ with one homogenous region (Figure 3(c)). The result (Figure 3(d)) shows that the effect was almost invisible. The difference between the means of the object before (0.106) and after adjusting (0.076) was small. (The range of the intensity was [0,1].)



(a) Mean=0.500 (b) Mean=0.356 (c) Mean=0.106 (d) Mean=0.076

Fig. 3. Effect of homogeneity adjustment: (a) object containing two homogenous regions (mean intensity of the object=0.500), (b) the object after adjusting the intensity (mean intensity of the object=0.356). (c) object containing one homogenous regions (mean intensity of the object=0.106), (d) the object after adjusting the intensity (mean intensity of the object=0.076).

4. EXPERIMENT

In this experiment, we employed our segmentation method to extract the heart’s boundary. The shape model was created from 16 training images. Test and training images were taken from the same patient at the different time. We divided our experiment into 2 parts. In the first part, we searched for the instance that our algorithm might give the incorrect segmentation. In the second part, we compared our segmentation method with Tsai et al.’s method [6].

In the first part, we found that our algorithm sometimes gave the incorrect segmentation, when the segmentation result aligning the mean shape contained the area outside the heart. Figure 4 shows one such example. The result of the first stage segmentation is shown in Figure 4(a). There were some pixels outside the heart mistakenly considered as the part of the heart. The final segmentation result is shown in Figure 4(b). Our algorithm mistakenly included parts of other organs as the heart. We believe that the cause of this error is the intensity similarity among organs’ tissues. Usually, the cavity among organs (black area) is used to separate organs. If the cavities are taken as a part of the organ as in Figure 4(a), there is nothing to separate different organs and organs were merged together. We can solve this problem by controlling the aligned mean shape to be inside the heart. In all subsequent experiments, we reduced the size of the result from the first part by 80 % before starting the second part.

In the second part of our experiment, we compared our method to Tsai et al.’s method. The shape model in Tsai et al.’s method was represented by 10 PCA basis. The basis were calculated from the same 16 training images as our method. Figure 5 showed the segmentation results of Tsai et al.’s and our method. When the heart contained only one region (Figure 5(a)), both algorithms gives the similar result (Figures 5(b) and 5(c)). However, when the heart contained more than one region (Figures 5(d) and 5(g)), Tsai et al.’s method failed to attach the final curve to the boundary of the heart (Figures 5(e) and 5(h)). The curve was mistakenly attached to the boundary of the bright region inside the heart. On the other

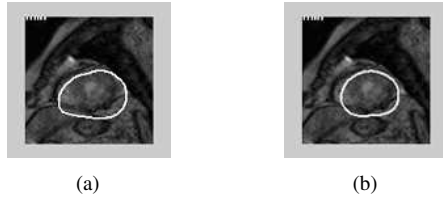


Fig. 4. Segmentation with the incorrect initial curve: (a) segmenting result of the first stage, (b) segmentation after adjusting 4(a).

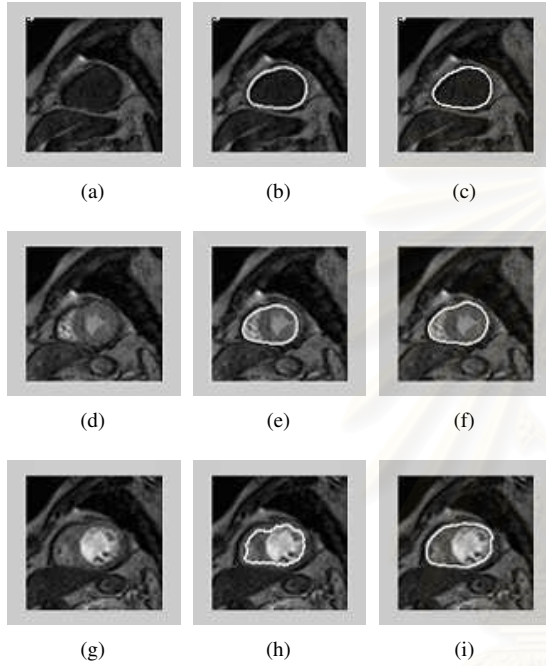


Fig. 5. The comparison of our method and Tsai's method. Images in the first column are the test images. Images in the second and the third column are the results of Tsai et al.'s method using 10 basis and our proposed method, respectively.

hand, our proposed method still gave the good result (Figures 5(f) and 5(i)). The extracted boundary was very close to the true boundary. We also quantitatively compared Tsai et al.'s and our method. Ten images were used. The heart in all images contains one bright and one dark region. Area similarity was chosen for measuring the correctness of the segmentation. The value of 1 indicates the perfect segmentation. The result (Figure 6) clearly shows that our proposed method has a better performance than Tsai et al.'s in all cases.

5. CONCLUSION

In this paper, we propose the shape based segmentation by level-set method to segment objects containing one and two homogeneous regions. The method can be divided into 2

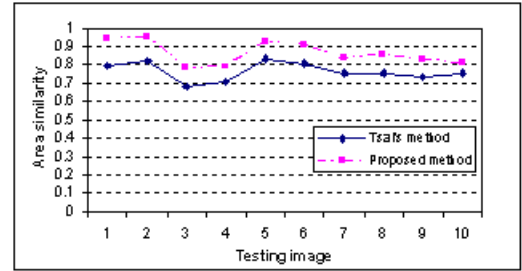


Fig. 6. Area similarity measurement of Tsai's method and the proposed method.

parts. In the first part, we align mean shape to the image boundary using rigid transformation. In the second part, we adjust the intensity of the result from the first part to form a homogeneous region. Then the segmentation by Chan and Vese is employed to detect the heart's boundary. Our experiment indicated that our proposed method worked well on objects containing one and two regions.

6. REFERENCES

- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, January 1988.
- [2] R. Malladi, J. A. Sethian, and B. C. Vemuri, "Shape modeling with front propagation: a level set approach," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 2, pp. 158–175, February 1995.
- [3] T. F. Chan and L. A. Vese, "Active contours without edges," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, no. 2, pp. 266–277, February 2001.
- [4] Y. Chen, S. Thiruvenkadam, H. D. Tagare, F. Huang, D. Willson, and E. A. Geiser, "On the incorporation of shape priors into geometric active contours," *IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision*, pp. 145–152, July 2001.
- [5] M. E. Leventon, W. E. Grimson, and O. Faugeras, "Statistical shape influence in geodesic active contours," *5th IEEE EMBS International Summer School on Biomedical Imaging*, pp. 145–152, June 2000.
- [6] A. Tsai, A. Yezzi, W. Wells, C. Tempany, D. Tucker, A. Fan, W. E. Grimson, and A. Willsky, "A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 12, no. 2, pp. 137–154, February 2003.
- [7] Nobuyuki Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," *IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979.

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายศราวุธ แต่โสด เกิดวันที่ 29 เมษายน พ.ศ. 2524 ที่จังหวัดเชียงใหม่ สำเร็จการศึกษาปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (เกียรตินิยมอันดับหนึ่ง) ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ ในปีการศึกษา 2545 และเข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า (ห้องปฏิบัติการวิจัยกรรมวิธีสัญญาณดิจิทัล) ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2547



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย