

โครงการวิจัยย่อยลำดับที่ 20

เรื่อง การแบ่งส่วนภาพโดยใช้ระเบียบวิธีชุดระดับ

ผู้รับผิดชอบโครงการ รองศาสตราจารย์ ดร.สมชาย จิตะพันธ์กุล

บทนำ

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 การเข้ารหัสสัญญาณวิดีโอแบบพื้นฐานของหน่วยวัตถุ (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 ทำให้ผู้ใช้ต้องกำหนดเส้นคอนทัวร์เริ่มต้นใหม่ทุกครั้งในการแบ่งส่วนภาพเพื่อให้ได้ผลการแบ่งส่วนที่ต้องการ

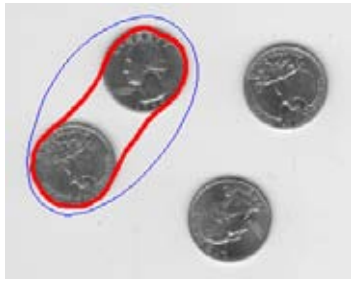
Cohen และคณะได้เสนอให้เพิ่มแรงบอลลูน (Balloon Force) เข้าไปในสมการ Active Contour [3] เพื่อให้การกำหนดเส้นคอนทัวร์เริ่มต้นทำได้ง่ายมากขึ้น นอกจากนี้ Xu และ Prince [4], [5] เสนอให้เพิ่มแรง Gradient Vector Flow (GVF) Force เข้าไปแทนแรงภายในของสมการ Active Contour ทำให้เส้นโค้งสามารถเคลื่อนที่ได้คล้ายกับวิธีของ Cohen แต่สามารถแบ่งส่วนภาพที่มีความเว้า (Concave) สูงได้ดีกว่า

อย่างไรก็ตามการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีที่อยู่บนพื้นฐานของ Kass [2-3] ยังคงมีปัญหาดังนี้

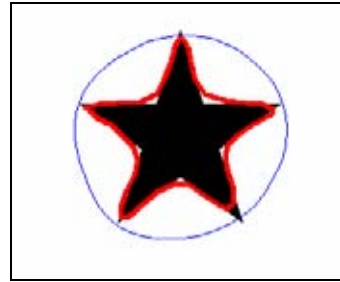
1. ในกรณีที่วัตถุที่สนใจหลายชิ้น การใช้เส้นคอนทัวร์ปิดเพียงเส้นเดียวไม่สามารถแบ่งส่วนวัตถุที่สนใจทั้งหมดได้ดังรูปที่ 0.1(ก)
2. ไม่สามารถแบ่งส่วนภาพได้อย่างถูกต้องในกรณีที่วัตถุที่สนใจมีมุมแหลมดังรูปที่ 0.1(ข)
3. เส้นคอนทัวร์ไม่สามารถยื่นออกตามบริเวณที่มีการยื่นออกเป็นกิ่งง่า เช่น ภาพของเส้นเลือดในรูปที่ 0.1(ค)

ต่อมามีนักวิจัยหลายกลุ่มที่เสนอเทคนิคเลเวลเซตเข้ามาช่วยในการแก้สมการพลังงานของ Kass เช่น งานของ Malladi และคณะ [6], และ Sapiro และคณะ [7] ซึ่งเทคนิคเลเวลเซต มีข้อดี คือสามารถแก้ไขปัญหาดังกล่าวทั้งสามประการที่เกิดขึ้นกับวิธีการของ Kass ได้ดังแสดงใน รูปที่ 0.2 ในปัจจุบันจึงมีนักวิจัยจำนวนมากได้หันมาพัฒนาการแบ่งส่วนภาพบนพื้นฐานของเทคนิคเลเวลเซต

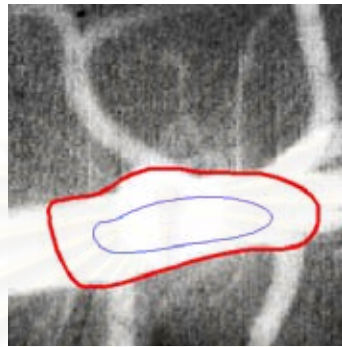
อย่างไรก็ตามการแบ่งส่วนภาพในวิธีที่กล่าวมาข้างต้นยังแบ่งส่วนภาพโดยอาศัยข้อมูลข้อมูลที่มักนิยามจากขอบภาพ เช่น ค่าเกรเดียนต์ซึ่งในกรณีของภาพที่มีสัญญาณรบกวน (Noise) สูง ตำแหน่งที่มีค่าเกรเดียนต์สูงไม่จำเป็นต้องเป็นขอบภาพ และส่งผลให้การแบ่งส่วนผิดพลาดในกรณีที่ภาพมีสัญญาณรบกวนมาก



(ก)



(ข)



(ค)

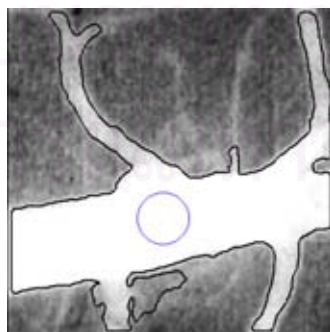
รูปที่ 0.1 ปัญหาที่เกิดขึ้นในการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ Active Contour Model ตามวิธีของ Kass [2] โดยเส้นบางคือเส้นโค้งแบ่งส่วนเริ่มต้น และเส้นหนาคือเส้นโค้งแบ่งสุดท้ายส่วนที่ได้



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 0.2 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) ที่เสนอมาข้างต้นยังไม่สามารถนำมาใช้ได้กับงานประยุกต์บางชนิดที่ต้องการความถูกต้องสูง เช่น งานประยุกต์ของภาพถ่ายทางการแพทย์ ซึ่งมีความแปรปรวน (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) มาตรฐาน (Scale) การเลื่อน (Translation) ใน

แนวแกน x และ y เส้นโค้งแบ่งส่วนสุดท้าย คือเส้นโค้งแบ่งส่วนที่มีระยะทางใกล้รูปร่างเฉลี่ยและขอบภาพมากที่สุด

ซึ่งต่อมา Paragios และคณะ ได้เสนอแบบจำลองที่มีการเคลื่อนที่ของรูปร่างเฉลี่ยแบบไม่คงรูป (Non-Rigid Motion) [15], [16] โดยเส้นโค้งเฉลี่ยจะเคลื่อนที่แบบคงรูปในขั้นแรกก่อนที่จะมีการเคลื่อนที่ของส่วนรายละเอียดอีกทีหนึ่งดังแสดงในรูปที่ 0.3 ซึ่งส่วนของลำตัวจะปรับตัวจนคงที่ก่อนที่ส่วนแขนและขาที่เป็นรายละเอียดจะปรับตัวอีกครั้ง และเปลี่ยนพจน์ของระยะทางเป็นความน่าจะเป็นที่เส้นคอนทัวร์ปิดจะเกิดขึ้น โดยให้ความน่าจะเป็นมีการกระจายตัวแบบเกาส์เซียน และมีค่าสูงสุดที่ตำแหน่งของรูปร่างเฉลี่ย



รูปที่ 0.3 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] จะมีความผิดพลาดไปบ้างเนื่องจากวิธีการ PCA เองยังมีการตัดฐานหลักบางส่วนที่มีความแปรปรวนน้อยออกไป ฐานหลักยังไม่ใช้ข้อมูลทั้งหมดที่เส้นโค้งแบ่งส่วนจะเป็นได้ นอกจากนี้โดย Bresson และคณะ [21], [22] จึงได้เสนอวิธีแบ่งส่วนภาพที่แก้ไขปัญหานี้ โดยใช้ Signed distance function ในการแสดงเส้นโค้ง

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

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

นอกจากงานแบ่งส่วนภาพที่ใช้ความรู้ก่อนเชิงรูปร่างที่ได้กล่าวมาข้างต้น Leventon และคณะ [18], [26] เสนอการใช้ความรู้ก่อนที่แตกต่างออกไป คือการให้ความรู้ก่อนเป็นความเข้มที่ระยะต่างๆ ที่ห่างจากเส้นโค้งและค่าความโค้งที่ตำแหน่งต่างๆ ของ Signed distance function ที่แสดงเส้นโค้งแบ่งส่วน โดยข้อมูลจากตัวอย่างจะถูกสร้างเป็นตัวแบบความน่าจะเป็น ซึ่งคำตอบที่ทำให้ค่าความน่าจะเป็นในตัวแบบที่สร้างขึ้นสูงสุด ก็คือเส้นโค้งแบ่งส่วนที่เหมาะสมที่สุดสำหรับภาพนั้น

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

1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

1.1 วิธีการเลเวลเซต

ในการแก้ปัญหาของ Active Contour แบบเดนิมนิยมใช้ฟังก์ชัน (x, y) ที่เส้นโค้งแบ่งส่วนวางอยู่เป็นตัวแทนของเส้นโค้งนั้น นั่นคือเส้นโค้งแบ่งส่วนสามารถแสดงได้ด้วยสมการที่ (1.1)

$$\mathbf{C}(p,t) = \begin{bmatrix} x(p,t) \\ y(p,t) \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

โดย $p \in [0,1]$ เป็นพารามิเตอร์แสดงตำแหน่งของจุดต่างๆบนเส้นโค้ง และ $t = [0, \infty)$ คือเวลาที่เส้นโค้งเคลื่อนที่ สำหรับในกรณีของเส้นโค้งแบ่งส่วนนั้นมีคุณสมบัติอีกหนึ่งข้อที่เพิ่มเข้ามาคือ เป็นเส้นโค้งปิดต้งนียมในสมการที่ (1.2)

$$\mathbf{C}(0,t) = \mathbf{C}(1,t) \quad (1.2)$$

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

ปัญหาที่มักเกิดขึ้นเมื่อแสดงเส้นโค้งแบ่งส่วนตามสมการที่ (1.2) มีดังนี้

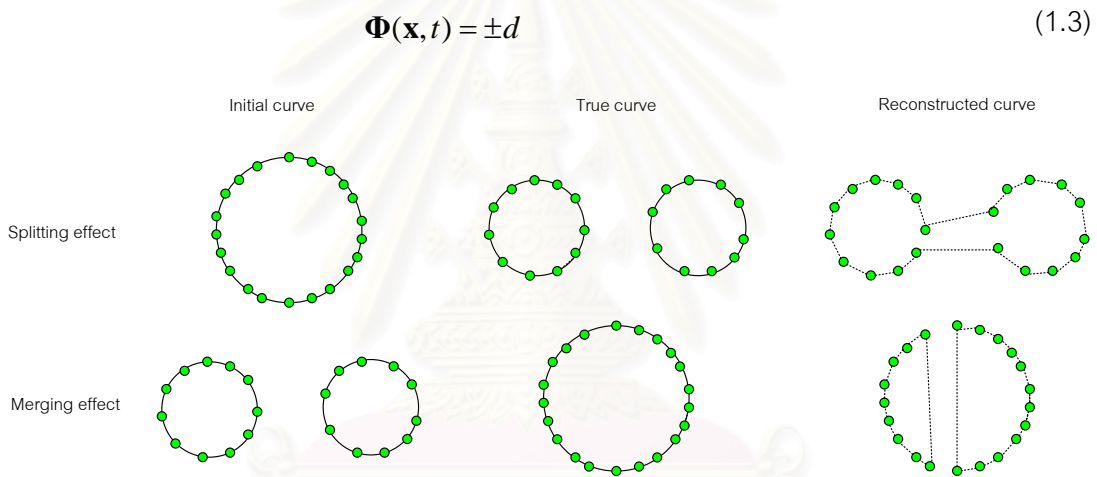
1. ในการเคลื่อนที่ของเส้นโค้งอย่างมีประสิทธิภาพจำเป็นต้องใช้ time step ที่น้อย
2. ในบริเวณที่มีความโค้งสูงจุดที่ใช้แสดงเส้นโค้งมักจะกระจุกตัวรวมกันทำให้การคำนวณไม่มีประสิทธิภาพ จำเป็นต้องมีการปรับพารามิเตอร์ใหม่ซึ่งทำให้เส้นโค้งที่ได้มีความคลาดเคลื่อนไปจากขอบจริงของวัตถุ
3. จะเกิดปัญหาในการสร้างเส้นโค้งหลังจากที่ที่เส้นโค้งมีการแยกตัวหรือรวมตัวกันดังแสดงในรูปที่ 1.1
4. ไม่สามารถแสดงความเป็นเหลี่ยมมุมได้อย่างถูกต้อง

ซึ่งต่อมา Osher และ Sethian ได้นำเสนอวิธีการ Level set เพื่อใช้ในแก้ปัญหาการเคลื่อนที่ของเส้นโค้ง โดยนิยามการแสดงเส้นโค้งขึ้นมาใหม่ ซึ่งวิธีการนี้จะไม่เกิดปัญหาเช่นเดียวกับที่เกิดขึ้นในกรณีที่แสดงเส้นโค้งตามสมการที่ (1.1) โดยสรุปแล้ววิธีการเลเวลเซตมีข้อดีดังนี้ [25]

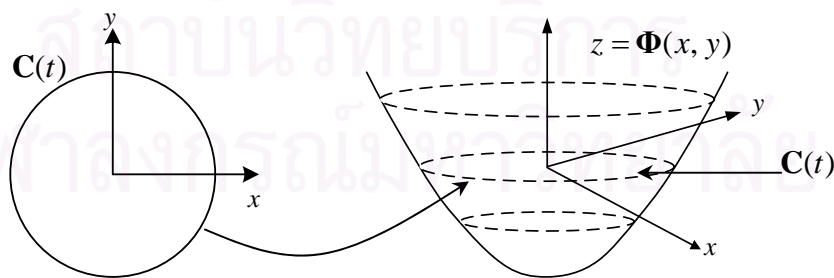
1. การเคลื่อนที่ของเส้นโค้งเปลี่ยนจากการปรับพิกัดโดยตรงมาเป็นการปรับ Amplitude ที่พิกัดต่างๆ ทำให้การคำนวณมีประสิทธิภาพมากกว่า
2. ไม่เกิดปัญหาในกรณีที่เส้นโค้งจำเป็นต้องมีการรวมตัวหรือแยกตัว

3. เส้นโค้งสามารถแสดงความเป็นเหลี่ยมมุมได้ดี
4. สามารถนำไปใช้กับข้อมูลบนพิกัดที่มีมิติขนาดเท่าใดก็ได้

วิธีการเลเวลเซตเป็นวิธีการแสดงเส้นโค้ง $C(t)$ ให้อยู่ในรูปของพื้นผิว (Surface) ที่มีมิติมากกว่าเดิม 1 มิติ และค่าในมิติใหม่นี้แทนด้วยฟังก์ชัน Φ ซึ่งโดยปกติจะนิยามให้เป็น Signed Distance Function ดังนิยามในสมการที่ (1.3) โดย d เป็นระยะทางจาก \mathbf{x} ไปยังเส้นโค้ง $C(t)$ โดย Φ จะมีค่าเป็นลบภายในเส้นโค้ง $C(t)$ และมีค่าเป็นบวกภายนอกเส้นโค้ง $C(t)$ ดังแสดงในรูปที่ 1.2 โดยเส้นโค้งที่สนใจหรือเส้นโค้งแบ่งส่วนคือ $C(t)$ บนระนาบ x และ y ของรูปทางซ้ายมือ ซึ่งจะถูกวางบนระนาบ $z = 0$ ของ Signed Distance Function ในรูปทางขวามือ หรือเป็นเส้นคอนทัวร์ที่มีค่า Signed Distance Function เท่ากับ ศูนย์นั่นเอง



รูปที่ 1.1 ปัญหาการรวมตัวและแยกตัวของเส้นโค้งที่ใช้จุดพิกัด (x, y) ในการแสดงเส้นโค้ง โดยเส้นที่บแสดงเส้นโค้งที่ต้องการและเส้นประแสดงเส้นโค้งที่สามารถสร้างขึ้นได้



รูปที่ 1.2 การสร้าง Signed Distance Function จากเส้นคอนทัวร์ปิด

เลเวลเซตฟังก์ชันหรือ Signed Distance Function นั้นสามารถเคลื่อนที่ได้ด้วยความเร็วที่นิยามขึ้น โดยความเร็วของเลเวลเซตฟังก์ชันนี้สามารถแบ่งได้ 3 ชนิด ซึ่งรายละเอียดสามารถอธิบายได้ดังนี้

1.1.1 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยความเร็วภายนอก

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

$$\Phi_t + \vec{V} \cdot \nabla \Phi = 0 \quad (1.4)$$

โดยพจน์แรกของสมการคืออนุพันธ์ของเลเวลเซตฟังก์ชันเทียบกับเวลา t ส่วน ∇ คือตัวดำเนินการเกรเดียนต์ นั่นคือพจน์ที่สองของสมการที่ (1.4) แสดงได้ดังนี้

$$\vec{V} \cdot \nabla \Phi = u\Phi_x + v\Phi_y + w\Phi_z \quad (1.5)$$

1.1.2 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยความเร็วจากค่าความโค้ง

ในหัวข้อนี้จะพิจารณาการเคลื่อนที่ของฟังก์ชันเลเวลเซตภายใต้อิทธิพลของค่าความโค้ง โดยเลเวลเซตฟังก์ชันจะเคลื่อนที่ในทิศทางตั้งฉากกับพื้นผิวด้วยความเร็วที่เป็นสัดส่วนกับค่าความโค้ง (Curvature) ดังนี้

$$\vec{V} = -b\kappa\vec{N} \quad (1.6)$$

โดย b คือค่าคงที่ที่แสดงอิทธิพลของค่าความโค้ง κ คือค่าความโค้งนิยามตามสมการที่ (1.7) และ \vec{N} คือเวกเตอร์ที่ตั้งฉากกับพื้นผิวของฟังก์ชันเลเวลเซตและมีค่าเท่ากับ $\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|}$

$$\kappa = \nabla \cdot \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} = -\frac{\Phi_{xx}\Phi_y^2 - 2\Phi_x\Phi_y\Phi_{xy} + \Phi_{yy}\Phi_x^2}{(\Phi_x^2 + \Phi_y^2)^{3/2}} \quad (1.7)$$

ในกรณีที่ $b > 0$ เส้นคอนทัวร์ที่ระดับชั้นต่างๆ ของเลเวลเซตฟังก์ชันจะเคลื่อนที่ในทิศทางที่ตั้งฉากกับความเว้า (Concavity) ดังแสดงในรูปที่ 1.3(ก) ซึ่งในท้ายที่สุดเลเวลเซตฟังก์ชันจะหดเข้าและหายไปภายใต้อิทธิพลของความเร็วนี้ ดังแสดงในรูปที่ 1.4 ซึ่งเส้นโค้งรูปดาวจะถูกปรับด้วยความเร็วจากความโค้งจนกลายเป็นวงกลมก่อนที่จะหายไปในที่สุด สำหรับในกรณีที่ $b < 0$ นั้นเส้นคอนทัวร์ที่ระดับชั้นต่างๆ ของเลเวลเซตฟังก์ชันจะเคลื่อนที่ในทิศทางที่ตั้งฉากกับความนูน (Convexity) ทำให้เลเวลเซตฟังก์ชันจะขยายตัวออกไปเรื่อยๆ ซึ่งในกรณี $b < 0$ นี้จะไม่เป็น

ประโยชน์ต่อการนำมาใช้งาน ในที่นี้จะพิจารณาเฉพาะในกรณีที่ $b > 0$ ซึ่งการใช้ความเร็วนี้จะช่วยให้เส้นโค้งมีความเรียบ (Smooth)

ลักษณะเด่นของความเร็วจากความโค้งคือความเร็วจะมีเฉพาะองค์ประกอบในแนวตั้งฉากกับพื้นผิวเท่านั้น ในอีกความหมายหนึ่งคือความเร็วจะมีทิศทางเดียวกับ $\nabla\Phi$ โดยเมื่อแทนความเร็วจากสมการที่ (1.6) ไปในสมการเลเวลเซตสมการที่ (1.4) จะได้

$$\Phi_t - b\kappa\vec{N} \cdot \nabla\Phi = 0 \quad (1.8)$$

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

$$\vec{N} \cdot \nabla\Phi = \frac{\nabla\Phi}{|\nabla\Phi|} \cdot \nabla\Phi = \frac{|\nabla\Phi|^2}{|\nabla\Phi|} = |\nabla\Phi| \quad (1.9)$$

นั่นคือสมการที่ (1.8) สามารถเขียนใหม่ได้เป็น

$$\Phi_t - b\kappa|\nabla\Phi| = 0 \quad (1.10)$$

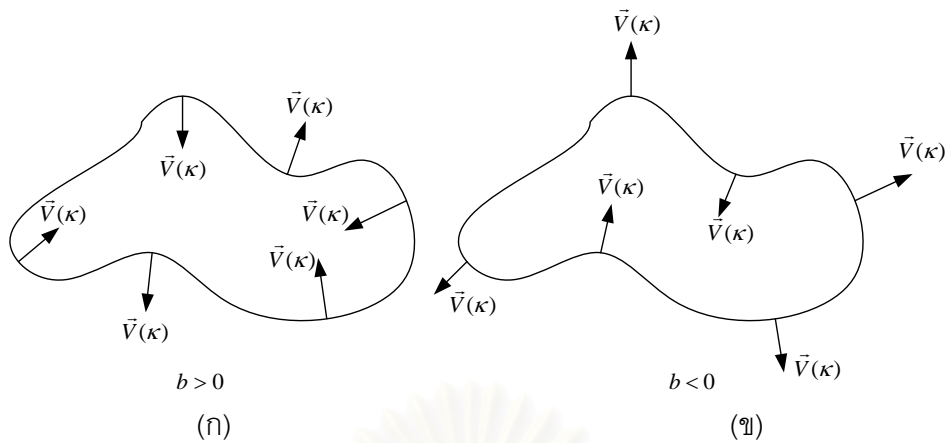
เนื่องจาก $b\kappa|\nabla\Phi|$ ในสมการที่ (1.10) เป็น Parabolic term ซึ่งในที่นี้จะใช้วิธีการประมาณค่าอนุพันธ์แบบ Second-order central difference ในการประมาณค่า $\nabla\Phi$ และ κ

ในการหาค่าตอบของสมการสามารถทำได้โดยการใช้ First-order Forward Euler ในการประมาณหาค่าอนุพันธ์เทียบกับเวลาดังแสดงในสมการที่ (1.11)

$$\frac{\Phi^{n+1} - \Phi^n}{\Delta t} = b\kappa^n |\nabla\Phi^n| \quad (1.11)$$

สำหรับเงื่อนไขในการตั้งค่า Δt เพื่อให้การแก้สมการเป็นไปอย่างมีเสถียรภาพนั้น ค่าของ Δt จะถูกจำกัดดังนี้

$$\Delta t < \left(\frac{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2 + (\Delta z)^2}{2b} \right) \quad (1.12)$$



รูปที่ 1.3 ทิศทางของความเร็วจากความโค้ง (ก) ความเร็วเมื่อ $b > 0$ (ข) ความเร็วเมื่อ $b < 0$

1.1.3 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยความเร็วที่มีทิศทางตั้งฉากกับพื้นผิว

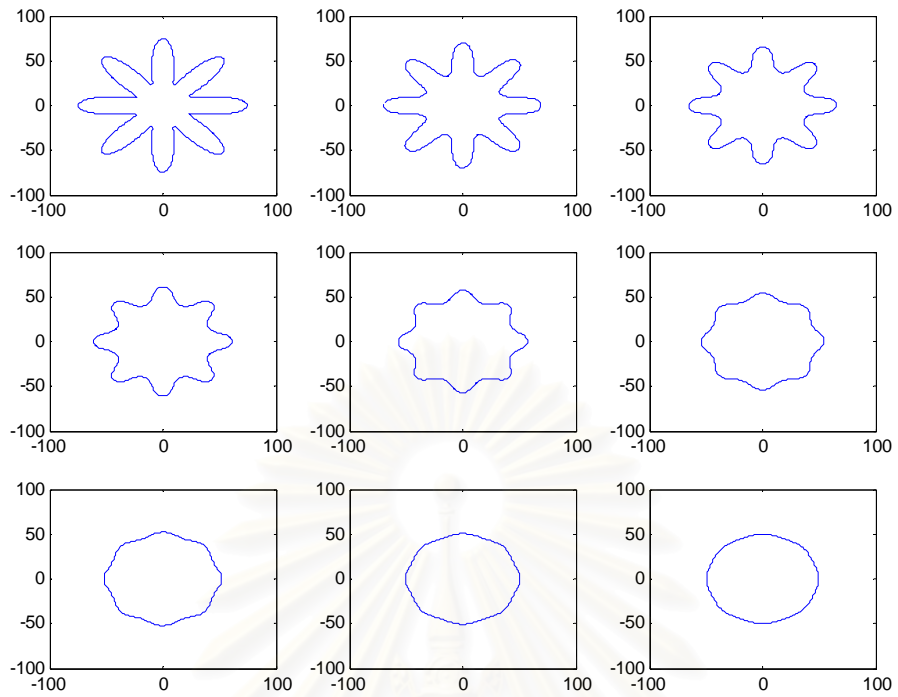
ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการเคลื่อนที่ของเลเวลเซตฟังก์ชันโดยอิทธิพลจากความเร็วภายนอกซึ่งมีทิศตั้งฉากกับพื้นผิว นั่นคือความเร็วของสมการเลเวลเซตในกรณีนี้สามารถแสดงได้โดย

$$\vec{V} = a\vec{N} \quad (1.13)$$

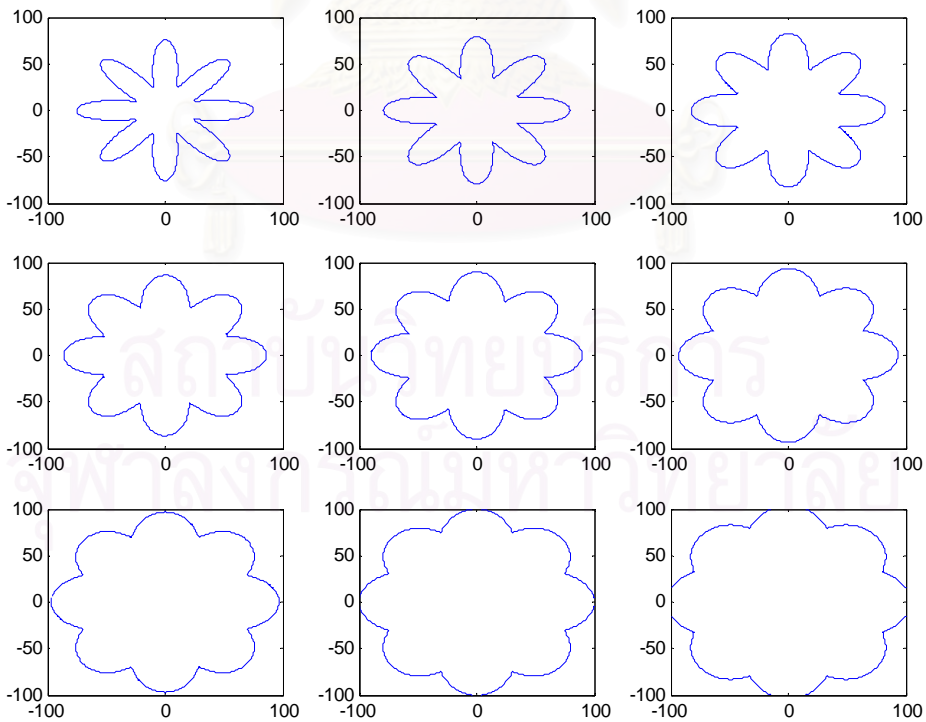
เมื่อแทนค่าความเร็วในสมการที่ (1.13) ลงในสมการเลเวลเซตจะได้สมการเลเวลเซตในกรณีที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วตั้งฉากกับพื้นผิวดังนี้

$$\Phi_t + a|\nabla\Phi| = 0 \quad (1.14)$$

โดยความเร็ว a สามารถเป็นได้ทั้งบวกและลบ ในกรณีที่ $a > 0$ เส้นคอนทัวร์ของเลเวลเซตจะเคลื่อนที่ในทิศทางเดียวกับเวกเตอร์ตั้งฉาก \vec{N} ในกรณีที่ $a < 0$ เส้นคอนทัวร์ของเลเวลเซตจะเคลื่อนที่ในทิศทางตรงกันข้ามกับเวกเตอร์ตั้งฉาก \vec{N} และในกรณีที่ $a = 0$ ฟังก์ชันเลเวลเซตจะไม่มี การเคลื่อนที่ ตัวอย่างของเส้นโค้งที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วตามสมการที่ สามารถแสดงได้ในรูปที่ 1.5 โดยเมื่อกำหนดให้ $a = 0.25$ เส้นโค้งขยายออกตามเวลาที่เพิ่มขึ้น



รูปที่ 1.4 การเคลื่อนที่ของเส้นโค้งภายใต้อิทธิพลของความเร็วจากความโค้ง



รูปที่ 1.5 การเคลื่อนที่ของเส้นโค้งภายใต้อิทธิพลของความเร็วที่ตั้งฉากกับเส้นโค้ง

1.2 การประยุกต์ใช้เลเวลเซตในงานแบ่งส่วนภาพ

การแบ่งส่วนภาพคือการแยกภาพของวัตถุที่สนใจออกจากฉากหลังหรือวัตถุอื่นที่ไม่สนใจ ซึ่งโดยทั่วไปบริเวณของวัตถุที่สนใจสามารถแยกออกจากฉากหลังได้โดยอาศัยขอบภาพ ซึ่งเป็นบริเวณที่ความเข้มมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ซึ่ง Malladi และคณะ [6] เสนอให้ใช้ข้อมูลของขอบภาพนี้มานิยามความเร็วของเส้นโค้งแบ่งส่วนภาพ อย่างไรก็ตามยังคงมีภาพบางชนิดที่ไม่มีขอบภาพที่ชัดเจน หรือภาพมีสัญญาณรบกวนสูง ทำให้ไม่สามารถนำข้อมูลของขอบภาพมาใช้ได้ ในกรณีนี้ Chan และ Vese [8] ได้นำเสนอการนิยามความเร็วของเส้นโค้งแบ่งส่วนใหม่ โดยตั้งสมมุติฐานว่าบริเวณที่เป็นของวัตถุชนิดเดียวกันจะมีสมบัติบางอย่างที่ใกล้เคียงกัน เช่นมีความเข้มที่ใกล้เคียงกัน

1.2.1 การนิยามความเร็วจากขอบภาพ

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

$$k_I(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I(x, y)|} \quad (1.15)$$

$$\text{หรือ } k_I(x, y) = e^{-|\nabla G_\sigma * I(x, y)|} \quad (1.16)$$

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

$$\Phi_t + k_I(F_A + F_G)|\nabla\Phi| = 0 \quad (1.17)$$

โดย F_G คือค่าความเร็วที่ขึ้นกับความโค้งของพื้นผิว κ นิยามตามสมการที่ (1.7) พจน์ความเร็วนี้เป็นส่วนรักษาเส้นโค้งให้มีความเรียบ (Smooth) และไม่แตกตัวง่ายจนเกินไป ถ้าสมการเลเวลเซตขาดพจน์นี้ไปแล้วอาจทำให้การแบ่งส่วนภาพเกิดการความผิดพลาดได้ดังรูปที่ 1.6 โดยจะเห็นว่าในบริเวณวัตถุที่มีการเปลี่ยนแปลงของความเข้มสูง (รูปม้าทางซ้ายมือ) เส้นโค้งแบ่งส่วนเกิดการ

แตกตัวจนทำให้การแบ่งส่วนผิดเพี้ยนอย่างมาก สำหรับ F_A เป็นความเร็วคงที่ที่สามารถปรับได้ตามความเหมาะสมเพื่อสร้างสมดุลระหว่างความเร็วจากภาพ k_I และความเร็วจากเส้นโค้ง F_G



รูปที่ 1.6 การแบ่งส่วนภาพโดยใช้ข้อมูลของขอบภาพที่ไม่มีพจน์ของความโค้ง κ

1.2.2 การเคลื่อนที่ของเลเวลเซตโดยอาศัยความเป็นเนื้อเดียวกันของพื้นที่

เนื่องจากการนิยามความเร็วของเลเวลเซตจากเกรเดียนต์ไม่สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อนำไปใช้แบ่งวัตถุที่มีขอบภาพไม่ชัดเจนหรือไม่มีขอบภาพ เช่น ภาพในรูปที่ 1.7 Chan และ Vese [8] จึงได้นำเสนอนิยามของสมการพลังงานใหม่ที่ไม่มีค่าของเกรเดียนต์เข้ามาเกี่ยวข้อง โดยสมการนี้มีเป้าหมายคือ แบ่งบริเวณที่มีความเป็นแบบเดียวกัน (Homogeneous Regions) สองบริเวณออกจากกัน ซึ่งวิธีการนี้สามารถทำงานได้ดีในภาพที่มีสัญญาณรบกวนสูง



รูปที่ 1.7 (ก) ภาพที่มีสัญญาณรบกวนสูง (ข) ภาพที่ขาดข้อมูลของขอบภาพ

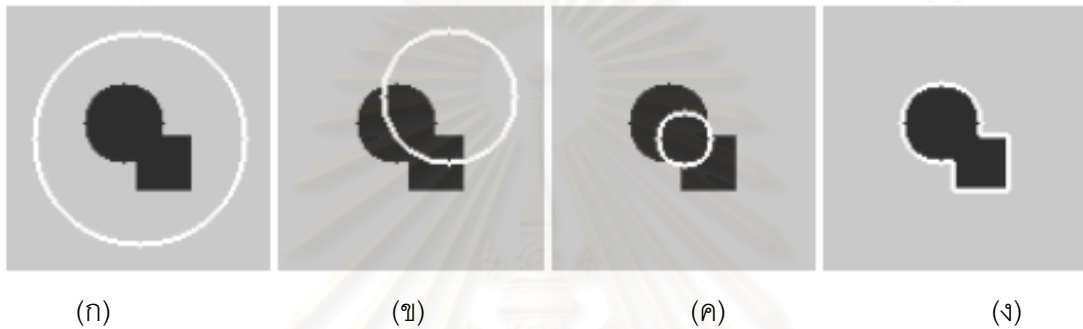
สำหรับแนวคิดพื้นฐานของ Chan และ Vese คือ การแบ่งจุดภาพออกเป็นกลุ่ม โดยตั้งสมมติฐานว่าค่าของความเข้มของวัตถุขึ้นเดียวกันควรมีค่าใกล้เคียงกัน นั่นคือ ผลรวมของค่าความแตกต่างระหว่างความเข้มของทุกจุดภาพกับค่าเฉลี่ยของความเข้มภายในกลุ่มนั้นๆ ควรจะมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งสามารถทำความเข้าใจได้ง่ายขึ้น เมื่อพิจารณาตามรูปที่ 1.8 โดย E_i และ E_o ในภาพเป็นผลรวมของค่าความแตกต่างของความเข้มแต่ละจุดภาพกับค่าเฉลี่ยภายในและ

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

$$E_i(C) = \int_{\text{inside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_i|^2 dx dy \quad (1.18)$$

$$E_o(C) = \int_{\text{outside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_o|^2 dx dy \quad (1.19)$$

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



รูปที่ 1.8 ค่าพลังงานของเส้นคอนทัวร์ ณ ตำแหน่งต่างๆ

พจน์ของความยาวของเส้นคอนทัวร์ปิดถูกเพิ่มเข้าไปในสมการการเคลื่อนที่ของเลเวลเซต เพื่อให้เส้นคอนทัวร์ปิดครอบคลุมวัตถุทั้งก้อนแทนที่จะเป็นกลุ่มของจุดภาพย่อย ๆ หนึ่ง พจน์ของพื้นที่ภายในเส้นคอนทัวร์ปิดได้ถูกเพิ่มเข้าไปเพื่อไม่ให้เส้นคอนทัวร์ปิดครอบคลุมภาพทั้งภาพ ทำยที่สุดจะได้สมการการเคลื่อนที่ตามสมการที่ (1.20)

$$E(C) = \mu \cdot \text{length}(C) + \nu \cdot \text{area}(\text{inside}(C)) + \lambda_i \int_{\text{inside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_i|^2 dx dy + \lambda_o \int_{\text{outside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_o|^2 dx dy \quad (1.20)$$

โดย μ, ν, λ_i และ λ_o เป็นค่าคงที่ที่มากกว่าศูนย์ ส่วน \hat{I}_i และ \hat{I}_o คือ ค่าเฉลี่ยของความเข้มภายในและภายนอกเส้นคอนทัวร์ปิดตามลำดับ ในสมการที่ (1.20) จะพบว่าพลังงาน E ยังคงเป็นฟังก์ชันของเส้นโค้ง C เราสามารถเปลี่ยนพลังงานนี้ให้เป็นฟังก์ชันของเลเวลเซตได้โดยใช้ความสัมพันธ์ของเลเวลเซตฟังก์ชันดังนี้

$$\begin{aligned} C &= \{(x, y) \in \Omega : \Phi(x, y) = 0\} \\ \text{inside}(C) &= \{(x, y) \in \Omega : \Phi(x, y) < 0\} \\ \text{outside}(C) &= \{(x, y) \in \Omega : \Phi(x, y) > 0\} \end{aligned} \quad (1.21)$$

นั่นคือจากสมการที่ (1.20) เราสามารถแสดง E ให้เป็นฟังก์ชันของเลเวลเซตฟังก์ชัน Φ ได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
E(\Phi) = & \mu \int_{\Omega} \delta(\Phi(x, y)) |\nabla \Phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} (1 - H(\Phi(x, y))) dx dy \\
& + \lambda_i \int_{\text{inside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_i|^2 (1 - H(\Phi(x, y))) dx dy \\
& + \lambda_o \int_{\text{outside}(C)} |I(x, y) - \hat{I}_o|^2 H(\Phi(x, y)) dx dy
\end{aligned} \tag{1.22}$$

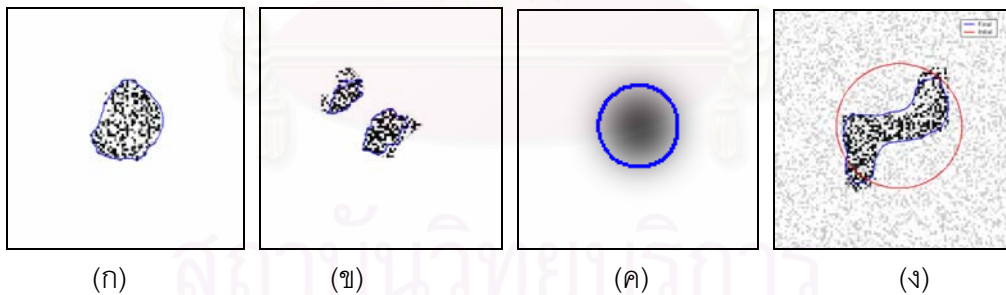
โดย $H(x)$ และ $\delta(x)$ คือฟังก์ชันขั้นบันไดหนึ่งหน่วย (Unit Step Function) และ อิมพัลส์ฟังก์ชัน (Impulse Function) ตามลำดับ ฟังก์ชันทั้งสองสามารถแสดงได้ตามสมการที่ (1.23)

$$H(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{if } x < 0 \end{cases} \text{ และ } \delta(x) = \frac{d}{dx} H(x) \tag{1.23}$$

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

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) [\mu \kappa + \nu + \lambda_i (I - \hat{I}_i)^2 - \lambda_o (I - \hat{I}_o)^2] = 0 \tag{1.24}$$

รูปที่ 1.9 แสดงผลการแบ่งส่วนภาพด้วยวิธีของ Chan และ Vese จะเห็นว่าวิธีการดังกล่าวสามารถทำงานได้ดีแม้ว่าวัตถุไม่มีขอบภาพและมีสัญญาณรบกวนสูง นอกจากนี้ตำแหน่งของเส้นคอนทัวร์ปิดเริ่มต้นมีความอิสระมากกว่าวิธีการของ Malladi และคณะ ดังแสดงในรูปที่ 2.10(ง) นั่นคือ วัตถุที่สนใจไม่จำเป็นต้องอยู่ภายนอกหรือภายในโค้งเริ่มต้นทั้งหมด



รูปที่ 1.9 ความสามารถในการแบ่งส่วนภาพลักษณะต่างๆ

1.3 Principle Component Analysis (PCA)

PCA เป็นการแปลงเชิงเส้น (Linear Transform) ที่ย้ายข้อมูลไปสู่ระบบแกน (coordinate system) ใหม่ โดยข้อมูลที่ขยายไปยังแกนแรก หรือฐานหลักแรกจะมีความแปรปรวนมากที่สุด และความแปรปรวนของข้อมูลในแต่ละแกนจะลดหลั่นกันไป บางครั้งวิธีการนี้ถูกเรียกว่า Karhunen-Loève transform (KLT) PCA ถูกนำมาใช้ในงานหลายแขนง เช่น การรู้จำแบบ (Pattern recognition), การแทนรูปภาพ (Image representation) และ การบีบอัดข้อมูล (Data

compression) ซึ่งในงานแบ่งส่วนภาพที่ใช้ความรู้ก่อนเข้ามาช่วยแบ่งส่วนภาพ จะใช้ PCA เพื่อเปลี่ยนการแสดงผลเส้นโค้ง จากเลเวลเซตฟังก์ชันเป็นสัมประสิทธิ์ของฐานหลักที่สร้างจากความรู้ก่อนโดยวิธี PCA วิธีนี้จะช่วยให้สามารถแสดงผลเส้นโค้งได้ด้วยข้อมูลจำนวนน้อยลง และเป็นการจำกัดรูปร่างของเส้นโค้งให้เป็นไปได้เพียงในกลุ่มของความรู้ก่อน

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

1.3.1 การปรับยืดภาพ

เนื่องจากภาพลักษณะฐานสองแต่ละภาพที่ได้อาจมีตำแหน่งและมาตราส่วนที่ไม่ตรงกัน 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

$$\tilde{I}(\tilde{x}, \tilde{y}) = I(x, y) \quad (1.25)$$

โดย

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \\ 1 \end{bmatrix} &= T[\mathbf{p}] \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & a \\ 0 & 1 & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h & 0 & 0 \\ 0 & h & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (1.26)$$

การปรับยืด คือ การหาพารามิเตอร์ \mathbf{p} เพื่อให้รูปทุกรูปวางอยู่ในตำแหน่งเดียวกันและมีมาตราส่วนที่ใกล้เคียงกันที่สุด ทั้งนี้สามารถหาค่า \mathbf{p} ได้โดยหาค่า \mathbf{p} ที่ทำให้ Cost Function ในสมการที่ (1.27) ต่อไปนี้มีค่าต่ำที่สุด

$$E_{align} = \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \left\{ \frac{\iint_{\Omega} (\tilde{I}^i - \tilde{I}^j)^2 dA}{\iint_{\Omega} (\tilde{I}^i + \tilde{I}^j)^2 dA} \right\} \quad (1.27)$$

หลังจากจัดตำแหน่งและขนาดของภาพตัวอย่างให้มีความใกล้เคียงกันแล้ว ดังแสดงในรูปที่ 1.10 และรูปที่ 1.11 โดยกลุ่มของภาพตัวอย่างที่เก็บได้ในรูปที่ 1.10 จะถูกปรับยืดจนได้ผลลัพธ์แสดงได้ในรูปที่ 1.11 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

1.3.2 การสร้างฐานหลักของ PCA

PCA ถูกเสนอขึ้นเพื่อใช้สร้างฐานหลักจากเซตตัวอย่างที่เก็บได้ เส้นโค้งปิดสามารถแทนได้โดยค่าสัมประสิทธิ์ของฐานหลักแทนที่จะเป็นความสูงที่ตำแหน่งต่างๆ ของฟังก์ชันเลเวลเซต สำหรับฐานหลักที่ใช้นั้นจะคำนวณจาก Mean-offset Function $\{\tilde{\psi}_1, \tilde{\psi}_2, \dots, \tilde{\psi}_n\}$ ซึ่งคำนวณได้ดังนี้

$$\tilde{\psi}_i = \psi_i - \bar{\Phi} \quad (1.28)$$

โดย $\bar{\Phi}$ คือ รูปร่างเฉลี่ยของ signed distance function ซึ่งคำนวณได้ตามสมการที่ (1.29)

$$\bar{\Phi} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \psi_i \quad (1.29)$$

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 $(1/n)\mathbf{SS}^T$ ก็คือ ฐานหลักของ PCA และความแปรปรวนของฐานหลักนั้นนั่นเอง

ค่าลักษณะเฉพาะ (Eigenvalue) และ เวกเตอร์ลักษณะเฉพาะ (Eigenvector) ของ $(1/n)\mathbf{SS}^T$ สามารถหาได้ดังสมการที่ (1.30)

$$\frac{1}{n}\mathbf{SS}^T = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{U}^T \quad (1.30)$$

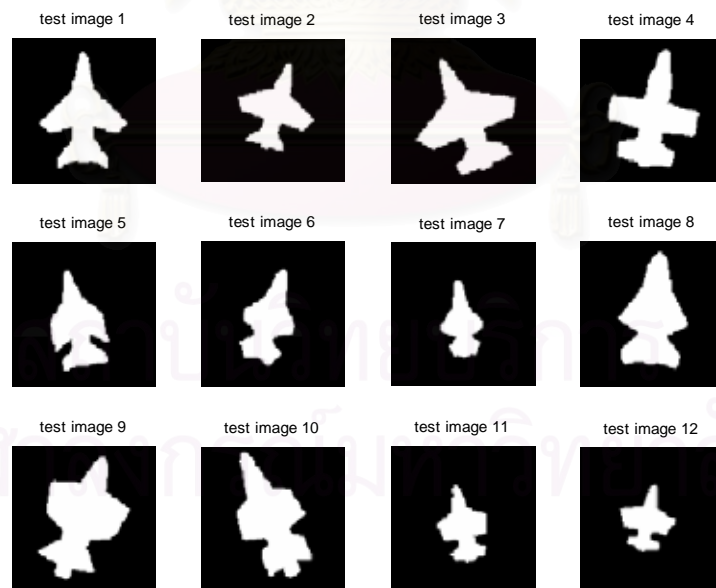
โดยแต่ละคอลัมน์ของ \mathbf{U} คือ เวกเตอร์ลักษณะเฉพาะของ $(1/n)\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ และ $\mathbf{\Sigma}$ คือ เมทริกซ์ทแยงมุม (Diagonal Matrix) ซึ่งมีค่าลักษณะเฉพาะอยู่ในแนวเส้นทแยงมุมของเมทริกซ์ และมีการเรียงลำดับจากมากไปหาน้อย คอลัมน์เวกเตอร์ \mathbf{U}_i อาจเรียกได้อีกอย่างว่า รูปร่างลักษณะเฉพาะ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

รูปร่างของเส้นโค้งที่แสดงโดย Signed Distance Function สามารถสร้างได้โดยการปรับค่าของ w_i ซึ่งเป็นสัมประสิทธิ์ของแต่ละฐานหลักดังแสดงในสมการที่ (1.31)

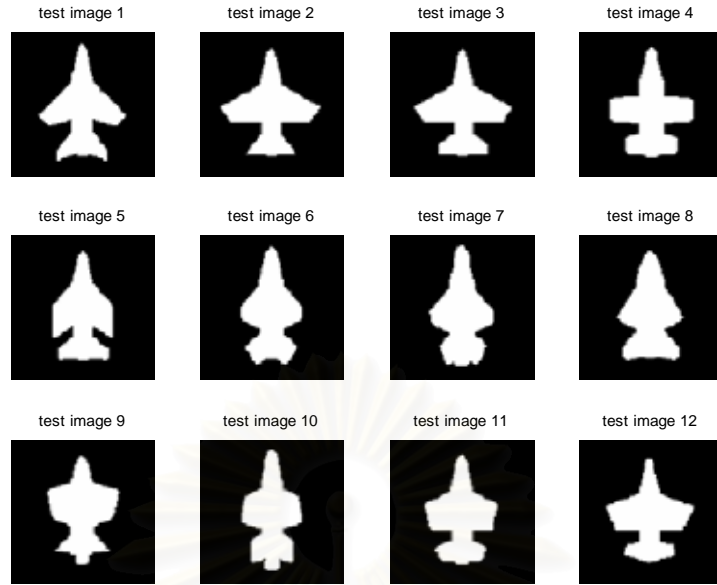
$$\Phi[\mathbf{w}] = \bar{\Phi} + \sum_{i=1}^k w_i \Phi_i \quad (1.31)$$

จากสมการที่ (1.31) Φ ที่ได้จะอยู่ในตำแหน่งเดียวกับกลุ่มตัวอย่างเท่านั้น การทำให้ Φ สามารถเคลื่อนตัวไปยังตำแหน่งต่างๆ ภายในภาพนั้น ทำได้โดยกำหนดให้ Φ เป็นฟังก์ชันของพารามิเตอร์ของการแปลงเชิงพื้นที่ดังนี้

$$\Phi[\mathbf{w}, \mathbf{p}](x, y) = \bar{\Phi}(\tilde{x}, \tilde{y}) + \sum_{i=1}^k w_i \Phi_i(\tilde{x}, \tilde{y}) \quad (1.32)$$



รูปที่ 1.10 กลุ่มของภาพตัวอย่างที่สร้างขึ้นเองก่อนการแปลง



รูปที่ 1.11 กลุ่มของภาพตัวอย่างจากรูปที่ 1.10 หลังการแปลงเชิง

ข้อดีประการหนึ่งในการใช้ PCA ฐานหลักคือ $\Phi[\mathbf{w}]$ ที่ถูกสร้างโดยการลดฐานหลักที่มีความแปรปรวนน้อยออกไปมักจะมีค่าความแตกต่างกับ $\Phi[\mathbf{w}]$ ที่สร้างจากฐานหลักทุกตัวไม่มากนัก เนื่องจากโดยทั่วไปฐานหลักที่มีความแปรปรวนมากมักมีจำนวนไม่มาก และเมื่อนำไปเปรียบเทียบกับฐานหลักที่มีค่าความแปรปรวนน้อยจะพบว่าค่าความแปรปรวนต่างกันมาก นั่นคือ การเลือกจำนวนฐานหลักที่เหมาะสมในแต่ละงานจะช่วยลดจำนวนสัมประสิทธิ์ w_i ที่ใช้ได้ ซึ่งจะส่งผลถึงความซับซ้อนในการคำนวณลดลง

2 การแบ่งส่วนภาพโดยใช้ความรู้เชิงรูปร่าง

ในงานที่ต้องการความแม่นยำสูงในการแบ่งส่วนภาพที่มีค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนต่ำ เช่น ภาพถ่ายทางการแพทย์ วิธีการแบ่งส่วนภาพโดยอาศัยข้อมูลจากภาพเพียงอย่างเดียว ตามที่เสนอมานในหัวข้อที่ 1 จะให้ผลที่ไม่ดีนัก ดังที่แสดงในรูปที่ 1.6 การนำความรู้ก่อน (Prior knowledge) เข้ามาประกอบเพื่อช่วยในการแบ่งส่วนภาพให้มีความถูกต้องมากขึ้นจึงถูกนำเสนอขึ้นมากมาย

งานวิจัยนี้ได้ใช้ความรู้ก่อนเชิงรูปร่างเข้ามาในระบบการแบ่งส่วนภาพตามที่อธิบายในหัวข้อที่ 1.2 เพื่อเพิ่มความถูกต้องในการแบ่งส่วนภาพ สาเหตุที่เลือกใช้ความรู้ก่อนเชิงรูปร่างเนื่องจากเป็นข้อมูลที่เข้าใจง่ายและตรงไปตรงมา กล่าวคือภายในกลุ่มภาพที่ต้องการแบ่งส่วนชุดเดียวกัน ย่อมมีรูปร่างของวัตถุที่ไม่ต่างกันมาก เช่น กลุ่มของภาพเครื่องบิน ย่อมเป็นวัตถุที่

มีปีกเหมือนกัน แต่ลักษณะของปีกอาจจะแตกต่างกันบ้าง อย่างไรก็ตามการเก็บและใช้ความรู้ก่อนกับระบบการแบ่งส่วนภาพมีอยู่หลายวิธี [8-28] ซึ่งแต่ละวิธีก็จะมีข้อดีข้อเสียที่ต่างกันไปในงานวิจัยนี้เลือกวิธีเก็บความรู้ก่อนอยู่ในรูปของฐานหลักที่สร้างโดยวิธีการ PCA เนื่องจากข้อดีหลายประการอันได้แก่ ใช้พารามิเตอร์จำนวนน้อยในการแสดงเส้นโค้งแบ่งส่วนทำให้มีการคำนวณที่ไม่ซับซ้อนมากนัก และผลการแบ่งส่วนที่ได้มีความถูกต้องค่อนข้างสูง

อย่างไรก็ตามการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการนี้ยังมีข้อจำกัดอยู่บ้าง นั่นคือฐานหลักที่ได้ไม่สามารถเป็นตัวแทนของข้อมูลทางรูปร่างทั้งหมดของภาพกลุ่มนั้นๆ เนื่องจากภาพตัวอย่างที่ใช้ในการสร้างฐานหลักไม่ได้ครอบคลุมทุกรูปร่างที่สามารถเป็นได้ นอกจากนี้โดยวิธีการ PCA ยังมีการตัดฐานหลักที่มีความแปรปรวนต่ำมากๆ ออกไป เมื่อเป็นเช่นนั้นแล้ว รูปร่างที่ได้จากการรวมค่าน้ำหนักของทุกๆ ฐานหลักแล้วจึงอาจจะไม่ใช่รูปร่างที่ถูกต้องดังแสดงในรูปที่ 2.1 ซึ่งแสดงการสร้างกลับของรูปร่างที่ไม่ได้อยู่ในกลุ่มตัวอย่างด้วยจำนวนฐานหลักตั้งแต่ 1 ถึง 10 ฐานหลัก จากรูปที่ 2.1 นี้จะเห็นว่ารูปร่างเครื่องบินที่สร้างกลับโดยรวมความเพี้ยนบนแกนของฐานหลัก 10 แกน (ซึ่งเป็นจำนวนที่มากที่สุดของระบบนี้) ยังคงมีความผิดเพี้ยนจากรูปร่างเดิม และรูปที่ 2.2(ก) แสดงการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ PCA ซึ่งยังให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ไม่ถูกต้องมากนักแม้จะเป็นรูปภาพที่ง่ายๆ สำหรับภาพดังกล่าวสามารถใช้เพียงวิธีการของ Chan และ Vese โดยใช้ข้อมูลของขอบภาพ หรือความเป็นเนื้อเดียวกันก็สามารถแบ่งส่วนภาพได้ถูกต้องดังแสดงในรูปที่ 2.2(ข)

2.1 การแบ่งส่วนภาพโดยใช้ความรู้ก่อนเชิงรูปร่างที่ได้จากฐานหลักโดยวิธีการ PCA

Leventon [18] เสนอให้ใช้ PCA ในการแสดงความรู้ก่อนเชิงรูปร่างของวัตถุ โดยการเพิ่มพจน์ของเลเวลฟังก์ชันที่ประมาณโดยวิธี MAP เพื่อช่วยปรับลักษณะของเส้นโค้งให้คล้ายคลึงกับรูปร่างที่ได้จากความรู้ก่อน ดังแสดงในรูปที่ 2.3 ซึ่งจะเห็นได้ว่าจำเป็นต้องมีการหาเส้นคอนทัวร์ที่ดีที่สุด Φ^* ในทุกครั้งโดยวิธี ซึ่งทำให้การคำนวณมีความซับซ้อนที่ค่อนข้างสูง Tsai และคณะ [19] และ [20] จึงเสนอให้ใช้พารามิเตอร์ \mathbf{w} และ \mathbf{p} ในการแทนเส้นคอนทัวร์ตามสมการที่ (1.32) และปรับพารามิเตอร์ทั้งสองด้วยสมการพลังงานที่ (1.20) โดยเปลี่ยนจากการหา Φ ที่ทำให้พลังงานต่ำสุดโดยตรงเป็นการหาพารามิเตอร์ \mathbf{w} และ \mathbf{p} และสามารถเขียนสมการพลังงานใหม่ได้ตามสมการที่ (2.5) และ (2.6) โดยกำหนดให้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ภายในมีค่าดังนี้

$$A_i = \int_{image} H(-\Phi[\mathbf{w}, \mathbf{p}])dA \quad (2.1)$$

$$A_o = \int_{image} H(\Phi[\mathbf{w}, \mathbf{p}])dA \quad (2.2)$$

$$S_i = \int_{image} IH(-\Phi[\mathbf{w}, \mathbf{p}])dA \quad (2.3)$$

$$S_o = \int_{image} IH(\Phi[\mathbf{w}, \mathbf{p}])dA \quad (2.4)$$

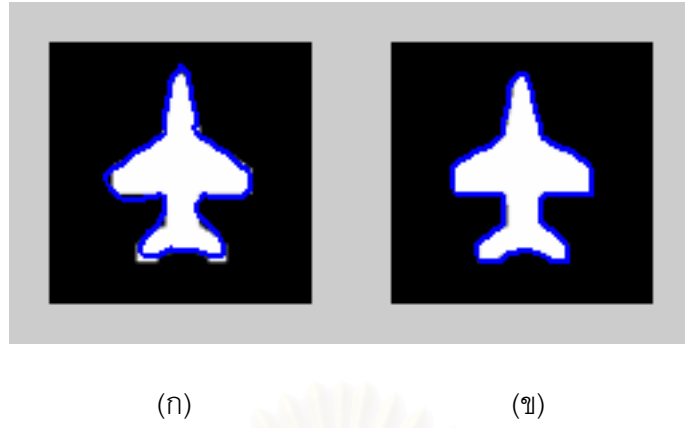
สมการพลังงานที่ (1.20) สามารถเขียนใหม่ได้เป็น

$$E[\mathbf{w}, \mathbf{p}] = -(\hat{I}_i^2 A_i + \hat{I}_o^2 A_o) \quad (2.5)$$

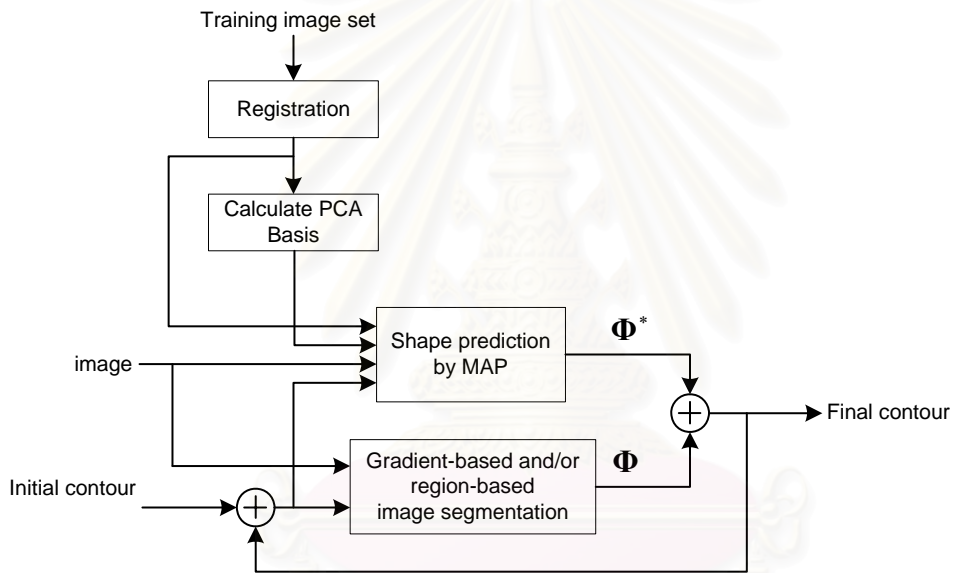
$$E[\mathbf{w}, \mathbf{p}] = -\left(\frac{S_i^2}{A_i} + \frac{S_o^2}{A_o}\right) \quad (2.6)$$



รูปที่ 2.1 การสร้างกลับของรูปร่างชุดทดลองที่จำนวนฐานหลักต่างๆ กัน



รูปที่ 2.2 ข้อจำกัดของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai (ก) การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai (ข)
 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Chan และ Vese



รูปที่ 2.3 แผนภาพการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Leventon [18]

ค่าพารามิเตอร์ \mathbf{w} และ \mathbf{p} ที่ทำให้สมการพลังงานมีค่าน้อยที่สุด สามารถหาได้โดยวิธี Gradient Descent ตามสมการที่ (2.7) และ (2.8)

$$\mathbf{w}^{(t+1)} = \mathbf{w}^{(t)} - \alpha_w \nabla_{\mathbf{w}} E \quad (2.7)$$

$$\mathbf{p}^{(t+1)} = \mathbf{p}^{(t)} - \alpha_p \nabla_{\mathbf{p}} E \quad (2.8)$$

ซึ่งค่าเกรเดียนต์ของ E ในสมการที่ (1.20) เมื่อเทียบกับ \mathbf{w} และ \mathbf{p} สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\nabla_{\mathbf{w}} E = -2(\hat{I}_i \nabla_{\mathbf{w}} S_i + \hat{I}_o \nabla_{\mathbf{w}} S_o) + (\hat{I}_i^2 \nabla_{\mathbf{w}} A_i + \hat{I}_o^2 \nabla_{\mathbf{w}} A_o) \quad (2.9)$$

$$\nabla_{\mathbf{p}} E = -2(\hat{I}_i \nabla_{\mathbf{p}} S_i + \hat{I}_o \nabla_{\mathbf{p}} S_o) + (\hat{I}_i^2 \nabla_{\mathbf{p}} A_i + \hat{I}_o^2 \nabla_{\mathbf{p}} A_o) \quad (2.10)$$

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

$$\nabla_{w_i} A_i = -\nabla_{w_i} A_o = -\int_C \Phi_i ds \quad (2.11)$$

$$\nabla_{p_i} A_i = -\nabla_{p_i} A_o = -\int_C \nabla_{p_i} \Phi_i ds \quad (2.12)$$

$$\nabla_{w_i} S_i = -\nabla_{w_i} S_o = -\int_C I \Phi_i ds \quad (2.13)$$

$$\nabla_{p_i} A_i = -\nabla_{p_i} A_o = -\int_C I \nabla_{p_i} \Phi_i ds \quad (2.14)$$

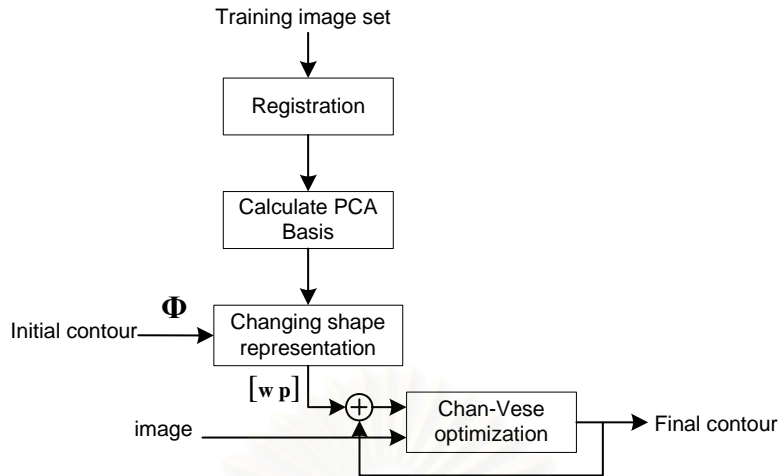
การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการของ Tsai สามารถแสดงได้ในรูปที่ 2.4 โดยเริ่มจากการนำกลุ่มของภาพแบ่งส่วนตัวอย่างมาปรับยึดตามวิธีในหัวข้อที่ 1.3.1 และคำนวณหาฐานหลักของ PCA โดยวิธีในหัวข้อที่ 1.3.2 เพื่อใช้เป็นความรู้ก่อน หลังจากนั้นข้อมูลของความรู้ก่อนจะใช้ในการเปลี่ยนการแสดงผลเส้นโค้งเริ่มต้นจาก signed distance function เป็นฟังก์ชันของ \mathbf{w} และ \mathbf{p} ตามสมการที่ (1.32) หลังจากนั้นข้อมูลของภาพ และเส้นโค้งแบ่งส่วนในรูปของ \mathbf{w} และ \mathbf{p} จะถูกนำมาใช้ในการประมาณเส้นโค้งแบ่งส่วนที่ถูกต้อง

สำหรับตัวอย่างผลของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการนี้แสดงในรูปที่ 2.5 โดยแถบบนคือ เส้นโค้งแบ่งส่วนเริ่มต้น และแถวล่างคือเส้นโค้งแบ่งส่วนที่ได้โดยวิธีการของ Tsai ชุดภาพในคอลัมน์ที่หนึ่งคือภาพวัตถุสีขาวบนพื้นหลังสีดำ คอลัมน์ที่สองคือ ภาพวัตถุที่ถูกครอบงวนโดยสัญญาณรบกวน ส่วนคอลัมน์ที่สามคือภาพวัตถุที่มีสัญญาณรบกวนและมีเส้นตารางปิดบัง

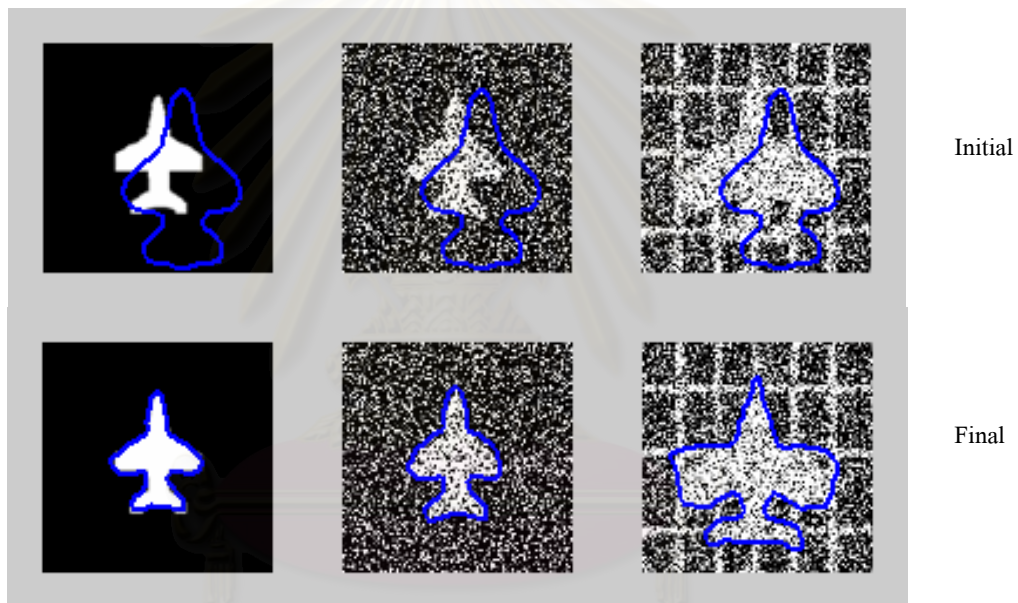
2.2 วิธีการที่นำเสนอ

2.2.1 การแบ่งส่วนวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวโดยการปรับเส้นโค้งโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัด

จากปัญหาการสูญเสียข้อมูลของการตัดฐานหลักที่ไม่สำคัญและข้อจำกัดของข้อมูลที่ได้จากรูปตัวอย่าง ของวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ความรู้เชิงรูปร่างในรูปของฐานหลักของ PCA งานวิจัยฉบับนี้ได้เสนอวิธีแก้ไขโดยการเคลื่อนเส้นโค้งปิดอีกครั้งหลังจากที่ได้เส้นโค้งปิดด้วยวิธีการปรับฐานหลักตามหัวข้อที่ 2.1 โดยเส้นโค้งปิดจะเคลื่อนที่ตามวิธีของ Chan และ Vese [8] ภายในบริเวณที่จำกัด สำหรับบริเวณที่จำกัดนี้จะถูกสร้างขึ้นจากความรู้ก่อนของกลุ่มภาพนั้นๆ



รูปที่ 2.4 แผนภาพการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai



รูปที่ 2.5 การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีของ Tsai [19]

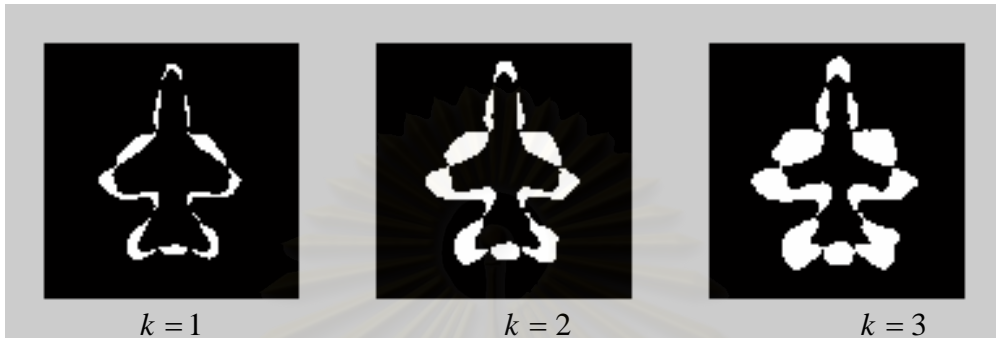
หลังจากที่เส้นโค้งแบ่งส่วนซึ่งเคลื่อนที่โดยการปรับค่า \mathbf{w} และ \mathbf{p} ตามวิธีในหัวข้อที่ 2.1 หยุดการเคลื่อนที่ ค่าพารามิเตอร์ \mathbf{w} และ \mathbf{p} ของเส้นโค้งจะถูกนำมาใช้ในการสร้างพื้นที่จำกัดการเคลื่อนที่ของเส้นโค้ง โดยพื้นที่จะถูกขยายไปอีก $\pm k\sigma$ เมื่อ $\sigma = [\sigma_1 \ \sigma_2 \ \sigma_3 \ \dots \ \sigma_n]$ คือเวกเตอร์ของค่าลักษณะเฉพาะ หรือสมาชิกในแนวทแยงมุมของ Σ ในสมการที่ (1.30) และ k คือค่าคงที่บอกถึงความกว้างของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ A_{Active} โดยความสำคัญของ k และความกว้างของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่สามารถแสดงได้ในรูปที่ 2.6 นั่นคือพื้นที่ที่เส้นโค้งสามารถเคลื่อนที่ต่อไปได้คือ บริเวณที่มีค่าเป็น 1 ในสมการที่ (2.15)

$$A_{Active} = |H(\Phi[\mathbf{w} + k\sigma, \mathbf{p}]) - H(\Phi[\mathbf{w} - k\sigma, \mathbf{p}])| \quad (2.15)$$

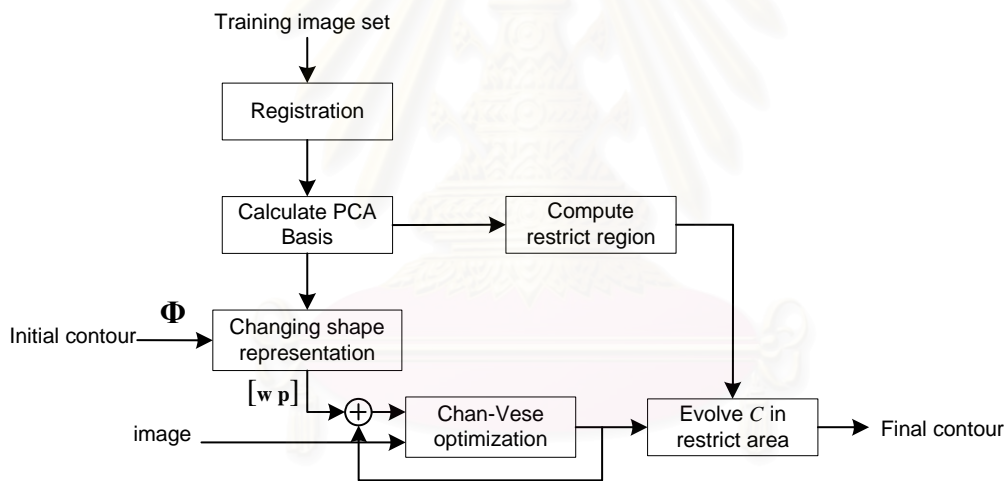
เส้นโค้งแบ่งส่วนที่เคลื่อนที่อีกครั้งนี้จะเคลื่อนที่ตามสมการที่ (2.16)

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) A_{Active} [\mu K + \nu + \lambda_i (I - \hat{I}_i)^2 - \lambda_o (I - \hat{I}_o)^2] \quad (2.16)$$

วิธีการที่นำเสนอสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.6 ลักษณะของบริเวณจำกัดบริเวณที่ค่า k ต่างๆ



รูปที่ 2.7 แผนภาพการทำงานของวิธีการปรับเส้นโค้งโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัด

2.2.2 การแบ่งส่วนภาพที่วัตถุไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน

เนื่องจากวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยวิธี Active contour ต่างๆ ที่นำเสนอ [2-28] ส่วนใหญ่จะทำงานบนเงื่อนไขที่วัตถุมีความเป็นเนื้อเดียวกัน ซึ่งการนำวิธีการเหล่านี้มาแบ่งส่วนภาพที่มีวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันจะให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ไม่เป็นที่พอใจ งานวิจัยฉบับนี้ นำเสนอวิธีการแบ่งส่วนภาพที่มีวัตถุที่ไม่เป็นเนื้อเดียวกัน โดยใช้วิธีการปรับความเข้มของวัตถุให้มีความเป็นเนื้อเดียวกันก่อนการแบ่งส่วนภาพ โดยจะนำไปใช้กับภาพเอ็มอาร์หัวใจดังแสดงในรูปที่ 2.8 ซึ่งความเข้มของพื้นที่ภายในมักจะแบ่งออกได้เป็นบริเวณที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน 2 บริเวณ

สำหรับวิธีการปรับความเข้มนี้จะอธิบายในหัวข้อที่ 2.2.2.1 ส่วนขั้นตอนวิธีการแบ่งส่วนภาพที่นำเสนอจะอธิบายในหัวข้อที่ 2.2.2.2 และ 2.2.2.3

2.2.2.1 การปรับความเข้มของวัตถุภายในภาพให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน

วิธีการปรับความเข้มเพื่อให้วัตถุมีความเป็นเนื้อเดียวกันนี้เสนอขึ้นเพื่อปรับความเข้มของภาพที่วัตถุประกอบด้วยบริเวณที่มีความเป็นเนื้อเดียวกันสองบริเวณ เริ่มโดยหาขีดแบ่ง (threshold) ที่แบ่งความเข้มในฮิสโทแกรมของจุดภาพภายในบริเวณที่สนใจออกเป็น 2 กลุ่มที่มีความแปรปรวนร่วมกันน้อยที่สุด ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้วิธีของ Otsu [30] ซึ่งเป็นวิธีการที่ง่ายและตรงไปตรงมา ซึ่งจะได้กล่าวถึงรายละเอียดของวิธีการนี้ต่อไป เนื่องจากเส้นโค้งแบ่งส่วนที่ได้โดยวิธีการในหัวข้อที่ 2.1 จะมีขนาดเล็กกว่าวัตถุ และอยู่ภายในวัตถุเสมอ และบริเวณที่อยู่ภายนอกเส้นโค้งแบ่งส่วนจะมีความเข้มต่ำเสมอ ดังแสดงในรูปที่ 2.8 ซึ่งเป็นลักษณะของภาพเอ็มอาร์หัวใจที่สามารถเกิดขึ้นได้ทั้งหมดโดยมีรายละเอียดดังนี้

รูปที่ 2.8(ก) แสดงภาพของหัวใจที่มีลักษณะเป็นวัตถุเนื้อเดียว ซึ่งเป็นกรณีที่สามารถใช้เงื่อนไขความเป็นเนื้อเดียวกันในการแบ่งส่วนได้

รูปที่ 2.8(ข) แสดงภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณหัวใจห้องล่างขวาแต่หัวใจห้องล่างซ้ายยังคงมีความเข้มต่ำมากซึ่งแสดงถึงสารเรืองแสงที่ฉีดให้แก่ผู้ป่วยเข้าสู่บริเวณหัวใจห้องล่างขวาแล้ว

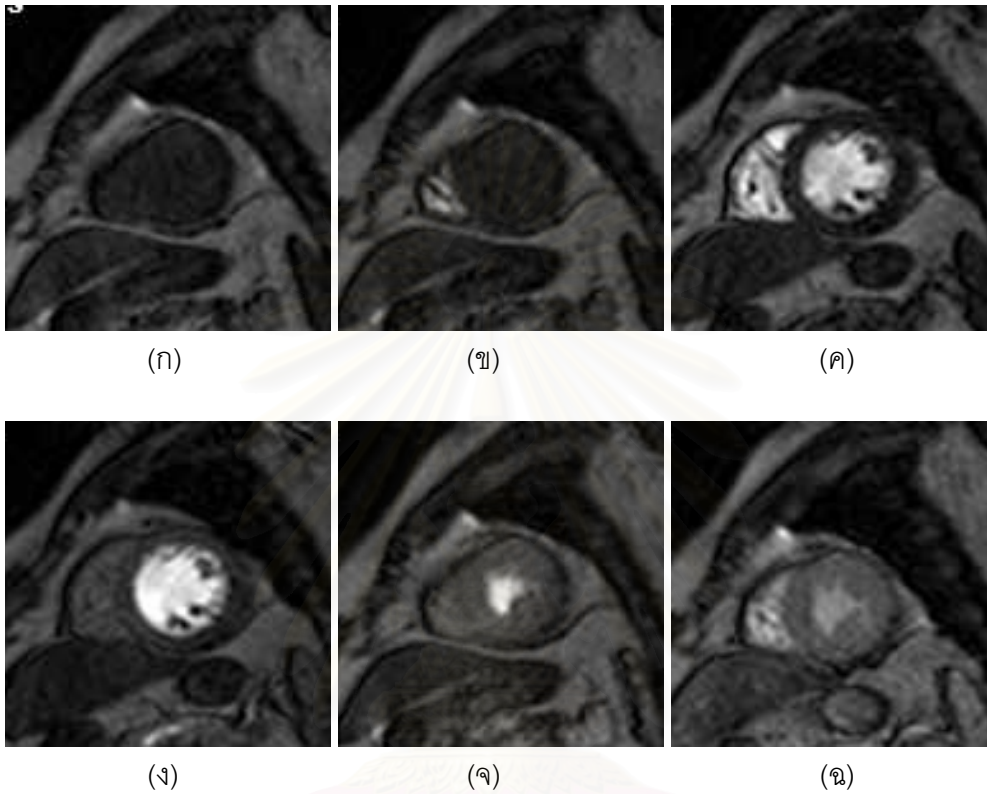
รูปที่ 2.8(ค) แสดงภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณหัวใจทั้งสองห้อง ซึ่งแสดงถึงสารเรืองแสงที่เริ่มเข้าสู่หัวใจห้องล่างซ้ายโดยยังคงมีบางส่วนที่ยังอยู่ในหัวใจห้องล่างขวา โดยส่วนที่มีความเข้มต่ำจะเป็นส่วนที่เป็นผนังหัวใจ

รูปที่ 2.8(ง) แสดงภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่หัวใจห้องล่างซ้าย ซึ่งสารเรืองแสงได้ไหลเข้าสู่หัวใจห้องล่างซ้ายทั้งหมดแล้ว อย่างไรก็ตามในกรณีนี้จะเห็นว่าบริเวณผนังหัวใจมีความเข้มมากกว่ากรณีรูปที่ 2.8(ค) เนื่องจากสารเรืองแสงบางส่วนได้แผ่เข้าสู่เนื้อเยื่อ

รูปที่ 2.8(จ) แสดงภาพหัวใจที่พื้นที่ของความเข้มสูงของหัวใจห้องล่างซ้ายเริ่มลดลงและความเข้มของภาพหัวใจเริ่มสูงขึ้นเนื่องจากสารเรืองแสงแพร่เข้าสู่เนื้อเยื่อของหัวใจ

รูปที่ 2.8(ฉ) แสดงภาพหัวใจที่สารเรืองแสงเริ่มเข้ามาสู่หัวใจห้องล่างซ้ายอีกครั้ง โดยความเข้มที่ภายในหัวใจจะเริ่มน้อยลงเนื่องจากสารเรืองแสงเริ่มถูกเจือจาง

จากกรณีของภาพเอ็มอาร์หัวใจที่เกิดขึ้นได้ทั้งหมด จะพบว่าเมื่อเส้นโค้งแบ่งส่วน อยู่ภายในวัตถุโดยล้อมรอบส่วนที่มีความเข้มสูงไว้ การปรับความเข้มของบริเวณนั้นให้ต่ำลง เท่ากับค่าเฉลี่ยของกลุ่มของจุดภาพที่มีความเข้มต่ำ (รูปที่ 2.9) จะทำให้วัตถุที่สนใจมีความเป็น เนื้อเดียวกันเสมอ ดังแสดงในรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.8 ภาพเอ็มอาร์หัวใจแบบต่างๆ ที่สามารถเกิดขึ้นได้

การหาค่าขีดแบ่งโดยวิธีของ Otsu

เป็นวิธีการหาขีดแบ่งเพื่อให้การกระจายตัวของความเข้มในแต่ละกลุ่มมีค่าน้อยที่สุด ทั้งนี้ นิยามให้ ความผกผันภายในกลุ่ม (within-class variance (σ_{within}^2)) เป็นไปตามสมการที่ (2.17) ขีดแบ่งที่ดีที่สุดตามเงื่อนไขของ Otsu คือ T ที่ทำให้ σ_{within}^2 ในสมการนี้มีค่าน้อยที่สุด

$$\sigma_{within}^2(T) = n_B(T)\sigma_B^2(T) + n_O(T)\sigma_O^2(T) \quad (2.17)$$

โดย

$$n_B(T) = \sum_{i=0}^{T-1} p(i) \quad (2.18)$$

$$n_O(T) = \sum_{i=0}^T p(i) \quad (2.19)$$

$$\sigma_B^2(T) = \text{ความแปรปรวนของกลุ่มของจุดภาพที่มีความเข้มต่ำ} \quad (2.20)$$

$$\sigma_O^2(T) = \text{ความแปรปรวนของกลุ่มของจุดภาพที่มีความเข้มสูง} \quad (2.21)$$

การคำนวณหาความผกผันภายในกลุ่มโดยตรงนั้น มีความซับซ้อนที่สูง ซึ่งสามารถลดความซับซ้อนได้โดย การนิยามความผกผันระหว่างกลุ่ม (between-class variance ($\sigma_{between}^2$)) ที่เป็นการนำความแปรปรวนของจุดภาพทั้งหมดลดด้วยความผกผันภายในกลุ่ม ดังแสดงในสมการที่ (2.22)

$$\begin{aligned} \sigma_{between}^2(T) &= \sigma^2(T) - \sigma_{within}^2(T) \\ &= n_B(T)[\mu_O(T) - \mu]^2 + n_O(T)[\mu_O(T) - \mu]^2 \end{aligned} \quad (2.22)$$

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

$$\sigma_{between}^2(T) = n_B(T)n_O(T)[\mu_B(T) - \mu_O(T)]^2 \quad (2.23)$$

นั่นคือที่ทุกค่า 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

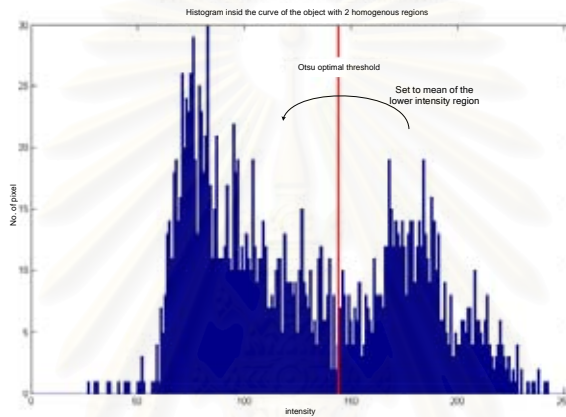
$$n_B(T+1) = n_B(T) + p(T) \quad (2.24)$$

$$n_O(T+1) = n_O(T) - p(T) \quad (2.25)$$

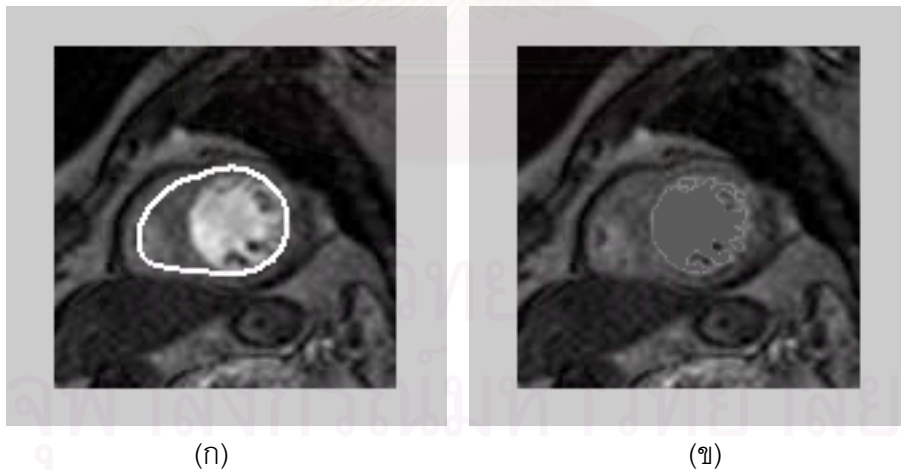
$$\mu_B(T+1) = \frac{\mu_B(T)n_B(T) + p(T)T}{\mu_B(T+1)} \quad (2.26)$$

$$\mu_O(T+1) = \frac{\mu_O(T)n_O(T) - p(T)T}{\mu_O(T+1)} \quad (2.27)$$

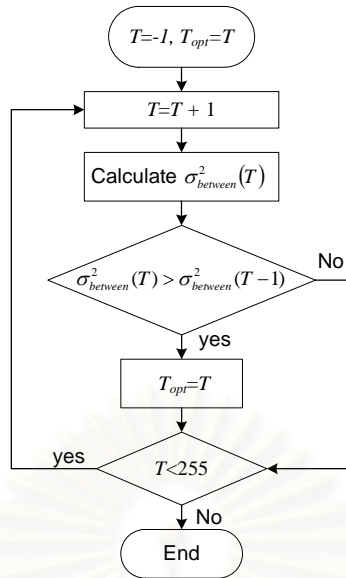
$\sigma_{between}^2$ ที่ค่า T ตั้งแต่ 0 ถึง N จะถูกคำนวณขึ้นโดยค่าของ T_{opt} คือค่าขีดแบ่งที่ทำให้ $\sigma_{between}^2$ มีค่ามากที่สุด สำหรับวิธีการคำนวณเพื่อหาค่า T_{opt} ที่ประหยัดหน่วยความจำที่ใช้ในการประมวลผลสามารถแสดงได้ในรูปที่ 2.11 ซึ่งแสดงการวนรอบคำนวณหาค่า $\sigma_{between}^2$ ที่ทุกๆ ค่า T ในกรณีที่ $\sigma_{between}^2(T) > \sigma_{between}^2(T_{opt})$ ค่า T_{opt} จะถูกปรับค่าให้เท่ากับ T ส่วนในกรณีอื่น T_{opt} ยังคงคงค่าเดิมไว้



รูปที่ 2.9 ฮิสโตแกรมของความเข้มของจุดภาพภายในเส้นโค้งแบ่งส่วนและการแปลงบริเวณภายในเส้นโค้งให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน



รูปที่ 2.10 ภาพเอ็มอาร์หัวใจก่อนและหลังการปรับความเข้ม (ก) ภาพหัวใจซึ่งเป็นวัตถุที่มีความไม่เป็นเนื้อเดียวกันและเส้นโค้งแบ่งส่วนภายใต้เงื่อนไขของความไม่เป็นเนื้อเดียวกัน (ข) ภาพของหัวใจหลังจากถูกปรับความเข้มให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน



รูปที่ 2.11 แผนภาพการคำนวณเพื่อหาค่าขีดแบ่งที่เหมาะสมที่สุดโดยวิธี Otsu

2.2.2.2 การปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

เส้นโค้งแบ่งส่วนของวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันที่ได้โดยวิธีการแบ่งส่วนในหัวข้อ 2.1 มักเกิดความผิดพลาดในการแบ่งส่วนโดยมักจะถูกดึงจากอิทธิพลของบริเวณที่มีความเข้มสูงของวัตถุ ซึ่งก็คือส่วนของหัวใจห้องล่างซ้ายในกรณีของภาพเอ็มอาร์หัวใจ แต่เนื่องจากการควบคุมของพจน์ส่วนความรู้ก่อน ทำให้ยังคงมีบางส่วนภายในเส้นโค้งแบ่งส่วนที่เป็นของบริเวณภายนอกหัวใจห้องล่างซ้ายซึ่งเป็นบริเวณที่มีความเข้มน้อยกว่า จากผลการแบ่งส่วนเช่นนี้ การปรับความเข้มในบริเวณของหัวใจห้องล่างซ้ายให้เท่ากับความเข้มของบริเวณภายนอกเส้นโค้งแบ่งส่วนเพื่อที่จะทำให้บริเวณของหัวใจทั้งหมดมีความเป็นเนื้อเดียวกัน จึงสามารถทำได้ในทุกกรณี

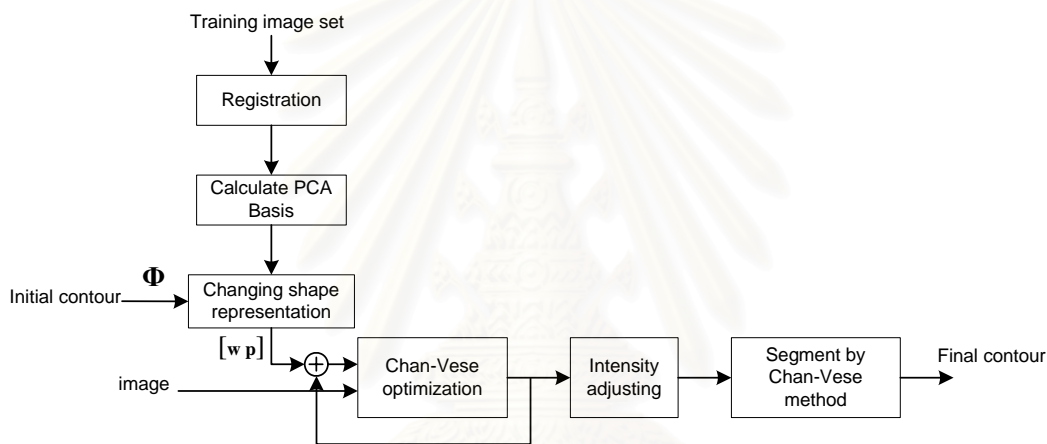
ขั้นตอนการทำงานของวิธีการนี้สามารถแสดงได้ดัง รูปที่ 2.12 โดยหลังจากการแบ่งส่วนภาพหัวใจโดยวิธีการแบ่งส่วนโดยใช้ความรู้ก่อนจากฐานหลักของ PCA ในหัวข้อที่ 2.1 จุดภาพภายในเส้นโค้งแบ่งส่วนสุดท้ายจากขั้นตอนนี้จะถูกปรับความเข้มให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน หลังจากนั้นวิธีการของ Chan และ Vese [8] จะถูกนำมาใช้เพื่อแบ่งส่วนอีกครั้งหนึ่งโดยเส้นโค้งเริ่มต้นคือเส้นโค้งสุดท้ายที่ได้จากการแบ่งส่วนตามหัวข้อที่ 2.1

2.2.2.3 การปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

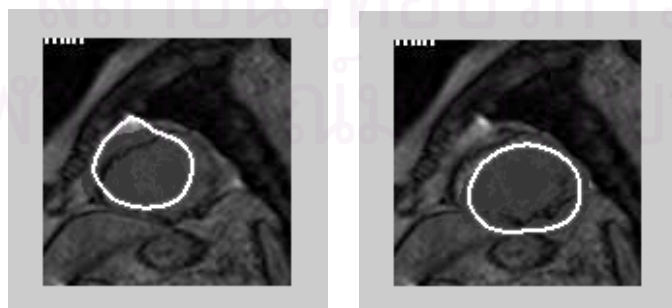
การใช้วิธีการในหัวข้อ 2.2.2.2 เพื่อแบ่งส่วนภาพอาจเกิดปัญหาในกรณีที่การแบ่งส่วนก่อนการปรับค่าความเข้มเกิดความผิดพลาด เช่น บางส่วนของเส้นโค้งแบ่งส่วนวางอยู่

ภายนอกวัตถุที่สนใจ ทำให้บริเวณภายนอกวัตถุถูกปรับความเข้มไปด้วย ดังแสดงในรูปที่ 2.13 ซึ่ง จะเห็นว่าบริเวณที่อยู่ภายนอกวัตถุถูกปรับความเข้มทำให้เกิดความผิดพลาดในการแบ่งส่วน

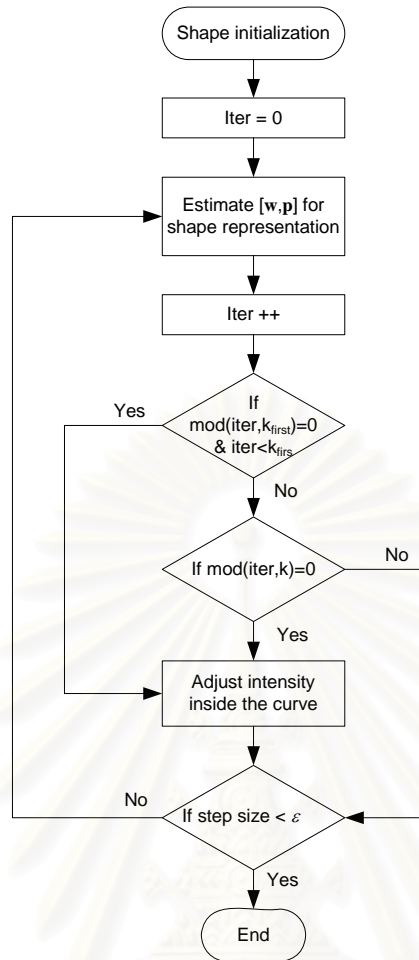
ในหัวข้อนี้จึงนำเสนอวิธีการแบ่งส่วนอีกรูปแบบหนึ่งโดยจะมีการปรับความเข้ม ของวัตถุให้มีความเป็นเนื้อเดียวกันด้วยวิธีตามหัวข้อที่ 2.2.2.1 ทุกๆ k รอบของการคำนวณใน หัวข้อที่ 2.1 โดยในการปรับความเข้มครั้งแรกอาจปรับที่รอบการคำนวณที่ไม่เท่ากับ k โดยอาจ กำหนดรอบในการปรับความเข้มครั้งแรกเป็น k_{first} วิธีการนี้จะทำให้เส้นโค้งไม่มีทางหลุดออกนอก วัตถุที่สนใจ โดยเฉพาะในกรณีที่เส้นโค้งเริ่มต้นอยู่ภายในวัตถุ ซึ่งยังคงสามารถนำไปใช้ในระบบ การแบ่งส่วนภาพแบบอัตโนมัติได้ เนื่องจากวัตถุที่สนใจส่วนใหญ่มักอยู่ตรงกลางภาพเสมอ แผนภาพแสดงการทำงานของวิธีการนี้สามารถแสดงได้ในรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.12 แผนภาพการทำงานของวิธีการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง



รูปที่ 2.13 การปรับความเข้มที่ผิดพลาด



รูปที่ 2.14 แผนภาพแสดงการแบ่งส่วนของภาพที่วัตถุไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันโดยการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

3 ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงผลการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีเลเวลเซตร่วมกับความรู้เชิงรูปร่าง ซึ่งได้เสนอขึ้นสามวิธี คือ การปรับเส้นโค้งโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัดเพื่อแบ่งส่วนวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน การแบ่งส่วนวัตถุที่ประกอบด้วยบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกันสองบริเวณโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง และการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

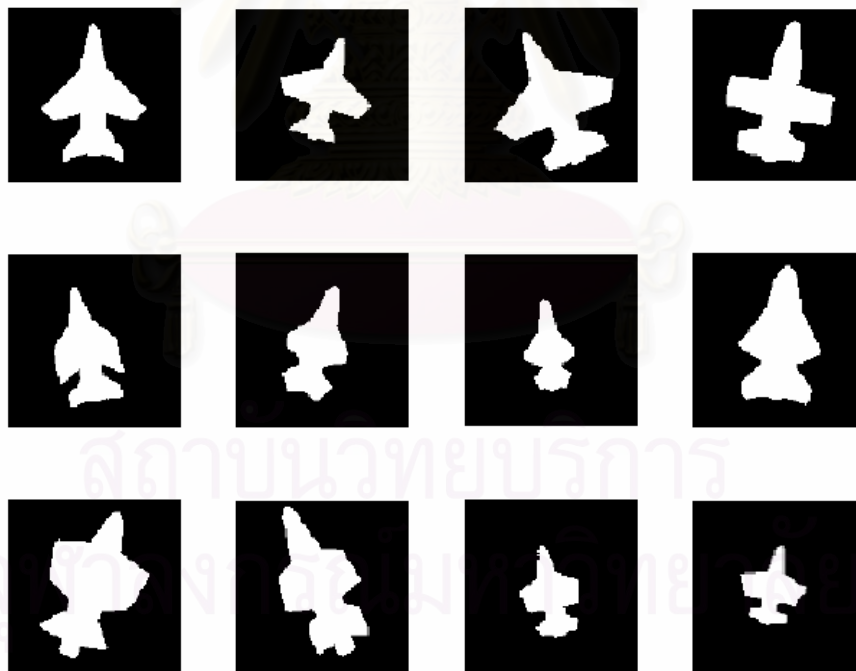
3.1 ผลการทดลองการแบ่งส่วนวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวโดยการปรับเส้นโค้งโดยละเอียดภายในพื้นที่จำกัด

ในการทดลองนี้เป็นการทดลองการแบ่งส่วนภาพตามวิธีการที่นำเสนอในหัวข้อที่ 2.2.1 โดยมีการทดลองทั้งกับกลุ่มภาพที่สร้างขึ้นเองเพื่อทดสอบความสามารถของวิธีการแบ่งส่วน

ภาพในกรณีนี้ที่ภาพถูกลดทอนด้วยวิธีการต่างๆ และกลุ่มของภาพหัวใจที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน ในการวัดผลการแบ่งส่วนภาพจะใช้ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่ (Area Similarity: AS) และระยะทางเฉลี่ยจากเส้นคอนทัวร์แบ่งส่วนอ้างอิง (Average Error Distance: AED)

3.1.1 กลุ่มของภาพที่สร้างขึ้นเอง

ในการทดลองนี้ได้สร้างกลุ่มภาพที่ใช้ในการทดลองโดยตั้งชื่อกลุ่มภาพว่ากลุ่มภาพ Jet กลุ่มภาพ Jet เป็นลักษณะของภาพที่มีความซับซ้อนไม่มากนักซึ่งเป็นวัตถุชิ้นเดียวที่ไม่มีช่องว่างตรงกลางภาพ โดยภาพในกลุ่มแต่ละภาพจะมีความแตกต่างกันในส่วนของ หัว ปีกหาง และขนาดของเครื่องบิน ในการสร้างฐานหลักของ PCA จะใช้กลุ่มของภาพเครื่องบินทั้งหมด 12 ภาพ ดังแสดงในรูปที่ 3.1 สำหรับในการทดลองกับภาพ Jet นี้จะแบ่งเป็น 2 ส่วน คือ การลดขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ (k) ที่ให้ผลการแบ่งส่วนที่ดีที่สุดที่ฐานหลักต่างๆ ที่ใช้สร้างเส้นโค้งแบ่งส่วนก่อนการแบ่งส่วนในบริเวณที่จำกัด และการทดสอบความสามารถของการแบ่งส่วนภาพกับภาพที่มีสัญญาณรบกวน



รูปที่ 3.1 กลุ่มของภาพ Jet ที่ใช้ในการสร้างฐานหลักของ PCA ที่ใช้ในการทดลองที่ 3.1.1

3.1.1.1 การทดสอบความสามารถของการแบ่งส่วนภาพกับภาพที่ไม่มีสัญญาณรบกวน

ภาพ Jet ที่ใช้ในการทดลองนี้จะแบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม ดังแสดงในรูปที่ 3.2 คือ

ก) กลุ่มของภาพที่มีสเกลใกล้เคียงกับกลุ่มของภาพตัวอย่างที่ปรับสเกลให้เท่ากันแล้ว แสดงในรูปที่ 3.2 (ก) และ รูปที่ 3.2 (ข)

ข) กลุ่มของภาพที่มีสเกลใกล้เคียงกับกลุ่มของภาพตัวอย่างที่ปรับสเกลให้เท่ากันแล้ว แต่มีการปิดมิด (Occlusion) ที่บางส่วนของภาพ แสดงในรูปที่ 3.2 (ค) และรูปที่ 3.2 (ง)

ค) กลุ่มของภาพที่มีสเกลต่างกับกลุ่มของภาพตัวอย่างที่ปรับสเกลให้เท่ากันแล้ว แสดงในรูปที่ 3.2 (จ) และรูปที่ 3.2 (ฉ)

ง) กลุ่มของภาพที่มีสเกลต่างกับกลุ่มของภาพตัวอย่างที่ปรับสเกลให้เท่ากันแล้ว และมีการปิดมิด (Occlusion) ที่บางส่วนของภาพ แสดงในรูปที่ 3.2 (จ) และรูปที่ 3.2 (ฉ)



(ก) Jettest1



(ข) Jettest2



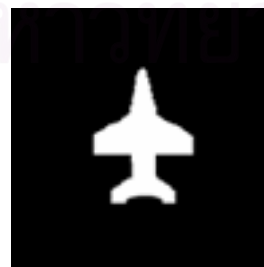
(ค) Jettest3



(ง) Jettest4



(จ) Jettest5



(ฉ) Jettest6



(๗) Jettest7



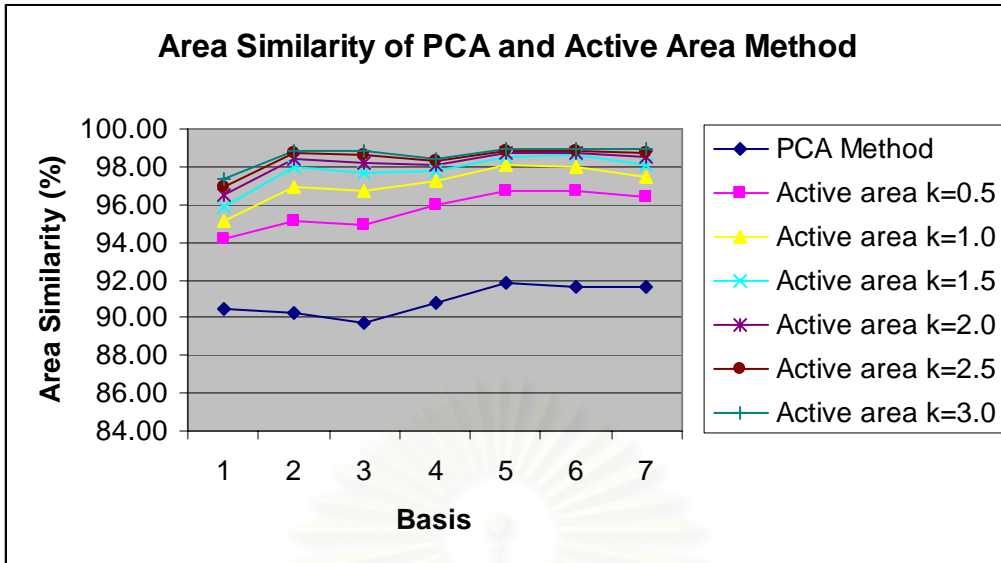
(๘) Jettest8

รูปที่ 3.2 กลุ่มของภาพ Jet ที่ใช้ในการทดลองที่ 3.1.1.1

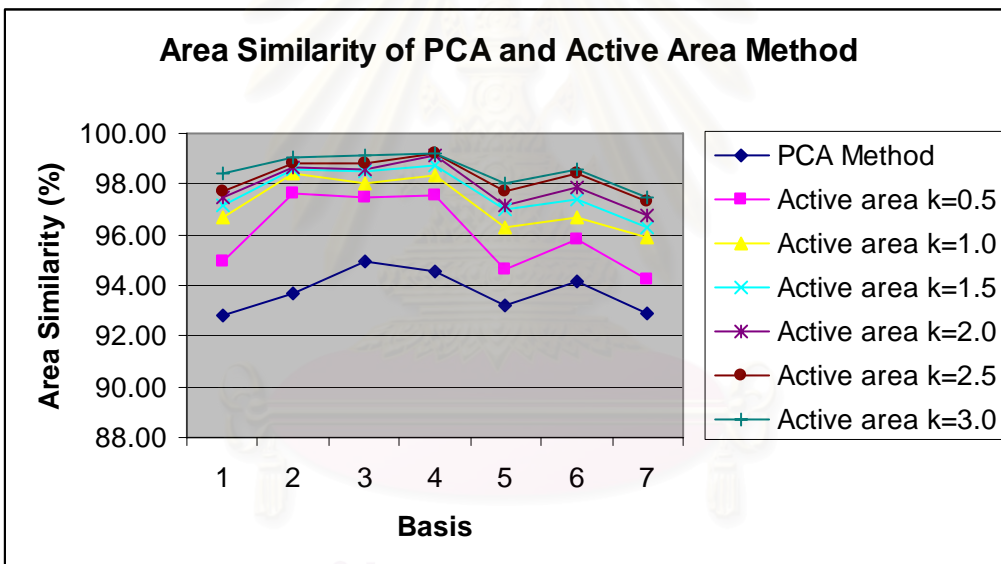
ก่อนการสร้างพื้นที่จำกัดในการแบ่งส่วนภาพ เส้นโค้งแบ่งส่วนจะถูกเคลื่อนที่โดยการปรับสัมประสิทธิ์ของ PCA บนฐานหลัก 1 ถึง 7 ตัว

- ความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนฐานหลักและความสามารถในการแบ่งส่วนภาพ

จากผลการทดลองพบว่า จำนวนของฐานหลักที่มากขึ้นไม่มีผลต่อความสามารถในการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA มากนัก กล่าวคือ ผลการแบ่งส่วนที่ถูกต้องที่สุด ไม่จำเป็นต้องมาจากจำนวนสัมประสิทธิ์ที่มากที่สุด ทั้งนี้มีสาเหตุมาจากจำนวนฐานหลักที่มากเป็นการเพิ่มความยุ่งก่อนหรือเงื่อนไขในการแบ่งส่วนภาพมากเกินไป ทำให้ในกรณีของภาพที่มีความแตกต่างจากกลุ่มของภาพตัวอย่างมาก อาจมีผลการแบ่งส่วนภาพที่ฐานหลักสูงๆ น้อยกว่าที่ฐานหลักต่ำกว่าดังตัวอย่างในรูปที่ 3.3 ซึ่งแสดงผลการแบ่งส่วนภาพที่จำนวนฐานหลักต่างๆ กันของภาพ Jettest1 อย่างไรก็ตามการใช้ฐานหลักเพียงฐานหลักเดียวในการแบ่งส่วนภาพมักจะยังให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีที่สุด เพื่อให้ได้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีที่สุดจำเป็นต้องมีการเลือกจำนวนฐานหลักที่เหมาะสมที่สุดในการแบ่งส่วนภาพ อย่างไรก็ตามในทางปฏิบัติที่ต้องมีการแบ่งส่วนภาพจำนวนมากๆ การเลือกใช้จำนวนฐานหลักเพียงค่าเดียวตลอดทั้งการทดลองก็เพียงพอเนื่องจากช่วงของความถูกต้องที่แต่ละฐานหลักไม่กว้างมากนัก



รูปที่ 3.3 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest1



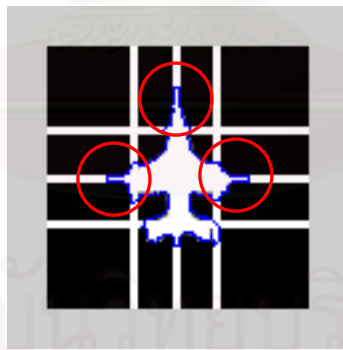
รูปที่ 3.4 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ค่าฐานหลักของ PCA ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest5

- การแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดที่ขนาด (k) ต่างๆ กัน

กรณีของภาพที่ไม่มีการปิดมิด (ภาพ Jettest1 Jettest2 Jettest5 และ Jettest6) การเพิ่มขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่จะช่วยเพิ่มผลการแบ่งส่วนภาพจากวิธีการปรับฐานหลักโดยวิธีการ PCA เพียงอย่างเดียว โดยผลการแบ่งส่วนจะมีค่ามากขึ้นตามขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ (k มีค่ามาก) ดังแสดงตัวอย่างในกราฟรูปที่ 3.4 การแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนเส้นโค้งแบ่งส่วนภายในพื้นที่จำกัดนี้ยังคงให้ผลที่ถูกต้องในกรณีของภาพที่มีวัตถุขนาดไม่

เท่ากับภาพวัตถุตัวอย่างที่ใช้ในการสร้างฐานหลักตั้งผลการแบ่งส่วนภาพ ดังแสดงตัวอย่างในกราฟรูปที่ 3.7 ทั้งนี้การเพิ่มบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่จะเป็นการเพิ่มขอบเขตในการเคลื่อนที่ของเส้นโค้งซึ่งจะช่วยให้เส้นโค้งแบ่งส่วนสามารถเคลื่อนที่ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น ซึ่งจะเป็นการเพิ่มความถูกต้องในการแบ่งส่วนภาพได้ดีในกรณีที่วัตถุที่และฉากหลังมีความเป็นเนื้อเดียวกันที่ชัดเจน

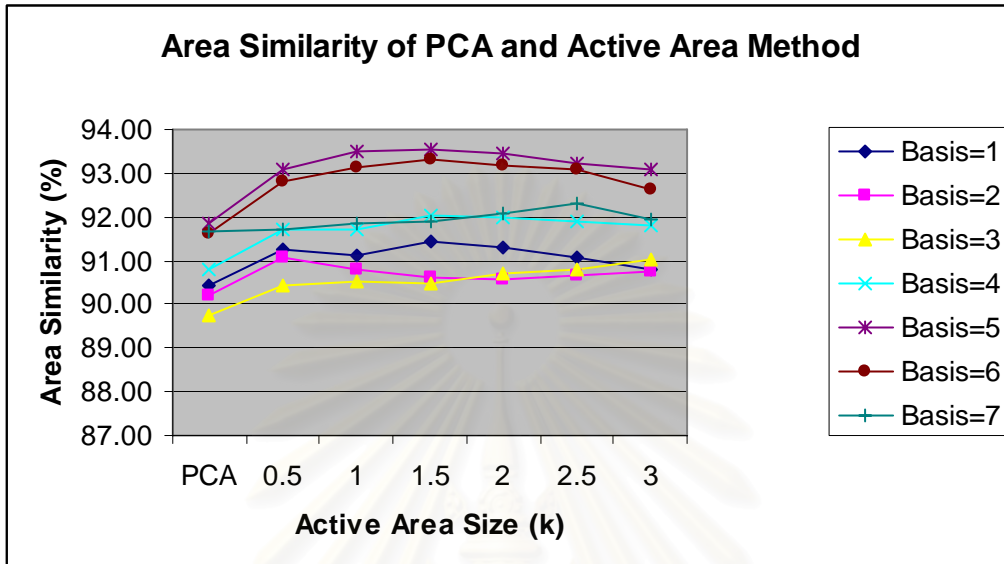
กรณีของภาพที่มีการปิดมิด (ภาพ Jettest3 Jettest4 Jettest7 และ Jettest8) ความสามารถในการแบ่งส่วนภาพของวิธีการเคลื่อนเส้นโค้งบนพื้นที่จำกัดจะเพิ่มขึ้นตามขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่จนถึงค่า k ค่าหนึ่งเท่านั้น หลังจากนั้นความสามารถในการแบ่งส่วนภาพจะลดลงดังแสดงตัวอย่างในกราฟรูปที่ 3.6 โดยความสามารถในการแบ่งส่วนจะมีค่าสูงสุดที่ค่า $k = 1.5$, $k = 0.5$ และ $k = 0.5$ ตามลำดับ อย่างไรก็ตามการใช้วิธีแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่กับภาพที่มีการปิดมิดยังคงให้ผลการแบ่งส่วนที่ดีกว่าการแบ่งส่วนโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA สำหรับสาเหตุที่ความถูกต้องในการแบ่งส่วนลดลงเมื่อขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ใหญ่เกินไปอาจเนื่องมาจากเส้นโค้งแบ่งส่วนถูกอนุญาตให้เคลื่อนที่มากเกินไป ซึ่งเส้นโค้งมักจะถูกดึงให้มีการบิดเบี้ยวโดยอิทธิพลของการปิดมิดดังแสดงในรูปที่ 3.5 ซึ่งบริเวณที่วงกลมคือบริเวณที่เส้นโค้งถูกดึงโดยอิทธิพลของการปิดมิด



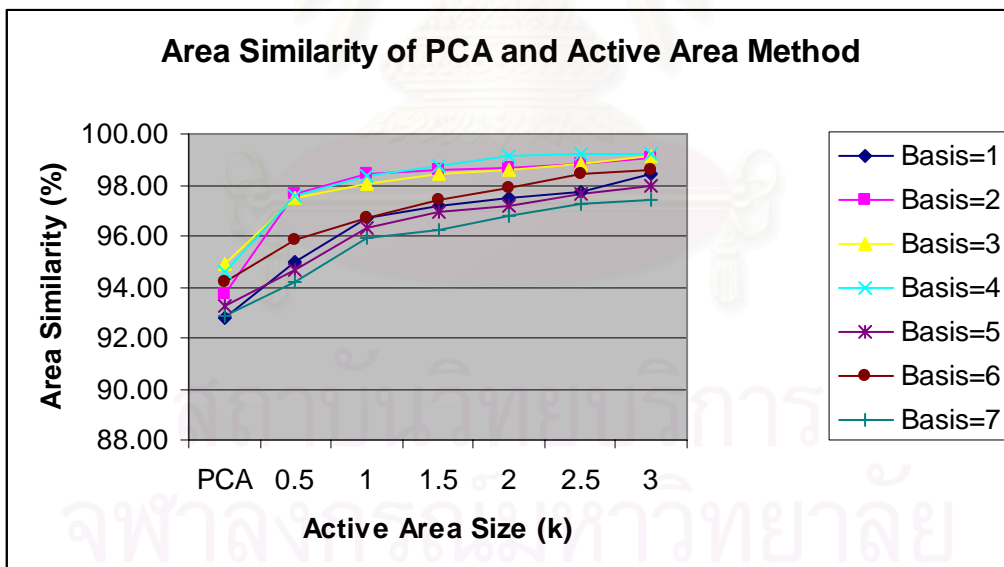
รูปที่ 3.5 บิดพลาดอันเนื่องมาจากอิทธิพลของการปิดมิดในการแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่ใหญ่เกินไป

จากผลการทดลองแบ่งส่วนภาพทั้ง 4 ลักษณะจะเห็นว่า การเคลื่อนเส้นโค้งอีกครั้งหนึ่งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ให้ผลการแบ่งส่วนที่ดีขึ้นวิธีการแบ่งส่วนโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA อย่างไรก็ตามจำเป็นต้องมีการปรับขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่เหมาะสมเพื่อให้ได้ผลการแบ่งส่วนที่ดีขึ้น ดังนั้นการนำวิธีการที่นำเสนอไปใช้กับกลุ่มภาพจำนวนมากๆ ซึ่งภาพแต่ละภาพถูกลดทอนในหลายลักษณะอาจต้องมีการกำหนดขนาดของ

บริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ให้มีขนาดไม่มากนักเพื่อให้ได้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีขึ้นในทุกกรณีของภาพกลุ่มเดียวกัน



รูปที่ 3.6 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest4



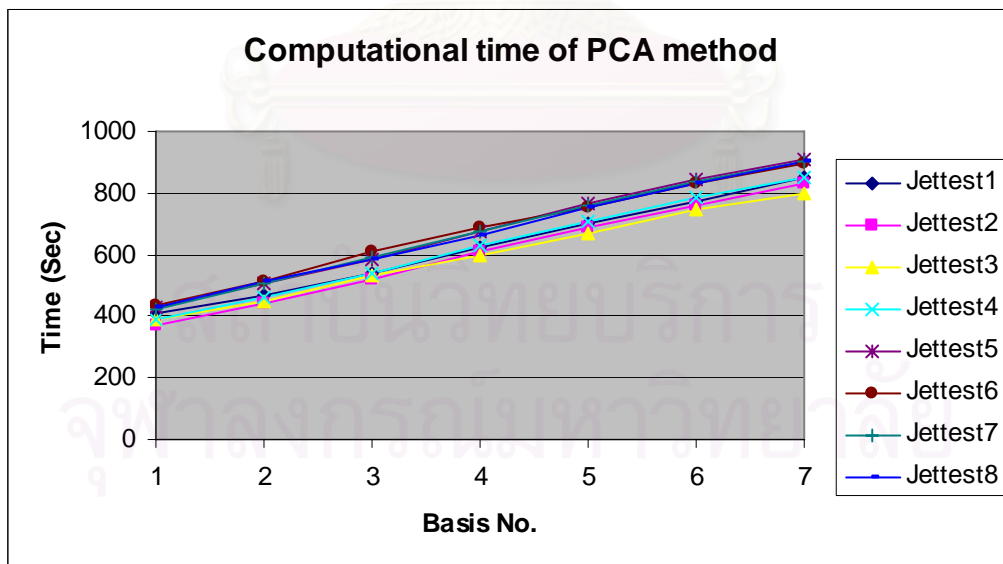
รูปที่ 3.7 ความคล้ายเชิงพื้นที่ของวิธีเคลื่อนเส้นโค้งในบริเวณจำกัดที่ขนาดบริเวณจำกัดพื้นที่ขนาดต่างๆ กันของภาพ Jettest5

- เวลาที่ใช้ในการคำนวณ

เมื่อพิจารณาถึงเวลาในการแบ่งส่วนภาพของวิธีการปรับเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ จะพบว่าเวลาที่ใช้ในการคำนวณส่วนใหญ่จะตกอยู่ที่ขั้นตอนของการแบ่งส่วนภาพ โดยการปรับสัมประสิทธิ์ของ PCA สำหรับในขั้นตอนของการปรับเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่นั้นจะใช้เวลาน้อยกว่า และไม่ขึ้นอยู่กับขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่

การปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA จะใช้เวลามากขึ้นตามจำนวนฐานหลักที่เพิ่มขึ้น โดยมีความสัมพันธ์ในลักษณะที่เป็นเชิงเส้น ในการทดลองวิธีการแบ่งส่วนภาพนี้กับกลุ่มภาพ Jettest จะพบว่าเวลาในการคำนวณจะเพิ่มขึ้นตามขนาดของฐานหลักที่เพิ่มขึ้นดังแสดงในรูปที่ 3.8

เมื่อพิจารณาถึงความสัมพันธ์ระหว่างความถูกต้องในการแบ่งส่วนภาพ (ทั้งในส่วนของค่า AS) และเวลาในการคำนวณจะพบว่า ระบบการแบ่งส่วนภาพสามารที่จะใช้ฐานหลักของ PCA ในการแสดงรูปร่างเพียง 1 ถึง 2 ฐานหลักก็เพียงพอโดยจะได้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ไม่แตกต่างจากระบบการแบ่งส่วนภาพที่ฐานหลักของ PCA จำนวนมากๆ แต่ระบบจะใช้เวลาในการคำนวณที่ลดลงอย่างมาก ส่วนขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่สามารที่จะปรับได้ตามลักษณะของวัตถุ โดยไม่มีผลทำให้เวลาในการคำนวณของระบบเพิ่มขึ้นหรือลดลง



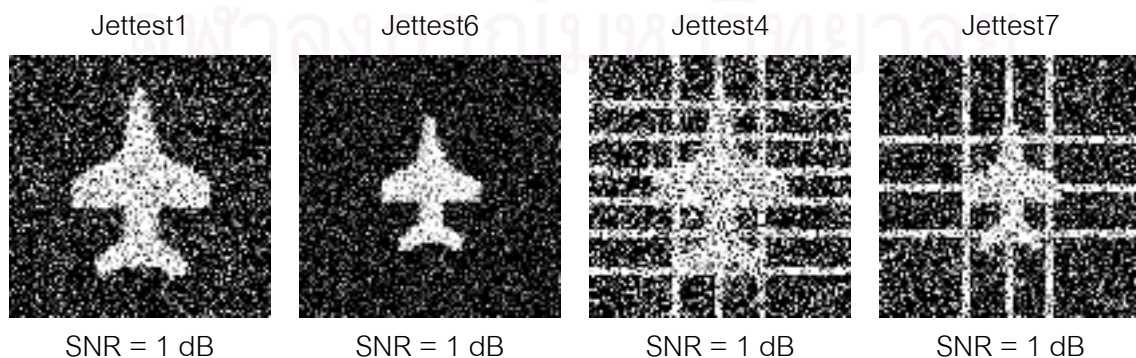
รูปที่ 3.8 เวลาที่ใช้ในการแบ่งส่วนภาพของกลุ่มภาพ Jettest ด้วยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ที่ฐานหลักต่างๆ

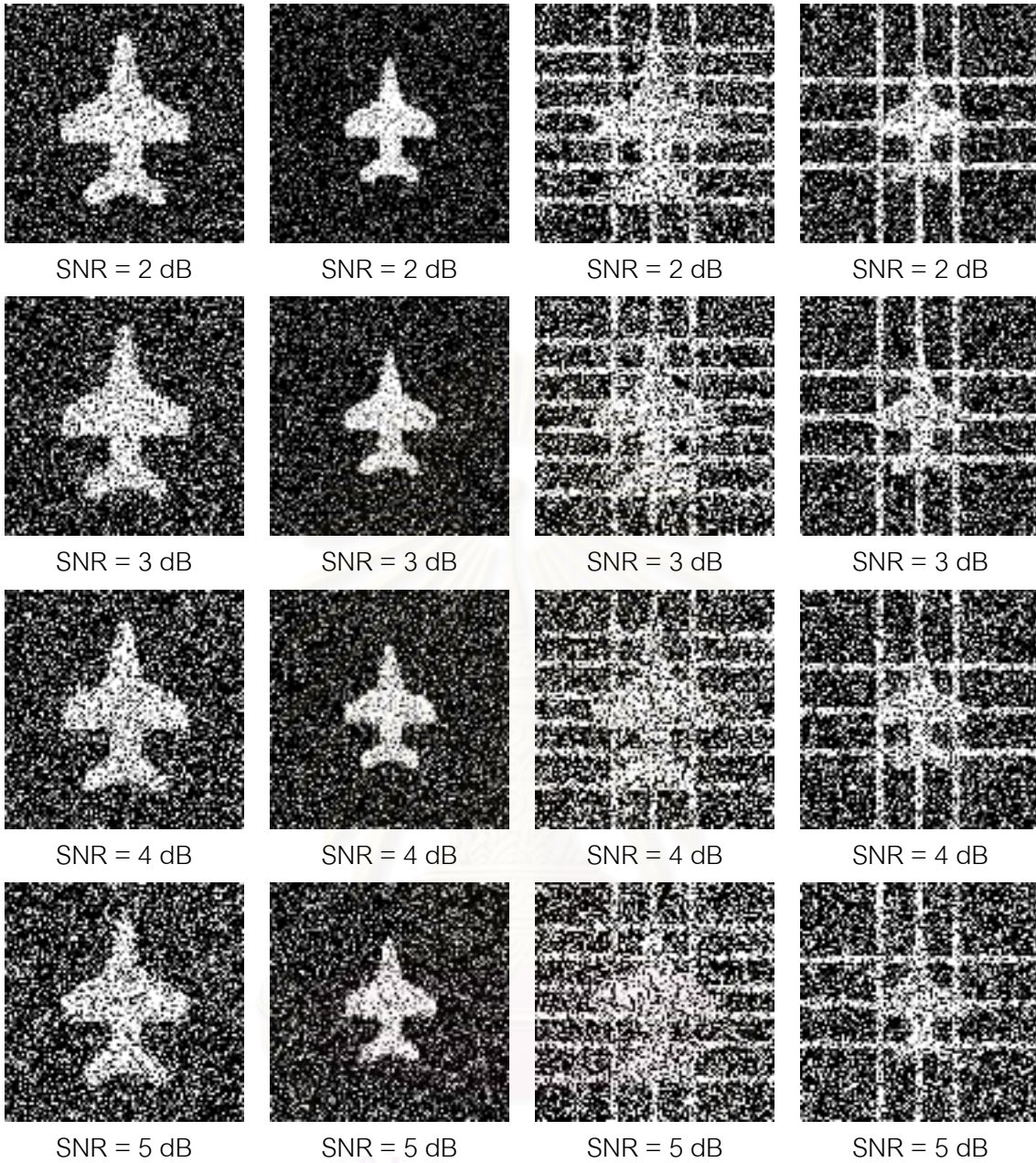
3.1.2 การทดสอบความสามารถของการแบ่งส่วนภาพกับภาพที่มีสัญญาณรบกวน

ในการทดลองนี้จะทดสอบความสามารถของการแบ่งส่วนภาพในกรณีที่ภาพถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวน โดยในการทดลองนี้จะเพิ่มสัญญาณรบกวนให้กับภาพทั้ง 4 ชนิด โดยสัญญาณรบกวนที่ใช้ในการทดลอง คือ สัญญาณรบกวนไวต์ (White Noise) ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และความแปรปรวนเป็น 1 โดยมีการเปลี่ยนค่า SNR ตั้งแต่ 1 ถึง 9 dB ภาพที่ถูกสัญญาณรบกวนทั้งหมดที่ใช้ในการทดลองนี้สามารถแสดงได้ดังแสดงในรูปที่ 3.9

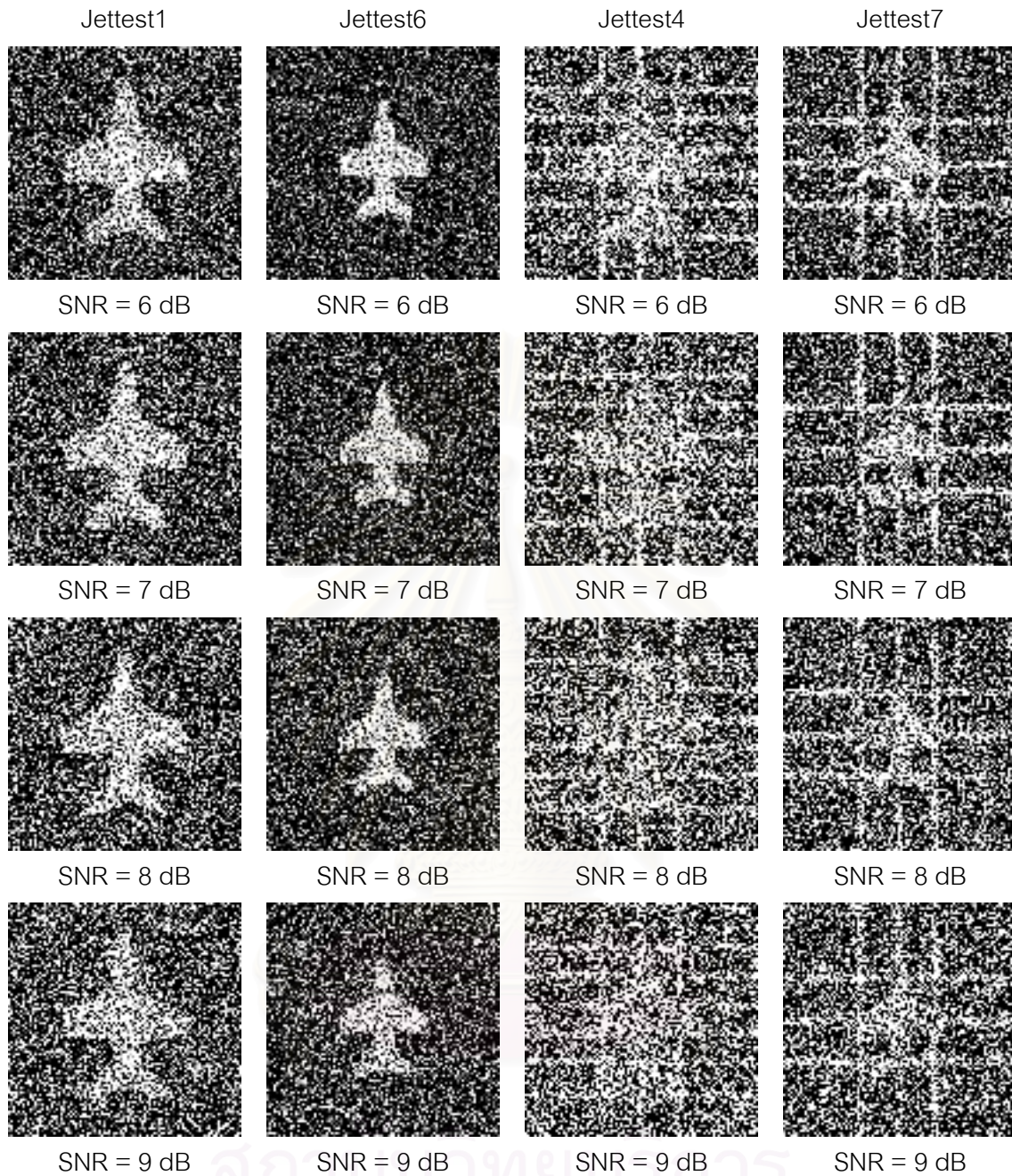
จากการทดลองที่ 3.1.1.1 จะเห็นว่าในการแบ่งส่วนภาพในกลุ่มภาพที่ถูกรบกวนที่หลากหลาย อาจจำเป็นต้องมีการตั้งค่าขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่ไม่กว้างมากเกินไปเพราะจะทำให้การแบ่งส่วนภาพที่ถูกรบกวนในบางลักษณะเกิดความผิดพลาด ดังนั้นในการทดลองนี้จะกำหนดให้ $k = 0.5$ ซึ่งเป็นค่าที่ให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของ PCA ที่ใช้กับกลุ่มภาพ Jet ในทุกลักษณะของภาพ ในการทดลองนี้จะแบ่งกลุ่มภาพที่ใช้ในการทดลองออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มภาพที่ไม่มีการบิดมิด (Jetest1 และ Jetest6) และ กลุ่มภาพที่มีการบิดมิด (Jetest4 และ Jetest7)

จากผลการทดลองจะพบว่าการใช้วิธีการแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่กับภาพที่ไม่มีการบิดมิด ให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าการแบ่งส่วนโดยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ในเกือบทุกกรณี โดยจะให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่สูงในกรณีสัญญาณรบกวนมีค่าน้อย และผลการแบ่งส่วนภาพจะลดลงตามขนาดของสัญญาณรบกวนที่เพิ่ม อย่างไรก็ตามผลการแบ่งส่วนภาพส่วนใหญ่ยังคงมีค่ามากกว่า ผลการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ทั้งการวัดโดยใช้ความคล้ายเชิงพื้นที่ (AS) และระยะทางจากเส้นโค้งแบ่งส่วนอ้างอิงเฉลี่ย (AED)





รูปที่ 3.9 ภาพ Jettest1, 6, 4 และ 7 ที่ถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนที่ SNR ขนาด 1 ถึง 9 dB ซึ่งใช้ในการทดลองที่ 3.1.2



รูปที่ 3.9 (ต่อ) ภาพ Jetest1, 6, 4 และ 7 ที่ถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนที่ SNR ขนาด 1 ถึง 9 dB ซึ่งใช้ในการทดลองที่ 3.1.2

จากผลการทดลองแบ่งส่วนภาพในกรณีที่มีการปิดมิติและถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนจะพบว่า การแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ ให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับฐานหลักของ PCA ในกรณีที่ภาพถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนที่สูง ซึ่งน่าจะมีสาเหตุมาจากสัญญาณรบกวนที่มากจะไป

ทำลายข้อมูลของการปิดมิติทำให้เส้นโค้งแบ่งส่วนที่เคลื่อนที่ภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ถูกต้องโดยอิทธิพลของการปิดมิติน้อยลง

3.1.3 กลุ่มภาพเอมอาร์หัวใจ

ในการทดลองนี้มีลักษณะคล้ายกับการทดลองที่ 3.1.1 โดยเปลี่ยนจากกลุ่มภาพที่สร้างขึ้นเองเป็นกลุ่มของภาพเอมอาร์หัวใจ โดยจะเปรียบเทียบผลการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับฐานหลักของ PCA และการแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนที่เส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ สำหรับการสร้างฐานหลักของกลุ่มภาพจะใช้เส้นโค้งแบ่งส่วนที่สร้างขึ้นเองจากภาพเอมอาร์หัวใจจำนวน 16 ภาพแสดงตามรูปที่ 3.10

เนื่องจากวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยการเคลื่อนที่เส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่จะนิยามการเคลื่อนที่ของเส้นโค้งบนพื้นฐานความเป็นเนื้อเดียวกัน ดังนั้นในการทดลองนี้จะทดสอบวิธีการแบ่งส่วนภาพที่นำเสนอกับภาพเอมอาร์หัวใจในขณะที่หัวใจมีความเป็นเนื้อเดียวกันเท่านั้น ภาพเอมอาร์หัวใจที่ใช้ในการทดลองมีทั้งหมด 8 ภาพแสดงได้ดังรูปที่ 3.11

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

- ความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนฐานหลักและความสามารถในการแบ่งส่วนภาพ

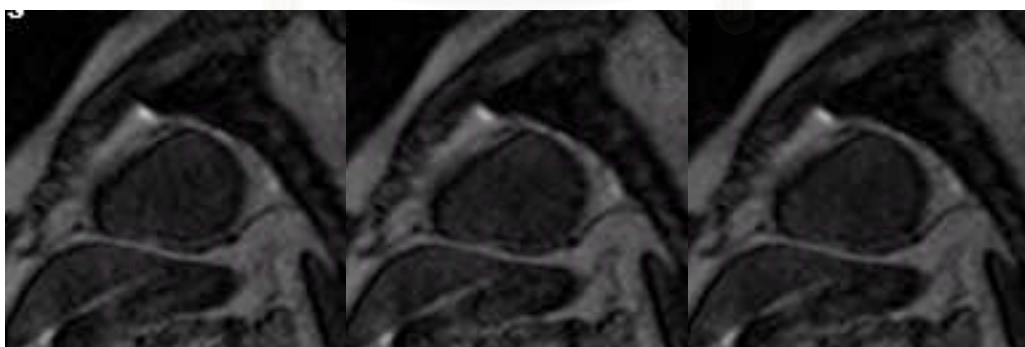
จากผลการทดลองจะพบว่าจำนวนของฐานหลักไม่ค่อยมีผลต่อการแบ่งส่วนภาพมากนัก ทั้งนี้อาจเนื่องมาจากลักษณะของหัวใจที่เป็นรูปร่างที่ไม่มีความซับซ้อนมากนัก การเพิ่มฐานหลักมักจะไม่ค่อยมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงรูปร่างโดยรวมของเส้นโค้งแบ่งส่วนมากนัก



รูปที่ 3.10 รูปร่างของภาพหัวใจที่ใช้ในการสร้างฐานหลังโดยวิธีการ PCA



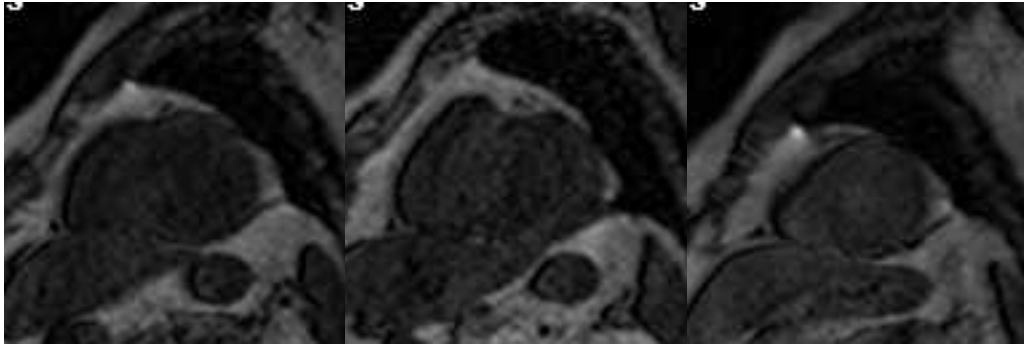
รูปที่ 3.10 (ต่อ) รูปร่างของภาพหัวใจที่ใช้ในการสร้างฐานหลังโดยวิธีการ PCA



(ก) heartmask1

(ข) heartmask2

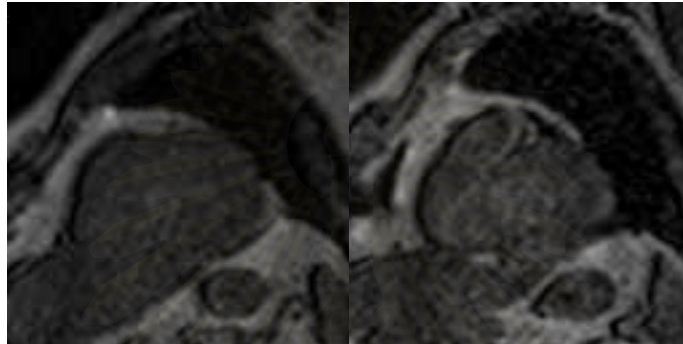
(ค) heartmask3



(ง) heartmask4

(จ) heartmask5

(ฉ) heartmask6



(ช) heartmask7

(ซ) heartmask8

รูปที่ 3.11 ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ใช้ในการทดลองที่ 3.1.3

- การแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดที่ขนาด (k) ต่างๆ กัน

จากผลการทดลองแสดงในแผนภูมิแสดงผลการแบ่งส่วนภาพของภาพเอ็มอาร์ heartmask1 ถึง heartmask8 ที่บริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ขนาดต่างๆกัน จะพบว่าโดยส่วนใหญ่ความสามารถในการแบ่งส่วนภาพจะเพิ่มขึ้นตามขนาดบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่เพิ่มขึ้น โดยความสามารถในการแบ่งส่วนนี้จะเริ่มมีการเพิ่มขึ้นที่น้อยลงเมื่อขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่มากขึ้น

อย่างไรก็ตามจะมีภาพเอ็มอาร์หัวใจบางภาพที่วิธีการปรับเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ให้ค่า AS น้อยกว่าวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA นั่นคือภาพ heartmask1 และ heartmask6 ซึ่งเมื่อสังเกตุดลักษณะของภาพและเส้นโค้งแบ่งส่วนภาพที่ได้จากวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ดังตัวอย่างในรูปที่ 3.12 (ข) ซึ่งเป็นเส้นโค้งแบ่งส่วนที่ได้จากวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ของภาพ heartmask6 จะพบว่าเส้นโค้งแบ่งส่วนภาพนี้จะมีการวางตัวใกล้เคียงกับบริเวณขอบภาพที่แท้จริงมากแล้ว (จากผลการทดลองจะเห็นว่าค่า AS ของการแบ่งส่วนภาพ heartmask1 และ heartmask6 มีค่ามากกว่า 80%) ซึ่งมีโอกาสที่จะทำให้เส้นโค้งแบ่งส่วนภาพที่ถูกเคลื่อนที่ในภายหลังอาจถูกอิทธิพลของภาพที่อาจถูกลดทอนทำลายความรู้เชิงรูปร่างที่ได้จากฐานหลักของ PCA ไป ในรูปที่ 3.12 (ง) แสดงผลการแบ่งส่วน

ภาพโดยการปรับเส้นโค้งแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ขนาด $k = 0.5$ ซึ่งแสดงดังรูปที่ 3.12 (ค) และ รูปที่ 3.12 (ข) แสดงผลการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับเส้นโค้งแบ่งส่วนภาพภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ขนาด $k = 3$ ซึ่งแสดงดังรูปที่ 3.12 (จ) ซึ่งจะเห็นว่าผลการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ค่า k น้อยๆ (ดังรูปที่ 3.12 (ง)) จะให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ถูกต้องมากกว่าการตั้งค่า k มากๆ (ดังรูปที่ 3.12 (ข))

- เวลาที่ใช้ในการคำนวณ

จากผลการทดลองในการแบ่งส่วนภาพหัวใจโดยวิธีการเคลื่อนเส้นโค้งภายในบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ จะพบว่าเวลาที่ใช้ในการแบ่งส่วนภาพยังคงมีลักษณะที่เพิ่มขึ้นตามจำนวนของฐานหลักที่เพิ่มเช่นเดียวกับการทดลองในหัวข้อที่ 3.1.1.1 โดยความสัมพันธ์ระหว่างเวลาที่ใช้ในการคำนวณและจำนวนของฐานหลักของ PCA สามารถแสดงได้ตามรูปที่ 3.13



(ก) การแบ่งส่วนโดยมนุษย์



(ข) การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการ PCA

รูปที่ 3.12 ผลการแบ่งส่วนภาพ heartmask6 โดยวิธีการต่างๆ



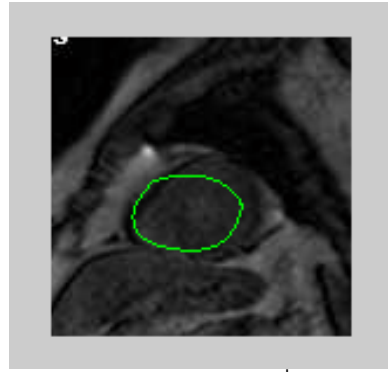
(ค) บริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่ค่า $k = 0.5$



(ง) การแบ่งส่วนภาพที่ค่า $k = 0.5$

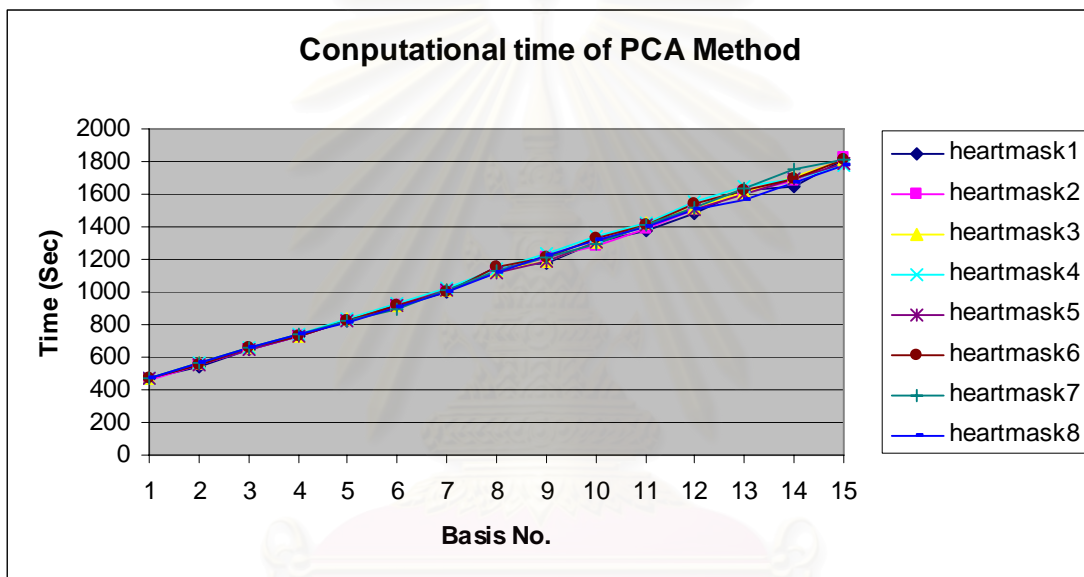


(ค) บริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ที่ค่า $k = 3$



(ง) การแบ่งส่วนภาพที่ค่า $k = 3$

รูปที่ 3.12 (ต่อ) ผลการแบ่งส่วนภาพ heartmask6 โดยวิธีการต่างๆ



รูปที่ 3.13 เวลาที่ใช้ในการแบ่งส่วนภาพของกลุ่มภาพ heartmask ด้วยวิธีการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ที่ฐานหลักต่างๆ

3.2 การแบ่งส่วนวัตถุที่ประกอบด้วยบริเวณที่เป็นเนื้อเดียวกันสองบริเวณ

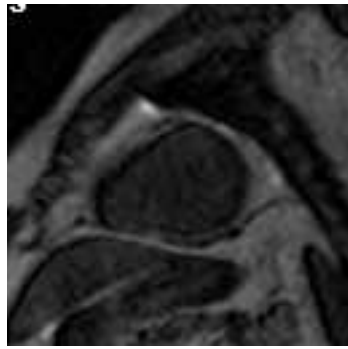
ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ต้องการแบ่งส่วนจะมีการเปลี่ยนแปลงความเข้มภาพไปตามเวลา และจังหวะการทำงานของหัวใจ ซึ่งสามารถแบ่งลักษณะของความเข้มภายในของหัวใจได้ทั้งหมด 6 แบบ ตามที่อธิบายในหัวข้อที่ 2.2.2.1 ซึ่งในการทดลองนี้จะทดสอบความสามารถของวิธีการแบ่งส่วนภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันที่นำเสนอตามที่อธิบายในหัวข้อที่ 2.2.2.2 และ 2.2.2.3

ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ใช้ในการทดลองทั้งหมดสามารถแสดงได้ตามรูปที่ 3.14 โดย

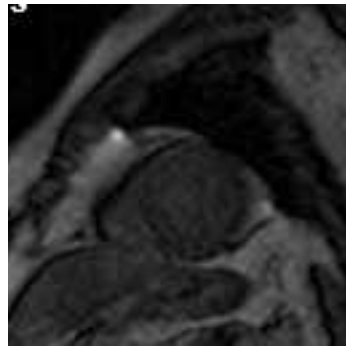
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่มีความเป็นเนื้อเดียวกันสามารถแสดงได้ตามรูปที่ 3.14 (ก) และ (ข)
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณหัวใจห้องล่างขวา และต่ำที่บริเวณหัวใจห้องล่างซ้ายสามารถแสดงได้ตามรูปที่ 3.14 (ค) และ (ง)
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณห้องหัวใจทั้งสองห้อง และมีความเข้มต่ำบริเวณผนังห้องหัวใจแสดงได้ตามรูปที่ 3.14 (จ) และ (ฉ)
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณหัวใจห้องล่างซ้าย โดยหัวใจห้องล่างซ้ายกำลังขยายตัวแสดงได้ตามรูปที่ 3.14 (ช) และ (ซ)
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่มีความเข้มสูงที่บริเวณหัวใจห้องล่างซ้าย โดยหัวใจห้องล่างซ้ายไม่ขยายตัวแสดงได้ตามรูปที่ 3.14 (ฌ) และ (ญ)
- ตัวอย่างของภาพหัวใจที่บริเวณที่มีความเป็นเนื้อเดียวกันทั้งสองส่วนมีความเข้มที่แตกต่างกันมากนัก แสดงได้ตามรูปที่ 3.14 (ฎ) และ (ฏ)

3.2.1 การปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

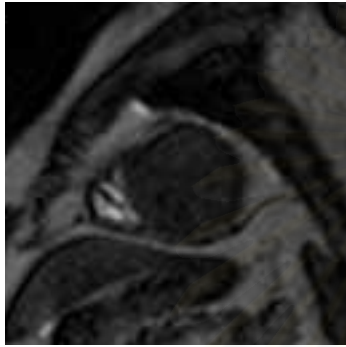
จากการทดลองจะพบว่า การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง จะให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของ PCA ในทุกกรณี ยกเว้นกรณีที่ 2 และ 3 ที่จะมีบางฐานหลักที่วิธีการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่แยกว่า (ในกรณีภาพ hearttest5 ผลการแบ่งส่วนภาพแยกว่าในทุกจำนวนฐานหลัก) อย่างไรก็ตามหากกำหนดให้เกณฑ์ความถูกต้องในการนำวิธีการแบ่งส่วนนี้ไปใช้จริงอยู่ที่ค่าความคล้ายเชิงพื้นที่เท่ากับ 85% จะพบว่า มีเพียงกรณีที่ 1 5 และ 6 เท่านั้นที่ผ่านเกณฑ์



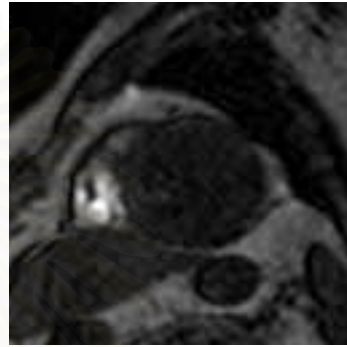
(น) hearttest1



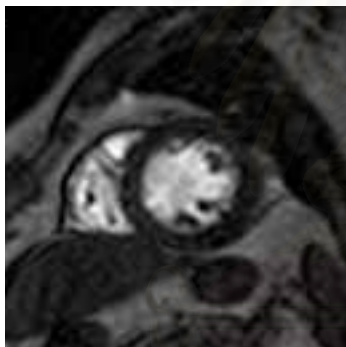
(ข) hearttest2



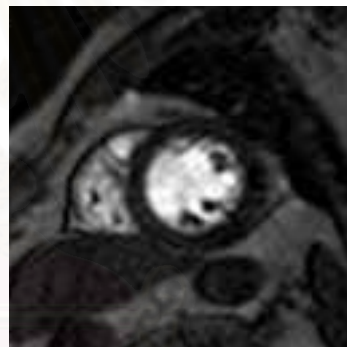
(ค) hearttest3



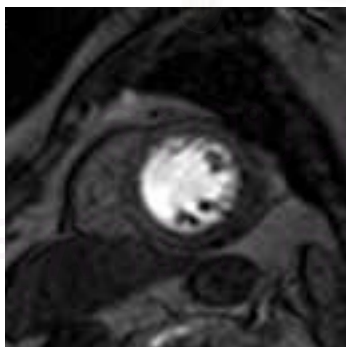
(ง) hearttest4



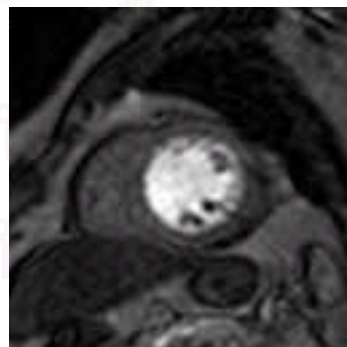
(จ) hearttest5



(ฉ) hearttest6

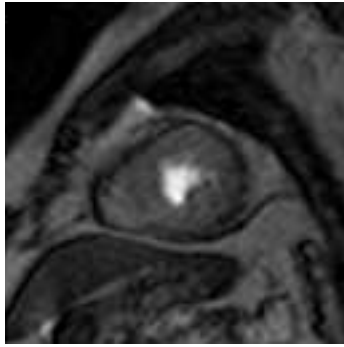


(ช) hearttest7

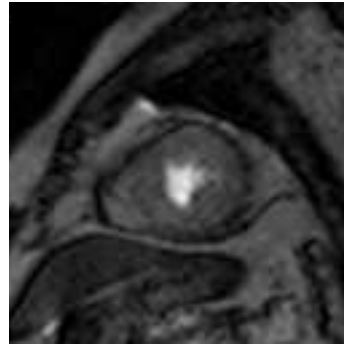


(ซ) hearttest8

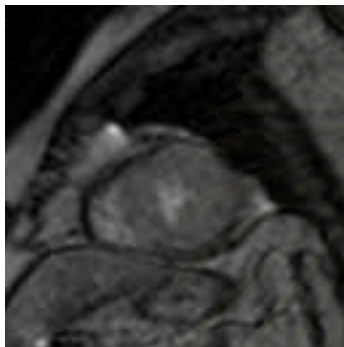
รูปที่ 3.14 ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ใช้ในการทดลองที่ 3.2



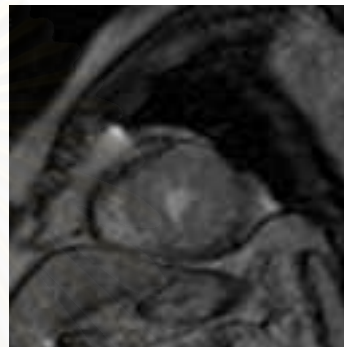
(ฉ) hearttest9



(ฅ) hearttest10



(ฉ) hearttest11



(ฅ) hearttest12

รูปที่ 3.14 (ต่อ) ภาพเอ็มอาร์หัวใจที่ใช้ในการทดลองที่ 3.2

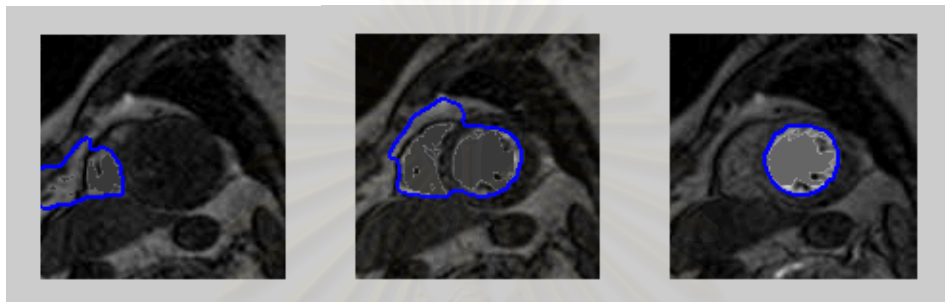
เมื่อพิจารณาภาพที่ให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่แย่ จะพบว่าเป็นภาพที่วัตถุประกอบด้วยบริเวณที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน 2 บริเวณที่มีความเข้มแตกต่างกันสูง ซึ่งผลการแบ่งส่วนภาพให้กรณีที่ไม่ถูกต้องสามารถแสดงได้ในรูปที่ 3.15 ซึ่งผลการแบ่งส่วนภาพที่ผิดพลาดนี้มีสาเหตุมาจากเส้นโค้งเริ่มต้นที่ได้จากการแบ่งส่วนโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลัก PCA มีการวางในตำแหน่งที่ไม่ถูกต้องอย่างมาก กล่าวคือมีบางส่วนของเส้นโค้งอยู่ภายในและมีบางส่วนอยู่ภายนอกวัตถุดังแสดงในรูปที่ 3.16 (ก) ส่วนในกรณีที่ 3 เป็นผลมาจากการขาดข้อมูลเชิงรูปร่างในการแบ่งส่วนภาพ ส่วนในกรณีที่ 4 จะเห็นว่าเส้นโค้งเริ่มต้นอยู่ใกล้กับหัวใจห้องล่างซ้ายซึ่งมีความเข้มสูงมากเกินไป จนทำให้การปรับความเข้มผิดพลาดเนื่องจากการปรับค่าจะเป็นไปภายในบริเวณเส้นโค้งแบ่งส่วนเท่านั้น

3.2.2 การปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง

ในการทดลองนี้เป็นการทดลองหาความสามารถในการแบ่งส่วนภาพของการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่าง โดยมีการปรับ

ค่าจำนวนรอบของการปรับความเข้มครั้งแรก (k_{first}) และจำนวนรอบในการปรับความเข้ม (k) เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับกลุ่มภาพเอ็มอาร์หัวใจ

จากผลการทดลองจะเห็นว่าการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการปรับความเข้มร่วมกับการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ถูกต้องมากกว่าการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการปรับความเข้มหลังการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงรูปร่างในเกือบทุกกรณียกเว้นเพียงภาพ hearttest11 ในกรณีที่ 6 ที่จำนวน Basis 1 และ 2 ตัว

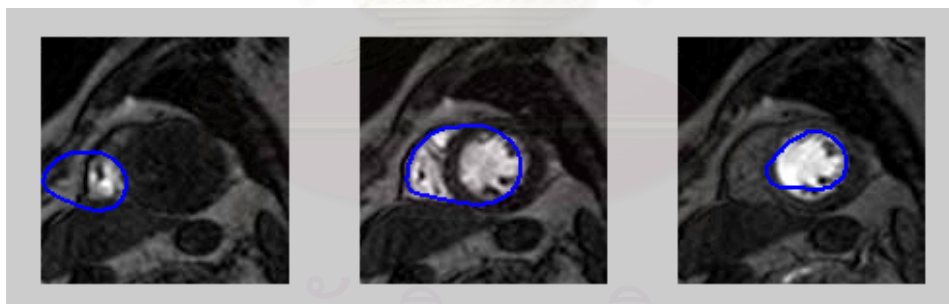


(ก) กรณีที่ 2

(ข) กรณีที่ 3

(ค) กรณีที่ 4

รูปที่ 3.15 ผลการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงของภาพที่ไม่ถูกต้อง



(ก) กรณีที่ 2

(ข) กรณีที่ 3

(ค) กรณีที่ 4

รูปที่ 3.16 เส้นโค้งเริ่มต้นก่อนการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับความเข้มหลังจากการประมาณรูปร่างจากความรู้เชิงของภาพที่ให้ผลการแบ่งส่วนภาพไม่ถูกต้อง

4 บทสรุปและข้อเสนอแนะ

4.1 สรุปผลการวิจัย

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

ในการเพิ่มความสามารถของการแบ่งส่วนภาพวัตถุที่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน งานวิจัยนี้เสนอให้มีการแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการเลเวลเซตพื้นฐานอีกครั้งภายในพื้นที่จำกัด ซึ่งพื้นที่จำกัดนี้สร้างมาจากข้อมูลของฐานหลักของ PCA ซึ่งจากผลการทดลองจะพบว่าวิธีการที่นำเสนอให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าการแบ่งส่วนภาพโดยการปรับสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA ทั้งในกรณีของภาพที่มีสัญญาณรบกวน และในกรณีของภาพที่มีการบิดเบือน อย่างไรก็ตามการแบ่งส่วนภาพเพื่อให้ได้ผลดีที่สุดจำเป็นต้องปรับขนาดของบริเวณจำกัดการเคลื่อนที่ให้เหมาะสม

สำหรับในกรณีของภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันนั้น งานวิจัยได้เสนอให้มีการใช้วิธีการแบ่งส่วนภาพร่วมกับวิธีการปรับความเข้มของวัตถุให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน โดยการปรับความเข้มได้เสนอให้ใช้วิธีการของ Otsu ในการหาขีดแบ่งสำหรับปรับความเข้ม ในงานวิจัยนี้ได้เสนอวิธีการแบ่งส่วน 2 วิธี สำหรับการแบ่งส่วนในกรณีนี้ คือ

- 1) การแบ่งส่วนภาพโดยวิธีการเลเวลเซตพื้นฐานหลังจากการปรับความเข้มของวัตถุให้มีความเป็นเนื้อเดียวกัน โดยบริเวณที่ถูกปรับให้มีความเข้มเป็นเนื้อเดียวกันคือบริเวณภายใน

เส้นโค้งแบ่งส่วนซึ่งได้จากการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของฐานหลักของ PCA จากผลการทดลองพบว่าวิธีการนี้ให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ดีกว่าวิธีการปรับฐานหลักของ PCA ในเกือบทุกกรณี อย่างไรก็ตามในภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันบางลักษณะวิธีการนี้ยังให้ผลการทดลองที่ยังไม่ดีพอที่จะนำไปใช้งานได้จริง

2) การแบ่งส่วนภาพโดยการปรับฐานหลักร่วมกับการปรับความเข้มของภาพวิธีการนี้ให้ผลการแบ่งส่วนที่ดีกว่าวิธีการที่ 1) ในทุกกรณีโดยเหลือลักษณะของภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกันเพียงแบบเดียวที่ยังให้ผลการแบ่งส่วนที่ยังไม่สามารถนำไปใช้ได้จริง

4.2 ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต

สำหรับงานที่ควรจะได้รับการศึกษาหรือพัฒนาต่อไป คือ

1) พัฒนาระบบการแบ่งส่วนภาพที่มีความถูกต้องมากขึ้นและสามารถแบ่งส่วนภาพได้ในทุกกรณีของภาพวัตถุที่ไม่มีความเป็นเนื้อเดียวกัน

2) เพิ่มความรู้ก่อนในรูปแบบของความเข้มภายในวัตถุ

2) พัฒนาระบบการแบ่งส่วนภาพที่มีความซับซ้อนในการคำนวณที่ต่ำลง

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] Cohen, L. D. On active contour models and balloons. Computer Vision, Graphics, and Image Processing. 53 (March 1991): 211-218.
- [4] Xu, C. and Prince, J. L., Snakes, shapes, and gradient vector flow. IEEE Transactions on Image Processing. 7 (March 1998): 359-369.

- [5] 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.
- [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., Thiruvenkadam, 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., Thiruvenkadam, 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] Pluempitiwiriyawej, 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] Pluempitiwiriyawej, 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] Pluempitiwiriyawej, 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.