บทที่ 2

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในอดีตถึงปัจจุบันมีงานวิจัยจำนวนมากที่ทำการแบ่งส่วนที่เป็นสมองจากภาพเอ็มอาร์ไอ ทั้งโดยวิธีการแบบอัตโนมัติและแบบกึ่งอัตโนมัติ โดยแนวทางในการแก้ปัญหามีหลายแนวทางแตกต่างกันตามมุมมองของผู้ทำการแก้ปัญหาและตามลักษณะของชุดภาพที่ต้องการแบ่งส่วน แต่ทั้งนี้วิธีการโดยมากยังไม่สามารถแบ่งส่วนโดยอัตโนมัติได้สมบูรณ์ทุกขั้นตอนรวมทั้งยังไม่สามารถกระทำได้กับภาพในหลายลักษณะจากเครื่องเอ็มอาร์ไอหลายรุ่นได้

ในบทนี้ได้นำเสนอวิธีการแบ่งส่วนที่เป็นสมอง โดยได้ยึดหลักเกณฑ์การนำเสนอตามประเภทวิธีการในการแบ่งส่วน โดยสามารถจำแนกออกได้เป็น 3 ประเภท คือ

1. การหาค่าขีดแบ่งโดยอัตโนมัติ
2. การแบ่งกลุ่มตามบริเวณและค่าระดับเทา
3. การใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ (deformable contour)

การนำเสนอในบทนี้ จะเน้นหนักสำหรับการใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ ซึ่งเป็นวิธีการที่จะนำไปใช้ในงานวิจัยนี้ต่อไป

2.1 การหาค่าขีดแบ่งอัตโนมัติ

สำหรับการหาค่าขีดแบ่งโดยอัตโนมัตินี้ โดยทั่วไปจะมีขั้นตอนการทำงาน 4 ขั้นตอน ดังนี้

1. สร้างฮิสโตแกรม โดยนำค่าระดับเทาจากภาพเอ็มอาร์ไอมาทำการวิเคราะห์
2. หาค่าขีดแบ่ง ซึ่งเป็นค่าระดับเทาที่เกิดจากการวิเคราะห์ฮิสโตแกรมที่สร้างขึ้น และสอดคล้องกับค่าระดับเทาในบริเวณที่ต้องการแบ่งส่วน
3. นำค่าขีดแบ่งที่ได้มาประยุกต์ใช้ เพื่อสร้างเป็นภาพลักษณ์ฐานสอง (binary image)

4. ประยุกต์ใช้สัณฐานวิทยา (morphology) และ/หรือความรู้เฉพาะทางกระทำกับภาพลักษณ์ฐานสองเพื่อกำจัดส่วนที่ไม่ใช่สมองออกไป

สำหรับงานวิจัยที่จะนำเสนอต่อไปนี้ เป็นการประยุกต์ใช้ขั้นตอนทั้งสี่นี้รวมเข้ากับความรู้เฉพาะด้านเพื่อกำหนดวิธีการหาค่าขีดแบ่งและลักษณะของสัณฐานวิทยาที่เหมาะสมตามมุมมองของผู้วิจัย และเข้ากับลักษณะปัญหารวมทั้งตัวอย่างข้อมูลที่พบได้ดีที่สุด

2.1.1 Automatic Detection of Brain Contours in MRI Data Sets [3]

ในปีพ.ศ. 2535 Marijn E. Brummer และคณะ นำเสนอวิธีการแบ่งส่วนที่เป็นสมองวิธีการใหม่ในขณะนั้น โดยกระบวนการแบ่งส่วนจำแนกได้เป็น 3 ขั้นตอน สำหรับขั้นตอนแรกเป็นการพิจารณาค่าขีดแบ่งภายในฮิสโตแกรม โดยการกำจัดสัญญาณรบกวนและหาเส้นโค้งการกระจายแบบปกติที่เหมาะสมกับฮิสโตแกรมของภาพมากที่สุด ซึ่งจะได้ค่าขีดแบ่งด้านบนและด้านล่างจากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของเส้นโค้งการกระจายแบบปกตินี้ ขั้นตอนต่อมาจะนำความรู้ภูมิหลังที่อ้างอิงกับตำแหน่งและขนาดของสมองมาประยุกต์ใช้กับภาพลักษณ์ฐานสองที่ได้จากขั้นตอนแรก โดยเครื่องมือที่นำมาใช้คือสัณฐานวิทยา และในขั้นตอนสุดท้ายจึงเป็นการเลือกบริเวณสมองโดยวิเคราะห์จากการซ้อนทับกันของภาพสมองในแต่ละสไลด์ที่มีลำดับถัดกันไป

วิธีการนี้ได้ทดสอบกับชุดภาพเอ็มอาร์ไอในระนาบขนานกับใบหน้าในลักษณะ T1 ที่ได้จากเครื่อง Philips Gyroscan และการวัดผลกระทำทั้งในการวัดเชิงคุณภาพและการวัดเชิงปริมาณ สำหรับการวัดในเชิงคุณภาพได้ทดสอบกับชุดภาพจำนวน 23 ชุดภาพ ซึ่งข้อผิดพลาดส่วนใหญ่เกิดขึ้นกับการแบ่งส่วนของภาพที่มีพื้นที่สมองอยู่น้อย เช่น ภาพในลำดับท้าย และการไม่สามารถตัดถอนส่วนบริเวณตาออกจากบริเวณสมองได้ เนื่องจากบริเวณตามีพื้นที่มาก ส่วนการวัดในเชิงปริมาณได้ทำการทดสอบกับชุดภาพจำนวน 1 ชุดภาพ วัดผลลัพธ์เปรียบเทียบกับบริเวณที่แบ่งส่วนด้วยมือ พบว่าบริเวณที่แบ่งส่วนถูกต้องมีพื้นที่ประมาณ 90 %

2.1.2 การพัฒนาวิธีการแบ่งบริเวณสมองโดยอัตโนมัติสำหรับภาพเอ็มอาร์ไอ [1]

ภาณุศักดิ์ เอกอารีศักดิ์ ได้นำเสนอวิธีการแบ่งส่วนที่เป็นสมองซึ่งเป็นส่วนหนึ่งในวิทยานิพนธ์ระดับมหาบัณฑิต สาขาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ในปีพ.ศ. 2541 สำหรับกระบวนการทำงานจะเริ่มต้นจากการวิเคราะห์ค่าระดับเทาของเนื้อเยื่อแต่ละชนิดที่เป็นองค์ประกอบของสมองโดยพิจารณาจากฮิสโตแกรมซึ่งแสดงความสัมพันธ์ของค่าระดับเทาในแต่ละกลุ่ม จากนั้นจึงทำการหาค่าขีดแบ่ง และกำจัดส่วนที่ไม่ใช่บริเวณสมองออกไปโดยใช้สัณฐานวิทยา ร่วมกับการพิจารณาขนาดและตำแหน่งของแต่ละกลุ่มบริเวณ ซึ่ง

เมื่อได้บริเวณสมองในแต่ละภาพแล้วจึงนำความสัมพันธ์ของตำแหน่งสมองที่มีตำแหน่งตรงกันในแต่ละสไลด์ที่มีลำดับถัดกัน มาพิจารณาหาบริเวณสมองที่แท้จริงตลอดทั้งชุดภาพต่อไป

สำหรับการพัฒนาวิธีการแบ่งบริเวณสมองโดยอัตโนมัติสำหรับภาพเอ็มอาร์ไอนี้ได้ทำการทดสอบโดยใช้ชุดภาพเอ็มอาร์ไอที่ได้จากโรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์ เป็นจำนวน 7 ชุดภาพ ซึ่งทั้งหมดเป็นภาพในระนาบขนานกับใบหน้า (coronal plane) ในลักษณะ T1 และวัดผลโดยใช้ผู้เชี่ยวชาญออกความคิดเห็นในแบบสอบถาม และคำนวณพื้นที่จากบริเวณที่ถูกต้อง บริเวณที่ขาด และบริเวณที่เกิน ซึ่งจากการคำนวณพื้นที่ซึ่งเป็นวัดผลเชิงปริมาณได้ผลลัพธ์ที่มีความถูกต้องถึง 99 %

2.2 การแบ่งกลุ่มตามบริเวณและค่าระดับเทา

สำหรับการแบ่งกลุ่มตามบริเวณและค่าระดับเทานี้ จะวิเคราะห์จากค่าระดับเทาของจุดภาพในบริเวณที่อยู่ใกล้เคียงกัน และเนื่องจากบริเวณที่ทำการแบ่งส่วนเป็นกลุ่มข้อมูลที่มีบริเวณกว้างใหญ่ จึงจำเป็นต้องประมวลผลในลักษณะของการทำซ้ำ ส่วนเกณฑ์ที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มของข้อมูลจะขึ้นกับวิธีการที่นำมาใช้และค่าระดับเทาของส่วนที่เป็นสมองและไม่เป็นสมอง

2.2.1 3-D Segmentation of MR Brain Images Using Seeded Region Growing [4]

งานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยที่เกิดขึ้นในปีพ.ศ. 2539 โดย R. Kyle Justice และ Ernest M. Stokely เป็นการแบ่งส่วนภาพเพื่อนำมาสร้างเป็นวัตถุสมองใน 3 มิติ โดยวิธีการแบ่งส่วนจะเป็นแบบกึ่งอัตโนมัติ เริ่มต้นโดยการให้ผู้ใช้กำหนดค่าขีดแบ่งเพื่อแยกบริเวณที่เป็นพื้นหลังออกไป จากนั้นผู้ใช้จึงกำหนดจุดเริ่มต้นของการแผ่ขยายขึ้นอีกจำนวนหนึ่ง ขั้นตอนต่อไปจะเข้าสู่การประมวลผลโดยอัตโนมัติ ซึ่งจะทำการขยายขอบเขตจากจุดเริ่มต้นของการแผ่ขยายไปในจุดที่อยู่ติดกันในแนว 3 มิติซึ่งมีทั้งสิ้นจำนวน 26 จุด หากจุดใดมีค่าระดับเทาใกล้เคียงกับค่าระดับเทาของบริเวณที่ทำการแผ่ขยาย จุดนั้นก็จะถูกรวมอยู่ในบริเวณที่ทำการแผ่ขยายนี้ด้วย โดยจะแผ่ขยายบริเวณเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งไม่มีจุดใดสามารถขยายบริเวณได้อีกแล้ว จึงสิ้นสุดกระบวนการแบ่งส่วน

วิธีการนี้เน้นการทำงานที่เรียบง่ายแต่สามารถใช้งานได้กับชุดภาพต่าง ๆ ในหลายรูปแบบที่แตกต่างกัน โดยได้นำมาทดสอบกับชุดภาพทั้งในระนาบขนานกับใบหน้าและในระนาบขนานกับด้านข้างของใบหน้า (sagittal plane) อย่างละ 1 ชุดภาพ และนำผลลัพธ์ที่ได้มาแสดง รวมทั้งมีการวัดผลทั้งในเชิงคุณภาพและเชิงปริมาณ โดยการวัดเชิงคุณภาพนี้ทำการพิจารณาจากภาพใน 2 มิติและวัตถุสมองใน 3 มิติ ซึ่งจากรูปที่นำ

เสนอสามารถแสดงถึงรายละเอียดของสมองได้เป็นอย่างดี ส่วนการวัดเชิงปริมาณพบว่าผลลัพธ์ที่ได้มีบริเวณที่ขาดและเกินเมื่อเทียบกับผลลัพธ์ที่เกิดจากการแบ่งส่วนด้วยมือเป็น 3.9 % และ 1.9 % ตามลำดับ

2.2.2 การแยกกลุ่มข้อมูลภาพทางการแพทย์โดยฟัซซีซีมีนส์ที่ใช้การวิเคราะห์ฮิสโตแกรม [5]

ศิริชัยและคณะได้นำเสนอวิธีลดระยะเวลาในการแบ่งกลุ่มโดยฟัซซีซีมีนส์ขึ้นในปีพ.ศ. 2541 ในวิธีการนี้เป็นวิธีการทำซ้ำแบบฟัซซีซีมีนส์ ซึ่งจะมีพารามิเตอร์ 2 ตัว คือ จำนวนกลุ่ม (number of Cluster) ที่ต้องการแยกแยะและค่าระดับเทาเริ่มต้นของแต่ละกลุ่ม โดยการแยกแยะกลุ่มข้อมูลจะอาศัยการวัดความแตกต่างที่น้อยที่สุดที่ยอมรับได้ระหว่างข้อมูลกับค่าระดับเทาของแต่ละกลุ่ม

การทดสอบกระทำกับภาพ CT และภาพเอ็มอาร์ไออย่างละ 1 ชุดภาพ โดยสำหรับภาพ CT ได้กำหนดกลุ่มที่ต้องแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม คือ เนื้อเยื่อ กระดูก และพื้นหลัง และสำหรับภาพเอ็มอาร์ไอได้กำหนดกลุ่มที่ต้องการแบ่งออกเป็น 5 กลุ่ม คือ เนื้อเยื่อ 3 ชนิด กระดูก และพื้นหลัง ผลลัพธ์เมื่อเทียบกับภาพจริงแบ่งตามองค์ประกอบต่าง ๆ ภายในภาพ ถึงแม้จะไม่มีการวัดเชิงปริมาณ แต่จากการวัดเชิงคุณภาพพบว่าผลลัพธ์ที่ได้ถูกต้อง

2.3 การใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้

การใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ ถือเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมสูงในการแบ่งส่วนของภาพที่ใช้ในด้านการแพทย์ โดยมีผู้คิดริเริ่มวิธีนี้ขึ้นเมื่อประมาณ 15 ปีที่ผ่านมา ซึ่งจุดเด่นที่ทำให้การใช้เส้นแสดงรูปร่างเป็นที่นิยม มีดังนี้

1. การใช้เส้นแสดงรูปร่างสามารถกำหนดลักษณะรูปทรงให้เหมาะสมกับวัตถุที่ต้องการแบ่งส่วนได้
2. การใช้เส้นแสดงรูปร่างจะทำการแปลงข้อมูลภาพให้อยู่ในรูปของแรงผลักดัน ซึ่งสามารถบังคับให้เส้นแสดงรูปร่างปรับเปลี่ยนไปสู่บริเวณที่เป็นขอบที่ต้องการแบ่งส่วนได้
3. การใช้เส้นแสดงรูปร่างมีความยืดหยุ่นในการทำงานสูง ผู้วิจัยสามารถปรับเปลี่ยนฟังก์ชันพลังงานที่ใช้ในการสร้างแรงผลักดันให้เหมาะสมในการแบ่งส่วนวัตถุทั้งในลักษณะที่สามารถเปลี่ยนแปลงและไม่สามารถเปลี่ยนแปลงรูปร่างได้ เช่น หัวใจ ดับ ปอด เป็นต้น

ในหัวข้อย่อยต่อไปนี้ จะแสดงให้เห็นถึงผลงานการวิจัยต่าง ๆ ของวิธีการใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ โดยนำเสนอตามลำดับความเป็นมาและชี้ให้เห็นถึงพัฒนาการที่เกิดขึ้นอย่างมีระบบ

2.3.1 Snakes: Active Contour Models [6]

ในปีพ.ศ. 2531 Michael Kass, Andrew Witkin และ Demetri Terzopoulos นำเสนองานวิจัยครั้งสำคัญและถือเป็นจุดเริ่มต้นของการใช้เส้นแสดงรูปร่างในการแบ่งส่วนภาพ โดยในขณะนั้นยังไม่มีคำเฉพาะที่ใช้เรียกเส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ Kass จึงเรียกเส้นแสดงรูปร่างนี้ว่า "งู" (Snake) ซึ่งเกิดจากพฤติกรรมการค้นหาขอบภาพของวิธีการนี้นั่นเอง

การใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้เป็นการนำวงปิด (close loop) มาใช้บ่งบอกถึงตำแหน่งขอบของวัตถุที่ต้องการแบ่งส่วน โดยวงปิดที่ได้เกิดจากชุดของจุดที่เชื่อมต่อกันด้วยเส้นตรง ดังนั้นการแบ่งส่วนด้วยเส้นแสดงรูปร่างนี้จึงกระทำได้โดยการหาตำแหน่งของจุดที่เหมาะสมกับตำแหน่งขอบของวัตถุนั่นเอง ซึ่งตำแหน่งของจุดใหม่จะพิจารณาจากแรงผลักดันภายใน (internal force) และแรงผลักดันภายนอก (external force) โดยแรงผลักดันภายในเป็นแรงที่ใช้เปลี่ยนรูปทรงของเส้นแสดงรูปร่างให้เข้าหารูปทรงของวัตถุที่ต้องการแบ่งส่วน ส่วนแรงผลักดันภายนอกจะผลักดันให้เส้นแสดงรูปร่างเคลื่อนที่ไปยังบริเวณขอบของวัตถุที่ต้องการแบ่งส่วน ซึ่งนอกจากแรงผลักดันจะมีผลต่อการเปลี่ยนตำแหน่งของจุดแล้ว ขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการค้นหาตำแหน่งใหม่ของจุดเพื่อทำการเปลี่ยนแปลงเส้นแสดงรูปร่างก็ยังมีความสำคัญไม่ด้อยไปกว่ากันเลย

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างโดยการเปลี่ยนตำแหน่งของจุดภายในเส้นแสดงรูปร่างให้อยู่ในตำแหน่งรอบตำแหน่งของจุดเดิม และพิจารณาคัดเลือกจุดที่มีพลังงานน้อยที่สุด โดยพลังงานที่ใช้คัดเลือกมีพลังงานภายในประกอบด้วย พลังงานที่ใช้ควบคุมความโค้งและการหดตัวของเส้นแสดงรูปร่าง และพลังงานภายนอกซึ่งพิจารณาจากค่าระดับเทา ค่าความเป็นขอบ (gradient) และค่าความเป็นขอบในระนาบตั้งฉาก (คำนวณได้จากผลคูณเชิงสเกลาร์ของค่าความเป็นขอบกับเวกเตอร์ปกติ) ของภาพที่ต้องการแบ่งส่วน โดยทั้งนี้ผู้ใช้ยังสามารถเปลี่ยนตำแหน่งของจุดในเส้นแสดงรูปร่างและปรับค่าความสำคัญของพลังงานในแต่ละส่วนได้ด้วยตนเอง สุดท้ายเป็นการทดลองซึ่งได้แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการแบ่งส่วน โดยนำวิธีการนี้ไปประยุกต์ใช้กับการหาวัตถุของภาพจากตาซ้ายและตาขวาเพื่อนำมาสร้างภาพในมุมมอง 3 มิติ (stereoscopic) รวมทั้งนำไปใช้แบ่งส่วนภาพริมฝีปากในแต่ละเฟรมที่อยู่ถัดกันอีกด้วย ถึงแม้จะไม่มีการวัดผลใด ๆ แต่จากภาพที่นำมาแสดงพบว่าผลลัพธ์ที่ได้ถูกต้อง ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพและความยืดหยุ่นของเส้นแสดงรูปร่างที่สามารถนำไปใช้ในการแบ่งส่วนภาพในลักษณะต่าง ๆ กันได้เป็นอย่างดี

2.3.2 "Brownian Strings": Segmenting Images with Stochastically Deformable Contours [7]

ในปีพ.ศ. 2539 Robert P. Grzeszczuk และ David N. Levin นำเสนอวิธีการใช้เส้นแสดงรูปร่างแนวใหม่ โดยการเปลี่ยนบทบาทของเส้นแสดงรูปร่าง ซึ่งจากเดิมที่เส้นแสดงรูปร่างใช้แทนส่วนที่เป็นขอบด้านในของภาพ เปลี่ยนเป็นวิธีใหม่ที่เส้นแสดงรูปร่างใช้แทนเส้นระหว่างขอบในและขอบนอก และเรียกเส้นแสดงรูปร่างนี้ใหม่ว่า "crack edges" ส่วนวิธีการค้นหาข้อมูลได้เลือกใช้ Simulated Annealing (SA) ซึ่งจะช่วยเพิ่มโอกาสในการพบเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุด สำหรับพลังงานที่นำมาพิจารณาประกอบด้วยค่าระดับเทาและลักษณะรูปทรงของวัตถุที่ต้องการค้นหา โดยในระบบการทำงานใหม่นี้จะเป็นการทำงานเป็นแบบอัตโนมัติที่ไม่จำเป็นต้องให้ผู้ใช้เข้ามาเกี่ยวข้อง

การทดลองแบ่งเป็น 2 ส่วน คือ การทดสอบกับภาพสังเคราะห์และภาพจริง สำหรับการทดสอบกับภาพสังเคราะห์มีจุดประสงค์เพื่อยืนยันประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีในการค้นหาให้ได้คำตอบที่ดีที่สุดในภาพที่มีสัญญาณรบกวนหรือรายละเอียดภายในไม่ชัดเจน โดยได้ทดสอบกับภาพ 3 ลักษณะ คือ ภาพครึ่งวงกลมที่มีสัญญาณรบกวน ภาพวงแหวนหลายวงที่วงกลางชัดเจนที่สุด และภาพสี่เหลี่ยมที่มีขอบไม่ต่อเนื่องกัน ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้เป็นภาพครึ่งวงกลม วงแหวนวงกลาง และภาพสี่เหลี่ยมถูกต้อง จากนั้นจึงทำการทดสอบกับภาพจริงซึ่งเป็นภาพเอ็มอาร์ไอของสมองของเด็กวัยรุ่น ในระนาบขนานกับด้านข้างของใบหน้า ในลักษณะ T1 จำนวน 1 ชุด (64 ภาพ) โดยผลลัพธ์ที่ได้ยังคงไม่มีการวัดใด ๆ แต่จากรูปที่นำเสนอพบว่าเส้นแสดงรูปร่างผลลัพธ์ใกล้เคียงกับบริเวณขอบของสมอง

2.3.3 A Multiscale Approach to Contour Fitting for MR Images [8]

ในปีพ.ศ. 2539 Daniel Rueckert และ Peter burger นำเสนอวิธีเพิ่มโอกาสในการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยทำการค้นหาคำตอบกับภาพที่หลายระดับความละเอียด จากสมมุติฐานที่ว่าไม่มีภาพในระดับความละเอียดใดเพียงความละเอียดเดียวที่เพียงพอต่อการให้ข้อมูลทั้งหมดภายในภาพนั้น [9] ดังนั้นขั้นตอนการแบ่งส่วนจะทำการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างจากภาพที่มีความละเอียดน้อยที่สุดไปจนถึงภาพที่มีความละเอียดมากที่สุดตามลำดับ โดยในภาพที่มีความละเอียดน้อย เส้นแสดงรูปร่างซึ่งเป็นผลลัพธ์ที่ได้จะเข้าใกล้ส่วนที่เป็นคำตอบที่ดีที่สุด และเมื่อนำเส้นแสดงรูปร่างที่เป็นผลลัพธ์นี้มาเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของเส้นแสดงรูปร่างในการค้นหาใหม่ในภาพที่มีความละเอียดมากขึ้น จะช่วยทำให้เส้นแสดงรูปร่างใหม่ที่ได้ใกล้เคียงกับขอบของวัตถุที่ต้องการแบ่งส่วนมากขึ้น

สำหรับวิธีการนี้ เส้นแสดงรูปร่างยังคงประกอบด้วยชุดของจุดที่เชื่อมต่อกันด้วยเส้นตรง และวิธีการค้นหายังคงใช้ SA ส่วนพลังงานที่นำมาพิจารณาประกอบด้วยค่าความแตกต่างระดับเทา ความต่อเนื่องและความโค้งของเส้นแสดงรูปร่าง การทดสอบได้ใช้ข้อมูลของเส้นเลือดหัวใจจากสถาบันหัวใจและปอดของโรงพยาบาล Royal Brompton ณ. กรุงลอนดอน ผลลัพธ์ที่ได้ถูกนำมาเปรียบเทียบระหว่างวิธีการแบ่งส่วนโดยใช้ภาพในระดับความละเอียดเดียวกับวิธีการแบ่งส่วนโดยใช้ภาพในหลายระดับความละเอียด และมีวิธีการวัดในเชิงปริมาณเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการแบ่งส่วนโดยผู้เชี่ยวชาญ จากผลของการวัดชี้ให้เห็นว่าการแบ่งส่วนโดยใช้ภาพในหลายระดับความละเอียด เมื่อความละเอียดภายในภาพเพิ่มมากขึ้นจะทำให้การแบ่งส่วนมีความถูกต้องสูงขึ้น และถูกต้องมากกว่าการแบ่งส่วนโดยใช้ภาพที่มีความละเอียดเพียงระดับเดียว

2.3.4 A Multiscale Approach to Deformable Contours for Brain MR Images by Genetic Algorithm [10]

ในต้นปีพ.ศ. 2542 ทศพล ธนะทิพานนท์และนงลักษณ์ โควาวิสารัชได้นำเสนอวิธีการในการเพิ่มโอกาสในการหาคำตอบที่ดีที่สุดสำหรับการใช้เส้นแสดงรูปร่าง ซึ่งจากงานวิจัยต่าง ๆ ที่มีมาในอดีตมีการใช้ขั้นตอนวิธีในการค้นหาคำตอบอยู่หลายวิธี เช่น Greedy Algorithm, Hill Climbing และ SA แต่ในแต่ละวิธีจะมีโอกาสไม่มากนักในการค้นพบคำตอบที่ดีที่สุด ในงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอวิธีการค้นหาคำตอบแบบ Genetic Algorithm (GA) ซึ่งทำให้โอกาสที่จะพบค้นพบคำตอบที่ดีที่สุดมีมากขึ้นจากการกระบวนการคัดเลือกคำตอบที่ดีที่สุดในแต่ละรุ่นที่ทำการค้นหา ส่วนฟังก์ชันพลังงานที่ใช้ยังคงเหมือนงานวิจัยก่อนหน้านี้ [8] ซึ่งประกอบด้วยค่าความแตกต่างระดับเทา ความต่อเนื่องและความโค้งของเส้นแสดงรูปร่าง

จากการทดลองในการแบ่งส่วนที่เป็นสมองจากภาพเอ็มอาร์ไอในระนาบตั้งฉากกับแกนศีรษะ (axial view) ในลักษณะ T1 จำนวน 1 ชุด (60 ภาพ) แสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้การค้นหาคำตอบแบบ GA จะช่วยเพิ่มโอกาสในการพบคำตอบที่ดีที่สุดได้มากขึ้น แต่อย่างไรก็ตามเส้นแสดงรูปร่างผลลัพธ์ที่ได้ถึงแม้จะตรงกับบริเวณสมองที่สนใจ แต่รายละเอียดย่อยบริเวณขอบภาพยังไม่สมบูรณ์ โดยสาเหตุเกิดจากโครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างและค่าของฟังก์ชันพลังงานที่ยังไม่เหมาะสม

2.3.5 Deformable Contour for Brain MR Images by Genetic Algorithm: From Rigid to Training Approaches [11] และ An Improvement of Multiscale Approach to Deformable Contour for Brain MR Images by Genetic Algorithm [12]

ในช่วงปลายปีพ.ศ. 2542 ทศพล ธนะทิพานนท์และนงลักษณ์ โควาวิสารัชได้นำเสนอผลงานวิจัยที่ต่อเนื่องและพัฒนาจากงานวิจัยเดิม [10] เพื่อให้เส้นแสดงรูปร่างผลลัพธ์มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยมีการเปลี่ยนแปลงหลายส่วน เริ่มจากการเก็บโครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างซึ่งในงานวิจัยเดิมเก็บเป็นชุดของจุดที่เชื่อมต่อกันด้วยเส้นตรง ในงานวิจัยนี้ก็ได้เปลี่ยนมาเก็บทุกจุดที่ประกอบกันเป็นเส้นแสดงรูปร่างเพื่อให้สามารถแสดงโครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างได้ดียิ่งขึ้น จากนั้นยังมีการเปลี่ยนแปลงฟังก์ชันพลังงาน โดยจากงานวิจัยเดิมที่มีการกำหนดฟังก์ชันพลังงานในลักษณะตายตัวเพื่อใช้ในการแบ่งส่วนกับทุก ๆ ชุดภาพ ก็ได้เปลี่ยนแปลงให้มีการกำหนดฟังก์ชันพลังงานใหม่ให้มีความสอดคล้องกับชุดภาพที่ต้องการแบ่งส่วนมากขึ้น ซึ่งสามารถทำได้โดยการศึกษารายละเอียดของลักษณะต่าง ๆ ในแต่ละชุดภาพจากภาพที่ผ่านการแบ่งส่วนด้วยมือของชุดภาพนั้น และลักษณะที่สนใจศึกษาหรือองค์ประกอบของฟังก์ชันพลังงานใหม่นี้คือ ค่าระดับเทา ค่าความแตกต่างระดับเทา ความยาวและตำแหน่งศูนย์กลางของเส้นแสดงรูปร่าง

ในส่วนของการทดลองยังคงใช้ข้อมูลทดสอบเดียวกับที่ใช้ในงานวิจัยเดิม และจากผลการทดลองที่ได้ชี้ให้เห็นว่าการปรับเปลี่ยนโครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างและฟังก์ชันพลังงาน ทำให้เส้นแสดงรูปร่างผลลัพธ์มีความละเอียดใกล้เคียงกับขอบบริเวณสมองมากยิ่งขึ้น

2.4 แนวทางการแบ่งส่วนสมองจากภาพเอ็มอาร์ไอโดยรวม

จากงานวิจัยทั้งหมดที่ได้นำเสนอมาในบทนี้ แสดงให้เห็นได้ว่าในช่วง 20 ปีที่ผ่านมามีงานวิจัยจำนวนมากที่ให้ความสนใจกับวิธีการแบ่งส่วนที่เป็นสมองจากภาพเอ็มอาร์ไอ ซึ่งสังเกตได้จากวิธีการที่เกิดขึ้นมากมาย โดยวิธีการเหล่านี้สามารถแบ่งออกได้ในหลายแนวทาง แต่ละแนวทางต่างก็มีขั้นตอนหลักในการทำงานที่คล้ายกัน แต่มีรายละเอียดการทำงานที่ต่างกัน ทั้งนี้ขึ้นกับข้อมูลภาพที่นำมาใช้ในการแบ่งส่วน

สำหรับวิธีการต่าง ๆ ที่ได้นำเสนอมานี้แบ่งออกได้โดยสรุปเป็น 3 ประเภท คือ การหาค่าขีดแบ่งโดยอัตโนมัติซึ่งจะเน้นไปที่การวิเคราะฮิสโตแกรมเพื่อนำมาหาค่าขีดแบ่ง การแบ่งกลุ่มตามบริเวณและค่าระดับเทาซึ่งจะพิจารณาความแตกต่างระหว่างค่าระดับเทาของจุดที่กำลังพิจารณาและค่าระดับเทาของกลุ่มภาพที่สนใจ เพื่อการตัดสินใจรวมจุดภาพใหม่นี้เข้ากับกลุ่มภาพที่กำลังสนใจ การใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้

ซึ่งจะสนใจการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่เหมาะสมที่จะเป็นขอบภาพมากที่สุด โดยผลลัพธ์ที่ได้จะขึ้นกับขั้นตอนวิธีการค้นหา โครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่าง และองค์ประกอบของฟังก์ชันพลังงาน

ในปัจจุบันงานวิจัยด้านนี้ยังคงดำเนินต่อไปอย่างต่อเนื่องและเป็นการยากที่จะบ่งบอกว่าวิธีการใดได้ผลลัพธ์ที่ดีและจะเป็นที่นิยมต่อไปในอนาคต ทั้งนี้เนื่องจากยังไม่มีการกำหนดมาตรฐานสำหรับภาพที่นำมาใช้ในการทดสอบและวิธีการวัดผลที่ได้รับ อย่างไรก็ดีในงานวิจัยนี้ได้เลือกที่จะพัฒนาวิธีการใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้เพื่อใช้ในการแบ่งส่วนสมองจากชุดภาพเอ็มอาร์ไอ เนื่องจากเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมสูง มีความยืดหยุ่นมาก มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง รวมทั้งมีงานวิจัยมากมาย [13] ที่ยืนยันถึงความสามารถในการประยุกต์ใช้วิธีการนี้กับการแบ่งส่วนภาพทางด้านการแพทย์