

บทที่ 4

การออกแบบกระบวนการแบ่งส่วนที่เป็นสมอง

วัตถุประสงค์หลักในงานวิจัยนี้คือ การแบ่งส่วนที่เป็นสมองจากภาพเอ็มอาร์ไอ โดยวิธีการแบ่งส่วนที่เลือกใช้ ได้แก่ การใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ ซึ่งในงานวิจัยนี้จะพิจารณาหาข้อดีและข้อด้อยในแต่ละส่วนของเส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ และปรับปรุงพัฒนาให้เป็นวิธีการแบ่งส่วนที่สมบูรณ์ต่อไป

รายละเอียดที่นำเสนอในบทนี้มีด้วยกัน 2 ส่วน ได้แก่ รายละเอียดของเส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ ที่ถูกออกแบบขึ้น และขั้นตอนทั้งหมดของการแบ่งส่วนสมองจากภาพเอ็มอาร์ไอใน 1 ชุดภาพ

4.1 รายละเอียดของเส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้

โดยปกติ เมื่อพิจารณาถึงการใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ซึ่งใช้กันโดยทั่วไป จะพบว่ามีองค์ประกอบหลัก 3 ส่วน ซึ่งมีผลต่อเส้นแสดงรูปร่างที่เป็นผลลัพธ์ ดังนี้

1. โครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่าง
2. ขั้นตอนวิธีการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุด
3. ฟังก์ชันพลังงาน

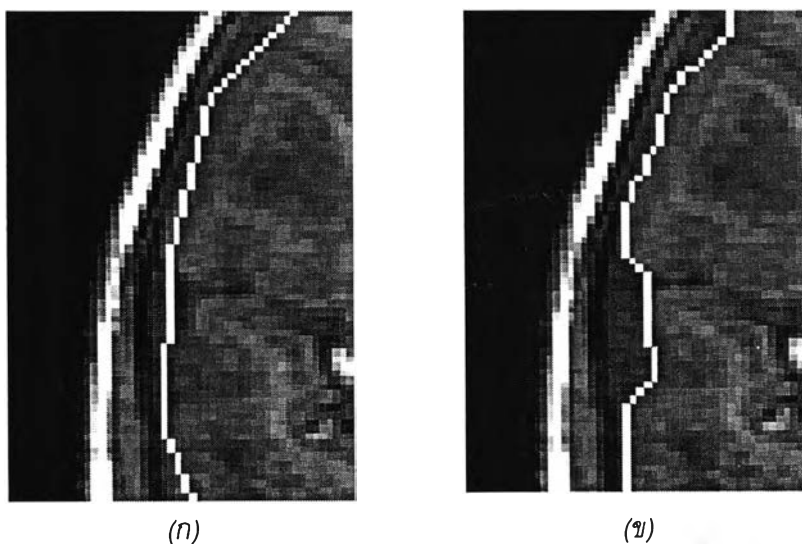
องค์ประกอบในแต่ละส่วนจะได้นำมาพิจารณา วิเคราะห์ถึงข้อดีและข้อด้อย และนำเสนอแนวทางใหม่ เพื่อให้การใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

4.1.1 โครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่าง

โครงสร้างที่ใช้ในการเก็บตำแหน่งและลักษณะของเส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ นับเป็นองค์ประกอบอันดับแรกๆที่ผู้วิจัยจำเป็นต้องคำนึงถึง เนื่องจากโครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างจะมีผลโดยตรงกับขั้นตอนวิธีการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุดและฟังก์ชันพลังงานที่จะนำมาประยุกต์ใช้ในลำดับต่อไป

โครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างที่มีมาแต่ดั้งเดิมและเป็นที่ยอมรับในงานวิจัยต่าง ๆ ประกอบด้วยชุดของจุดควบคุม (set of control points) ที่นำมาสร้างเป็นเส้นแสดงรูปร่างได้โดยการลากเส้นตรงเชื่อมต่อกับจุดควบคุมที่อยู่ในลำดับถัดกัน ด้วยเหตุนี้จึงเห็นได้ว่าจำนวนของจุดควบคุมจะมีผลโดยตรงกับลักษณะของเส้นแสดงรูปร่าง หากมีจำนวนของจุดควบคุมอยู่น้อยจะทำให้เส้นแสดงรูปร่างไม่สามารถแสดงรายละเอียดในบริเวณขอบภาพได้อย่างถูกต้อง ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้ทำการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างให้สามารถแสดงรายละเอียดในบริเวณที่เป็นขอบได้ชัดเจนมากยิ่งขึ้น โดยการนำทุก ๆ จุดที่อยู่ติดต่อกันแบบ 8 ทิศทาง (8-connected) มาสร้างเป็นเส้นแสดงรูปร่าง ซึ่งทำให้ไม่มีการเชื่อมต่อแต่ละจุดด้วยเส้นตรงและสามารถแสดงรายละเอียดได้ดียิ่งขึ้น [11, 12]

ในรูปที่ 11 เป็นการแสดงรายละเอียดของบริเวณขอบภาพที่เกิดขึ้นจากเส้นแสดงรูปร่างที่มีโครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างแบบเก่าเปรียบเทียบกับแบบใหม่ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ซึ่งจะเห็นได้ว่าโครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างแบบใหม่นี้สามารถแสดงรายละเอียดบริเวณขอบภาพได้ชัดเจนมากขึ้น



รูปที่ 11 รายละเอียดบริเวณขอบภาพที่เกิดขึ้นจากเส้นแสดงรูปร่างที่ได้จากการใช้

(ก) โครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างแบบเก่า

(ข) โครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างแบบใหม่

4.1.2 ขั้นตอนวิธีการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุด

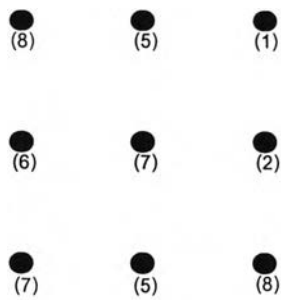
ในแต่ละงานวิจัยที่ทำการแบ่งส่วนโดยการใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ ต่างมีขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุดแตกต่างกัน ตัวอย่างของขั้นตอนวิธีการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุด ได้แก่ Greedy Algorithm [19] Hill Climbing [6] SA [7] และ GA [10, 11, 12] ซึ่งขั้นตอนวิธีการค้นหามีความ

สำคัญต่อผลลัพธ์ที่ได้เป็นอันมาก ถึงแม้ว่าจะมีโครงสร้างของเส้นแสดงรูปร่างและฟังก์ชันพลังงานที่เหมือนกัน แต่มีขั้นตอนวิธีการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุดที่แตกต่างกันแล้ว ผลลัพธ์ที่ได้ก็จะแตกต่างกันด้วย ด้วยเหตุนี้ในงานวิจัยนี้จึงพยายามเลือกหาขั้นตอนวิธีการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุด ซึ่งเหมาะสมกับลักษณะปัญหาและมีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบ

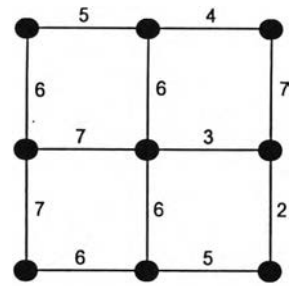
สำหรับ Greedy Algorithm และ Hill Climbing เส้นแสดงรูปร่างผลลัพธ์ที่ได้จากการค้นหาจะเข้าใกล้เป้าหมายที่ดีที่สุดที่อยู่ในบริเวณที่ใกล้เคียงกับตำแหน่งเริ่มต้นของเส้นแสดงรูปร่างที่ใช้ในการค้นหาเท่านั้น ส่วน SA และ GA จะได้เส้นแสดงรูปร่างผลลัพธ์เข้าใกล้เป้าหมายที่ดีที่สุดจากทุกบริเวณภายในภาพ อย่างไรก็ตาม SA และ GA เป็นขั้นตอนวิธีการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่มีการนำความรู้ทางด้านสถิติและความน่าจะเป็นมาใช้ ซึ่งจะทำให้เส้นแสดงรูปร่างผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละครั้งแตกต่างกัน กล่าวคือถึงแม้ว่าเส้นแสดงรูปร่างผลลัพธ์ของการแบ่งส่วนจะให้ผลที่ดีแต่ก็ไม่สามารถควบคุมหรือคาดหวังให้ได้เส้นแสดงรูปร่างผลลัพธ์เหมือนเดิมทุกครั้งจากการค้นหา ดังนั้นขั้นตอนวิธีที่กล่าวมานี้จึงไม่เหมาะสมที่จะนำมาใช้ในงานวิจัยทางการแพทย์

การค้นหาคำตอบโดยใช้เทคนิคซึ่งเกี่ยวข้องกับทฤษฎีกราฟ (Graph-Theoretic Techniques) ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้สำหรับขั้นตอนวิธีการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุดในงานวิจัยนี้ ข้อดีของการใช้เทคนิคซึ่งเกี่ยวข้องกับทฤษฎีกราฟคือ ได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องแม่นยำและตรงกันในการแบ่งส่วนทุก ๆ ครั้ง โดยที่สามารถแปลงปัญหาการหาขอบภาพเป็นการใช้เทคนิคซึ่งเกี่ยวข้องกับทฤษฎีกราฟได้โดยการแปลงข้อมูลภาพมาเป็นกราฟที่มีน้ำหนักก่อน จากนั้นจึงประยุกต์ใช้วิธีการค้นหาเส้นทางสั้นที่สุดมาใช้กับกราฟที่มีน้ำหนักในลำดับถัดมา

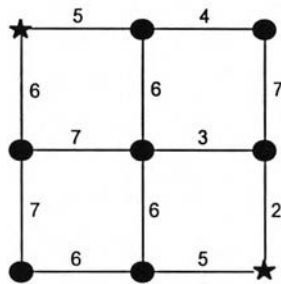
ขั้นตอนการค้นหาคำตอบของเส้นแสดงรูปร่างโดยใช้เทคนิคซึ่งเกี่ยวข้องกับทฤษฎีกราฟได้นำเสนอเป็นตัวอย่างในรูปที่ 12 เพื่อให้เกิดความเข้าใจมากยิ่งขึ้น เริ่มต้นจากพิจารณาส่วนหนึ่งของภาพขนาด 3×3 จุดภาพ (รูปที่ 12ก) โดยตัวเลขภายในวงเล็บหมายถึงค่าระดับเทาในแต่ละจุดภาพ จากนั้นทำการแปลงภาพให้อยู่ในรูปของกราฟ (รูปที่ 12ข) โดยค่าของเส้นเชื่อมคือค่าพลังงานที่ได้จากฟังก์ชันพลังงาน (บริเวณที่มีโอกาสเป็นขอบภาพมากจะมีค่าของเส้นเชื่อมต่ำ ในที่นี้ค่าคำนวณได้จากการนำค่า 8 มาลบออกจากค่าความแตกต่างระดับเทาของจุดภาพที่อยู่ติดกัน เช่น จุดภาพที่อยู่ติดกันมีค่าระดับเทาเป็น 5 และ 1 จะมีค่าพลังงานเป็น $8 - (5 - 1)$ เป็นต้น) ต่อมาจึงกำหนดจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดที่จะค้นหาคำตอบ (แสดงด้วยสัญลักษณ์ ★ ในรูปที่ 12ค) และสุดท้ายจึงนำวิธีการค้นหาเส้นทางสั้นที่สุดมาค้นหาเส้นทางที่ควรเป็นขอบภาพจากกราฟที่กำหนดขึ้น โดยผลลัพธ์ที่ได้แสดงไว้ในรูปที่ 12ง ด้วยเส้นประ



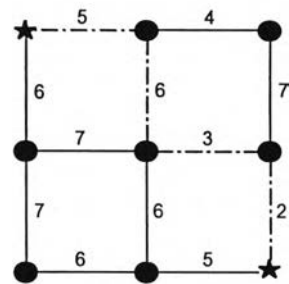
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

รูปที่ 12 ขั้นตอนการหาขอบภาพโดยใช้เทคนิคซึ่งเกี่ยวข้องกับทฤษฎีกราฟ
 (ก) ส่วนของภาพขนาด 3x3 จุดภาพ, (ข) กราฟที่มีน้ำหนักซึ่งได้จากการแปลงภาพในรูป (ก)
 (ค) กราฟที่มีการกำหนดจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุด, (ง) กราฟที่มีเส้นทางสั้นที่สุด

อย่างไรก็ดี จะเห็นได้ว่าผลลัพธ์ที่ได้จะดีหรือไม่ดีนั้นไม่ได้ขึ้นอยู่กับขั้นตอนวิธีการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุดเพียงอย่างเดียว แต่ยังขึ้นกับฟังก์ชันพลังงานที่นำมาใช้อีกด้วย โดยฟังก์ชันพลังงานที่ดีควรมีความรู้ที่เหมาะสมกับลักษณะเด่นของวัตถุที่ต้องการแบ่งส่วน ซึ่งวิธีการที่จะทำให้ฟังก์ชันพลังงานมีความรู้ที่เหมาะสมจะนำเสนอในหัวข้อต่อไป

4.1.3 ฟังก์ชันพลังงาน

จากงานวิจัยที่มีการแบ่งส่วนโดยใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ซึ่งได้นำเสนอไว้ในบทที่ 2 [6, 7, 8, 10] พบว่าความรู้ต่าง ๆ ที่กำหนดไว้ให้กับฟังก์ชันพลังงานจะมีลักษณะเฉพาะคงตัวและถูกนำมาใช้กับภาพสมองที่มีหลายลักษณะ (เช่น แตกต่างกันตามค่าระดับเทาหรือรูปทรงของบริเวณที่เป็นสมอง) ในหลายชุดภาพ ซึ่งจากการกำหนดฟังก์ชันพลังงานในลักษณะเฉพาะคงตัวนี้ เมื่อทำการแบ่งส่วนกับภาพสมองที่มีลักษณะแตกต่างกันจะทำให้ผลลัพธ์ที่ได้ไม่เป็นที่น่าพอใจ ด้วยเหตุนี้จึงเป็นสาเหตุให้เกิดการเปลี่ยนแปลงฟังก์ชันพลังงาน การเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ความรู้ที่กำหนดไว้ในฟังก์ชันพลังงานมีความ

เหมาะสมสามารถนำไปใช้ในการแบ่งส่วนกับลักษณะภาพสมองในแต่ละชุดภาพได้ดียิ่งขึ้น ซึ่งสามารถบรรลุวัตถุประสงค์นี้ได้โดยกระบวนการเฉพาะที่เรียกว่า “การฝึก” (training)

การฝึกเป็นการกำหนดรายละเอียดของความรู้ที่เหมาะสมให้กับฟังก์ชันพลังงานเพื่อนำไปใช้ในกระบวนการแบ่งส่วนสมองของภาพทุกภาพตลอดทั้งชุดภาพ โดยหัวข้อของความรู้ที่จะทำการฝึกหมายถึงองค์ประกอบของฟังก์ชันพลังงานนั่นเอง สำหรับในงานวิจัยนี้ องค์ประกอบของฟังก์ชันพลังงานจะมีเพียงพลังงานภายนอกเท่านั้น ซึ่งพลังงานภายนอกนี้ประกอบด้วย 2 ส่วนคือ *ค่าความสัมพันธ์ของค่าระดับเทา*ของจุดภาพบนขอบสมองและนอกขอบสมอง และ *ค่าความแตกต่างของค่าระดับเทา*ระหว่างจุดภาพบนขอบสมองและนอกขอบสมอง เหตุที่นำพลังงานภายนอกมาใช้ในฟังก์ชันพลังงานเนื่องจากโดยส่วนใหญ่ภายในชุดภาพเดียวกันจะมีค่าระดับเทาใกล้เคียงกัน จึงสามารถนำคุณสมบัติของค่าระดับเทามาใช้ในการแบ่งส่วนกับทุกภาพของชุดภาพได้ และเหตุที่ไม่นำพลังงานภายในมาใช้ในฟังก์ชันพลังงานเนื่องจากในชุดภาพสมองในระนาบขนานกับใบหน้าก็นำมาใช้ในการทดสอบ พลังงานภายในที่ใช้กันโดยทั่วไปคือ ลักษณะรูปทรง ความยาว และตำแหน่งศูนย์กลางของเส้นแสดงรูปร่าง ของแต่ละภาพที่อยู่ในลำดับติดกันจะมีความแตกต่างกันมาก และไม่สามารถนำความรู้เกี่ยวกับลักษณะเฉพาะที่ได้จากการฝึกไปใช้ในการแบ่งส่วนกับทุกภาพของชุดภาพได้

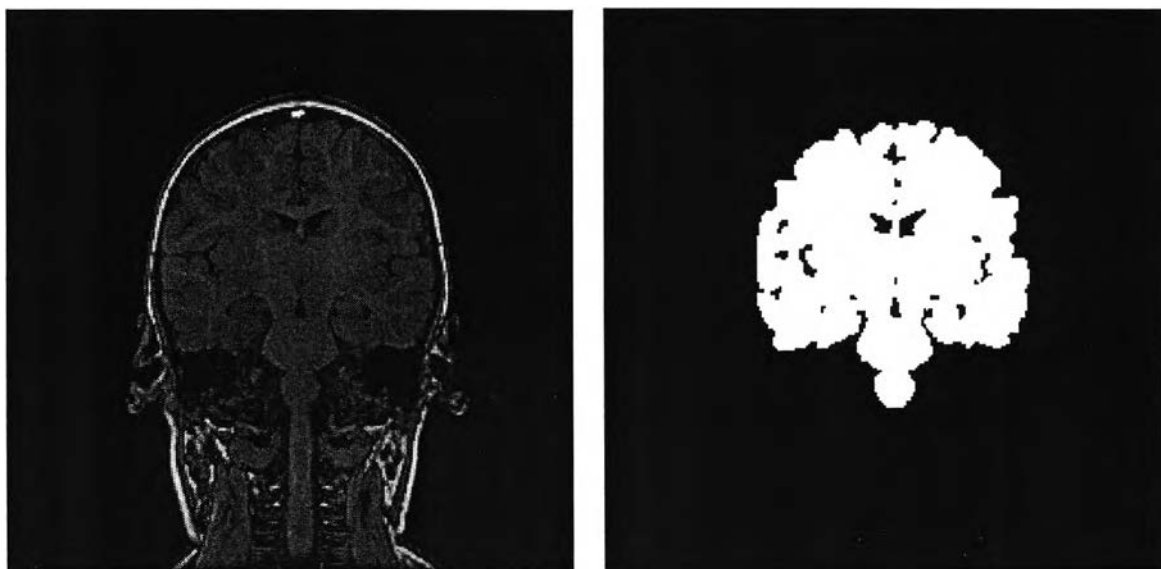
ลำดับขั้นตอนของการฝึกเพื่อกำหนดค่าฟังก์ชันพลังงานและการใช้งานจากฟังก์ชันพลังงานที่ได้ มีรายละเอียดดังนี้

ขั้นตอนการฝึก

การฝึกจะนำฟังก์ชันพลังงานมาทำการจดจำลักษณะเฉพาะของสมองจากภาพที่ผ่านการแบ่งส่วนแล้วจำนวนหนึ่งภาพ โดยตัวอย่างภาพสมองต้นฉบับและภาพที่ผ่านการแบ่งส่วนด้วยมือแล้ว แสดงในรูปที่ 13

การฝึกจะจดจำลักษณะเฉพาะ 2 ลักษณะคือ *ค่าความสัมพันธ์ของค่าระดับเทา*และ*ค่าความแตกต่างของค่าระดับเทา* โดย*ค่าความสัมพันธ์ของค่าระดับเทา*คือ ความถี่ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าระดับเทาของจุดภาพบนเส้นแสดงรูปร่างและจุดภาพที่อยู่ติดกันที่อยู่ด้านนอกของเส้นแสดงรูปร่าง ความถี่นี้จะถูกเก็บไว้ในค่าสะสมที่มี 2 มิติ โดยปรับความถี่นี้ด้วยการสเกลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 255 เพื่อให้ประหยัดเนื้อที่ในการเก็บข้อมูลและสะดวกในการพัฒนาโปรแกรม ตัวอย่างของความถี่ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าระดับเทาได้นำเสนอไว้ในรูปที่ 14 ส่วน*ค่าความแตกต่างของค่าระดับเทา*คือ ความถี่ของค่าความแตกต่างระหว่างค่าระดับเทาของจุดภาพบนเส้นแสดงรูปร่างและจุดภาพที่อยู่ติดกันที่อยู่ด้านนอกของเส้นแสดงรูปร่าง และถูกเก็บไว้ในค่าสะสมที่มี 1 มิติ โดยปรับความถี่นี้ด้วยการสเกลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 255 เช่นกัน ตัวอย่างได้นำเสนอไว้ในรูปที่

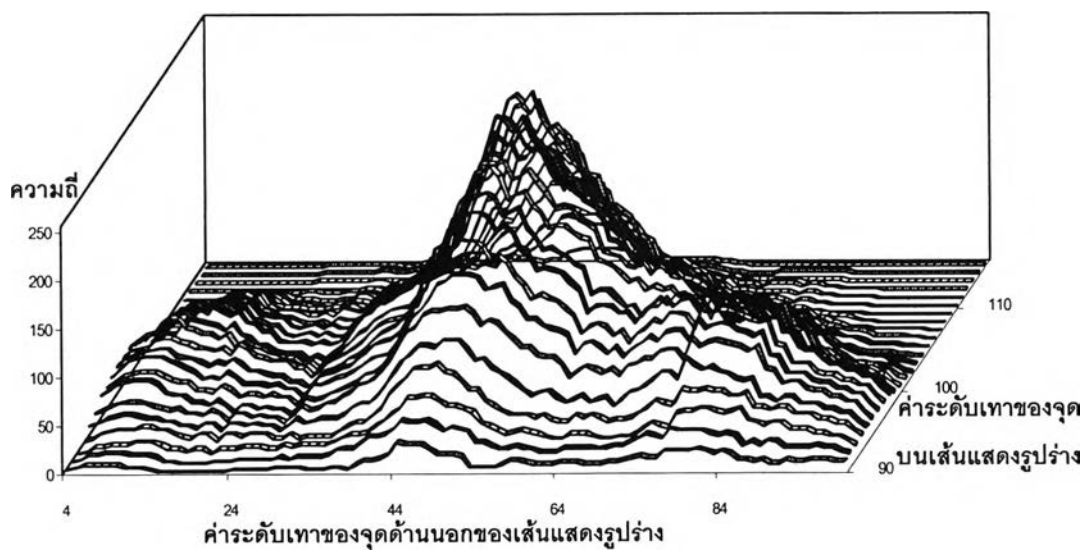
15 และสำหรับน้ำหนักของค่าพลังงานทั้งสองจะกำหนดให้มีค่าเท่ากัน เนื่องจากมีการจดจำมาจากข้อมูลที่เป็นค่าระดับเทาเหมือนกันและมีการปรับสเกลให้อยู่ในช่วงเดียวกัน



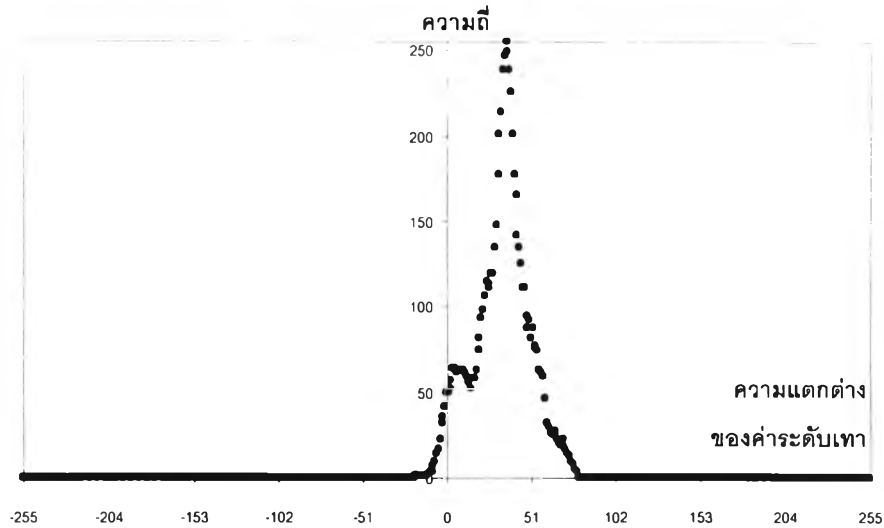
(ก)

(ข)

รูปที่ 13 (ก) ภาพเอ็มอาร์ไอของสมองต้นฉบับ (ข) ภาพที่ผ่านการแบ่งส่วนด้วยมือแล้ว



รูปที่ 14 ตัวอย่างข้อมูลความถี่ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าระดับเทาของจุดภาพบนเส้นแสดงรูปร่างและจุดภาพภายนอกที่อยู่ติดกัน

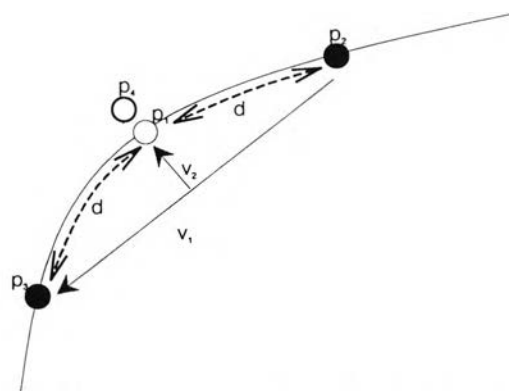


รูปที่ 15 ตัวอย่างข้อมูลความถี่ของความแตกต่างระหว่างค่าระดับเทาของจุดภาพบนเส้นแสดงรูปร่างและจุดภาพภายนอกที่อยู่ติดกัน

จากรูปที่ 14 จะพบว่าค่าระดับเทาบริเวณภายในส่วนที่เป็นสมอง (จุดภาพบนเส้นแสดงรูปร่าง) จะมีค่ามากกว่าค่าระดับเทาบริเวณภายนอกส่วนที่เป็นสมอง และค่าความถี่ที่ได้นี้จะเหมาะสมกับลักษณะภาพสมองของชุดภาพที่มีการนำภาพในชุดภาพนั้นมาฝึก โดยค่าความถี่จะนำมาใช้เป็นค่าพลังงานของฟังก์ชันพลังงานในขั้นตอนการใช้ฟังก์ชันพลังงานในการแบ่งส่วนต่อไป

ขั้นตอนการใช้งานฟังก์ชันพลังงานในการแบ่งส่วน

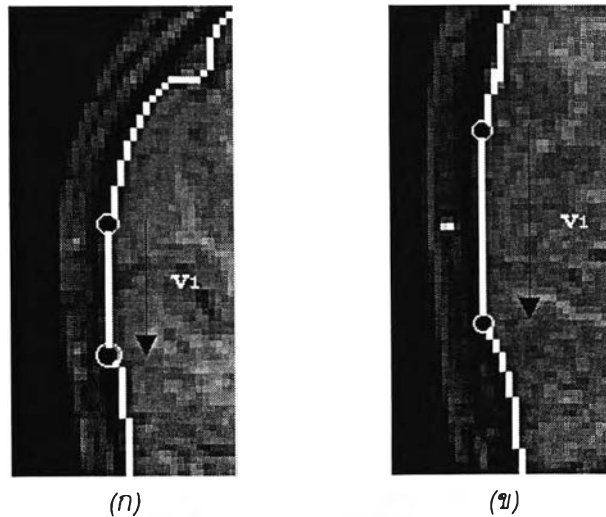
การแบ่งส่วนสามารถนำฟังก์ชันพลังงานที่ผ่านการฝึกมาใช้ได้ โดยมีลำดับขั้นตอนในการหาค่าพลังงานของแต่ละจุดของเส้นแสดงรูปร่าง ดังแสดงในรูปที่ 16 และอธิบายได้ดังนี้



รูปที่ 16 ขั้นตอนการหาค่าพลังงานจากฟังก์ชันพลังงาน

1. กำหนดจุดที่ต้องการหาค่าพลังงาน (p_1)
2. คำนวณหาทิศทางที่ตั้งฉากกับ p_1 ที่ชี้ออกไปยังบริเวณด้านนอกขอบวงปิดที่เป็นเส้นแสดงรูปร่าง โดย
 - 2.1 กำหนดจุด 2 จุด (p_2 และ p_3) ซึ่งอยู่บนเส้นแสดงรูปร่างในลำดับก่อนและหลัง p_1 โดยมีจำนวนจุดบนเส้นแสดงรูปร่างห่างจาก p_1 ออกไปเป็นค่าคงที่ค่าหนึ่ง (d)
 - 2.2 คำนวณหาเวกเตอร์จาก p_2 ไปยัง p_3 (v_1)
 - 2.3 คำนวณหาเวกเตอร์ซึ่งมีทิศทางตั้งฉากกับ v_1 และผ่าน p_1 (v_2)
3. กำหนดจุดซึ่งติดกันกับ p_1 และมีทิศทางตั้งฉากกับ p_1 โดยพิจารณาจาก v_2 และเรียกจุดนี้ว่า p_4
4. คำนวณหาค่าพลังงานจากค่าความถี่ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าระดับเทาและจากความถี่ของความแตกต่างระหว่างค่าระดับเทาของ p_1 และ p_4

เนื่องจากค่า d เป็นจำนวนจุดบนเส้นแสดงรูปร่างที่ห่างจาก p_1 และใช้ในการกำหนดทิศทางของเวกเตอร์ v_1 ที่จะต้องขนานกับขอบของสมองมากที่สุด ดังนั้นในบริเวณที่ขอบสมองมีความโค้งมาก (เส้นแสดงรูปร่างมีความยาวน้อย) การที่จะทำให้ v_1 ขนานกับขอบของสมองจะต้องกำหนดให้ค่า d มีค่าน้อย ดังแสดงในรูปที่ 17ก และในทางกลับกันในบริเวณที่ขอบสมองมีความโค้งน้อย (เส้นแสดงรูปร่างมีความยาวมาก) การที่จะทำให้ v_1 ขนานกับขอบของสมองจะต้องกำหนดให้ค่า d มีค่ามาก ดังแสดงในรูปที่ 17ข ในงานวิจัยนี้จึงกำหนดค่า d มีค่าแปรผันตามความยาวของเส้นแสดงรูปร่าง โดยมีค่าเป็น 8 % ของความยาวของเส้นแสดงรูปร่าง



รูปที่ 17 จำนวนจุดที่ใช้ในการหาเวกเตอร์ที่ขนานกับขอบของสมอง
 (ก) บริเวณสมองที่มีขนาดเล็กซึ่งควรกำหนดให้จำนวนจุด (d) มีค่าน้อย
 (ข) บริเวณสมองที่มีขนาดใหญ่ควรซึ่งควรกำหนดให้จำนวนจุด (d) มีค่ามาก

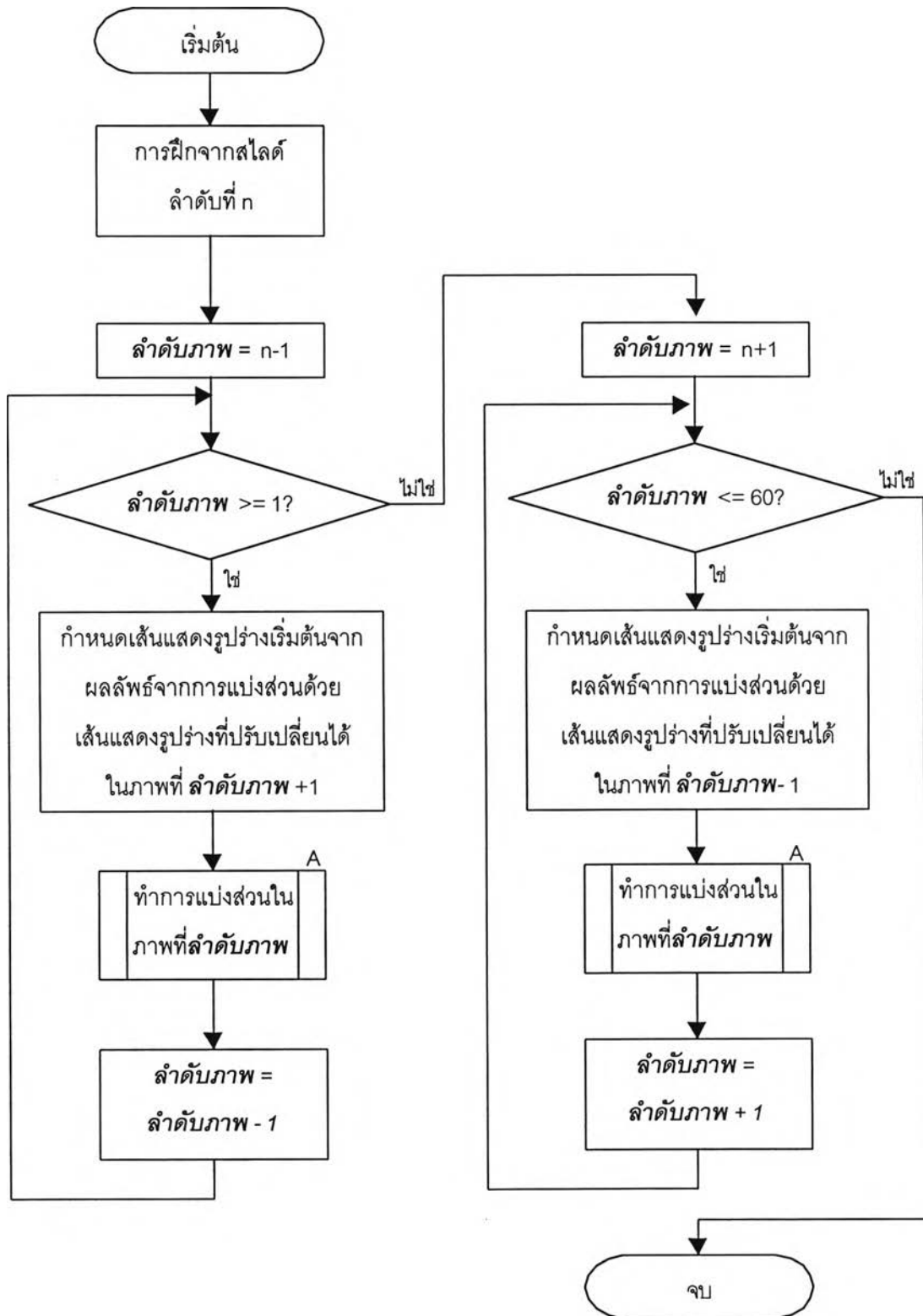
เมื่อต้องการหาค่าพลังงานจากฟังก์ชันพลังงาน เนื่องจากแนวความคิดของการประเมินเส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ มักเลือกเส้นแสดงรูปร่างที่มีค่าพลังงานค่าต่ำ ๆ จากฟังก์ชันพลังงาน แต่ในงานวิจัยนี้ได้เลือกให้ความรู้เกี่ยวกับขอบของสมองเป็นค่าความถี่ของความสัมพันธ์ระหว่างค่าระดับเทาและค่าความถี่ของความแตกต่างระหว่างค่าระดับเทา ดังตัวอย่างในรูปที่ 14 และ 15 ซึ่งค่าความถี่ที่เป็นบริเวณขอบสมองจะมีค่าสูง ดังนั้นเพื่อให้แนวทางการประเมินค่าพลังงานสอดคล้องกับแนวคิดของการประเมินเดิม ในงานวิจัยนี้จึงต้องกลับค่าพลังงานจากน้อยเป็นมาก และจากมากเป็นน้อย ซึ่งสามารถทำได้โดยการนำค่าความถี่ที่มีค่ามากที่สุด (255) มาลบออกจากค่าความถี่เดิม และจึงนำค่าความถี่ที่ได้ไปใช้ป็นค่าของเส้นเชื่อมในกราฟเพื่อค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุดต่อไป

4.2 ขั้นตอนการแบ่งส่วน

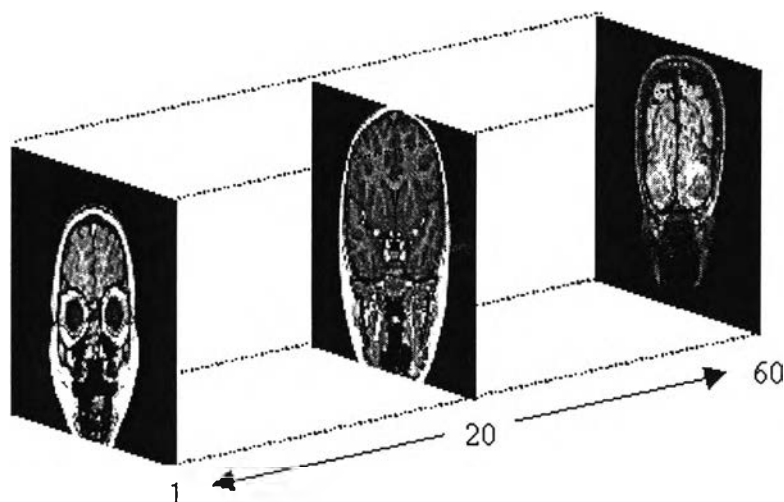
ในหัวข้อนี้จะอธิบายถึงขั้นตอนทั้งหมดที่ได้ออกแบบเพื่อนำมาใช้ในการแบ่งส่วนที่เป็นสมองสำหรับชุดภาพเอ็มอาร์ไอครั้งละหนึ่งชุดภาพ (ในหนึ่งชุดภาพมี 60 ภาพ)

สำหรับขั้นตอนการแบ่งส่วนตลอดทั้งชุดภาพ สามารถอธิบายได้จากรูปที่ 18 โดยหลังจากผ่านขั้นตอนการฝึกเพื่อให้ได้ฟังก์ชันพลังงานที่เหมาะสมในการแบ่งส่วนแล้ว จากนั้นจึงเริ่มแบ่งส่วนของภาพเอ็มอาร์ไอในสไลด์ลำดับที่อยู่ถัดจากสไลด์แผ่นที่นำมาฝึกไปยังสไลด์ลำดับต้นจนถึงสไลด์ลำดับแรก และแบ่งส่วนของภาพเอ็มอาร์ไอในสไลด์ลำดับที่อยู่ถัดจากสไลด์แผ่นที่นำมาฝึกไปยังสไลด์ลำดับปลายจนถึงสไลด์ลำดับสุดท้าย ดังแสดงในรูปที่ 19 สาเหตุที่ต้องมีการแบ่งส่วนตามลำดับของสไลด์เนื่องจากการนำผลลัพธ์ของเส้นแสดงรูปร่างในสไลด์ปัจจุบันมาเป็นเส้นแสดงรูปร่างเริ่มต้นในการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุดของสไลด์ลำดับที่อยู่ถัดไป โดยถือว่าผลลัพธ์ของเส้นแสดงรูปร่างของสมองในสไลด์ปัจจุบัน จะเป็นข้อมูลที่เหมาะสมที่สุดในขณะนั้นที่จะนำมาใช้ในการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุดของสไลด์ลำดับถัดไป

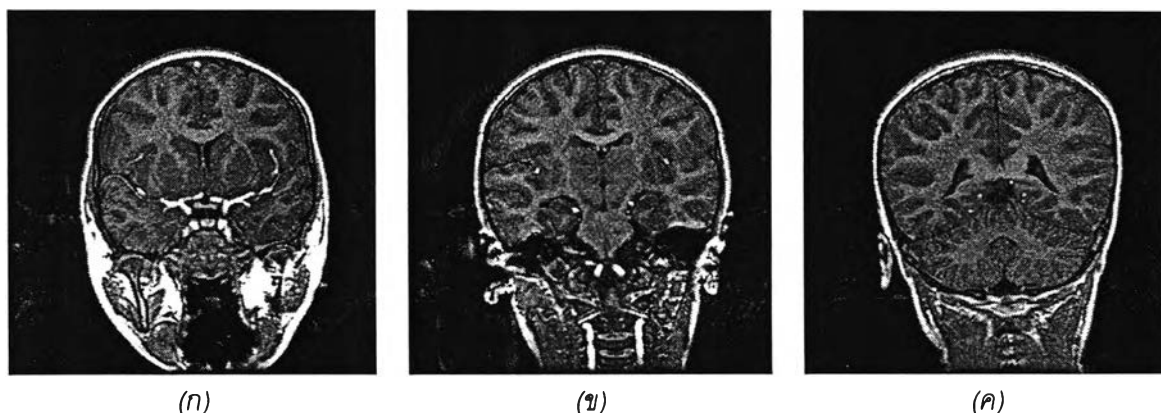
ลำดับสไลด์เริ่มต้นที่ใช้ในการแบ่งส่วนหรือลำดับสไลด์ที่ใช้ในการฝึกจะมีความสำคัญต่อฟังก์ชันพลังงานมาก เนื่องจากลักษณะเด่นที่ทำการศึกษาและนำมาแบ่งส่วนตลอดทั้งชุดภาพจะได้มาจากข้อมูลในสไลด์ลำดับนี้ ลำดับสไลด์ที่ใช้ในการฝึกที่กำหนดไว้คือลำดับสไลด์ที่ 20 เนื่องจากภาพในสไลด์ลำดับนี้เป็นภาพที่มีรายละเอียดชัดเจน ค่าระดับเทาถูกต้อง และมีส่วนประกอบของลักษณะสมองภายในภาพที่ซับซ้อน (การเริ่มแบ่งส่วนจากลักษณะสมองที่ซับซ้อนไปสู่ลักษณะสมองที่ไม่ซับซ้อนจะช่วยลดโอกาสในการแบ่งส่วนผิดพลาด) ตัวอย่างภาพลักษณะสมองที่มีความซับซ้อนแตกต่างกันในสไลด์ลำดับต่าง ๆ แสดงไว้ในรูปที่ 20



รูปที่ 18 ขั้นตอนการแบ่งส่วนของภาพตลอดทั้งชุดภาพ



รูปที่ 19 ลำดับการแบ่งส่วนของสไลด์ในแต่ละชุดภาพ



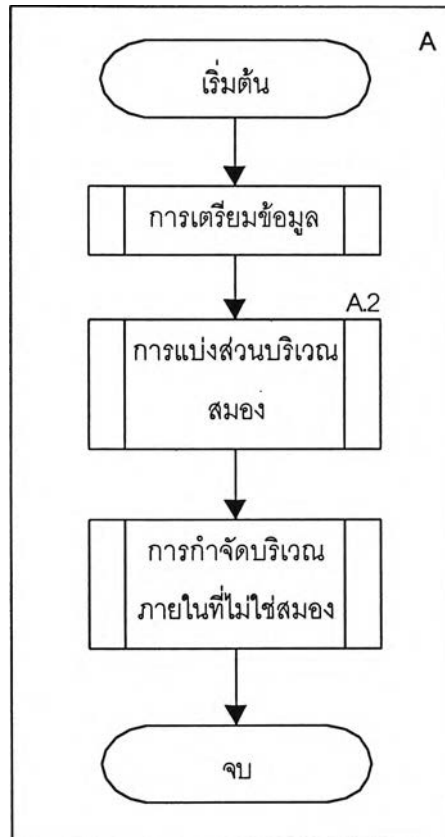
รูปที่ 20 ตัวอย่างภาพลักษณะสมองที่มีความซับซ้อนแตกต่างกันในสไลด์ลำดับต่าง ๆ

(ก) ลำดับที่ 20 (ข) ลำดับที่ 30 และ (ค) ลำดับที่ 40

เมื่อพิจารณาถึงการแบ่งส่วนของสมองในแต่ละสไลด์ สามารถแบ่งขั้นตอนการทำงานออกเป็นทั้งหมด 3 ขั้นตอนหลัก ๆ โดยแสดงในรูปที่ 21 ดังนี้

1. ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล เป็นการปรับปรุงภาพสมองให้มีความเหมาะสมมากขึ้นก่อนนำไปใช้ในขั้นตอนการแบ่งส่วน ซึ่งได้เลือกใช้ตัวกรองแบบ nonlinear anisotropic diffusion โดยหลังจากขั้นตอนนี้ภาพจะมีขอบสมองชัดเจนขึ้น ในขณะที่บริเวณที่ไม่ใช่ขอบจะกลมกลืนกันมากขึ้น
2. ขั้นตอนการแบ่งส่วนบริเวณสมอง มีเป้าหมายเพื่อให้ได้เป็นบริเวณที่เป็นขอบรอบนอกของสมอง ขั้นตอนนี้ทำโดยประยุกต์การใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้เพื่อทำการแบ่งส่วน

3. ขั้นตอนการกำจัดบริเวณที่ไม่ใช่สมอง เป็นการกำจัดบริเวณที่ไม่ใช่สมองออกจากบริเวณที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 ซึ่งจะทำโดยการวิเคราะห์ค่าระดับเทาของจุดทั้งหมดที่อยู่ในบริเวณสมองและคำนวณหาค่าขีดแบ่งที่เหมาะสม เพื่อกำจัดบริเวณที่ไม่ใช่สมองและคงไว้เพียงบริเวณที่เป็นสมองที่แท้จริงเท่านั้น



รูปที่ 21 ขั้นตอนการแบ่งส่วนในแต่ละภาพ

4.2.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลจะประยุกต์ใช้ตัวกรอง 2 มิติแบบ nonlinear anisotropic diffusion กับภาพที่นำมาทำการแบ่งส่วน เพื่อให้ภาพที่ผ่านการกรองมีขอบสมองชัดเจนขึ้น ในขณะที่บริเวณที่ไม่ใช่ขอบจะกลมกลืนกันมากขึ้น

การใช้ตัวกรองแบบ nonlinear anisotropic diffusion จะมีค่าพารามิเตอร์บางตัวซึ่งจำเป็นต้องกำหนดขึ้นก่อนการทำงาน และเคยแสดงไว้แล้วในสมการที่ 13 โดยจะนำมาแสดงอีกครั้งเพื่อความสะดวกในการอ้างอิง ดังนี้

$$I(x, y, t + \Delta t) \approx I(x, y, t) + \Delta t \cdot (\Phi_{left} + \Phi_{right} + \Phi_{top} + \Phi_{bottom}) \quad \dots(13)$$

โดยค่า Φ_{left} , Φ_{right} , Φ_{top} และ Φ_{bottom} จะเป็นฟังก์ชันที่จำเป็นต้องคำนวณฟังก์ชันการแพร่ด้วย ซึ่งฟังก์ชันการแพร่แสดงได้ดังสมการที่ 3 ซึ่งได้กล่าวถึงมาแล้ว คือ

$$c(\bar{x}, t) = \exp\left(-\left(\frac{|\nabla I(\bar{x}, t)|}{K}\right)^2\right) \quad \dots(3)$$

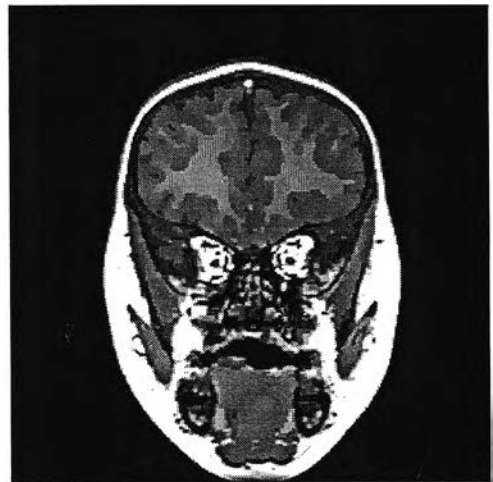
ในสมการที่ 13 จะทำให้ค่าระดับเทาภายในภาพมีการเปลี่ยนแปลงไปในทุก ๆ รอบของการทำงาน ดังนั้นค่าพารามิเตอร์ที่ต้องกำหนดคือ จำนวนรอบที่จะทำการกรอง และในสมการที่ 3 มีค่าพารามิเตอร์ที่ต้องกำหนดคือ ค่า K

ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ เหล่านี้ได้ถูกกำหนดขึ้นหลายค่าและนำมาทำการทดสอบกับภาพที่ใช้ในการทดลองเป็นจำนวนมาก เพื่อให้ได้ค่าพารามิเตอร์ของการกรองที่มีความเหมาะสมมากที่สุด ในที่นี้ได้แสดงตัวอย่างของภาพผลลัพธ์ที่ผ่านการกรองจากการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่แตกต่างกัน พร้อมทั้งแสดงโปรไฟล์ (profile) ในแนวแกน x ของภาพผลลัพธ์เพื่อแสดงรายละเอียดของค่าระดับเทาที่ได้ (โปรไฟล์ที่ใช้เป็นโปรไฟล์ในแถวที่ 120 นับจากด้านบน ซึ่งโปรไฟล์ในแถวที่เลือกมานี้ผ่านหลายบริเวณทั้งบริเวณที่มีดและสว่าง โดยบริเวณเหล่านี้เมื่อผ่านการกรองแล้วจะเห็นถึงการเปลี่ยนแปลงของค่าระดับเทาได้อย่างชัดเจน)

จากรูปที่ 22 เป็นตัวอย่างภาพผลลัพธ์ที่ผ่านการกรองใน 2 มิติ ที่มีค่า K เป็น 8 และกระทำทั้งสิ้น 25 รอบ จากภาพผลลัพธ์จะเห็นได้ว่าบริเวณส่วนที่เป็นเนื้อเยื่อสมองมีค่าระดับเทาใกล้เคียงกันมากขึ้น และมีความแตกต่างจากบริเวณรอบข้างมากขึ้น



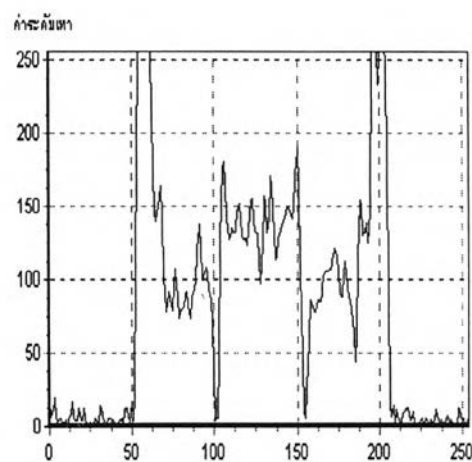
(ก)



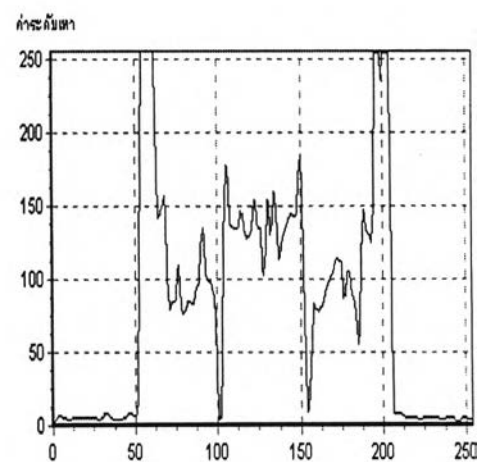
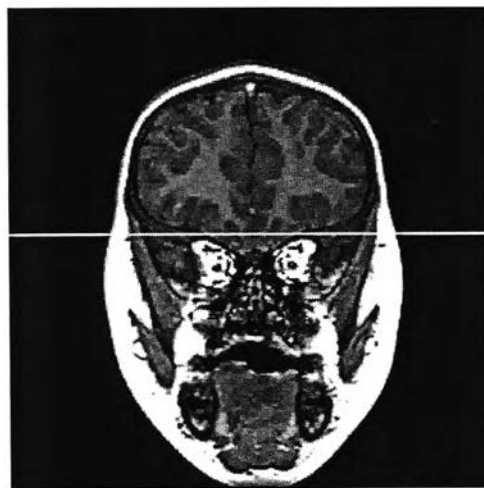
(ข)

รูปที่ 22 ตัวอย่างภาพเอ็มอาร์ไอต้นฉบับและภาพผลลัพธ์ที่ผ่านการกรองด้วยตัวกรอง 2 มิติ

ในรูปที่ 23 แสดงภาพผลลัพท์ที่มีค่า K เป็น 8 และมีจำนวนรอบในการทำงานแตกต่างกันไป 6 ค่าคือ 0 5 12 25 50 และ 100 ซึ่งจากโปรไฟล์ของภาพผลลัพท์ พบว่าเมื่อเพิ่มจำนวนรอบในการกรองให้มากขึ้นจะทำให้บริเวณที่เป็นกลุ่มเดียวกันมีค่าระดับเทาใกล้เคียงกันมากขึ้น และที่จำนวนรอบ 25 รอบขึ้นไป โปรไฟล์ผลลัพท์จะคล้ายคลึงกัน

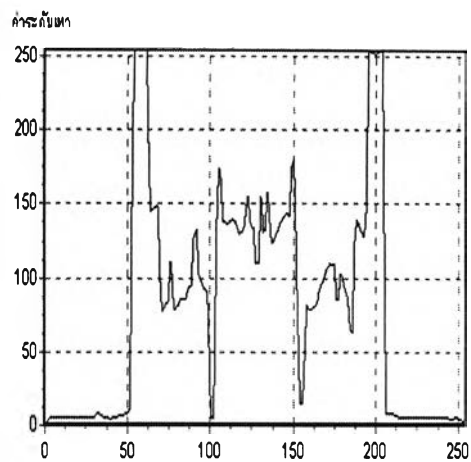


(ก) จำนวนรอบ = 0

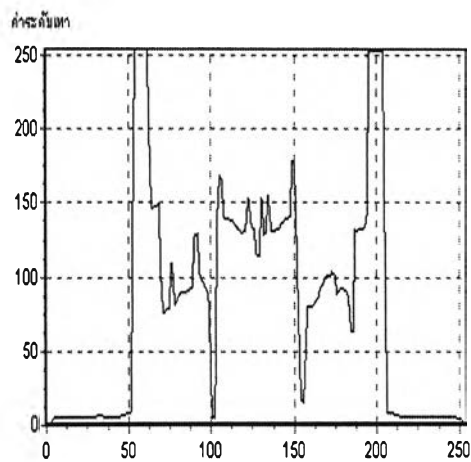


(ข) จำนวนรอบ = 5

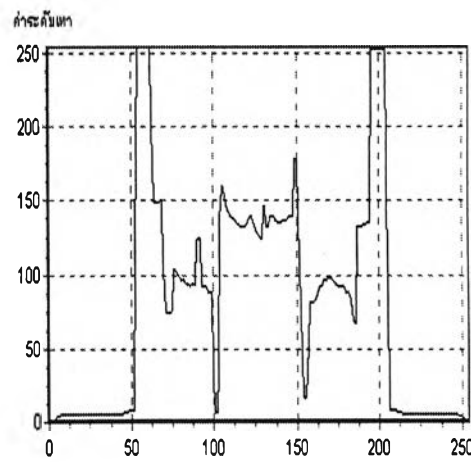
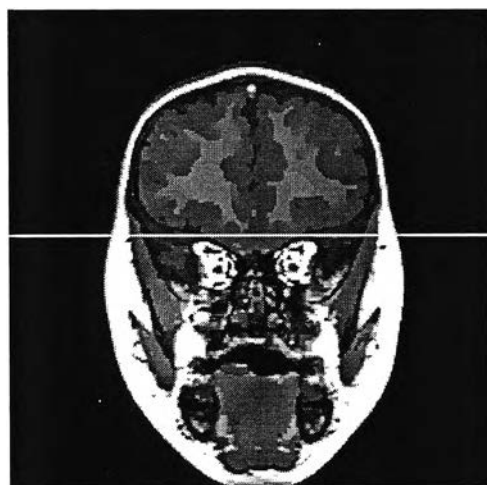
รูปที่ 23 ภาพผลลัพท์ที่ผ่านการกรองด้วยตัวกรอง 2 มิติซึ่งมีจำนวนรอบ 0 5 12 25 50 และ 100 ตามลำดับ



(ค) จำนวนรอบ = 12

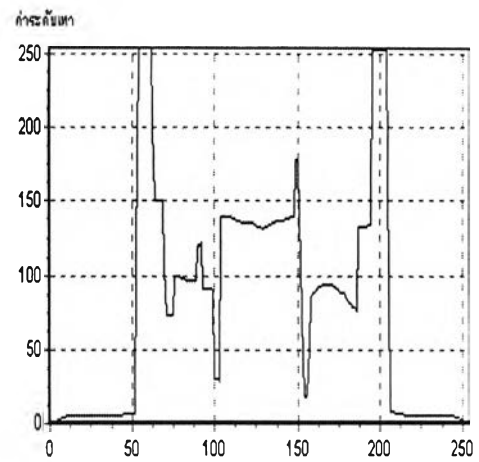
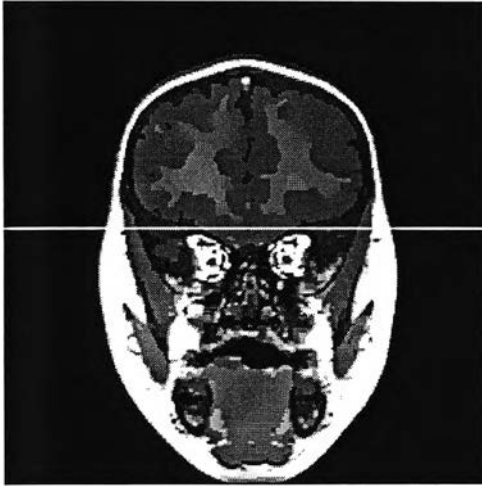


(ง) จำนวนรอบ = 25



(จ) จำนวนรอบ = 50

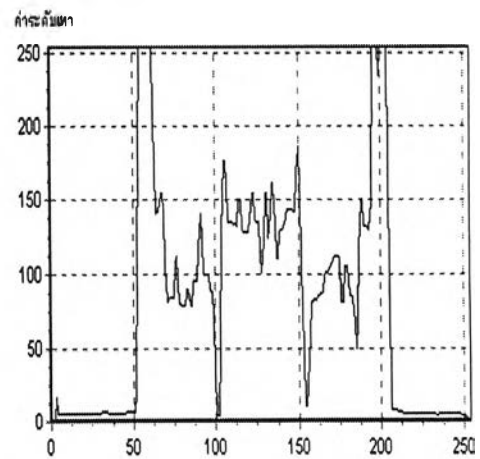
รูปที่ 23 (ต่อ) ภาพผลลัพท์ที่ผ่านการกรองด้วยตัวกรอง 2 มิติซึ่งมีจำนวนรอบ 0 5 12 25 50 และ 100 ตามลำดับ



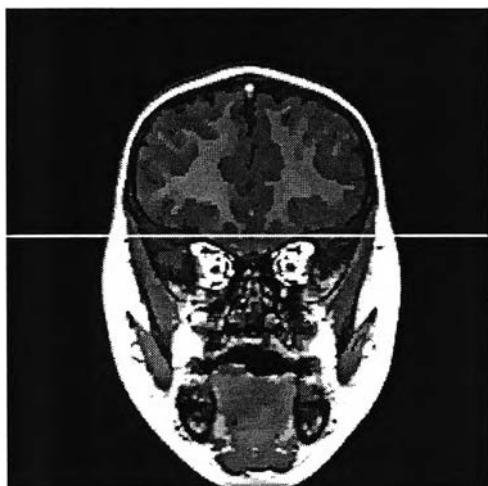
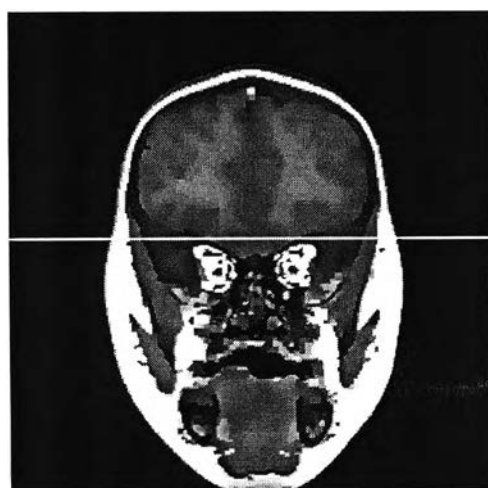
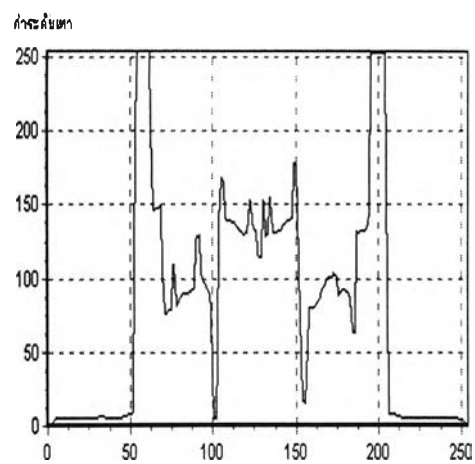
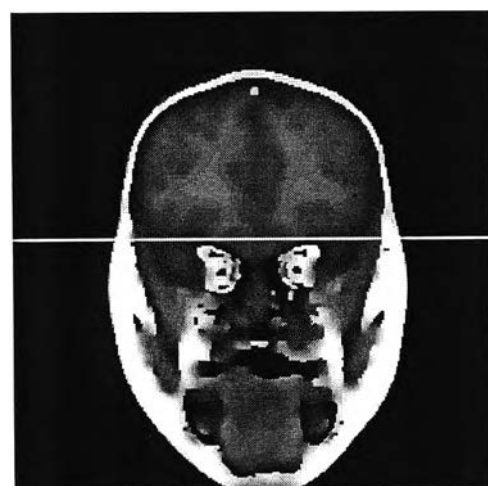
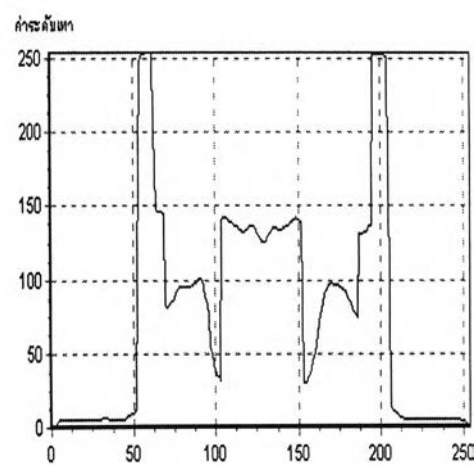
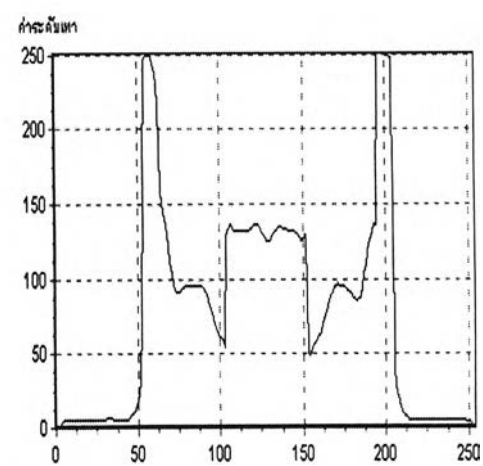
(ข) จำนวนรอบ = 100

รูปที่ 23 (ต่อ) ภาพผลลัพท์ที่ผ่านการกรองด้วยตัวกรอง 2 มิติซึ่งมีจำนวนรอบ 0 5 12 25 50 และ 100 ตามลำดับ

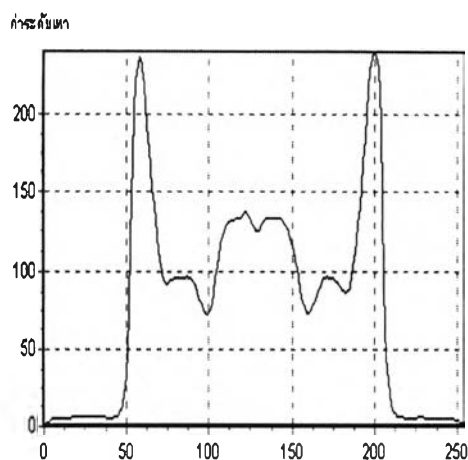
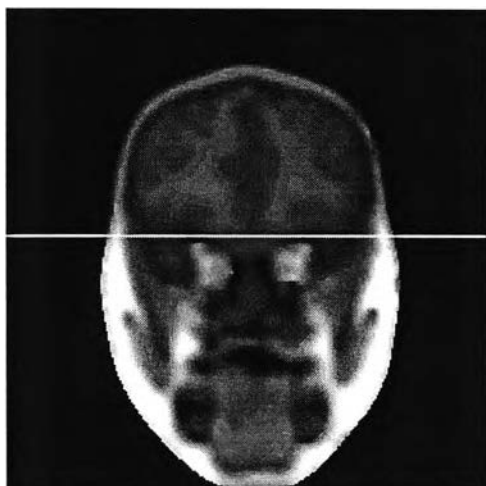
สำหรับรูปที่ 24 แสดงภาพผลลัพท์ที่มีจำนวนรอบคงที่คือ 25 รอบและมีค่า K แตกต่างกันไป 5 ระดับ คือ 4 8 16 32 และ 64 ซึ่งจากโปรไฟล์ของภาพผลลัพท์ พบว่าเมื่อค่า K มีค่ามากขึ้นจะทำให้บริเวณที่ควรเป็นกลุ่มเดียวกันมีค่าระดับเทาใกล้เคียงกันมากขึ้น แต่หากค่า K มีค่ามากเกินไปจะทำให้ความแตกต่างของค่าระดับเทาระหว่างกลุ่มลดลง และที่ค่า K เป็น 8 จะได้ภาพที่มีความชัดเจนสูงสุด

(ก) $K = 4$

รูปที่ 24 ภาพผลลัพท์ที่ผ่านการกรองด้วยตัวกรอง 2 มิติซึ่งมีค่า K เป็น 4 8 16 32 และ 64 ตามลำดับ

(ข) $K = 8$ (ค) $K = 16$ (ง) $K = 32$ 

รูปที่ 24 (ต่อ) ภาพผลลัพธ์ที่ผ่านการกรองด้วยตัวกรอง 2 มิติซึ่งมีค่า K เป็น 4 8 16 32 และ 64 ตามลำดับ

(จ) $K = 64$

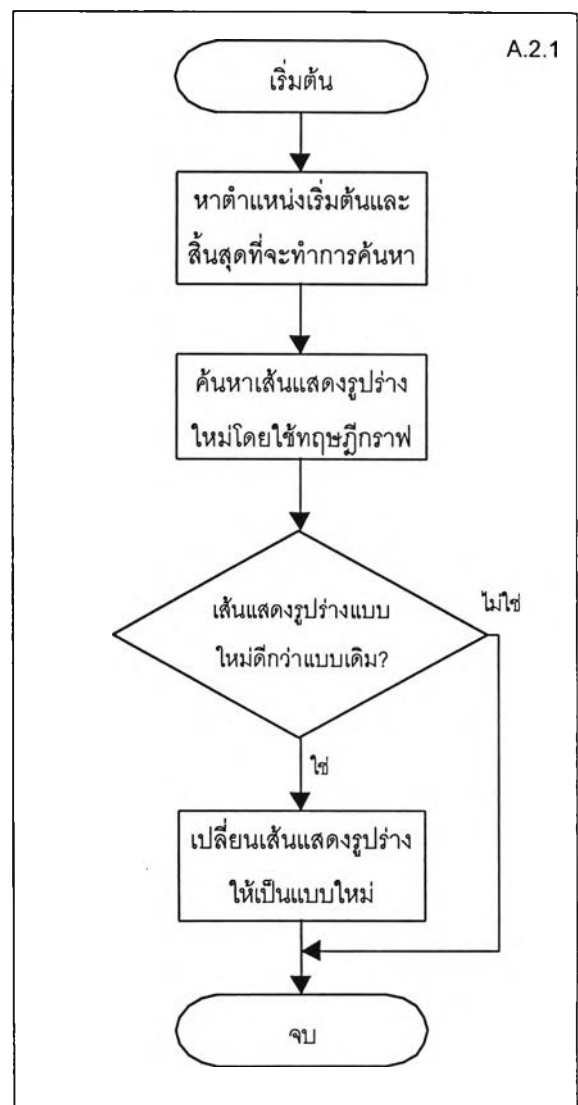
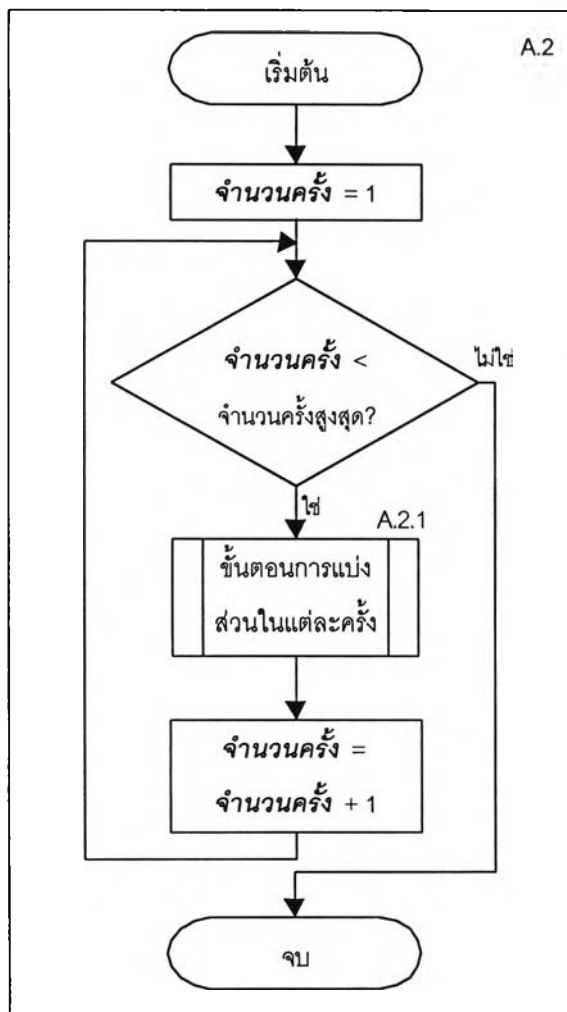
รูปที่ 24 (ต่อ) ภาพผลลัพธ์ที่ผ่านการกรองด้วยตัวกรอง 2 มิติซึ่งมีค่า K เป็น 4 8 16 32 และ 64 ตามลำดับ

จากผลลัพธ์ที่ได้นำเสนอ จะพบว่าตัวกรอง 2 มิติแบบ nonlinear anisotropic diffusion สามารถทำให้ภาพเอ็มอาร์ไอที่ต้องการแบ่งส่วนมีคุณภาพดีขึ้น โดยบริเวณเนื้อเยื่อสมองจะมีค่าระดับเทาใกล้เคียงกันมากขึ้น และจะแตกต่างจากบริเวณที่อยู่โดยรอบ ซึ่งได้ทำการคัดเลือกหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยค่า K ที่เหมาะสมคือ 8 และจำนวนรอบที่เหมาะสมคือ 25 รอบ

4.2.2 ขั้นตอนการแบ่งส่วนบริเวณสมอง

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการแบ่งส่วนที่เป็นสมองจากภาพเอ็มอาร์ไอที่ได้จากขั้นตอนการเตรียมข้อมูลโดยการใช้เส้นแสดงรูปร่างที่ปรับเปลี่ยนได้ ซึ่งการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุดจะทำการค้นหาที่ละส่วนย่อยของเส้นแสดงรูปร่าง โดยจะทำเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ ตามจำนวนครั้งที่กำหนด ดังแสดงไว้ในรูปที่ 25ก

ในการค้นหาที่ละส่วนย่อยในแต่ละครั้ง จะเริ่มต้นจากการคำนวณหาตำแหน่งเริ่มต้นและตำแหน่งสิ้นสุดเพื่อกำหนดขอบเขตบริเวณที่จะทำการค้นหาเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุด จากนั้นจุดภาพภายในขอบเขตบริเวณที่กำหนดจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปของกราฟที่มีน้ำหนักและใช้เทคนิคซึ่งเกี่ยวข้องกับทฤษฎีกราฟทำการค้นหาเส้นทางที่สั้นที่สุด เมื่อได้เส้นทางที่สั้นที่สุดแล้วจะนำเส้นทางที่ได้นี้ไปแทนที่ส่วนของเส้นแสดงรูปร่างเพื่อให้ได้เส้นแสดงรูปร่างใหม่ จากนั้นจึงเปรียบเทียบระหว่างค่าพลังงานทั้งหมดภายในเส้นแสดงรูปร่างเดิมและเส้นแสดงรูปร่างใหม่เพื่อตัดสินใจเลือกเส้นแสดงรูปร่างที่ดีที่สุดมาใช้ในการแบ่งส่วนในครั้งต่อไป ขั้นตอนนี้ทั้งหมดนี้แสดงไว้ในรูปที่ 25ข



(ก)

(ข)

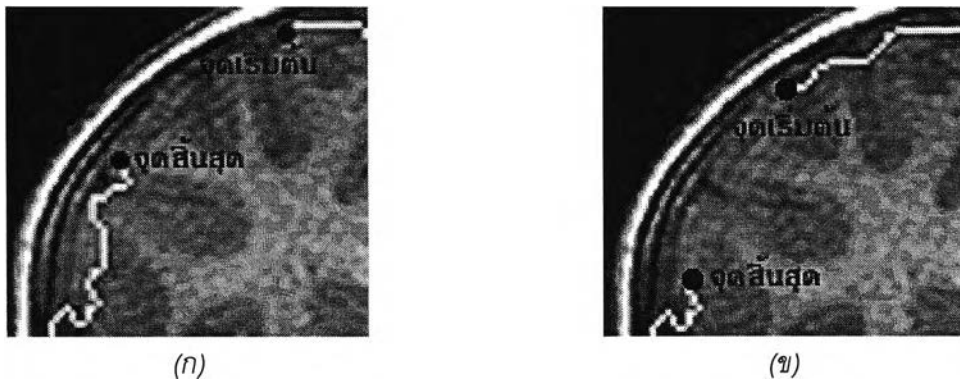
รูปที่ 25 ขั้นตอนย่อยในการแบ่งส่วนบริเวณสมอง

(ก) ขั้นตอนโดยรวม (ข) ขั้นตอนในแต่ละรอบ

สำหรับจำนวนครั้งที่ใช้ในการค้นหา ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดไว้เป็นจำนวน 100 ครั้ง เนื่องจากเมื่อนำมาคำนวณร่วมกับระยะห่างของจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดที่ใช้ในการค้นหาแต่ละครั้ง จะพบว่าจำนวนครั้งที่กำหนดจะทำให้มีการค้นหารอบบริเวณเส้นแสดงรูปร่างเป็นจำนวน 5 รอบ ซึ่งเป็นจำนวนรอบที่พอเพียงที่จะทำให้จุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดในการค้นหากระจายไปยังจุดสำคัญต่าง ๆ ภายในบริเวณขอบของสมอง

สำหรับรายละเอียดของขั้นตอนย่อยในการแบ่งส่วนในแต่ละครั้ง จะเริ่มจากการกำหนดจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดของกราฟที่นำไปใช้ในการหาส่วนของเส้นแสดงรูปร่าง ซึ่งจะกระทำได้โดยกำหนดจุดเริ่มต้นในการ

ค้นหาซึ่งจะเป็นจุดแรกบนเส้นแสดงรูปร่าง จากนั้นคำนวณหาจุดสิ้นสุดซึ่งห่างจากจุดเริ่มต้นเป็นระยะ Euclidean ขนาดเท่ากับ e หลังจากนั้นเมื่อหาส่วนของเส้นแสดงรูปร่างใหม่จากเทคนิคซึ่งเกี่ยวข้องกับทฤษฎีกราฟได้แล้ว จึงเปลี่ยนตำแหน่งของจุดคู่นี้ออกไปให้ห่างจากตำแหน่งเดิมเป็นระยะ Euclidean ขนาดเท่ากับ $e/2$ เหตุที่จุดใหม่จะต้องอยู่ห่างจากจุดเดิมเป็นระยะทาง $e/2$ เนื่องจากหากส่วนของเส้นแสดงรูปร่างที่หาได้ (เส้นทางสั้นที่สุดระหว่างจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุด) ในรอบก่อนหน้าได้ผลลัพธ์ที่ไม่ดี การหาส่วนของเส้นแสดงรูปร่างใหม่ที่ไม่ไกลจากส่วนของเส้นแสดงรูปร่างเดิม (ที่เป็นผลลัพธ์ที่ไม่ดี) จะช่วยให้สามารถพบส่วนของเส้นแสดงรูปร่างที่ดีกว่าได้รวดเร็วยิ่งขึ้น สามารถแสดงรูปของการกำหนดจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดของขั้นตอนย่อยในการแบ่งส่วน 2 รอบที่ต่อเนื่องกันได้ในรูปแบบที่ 26

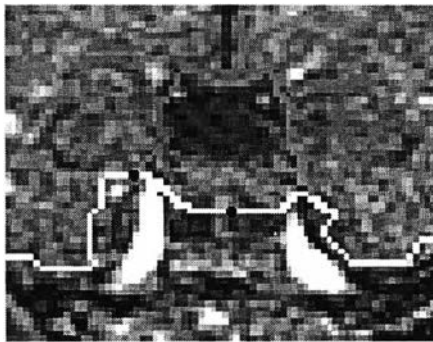


รูปที่ 26 การกำหนดจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดของการค้นหา
(ก) ในรอบแรก (ข) ในรอบที่สอง

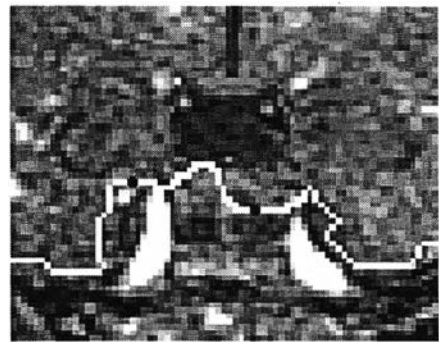
สำหรับการกำหนดค่าระยะ Euclidean ระหว่างจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดหรือค่า e นั้น ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดให้มีค่าเป็น 40 หน่วย ซึ่งสาเหตุที่ทำให้ต้องกำหนดระยะระหว่างจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดเป็นระยะ Euclidean เนื่องจากหากกำหนดระยะระหว่างจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดเป็นจำนวนจุดของเส้นแสดงรูปร่างอาจทำให้จุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดอยู่ตำแหน่งใกล้กันเกินไป และทำให้ได้บริเวณที่ใช้ในการค้นหาที่เล็กเกินไปดังแสดงในรูปแบบที่ 27 ซึ่งจะมีผลให้ไม่สามารถค้นพบคำตอบที่ดีได้ และสาเหตุที่เลือกใช้ค่าระยะ Euclidean มีขนาดเท่ากับ 40 หน่วย เนื่องจากเป็นระยะที่มีขนาดเหมาะสมกับบริเวณที่เป็นส่วนเว้าและส่วนโค้งภายในสมอง หากกำหนดระยะห่างต่ำเกินไปจะทำให้ส่วนของเส้นแสดงรูปร่างใหม่ที่ได้จากการค้นหาใกล้เคียงกับส่วนของเส้นแสดงรูปร่างเดิมมากเกินไป และทำให้ค้นหาบริเวณที่ถูกต้องซึ่งแตกต่างจากส่วนของเส้นแสดงรูปร่างเดิมไม่พบ ตัวอย่างแสดงไว้ในรูปที่ 28 หรือหากกำหนดระยะห่างไกลเกินไปจะทำให้ค้นหารายละเอียดภายในไม่พบ ตัวอย่างแสดงไว้ในรูปที่ 29



รูปที่ 27 ขอบเขตการค้นหาที่เล็กลงไปเนื่องจากการกำหนดจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดจาก ระยะห่างตามจำนวนจุดของเส้นแสดงรูปร่าง

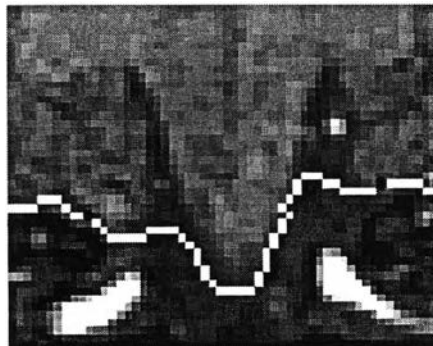


(ก)

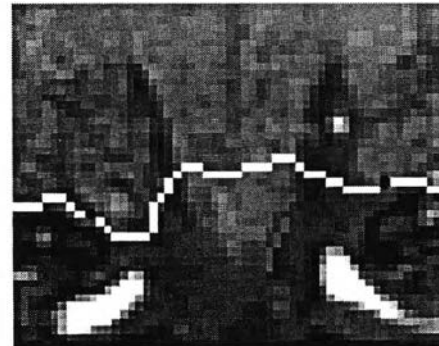


(ข)

รูปที่ 28 ส่วนของเส้นแสดงรูปร่างซึ่งผิดพลาดเนื่องจากระยะห่างของจุดเริ่มและจุดสิ้นสุดใกล้กันมากเกินไป
(ก) ส่วนของเส้นแสดงรูปร่างเดิม (ข) ส่วนของเส้นแสดงรูปร่างใหม่



(ก)

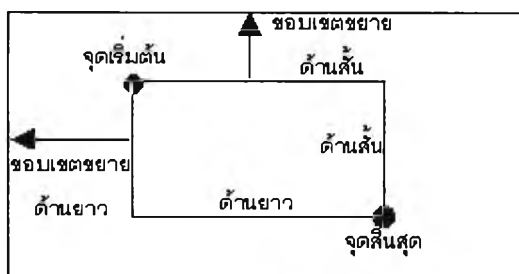


(ข)

รูปที่ 29 ส่วนของเส้นแสดงรูปร่างซึ่งผิดพลาดเนื่องจากระยะห่างของจุดเริ่มและจุดสิ้นสุดใกล้กันมากเกินไป
(ก) ส่วนของเส้นแสดงรูปร่างเดิม (ข) ส่วนของเส้นแสดงรูปร่างใหม่

สำหรับขอบเขตที่ใช้ในการค้นหาจะไม่ค้นหาบริเวณทั้งหมดภายในภาพ เนื่องจากเป็นบริเวณที่มีขนาดใหญ่ซึ่งจะทำให้ใช้เวลาในการค้นหานานมากเกินไป ดังนั้นจึงกำหนดเป็นบริเวณสี่เหลี่ยมผืนผ้าที่มีการขยายออกจากจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดในการค้นหา การขยายขอบเขตจะขยายออกใน 2 แนวคือ การขยายสำหรับ

ด้านยาวและการขยายสำหรับด้านสั้น ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 30 ซึ่งค่าขอบเขตเพิ่มเติมสำหรับด้านยาวและด้านสั้น ในงานวิจัยนี้กำหนดให้มีค่าเป็น 30 หน่วยและ 15 หน่วยตามลำดับ สำหรับค่าที่กำหนดไว้นี้จะทำให้มีบริเวณที่ทำการค้นหาที่มีขนาดใหญ่เพียงพอที่จะค้นพบคำตอบที่ดี รวมทั้งยังช่วยให้ใช้เวลาในการค้นหาสั้นอีกด้วย



รูปที่ 30 ขอบเขตด้านยาวและด้านสั้นที่เพิ่มเติมขึ้นจากขอบเขตเดิม

ขั้นตอนย่อยอีกส่วนหนึ่งที่มีความสำคัญมากคือ การค้นหาโดยใช้เทคนิคซึ่งเกี่ยวข้องกับทฤษฎีกราฟ ซึ่งหลังจากได้ขอบเขตบริเวณที่จะทำการค้นหาแล้ว จากนั้นจะเปลี่ยนขอบเขตที่ได้กำหนดไว้ให้เป็นกราฟโดยกำหนดค่าให้กับเส้นเชื่อมด้วยค่าพลังงานที่ได้จากฟังก์ชันพลังงาน และจึงใช้วิธีการค้นหาเส้นทางสั้นที่สุดในกราฟ ตามที่ได้กล่าวมาในบทที่ 3

ขั้นตอนย่อยสุดท้ายจึงเป็นการเปรียบเทียบค่าพลังงานของจุดทั้งหมดในเส้นแสดงรูปร่างเดิมและเส้นแสดงรูปร่างใหม่ที่ได้จากการค้นหาโดยใช้เทคนิคซึ่งเกี่ยวข้องกับทฤษฎีกราฟ หากค่าพลังงานของเส้นแสดงรูปร่างใหม่ดีกว่าค่าพลังงานของเส้นแสดงรูปร่างเดิม จึงจะเปลี่ยนเป็นเส้นแสดงรูปร่างใหม่

เมื่อสิ้นสุดขั้นตอนการแบ่งส่วนบริเวณสมองนี้แล้ว จะได้เส้นแสดงรูปร่าง 1 วงที่ดีที่สุดที่เป็นเส้นขอบของบริเวณสมอง

4.2.3 ขั้นตอนการกำจัดบริเวณที่ไม่ใช่สมอง

ในขั้นตอนนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อกำจัดบริเวณที่ไม่ใช่สมองแต่อยู่ภายในเส้นขอบของบริเวณสมอง ซึ่งบริเวณไม่ใช่สมองเหล่านี้คือ ส่วนที่เป็น CSF ซึ่งถูกล้อมรอบด้วยส่วนที่เป็น white matter นั่นเอง โดยในขั้นตอนการกำจัดจะเริ่มต้นจากการนำเฉพาะค่าระดับเทาของจุดที่อยู่ในขอบรอบบริเวณสมองมาใช้สร้างเป็นฮิสโตแกรม จากนั้นจึงวิเคราะห์ค่าระดับเทาของฮิสโตแกรมที่ได้ โดยหาฟังก์ชันของการกระจายแบบปกติที่มีความคล้ายคลึงกับฮิสโตแกรมมากที่สุด ซึ่งสามารถคำนวณหาฟังก์ชันนี้ได้จากสมการที่ 25 และ 26 ดังนี้

$$f(x; \mu, \sigma^2) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-\mu}{\sigma} \right)^2} \quad \dots(25)$$

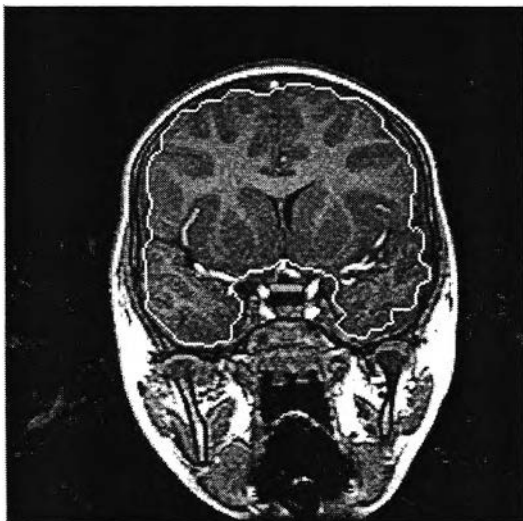
$$e(\mu, \sigma^2) = \sum_{x=1}^{256} |f(x, \mu, \sigma^2) - h(x)| \quad \dots(26)$$

โดย $f(x; \mu, \sigma^2)$ คือ ค่าความถี่ของข้อมูลที่มีค่าเท่ากับ x โดยมีค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนเป็น μ และ σ^2 ตามลำดับ

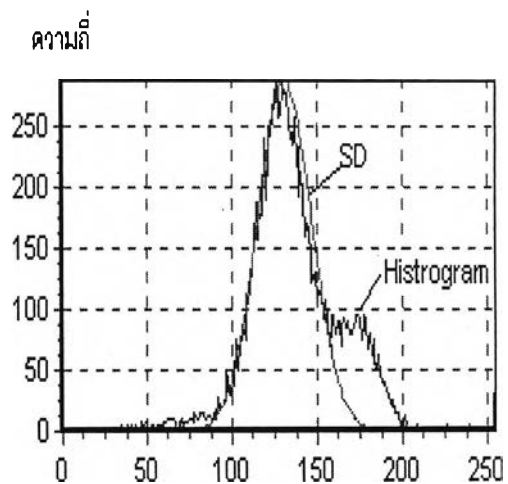
$h(x)$ คือ ค่าความถี่ที่ค่าระดับเทา x

$e(\mu, \sigma^2)$ คือ ค่าความแตกต่างระหว่างค่าความถี่ของฮิสโตแกรมและความถี่ของกราฟของการกระจายแบบปกติ ซึ่งมีค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนเป็น μ และ σ^2 ตามลำดับ

จากสมการที่ 25 และ 26 เราสามารถหาฟังก์ชันของการกระจายแบบปกติที่คล้ายคลึงกับฮิสโตแกรมได้โดยการหาค่า μ และ σ^2 ที่ทำให้ $e(\mu, \sigma^2)$ มีค่าน้อยที่สุด และได้แสดงตัวอย่างของฮิสโตแกรมและฟังก์ชันการกระจายแบบปกติที่เหมาะสมไว้ในรูปที่ 31



(ก)



(ข)

รูปที่ 31 ภาพเอ็มอาร์ไอและฮิสโตแกรมของขอบรอบนอกสมอง

(ก) ภาพเอ็มอาร์ไอที่ผ่านการหาขอบรอบนอกของสมองแสดงด้วยเส้นสีขาว

(ข) ฮิสโตแกรมของค่าระดับเทาของจุดภายในบริเวณขอบนอกและฟังก์ชันการกระจายแบบปกติที่เหมาะสม

หลังจากได้กราฟของการกระจายแบบปกติแล้ว จะสามารถจำแนกบริเวณที่ไม่ใช่สมอง (CSF) ซึ่งเป็นบริเวณที่มีดหรือมีค่าระดับเทาต่ำกว่าบริเวณสมองออกได้ โดยการหาค่าขีดแบ่งซึ่งมีค่าเท่ากับค่าระดับเทาน้อยที่สุดซึ่งอยู่ภายใต้กราฟการกระจายแบบปกติ [3]