

การแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพกำหนดขอบเขตลักษณะโดยอัตโนมัติ
K-NEAREST AVERAGE DISTANCE FUZZY C-MEAN

K-NEAREST AVERAGE DISTANCE FUZZY C-MEAN ALGORITHM
FOR MAGNETIC RESONANCE BRAIN IMAGE CLUSTERING

เชษฐ ทัตทอง
CHET TUDTONG

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จัดทำขึ้นเพื่อใช้ในการศึกษาค้นคว้าเกี่ยวกับวิธีการประมวลผลภาพทางการแพทย์
สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์
บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2545

ISBN 974-9546-32-6

การแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพกำทอนแม่เหล็กสมองโดยใช้วิธี K-NEAREST
AVERAGE DISTANCE FUZZY C-MEAN

K-NEAREST AVERAGE DISTANCE FUZZY C-MEAN ALGORITHM
FOR MAGNETIC RESONANCE BRAIN IMAGE CLUSTERING

เชษฐ ทัตทอง

CHET TUDTONG

เลขหม.....
เลขทะเบียน 44035
วัน, เดือน, ปี 22 ต.ค. 2545

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2545

ISBN 974-9546-32-6

**K-NEAREST AVERAGE DISTANCE FUZZY C-MEAN ALGORITHM
FOR MAGNETIC RESONANCE BRAIN IMAGE CLUSTERING**

CHET TUDTONG

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRONICS ENGINEERING
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

2002

ISBN 974-9546-32-6

COPYRIGHT 2002

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพกำทอนแม่เหล็กสมองโดยใช้วิธี K-nearest Average Distance Fuzzy C-Mean
นักศึกษา	นายเชษฐ ทัตทอง
รหัสประจำตัว	43061318
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์
พ.ศ.	2545
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	ดร. ยุทธนา กิจใจเดียว

บทคัดย่อ

บทความนี้ได้นำเสนอข้อดีเกี่ยวกับความถูกต้องของกระบวนการจัดกลุ่มข้อมูลแบบ FCM (Fuzzy C-mean) กับข้อมูลที่มีการกระจายแตกต่างกันมากๆ เช่น ข้อมูลภาพ MR สมอง และได้เสนอวิธีที่เรียกว่า K-nearest Average Distance FCM (KAD-FCM) ซึ่งเป็นการปรับปรุงเพื่อลดข้อดีของ FCM ลง ในส่วนของการทดลองได้เปรียบเทียบการทำงานของกระบวนการจัดกลุ่มแบบอัตโนมัติสามแบบด้วยกันคือ Fuzzy C-mean, Fuzzy Maximum Likelihood Estimation (FMLE) และ KAD-FCM ซึ่งผลที่ได้แสดงให้เห็นว่า KAD-FCM เป็นกระบวนการที่เหมาะสมในการจัดกลุ่มของข้อมูลภาพ MR สมองมากกว่าวิธี FMLE และ FCM แบบธรรมดา

Thesis Title	K-nearest Average Distance Fuzzy C-Mean Algorithm for Magnetic Resonance Brain Image Clustering
Student	Mr. Chet Tudtong
Student ID.	43061311
Degree	Master of Engineering
Programme	Electronic Engineering
Year	2002
Thesis Advisor	Dr. Yuttana Kitjaidure

ABSTRACT

This paper shows the disadvantage in correctness of implementation of FCM (Fuzzy C-mean) algorithm on various distributions of data such as axial MR brain image and proposes K-nearest Average Distance FCM (KAD-FCM) algorithm to reduce the disadvantage. Three automatic clustering algorithms are compared: fuzzy c-mean (FCM), fuzzy maximum likelihood estimation (FMLE) and KAD-FCM algorithm. The results showed clearly that KAD-FCM algorithm was more suitable for the axial MR brain image than FCM algorithm and FMLE algorithm.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี เนื่องด้วยการสนับสนุนของบุคคลหลายฝ่าย
ผู้ทำวิจัย

ขอขอบพระคุณบิดาและมารดา ผู้ซึ่งคอยอบรมเลี้ยงดูและให้กำลังใจตลอดการศึกษา

ขอขอบพระคุณ ดร.ยุทธนา คิดใจเดียว ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ที่คอยให้
คำปรึกษาและดูแลเอาใจใส่เป็นอย่างดี ตลอดจนแนะแนวทางการวิเคราะห์และแก้ปัญหาต่างๆอัน
เป็นประโยชน์ต่องานวิจัยอย่างยิ่ง

ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.มนัส สังวรศิลป์, รศ.ดร.สุรพันธุ์ เอื้อไพบูลย์ และ ดร.กิติพล ชิต
สกุล ที่ให้คำปรึกษาและคำแนะนำที่เป็นประโยชน์เกี่ยวกับงานวิจัย

ขอขอบพระคุณ ผศ.นายแพทย์รามเมศร์ วัชรสินธุ์ และ แพทย์หญิงจิรพร เหล่าธรรมทัศน์
จากภาควิหารังสี โรงพยาบาลรามาริบัติ ที่เอื้อเฟื้อชุดข้อมูลภาพ MRI ที่ใช้ในงานวิจัย

ขอขอบคุณ คุณชนาภรณ์ รัตนเมธาวิ คุณบุญอนันต์ เกียงเอียง และ คุณอุมาพร ทองรักษ์ ที่
ให้คำแนะนำและให้กำลังใจในการทำวิทยานิพนธ์เล่มนี้

และสุดท้ายนี้ขอขอบคุณ พี่ๆ เพื่อนๆ และน้องๆ ทุกคนที่มีส่วนช่วยในการจัดทำ
วิทยานิพนธ์ฉบับนี้

เชษฐ ทัศนทอง

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	VIII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์.....	1
1.3 สมมติฐานในการทำวิจัย.....	1
1.4 แนวคิดที่ใช้ในการทำวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์.....	2
1.6 โครงร่างของวิทยานิพนธ์.....	2
บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการเบื้องต้นของภาพตัดขวางจากเครื่อง MRI.....	3
2.1 บทนำ.....	3
2.2 ความเป็นมาของเครื่อง MRI.....	3
2.3 ทฤษฎีเบื้องต้นของนิวเคลียร์แมกเนติกเรโซแนนซ์ (NMR.....	3
2.4 ปรากฏการณ์นิวเคลียร์แมกเนติกเรโซแนนซ์ในธาตุไฮโดรเจนของร่างกาย.....	5
2.5 การตรวจหาสัญญาณที่ปล่อยออกมาจากนิวเคลียสของไฮโดรเจน.....	6
2.6 การสร้างภาพของเครื่อง MRI.....	7
2.7 การหาตำแหน่งของสัญญาณภายในเนื้อเยื่อหนึ่งแผ่น.....	10
2.8 คุณสมบัติของเนื้อเยื่อ T1 และ T2.....	14
2.8.1 นิยามของ T1 และ T2.....	14
2.8.2 ปัจจัยที่มีผลต่อ T1 และ T2.....	15
2.8.2.1 การเคลื่อนที่ของอุณหภาพ.....	15
2.8.2.2 สารโมเลกุลใหญ่มีขั้ว.....	16
2.8.2.3 สารพาราแมกเนติก.....	16

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.9 ความสำคัญของภาพ T1 และ T2 จากเครื่อง MRI	17
2.10 ลักษณะของภาพ MR สมอง	18
2.11 สรุป	28
บทที่ 3 ทฤษฎีของฟัซซี่	29
3.1 บทนำ	29
3.2 จากทฤษฎีของฟัซซี่มาสู่ฟัซซี่เซต	29
3.3 นิยามของฟัซซี่เซต	31
3.4 ตัวแปรฟังก์ชัน	32
3.5 การแทนข้อมูลในระบบฟัซซี่เซต	32
3.6 ฟังก์ชันสมาชิกภาพ	34
3.7 สรุป	34
บทที่ 4 การแบ่งกลุ่มข้อมูล	35
4.1 บทนำ	35
4.2 หลักการแบ่งกลุ่มข้อมูลเบื้องต้น	36
4.3 ฟัซซี่ซีมีน (Fuzzy C-mean)	39
4.3.1 ทฤษฎีของฟัซซี่ซีมีน (Fuzzy C-mean Theory)	39
4.3.2 ขั้นตอนการทำงานของ FCM	40
4.4 Fuzzy Maximum Likelihood Estimation (FMLE)	41
4.4.1 ทฤษฎีของ FMLE (FMLE Theory)	41
4.4.2 ขั้นตอนการทำงานของ FMLE	42
4.5 K-nearest Average Distance FCM (KAD-FCM)	43
4.5.1 ทฤษฎีของ KAD-FCM	43
4.5.2 ขั้นตอนการทำงานของ KAD-FCM	44
4.5.3 การเตรียมข้อมูลด้านการกระจายของข้อมูล	45
4.6 สรุป	46

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 5 การทดลองและผลการทดลอง.....	47
5.1 บทนำ.....	47
5.2 การทดลองแบ่งกลุ่ม MRI โดยใช้ FCM	48
5.3 การทดลองใช้ FCM, FMLE และ KAD-FCM แบ่งกลุ่มข้อมูลที่จำลองขึ้น	50
5.4 ทดลองปรับเปลี่ยนค่า K และค่า β ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล MRI ด้วยวิธี KAD-FCM.....	50
5.5 ทดลองเปรียบเทียบผลการแบ่งกลุ่มข้อมูล MRI โดยใช้ FCM, FMLE และ KAD-FCM.....	65
บทที่ 6 สรุปผลและแนวทางการพัฒนา.....	76
6.1 สรุปผลการทดลอง.....	76
6.2 ปัญหาที่พบและแนวทางการแก้ปัญหา.....	76
6.3 แนวทางการพัฒนา	77
เอกสารอ้างอิง.....	78
ภาคผนวก ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	80
ประวัติผู้เขียน.....	81

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 เปรียบเทียบภาพ MRI ใน T1 T2 และ Pd จากหนึ่งศัวรรษ ซึ่งมี 20 สไลซ์.....	18
2.2 เปรียบเทียบการกระจายของข้อมูล MRI สมอง ในฮิสโตแกรมสามมิติ โดยมีแกน X, Y และ Z เป็น T1, T2 และ Pd ตามลำดับ ในสองมุมมอง.....	22
5.1 เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15 ที่ถูกแบ่งกลุ่มด้วยวิธี FCM และ KAD-FCM ที่ใช้ค่า K และ β ค่าต่างๆ.....	52

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 สภาวะแม่เหล็กของนิวเคลียสไฮโดรเจนที่เกิดจากการหมุนวนของประจุรอบแกนของนิวเคลียสซึ่งทำให้เกิดสนามแม่เหล็กเหมือนกับกระแสไฟฟ้าในขดลวดวงกลม.....	5
2.2 การหมุนของโปรตอนรอบแกนของนิวเคลียสและการหมุนควง (precession) ของแกนนิวเคลียสความถี่ของการหมุนควงหรือ “ความถี่ลาร์มอร์” คือจำนวนรอบที่แกนนิวเคลียสหมุนควงต่อวินาที.....	6
2.3 การบันทึกภาพ MRI มีลักษณะเหมือนนำร่างกายผู้ป่วยไปแช่แข็งแล้วตัดร่างกายออกเป็นแผ่นบางๆตามขวาง จากนั้นตัดแผ่นเนื้อเยื่อออกเป็นว็อกเซลขนาดเล็ก แล้วนำเนื้อเยื่อแต่ละว็อกเซลใส่หลอดทดลอง แล้ววิเคราะห์ที่ละว็อกเซล.....	7
2.4 เนื้อเยื่อสามว็อกเซลที่ประกอบด้วยน้ำ 75%, 50% และ 25% เมื่อกระตุ้นเนื้อเยื่อทั้งสามด้วยคลื่นวิทยุซึ่งมีความถี่เท่ากับความถี่เรโซแนนซ์ของน้ำ ขนาดของสัญญาณที่ออกมาจากหลอดทดลองจะเป็นสัดส่วนกับปริมาณของน้ำในหลอดนั้น.....	8
2.5 ความสัมพันธ์ระหว่างทิศทางของสนามแม่เหล็กหลักกับการกำหนดระบบพิกัดในเครื่อง MRI ที่ทิศทางของสนามแม่เหล็กหลักอยู่ตามแนวยาวของร่างกาย ซึ่งกำหนดให้เป็นแกน Z.....	9
2.6 ส่วนสี่ระยะซึ่งอยู่ในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ความถี่เรโซแนนซ์ของโปรตอนจะแตกต่างกัน โดยขึ้นกับตำแหน่งในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ความถี่เรโซแนนซ์ค่าหนึ่งจะมีเนื้อเยื่ออยู่ระดับเดียวเท่านั้นที่ถูกกระตุ้น.....	10
2.7 เนื้อเยื่อหนึ่งสไลซ์สัมพันธ์กับสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามขวาง ตัวเลขด้านล่างแสดงกำลังสนามแม่เหล็ก ตัวเลขด้านบนแสดงความถี่ของไฮโดรเจน เนื้อเยื่อแต่ละแถบในภาพจะมีความถี่เรโซแนนซ์เท่านั้น.....	11
2.8 (ก) เนื้อเยื่อหนึ่งสไลซ์จะถูกกระตุ้นหลายครั้งเพื่อรวบรวมข้อมูลให้เพียงพอในการสร้างภาพ โดยการเปลี่ยนทิศทางของสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวาง การตรวจแต่ละครั้งจะได้ข้อมูลในแถบเนื้อเยื่อเล็กๆชุดใหม่ ภาพแสดงเกรเดียนต์เพียงสองทิศทาง.....	12
(ข) ระหว่างการตรวจ สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวาง (ระนาบ XY) จะถูกเปลี่ยนมุมไปครั้งละไม่กี่องศา ภาพจะสร้างจากเส้นซึ่งตัดผ่านกันหลายพันเส้น.....	12
2.9 แผนผังลำดับงาน.....	13
2.10 (ก) สัญญาณลดลงจากการเสียพลังงาน โดยคุณสมบัติของ T1.....	15
(ข) สัญญาณลดลง จากที่เสียการร่วมเฟสของโปรตอนหลายตัวโดยคุณสมบัติของ T2.....	15

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.11 เปรียบเทียบการลดลงของสัญญาณ T1 กับ T2.....	15
2.12 โปรตีนซึ่งมีขนาดโมเลกุลใหญ่และมีขั้ว (Polar) เคลื่อนที่ช้ากว่า โมเลกุลของน้ำ เนื่องจากเป็นโมเลกุลมีขั้วจึงดึงดูดโมเลกุลของน้ำมาเกาะติดที่ผิวภายนอก จึงทำให้โมเลกุลของน้ำเคลื่อนที่ช้าลง.....	16
2.13 ภาพ T1 weight, T2 weight และ Proton Density.....	18
2.14 ผลที่ได้จากการแบ่งข้อมูลภาพสมองออกเป็น 5 กลุ่มด้วยมือตามลักษณะทางกายภาพ.....	28
3.1 การแยกแยะ set ของรถทั้งหมดใน Berkeley.....	30
3.2 สมาชิกภาพของรถ US และ Non-US.....	31
3.3 ค่าสมาชิกภาพของเซต A ในกรณีที่เป็นเซตธรรมดา.....	32
3.4 ค่าสมาชิกภาพของเซต A ในกรณีที่เป็นฟัซซี่เซต.....	33
3.5 กราฟฟังก์ชันสมาชิกภาพของตัวแปร “ความสูง” ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซต.....	34
4.1 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลตามเงื่อนไขที่แตกต่างกัน.....	36
4.2 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูลรูปสี่เหลี่ยมออกเป็น 2 กลุ่ม.....	37
4.3 ตัวอย่างการกำหนดจุดศูนย์กลางของข้อมูลนั้น.....	37
4.4 การวัดระยะทางของจุดศูนย์กลางสมมติข้อมูลกับข้อมูลแต่ละจุด.....	37
4.5 ตำแหน่งของจุดศูนย์กลางที่ดีที่สุดของข้อมูลนี้.....	38
4.6 แผนผังลำดับงานแสดงการทำงานของ FCM algorithm.....	40
4.7 แผนผังลำดับงานแสดงการทำงานของ FMLE.....	42
4.8 แผนผังลำดับงานแสดงการทำงานของ KAD-FCM.....	45
4.9 แผนผังลำดับงานแสดงการหาการกระจายของข้อมูล.....	46
5.1 ผลของการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย FCM.....	47
5.2 ฮิสโตแกรมสามมิติแสดงผลของการแบ่งกลุ่มด้วย FCM.....	48
5.3 แบ่งกลุ่มของเนื้อเยื่อสีขาวออกเป็น 2 กลุ่ม.....	49
5.4 ผลที่ได้จากการใช้ FCM, FMLE และ KAD-FCM กับข้อมูลที่จำลองขึ้น.....	50
5.5 กราฟจำนวนข้อมูลที่ผิดพลาดเมื่อใช้ค่า $K = 20$ กับข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15.....	51
5.6 กราฟจำนวนข้อมูลที่ผิดพลาดเมื่อใช้ค่า $K = 30$ กับข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15.....	51
5.7 กราฟจำนวนข้อมูลที่ผิดพลาดเมื่อใช้ค่า $K = 40$ กับข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15.....	52
5.8 กราฟจำนวนข้อมูลที่ผิดพลาดเมื่อใช้ค่า $K = 50$ กับข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15.....	52

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.9 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 20$ และค่า $\beta = 0$	53
5.10 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 20$ และค่า $\beta = 0.7$	54
5.11 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 20$ และค่า $\beta = 0.8$	55
5.12 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 20$ และค่า $\beta = 0.9$	56
5.13 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 30$ และค่า $\beta = 0$	57
5.14 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 30$ และค่า $\beta = 0.7$	58
5.15 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 30$ และค่า $\beta = 0.8$	59
5.16 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 30$ และค่า $\beta = 0.9$	60
5.17 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 40$ และค่า $\beta = 0$	61
5.18 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 40$ และค่า $\beta = 0.7$	62
5.19 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 40$ และค่า $\beta = 0.8$	63
5.20 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 40$ และค่า $\beta = 0.9$	64
5.21 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 12 ด้วย FCM	66
5.22 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 12 ด้วย FMLE	67
5.23 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 12 ด้วย KAD-FCM ($K = 30, \beta = 0.7$)	68
5.24 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 14 ด้วย FCM	69
5.25 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 14 ด้วย FMLE	70
5.26 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 14 ด้วย KAD-FCM ($K = 30, \beta = 0.6$)	71
5.27 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 16 ด้วย FCM	72
5.28 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 16 ด้วย FMLE	73
5.29 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 16 ด้วย KAD-FCM ($K = 30, \beta = 0.6$)	74

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เครื่อง Magnetic Resonance Image หรือที่รู้จักกันสั้นๆว่า MRI เป็นเครื่องมือทางการแพทย์อย่างหนึ่งซึ่งช่วยในการวินิจฉัยโรค โดยจะช่วยให้สามารถมองเห็นอวัยวะภายในของร่างกายมนุษย์ได้ แต่สิ่งที่ได้จากเครื่อง MRI ในขณะนี้คือ ภาพขาวดำสองมิติบนแผ่นฟิล์ม ซึ่งแพทย์ต้องพิจารณาลักษณะของเนื้อเยื่อต่างๆจากหลายๆแผ่นฟิล์มเพื่อวิเคราะห์ห้วินิจฉัยโรค ซึ่งเป็นการทำงานที่ยุ่งยากไม่ค่อยสะดวก และยากแก่การตีความสำหรับผู้ที่มีประสบการณ์น้อย ดังนั้นถ้ามีอัลกอริทึมที่ช่วยในการแบ่งกลุ่มเนื้อเยื่อต่างๆให้สำเร็จรูป ก็จะทำให้การวินิจฉัยโรคเป็นไปได้สะดวกและรวดเร็วมากยิ่งขึ้น หรือใช้การสร้างภาพสามมิติจากภาพที่ได้จากเครื่อง MRI ก็จะช่วยให้การตีความข้อมูลที่ได้จากเครื่อง MRI [1] มีความสะดวกรวดเร็วและมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้นเช่นกัน แต่การที่จะกระทำดังกล่าวได้นั้นจะต้องมีอัลกอริทึมที่มีความสามารถในการแบ่งกลุ่มข้อมูลได้อย่างถูกต้องและรวดเร็วมากยิ่งขึ้น ดังนั้นจึงได้มีการพัฒนาอัลกอริทึมในการแบ่งกลุ่มนี้ทั้งทางด้านความเร็ว [2], [3], [4] และความถูกต้อง [6], [7] และในงานวิจัยนี้ก็ ได้พยายามค้นหาและปรับปรุงอัลกอริทึมที่มีความเหมาะสมกับภาพ MRI มากยิ่งขึ้นเช่นกัน

1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์

1. เพื่อให้เข้าใจการกระจายของข้อมูล MRI สมอง
2. เพื่อให้ทราบความเหมาะสมของการใช้ฟัซซี่ซีมีน (Fuzzy C-Mean : FCM) กับข้อมูล MRI สมอง
3. เพื่อให้ได้อัลกอริทึมที่มีความเหมาะสมกับ MRI สมองมากยิ่งขึ้น
4. เพื่อที่จะแบ่งกลุ่มเนื้อเยื่อจากข้อมูล MRI สมองได้รวดเร็วมากยิ่งขึ้น

1.3 สมมติฐานในการทำวิจัย

จากการทำวิจัยเบื้องต้นพบว่า การกระจายของข้อมูล MRI ในแต่ละกลุ่มเนื้อเยื่อมีความแตกต่างกันมาก ซึ่งไม่เหมาะสมกับอัลกอริทึมของ FCM ซึ่งเป็นวิธีพิจารณาการแบ่งกลุ่มโดยใช้ระยะทางแบบยูคลิดีเนียนต์ (Euclidean Distance) เพียงอย่างเดียว ดังนั้นถ้าเรามีอัลกอริทึมที่พิจารณาทั้งระยะทางแบบยูคลิดีเนียนต์และการกระจายของข้อมูล ก็น่าจะช่วยให้การแบ่งกลุ่มมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

1.4 แนวคิดที่ใช้ในการทำวิจัย

เนื่องจาก FCM ซึ่งเป็นอัลกอริธึมที่มีความนิยมในการแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยจะพิจารณาเฉพาะระยะทางแบบยูคลิดีแยนต์ของข้อมูลเท่านั้น ซึ่งไม่เพียงพอต่อการแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีการกระจายต่างกันมาก ๆ อย่างข้อมูล MRI สมอง ดังนั้นถ้าเราดัดแปลง FCM ให้มีการพิจารณาการกระจายของข้อมูลด้วย ก็น่าจะได้อัลกอริธึมใหม่ที่มีความเหมาะสมกับข้อมูล MRI สมองมากยิ่งขึ้น

1.5 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะทำการศึกษาลักษณะของข้อมูล MRI สมองและปรับปรุงอัลกอริธึมขึ้นมาเพื่อให้มีความเหมาะสมกับข้อมูล MRI สมองมากยิ่งขึ้น เมื่อเปรียบเทียบกับ FCM และ FMLE (Fuzzy Maximum Likelihood Estimation) ซึ่งเป็นอัลกอริธึมที่นิยมใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลทั้งด้านวิศวกรรมและทางการแพทย์

ข้อมูล MRI สมองที่ใช้ทำการแบ่งนั้นจะใช้ภาพที่มีข้อมูลทั้งหมด 5 กลุ่ม คือ เนื้อสมองสีขาว, เนื้อสมองสีเทา, CSF, ไขมัน และกะโหลก

1.6 โครงร่างของวิทยานิพนธ์

บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา ตลอดจนวัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้ รวมทั้งสมมติฐานที่ใช้และขอบเขตของงานวิจัย

บทที่ 2 เป็นการกล่าวถึงทฤษฎีและหลักการสร้างภาพตัดขวาง MRI ซึ่งเป็นความรู้ที่ควรทราบ รวมทั้งลักษณะของภาพ MR สมองว่ามีส่วนประกอบใดบ้าง

บทที่ 3 กล่าวถึงทฤษฎีของฟัซซี่ (Fuzzy) โดยจะกล่าวถึงนิยามของฟัซซี่เซต (Fuzzy Set) และฟังก์ชันสมาชิกภาพ เพื่อเป็นพื้นฐานในการพิจารณาแบ่งกลุ่มข้อมูลต่อไป

บทที่ 4 เป็นการกล่าวถึงขั้นตอนการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยวิธี Fuzzy C-Mean (FCM), Fuzzy Maximum Likelihood Estimation (FMLE) และ K-nearest Average Distance FCM (KAD-FCM) เพื่อแสดงให้เห็นส่วนของขั้นตอนที่ต่างกันของการแบ่งกลุ่มข้อมูลทั้ง 3 แบบ และเปรียบเทียบผลของกลุ่มข้อมูลที่แบ่งได้จากทั้ง 3 วิธีในบทถัดไป

บทที่ 5 เป็นการทดลองเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูล MRI ที่ได้จากวิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลทั้ง 3 วิธี

บทที่ 6 บทสุดท้ายจะเป็นการสรุปผลที่ได้จากการทดลอง รวมทั้งแนวทางเพื่อให้ผู้สนใจได้พัฒนาต่อไป

บทที่ 2

ทฤษฎีและหลักการเบื้องต้นของภาพตัดขวางจากเครื่อง MRI

2.1 บทนำ

ในสมัยก่อนการวินิจฉัยโรคของแพทย์นั้นจะเน้นในด้านการตรวจแบบ ดู คลำ เคาะ และ ฟัง ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้เครื่องมือน้อย แต่ต้องใช้การฝึกฝนและประสบการณ์จึงจะสามารถตรวจได้ผล ซึ่งในปัจจุบันแพทย์ต้องการข้อมูลที่ให้รายละเอียดที่เชื่อถือได้มากกว่าวิธีการตรวจสอบแบบเดิม คือ ต้องการที่จะมองเห็นอวัยวะภายในของผู้ป่วย ซึ่งในสมัยก่อนนั้นแพทย์จะสามารถตรวจอวัยวะภายในได้โดยไม่ต้องคอยให้ผู้ป่วยเสียชีวิตก่อนจึงสามารถนำอวัยวะของผู้ป่วยนั้นมาตรวจภายหลัง แต่เมื่อมีการค้นพบเครื่อง MRI (Magnetic Resonance Imaging) ขึ้นมาก็ทำให้การตรวจด้วยวิธีดังกล่าวลดความจำเป็นลงไป และสามารถยืดชีวิตคนไข้ได้มากขึ้น ส่วนในทฤษฎีและหลักการสร้างภาพตัดขวางของเครื่อง MRI ที่สามารถสร้างภาพตัดขวางของอวัยวะโดยไม่ต้องทำการผ่าตัดอวัยวะใดๆทั้งสิ้นนั้นจะได้กล่าวถึงรายละเอียดในหัวข้อถัดไป

2.2 ความเป็นมาของเครื่อง MRI [7]

การค้นพบเทคนิคการเกิดภาพ โดยใช้คุณสมบัติของแม่เหล็กได้เกิดขึ้นมาในช่วงเวลาเดียวกันกับที่ CT กำลังพัฒนา ซึ่งมีชื่อเรียกภายหลังว่า MRI (Magnetic resonance imaging) โดยที่ MRI เป็นเทคนิคการเกิดภาพโดยอาศัยคุณสมบัติพิเศษของนิวเคลียสของอะตอมที่เรียกว่า นิวเคลียร์แมกเนติกเรโซแนนซ์ (Nuclear magnetic resonance: NMR) ซึ่งถูกค้นพบในปี ค.ศ. 1946 โดยนักฟิสิกส์ 2 กลุ่มที่ทำงานแยกกัน ไม่เกี่ยวข้องกันเลย คือ Purcell และคณะ กับ Bloch และคณะ จากนั้นได้มีการวิจัยงานทางด้านนี้กันมากจนกระทั่งในปี ค.ศ. 1976 Mansfield และ Maudsley ได้ใช้ NMR สร้างภาพมนุษย์ที่มีชีวิตได้เป็นครั้งแรกและมีการพัฒนาต่อมาจนกระทั่งสามารถสร้างภาพได้ทั้งตัว ปัจจุบัน MRI นับว่าเป็นเทคนิคการสร้างภาพที่ให้ภาพในการวินิจฉัยโรคที่มีคุณภาพมากและได้รับการพัฒนาไปอย่างรวดเร็ว

2.3 ทฤษฎีเบื้องต้นของนิวเคลียร์แมกเนติกเรโซแนนซ์ (NMR)

ก่อนที่จะกล่าวถึงทฤษฎีของ NMR เรามาพิจารณาถึงการเกิด แมกเนติกเรโซแนนซ์ (Magnetic Resonance) กันก่อน ซึ่งมันเป็นอันตรกิริยาระหว่างแม่เหล็กกับสนามแม่เหล็ก โดยที่ตัวแม่เหล็กและสนามแม่เหล็กที่เราคุ้นเคยกันมากที่สุดคือเข็มทิศและสนามแม่เหล็กโลก อันตรกิริยาดังกล่าวที่เราพบเห็นบ่อยที่สุดก็คือ การปรับแนวของเข็มทิศในสนามแม่เหล็กโลก นั่นคือเข็มทิศจะ

ชี้ในแนวเหนือ-ใต้เสมอ ถ้าเราใช้นิวเคลียสให้ปลายเข็มทิศเบนออกจากแนวเหนือ-ใต้ เข็มทิศจะแกว่งไปมาสักพักจนกว่าแรงที่มันรับมาจะหมดไปเพราะความฝืดและการปะทะกับอากาศ จนในที่สุดเข็มทิศก็จะปรับอยู่ในแนวเดิม ความถี่ของการแกว่งจะขึ้นอยู่กับปัจจัยต่างๆ เช่น ตัวเข็มทิศ (ขนาด, น้ำหนัก, และกำลังแม่เหล็กของเข็มทิศ) และกำลังของสนามแม่เหล็กโลก เราเรียกความถี่นี้ว่า ความถี่ธรรมชาติ (Natural Frequency) ของเข็มทิศ

จากความถี่ธรรมชาติของเข็มทิศจะพบว่าเป็นสัดส่วนโดยตรงกับกำลังของสนามแม่เหล็ก ถ้าสนามแม่เหล็กมีกำลังมากขึ้น เข็มทิศก็จะแกว่งเร็วขึ้น ถ้ากำลังของสนามแม่เหล็กโลกเพิ่มขึ้นเป็นสองเท่า ความถี่ธรรมชาติของเข็มทิศก็จะเพิ่มเป็นสองเท่าเช่นกัน ในความเป็นจริงกำลังของสนามแม่เหล็กโลกจะไม่สม่ำเสมอเท่ากันทุกๆแห่ง ที่บริเวณขั้วโลกทั้งสองจะมีกำลังมากที่สุด ประมาณ 0.7 เกาส์ (gauss) และจะค่อยๆลดลงจนกระทั่งมีค่าน้อยที่สุด ประมาณ 0.3 เกาส์ตรงเส้นศูนย์สูตร การที่กำลังของสนามแม่เหล็กโลกค่อยๆลดหรือค่อยๆเพิ่มอย่างสม่ำเสมอ เรียกว่า สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ (Magnetic Field Gradient หรือ Gradient)

สมมติเราสร้างเข็มทิศที่แกว่ง 1 รอบต่อวินาทีที่เส้นศูนย์สูตรได้ เข็มทิศอันนี้จะแกว่งเร็วขึ้นถ้านำติดตัวไปใกล้ขั้วโลก ยิ่งใกล้ขั้วโลกมากเท่าใดก็จะแกว่งเร็วขึ้นเท่านั้น ซึ่งที่ขั้วโลกมันจะแกว่งประมาณ 2.3 รอบต่อวินาที เนื่องจากสนามแม่เหล็กโลกที่ขั้วโลกจะมีกำลังมากกว่าที่เส้นศูนย์สูตรประมาณ 2.3 เท่า

หลักพื้นฐานสำคัญของแมกเนติกเรโซแนนซ์จากตัวอย่างที่ใช้เข็มทิศ สามารถสรุปได้ดังนี้

1. เมื่อวางเข็มทิศในสนามแม่เหล็ก มันจะปรับแนวขนานกับสนามแม่เหล็ก
2. เมื่อถูกกระตุ้น เข็มทิศจะแกว่งด้วยความถี่ที่เป็นสัดส่วนโดยตรงกับกำลังของสนามแม่เหล็ก
3. ในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ที่รู้การเปลี่ยนแปลงกำลังของสนามแม่เหล็ก จะสามารถคำนวณตำแหน่งของเข็มทิศในสนามแม่เหล็กนั้นได้จากความถี่ของการกวัดแกว่ง

ในการกระตุ้นเข็มทิศ ถ้าเปลี่ยนจากวิธีการเคาะแรงๆเพียงครั้งเดียวมาเป็นการเคาะเบาๆหลายๆครั้งด้วยจังหวะที่สม่ำเสมอ จะพบว่าเมื่อเคาะด้วยจังหวะเท่ากับความถี่ธรรมชาติของเข็มทิศเท่านั้นจึงจะทำให้เข็มทิศแกว่งแรงขึ้นได้มากที่สุด เปรียบเหมือนการแกว่งชิงช้า คือหลังจากออกแรงผลักครั้งแรกจะแกว่งด้วยความถี่ธรรมชาติ ถ้าต้องการให้แกว่งสูงขึ้นต้องออกแรงผลักให้ตรงกับจังหวะการแกว่งของชิงช้า เพราะชิงช้าจะรับแรงผลักได้เต็มประสิทธิภาพมากที่สุด แต่ถ้าออกแรงผลักเร็วหรือช้าไปไม่ตรงกับจังหวะการแกว่งของชิงช้า ก็เท่ากับเราจะเสียแรงผลักไปโดยเปล่าประโยชน์ ซึ่งความถี่ธรรมชาติดังกล่าวอาจเรียกอีกชื่อว่า ความถี่เรโซแนนซ์ (Resonance Frequency)

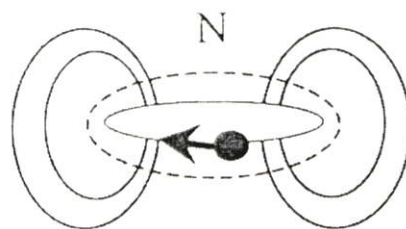
การกระตุ้นเข็มทิศอีกวิธีหนึ่งที่ใช้แทนการเคาะด้วยมือก็คือ การใช้หลอดเล็กๆ โดยวางมันไว้ใกล้ๆเข็มทิศ แล้วปล่อยกระแสไฟฟ้าที่มีความถี่เท่ากับความถี่ธรรมชาติของเข็มทิศหรือ

ความถี่เรโซแนนซ์นั่นเอง ซึ่งประโยชน์ของมันก็คือ สามารถนำไปหาดำแหน่งของเคมีสได้อย่างถูกต้อง

2.4 ปรากฏการณ์นิวเคลียร์แมกเนติกเรโซแนนซ์ในธาตุไฮโดรเจนของร่างกาย

จากตัวอย่างของเคมีสภายใต้อิทธิพลของสนามแม่เหล็กโลก ถึงแม้ว่าจะไม่มีเคมีสภายในเนื้อเยื่อ แต่ก็มีแม่เหล็กขนาดเล็กๆ ที่มีคุณสมบัติเหมือนเคมีสอยู่ในเนื้อเยื่อ นั่นคือนิวเคลียสของอะตอมบางชนิด ซึ่งในสิ่งมีชีวิตจะมีนิวเคลียสของธาตุไฮโดรเจนมากที่สุดถึงสองในสามของธาตุทั้งหมด นอกจากนี้ยังมีโครงสร้างที่ง่ายที่สุดคือประกอบด้วยโปรตอนอนุภาคเดียว การบันทึกภาพไฮโดรเจนจึงอาจเรียกว่า การบันทึกภาพโปรตอน (Proton imaging) การเรียกแบบนี้อาจทำให้เข้าใจผิดได้ เพราะนิวเคลียสของธาตุอื่นที่ประกอบไปด้วยโปรตอนเช่นกันก็มี แต่ในที่นี้ถ้ากล่าวถึงคำว่าโปรตอนจะหมายถึงนิวเคลียสของธาตุไฮโดรเจนเท่านั้น

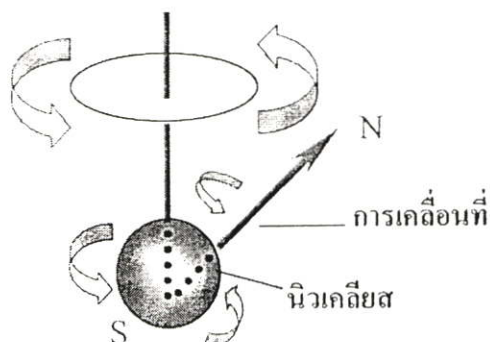
นิวเคลียสของไฮโดรเจนจะประกอบด้วยโปรตอนซึ่งมีประจุไฟฟ้าบวกเพียงอนุภาคเดียว อนุภาคโปรตอนไม่ได้บรรจุเต็มปริมาตรของนิวเคลียส นิวเคลียสจึงมีที่ว่างอยู่ ด้วยนิวเคลียสของไฮโดรเจนมีคุณสมบัติสองประการซึ่งทำให้มีสภาพเป็นแม่เหล็กคือ ประการแรกมวลของโปรตอนไม่ได้อยู่ที่ศูนย์กลางของนิวเคลียส และประการที่สองคือ "สปิน" (spin) ซึ่งคำว่าสปินจะหมายถึงการที่วัตถุหมุนรอบแกน จากคุณสมบัติทั้งสองประการที่ทำให้นิวเคลียสของไฮโดรเจนมีสภาพเป็นแม่เหล็กเท่านั้น สามารถอธิบายได้ดังนี้คือ มวลของโปรตอนไม่ได้อยู่ตรงศูนย์กลางของนิวเคลียส แต่วิ่งวนเป็นวงกลมอยู่รอบแกนของนิวเคลียส (สปิน) เหมือนกับบิลเลียดรอนวิ่งในขดลวดวงกลม การหมุนวนของโปรตอนซึ่งมีประจุบวก ทำให้เกิดสนามแม่เหล็กขึ้นดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 สภาวะแม่เหล็กของนิวเคลียสไฮโดรเจน ที่เกิดจากการหมุนวนของประจุรอบแกนของนิวเคลียส ซึ่งทำให้เกิดสนามแม่เหล็กเหมือนกับการไหลของกระแสไฟฟ้าในขดลวดวงกลม

จากตัวอย่างของเคมีส เราได้ทราบถึงการเกิดปรากฏการณ์ของแมกเนติกเรโซแนนซ์ของวัตถุแม่เหล็ก (เคมีส) ภายใต้สนามแม่เหล็กโลก ดังนั้นถ้าวัตถุแม่เหล็กนั้นคือนิวเคลียสของอะตอม ปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นเรียกว่า นิวเคลียร์แมกเนติกเรโซแนนซ์ (Nuclear Magnetic Resonance:

NMR) การที่โปรตอนในนิวเคลียสของไฮโดรเจนหมุนรอบแกนของนิวเคลียส ทำให้เกิดสนามแม่เหล็กขึ้น ในขณะเดียวกันแกนของนิวเคลียสของไฮโดรเจนไม่ได้อยู่นิ่ง แต่จะมีการ "หมุนควง" (precession) อยู่ตลอดเวลา เทียบได้กับการหมุนของลูกข่างซึ่งนอกจากหมุนรอบตัวเองแล้วยังมีการหมุนควงของแกนลูกข่างด้วย และความถี่ของการหมุนควงของแกนนิวเคลียสของไฮโดรเจนนี้จะเรียกว่า ความถี่ลาร์มอร์ (Larmor frequency) เพื่อเป็นเกียรติแก่นักฟิสิกส์ชาวอังกฤษชื่อ Joseph Larmor ดังในรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 การหมุนของโปรตอนรอบแกนของนิวเคลียสและการหมุนควง (precession) ของแกนนิวเคลียส ความถี่ของการหมุนควงหรือ "ความถี่ลาร์มอร์" คือจำนวนรอบที่แกนนิวเคลียสหมุนควงต่อวินาที

ความถี่ลาร์มอร์เทียบได้กับความถี่ธรรมชาติของเข็มทิศเพราะฉะนั้นความถี่เรโซแนนซ์ของนิวเคลียสของไฮโดรเจนก็คือความถี่ลาร์มอร์นั่นเอง

การกระตุ้นนิวเคลียสของไฮโดรเจนเราไม่สามารถใช้นิวเคลียสเหมือนการกระตุ้นเข็มทิศ วิธีการกระตุ้นนิวเคลียสของไฮโดรเจนก็คือ ใช้คลื่นวิทยุซึ่งการกระตุ้นที่ได้ผลเต็มที่ทำได้โดยปรับความถี่ของคลื่นวิทยุให้ตรงกับความถี่เรโซแนนซ์ของนิวเคลียสของไฮโดรเจนที่อยู่ในสนามแม่เหล็กขณะนั้น เปรียบเหมือนการออกแรงผลักชิงช้าที่ได้อธิบายมาแล้ว การที่นิวเคลียสของไฮโดรเจนถูกกระตุ้นนั้น นิวเคลียสก็จะดูดกลืนพลังงานจากคลื่นวิทยุ ซึ่งก็คือปรากฏการณ์นิวเคลียสแมกเนติกเรโซแนนซ์นั่นเอง

2.5 การตรวจหาสัญญาณที่ปล่อยออกมาจากนิวเคลียสของไฮโดรเจน

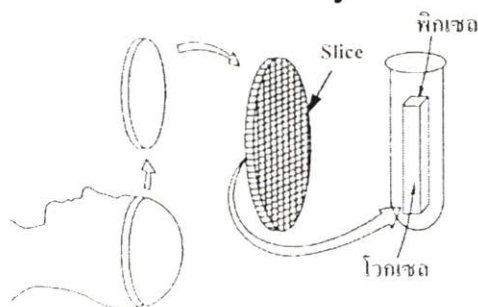
การตรวจหาสัญญาณที่ปล่อยออกมาจากนิวเคลียสของไฮโดรเจนที่ได้รับการกระตุ้นด้วยคลื่นวิทยุ นิวเคลียสของไฮโดรเจนจะดูดกลืนพลังงานจากคลื่นวิทยุไว้ เมื่อหยุดกระตุ้นนิวเคลียสของไฮโดรเจนก็จะปล่อยพลังงานกลับคืนออกมาเป็นคลื่นวิทยุเช่นกัน ซึ่งสามารถตรวจหาได้ด้วย

เสาอากาศรับคลื่นและเครื่องรับในเครื่อง MRI จากสัญญาณคลื่นวิทยุที่ถูกปล่อยออกมาจากเนื้อเยื่อหลังจากที่ถูกกระตุ้นภายในเครื่อง MRI มันจะค่อยๆอ่อนกำลังลงและหมดไปภายในเวลาเพียงหนึ่งในสิบของวินาที อุปมาเหมือนการเคาะระฆัง เสียงของระฆังจะค่อยๆเบาลงเมื่อเวลาผ่านไป

การหาตำแหน่งของนิวเคลียสของไฮโดรเจนภายในร่างกายคล้ายกับการหาตำแหน่งของเข็มทิศในสนามแม่เหล็กโลก ซึ่งต้องอาศัยความถี่ธรรมชาติของเข็มทิศ ดังนั้นในการหาตำแหน่งของนิวเคลียสของไฮโดรเจนก็ต้องอาศัยความถี่เรโซแนนซ์ของตัวมันในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ซึ่งจะเห็นได้ว่าสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์มีความจำเป็นสำหรับการสร้างภาพโดยเครื่อง MRI เพราะถ้าไม่มีสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ร่างกายส่วนที่กำลังได้รับการตรวจจะตอบสนองต่อการกระตุ้นเท่าๆกัน เราจึงไม่สามารถบอกได้เลยว่าสัญญาณที่ตรวจหาได้มาจากบริเวณใด ซึ่งเราจะได้กล่าวต่อไปในเรื่องของการสร้างภาพ MRI

2.6 การสร้างภาพของเครื่อง MRI

หลักการสร้างภาพ MRI จะมีลักษณะคล้ายกับหลักการสร้างภาพ CT ซึ่งสามารถอธิบายเปรียบเทียบได้กับการตัดชีระฮออกเป็นแผ่นหนาแผ่นละ 1 เซนติเมตร แล้วแทนที่จะนำไปถ่ายภาพแต่ให้นำไปตัดออกเป็นแท่งเล็กๆกว้างยาว 1x1 มิลลิเมตร เรียกว่า ว็อกเซล (voxel หรือ volume element) แต่ละชิ้นรู้ตำแหน่งที่มานั่นอน แล้วนำเนื้อเยื่อเล็กๆเหล่านี้ใส่หลอดทดลองเพื่อวิเคราะห์หาปริมาณไฮโดรเจน ดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 การบันทึกภาพ MRI มีลักษณะเหมือนนำร่างกายผู้ป่วยไปแช่แข็งแล้วตัดร่างกายออกเป็นแผ่นบางๆตามขวาง จากนั้นตัดแผ่นเนื้อเยื่อออกเป็นว็อกเซลขนาดเล็ก แล้วนำเนื้อเยื่อแต่ละว็อกเซลใส่หลอดทดลองแล้ววิเคราะห์ที่ละว็อกเซล

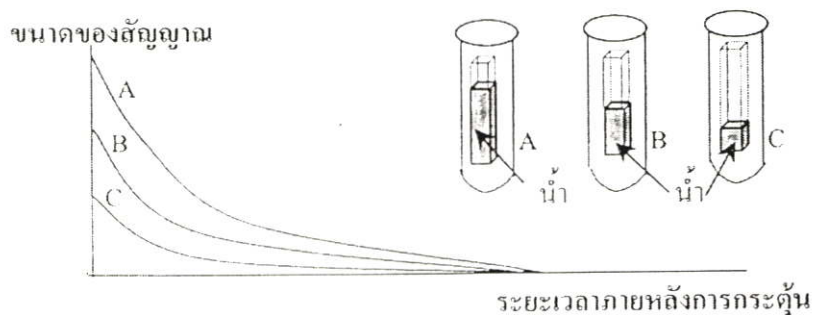
คุณสมบัติของโปรตอน (นิวเคลียสของไฮโดรเจน) ที่สำคัญในขบวนการสร้างภาพของเครื่อง MRI สามารถสรุปได้ดังนี้

1. โปรตอนจะปรับแนวตามสนามแม่เหล็กกำลังสูงของเครื่อง MRI

2. โปรตอนจะเรโซแนนซ์กับความถี่ที่เหมาะสม(ความถี่ลาร์มอร์)โดยขึ้นกับกำลังของสนามแม่เหล็ก

3. ในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ความถี่เรโซแนนซ์ของโปรตอนจะทำให้บอกได้ว่าโปรตอนอยู่ที่ตำแหน่งใดในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์

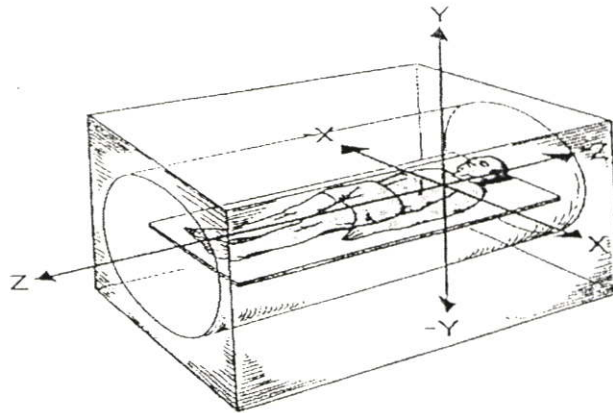
ภายในเครื่อง MRI จะมีสนามแม่เหล็กหลักเพื่อปรับแนวโปรตอนมีสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ไว้สำหรับหาตำแหน่งของโปรตอน มีเครื่องส่งวิทยุไว้ส่งคลื่นวิทยุกระตุ้น และมีเสาอากาศไว้รับสัญญาณที่โปรตอนปล่อยออกมา ซึ่งสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ในเครื่อง MRI นับว่ามีความสำคัญในขบวนการสร้างภาพมาก แต่ก่อนที่จะทำความเข้าใจพฤติกรรมของโปรตอนในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ เราต้องรู้พฤติกรรมของโปรตอนในสนามแม่เหล็กที่สม่ำเสมอ ก่อน ซึ่งมีเครื่องมือง่ายๆ ในการทดลองคือ มีหลอดทดลองใส่น้ำอยู่และอยู่ในสนามแม่เหล็กที่สม่ำเสมอ โดยสมมติว่ามีกำลัง 1 เทสลา โปรตอนจะมีความถี่เรโซแนนซ์ค่าหนึ่ง (สมมติให้มีค่า 42.6 MHz) เมื่อส่งคลื่นวิทยุความถี่ 42.6 MHz เข้าไปกระตุ้นโปรตอนทั้งหมดในน้ำ โปรตอนจะดูดกลืนพลังงานจากคลื่นวิทยุ แล้วมันจะปล่อยพลังงานกลับออกมาเมื่อหยุดการกระตุ้น ซึ่งความถี่ของพลังงานที่ปล่อยออกมาจะมีค่าเท่ากับ 42.6 MHz เช่นกัน เนื่องจากอยู่ในสนามแม่เหล็กที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลง เราจึงบอกไม่ได้ว่าสัญญาณที่วัดได้นั้นมาจากโปรตอนบริเวณใด รู้แต่เฉพาะขนาดสัญญาณเท่านั้น ซึ่งขนาดของสัญญาณจะขึ้นอยู่กับปริมาณของโปรตอนในน้ำ ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 เนื้อเยื่อสามว็อกเซลที่ประกอบด้วยน้ำ 75%, 50% และ 25% เมื่อกระตุ้นเนื้อเยื่อทั้งสามด้วยคลื่นวิทยุซึ่งมีความถี่เท่ากับความถี่เรโซแนนซ์ของน้ำ ขนาดของสัญญาณที่ออกมาจากหลอดทดลองจะเป็นสัดส่วนกับปริมาณของน้ำในหลอดนั้น

จากการทดลองที่ผ่านมา ถ้าใช้สนามแม่เหล็กที่สม่ำเสมอจะไม่สามารถสร้างภาพภาคตัดขวางของเนื้อเยื่อได้ ดังนั้นจึงได้มีการนำคุณสมบัติของโปรตอนภายใต้สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์มาใช้ประโยชน์ในการสร้างภาพ MRI ซึ่งขั้นตอนแรกสุดในการสร้างภาพเนื้อเยื่อตามระนาบตัดขวางคือ การแยกเนื้อเยื่อบริเวณที่จะตรวจออกจากเนื้อเยื่อบริเวณใกล้เคียง เปรียบเหมือนการใช้

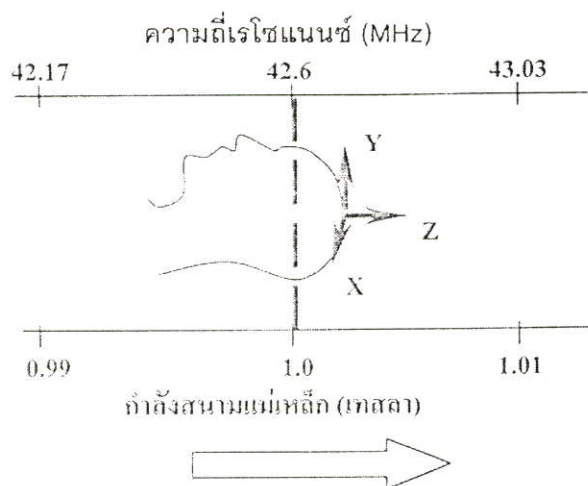
เลื่อยตัดเนื้อเยื่อแยกออกมาหนึ่งแผ่น วิธีที่นิยมมากที่สุดก็คือการกระตุ้นเนื้อเยื่อเฉพาะบริเวณที่ต้องการ โดยอาศัยสนามแม่เหล็กกลดหล่นตามแนวยาวของร่างกาย หรือจากศีรษะไปยังปลายเท้า ซึ่งสมมติให้แนวนี้เป็นแนวแกน Z ดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 ความสัมพันธ์ระหว่างทิศทางของสนามแม่เหล็กหลักกับการกำหนดระบบพิกัดในเครื่อง MRI ที่ทิศทางของสนามแม่เหล็กหลักอยู่ตามแนวยาวของร่างกาย ซึ่งกำหนดให้เป็นแกน Z

จากรูปที่ 2.5 สนามแม่เหล็กที่มีกำลังสูงสุดจะอยู่ทางศีรษะ และกำลังต่ำสุดอยู่ทางปลายเท้า สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์เป็นสนามแม่เหล็กกำลังต่ำที่ทำให้มีการเปลี่ยนแปลงกำลังของสนามแม่เหล็กหลักเพียงประมาณหนึ่งเกาส์ต่อหนึ่งเซนติเมตร ถ้าสนามแม่เหล็กหลักมีกำลัง 1 เทสลา ก็จะมีการเปลี่ยนแปลงกำลังของสนามแม่เหล็กเพียง 0.01% ต่อเซนติเมตร ความแตกต่างของกำลังสนามแม่เหล็กเพียงเล็กน้อยนี้สามารถทำให้เลือกกระตุ้นเนื้อเยื่อที่มีความหนาเพียงไม่กี่มิลลิเมตร โดยไม่รบกวนเนื้อเยื่อส่วนอื่น สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์จะถูกสร้างขึ้นเฉพาะบริเวณที่จะทำการตรวจเท่านั้น ไม่จำเป็นต้องมีตลอดความยาวของร่างกาย

ภายใต้อิทธิพลของสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ โปรตอนภายในร่างกายจะมีความถี่เรโซแนนซ์ขึ้นกับตำแหน่งในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ไฮโดรเจนที่อยู่ในตำแหน่งสูงขึ้นไปทางศีรษะจะอยู่ภายใต้สนามแม่เหล็กที่มีกำลังมากกว่า จึงเกิดเรโซแนนซ์ที่ความถี่สูงกว่า แต่จะมีเนื้อเยื่ออยู่แถบเดียวเท่านั้นที่อยู่ในสนามแม่เหล็กที่มีกำลัง 1 เทสลาพอดี ดังที่แสดงในรูปที่ 2.6



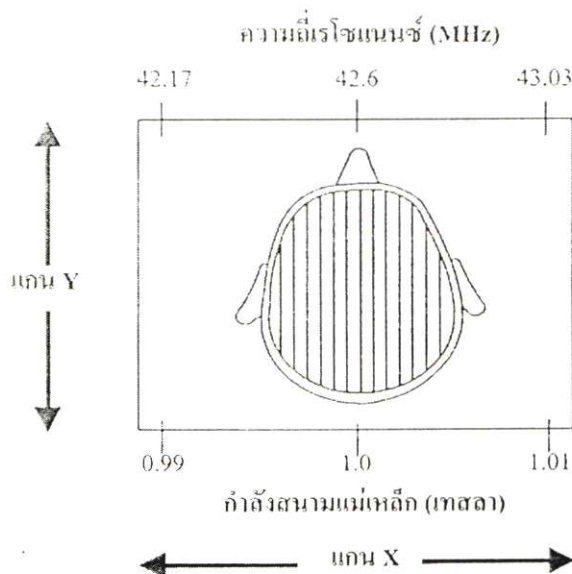
รูปที่ 2.6 ส่วนสี่ระยะซึ่งอยู่ในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ความถี่เรโซแนนซ์ของโปรตอนจะแตกต่างกัน โดยขึ้นกับตำแหน่งในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ความถี่เรโซแนนซ์ค่าหนึ่งจะมีเนื้อเยื่ออยู่ระดับเดียวกับตำแหน่งที่ถูกกระตุ้น (ตามแนวเส้นประ)

จากรูปที่ 2.6 ถ้าทำการส่งคลื่นวิทยุความถี่ 42.6 MHz เข้าสู่เนื้อเยื่อทั้งหมด จะมีไฮโดรเจนของเนื้อเยื่อ (ตามแนวเส้นประ) ซึ่งอยู่ภายใต้สนามแม่เหล็กที่มีกำลัง 1 เทสลาเท่านั้นที่ถูกคลื่นพลังงานจากคลื่นวิทยุ ไฮโดรเจนในบริเวณที่สูงหรือต่ำกว่านี้จะไม่ถูกกระตุ้น ถ้าต้องการกระตุ้นเนื้อเยื่อบริเวณอื่น ก็จะสามารถทำได้โดยการปรับคลื่นวิทยุกระตุ้นให้มีความถี่สูงขึ้นหรือต่ำลง หรืออาจทำได้โดยการเลื่อนสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ จากการใช้สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ร่วมกับการส่งคลื่นวิทยุที่มีความถี่เดียวเข้าสู่เนื้อเยื่อ จะมีโปรตอนเพียงแถบเดียวเท่านั้นที่ถูกกระตุ้น เท่ากับเป็นการแยกเนื้อเยื่อบริเวณที่ต้องการออกจากเนื้อเยื่อบริเวณข้างเคียง ถ้ากำหนดให้แกน Z เป็นแกนตามความยาวของร่างกาย บริเวณเนื้อเยื่อที่ถูกกระตุ้นก็จะอยู่ในแนวระนาบ XY ดังในรูปที่ 2.5 จากที่กล่าวมาเป็นวิธีการทางทฤษฎีเท่านั้น การใช้คลื่นวิทยุที่มีความถี่เดียวจะทำให้เนื้อเยื่อเพียงแผ่นบางๆเท่านั้นที่ถูกกระตุ้น และสัญญาณที่เนื้อเยื่อปล่อยออกมาหลังการกระตุ้นจะอ่อนเกินไป ดังนั้นเพื่อให้ได้สัญญาณที่แรงพอจึงต้องกระตุ้นเนื้อเยื่อที่มีความหนามากขึ้น โดยการใช้คลื่นวิทยุกระตุ้นเป็นช่วงคลื่นที่รวมความถี่สูงกว่าและต่ำกว่าบริเวณที่กระตุ้นเล็กน้อยอยู่ด้วย

2.7 การหาตำแหน่งของสัญญาณภายในเนื้อเยื่อหนึ่งแผ่น

หลังจากแยกเนื้อเยื่อตามระนาบตัดขวางได้แล้ว การที่จะบอกว่าสัญญาณมาจากส่วนใดของเนื้อเยื่อที่ถูกกระตุ้น จำเป็นต้องอาศัยสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ในทิศทางใหม่ ซึ่งมีหลักการก็คือ หลังจากที่ยกขบวนการกระตุ้นโดยการส่งคลื่นวิทยุเข้าไปแล้ว สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามแนวหัวเท้า และคลื่นวิทยุกระตุ้นจะถูกปิดทันที และเนื้อเยื่อจะเริ่มปล่อยคลื่นวิทยุที่มีความถี่เดียวกันกับ

ความถี่ของคลื่นวิทยุที่ส่งเข้าไปกระตุ้นออกมา และในขณะเดียวกันสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์สนามที่สองจะถูกสร้างขึ้นตามระนาบ XY ซึ่งจะทำให้สนามแม่เหล็กทางด้านหนึ่งของแผ่นเนื้อเยื่อมีกำลังมากกว่าอีกด้านหนึ่ง ดังในรูปที่ 2.7



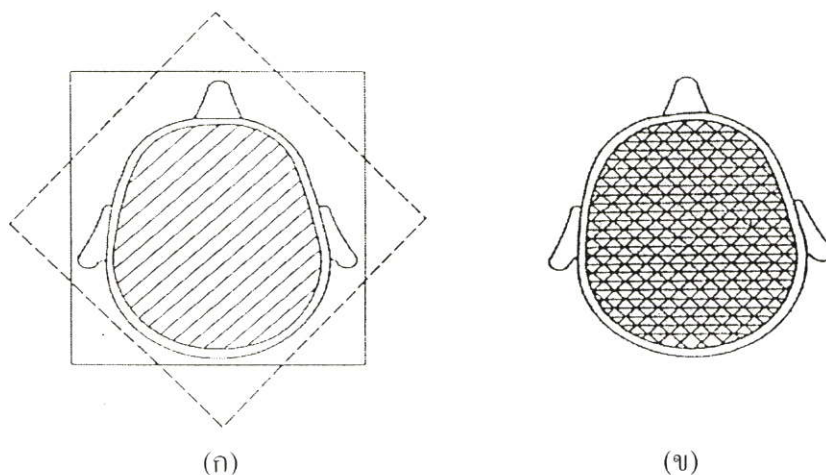
รูปที่ 2.7 เนื้อเยื่อหนึ่งสไลซ์สัมพันธ์กับสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามขวาง ตัวเลขด้านล่างแสดงกำลังสนามแม่เหล็ก ตัวเลขด้านบนแสดงความถี่ของไฮโดรเจน เนื้อเยื่อแต่ละแถบในภาพจะมีความถี่เรโซแนนซ์เท่านั้น

ด้วยอิทธิพลของสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ใหม่ นิวเคลียสในบริเวณเนื้อเยื่อที่ถูกกระตุ้นซึ่งเดิมเคยหมุนนวง (process) ด้วยความถี่เดียวกัน จะปรับตัวตามสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ใหม่และเรโซแนนซ์ด้วยความถี่ที่สูงขึ้นหรือต่ำลง ขึ้นอยู่กับตำแหน่งในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ใหม่และเรโซแนนซ์ทางด้านหนึ่งของแผ่นเนื้อเยื่อซึ่งมีกำลังสนามแม่เหล็กสูงกว่าจะเรโซแนนซ์ด้วยความถี่สูงกว่าอีกด้านหนึ่ง จากวิธีนี้เนื้อเยื่อก็จะปล่อยสัญญาณคลื่นวิทยุขนาดความถี่ต่างๆกันออกมาโดยขึ้นกับตำแหน่งในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ใหม่ เปรียบเหมือนการผ่านเนื้อเยื่อแผ่นเดิมออกเป็นแถบเล็กๆ เนื้อเยื่อแต่ละแถบจะปล่อยคลื่นวิทยุความถี่หนึ่งออกมา กำลังของสัญญาณในแต่ละความถี่จะบอกเราว่า เนื้อเยื่อหนึ่งแถบมีปริมาณไฮโดรเจนมากหรือน้อย ซึ่งในเครื่อง MRI จะมีเครื่องวิเคราะห์ความถี่สำหรับวิเคราะห์สัญญาณวิทยุจากเนื้อเยื่อว่ามีความถี่ใดบ้าง แต่ละความถี่มีกำลังของสัญญาณมากหรือน้อย (ดูจากแอมพลิจูด) ซึ่งความถี่ที่วัดได้จะบอกว่าเป็นสัญญาณมาจากเนื้อเยื่อแถบใด ส่วนแอมพลิจูดของแต่ละความถี่จะบอกปริมาณไฮโดรเจนในเนื้อเยื่อแต่ละแถบ

จากการที่ใช้เครื่องวิเคราะห์ความถี่ในเครื่อง MRI เพื่อทำวิเคราะห์สัญญาณว่ามาจากเนื้อเยื่อแถบใดนั้น จะเปรียบเหมือนการใช้เครื่องวิเคราะห์ความถี่ทำการหาตำแหน่งของการกดคีย์

เปียโน สมมติถ้าเราลองกดหลายคีย์พร้อมๆกันด้วยแรงที่ไม่เท่ากัน จะมีเสียงเกิดขึ้นพร้อมๆกัน หลายระดับเสียง ดังบ้างค่อยบ้าง เป็นการยากที่จะฟังแล้วแยกได้ว่ามีเสียงโน้ตอะไรบ้างดังขนาดไหน แต่ถ้าใช้เครื่องวิเคราะห์ความถี่ จะทำให้สามารถบอกได้ว่ามีเสียงระดับใดบ้าง แต่ละเสียงดังขนาดไหน เมื่อแยกเสียงได้ก็จะบอกได้ว่าคีย์ใดบ้างที่ถูกกด

หลังจากทำวิเคราะห์สัญญาณว่ามาจากเนื้อเยื่อแถบใดแล้ว จะทำการเก็บข้อมูลไว้ในคอมพิวเตอร์ แล้วขบวนการทั้งหมดก็จะถูกทำซ้ำ โดยเริ่มจากการสร้างสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามแกน Z กระตุ้นเนื้อเยื่อบริเวณเดิมด้วยคลื่นวิทยุ ปิดสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามแกน Z หลังจากระตุ้นแล้ว ตามด้วยการเปิดสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวาง (ระนาบ XY) ทันทแต่ครั้งนี้ทิศทางต่างจากครั้งแรก เท่ากับทำการวัดความหนาแน่นของไฮโดรเจนในเนื้อเยื่อแผ่นเดิม แต่ในทิศทางหนึ่งที่ตั้งต่างจากครั้งแรก ดังรูปที่ 2.8(ก)



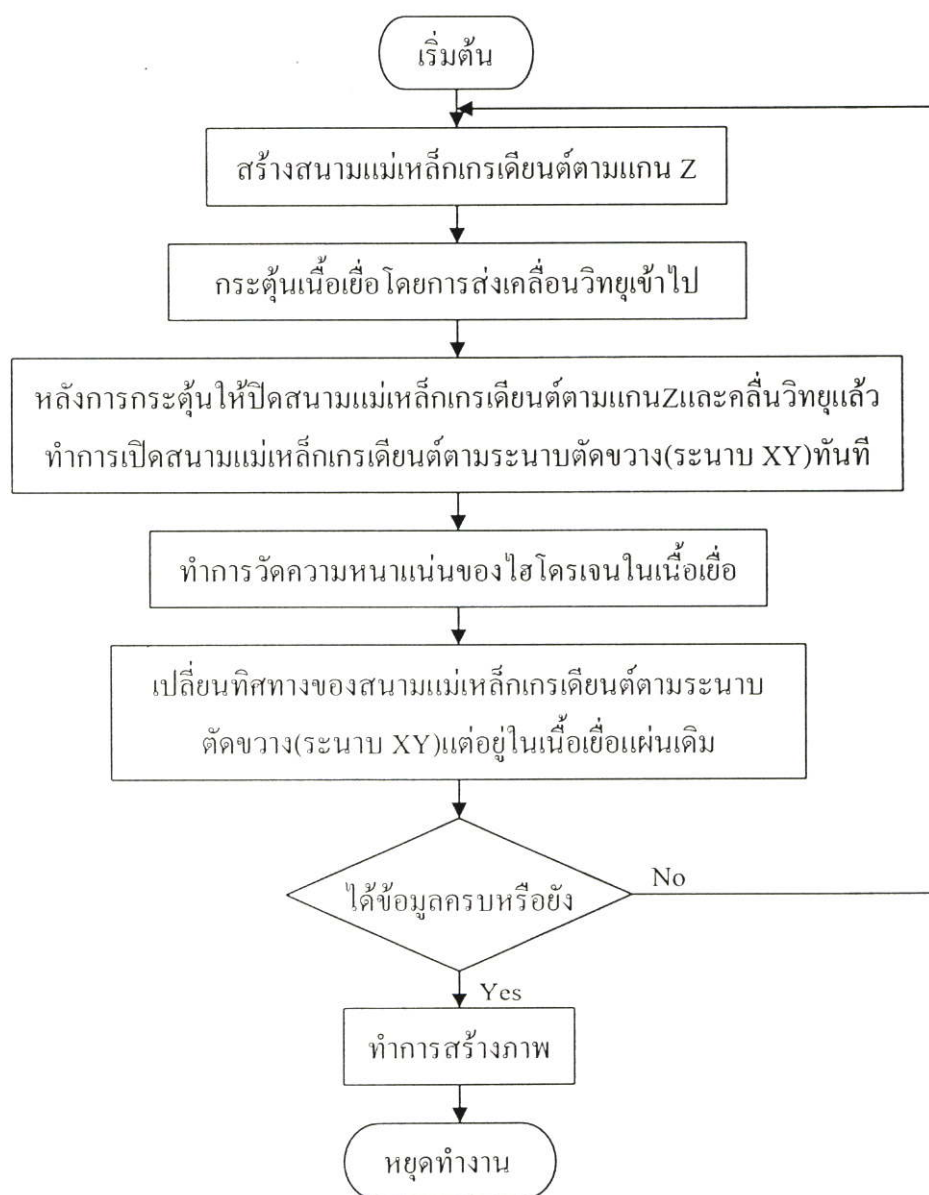
รูปที่ 2.8 (ก) เนื้อเยื่อหนึ่งสไลซ์จะถูกกระตุ้นหลายครั้งเพื่อรวบรวมข้อมูลให้เพียงพอในการสร้างภาพ โดยการเปลี่ยนทิศทางของสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวาง การตรวจแต่ละครั้งจะได้ข้อมูลในแถบเนื้อเยื่อเล็กๆชุดใหม่ ภาพแสดงเกรเดียนต์เพียงสองทิศทาง (เส้นทึบกับเส้นประ)

(ข) ระหว่างการตรวจ สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวาง (ระนาบ XY) จะถูกเปลี่ยนมุมไปครั้งละไม่กี่องศา ภาพจะสร้างจากเส้นซึ่งตัดผ่านกันหลายพันเส้น

ในการสร้างภาพตามระนาบตัดขวางหนึ่งภาพ ขบวนการข้างต้นจะถูกกระทำซ้ำแล้วซ้ำอีก โดยเปลี่ยนทิศทางของสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวางไปเรื่อยๆ เมื่อมาถึงจุดนี้ เนื้อเยื่อตามระนาบตัดขวางหนึ่งแผ่นจะถูกตัดออกเป็นแถบหลายร้อยชุด ขั้นตอนต่อไปเป็นการแบ่งเนื้อเยื่อแต่ละแถบออกเป็นว็อกเซล แล้ววัดปริมาณของไฮโดรเจนเป็นขบวนการขั้นสุดท้ายในการสร้างภาพซึ่งในขบวนการนี้ต้องใช้คอมพิวเตอร์ ข้อมูลจากขบวนการกระตุ้นเนื้อเยื่อแถบต่างๆจะถูกเก็บ

ไว้ในลักษณะเป็นแถบแสง ซึ่งมีความสว่างแตกต่างกัน ความสว่างนี้ขึ้นอยู่กับปริมาณไฮโดรเจนในเนื้อเยื่อแถบนั้น ในการตรวจเนื้อเยื่อตามระนาบตัดขวางหนึ่งแผ่นจะมีแถบแสงลักษณะดังกล่าวหลายพันแถบเก็บไว้ในหน่วยความจำของคอมพิวเตอร์ เนื้อเยื่อหนึ่งว็อกเซลจะมีแถบแสงตัดกันหลายร้อยแถบดังแสดงในรูปที่ 2.8(ข)

ถ้าเอาแถบแสงทั้งหมดมาเก็บไว้ในคอมพิวเตอร์มาซ้อนทับกันหลายๆ เช่น วิธีของ Simple back projection ภาพที่ได้จะพร่ามัวไม่คมชัด มีลักษณะเป็นแฉกเหมือนดาว (star effect) จนไม่มีประโยชน์ในการวินิจฉัย ต้องมีการดัดแปลงข้อมูลด้วยการใช้วิธี Filtered back projection จึงจะได้ภาพที่มีคุณภาพ ซึ่งทั้งสองวิธีนี้มีหลักการเหมือนกับการสร้างภาพ CT จากขบวนการสร้างภาพ MRI ทั้งหมดที่กล่าวมานี้สามารถแสดงโฟลว์ชาร์ตได้ในรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 แผนผังลำดับงานขบวนการสร้างภาพ MRI

จากขบวนการที่กล่าวมานี้จะทำให้ได้ภาพ MRI ที่มีลักษณะเป็นภาพสองมิติแสดงถึงการกระจายของไฮโดรเจน (Proton Density : PD) ในบริเวณต่างๆของเนื้อเยื่อ ซึ่งภาพนี้ทางการแพทย์ถือว่ายังไม่ใช่ภาพที่มีความสำคัญมากนัก เนื่องจากไม่สามารถให้รายละเอียดของอวัยวะในส่วนต่างๆได้ครบถ้วนและเด่นชัด โดยความเป็นจริงแล้วเครื่อง MRI ยังได้มีการสร้างภาพ MRI อีกสองภาพที่มีประโยชน์ต่อการพิจารณาของแพทย์ ซึ่งก็คือภาพ T1 weight (T1) และ T2 weight (T2) ที่จะกล่าวต่อไป

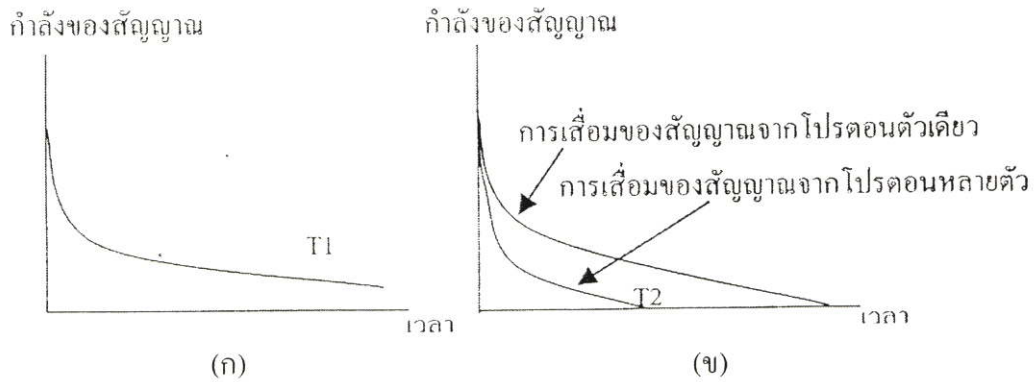
2.8 คุณสมบัติของเนื้อเยื่อ T1 และ T2

ภาพที่แสดงการกระจายของไฮโดรเจน (Pd) ในทางการแพทย์ไม่ได้ให้ความสำคัญมากนัก แต่สิ่งที่แพทย์สนใจจะเป็น "พฤติกรรม" ของไฮโดรเจนในบริเวณต่างๆ ซึ่งพฤติกรรมในที่นี้หมายถึงว่าไฮโดรเจนตอบสนองต่อภาวะแวดล้อมทางเคมีอย่างไร การที่ไฮโดรเจนเปลี่ยนพฤติกรรมมีผลทำให้สัญญาณคลื่นวิทยุที่ถูกปล่อยออกมาจากเนื้อเยื่อเปลี่ยนไปอย่างไร การเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของโปรตอนในธาตุไฮโดรเจนนั้นเกิดจากการที่โปรตอนไม่ได้สัมผัสกับสนามแม่เหล็กของเครื่อง MRI อย่างเดียว ทั้งนี้เนื่องจากโปรตอนยังต้องพบกับการเปลี่ยนแปลงเฉพาะที่ของกำลังสนามแม่เหล็กภายในเนื้อเยื่อ ความผันผวนของสนามแม่เหล็กดังกล่าวเกิดจากที่มีนิวเคลียสและอะตอมแม่เหล็กชนิดอื่นปะปนรวมกันอยู่ เช่น แมงกานีส และแก๊สออกซิเจน (ที่ละลายอยู่ในน้ำ) สารเหล่านี้จะมีผลต่อโปรตอนที่เป็นแหล่งกำเนิดของสัญญาณสำหรับสร้างภาพ ซึ่งการที่เครื่อง MRI มีศักยภาพในการวินิจฉัยโรคได้มากก็เพราะว่ามันสามารถตรวจหาการเปลี่ยนแปลงสนามแม่เหล็กในเนื้อเยื่อซึ่งเป็นภาวะแวดล้อมของไฮโดรเจนนี้เอง การเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของโปรตอนจะทำให้สัญญาณที่ตรวจจับได้ภายหลังการกระตุ้นเปลี่ยนไป สิ่งที่ใช้อธิบายพฤติกรรมของไฮโดรเจนคือ "เวลาคงที่หรือเวลาผ่อนคลาย (Time constant หรือ Relaxation time) T1 และ T2"

2.8.1 นิยามของ T1 และ T2

เมื่อร่างกายสัมผัสกับคลื่นวิทยุกระตุ้นจากเครื่องส่งคลื่นวิทยุภายในเครื่อง MRI โปรตอนหลายล้านตัวภายในสไลซ์นั้นจะตอบสนองต่อการกระตุ้นโดยการดูดกลืนพลังงานจากคลื่นวิทยุ และหมุนควงด้วยความถี่เรโซแนนซ์ ทันทีที่หยุดการกระตุ้น โปรตอนจะปลดปล่อยพลังงานออกมา แต่เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงเฉพาะที่ของกำลังสนามแม่เหล็กภายในเนื้อเยื่อจะทำให้ขนาดของคลื่นวิทยุที่ปล่อยมานั้นมีค่าลดลงเมื่อเวลาผ่านไป ซึ่งนิยามของ T1 ก็คือ เวลาที่โปรตอนปลดปล่อยพลังงานไป 63% ของพลังงานที่รับมาจากคลื่นวิทยุกระตุ้น ดังในรูปที่ 2.10ก) ส่วนนิยามของ T2 คือ หลังจากหยุดการกระตุ้นด้วยคลื่นวิทยุทันที โปรตอนจะหมุนควงอย่างพร้อมเพรียงกัน หรือหมุนแบบร่วมเฟส (inphase) กัน แต่ด้วยความผันผวนของสนามแม่เหล็กภายในเนื้อเยื่อ จะทำให้ความถี่

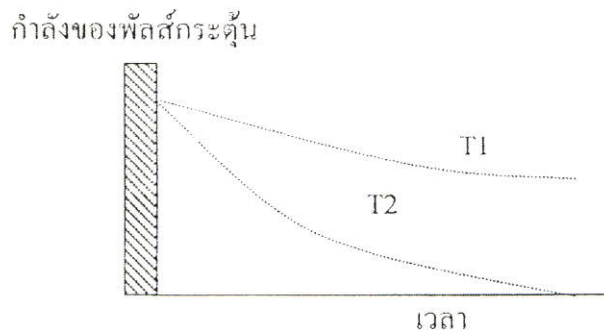
ในการหมุนควงของโปรตอนในบริเวณต่างๆไม่เท่ากัน การร่วมเฟสของนิวเคลียสจะค่อยๆหายไป จนกระทั่งต่างเฟสกันโดยสิ้นเชิง เมื่อโปรตอนหมุนควงไม่พร้อมกัน สัญญาณที่ปลดปล่อยออกมา ก็จะต่างเฟสกันและหักล้างกันเอง ผลก็คือสัญญาณที่ได้รับจากโปรตอนหลายล้านตัวจะลดลงอย่างรวดเร็ว เพราะฉะนั้นนิยามของ T2 ก็คือเวลาที่สัญญาณมีขนาดลดลง 63% จากที่เสียการร่วมเฟส (dephasing) ดังในรูปที่ 2.10(ข)



รูปที่ 2.10 (ก) สัญญาณลดลงจากการเสียพลังงานโดยคุณสมบัติของ T1

(ข) สัญญาณลดลง จากที่เสียการร่วมเฟสของโปรตอนหลายตัวโดยคุณสมบัติของ T2

ความแตกต่างของ T1 และ T2 ก็คือ สัญญาณของ T2 จะเป็นสัญญาณที่ได้จากการเสียการร่วมเฟสของโปรตอนทั้งหมดในสไลซ์นั้น โดยที่โปรตอนก็ยังคงหมุนควงอยู่ แม้ว่าสัญญาณดังกล่าวจะไม่สามารถวัดได้แล้วก็ตาม ซึ่งจะต่างกับสัญญาณที่วัดได้จาก T1 คือขณะสัญญาณมีกำลังอ่อนลง โปรตอนก็จะหมุนควงช้าลงด้วย ดังนั้นจะเห็นได้ว่า T2 จะมีค่าเท่ากับหรือน้อยกว่า T1 เสมอ ดังแสดงในรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 เปรียบเทียบการลดลงของสัญญาณ T1 กับ T2

2.8.2 ปัจจัยที่มีผลต่อ T1 และ T2

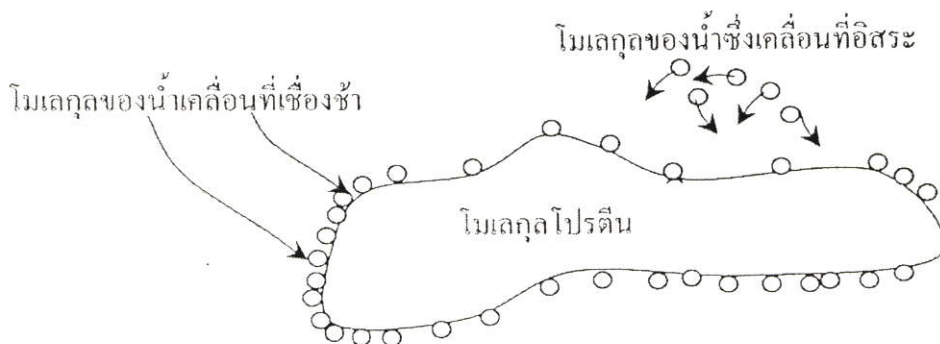
2.8.2.1 การเคลื่อนที่ของอุณหภาพ (Thermal motion)

การเคลื่อนที่ของอุณหภาพเกิดจากการที่โมเลกุลของน้ำพุ่งชนกันเองแบบสุ่ม (Random) ตลอดเวลาด้วยอัตราที่รวดเร็วมาก นอกจากจะมีการชนแบบกระแทกตรงๆ แล้ว ยังมีการชนแบบเฉียดหรือเคลื่อนที่ผ่านกันแบบเฉียดๆ เนื่องจากโมเลกุลของน้ำมีนิวเคลียสของไฮโดรเจนซึ่งมีคุณสมบัติแม่เหล็กอยู่เมื่อโมเลกุลของน้ำเกิดชน เฉียด หรือเฉียดกันก็จะเกิดปรากฏการณ์แม่เหล็กซึ่งปรากฏการณ์ดังกล่าวอาจจะไปรวมหรือหักล้างกับสนามแม่เหล็กหลัก ทำให้สนามแม่เหล็กเฉพาะที่เกิดการเปลี่ยนแปลง ซึ่งมีผลต่อ T1 และ T2

2.8.2.2 สารโมเลกุลใหญ่มีขั้ว

สารโมเลกุลใหญ่มีขั้วในสิ่งมีชีวิตส่วนมากจะมีประจุเป็นกลาง แต่การกระจายของประจุที่ผิวภายนอกของโมเลกุลไม่สม่ำเสมอ บางบริเวณมีประจุชนิดใดชนิดหนึ่งเด่นขึ้นมา ทำให้โมเลกุลนั้นเกิดมีขั้ว (Polar) ซึ่งจะทำให้ขั้วของโมเลกุลใหญ่นี้ดึงดูดโมเลกุลของน้ำซึ่งมีขั้วเช่นกันให้มาเกาะติดอยู่

โมเลกุลใหญ่ซึ่งมีขนาดใหญ่และมีน้ำหนักมาก การเคลื่อนที่ของอุณหภาพของโมเลกุลใหญ่ เช่น โปรตีน จึงเชื่องช้ามาก น้ำที่อยู่ใกล้โมเลกุลใหญ่หรือเกาะติดอยู่กับโมเลกุลใหญ่จึงมีการเคลื่อนที่ของอุณหภาพที่เชื่องช้าตามไปด้วย ดังในรูปที่ 2.12 ซึ่งจะมีผลต่อสนามแม่เหล็กเฉพาะที่และทำให้มีผลต่อ T1 และ T2 เช่นกัน



รูปที่ 2.12 โปรตีนซึ่งมีขนาดโมเลกุลใหญ่และมีขั้ว (Polar) เคลื่อนที่ช้ากว่าโมเลกุลของน้ำ เนื่องจากเป็นโมเลกุลมีขั้วจึงดึงดูดโมเลกุลของน้ำมาเกาะติดที่ผิวภายนอก จึงทำให้โมเลกุลของน้ำเคลื่อนที่ช้าลง

2.8.2.3 สารพาราแมกเนติก

จากการที่อิเล็กตรอนหมุนรอบตัวเอง (สปิน) พร้อมกับโคจรไปรอบๆ นิวเคลียส จะเกิดสนามแม่เหล็กขึ้นสองส่วน คือ เกิดจากการหมุนรอบตัวเองของอิเล็กตรอน และเกิดจากการโคจร

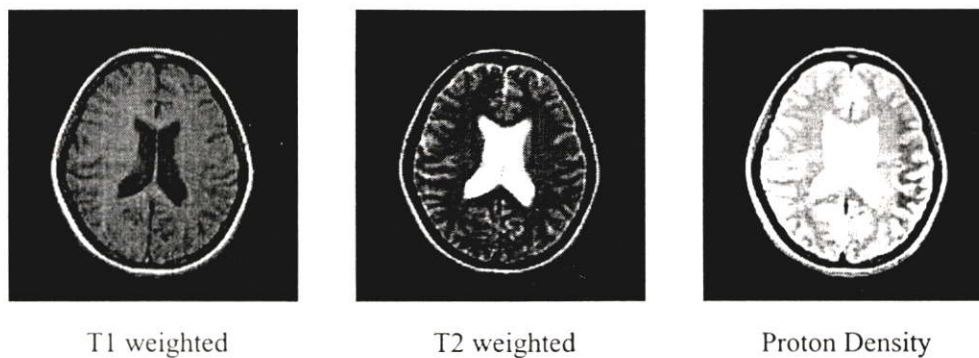
ไปรอบๆนิวเคลียส ดังนั้นความเป็นแม่เหล็กของอะตอมจากอิเล็กตรอนจึงมาจากผลรวมของสนามแม่เหล็กทั้งสอง อะตอมบางชนิด เช่น กลุ่มแก๊สมีสกุล (Noble gas) สนามแม่เหล็กทั้งสองจะหักล้างกันเองจนหมด อะตอมกลุ่มนี้จึงไม่มีความเป็นแม่เหล็กที่เกิดจากอิเล็กตรอนเลย แต่ถ้าสนามแม่เหล็กทั้งสองจะหักล้างกันไม่หมด อะตอมก็จะมีความเป็นแม่เหล็กที่เกิดจากอิเล็กตรอน เราจึงเรียกอะตอมชนิดนี้ว่า พาราแมกเนติก (paramagnetic) จากสถานะแม่เหล็กของอะตอมที่เป็นพาราแมกเนติกนี้พวกมันจะมีสภาพความเป็นแม่เหล็กมากกว่าสถานะแม่เหล็กจากโปรตอนของธาตุไฮโดรเจนประมาณพันเท่า ดังนั้นอะตอมพาราแมกเนติกซึ่งเคลื่อนที่อยู่ในเนื้อเยื่อจึงมีผลต่อ T1 และ T2 ของโปรตอนอย่างมาก

จากปัจจัยทั้งสามข้อนี้ จะมีผลทำให้ T1 และ T2 สั้นลง ซึ่งจะเป็นปัญหาสำหรับการสร้างภาพ T1 และ T2 เนื่องจากวิธีการสร้างภาพด้วยการส่งคลื่นวิทยุกระตุ้นเพียงครั้งเดียวดังที่ได้อธิบายไปแล้วจะไม่สามารถแยกผลของ T1 และ T2 ได้ทัน การกระตุ้นเพียงครั้งเดียวจะบอกได้แต่เพียงความเข้มข้นของโปรตอน (PD) ในบริเวณต่างๆเท่านั้น ถ้าจะวัด T1 และ T2 ให้ได้ทันจะต้องคิดแปลงวิธีการกระตุ้น ซึ่งวิธีที่นิยมใช้กันมากก็คือ วิธีลำดับพัลส์แบบ spin-echo และ inversion-recovery [8] โดยที่ทั้งสองวิธีนี้จะทำให้สัญญาณที่ปล่อยออกมามีข้อมูลเกี่ยวกับ T1 และ T2 แฝงอยู่ หรือก็คือทำให้เครื่อง MRI สามารถวัด T1 และ T2 ได้ทัน

2.9 ความสำคัญของภาพ T1 และ T2 จากเครื่อง MRI

เนื่องจากในเนื้อเยื่อที่มีชีวิตจะมีองค์ประกอบของน้ำเป็นส่วนใหญ่ เช่น น้ำหล่อเลี้ยงสมองไขสันหลัง และอื่นๆ แต่มีอวัยวะบางอย่างที่ไม่มีน้ำเป็นส่วนประกอบ เช่น กระดูก เป็นต้น จากอวัยวะที่กล่าวมานี้จะมีอวัยวะบางชนิดที่ตอบสนอง T1 ได้ดี คือเมื่อมีการสร้างภาพโดยใช้ T1 จะทำให้ได้ภาพอวัยวะส่วนนั้นเด่นชัดขึ้นมา แต่ในขณะเดียวกันเมื่อทำการสร้างภาพโดยใช้ T2 กลับไม่สามารถดูภาพอวัยวะนั้นได้ชัดเจน ดังนั้นในการสแกนภาพ MRI จำเป็นต้องมีการเลือก T1 และ T2 ให้เหมาะสมกับอวัยวะส่วนนั้น

จากที่กล่าวมานี้ การสร้างภาพ MRI จะเป็นการสร้างภาพที่เลือกใช้ T1 หรือ T2 เพียงอย่างเดียว แต่ในทางปฏิบัติภาพที่ได้จาก T1 ก็จะมีส่วนของ T2 ปนอยู่ด้วย หรือภาพ T2 ก็มีส่วนของ T1 ปนอยู่ด้วยเช่นกัน ทั้งนี้เพราะการที่จะได้ภาพ T1 หรือ T2 ที่บริสุทธิ์ต้องใช้เวลาในการสแกนนาน และนอกจากนี้ผู้ป่วยจะต้องนอนนิ่งจริงๆ ถ้าผู้ป่วยมีการเคลื่อนไหวแม้เพียงเล็กน้อยก็จะทำให้ผลการสแกนนั้นมีความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งอวัยวะและเมื่อนำภาพดังกล่าวไปประมวลผลจะทำให้เกิดความผิดพลาดขึ้นได้ ดังนั้นในทางปฏิบัติผู้ทำการตรวจจะมีการสแกนเพื่อเน้นน้ำหนัก T1 (T1 weight) หรือเน้นน้ำหนัก T2 (T2 weight) หรือเน้นการกระจายของโปรตอน (PD) [9] ซึ่งในการเน้นน้ำหนักนี้จะหมายถึงในภาพ T1 จะมี T2 ปนอยู่บ้างแต่ไม่มีความสำคัญเท่าใด จากที่กล่าวมานี้สามารถแสดงภาพทั้งสามได้ดังรูปที่ 2.13


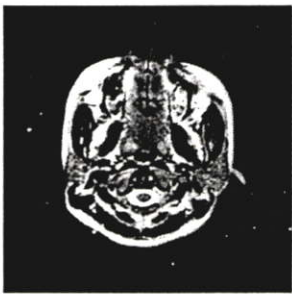
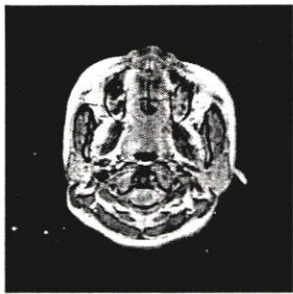
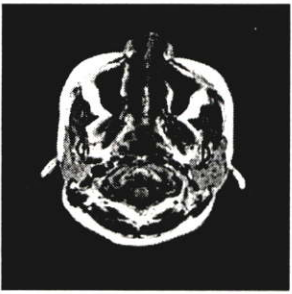
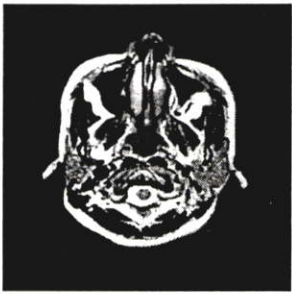
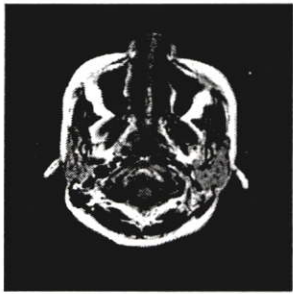
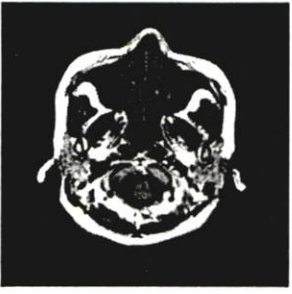




รูปที่ 2.13 ภาพ T1 weight, T2 weight และ Proton Density

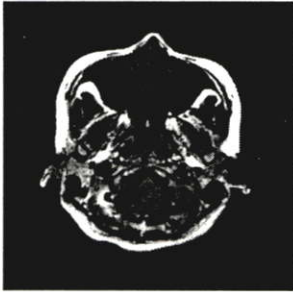

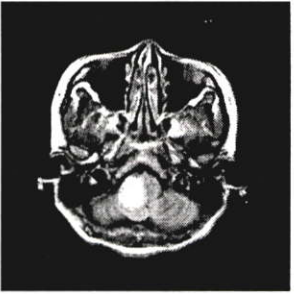
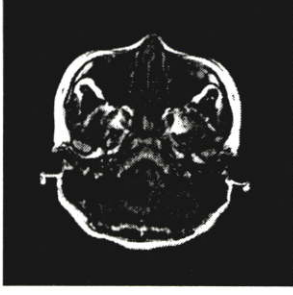


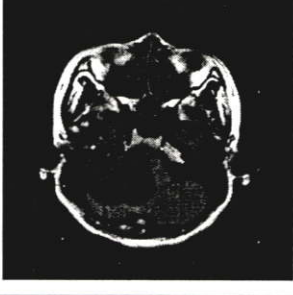
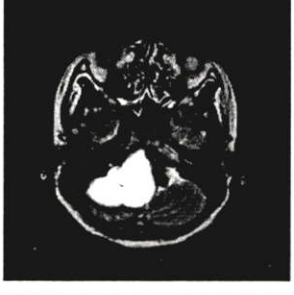

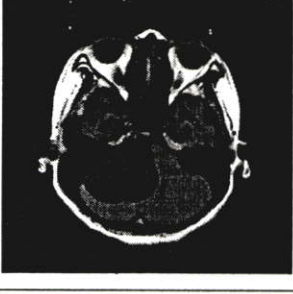
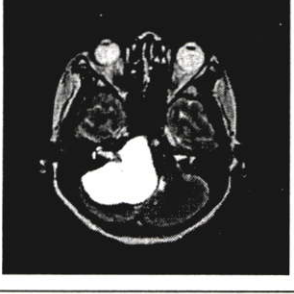
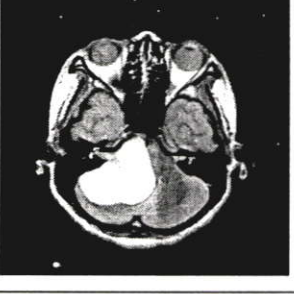

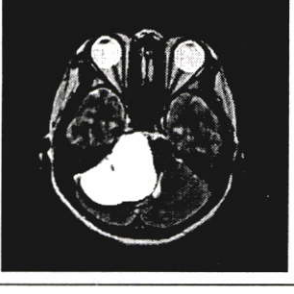
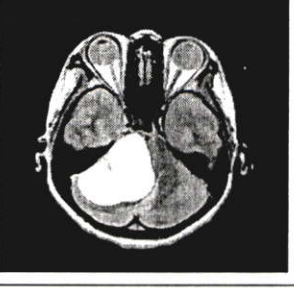
2.10 ลักษณะของภาพ MR สมอง

ในตารางที่ 2.1 เป็นตัวอย่างของภาพ MR สมองของศีรษะที่ 1 ซึ่งมีทั้งหมด 20 สไลซ์ โดยที่ สไลซ์ที่ 1, 2 และ 3 เป็น T1, T2 และ Pd ตามลำดับ



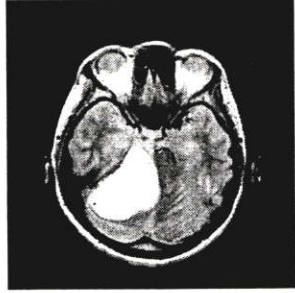
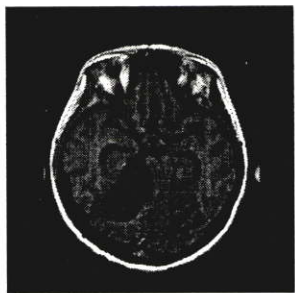
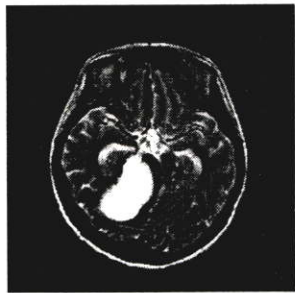

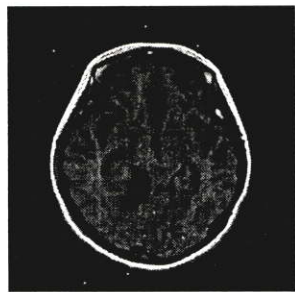
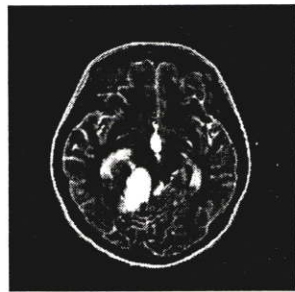
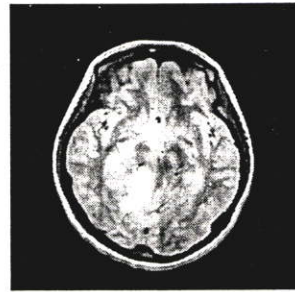
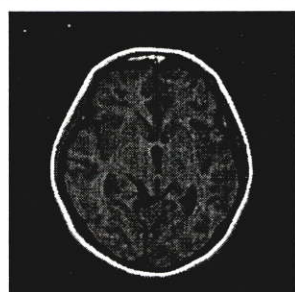
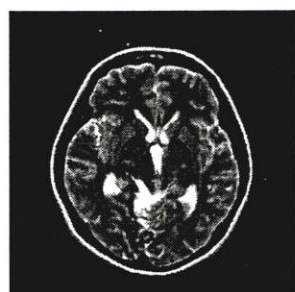
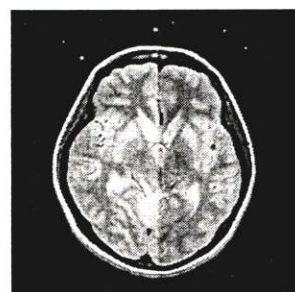
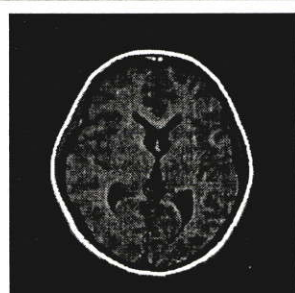
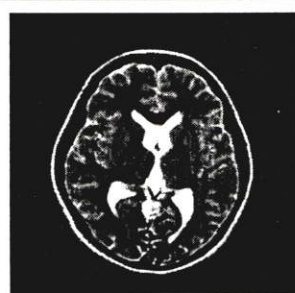
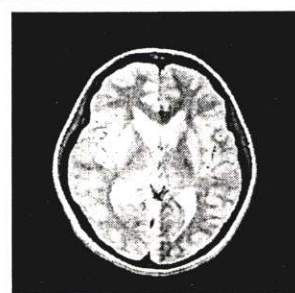
ตารางที่ 2.1 เปรียบเทียบภาพ MRI ใน T1 T2 และ Pd จากหนึ่งศีรษะ ซึ่งมี 20 สไลซ์

	T1	T2	Pd
Slice 1			
Slice 2			
Slice 3			



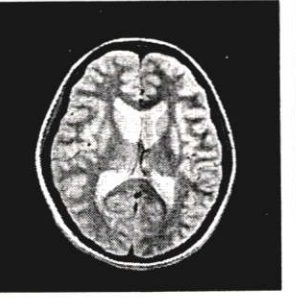
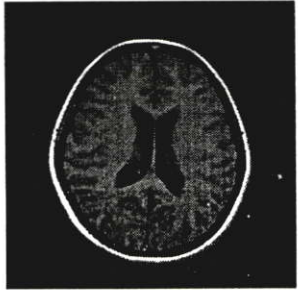
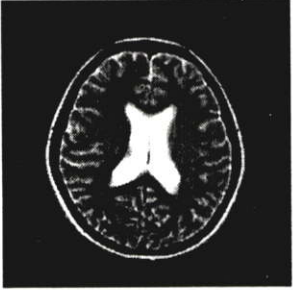
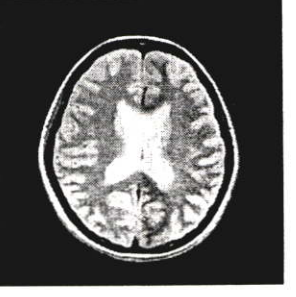
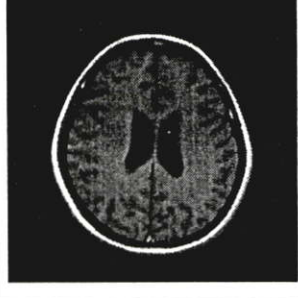
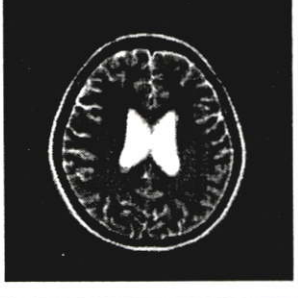
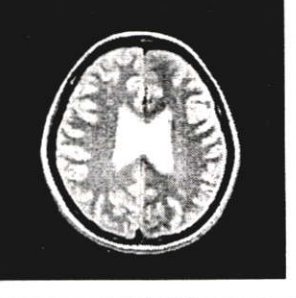

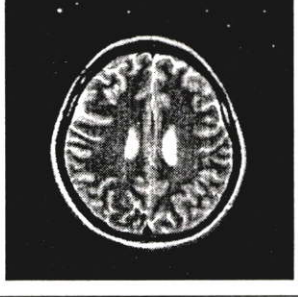
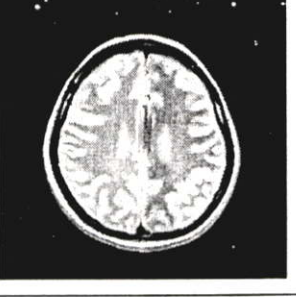
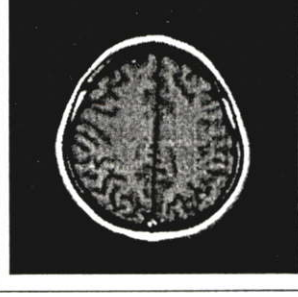
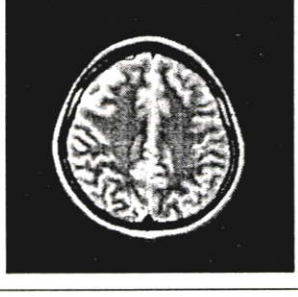
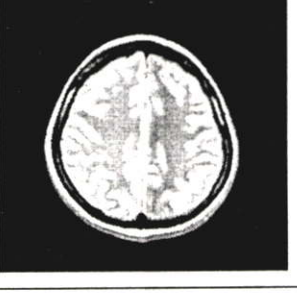
ตารางที่ 2.1 (ต่อ)

	T1	T2	Pd
Slice 4			
Slice 5			
Slice 6			
Slice 7			
Slice 8			

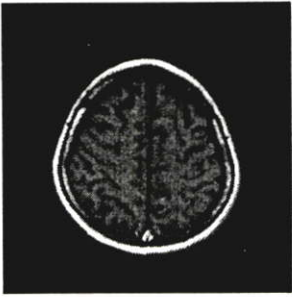
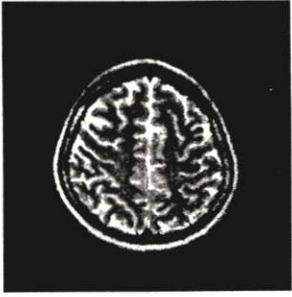
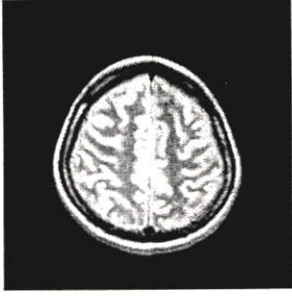


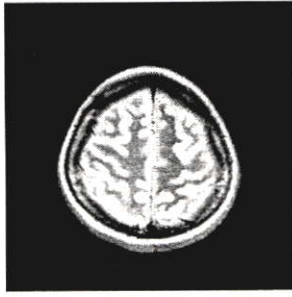
ตารางที่ 2.1 (ต่อ)

	T1	T2	Pd
Slice 9			
Slice 10			
Slice 11			
Slice 12			
Slice 13			

ตารางที่ 2.1 (ต่อ)

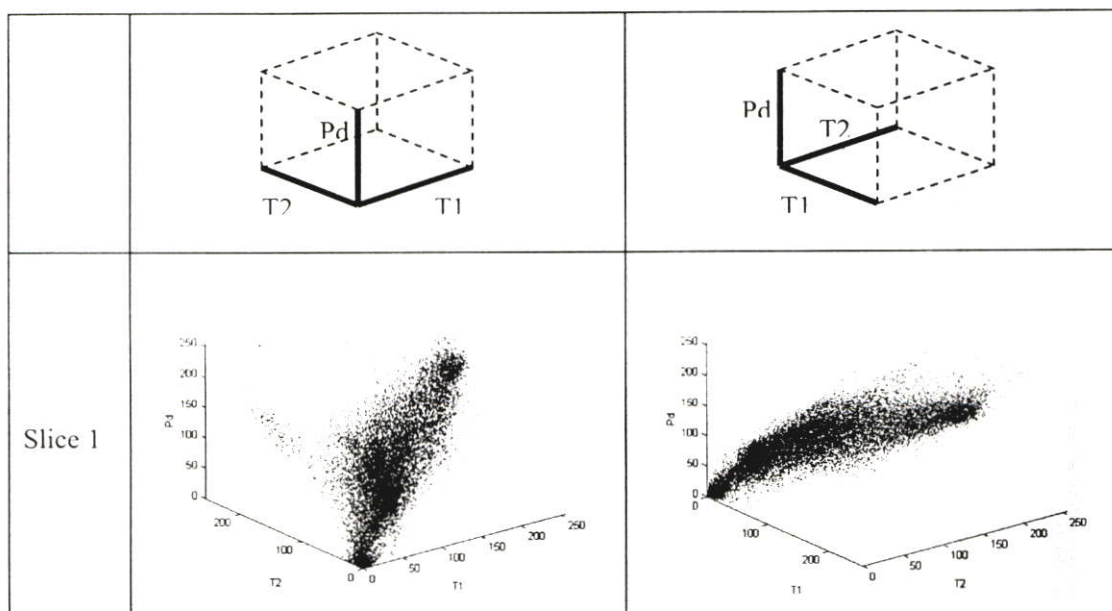
	T1	T2	Pd
Slice 14			
Slice 15			
Slice 16			
Slice 17			
Slice 18			

ตารางที่ 2.1 (ต่อ)

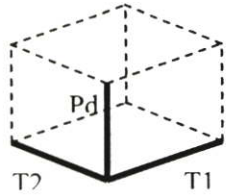
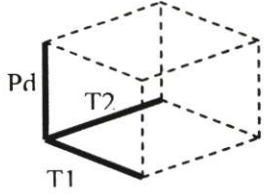
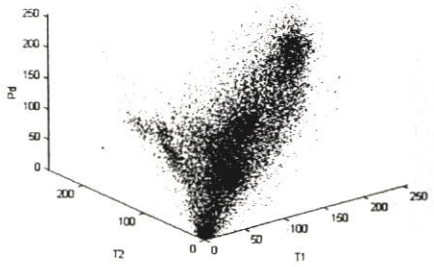
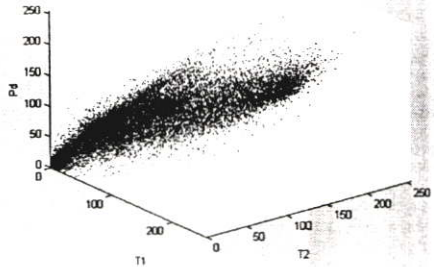
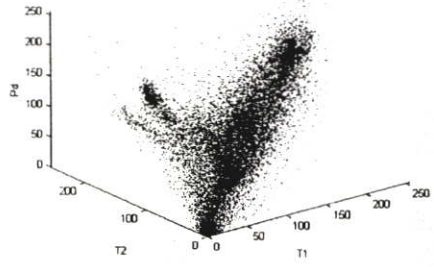
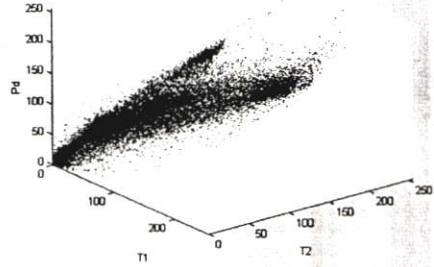
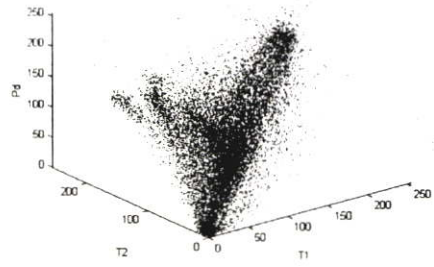
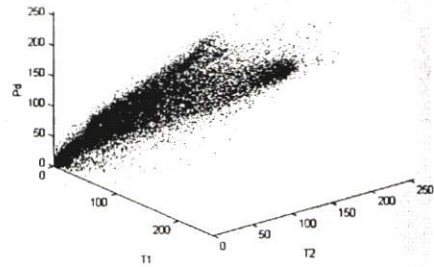
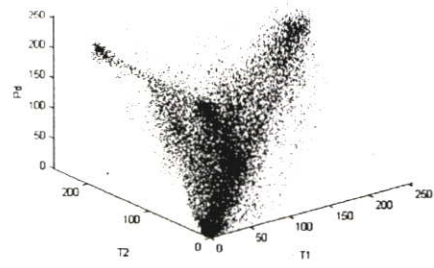
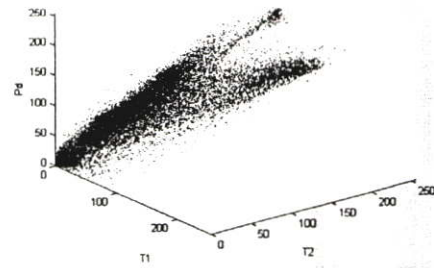
	T1	T2	Pd
Slice 19			
Slice 20			

เมื่อแสดงการกระจายของภาพ MR สมอง ในตารางที่ 2.1 ในลักษณะของฮิสโตแกรมสามมิติ [10] จะได้ออกมาดังตารางที่ 2.2

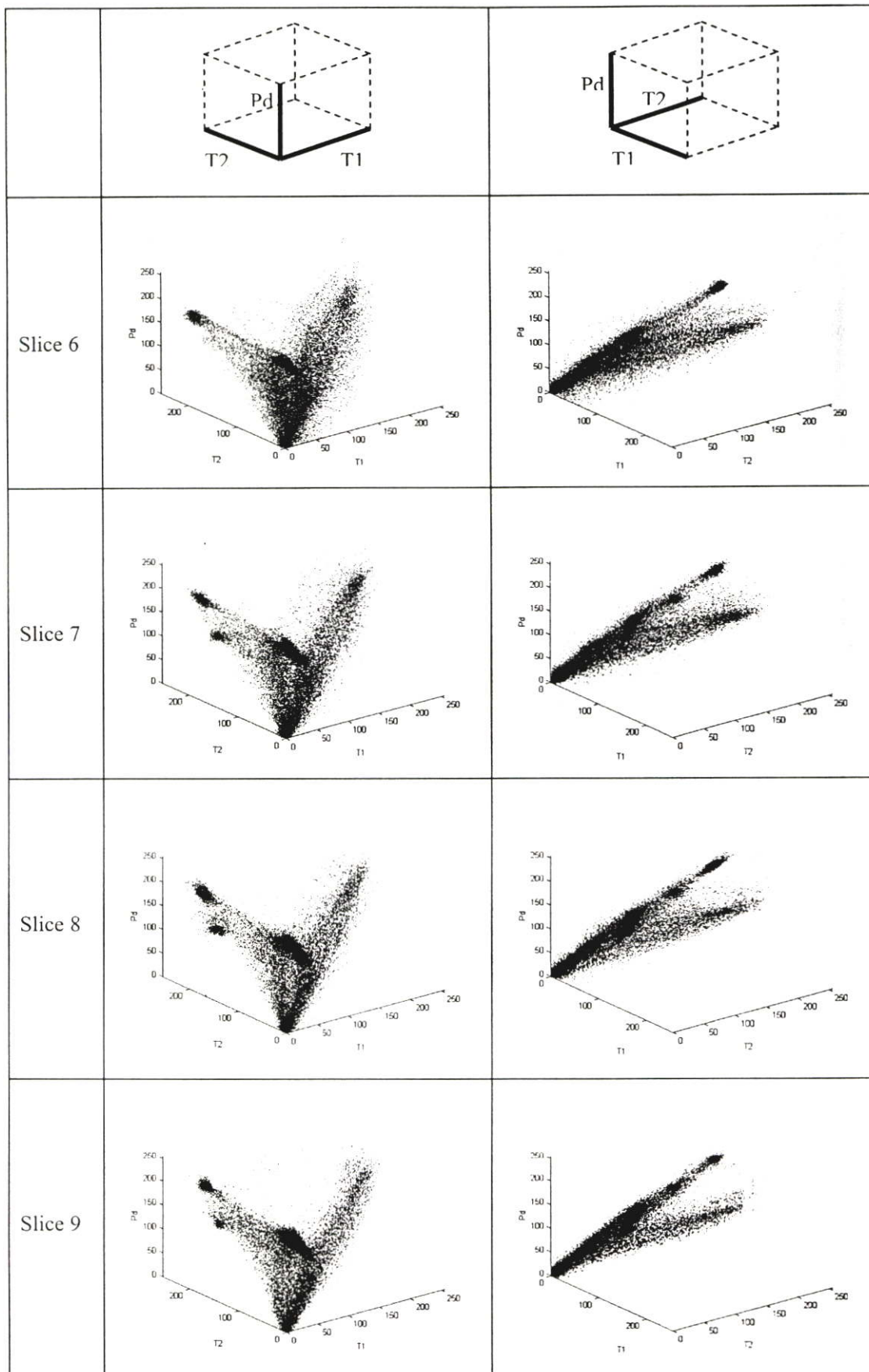
ตารางที่ 2.2 เปรียบเทียบการกระจายของข้อมูล MRI สมอง ในฮิสโตแกรมสามมิติ โดยมีแกน X, Y และ Z เป็น T1, T2 และ Pd ตามลำดับ ในสองมุมมอง



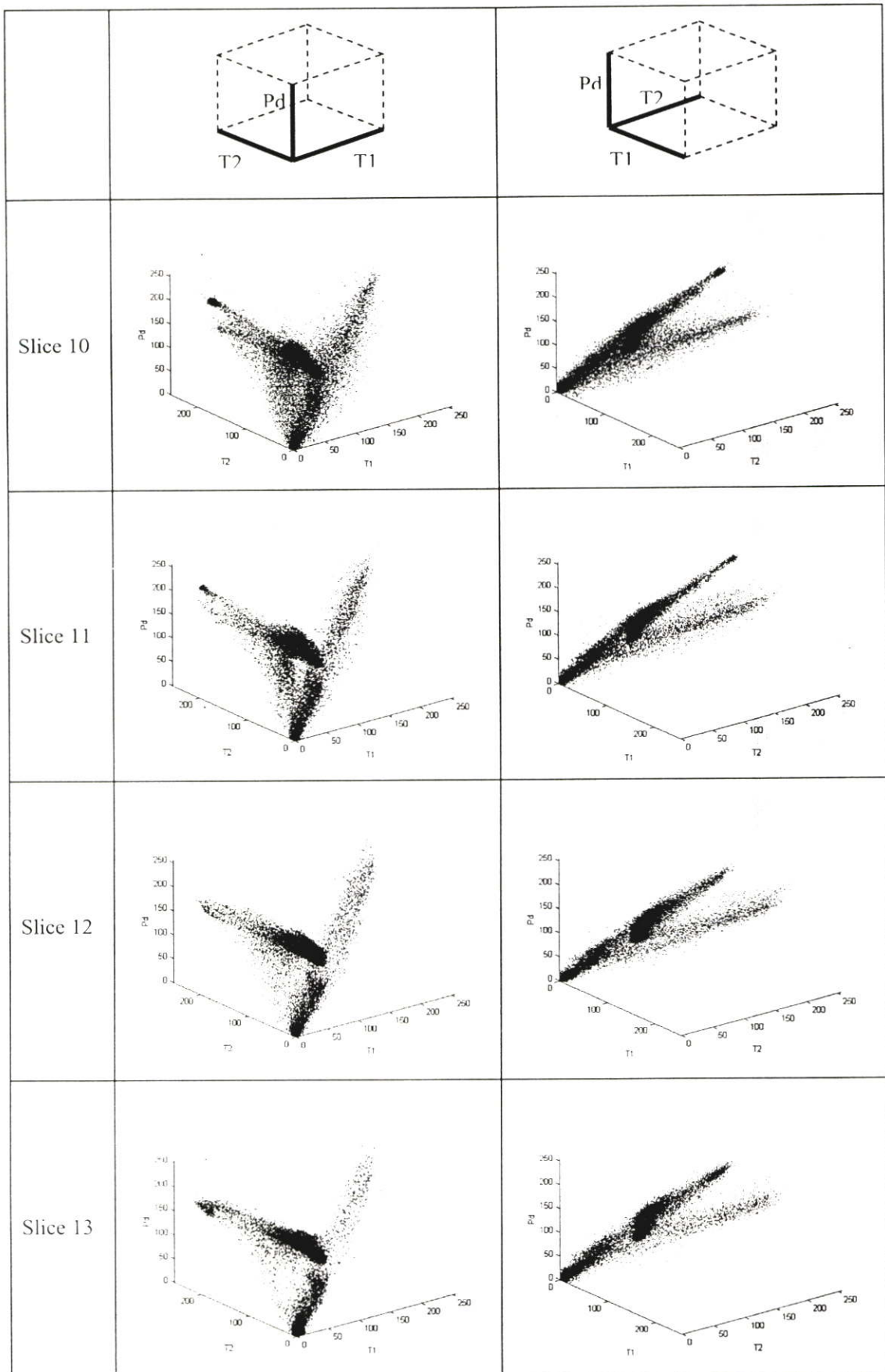
ตารางที่ 2.2 (ต่อ)

		
<p>Slice 2</p>		
<p>Slice 3</p>		
<p>Slice 4</p>		
<p>Slice 5</p>		

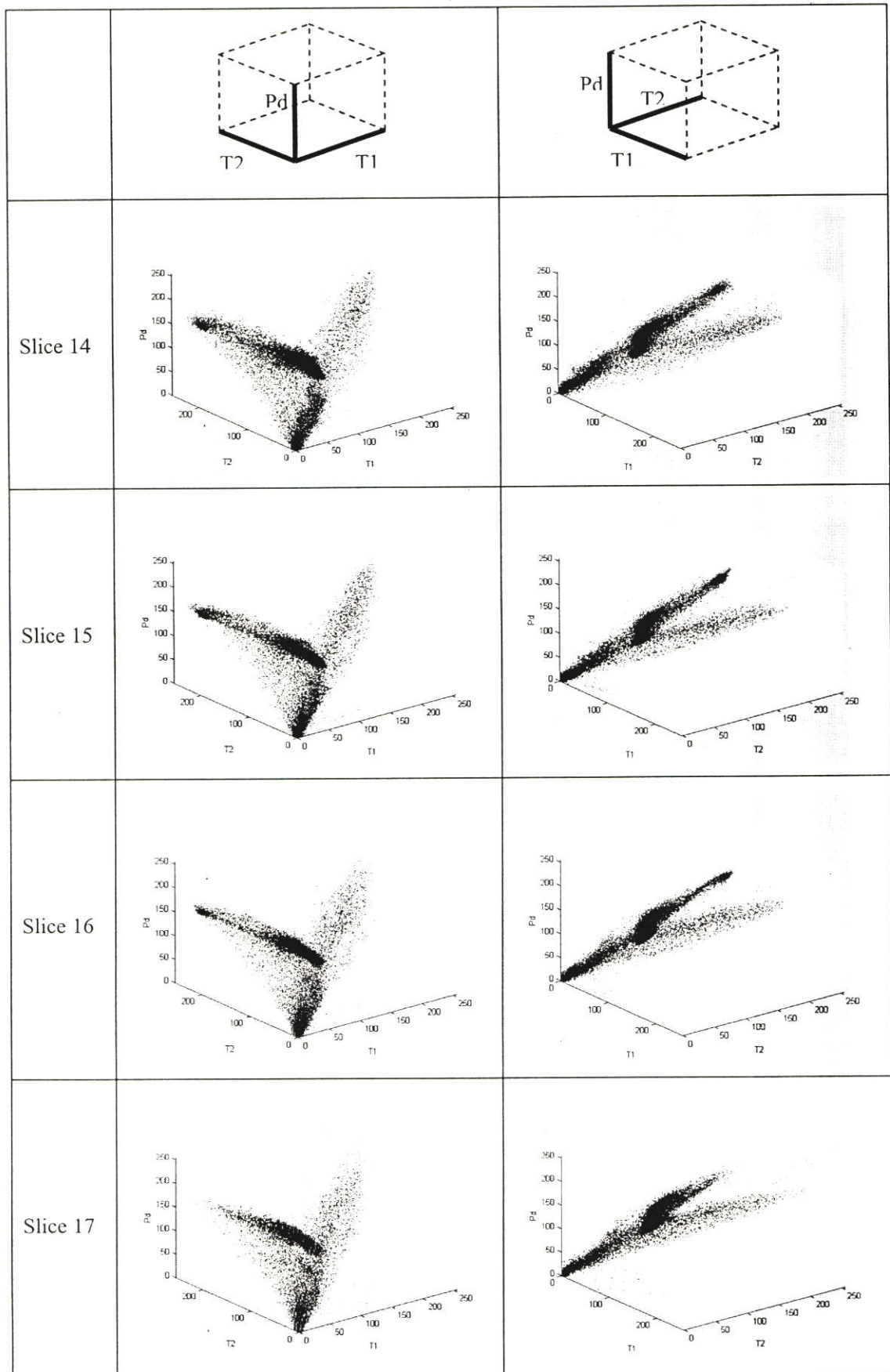
ตารางที่ 2.2 (ต่อ)



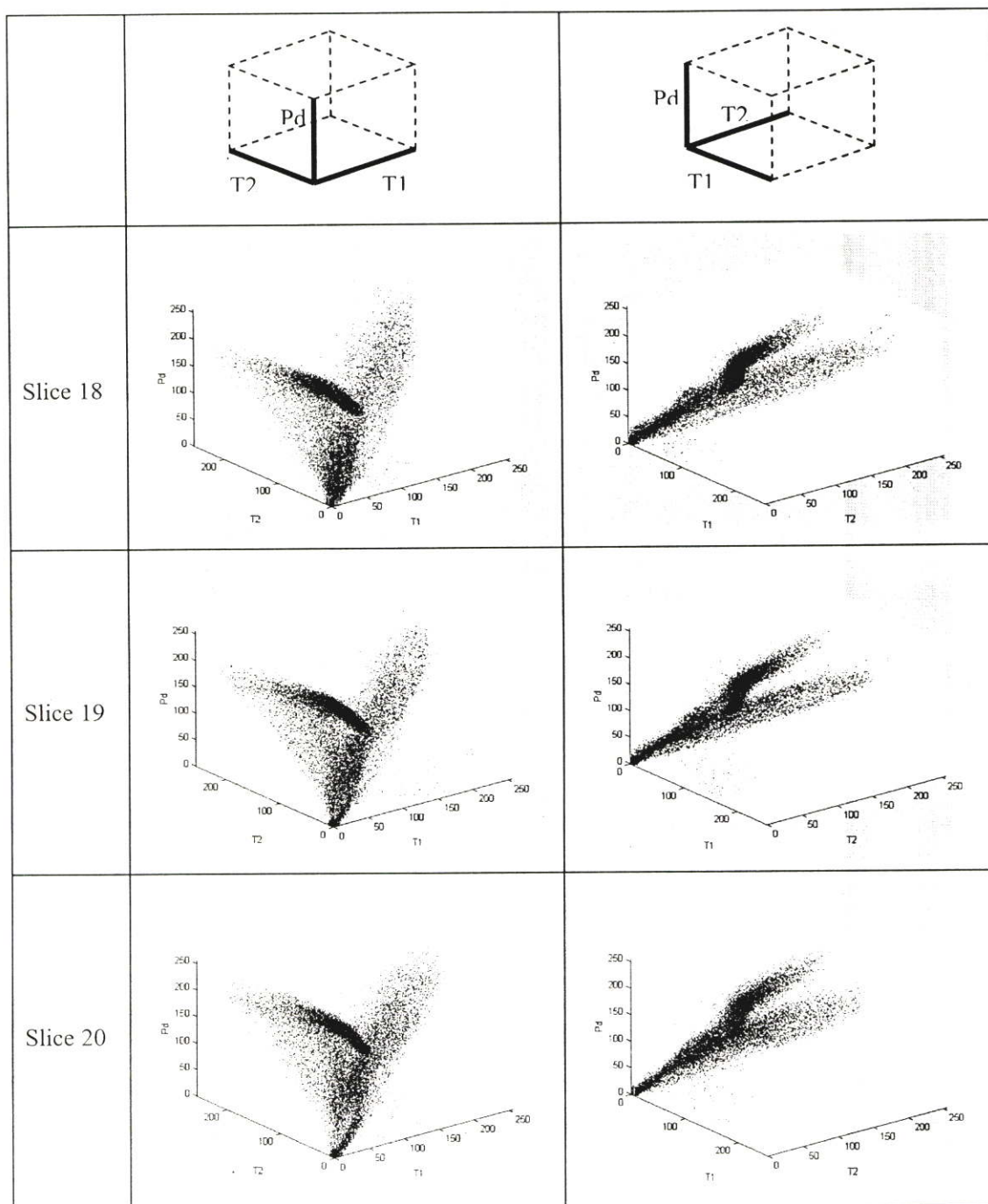
ตารางที่ 2.2 (ต่อ)



ตารางที่ 2.2 (ต่อ)

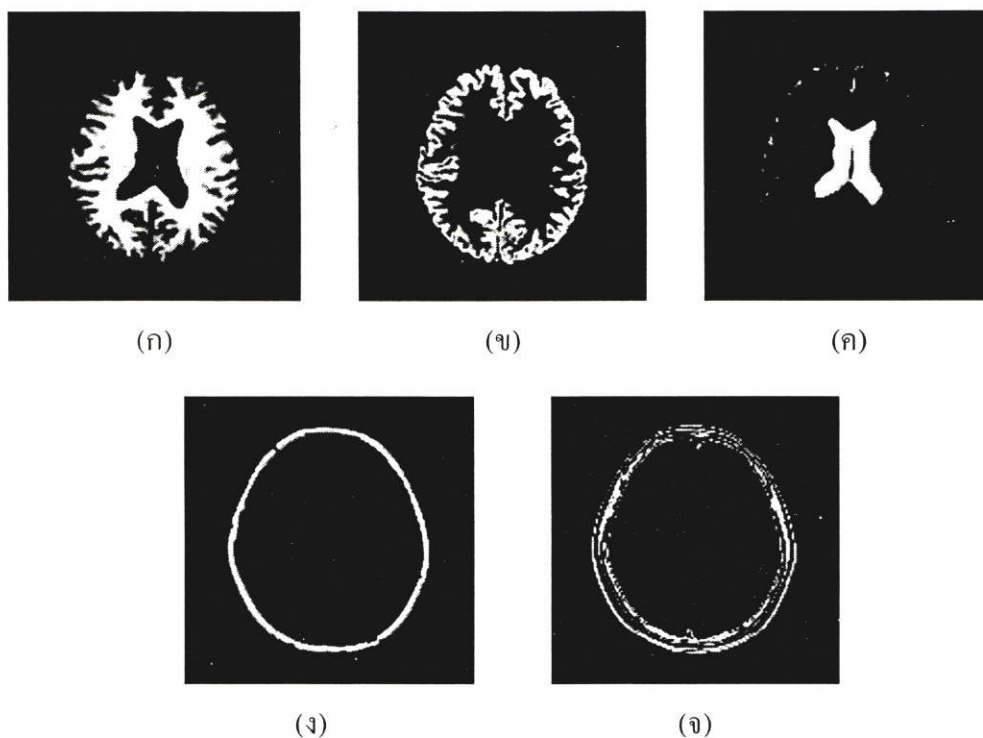


ตารางที่ 2.2 (ต่อ)



รูปที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้จะต้องมีส่วนประกอบ 5 ส่วน คือ เนื้อสมองสีขาว, เนื้อสมองสีเทา, CSF, ไขมัน และกะโหลก โดยจากตารางที่ 2.1 จะเห็นว่าภาพที่อยู่ในขอบเขตของงานวิจัยนี้คือ ภาพที่ 13 ถึง 20 จากนั้นเมื่อมาพิจารณาการกระจายของข้อมูลในแบบฮิสโตแกรมสามมิติตามตารางที่ 2.2 แล้ว จะเห็นว่า การกระจายของข้อมูลเป็นลักษณะตัววี (V) และมีการกระจายของข้อมูลแบบหนาแน่นมากและเบาบางอยู่ปะปนกัน

เมื่อนำข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15 มาแบ่งกลุ่มด้วยมือตามลักษณะทางกายภาพของสมอง จะได้ออกมาดังรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 ผลที่ได้จากการแบ่งข้อมูลภาพสมองออกเป็น 5 กลุ่มด้วยมือตามลักษณะทางกายภาพ (ก)เนื้อสมองสีขาว (ข)เนื้อสมองสีเทา (ค)CSF (ง)กะโหลก (จ)ไขมัน

2.11 สรุป

ในหลักการสร้างภาพของเครื่อง MRI จะมีการใช้วิธี iteration, Filter back projection, Simple back projection และอื่นๆ และการได้มาของข้อมูลจากเครื่อง MRI จะใช้คุณสมบัติของสนามแม่เหล็กเป็นตัวสแกนเก็บข้อมูล ซึ่งคุณภาพของรูปที่ได้จะให้ภาพอวัยวะที่เป็นเนื้อเยื่ออ่อนๆ ได้

บทที่ 3

ทฤษฎีของฟัซซี

3.1 บทนำ

ฟัซซีเซตได้ถูกนำเสนอโดย Lotfi zadeh ในปี ค.ศ. 1965 ซึ่งเขาได้ชี้ให้เห็นถึงทางเลือกใหม่ในการอธิบายถึงสิ่งที่มีความคลุมเครือ โดยใช้ระบบฟัซซีแทนระบบของเซต ซึ่งที่มาของฟัซซีเซตนั้นมาจากพื้นฐานของทฤษฎีเซต จากทฤษฎีของฟัซซีเซตได้ถูกพัฒนาไปใช้งานทางด้านวิศวกรรมศาสตร์มากมาย เช่น ทางด้านระบบควบคุม, ทางด้านการประมวลผลภาพ เช่น การหาขอบภาพ, ทางด้าน Pattern recognition หรือแม้แต่ทางด้านการแยกแยะ (Segmentation) กลุ่มข้อมูลภาพ ซึ่งจะกล่าวต่อไป

3.2 จากทฤษฎีของเซตมาสู่ฟัซซีเซต [11]

ถ้ากำหนดให้ \hat{U} เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ (Universal set) ซึ่งก็คือเซตที่บรรจุสมาชิก (elements) ทั้งหมดที่เป็นไปได้ของสิ่งแวดล้อมที่เราสนใจ สมมติว่า set A อยู่ใน \hat{U} จะสามารถนิยามได้ว่า สมาชิกของ set A ทั้งหมดจะเป็นสมาชิกของ \hat{U} ซึ่งสามารถแสดงเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้โดยสมการที่ 3.1

$$A = \{ x \in \hat{U} \mid x \text{ มีเงื่อนไขที่ถูกต้องตามที่กำหนด} \} \quad (3.1)$$

นอกจากนี้ยังมีวิธีอื่นที่นิยามคำว่า set A ซึ่งจะอาศัยวิธีของฟังก์ชันสมาชิกภาพ (membership function) มาเป็นตัวอธิบายความเป็นสมาชิกของข้อมูลใน set A โดยสามารถเขียนเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้เป็น $u_A(x)$ ซึ่งจะมีนิยามดังสมการที่ 3.2

$$u_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in A \\ 0 & \text{if } x \notin A \end{cases} \quad (3.2)$$

จากสมการที่ 3.2 จะเห็นว่าค่าสมาชิกภาพที่จะบอกความเป็นสมาชิกของ set A นั้นจะมีค่า 2 ค่าคือ 0 หรือ 1 (เป็นสมาชิกหรือไม่เป็นสมาชิก)

ตัวอย่างที่ 3.1 พิจารณา set ของรถทั้งหมดใน Berkeley (ซึ่งกำหนดให้เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์) เราจะสามารถให้คำนิยามของ set ต่างๆใน \hat{U} ที่สอดคล้องกับคุณสมบัติของรถในรูปที่ 3.1 ได้อย่างไร

3.3 นิยามของฟัซซีเซต

ฟัซซีเซตที่เป็นสมาชิกของเซตเอกภพสัมพัทธ์จะมีคุณสมบัติของฟังก์ชันสมาชิกภาพ (u) ที่มีค่าอยู่ในช่วงศูนย์ถึงหนึ่ง $[0,1]$

จากนิยามของฟัซซีเซตจะเห็นได้ว่าฟังก์ชันสมาชิกภาพมีความแตกต่างจากฟังก์ชันสมาชิกภาพในเรื่องของ set ที่มีค่า 0 กับ 1 เท่านั้น จากที่กล่าวมาเราจะพบว่านิยามของฟัซซีเซตที่เกี่ยวข้องกับฟัซซีเซต มันจะมีลักษณะคล้ายกับนิยามของเซต แต่ต่างกันตรงความต่อเนื่องของฟังก์ชันสมาชิกภาพ

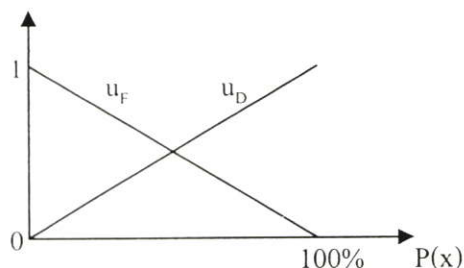
จากตัวอย่างที่ 3.1 เราสามารถนิยามเซตของรถ US ใน Berkeley โดยการกำหนดให้ D เป็นฟัซซีเซตที่เป็นตัวบอกถึงเปอร์เซ็นต์ของส่วนประกอบรถที่ถูกผลิตในสหรัฐอเมริกา ดังนั้นถ้ามีการกำหนดให้ D ซึ่งถูกนิยามจากฟังก์ชันสมาชิกภาพ จะสามารถเขียนเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่ 3.5

$$u_D(x) = P(x) \quad (3.5)$$

เมื่อ $P(x)$ เป็นเปอร์เซ็นต์ของส่วนประกอบรถ x ที่ผลิตในสหรัฐอเมริกาและมีค่าจาก 0% ถึง 100% จากตัวอย่างถ้าสมมติให้ส่วนประกอบของรถ x_0 มีค่า 60% ของส่วนประกอบทั้งหมดที่ผลิตในสหรัฐอเมริกา ดังนั้นเราจะพูดได้ว่าส่วนประกอบของรถ x_0 ที่เกี่ยวกับเรื่องของ Fuzzy set (D) จะมีคิกรเท่ากับ 0.6 ในลักษณะเดียวกันเมื่อเราให้นิยามเซตของรถที่ไม่ใช่รถ US ใน Berkeley ซึ่งกำหนดให้ F เป็นฟัซซีเซตที่ถูกนิยามโดยฟังก์ชันสมาชิกภาพจะเป็นดังสมการที่ 3.6

$$u_F(x) = 1 - P(x) \quad (3.6)$$

ดังนั้นถ้าส่วนประกอบของรถ x_0 มีค่า 60% ที่ผลิตจากสหรัฐอเมริกา เราจะพูดได้ว่าส่วนประกอบของรถ x_0 ที่เกี่ยวข้องกับ Fuzzy set (F) จะมีคิกรเท่ากับ $1-0.6 = 0.4$ จากที่กล่าวมาทั้งสมการที่ 3.5 และ 3.6 เราสามารถแสดงกราฟความสัมพันธ์ได้ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 สมาชิกภาพของรถ US และ Non-US

3.4 ตัวแปรฟัซซี่ (Fuzzy Variable), เทอมเซต (Term set), และส่วนขยาย (Hedges)

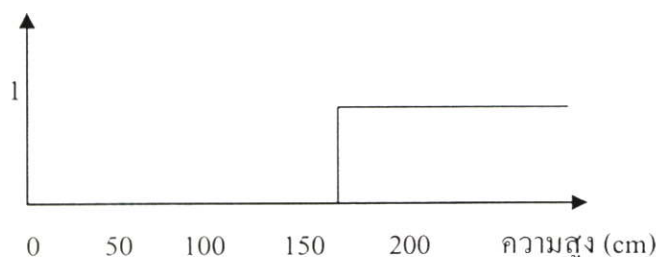
ถ้าเราพูดว่า ขณะนี้อุณหภูมิมีค่าเท่ากับ 37 องศา ถ้ามองในทางคณิตศาสตร์จะเห็นว่า อุณหภูมิก็คือตัวแปร ส่วน 37 คือค่าของตัวแปร ซึ่งในทางฟัซซี่ก็มีลักษณะเดียวกัน ตัวอย่างเช่น ถ้าเรากำหนดให้ อุณหภูมิเป็นตัวแปรฟัซซี่และถ้าเรากำหนดเซตของค่าตัวแปรเป็น { สูง ปานกลาง ต่ำ } ซึ่งเราจะเรียกเซตของค่าตัวแปรนี้ว่าค่าตัวแปรฟัซซี่หรือเทอมเซต (Term set) และนอกจากนี้ ตัวแปรฟัซซี่แต่ละตัวอาจจะมีส่วนขยาย (Hedges) เพื่อปรับค่าตัวแปรฟัซซี่ให้มีความยืดหยุ่นมากยิ่งขึ้น เช่น จากค่าของตัวแปรอุณหภูมิ “ต่ำ - ต่ำมาก” หรือ “สูง - ค่อนข้างสูง” เป็นต้น คำว่า “มาก” หรือ “ค่อนข้างมาก” ในที่นี้ก็คือส่วนขยายของตัวแปรฟัซซี่

3.5 การแทนข้อมูลในระบบฟัซซี่เซต

ในการแทนข้อมูลในระบบฟัซซี่เพื่อที่จะให้มีความเข้าใจมากขึ้นจะมีการเปรียบเทียบกับระบบเซตธรรมดา ตัวอย่างเช่น ความสูงของคนไทย (“ความสูง” ในระบบฟัซซี่เซตก็คือตัวแปรฟัซซี่เซต) โดยเราสมมติให้ความสูงอยู่ในช่วง 140-180 ซม.(เป็นโดเมนของเซตเอกภาพสัมพัทธ์) แต่ในที่นี้เราสนใจเฉพาะคนที่สูง ถ้ามีการกำหนดให้ A เป็นเซตของคนสูง (“สูง” ในระบบฟัซซี่เซตจะเป็นเทอมเซตหรือค่าของตัวแปรฟัซซี่) ดังนั้นเซต A ในกรณีของระบบเซตธรรมดาจะต้องมีการกำหนดค่าขีดเริ่มเปลี่ยนหรือค่าเทรชโฮล (Threshold) เพื่อเป็นตัวชี้ถึงข้อมูล (สมาชิกตัวใดในเซตเอกภาพสัมพัทธ์) จะเป็นสมาชิกของเซตใด (กลุ่มใด) ที่เราได้กำหนดไว้ ซึ่งในที่นี้ถ้าเราลองสมมติให้ค่าเทรชโฮลมีค่าเท่ากับ 170 ซม. นั่นหมายความว่าคนใดที่มีความสูงมากกว่าหรือเท่ากับ 170 ซม. จะถือว่าเป็นคนสูง (เป็นสมาชิกของเซต A) ซึ่งสามารถเขียนเป็นฟังก์ชันสมาชิกภาพได้ดังสมการที่ 3.7

$$u_A(x_i) = \begin{cases} 1 ; x_i \geq 170 \\ 0 ; \text{Others} \end{cases} \quad (3.7)$$

โดยที่ x คือความสูงของคนที I ดังนั้นจากสมการที่ 3.7 สามารถนำมาเขียนเป็นกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างสมาชิกกับค่าสมาชิกภาพได้ดังรูปที่ 3.3

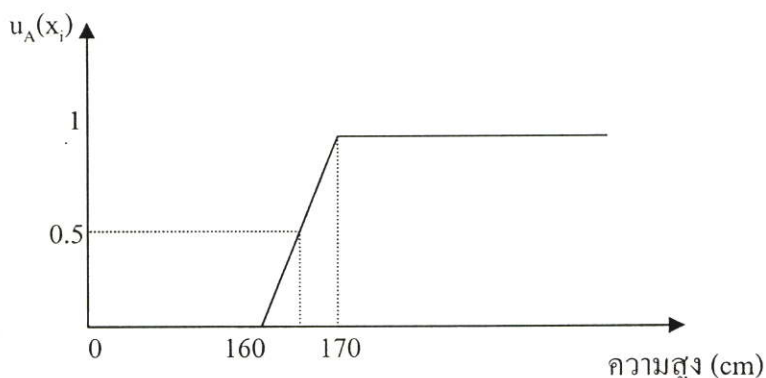


รูปที่ 3.3 ค่าสมาชิกภาพของเซต A ในกรณีที่เป็นเซตธรรมดา

จากรูปจะพบว่าคนที่มีความสูงมากกว่า 170 ซม. (ค่าเทรซโฮล) เท่านั้นจึงจะถือว่าเป็นคนนั้น เป็นคนสูง (มีระดับความเป็นสมาชิกภาพเท่ากับ 1 หรือเป็นสมาชิกของเซต A) นอกนั้นจะถือว่าเป็น คนเตี้ยทั้งหมด ซึ่งในความเป็นจริงแล้วจะไม่ถูกต้องนัก เพราะคนที่มีความสูง 169.9 ซม. ก็มีความ สูงพอๆกับคนที่สูง 170 ซม. จากปัญหานี้เมื่อนำฟัซซี่มาอธิบายจะให้ความเป็นจริงได้มากกว่าเซต ธรรมดาเพราะฟังก์ชันสมาชิกภาพในระบบฟัซซี่เซตจะมีความยืดหยุ่นกว่า ถ้าเราลองสมมติให้ ฟังก์ชันสมาชิกภาพเป็นดังในสมการที่ 3.8

$$u_A(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{(170 - 160)}(x_i - 160) & \text{ถ้า } 160 \leq x_i \leq 170 \\ 1 & \text{ถ้า } x_i > 170 \\ 0 & \text{ถ้า Others} \end{cases} \quad (3.8)$$

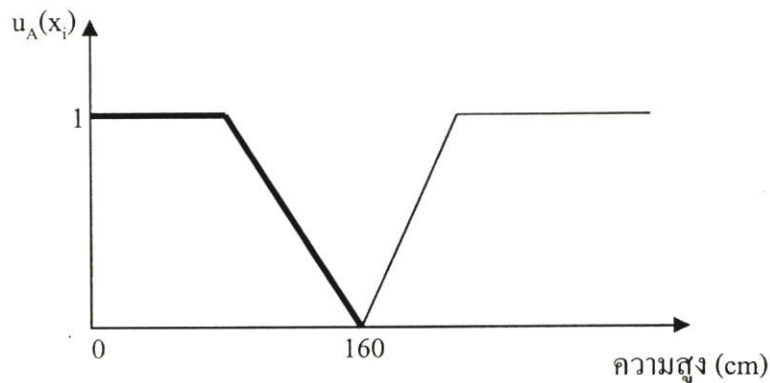
จากสมการที่ 3.8 สามารถนำมาเขียนเป็นกราฟได้ดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 ค่าสมาชิกภาพของเซต A ในกรณีที่เป็นฟัซซี่เซต

จากรูปที่ 3.4 เมื่อทำการเปรียบเทียบกับรูปที่ 3.3 จะพบว่ากราฟของระดับความเป็นสมาชิก ภาพจากรูปที่ 3.4 จะมีความต่อเนื่องในช่วง $[0,1]$ เช่น คนที่มีความสูง 165 ซม. ก็จะเป็นคนสูง เช่นกัน แต่เขาจะมีระดับความเป็นสมาชิกภาพของเซตคนสูงเท่ากับ 0.5 ถ้าเปรียบเทียบกับเซต ธรรมดาจะพบว่าคนนี้จะไม่เป็นสมาชิกของเซตคนสูง (เซต A) เลย หรือแม้แต่คนที่มีความสูง 169 ซม. ซึ่งมีความสูงต่างจากคนที่ถือว่าสูงเพียง 1 ซม. เท่านั้น แต่ในเซตธรรมดาจะถือว่าเขาเป็นคนเตี้ย ทันที ซึ่งจะไม่ตรงกับความเป็นจริง แต่สำหรับการแทนข้อมูลโดยฟัซซี่เซตจะถือว่าเขาคนนี้เป็นเซต ของคนสูงด้วยค่าระดับความเป็นสมาชิกภาพเท่ากับ 0.9 (คือเกือบจะเป็นคนสูงเลยทีเดียว)

จากรูปดังกล่าวจะเป็นกราฟที่แสดงเฉพาะเทอมเซตเพียงเทอมเดียว ซึ่งก็คือเทอมเซต “สูง” นั่นเอง แต่ในความเป็นจริงจะมีเทอมเซต “เตี้ย” และ “ปานกลาง” ซึ่งสามารถหารายละเอียดได้จาก [10] ซึ่งเมื่อเรารวคเทอมเซตทั้งสามแล้ว จะสามารถเขียนกราฟเพื่อให้ครอบคลุมประชากรทั้งหมดที่ทำการศึกษาได้ดังรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 กราฟฟังก์ชันสมาชิกภาพของตัวแปร “ความสูง” ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซต

3.6 ฟังก์ชันสมาชิกภาพ (Membership function)

จากรูปที่ 3.5 จะเป็นกราฟของฟังก์ชันสมาชิกภาพซึ่งรูปร่างของกราฟนี้จะขึ้นอยู่กับผู้ออกแบบระบบว่าต้องการแบบไหน แต่ในระบบของพีชเซตยังมีกราฟของฟังก์ชันสมาชิกภาพมากมายซึ่งสามารถสรุปเป็นฟังก์ชันสมาชิกภาพในแบบต่างๆ ได้ดังนี้ สมการเชิงเส้นดังสมการที่ 3.8, รูปสี่เหลี่ยมคางหมู, เส้นโค้งรูปตัว S, ระฆังคว่ำ และอื่นๆ ซึ่งในแต่ละแบบนั้นจะมีวัตถุประสงค์ในการใช้งานที่แตกต่างกัน เช่น ในแบบรูปสามเหลี่ยมและรูปสี่เหลี่ยมคางหมู นิยมใช้ในระบบควบคุม เป็นต้น ส่วนในการใช้งานด้านอื่นๆ เช่น การประมวลผลภาพ (Image Processing) อาจจะต้องมีการออกแบบฟังก์ชันสมาชิกภาพเพื่อให้เหมาะกับงานนั้นๆ ซึ่งค่าสมาชิกภาพของฟังก์ชันนี้จะเป็นพารามิเตอร์ตัวสำคัญที่จำเป็นต่อขบวนการแยกแยะ (Segmentation) ภาพทางการแพทย์ ซึ่งจะได้กล่าวต่อไป

3.7 สรุป

ทฤษฎีของพีชเซต ได้ถูกพัฒนามาจากทฤษฎีของเซต ดังนั้นมันจึงมีคุณสมบัติหลายประการที่มีลักษณะคล้ายๆกัน แต่ก็มีสิ่งที่แตกต่างกันตรงพีชเซตนั้นจะมีค่าสมาชิกภาพของข้อมูลอยู่ในช่วงศูนย์ถึง หนึ่ง $[0,1]$ ในขณะที่ค่าสมาชิกภาพของเซตนั้นจะมีค่า 0 กับ 1 เท่านั้น ซึ่งนี่ก็เป็นเหตุผลหนึ่งที่ทำให้ระบบพีชเซตถูกนำมาใช้ในงานด้านวิศวกรรมศาสตร์มากกว่าระบบของเซต เนื่องจากค่าของสมาชิกภาพในระบบพีชเซตมีความยืดหยุ่นได้มากกว่า

บทที่ 4

การแบ่งกลุ่มข้อมูล

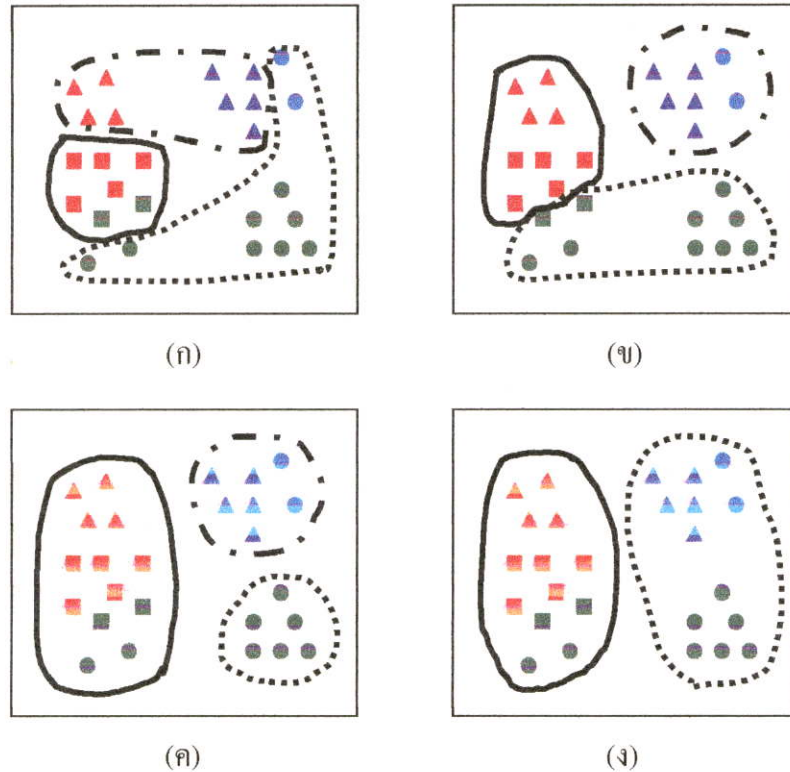
4.1 บทนำ

วิธีที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลมีมากมายหลายวิธี ทั้งในกลุ่มของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network), ฟัซซี่ลอจิก (Fuzzy Logic) และเจเนติก (Genetic) หรือจะเป็นการรวมลักษณะเด่นของแต่ละกลุ่ม ไม่ว่าจะเป็นโครงข่ายประสาทเทียมกับฟัซซี่ลอจิก, ฟัซซี่ลอจิกกับเจเนติก และโครงข่ายประสาทเทียมกับเจเนติก แต่อย่างไรก็ตามเราสามารถแบ่งกลุ่มของวิธีเหล่านี้ออกเป็นสองกลุ่มใหญ่ๆ คือ การแบ่งกลุ่มแบบที่มีการสอนและการเรียนรู้ (Supervised Clustering) และการแบ่งกลุ่มแบบที่ไม่มีการสอนและการเรียนรู้ (Unsupervised Clustering) โดยการแบ่งกลุ่มทั้งสองแบบก็จะมี ความแตกต่างกันอย่างชัดเจน

ตัวอย่างของการแบ่งกลุ่มแบบที่มีการสอนและการเรียนรู้ เช่น Maximum Likelihood Algorithm และ Back Propagation Algorithm โดยการแบ่งกลุ่มแบบนี้จะต้องมีการเรียนรู้การแบ่งกลุ่มที่ถูกต้องก่อน แล้วจึงจะนำมาใช้ในการแบ่งกลุ่มจริงได้ ซึ่งจะต้องมีข้อมูลการแบ่งกลุ่มที่ถูกต้องให้กับระบบ และการเรียนรู้ก็จะใช้เวลานาน แต่ในการใช้งานจริงหลังการที่ได้เรียนรู้แล้วจะทำได้รวดเร็ว ส่วนตัวอย่างของการแบ่งกลุ่มแบบที่ไม่มีการสอนและการเรียนรู้ เช่น K-mean Algorithm, Fuzzy C-mean Algorithm และ Self organization Algorithm วิธีนี้ไม่ต้องมีการเรียนรู้ แต่จะมีข้อกำหนดในการแบ่งกลุ่มค่อนข้างซับซ้อน ซึ่งจะทำให้การแบ่งกลุ่มในแต่ละรอบทำได้ช้า

ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล MRI นี้เนื่องจากข้อมูล MRI เป็นข้อมูลที่มีความซับซ้อนและยากที่จะให้ได้ผลของการแบ่งกลุ่มที่ถูกต้อง แม้แต่การแบ่งกลุ่มโดยผู้เชี่ยวชาญก็ยังขึ้นอยู่กับความสามารถและประสบการณ์ของผู้นั้น ดังนั้นเราจึงไม่มีตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูล MRI ที่ถือว่าถูกต้องที่สุดได้ จึงไม่สามารถที่จะใช้อัลกอริทึมในกลุ่มของการแบ่งกลุ่มแบบที่มีการสอนและการเรียนรู้ได้ ดังนั้นเราจึงต้องใช้อัลกอริทึมในกลุ่มของการแบ่งกลุ่มแบบที่ไม่มีการสอนและการเรียนรู้แทน และในบรรดาอัลกอริทึมในกลุ่มนี้ อัลกอริทึมที่ได้รับความนิยมและเป็นที่รู้จักกันดีคือ ฟัซซี่ซีมีน (Fuzzy C-mean) [6] ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงใช้ฟัซซี่ซีมีนเป็นตัวอ้างอิงในการพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพ MRI แต่อย่างไรก็ดีวิธี FCM นี้ก็ยังมีข้อบกพร่องที่สำคัญ เนื่องจากการกระจายของแต่ละกลุ่มข้อมูลมีความต่างกันมาก จึงไม่เหมาะสมกับวิธี FCM ดังนั้นจึงได้มีการพัฒนา FCM เรื่อยมา และวิธี Fuzzy Maximum Likelihood Estimation (FMLE) [5] ก็เป็นวิธีหนึ่งที่ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อแก้ข้อบกพร่องของ FCM และวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้เสนออีกแนวคิดหนึ่งเพื่อแก้ปัญหาของ FCM เช่นกัน ซึ่งรายละเอียดของแต่ละวิธีจะกล่าวถึงต่อไป

นอกจากนี้ผลลัพธ์ที่ได้จากการจัดกลุ่มจะขึ้นอยู่กับเงื่อนไขในการจัดกลุ่ม ดังนั้นข้อมูลชุดเดียวกันอาจจะให้ผลของการจัดกลุ่มต่างกันได้ขึ้นอยู่กับเงื่อนไขที่ใช้ในการจัดกลุ่ม ดังตัวอย่างในรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลตามเงื่อนไขที่แตกต่างกัน

- (ก) ต่างแบบกัน (สามเหลี่ยม, สี่เหลี่ยม, วงกลม) (ข) ต่างสีกัน (สีแดง, สีเขียว, สีนํ้าเงิน)
 (ค) การกระจายโดยแบ่งเป็น 3 กลุ่ม (ง) การกระจายโดยแบ่งเป็น 2 กลุ่ม

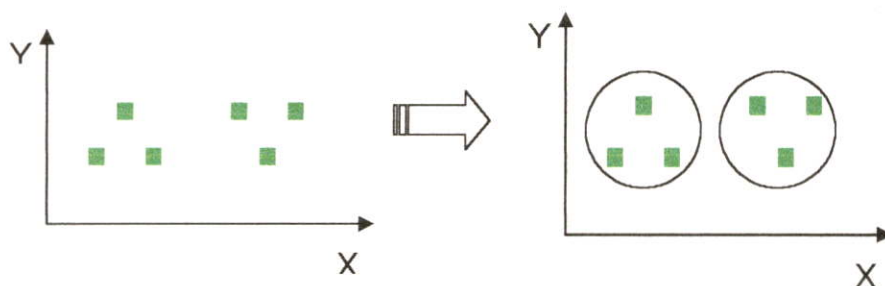
จากรูปที่ 4.1 จะเห็นว่าลักษณะข้อมูลที่เหมือนกันสามารถที่จะแบ่งกลุ่มออกมาได้ต่างกัน เนื่องจากการใช้เงื่อนไขในการแบ่งกลุ่มและรายละเอียดของเงื่อนไขนั้นๆ ต่างกัน

ในงานวิจัยนี้จะทำการแบ่งกลุ่มข้อมูลของภาพ MR สมอง ซึ่งเป็นภาพขาวดำ โดยแต่ละกลุ่มของเนื้อเยื่อที่ต้องการจะแบ่งนั้นมีความแตกต่างกันทางด้านค่าความสว่างที่ปรากฏบนภาพ ดังนั้นจึงใช้ค่าความสว่างของแต่ละเนื้อเยื่อนี้เป็นเงื่อนไขในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

4.2 หลักการแบ่งกลุ่มข้อมูลเบื้องต้น

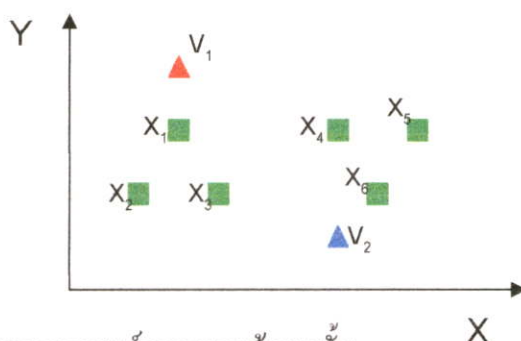
เพื่อความเข้าใจที่ง่ายจึงขอกล่าวถึงหลักการแบ่งกลุ่มข้อมูลอย่างง่ายๆก่อน เมื่อกำหนดให้กลุ่มข้อมูลที่ต้องการจัดกลุ่มเป็นจำนวน $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ โดยจะแบ่งออกเป็น c กลุ่ม ดัง

ตัวอย่างรูปที่ 4.2 เป็นจำนวนข้อมูลที่มีลักษณะเหมือนกัน 6 แชมเปิล ถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม โดยใช้เงื่อนไขว่าข้อมูลใดอยู่ใกล้กันก็ให้อยู่กลุ่มเดียวกัน



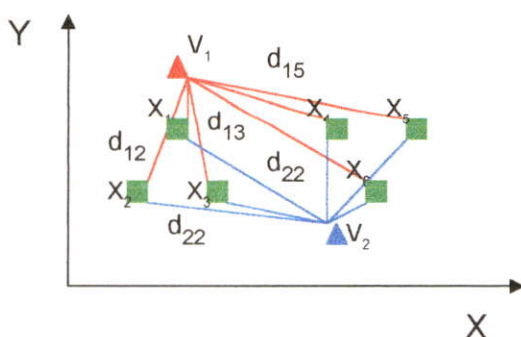
รูปที่ 4.2 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูลรูปสี่เหลี่ยมออกเป็น 2 กลุ่ม

จากตัวอย่างได้ใช้หลักการแบ่งกลุ่มอย่างง่ายวิธีหนึ่งคือ จะต้องสมมติจุดศูนย์กลางกลุ่มข้อมูล (V) ขึ้นมาก่อนโดยสุ่มตำแหน่งขึ้น (หรือใช้วิธีอื่น ขึ้นอยู่กับผู้ใช้) ตามจำนวนกลุ่มที่ต้องการแบ่ง ดังรูปที่ 4.3 จะมีการสมมติจุดศูนย์กลางกลุ่มขึ้นมา 2 จุดคือ v_1 และ v_2 ตามจำนวนกลุ่มที่ต้องการแบ่งซึ่งก็คือ 2 กลุ่ม



รูปที่ 4.3 ตัวอย่างการกำหนดจุดศูนย์กลางของข้อมูลนั้น

จากนั้นหาระยะทางแบบยูคลิดิเดียนระหว่างจุดศูนย์กลางสมมติกับข้อมูลทุกจุด แล้วรวมระยะทางที่ได้ของแต่ละกลุ่ม ดังรูปที่ 4.4

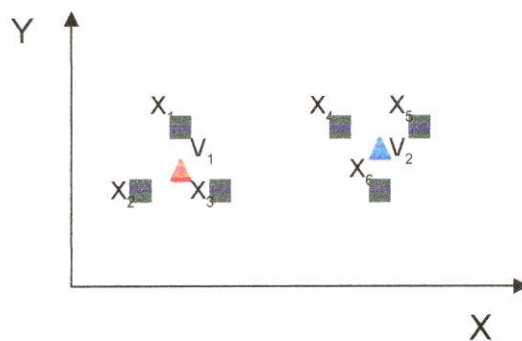


รูปที่ 4.4 การวัดระยะทางของจุดศูนย์กลางสมมติข้อมูลกับข้อมูลแต่ละจุด

ผลรวมของระยะทางแบบยูคลิเดียนต์ที่ได้จากจุดศูนย์กลางสมมติที่ 1 กับชุดข้อมูลคือ $d_{11} + d_{12} + d_{13} + d_{14} + d_{15} + d_{16}$ และผลรวมของระยะทางแบบยูคลิเดียนต์ที่ได้จากจุดศูนย์กลางสมมติที่ 2 กับชุดข้อมูลคือ $d_{21} + d_{22} + d_{23} + d_{24} + d_{25} + d_{26}$ และผลรวมของระยะทางทั้งหมด คือ

$$\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^6 d_{ij} \quad (4.1)$$

จุดประสงค์ในการแบ่งกลุ่มคือ จะต้องทำให้สมการที่ 4.1 มีค่าน้อยที่สุด และเรียกสมการที่ 4.1 นี้ว่า “สมการวัตถุประสงค์” (Object Function) ถ้าสามารถที่จะทำให้สมการนี้มีค่าน้อยที่สุดได้ ก็จะได้ตำแหน่งจุดศูนย์กลางที่ดีที่สุดซึ่งถือว่าเป็นจุดศูนย์กลางจริง ดังรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5 ตำแหน่งของจุดศูนย์กลางที่ดีที่สุดของข้อมูลนี้

หลังจากนั้นการที่จะบอกว่าข้อมูลแต่ละจุดจะเป็นสมาชิกของกลุ่มใด จะพิจารณาจากค่าสมาชิกภาพที่ได้จากระยะห่างของจุดนั้นๆกับแต่ละจุดศูนย์กลางกลุ่ม เช่น จุดที่ x_1 มีระยะระหว่างจุดศูนย์กลางจริงที่ 1 และ 2 เป็น d_{11} และ d_{21} ตามลำดับ และเมื่อนำค่าที่ได้มาคำนวณหาค่าสมาชิกภาพ (U) จะได้

$$u_{11} = \frac{d_{21}}{d_{11} + d_{21}} \quad (4.2)$$

$$u_{21} = \frac{d_{11}}{d_{11} + d_{21}} \quad (4.3)$$

u_{ij} คือค่าสมาชิกภาพของข้อมูล x_j ที่จะเป็นสมาชิกของจุดศูนย์กลาง v_i ดังนั้นถ้า $u_{11} > u_{12}$ แสดงว่า x_1 น่าจะเป็นสมาชิกของจุดศูนย์กลาง v_1 มากกว่าจุดศูนย์กลาง v_2

และลักษณะการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยการสมมติจุดศูนย์กลางขั้นนี้ก็เป็นพื้นฐานของการแบ่งกลุ่มโดยใช้ FCM อย่างหนึ่งด้วยซึ่งจะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป

4.3 ฟัชซีซีมีน (Fuzzy C Mean)

4.3.1 ทฤษฎีของฟัชซีซีมีน (Fuzzy C Mean Theory) [6]

กำหนดให้กลุ่มข้อมูลที่ต้องการจัดกลุ่มเป็น $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ และต้องการที่จะแบ่งออกเป็น c กลุ่ม วิธี FCM จะต้องทำให้สมการวัตถุประสงค์ (J_m) ดังสมการที่ 4.4 มีค่าน้อยที่สุด ซึ่งถ้าหากสมการวัตถุประสงค์มีค่าน้อยที่สุดแล้ว ก็หมายความว่ามีการจัดกลุ่มได้ดีที่สุดเท่าที่จะทำได้ด้วยวิธี FCM แล้ว

$$J_m(U, v) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij}^m d_{ij}^2 ; \quad m > 1 \quad (4.4)$$

เมื่อ U คือ fuzzy c -partition ของ X ($u_{ij} \in [0,1]$), x_j คือข้อมูลตัวที่ j , v_i คือจุดศูนย์กลางกลุ่มข้อมูลที่ i และ $d_{ij}^2 = \|x_j - v_i\|^2$ เมื่อ $\|\cdot\|$ คือ inner product norm, n คือ จำนวนข้อมูลใน X และ m คือ weighting หรือ fuzzy exponent การที่จะทำให้ J_m มีค่าน้อยที่สุด นั้นต้องหาอนุพันธ์ของ J_m เทียบกับ U (โดยให้ v คงที่) และหาอนุพันธ์ของ J_m เทียบกับ v (โดยให้ U คงที่) ซึ่งจะได้สมการใหม่ออกมา 2 สมการ คือสมการที่ 4.5 และ 4.6 ข้างล่างนี้

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (4.5)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad \forall i \quad (4.6)$$

สมการทั้งสองนี้ไม่สามารถแก้สมการหาคำตอบได้ แต่จะต้องทำการคำนวณและแทนค่า U และ v สลับกันหลายๆรอบเพื่อให้ได้ J_m ที่น้อยที่สุด ซึ่งหมายความว่าจะได้ตำแหน่งจุดศูนย์กลาง v เป็นจุดศูนย์กลางที่ดีที่สุดของกลุ่ม

4.3.2 ขั้นตอนการทำงานของ FCM

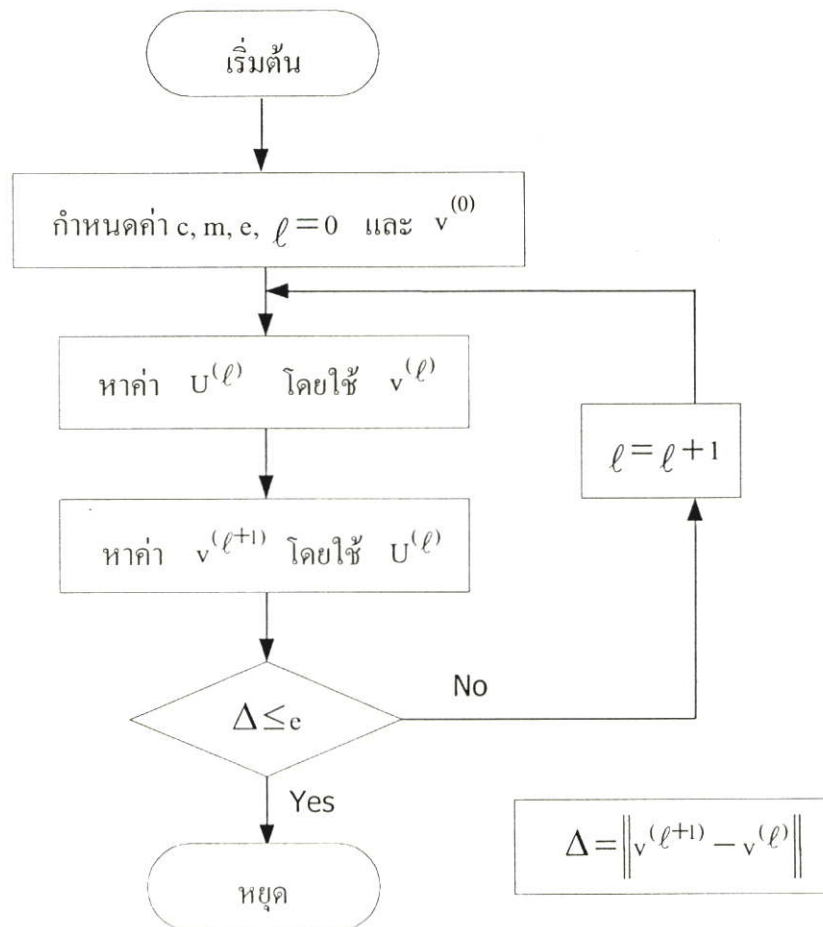
1. เลือกจำนวนกลุ่มที่ต้องการแบ่ง ($c; 2 \leq c \leq n$) และกำหนดค่า weighting exponent ($m; 1 \leq m \leq \infty$) เลือกค่าจุดศูนย์กลางของข้อมูลเริ่มต้น $v^{(0)}$ กำหนดค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ (ϵ) และกำหนดตัวบอกจำนวนรอบเป็นศูนย์ ($\ell = 0$)

2. คำนวณหาค่า $U^{(\ell)}$ โดยใช้ $v^{(\ell)}$ และสมการที่ 4.5

3. คำนวณหาค่า $v^{(\ell+1)}$ โดยใช้ $U^{(\ell)}$ และสมการที่ 4.6

4. คำนวณหาค่า $\Delta = \|v^{(\ell+1)} - v^{(\ell)}\|$ ถ้า $\Delta > \epsilon$ กำหนดให้ $\ell = \ell + 1$ และไปที่ขั้นตอนที่ 2 ถ้า $\Delta \leq \epsilon$ หยุดการทำงาน

จากขั้นตอนที่กล่าวมา สามารถแสดงเป็นแผนผังลำดับงานได้ดังรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6 แผนผังลำดับงานแสดงการทำงานของ FCM algorithm

4.4 Fuzzy Maximum Likelihood Estimation (FMLE)

4.4.1 ทฤษฎี FMLE (FMLE Theory) [5]

FMLE หรือเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า UFP-ONC (unsupervised fuzzy partition-optimal number of classes) โดยหลักการงานจะตั้งอยู่บนพื้นฐานของ MLE (Maximum Likelihood Estimation) ในการจัดกลุ่มของ FMLE นั้น มีการกำหนดจุดศูนย์กลางสมมติขึ้นก่อน และมีการหาระยะทางระหว่างจุดศูนย์กลางสมมตินั้นกับข้อมูลที่ต้องการจัดกลุ่ม แต่การหาระยะทาง (d) ของ FMLE นั้น จะแตกต่างกับของ FCM คือ FCM จะใช้ระยะทางแบบยูคลิเดียนด์ แต่ FMLE จะใช้ระยะทางแบบเอ็กโปเนนเชียล (Exponential Distance) ดังสมการที่ 4.7

$$d_c^2(x_j, v_i) = \frac{\sqrt{\det(F_i)}}{P_i} \exp\left[(x_j - v_i)^T F_i^{-1} (x_j - v_i)/2\right] \quad (4.7)$$

F_i คือ fuzzy covariance matrix ของกลุ่มที่ i , P_i เป็นความน่าจะเป็นที่จะเลือกกลุ่มที่ i และ $(\cdot)^T$ คือทรานสโพสของเมตริก (matrix transpose) ระยะทางนี้จะใช้ในการคำนวณ $h(i|x_j)$ ซึ่งเป็นความน่าจะเป็นที่จะเลือกกลุ่มที่ i ให้กับข้อมูลตัวที่ j ดังสมการที่ 4.8

$$h(i|x_j) = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \frac{d_c^2(x_j, v_i)}{d_c^2(x_j, v_k)}} \quad (4.8)$$

$h(i|x_j)$ จะเหมือนกับ u_{ij} ใน FCM เมื่อ m มีค่าเท่ากับ 2 ดังนั้นเมื่อแทนสมการที่ 4.8 ลงในสมการที่ 4.5 ของวิธี FCM ก็จะได้ FMLE

เพื่อที่จะให้ได้สมการที่ 4.7 และ 4.8 จะต้องคำนวณค่า P_i

$$P_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n h(i|x_j) \quad (4.9)$$

และ F_i

$$F_i = \frac{\sum_{j=1}^n h(i|x_j)(x_j - v_i)(x_j - v_i)^T}{\sum_{j=1}^n h(i|x_j)} \quad (4.10)$$

เนื่องจาก FMLE มีการลู่ออกหาค่าตอบช้ามาก โดยส่วนใหญ่แล้วจึงมีการใช้ FCM ก่อน เพื่อให้ได้ค่า U เริ่มต้นที่เหมาะสมแก่ FMLE แล้วจึงตามด้วย FMLE เป็นผลสุดท้าย

4.4.2 ขั้นตอนการทำงานของ FMLE

1. เลือกจำนวนกลุ่มที่ต้องการจัดแบ่ง ($c; 2 \leq c \leq n$) กำหนดค่า $h(i|x_j)^{(0)}$ กำหนดจุดสิ้นสุดของการวนรอบจำนวน e กำหนดด้วยรอบจำนวนรอบเป็นศูนย์ ($\ell = 0$)

2. คำนวณหาค่า $v^{(\ell)}$ โดยใช้ $h^{(\ell)}$ และสมการที่ 4.5

3. คำนวณหาค่า $P^{(\ell)}$ โดยใช้ค่า $h^{(\ell)}$ และสมการที่ 4.9

4. คำนวณหาค่า $F^{(\ell)}$ โดยใช้ค่า $h^{(\ell)}$, $v^{(\ell)}$ และสมการที่ 4.10

5. คำนวณหาค่า $d_c^{2(\ell)}$ โดยใช้ $P^{(\ell)}$, $F^{(\ell)}$, $v^{(\ell)}$ และสมการที่ 4.7

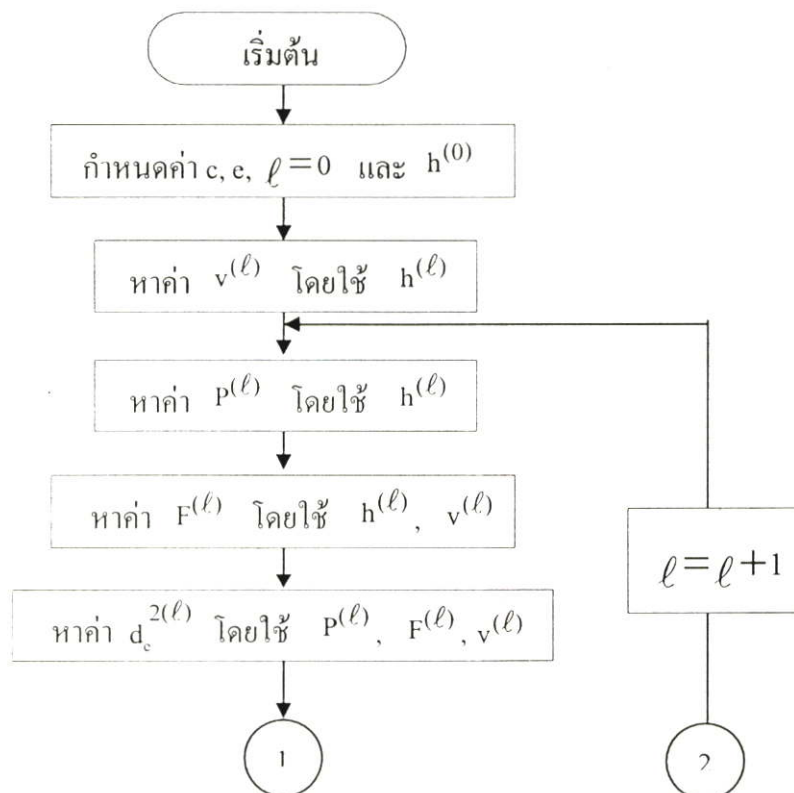
6. คำนวณหาค่า $h^{(\ell+1)}$ โดยใช้ $d_c^{2(\ell)}$ และสมการที่ 4.8

7. คำนวณหาค่า $v^{(\ell+1)}$ โดยใช้ $h^{(\ell+1)}$ และสมการที่ 4.5

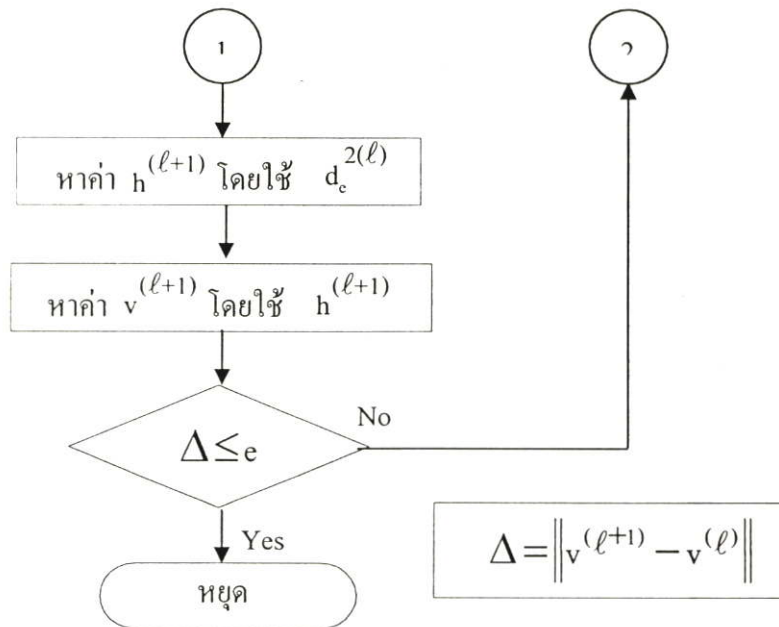
8. คำนวณหาค่า $\Delta = \|v^{(\ell+1)} - v^{(\ell)}\|$ ถ้า $\Delta > e$ กำหนด $\ell = \ell + 1$ แล้วไปที่ข้อ 3 ถ้า

$\Delta \leq e$ หยุดการทำงาน

จากขั้นตอนที่กล่าวมา สามารถแสดงเป็นแผนผังลำดับงานได้ดังรูปที่ 4.7



รูปที่ 4.7 แผนผังลำดับงานแสดงการทำงานของ FMLE



รูปที่ 4.7 (ต่อ)

4.5 K-nearest Average Distance FCM (KAD-FCM)

4.5.1 ทฤษฎีของ KAD-FCM

ปัญหาของ FCM คือไม่สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีการกระจายแตกต่างกันมากๆ และอยู่ใกล้กันได้ดีเท่าที่ควร เนื่องจาก FCM จะพิจารณาเฉพาะระยะห่างแบบยูคลิดเดียวของข้อมูล x_j กับจุดศูนย์กลางของกลุ่มที่ i เท่านั้น ดังนั้นกลุ่มที่แบ่งออกมาจะมีลักษณะเป็นทรงกลม แต่วิธีที่นำเสนอนี้ นอกจากจะพิจารณาระยะห่างของข้อมูล x_j กับจุดศูนย์กลางกลุ่มที่ i เหมือน FCM แล้ว ยังพิจารณาการกระจายของข้อมูลรอบข้างของ x_j กับสมาชิกของแต่ละกลุ่มด้วย ดังนั้นการที่ข้อมูล x_j จะเป็นสมาชิกของกลุ่มที่ i นั้น นอกจากจะอยู่ใกล้จุดศูนย์กลางกลุ่มที่ i แล้ว ยังต้องมีการกระจายที่เหมือนกับสมาชิกในกลุ่มนั้นด้วย ดังนั้นค่าของ d_{ij} ที่ใช้ใน FCM จึงเปลี่ยนเป็น d_{ij}^* ดังนี้

$$d_{ij}^* = ((1-\beta)d_{ij} + \beta D_{ij}^2) \quad (4.11)$$

D_{ij} คือ ความแตกต่างของการกระจายของข้อมูลบริเวณจุดข้อมูล j กับการกระจายของข้อมูลเฉลี่ยของกลุ่มที่ i , β เป็นตัวบอกความสำคัญของ D_{ij} ถ้า β มีค่าเท่ากับศูนย์ ก็จะได้ FCM ธรรมดา แต่ถ้า β มีค่ามากกว่าศูนย์ ในการจัดกลุ่มข้อมูลก็จะพิจารณาการกระจายของข้อมูลด้วย เมื่อ

$\beta = 1$ ก็จะเป็นการแบ่งกลุ่มโดยใช้การกระจายของข้อมูลเพียงอย่างเดียวการหาค่า D_{ij} จะทำได้ตามสมการที่ 4.12

$$D_{ij} = P_j - \frac{\sum_{g=1}^M P_{gi}}{M_i} \quad ; \quad M = \text{จำนวนสมาชิกในกลุ่ม } i \quad (4.12)$$

P_{gi} คือ ค่าการกระจายของข้อมูลตัวที่ g ในกลุ่มที่ i และ P_j คือค่าการกระจายของข้อมูลบริเวณจุดข้อมูล j ซึ่งหาได้จากสมการที่ 4.13

$$P_j = \frac{\sum_{k=1}^N \|x_j - x_k\|}{N} \quad ; \quad 1 \leq N \leq n-1 \quad (4.13)$$

จะเห็นว่า P_j คือระยะทางเฉลี่ยระหว่างจุดข้อมูลที่ j กับจุดรอบข้าง N ตัว โดยการกำหนดค่า N นั้นจะ ขึ้นกับว่าต้องการการกระจายกว้างมากน้อยเพียงใด ซึ่งเป็นที่มาของ KAD-FCM

4.5.2 ขั้นตอนการทำงานของ KAD-FCM

1. เลือกจำนวนกลุ่มที่ต้องการแบ่ง ($c; 2 \leq c \leq n$) และกำหนดค่า weighting exponent ($m; 1 \leq m \leq \infty$) เลือกค่าจุดศูนย์กลางของข้อมูลเริ่มต้น $v^{(0)}$ กำหนดค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ (ϵ) กำหนดตัวบอกจำนวนรอบเป็นศูนย์ ($\ell = 0$) กำหนด $D_{ij}^{(0)}$ เท่ากับศูนย์ และหาค่า P_j สำหรับทุกค่า j

2. คำนวณหาค่า $d_{ij}^{*(\ell)}$

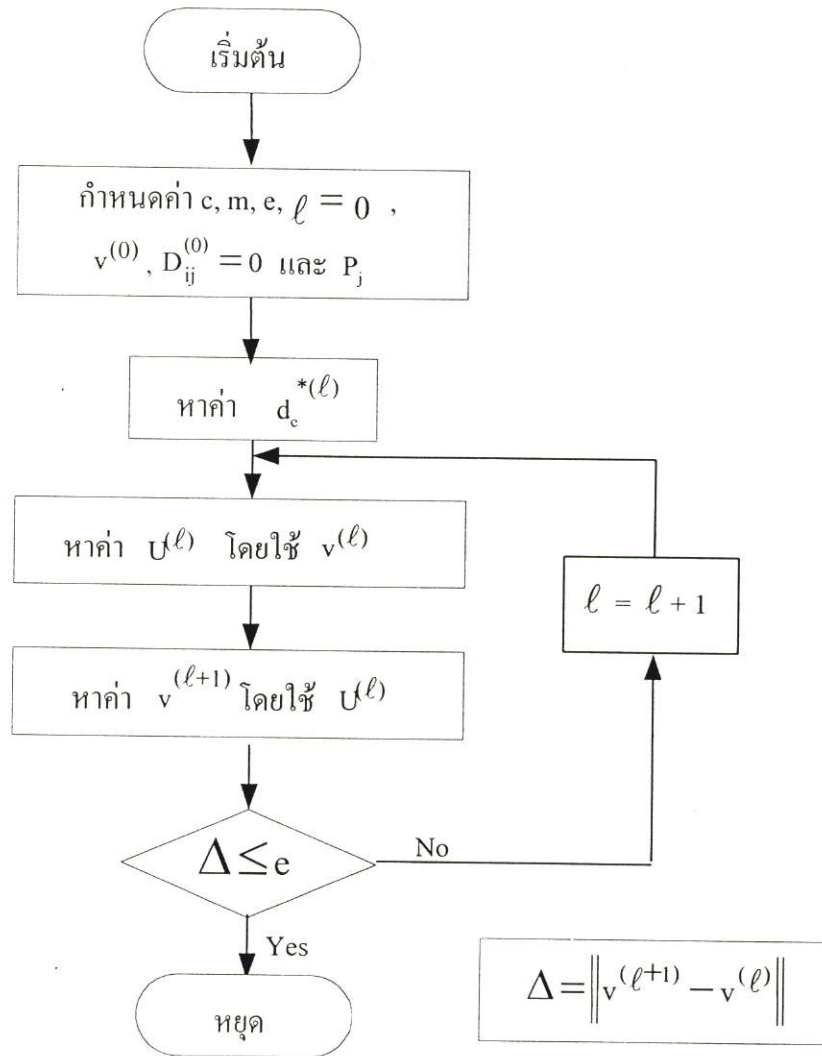
3. คำนวณหาค่า $U^{(\ell)}$ โดยใช้ $v^{(\ell)}$ และสมการที่ 4.5

4. คำนวณหาค่า $v^{(\ell+1)}$ โดยใช้ $U^{(\ell)}$ และสมการที่ 4.6

5. คำนวณหาค่า $\Delta = \|v^{(\ell+1)} - v^{(\ell)}\|$ ถ้า $\Delta > \epsilon$ กำหนดให้ $\ell = \ell + 1$ คำนวณหาค่า

$D_{ij}^{(\ell)}$ โดยใช้สมการที่ 4.12 และไปที่ขั้นตอนที่ 2 ถ้า $\Delta \leq \epsilon$ หยุดการทำงาน

จากขั้นตอนที่กล่าวมา สามารถแสดงเป็นแผนผังลำดับงานได้ดังรูปที่ 4.8



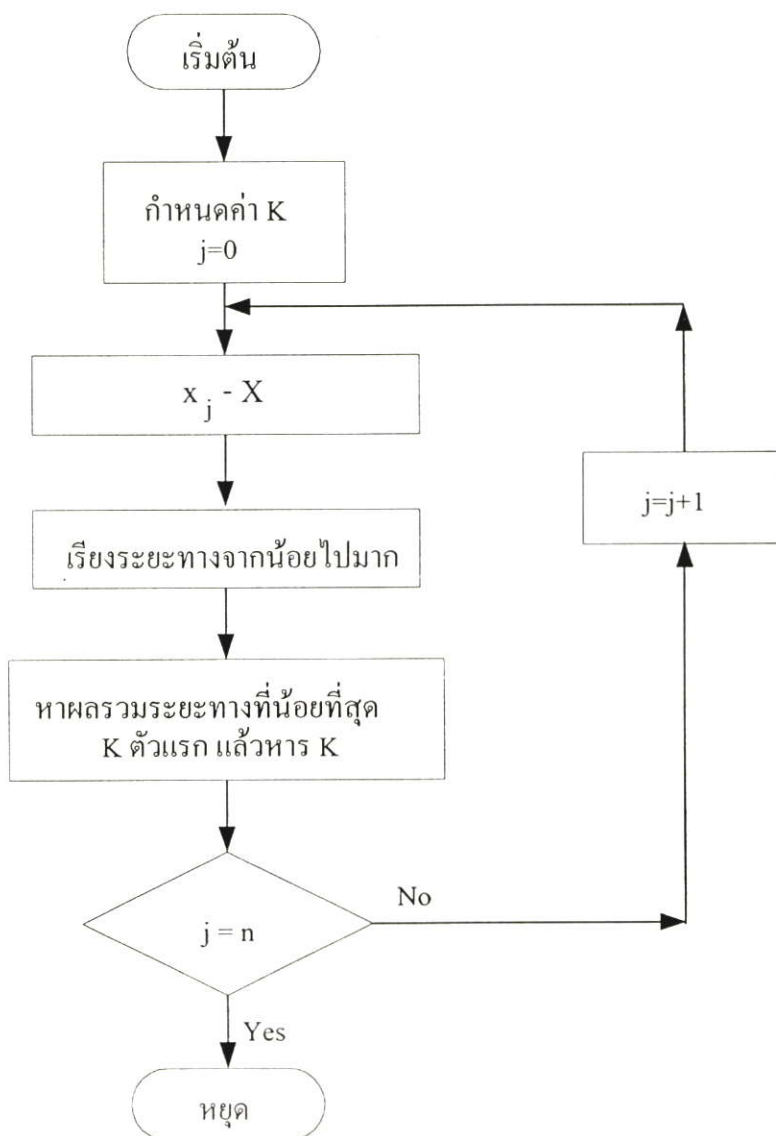
รูปที่ 4.8 แผนผังลำดับงานแสดงการทำงานของ KAD-FCM

4.5.3 การเตรียมข้อมูลด้านการกระจายของข้อมูล

กำหนดให้มีข้อมูลทั้งหมด $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ การหาการกระจายของข้อมูลคือการหาระยะทางเฉลี่ยจากจุดที่สนใจ (x_j) ไปยังจุดรอบข้างที่ใกล้ที่สุด K ตัว โดยมีวิธีการดังนี้

1. นำจุดที่พิจารณาหาระยะทางกับจุดข้อมูลทั้งหมด
2. นำระยะทางที่ได้มาเรียงจากน้อยไปหามาก
3. หาผลรวมของระยะที่น้อยที่สุด K ตัวแรก แล้วหารด้วย K

การหาระยะการกระจายของข้อมูลสามารถเขียนเป็นแผนผังลำดับงานได้ดังนี้



รูปที่ 4.9 แผนผังลำดับงานแสดงการหาการกระจายของข้อมูล

4.6 สรุป

การแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยวิธี FCM และ FMLE มีการพิจารณาเฉพาะระยะทางเท่านั้น นั่นคือ FCM จะพิจารณาเป็นระยะทางแบบยูคลิเดียนด์ และ FMLE จะพิจารณาระยะทางแบบเอ็กโปเนนเชียล ส่วนวิธี KAD-FCM นั้นจะมีการพิจารณาทั้งระยะทางและลักษณะการกระจายของข้อมูล อย่างไรก็ตามในงานวิจัยนี้ได้ใช้การวิเคราะห์ลักษณะการแบ่งกลุ่มของภาพ MRI ซึ่งมีรายละเอียดของข้อมูลค่อนข้างสูง ดังนั้นการใช้การแบ่งกลุ่มด้วยวิธีทั้งสามย่อมมีความแตกต่างกัน ซึ่งจะแสดงให้เห็นในส่วนของการทดลองต่อไป

บทที่ 5

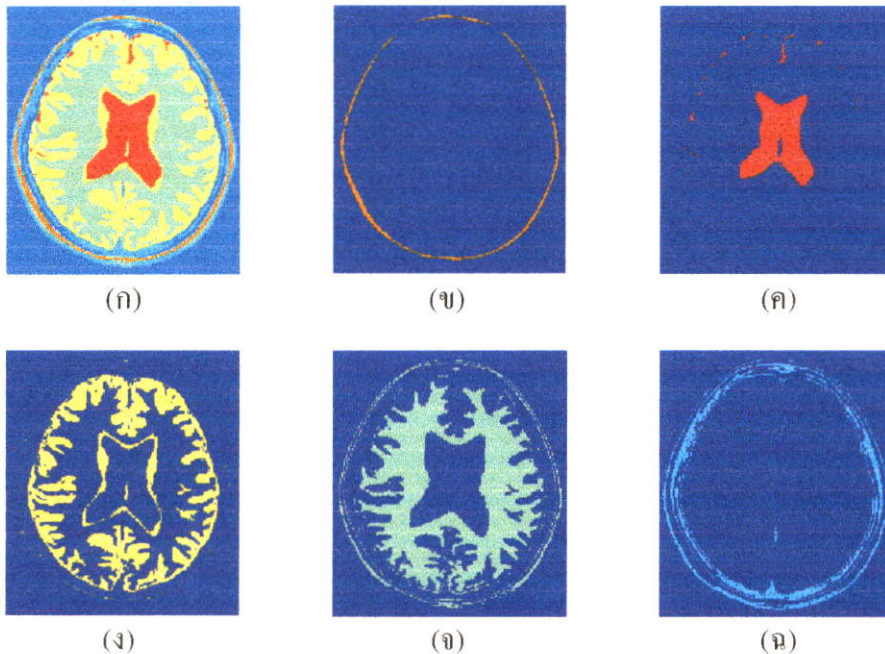
การทดลองและผลการทดลอง

5.1 บทนำ

เนื้อหาในบทนี้เป็นการทดลองในการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยอัลกอริธึมต่างๆดังที่กล่าวมาแล้วในบทที่ 4 โดยจะแบ่งออกเป็นสี่ส่วนคือ ส่วนแรกจะเป็นการแสดงผลการแบ่งกลุ่มข้อมูล MRI ด้วยอัลกอริธึมที่เป็นที่นิยมคือ FCM และวิเคราะห์ผลที่ได้ ส่วนที่สองจะเป็นการทดลองใช้อัลกอริธึมต่างๆ ที่กล่าวในบทที่ 4 กับข้อมูลที่จำลองขึ้น เพื่อแสดงให้เห็นความแตกต่างของแต่ละอัลกอริธึม ส่วนที่สามเป็นการทดลองเพื่อปรับค่า K และค่า β ใน KAD-FCM เมื่อใช้กับ MRI และสุดท้ายเป็นการทดลองเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มข้อมูล MRI โดยใช้อัลกอริธึมต่างๆดังที่กล่าวมาแล้วในบทที่ 4

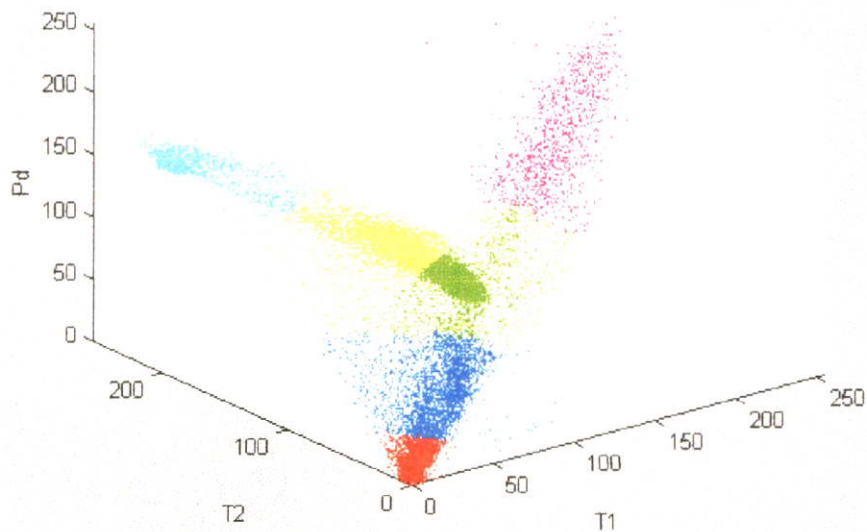
5.2 การทดลองแบ่งกลุ่ม MRI โดยใช้ FCM

ในการทดลองนี้จะแสดงให้เห็นความเหมาะสมของการใช้ FCM แบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีการกระจายของข้อมูลแตกต่างกันอย่าง MRI สมอง โดยใช้ภาพสไลซ์ที่ 12 (ดูตารางที่ 2.1) โดยแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 5 กลุ่มคือ เนื้อสมองสีขาว, เนื้อสมองสีเทา, ไขมัน, CSF และกะโหลก ดังรูปที่ 5.1 และแสดงลักษณะการแบ่งกลุ่มเป็นฮิสโตแกรมสามมิติดังรูปที่ 5.2



รูปที่ 5.1 ผลของการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย FCM

- | | | |
|--------------------|--------------------|-----------|
| (ก) ผลรวม | (ข) กะโหลก | (ค) CSF |
| (ง) เนื้อสมองสีเทา | (จ) เนื้อสมองสีขาว | (ฉ) ไขมัน |



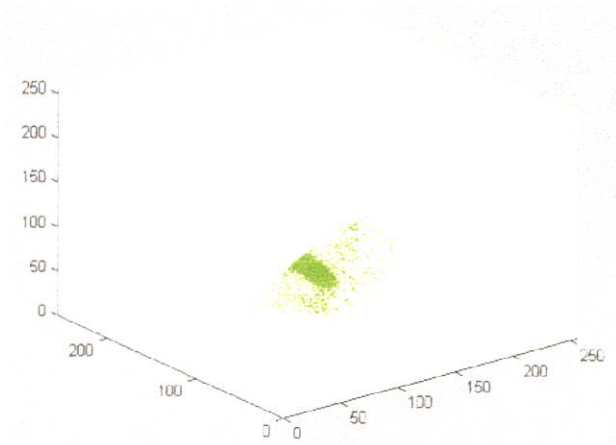
รูปที่ 5.2 ฮิสโตแกรมสามมิติแสดงผลของการแบ่งกลุ่มด้วย FCM

สีแดงคืออากาศ	สีน้ำเงินคือไขมัน	สีเขียวคือเนื้อสมองสีขาว
สีฟ้าคือ CSF	สีม่วงคือกะโหลก	สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา

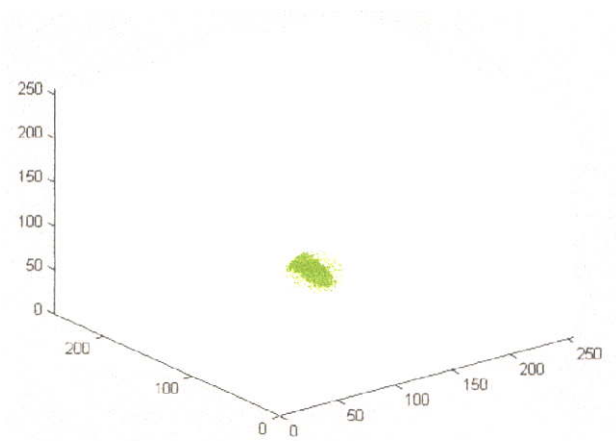
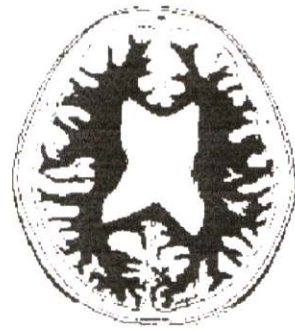
จากรูปที่ 5.1 จะเห็นว่าข้อมูลบางกลุ่มมีการปลอมปนโดยข้อมูลกลุ่มอื่น เช่นส่วนที่เป็นเนื้อสมองสีขาว และบางกลุ่มข้อมูลบางส่วนหายไป เช่นกลุ่มของกะโหลก

จากรูปที่ 5.2 จะเห็นว่าในส่วนของการกระจายของข้อมูลที่เป็นเนื้อสมองสีขาวมีการกระจายที่หนาแน่นและเบาบางอยู่ปนกัน โดยที่พื้นที่ที่มีการกระจายเบาบาง บางส่วนอยู่ติดกับส่วนที่เป็นกลุ่มของกะโหลกอีกทั้งยังมีการกระจายที่คล้ายกัน และพื้นที่ที่มีการกระจายเบาบางบางส่วนอยู่ติดกับกลุ่มของไขมันและมีการกระจายที่คล้ายกัน ดังนั้นจึงทดลองแยกกลุ่มของเนื้อสมองสีขาวออกเป็นสองกลุ่ม โดยกลุ่มหนึ่งเป็นการกระจายของข้อมูลหนาแน่น อีกกลุ่มหนึ่งมีการกระจายของข้อมูลเบาบาง ดังรูปที่ 5.3

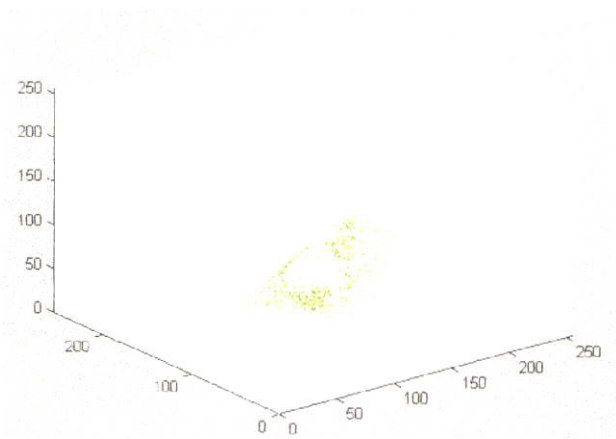
จากรูปที่ 5.3 จะเห็นว่าเมื่อแยกกลุ่มข้อมูลที่หนาแน่นและเบาบางออกจากกันแล้ว จะได้เนื้อสมองสีขาวที่มีการปลอมปนน้อยมาก ซึ่งเป็นกลุ่มที่มีความหนาแน่นของข้อมูลมาก และส่วนปลอมปนเกือบทั้งหมดเป็นกลุ่มที่มีการกระจายเบาบาง ดังนั้นจะเห็นว่า FCM ไม่เหมาะกับข้อมูลที่มีการกระจายต่างกันมากๆ ต่อมา Gath และ Geva ก็ได้เสนอการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยวิธี FMLE ขึ้นในปี 1995 ซึ่งสามารถช่วยแก้ปัญหาเรื่องการกระจายของ FCM ได้บ้าง และวิทยานิพนธ์นี้ได้เสนอ KAD-FCM เพื่อลดปัญหาดังกล่าวของ FCM ซึ่งจะแสดงให้เห็นในการทดลองต่อไป



(ก)



(ข)



(ค)

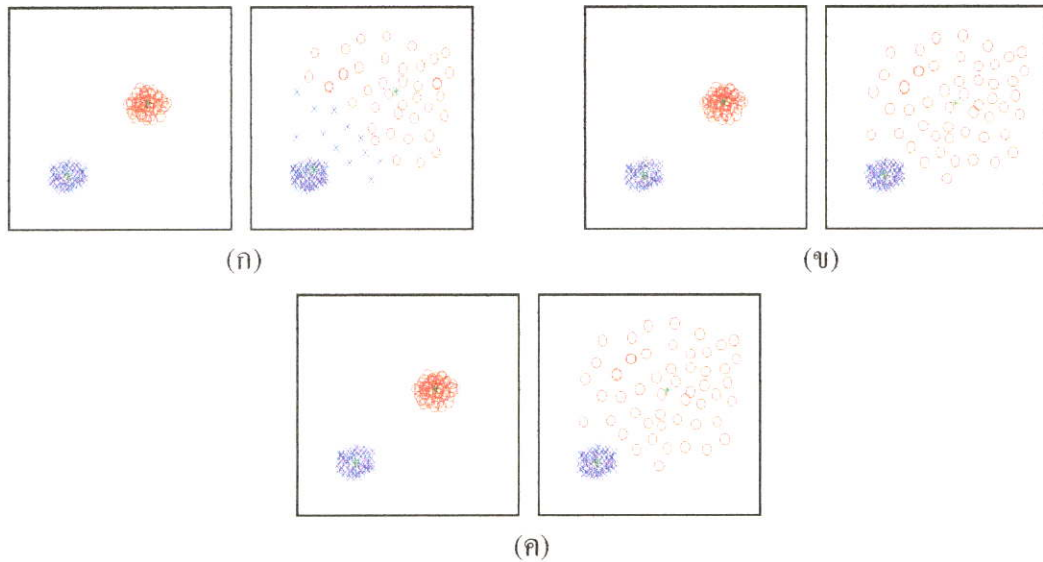


รูปที่ 5.3 แบ่งกลุ่มของเนื้อเยื่อสีขาวออกเป็นสองกลุ่ม

- (ก) กลุ่มของเนื้อสมองสีขาวที่มีการกระจายของข้อมูลที่หนาแน่นและเบาบางปนกัน
- (ข) กลุ่มที่มีการกระจายของข้อมูลหนาแน่น
- (ค) กลุ่มที่มีการกระจายของข้อมูลเบาบาง

5.3 การทดลองใช้ FCM, FMLE และ KAD-FCM แบ่งกลุ่มข้อมูลที่จำลองขึ้น

การทดลองนี้จะแสดงให้เห็นถึงผลที่ได้จากการใช้ FCM, FMLE และ KAD-FCM ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลที่จำลองขึ้น 2 แบบ คือ ข้อมูลที่มีการกระจายเหมือนกัน 2 กลุ่ม และข้อมูลที่มีการกระจายต่างกัน 2 กลุ่ม ดังรูปที่ 5.4



รูปที่ 5.4 ผลที่ได้จากการใช้ FCM, FMLE และ KAD-FCM กับข้อมูลที่จำลองขึ้น

(ก) ผลที่ได้จาก FCM (ข) ผลที่ได้จาก FMLE (ค) ผลที่ได้จาก KAD-FCM

จากรูปที่ 5.4(ก) จะเห็นว่า FCM สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีการกระจายเหมือนกันได้ แต่สำหรับกลุ่มข้อมูลที่มีการกระจายต่างกันยังทำได้ไม่ดี เนื่องจากสมาชิกของกลุ่มที่มีการกระจายเบาบางบางส่วน ไปอยู่กับกลุ่มที่มีการกระจายหนาแน่น ส่วนในรูป 5.4(ข) และ 5.4(ค) จะเห็นว่าทั้ง FMLE และ KAD-FCM สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลทั้งสองแบบได้เป็นอย่างดี แต่ผลที่ได้จาก KAD-FCM ยังขึ้นอยู่กับค่า K และค่า β ที่กำหนดอีกด้วย ในการทดลองนี้ใช้ค่า K และค่า β เท่ากับ 5 และ 4 ตามลำดับ สำหรับข้อมูลชนิดอื่นก็จะต้องใช้ค่า K และ β อื่นตามแต่ลักษณะของข้อมูลนั้น ซึ่งในส่วนต่อไปจะแสดงให้เห็นถึงผลของการเปลี่ยนค่า K และค่า β กับข้อมูลภาพ MRI

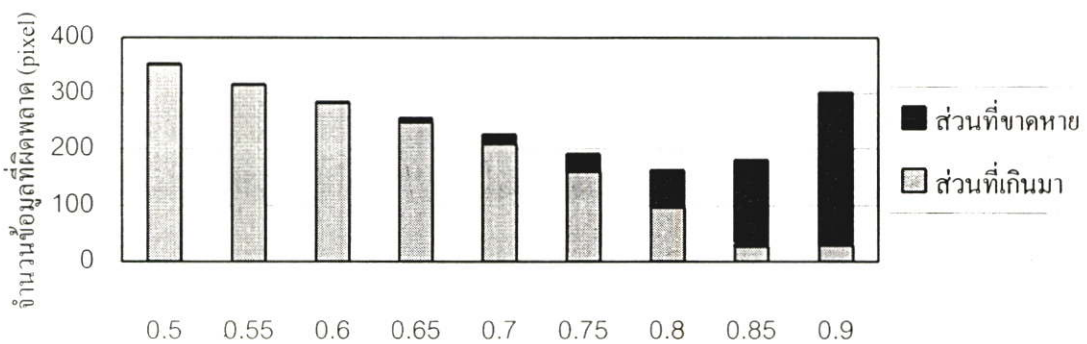
5.4 ทดลองปรับเปลี่ยนค่า K และค่า β ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล MRI ด้วยวิธี KAD-FCM

ในการทดลองนี้จะเป็นการใช้ค่า K และค่า β หลายค่ากับภาพ MRI หลายๆภาพ ซึ่งให้ผลออกมาในทำนองเดียวกัน จึงขอยกตัวอย่างมาเพียงส่วนหนึ่งเท่านั้นคือ จะใช้ภาพสไลซ์ที่ 15 กับค่า K และค่า β ต่างๆกัน แสดงเป็นกราฟ, ตาราง, ลักษณะของกลุ่มข้อมูลภาพและฮิสโตแกรมที่ได้จากการใช้ค่า K และ β ค่าต่างๆนั้น

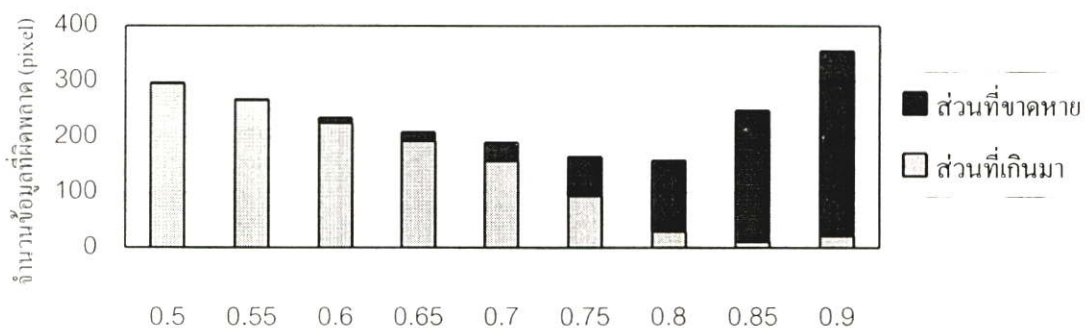
เราจะเปรียบเทียบความถูกต้องของภาพนี้ได้จากการเปลี่ยนค่า K และ β โดยจะพิจารณาเฉพาะในส่วนกะโหลกเท่านั้น เนื่องจากสามารถหาภาพที่ถูกต้องได้จากภาพ T1 และ Pd โดยจะได้จากจุดภาพที่ความเข้มแสงมากกว่า 96 ในภาพ T1 และมากกว่า 75 ในภาพ Pd จากนั้นนำไปเปรียบเทียบกับผลการแบ่งกลุ่มของกะโหลกที่ได้จาก FCM และ KAD-FCM ที่ค่า K และค่า β ต่างๆกันแบบจุดต่อจุด โดยค่าความผิดพลาดจะแบ่งเป็น 2 แบบ คือข้อมูลของกะโหลกที่หายไป ซึ่งจะทำให้กะโหลกบางลงกว่าที่เป็นจริง และข้อมูลของกะโหลกที่เกินมา ซึ่งทำให้กะโหลกหนากว่าที่เป็นจริง โดยในการพิจารณานี้จะพิจารณาเฉพาะส่วนที่ตามนุษย์แยกไม่ออกเท่านั้น

เมื่อเปรียบเทียบเป็นเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดดังตารางที่ 5.1 จะใช้การคำนวณค่าความผิดพลาดดังนี้

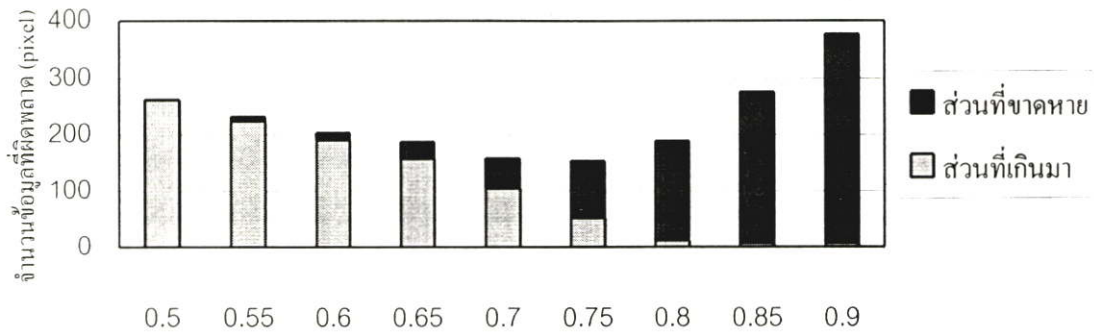
$$\text{เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด (\%)} = \frac{\text{จำนวนข้อมูลกะโหลกที่หายไป} + \text{จำนวนข้อมูลกะโหลกที่เกินมา}}{\text{จำนวนข้อมูลกะโหลกที่ถูกต้อง}}$$



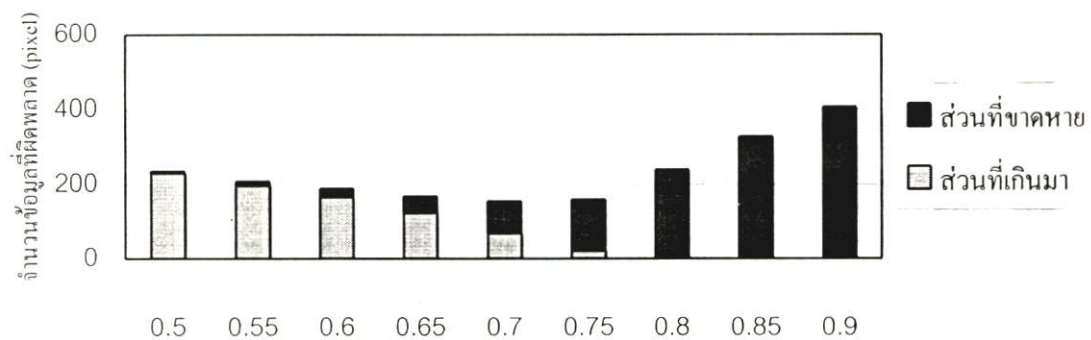
รูปที่ 5.5 กราฟจำนวนข้อมูลที่ผิดพลาดเมื่อใช้ค่า $K = 20$ กับข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15



รูปที่ 5.6 กราฟจำนวนข้อมูลที่ผิดพลาดเมื่อใช้ค่า $K = 30$ กับข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15



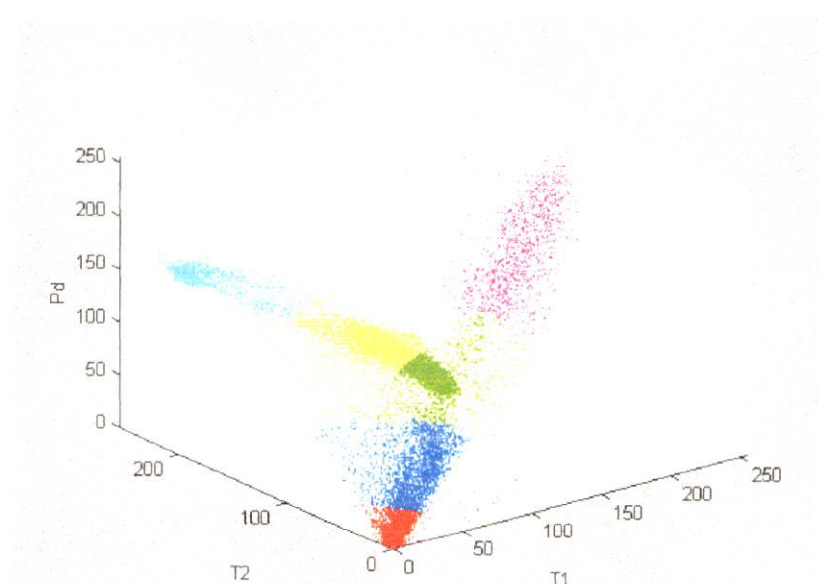
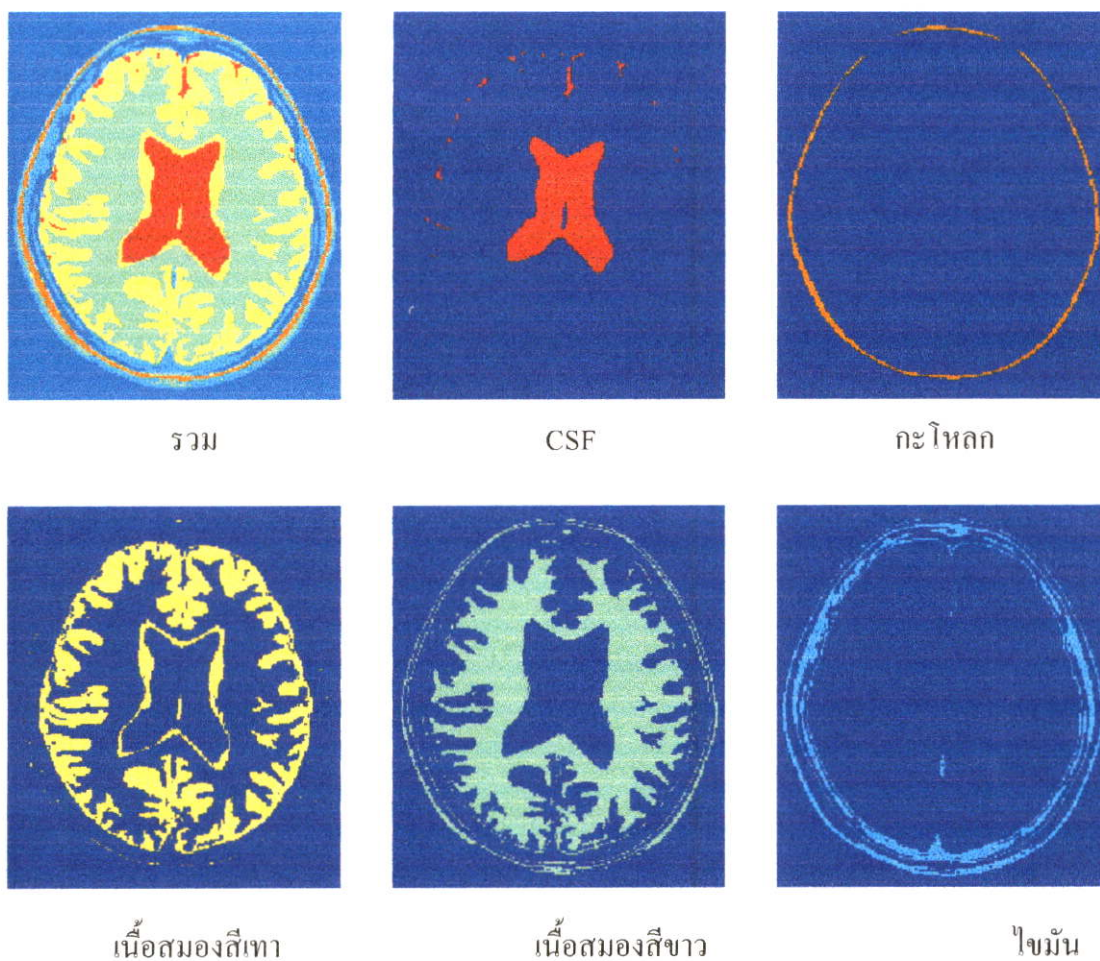
รูปที่ 5.7 กราฟจำนวนข้อมูลที่ผิดพลาดเมื่อใช้ค่า $K = 40$ กับข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15



รูปที่ 5.8 กราฟจำนวนข้อมูลที่ผิดพลาดเมื่อใช้ค่า $K = 50$ กับข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15

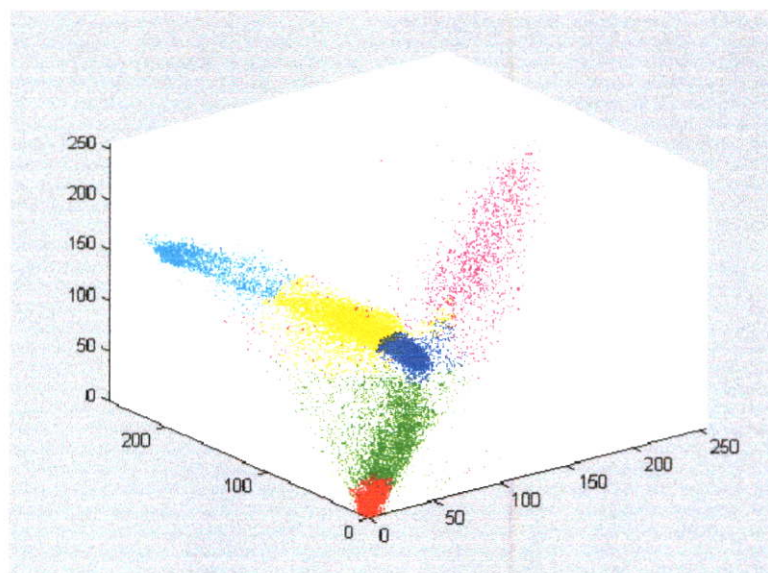
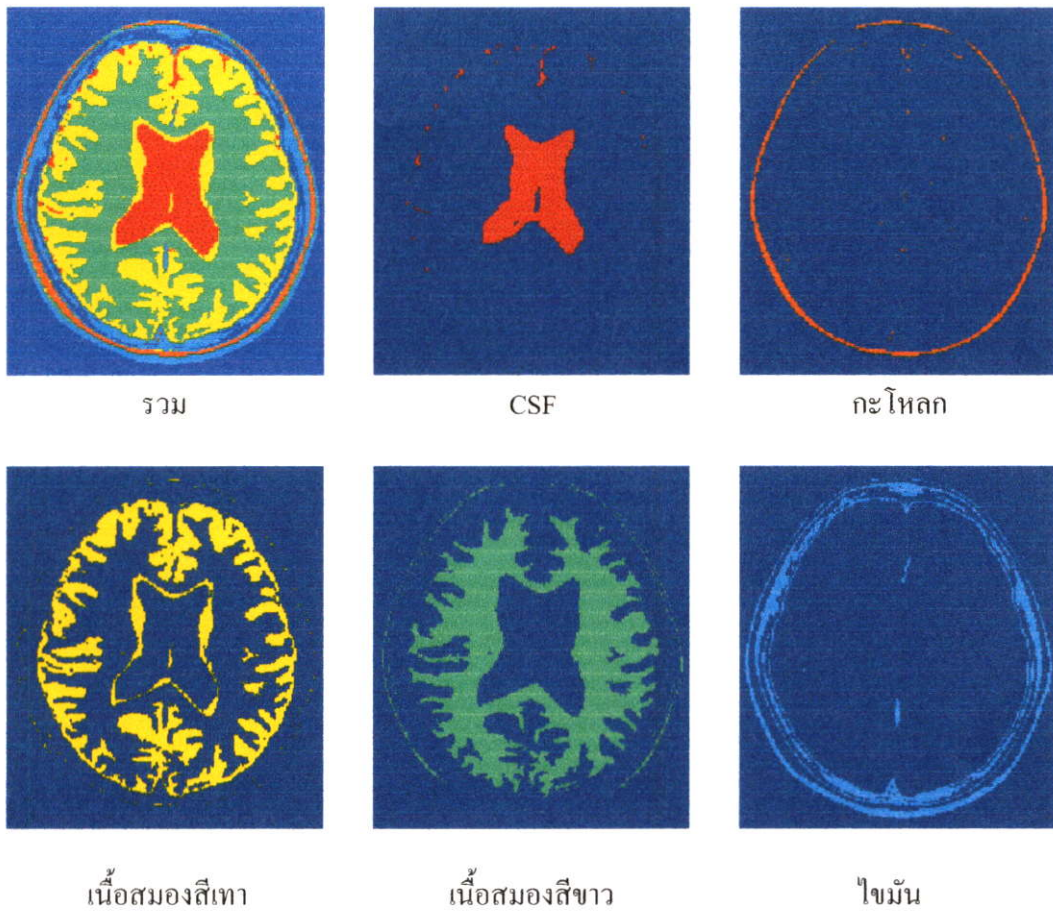
ตารางที่ 5.1 เปอร์เซนต์ความผิดพลาดของข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15 ที่ถูกแบ่งกลุ่มด้วยวิธี FCM และ KAD-FCM ที่ใช้ค่า K และ β ค่าต่างๆ

วิธีการที่ใช้แบ่งกลุ่ม	เปอร์เซนต์ความผิดพลาด (%)								
	$\beta=0.5$	$\beta=0.55$	$\beta=0.6$	$\beta=0.65$	$\beta=0.7$	$\beta=0.75$	$\beta=0.8$	$\beta=0.85$	$\beta=0.9$
FCM	31.88								
KAD-FCM	$\beta=0.5$	$\beta=0.55$	$\beta=0.6$	$\beta=0.65$	$\beta=0.7$	$\beta=0.75$	$\beta=0.8$	$\beta=0.85$	$\beta=0.9$
K=20	22.75	20.37	18.32	16.45	14.52	12.27	10.47	11.63	19.41
K=30	19.15	17.22	15.10	13.43	12.21	10.53	10.08	15.94	22.81
K=40	16.90	14.51	13.05	12.02	10.15	9.83	12.15	17.74	24.22
K=50	15.17	13.37	12.15	10.79	9.96	10.22	15.36	21.01	26.16



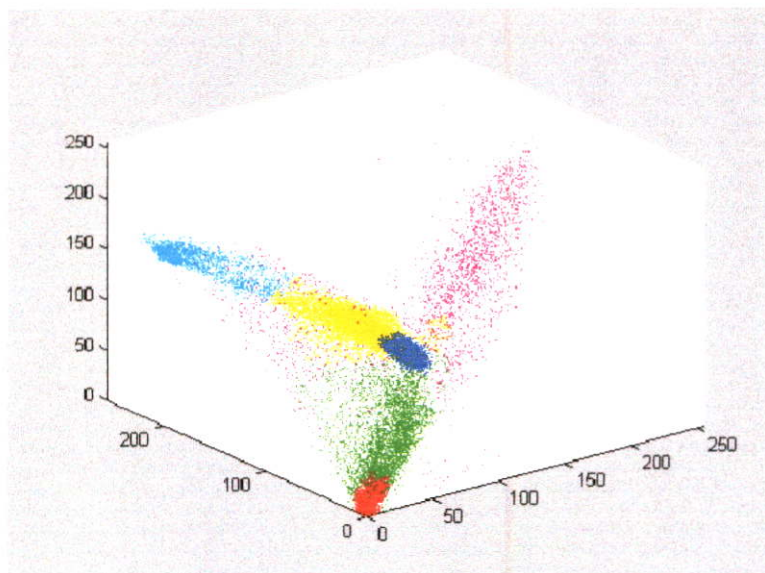
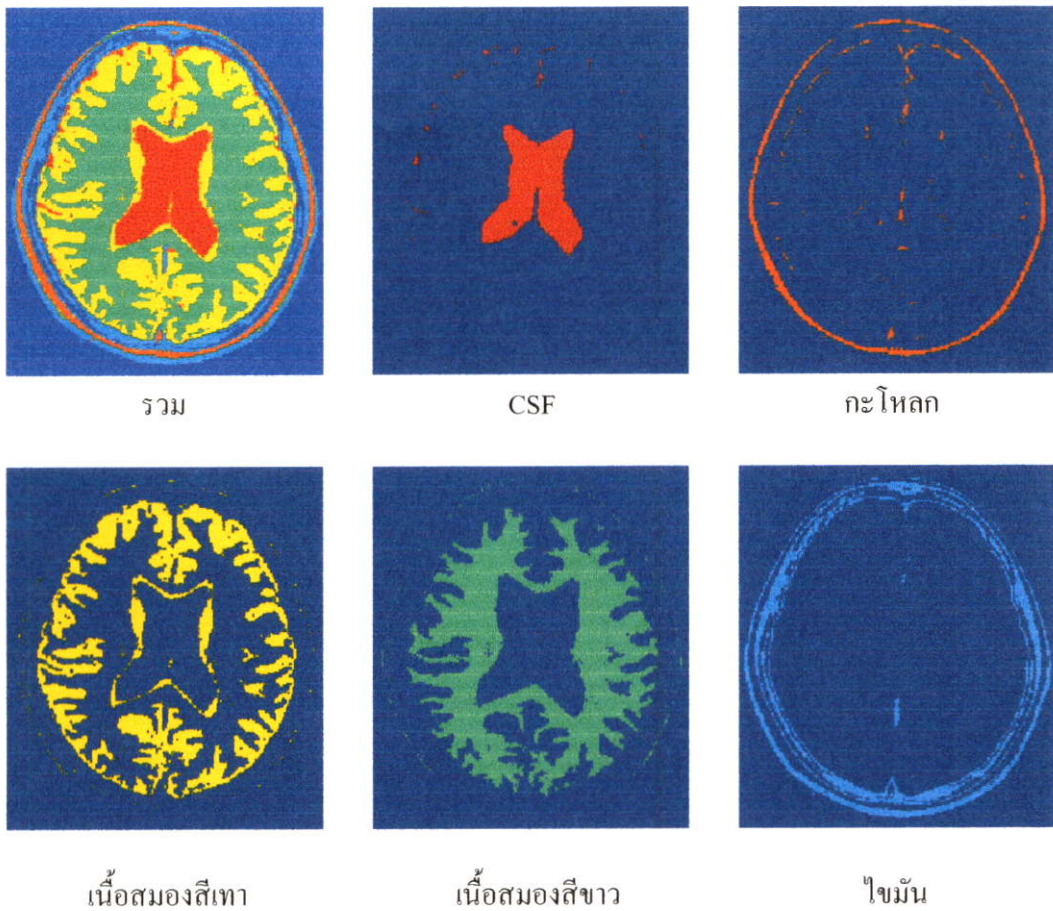
รูปที่ 5.9 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 20$ และค่า $\beta = 0$

ฮิสโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีน้ำเงินคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
 สีเขียวคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF



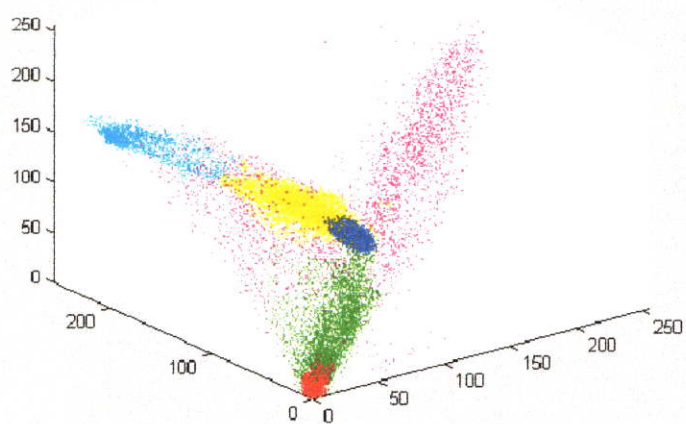
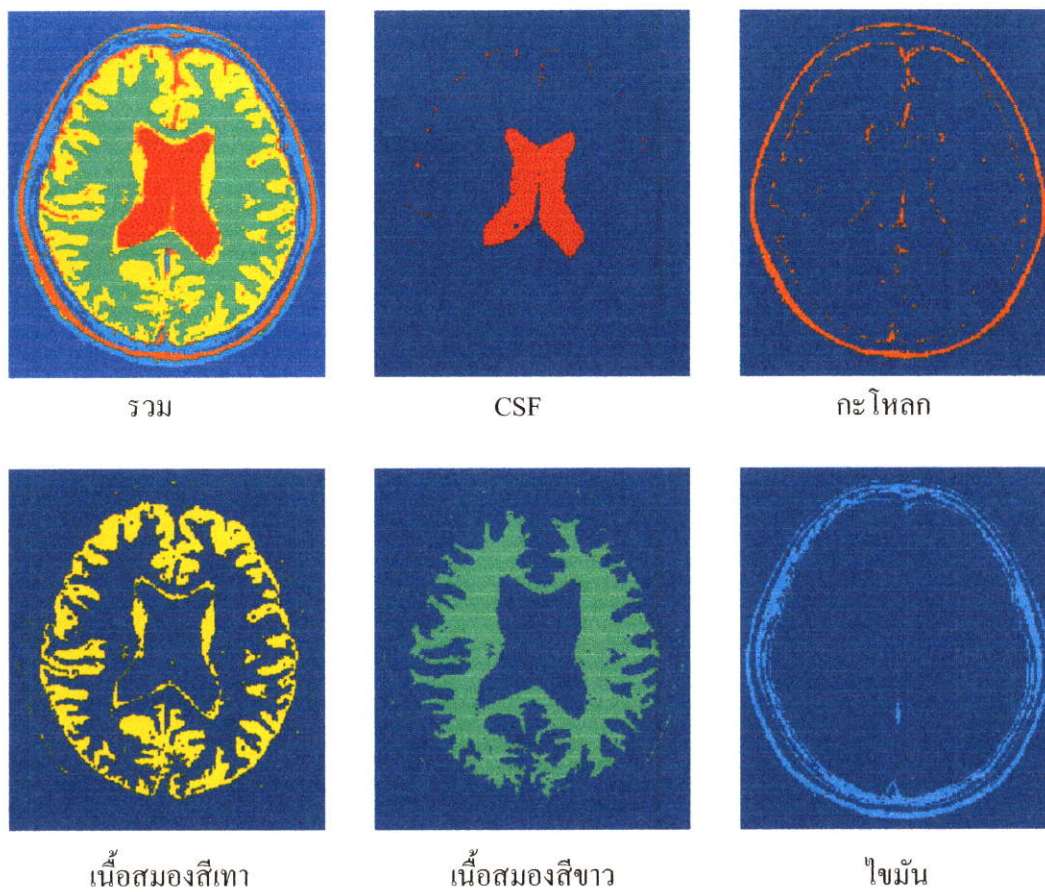
รูปที่ 5.10 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 20$ และค่า $\beta = 0.7$

สีน้ำตาลคือเนื้อสมองสีเทา สีแดงคือกะโหลก สีเขียวคือไขมัน สีม่วงคือเนื้อสมองสีขาว
สีน้ำเงินคือเนื้อสมองสีเทา สีเหลืองคือเนื้อสมองสีขาว สีฟ้าคือ CSF



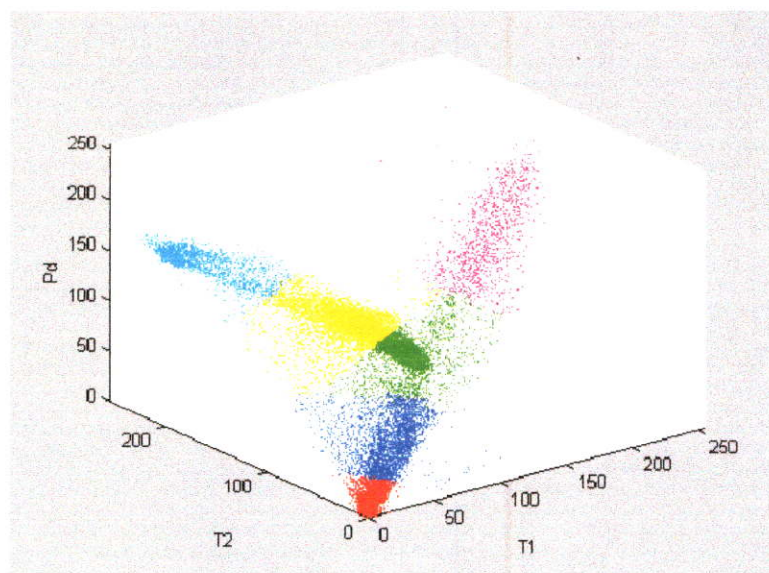
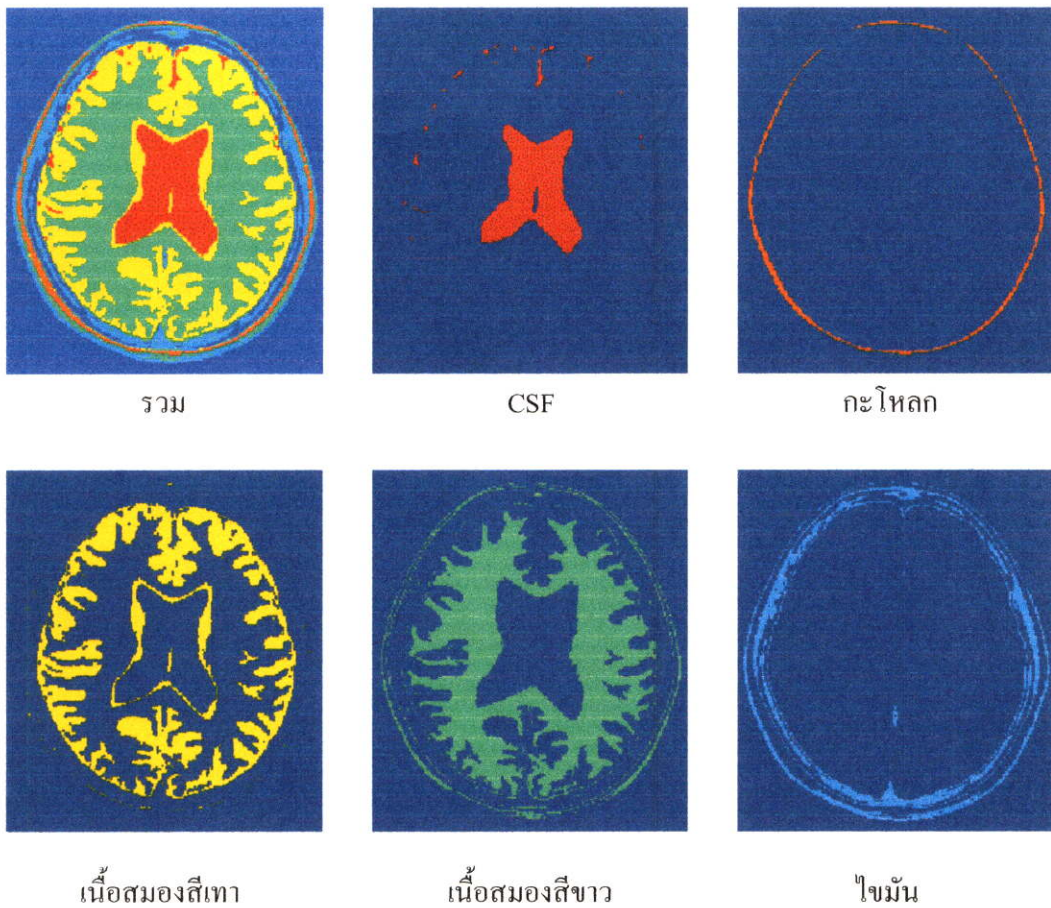
รูปที่ 5.11 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 20$ และค่า $\beta = 0.8$

สีน้ำตาลคือเนื้อสมองสีเทา สีเหลืองคือเนื้อสมองสีขาว สีฟ้าคือไขมัน
 สีน้ำเงินคือเนื้อสมองสีขาว สีแดงคือกะโหลก สีเขียวคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF

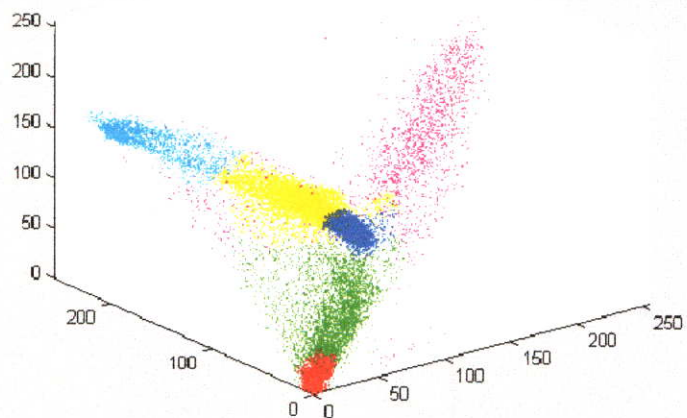
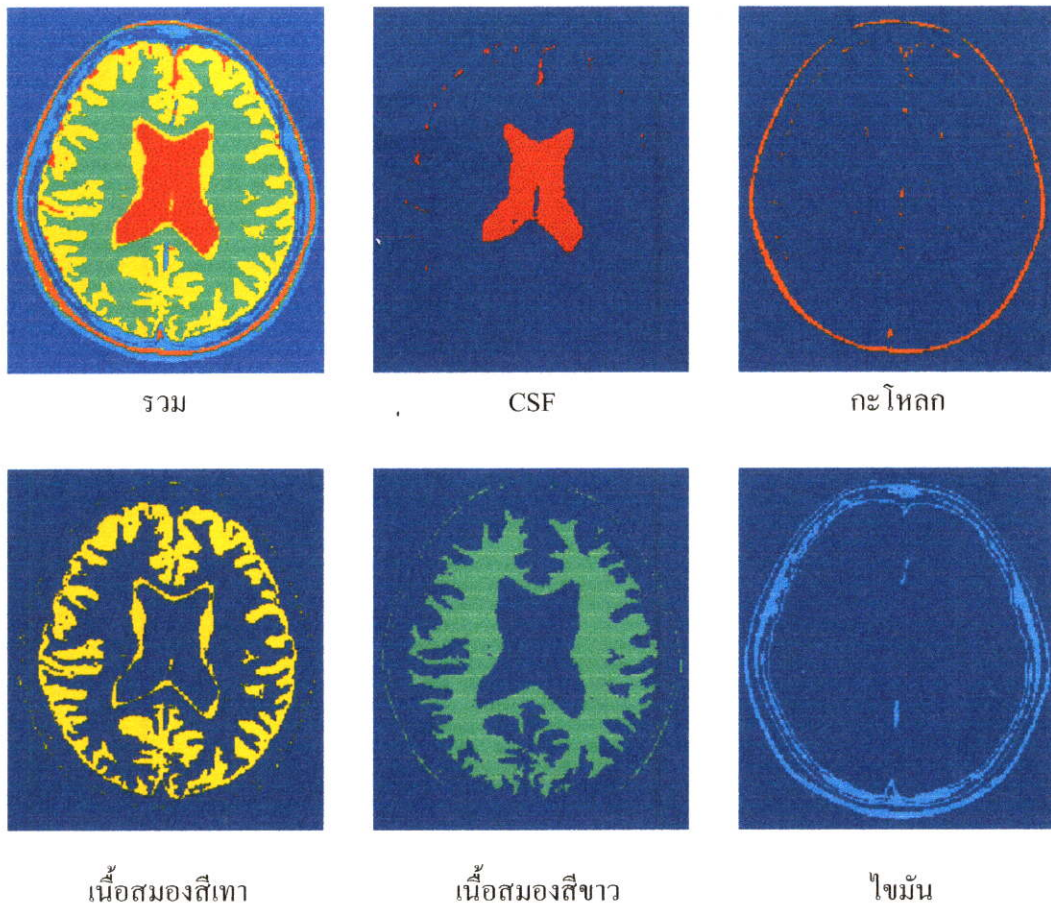


รูปที่ 5.12 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 20$ และค่า $\beta = 0.9$

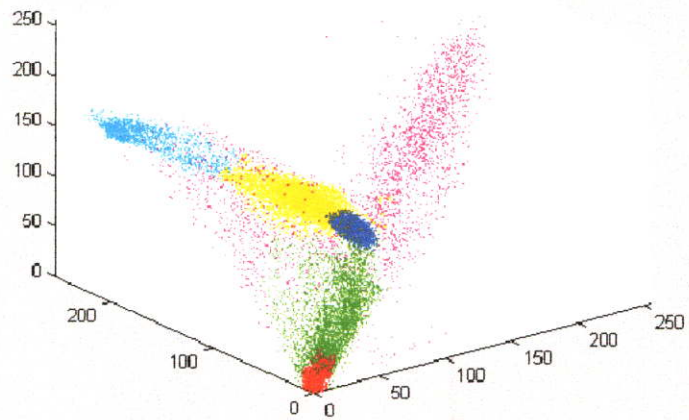
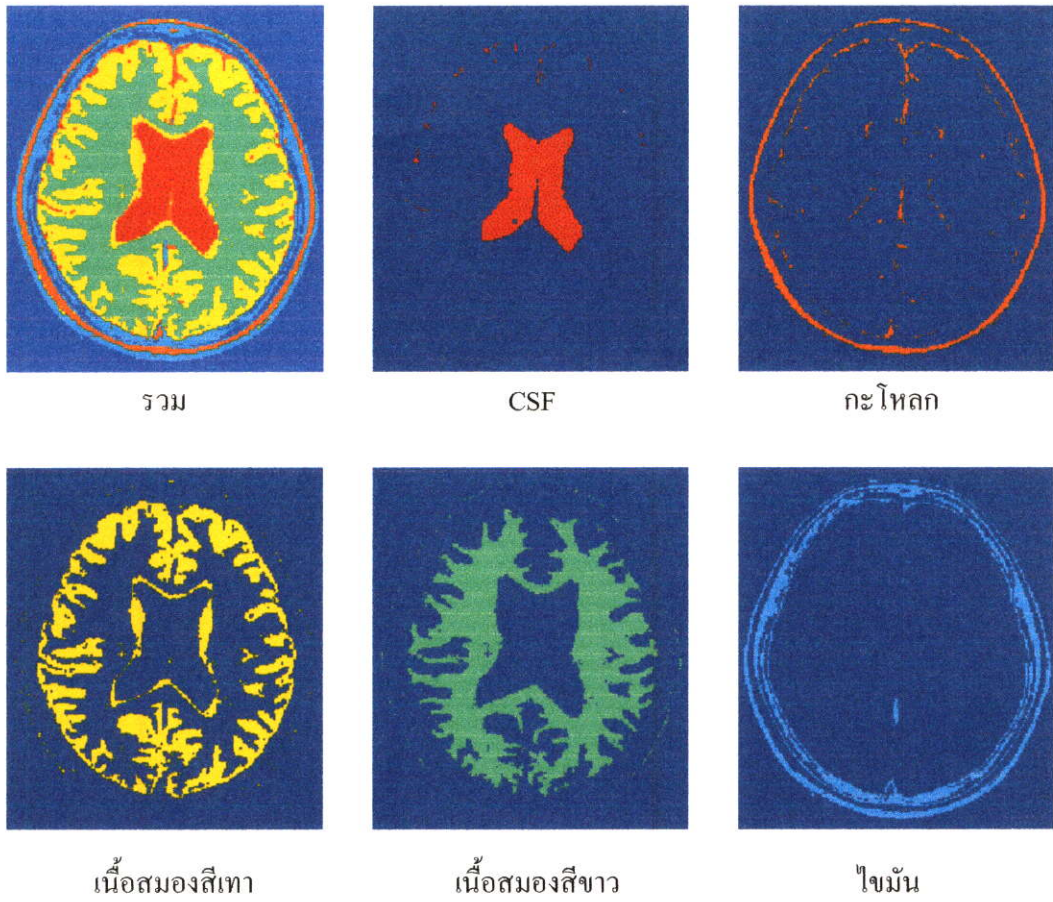
สีโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีเขียวคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
 สีน้ำเงินคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF



รูปที่ 5.13 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 30$ และค่า $\beta = 0$
 ฮิสโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีน้ำเงินคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
 สีเขียวคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF

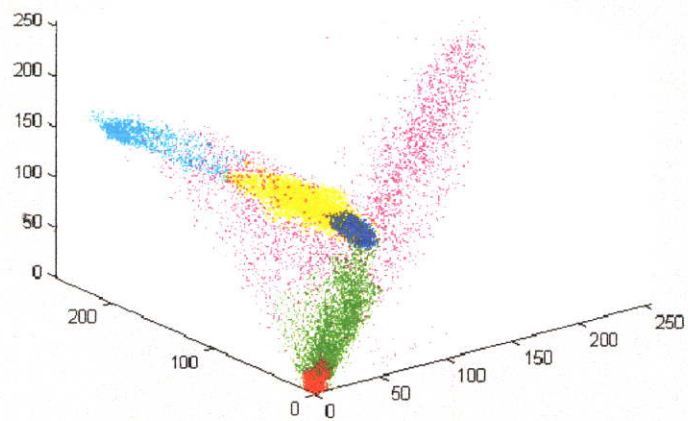
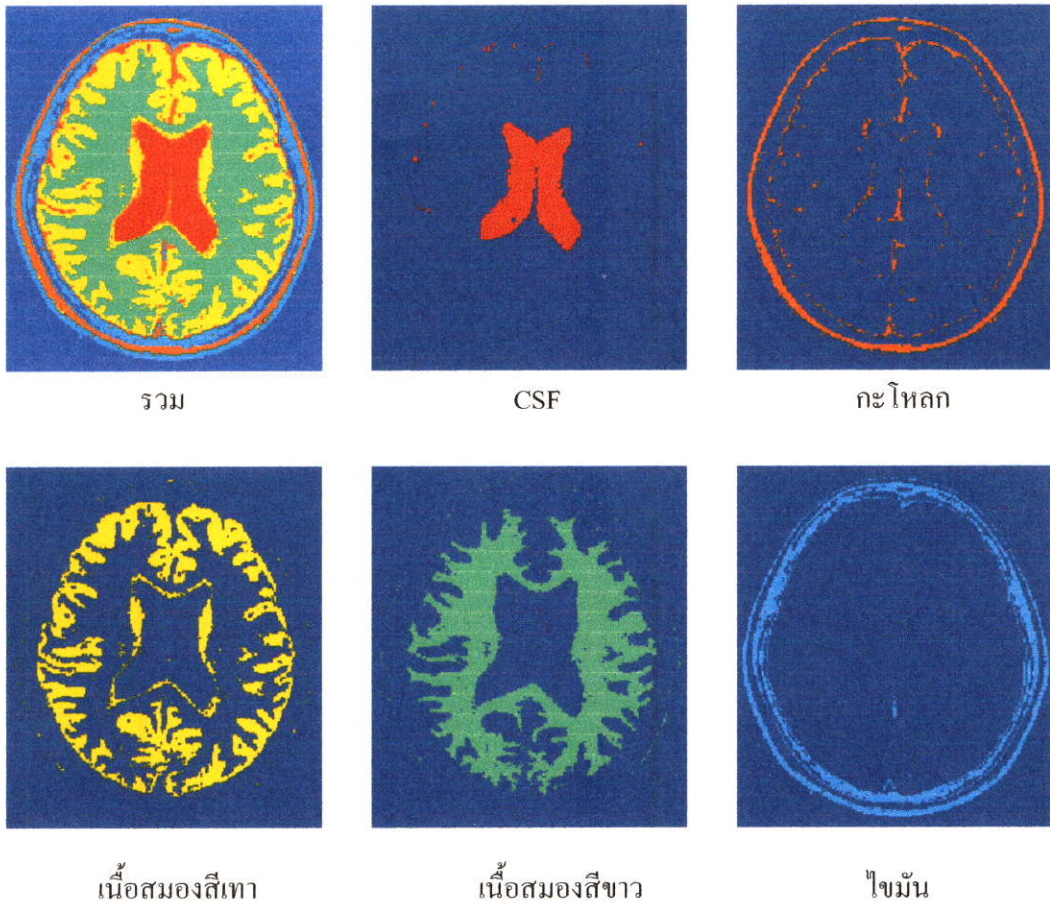


รูปที่ 5.14 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 30$ และค่า $\beta = 0.7$
 สีโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีเขียวคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
 สีนํ้าเงินคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF



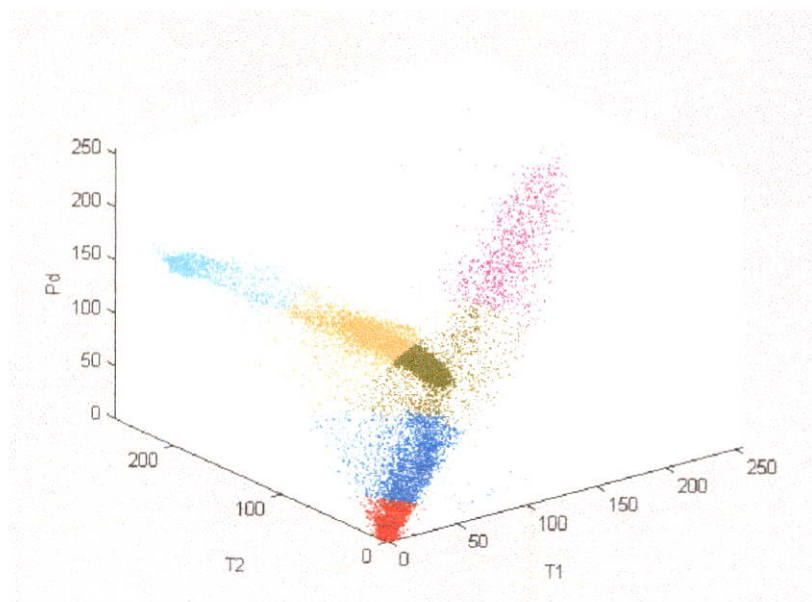
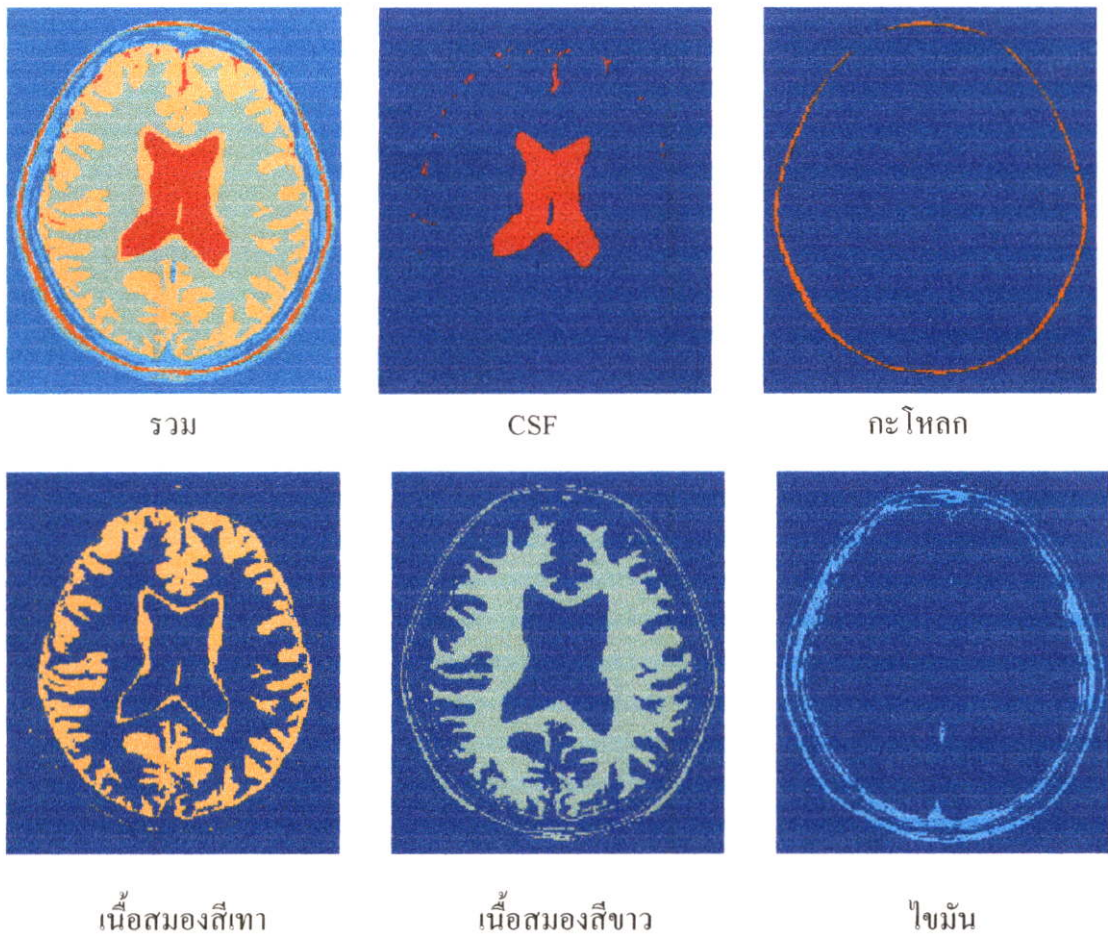
รูปที่ 5.15 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 30$ และค่า $\beta = 0.8$

สีโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีเขียวคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
สีน้ำเงินคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF

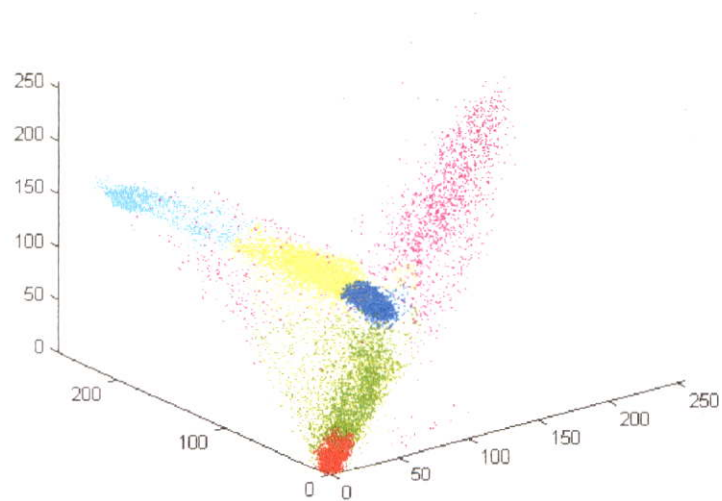
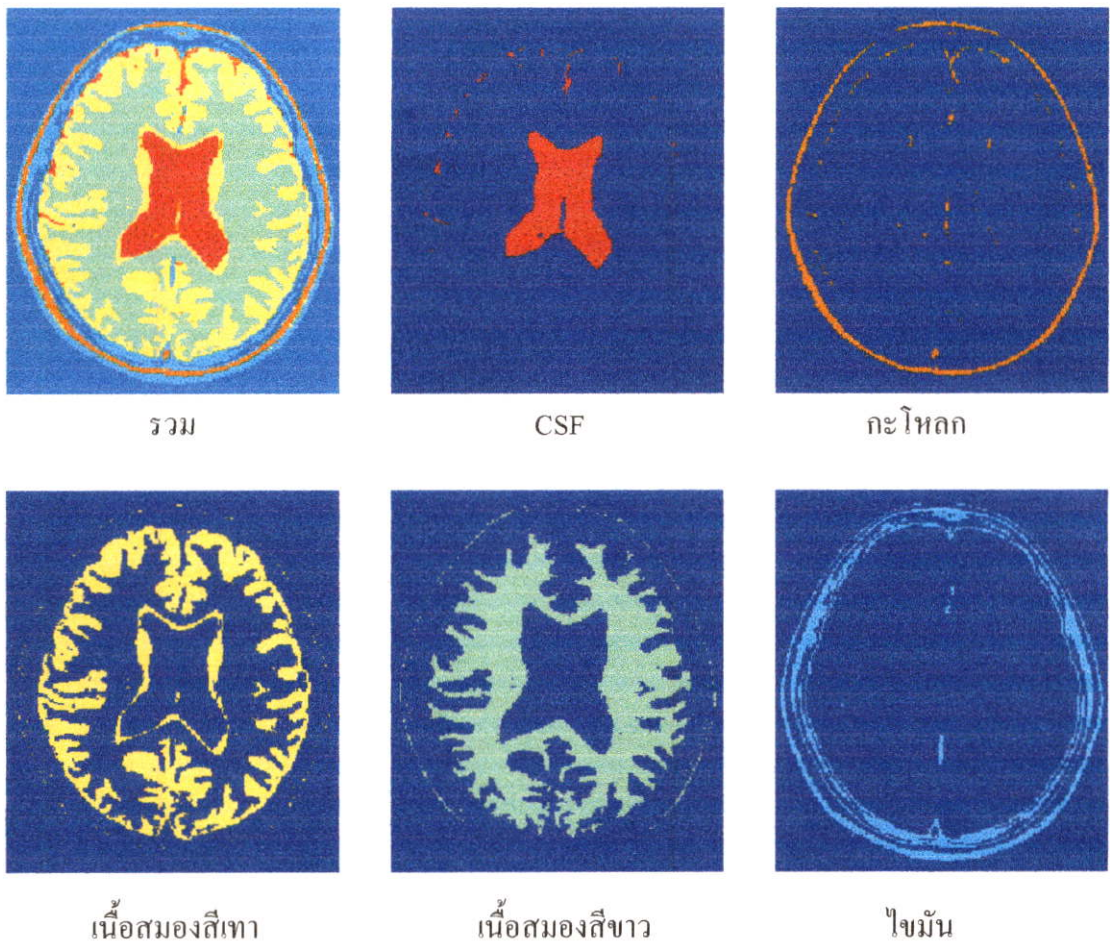


รูปที่ 5.16 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 30$ และค่า $\beta = 0.9$

สีโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีเขียวคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
 สีน้ำเงินคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF

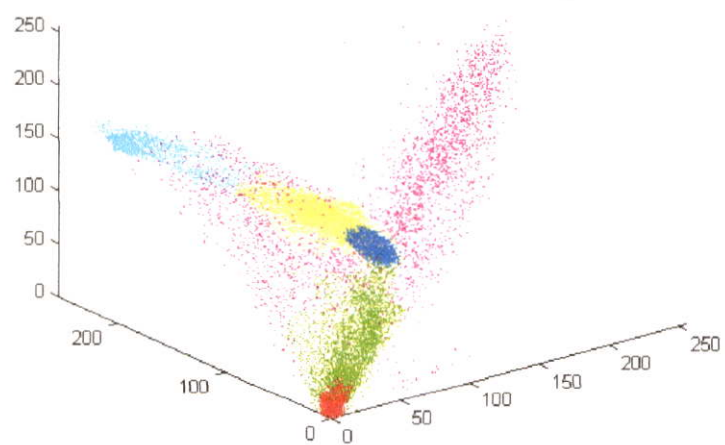
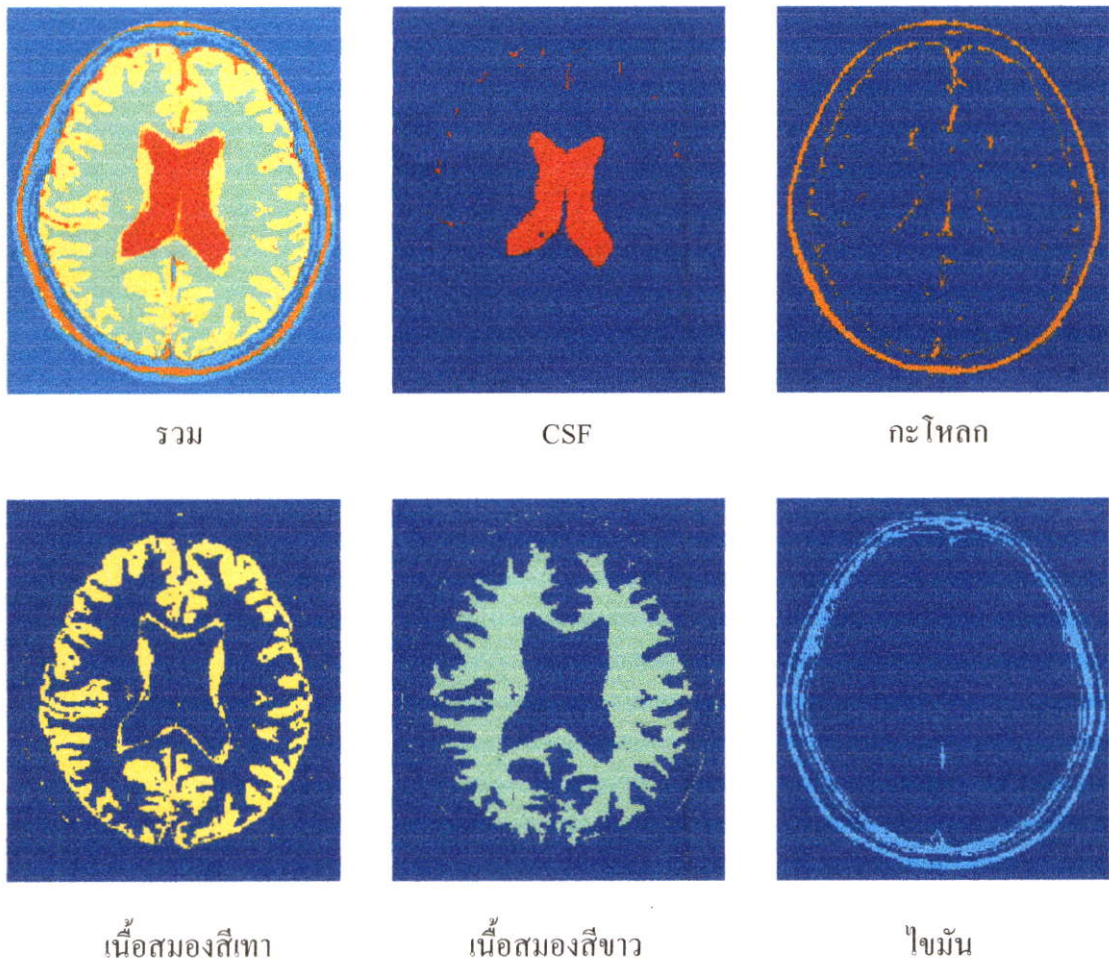


รูปที่ 5.17 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 40$ และค่า $\beta = 0$
 ฮิสโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีน้ำเงินคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
 สีเขียวคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF



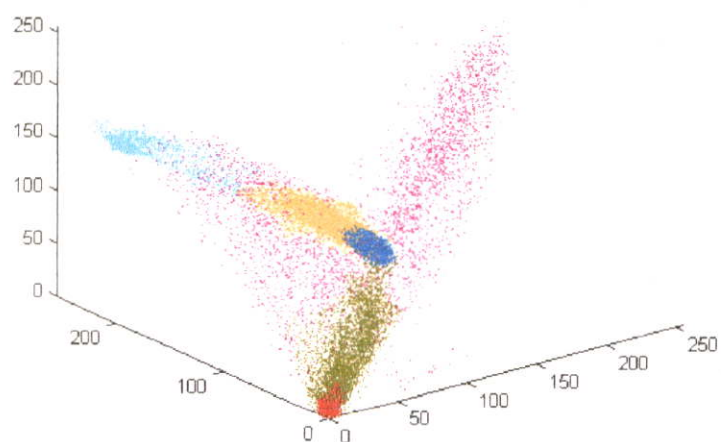
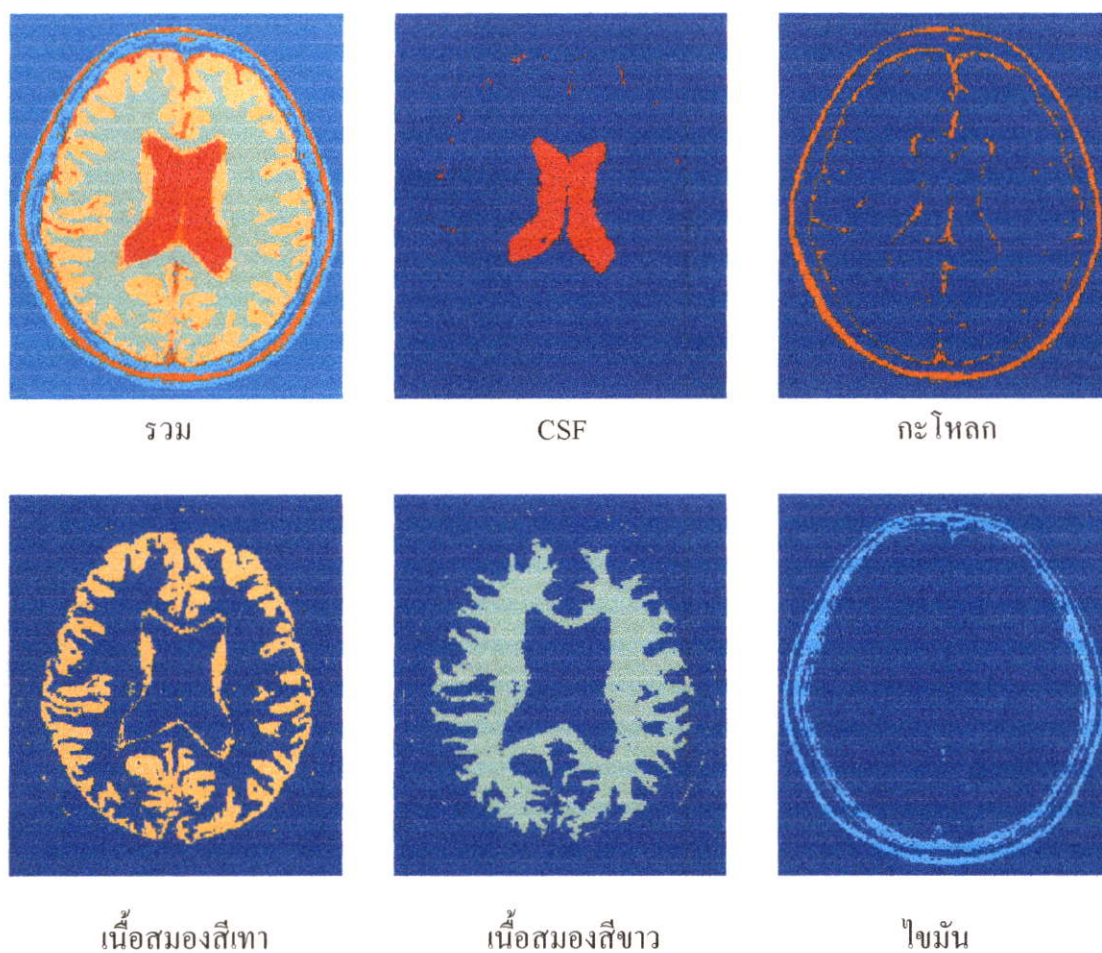
รูปที่ 5.18 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 40$ และค่า $\beta = 0.7$

ฮิสโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีเขียวคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
สีน้ำเงินคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF



รูปที่ 5.19 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 40$ และค่า $\beta = 0.8$

ฮิสโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีเขียวคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
 สีน้ำเงินคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF



รูปที่ 5.20 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วย KAD-FCM โดยใช้ค่า $K = 40$ และค่า $\beta = 0.9$
 สีดำคืออากาศ สีแดงคือกะโหลก สีเขียวคือไขมัน สีฟ้าคือเนื้อสมองสีขาว
 สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF

จากกราฟในรูปที่ 5.5 ถึง 5.8 จะเห็นว่าที่ค่า K คงที่ค่าหนึ่ง เมื่อเปลี่ยนค่า β จากน้อยไปหามาก จะทำให้ค่าความผิดพลาดแบบข้อมูลที่หายไปนั้นลดลง ในขณะที่ความผิดพลาดแบบข้อมูลที่เกินมาก็จะค่อยๆเพิ่มขึ้น เมื่อรวมความผิดพลาดทั้งสองแบบเข้าด้วยกันแล้ว จะสามารถบอกได้ว่าค่า β ค่าใดที่จะให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดสำหรับค่า K นั้นๆ

เมื่อเปรียบเทียบกับค่า K อื่นๆแล้ว จะพบว่าผลที่ได้มีลักษณะทำนองเดียวกัน แต่ค่า β ที่เหมาะสมจะเปลี่ยนไป ในทางปฏิบัติควรจะมีการปรับเปลี่ยนค่า β จะดีกว่าการปรับเปลี่ยนค่า K ทั้งนี้ก็เนื่องจากการปรับเปลี่ยนค่า K แต่ละครั้งนั้นจะใช้เวลาในการคำนวณนานมาก

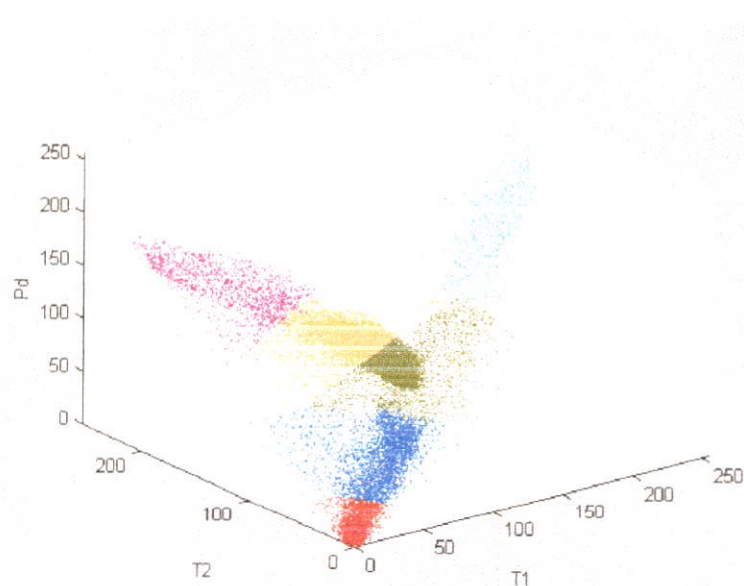
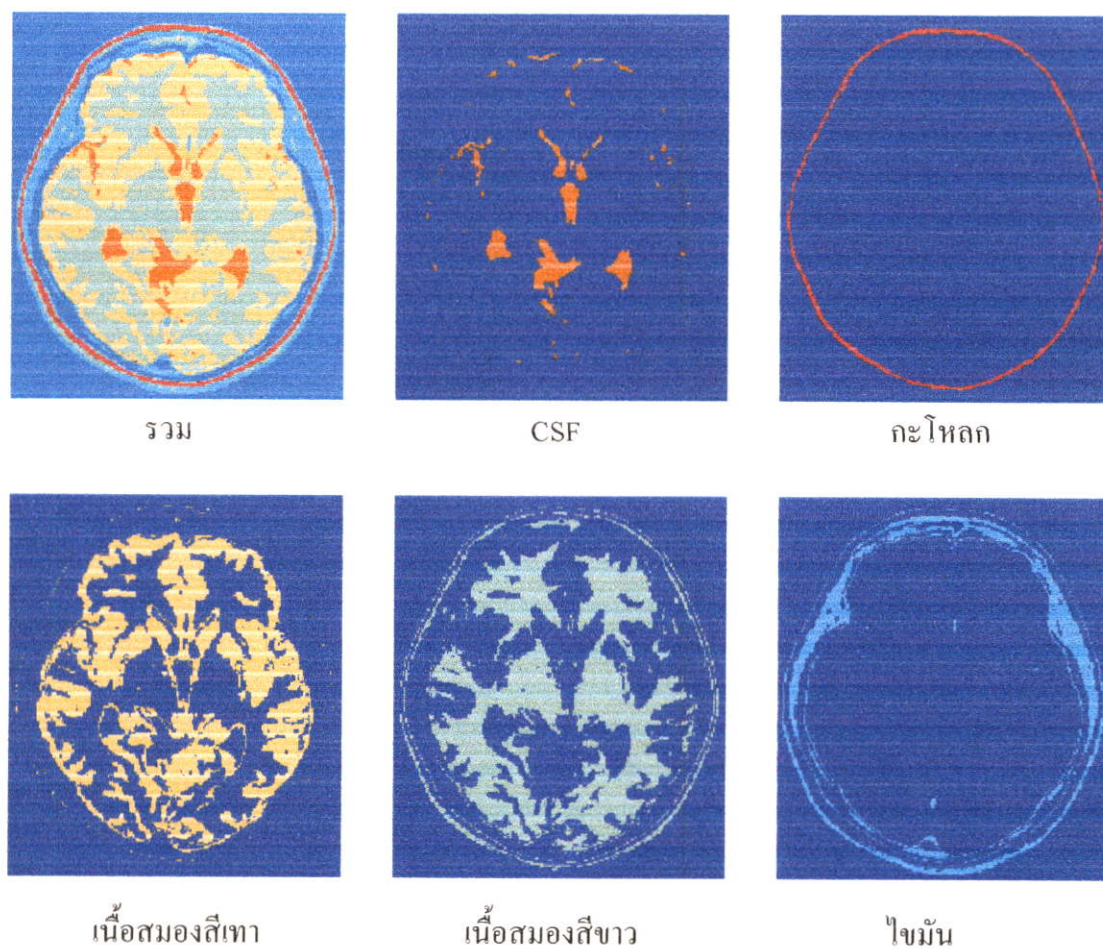
และจากตารางเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดจากการทดลองดังตารางที่ 5.1 นี้ จะเห็นได้ว่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่น้อยที่สุดคือ 9.83 % ที่ค่า $K = 40$ และ $\beta = 0.75$ ส่วนวิธีแบ่งกลุ่มแบบ FCM มีความผิดพลาดถึง 31.88% ซึ่งประมาณได้ถึง 3 เท่าของวิธีแบ่งกลุ่มแบบ KAD-FCM

ในรูปที่ 5.9 ถึง 5.20 เป็นผลจากการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพสไลซ์ที่ 15 ด้วยวิธี KAD-FCM นี้ โดยจะมีการเปลี่ยนค่า K และค่า β เป็นค่าต่างๆ ซึ่งจะเห็นได้ว่าเมื่อค่า $\beta = 0$ ดังผลในรูปที่ 5.9, 5.13 และ 5.17 ผลที่ได้จาก KAD-FCM จะเหมือนกับ FCM ทุกประการ ส่วนในรูปอื่นๆ เมื่อมีการกำหนดค่า K ให้คงที่ค่าหนึ่ง แล้วเพิ่มค่า β จะทำให้อิทธิพลของการกระจายมีมากขึ้น

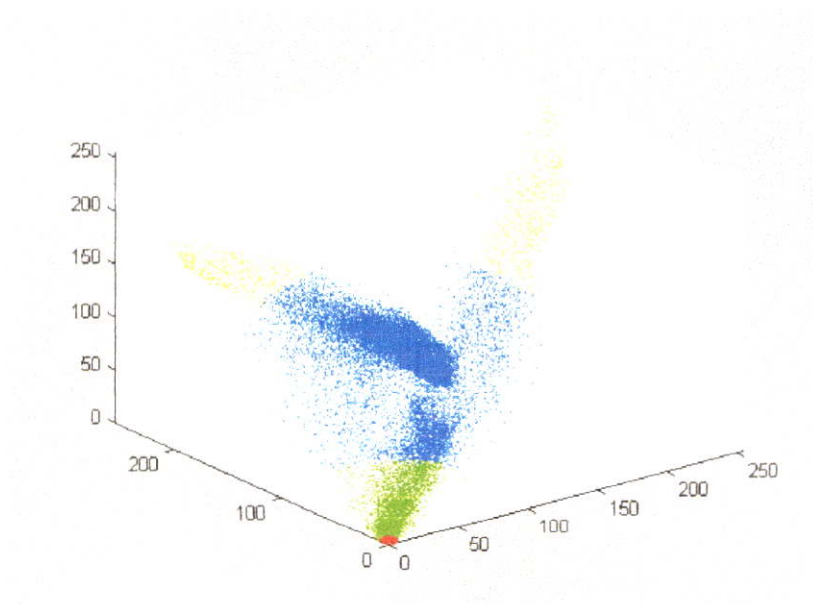
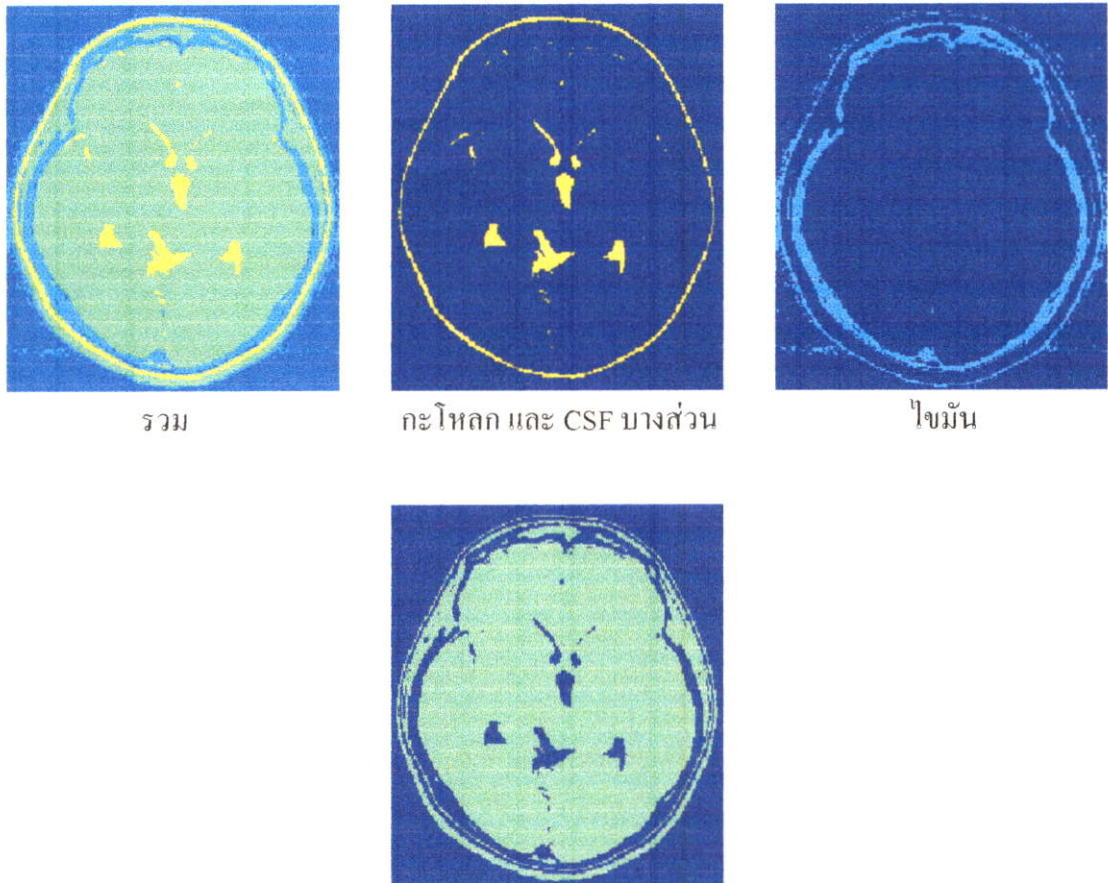
ซึ่งถ้ามากเกินไปจะไม่เป็นผลดีต่อการแบ่งข้อมูลบางแบบ เช่น ข้อมูล MRI เหล่านี้ดังรูปที่ 5.12, 5.16 และ 5.20 จะเห็นว่าเมื่อการกระจายของข้อมูลมีอิทธิพลมากๆ ทำให้ข้อมูลที่เป็น CSF, เนื้อสมองสีเทา และไขมันบางส่วนถูกดึงเข้ามาเป็นกลุ่มเดียวกันกับกะโหลก และในทำนองเดียวกันเมื่อให้ค่า β คงที่ค่าหนึ่งแล้วเพิ่มค่า K จะทำให้ข้อมูลในด้านของการกระจายเข้าใกล้กันมากยิ่งขึ้น ส่งผลให้ CSF, เนื้อสมองสีเทา และไขมันบางส่วนกลายมาเป็นสมาชิกกลุ่มเดียวกันกับกะโหลก ถ้าให้ K เท่ากับจำนวนข้อมูลทั้งหมดจะทำให้ลักษณะของข้อมูลทางด้านของการกระจายเข้าใกล้กันจนเป็นจุดเดียวกัน

5.5 ทดลองเปรียบเทียบผลการแบ่งกลุ่มข้อมูล MRI โดยใช้ FCM, FMLE และ KAD-FCM

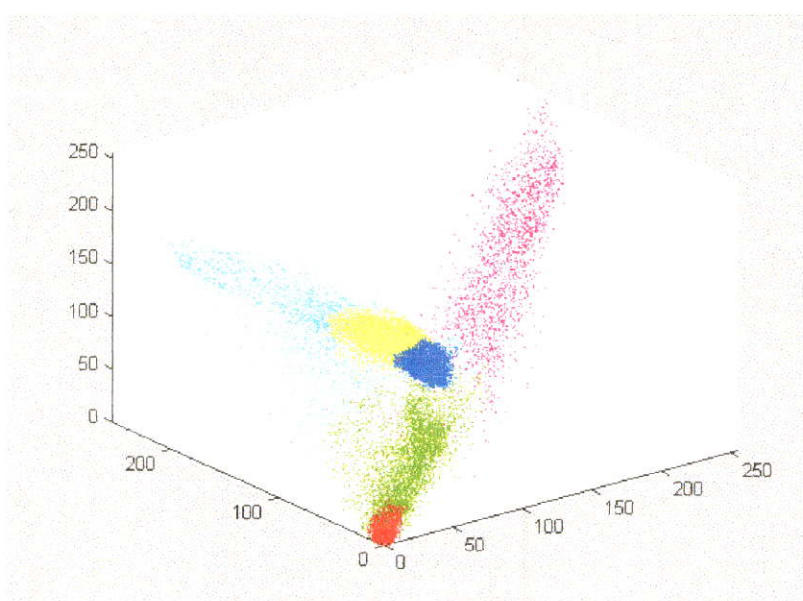
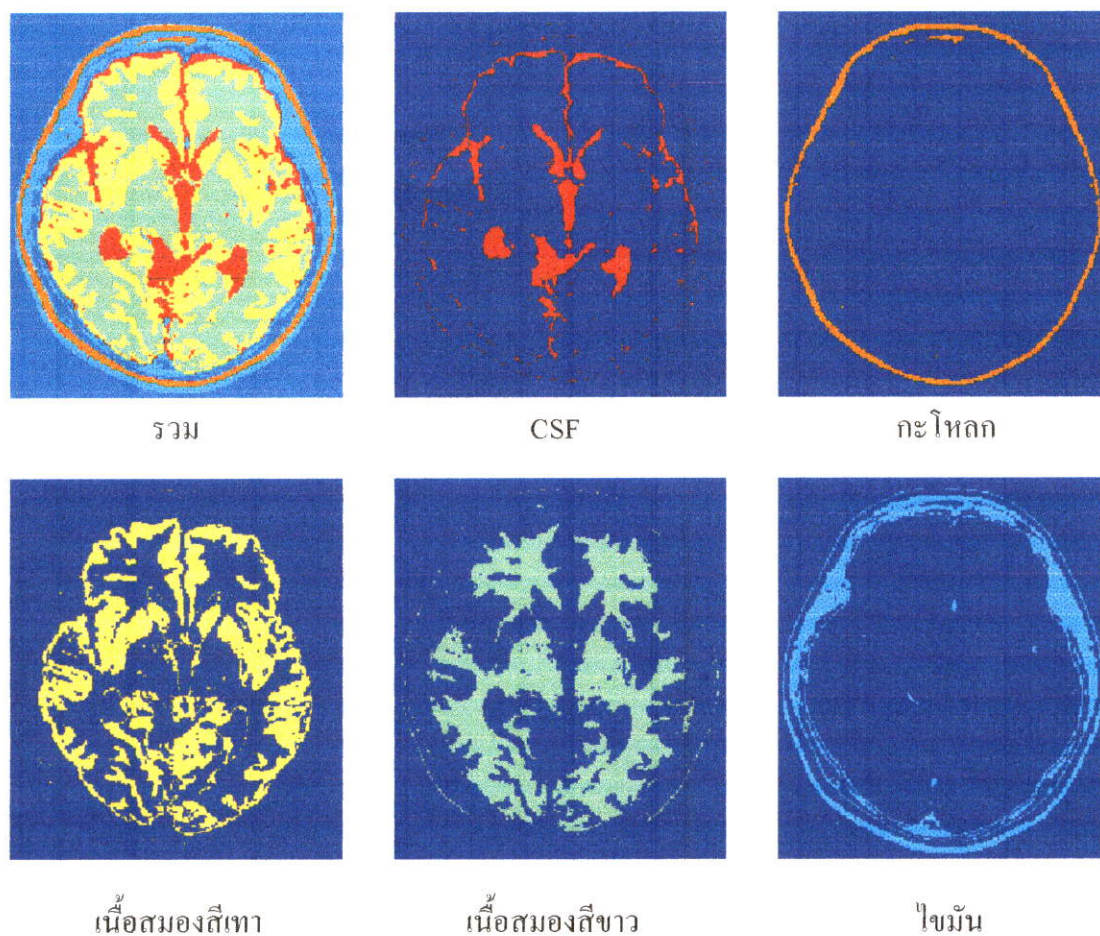
การทดลองนี้จะเป็นการเปรียบเทียบผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูล MRI เป็น 5 กลุ่มจากทั้งสามวิธี โดยจะเปรียบเทียบแต่ละวิธีกับภาพสไลซ์ที่ 12, 14 และ 16 ซึ่งจะได้ผลออกมาดังรูปที่ 5.21 ถึง 5.29



รูปที่ 5.21 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 12 ด้วย FCM จากฮิสโตแกรม
 ฮิสโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีน้ำเงินคือไขมัน สีม่วงคือ CSF
 สีเขียวคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือกะโหลก

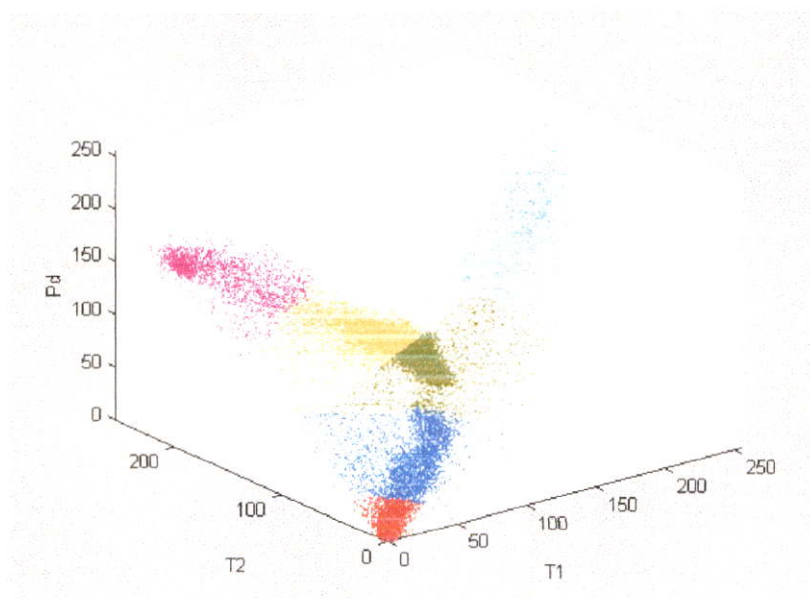
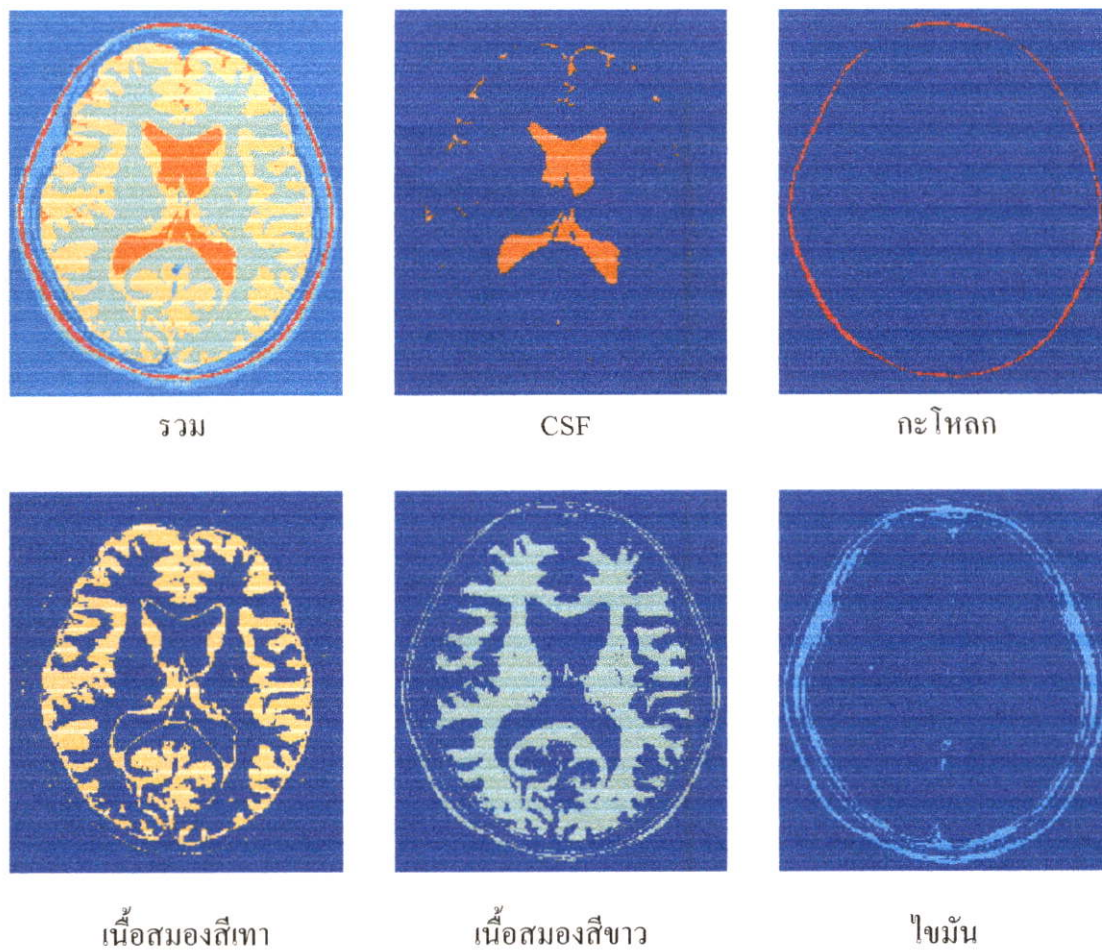


รูปที่ 5.22 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 12 ด้วย FMLE จากฮิสโตแกรมไม่สามารถแบ่งกลุ่มได้



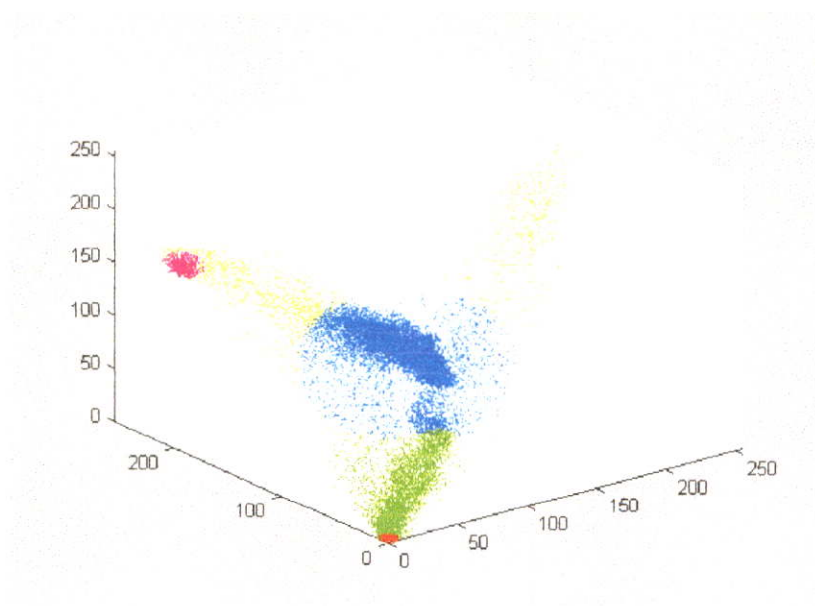
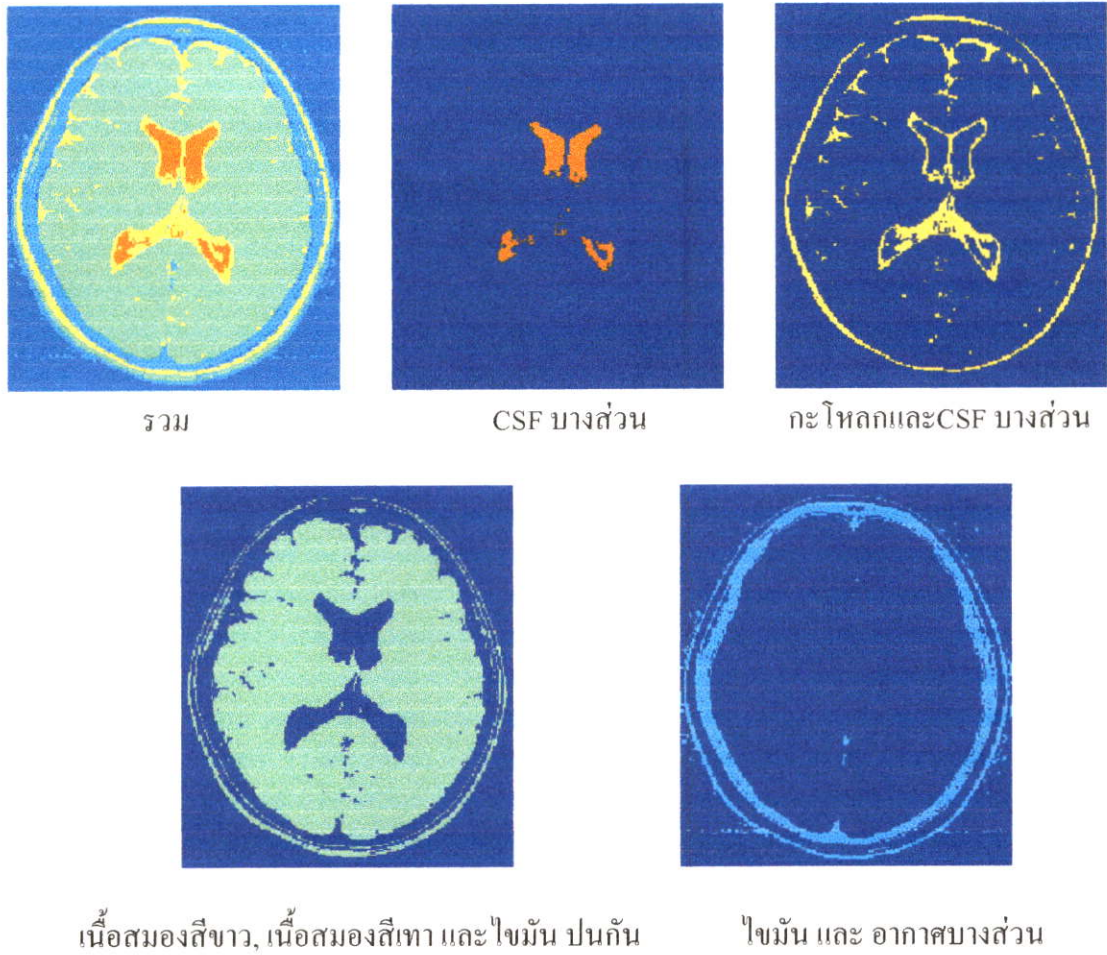
รูปที่ 5.23 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 12 ด้วย KAD-FCM ($K = 30$, $\beta = 0.7$)

สีโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีเขียวคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
สีน้ำเงินคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF

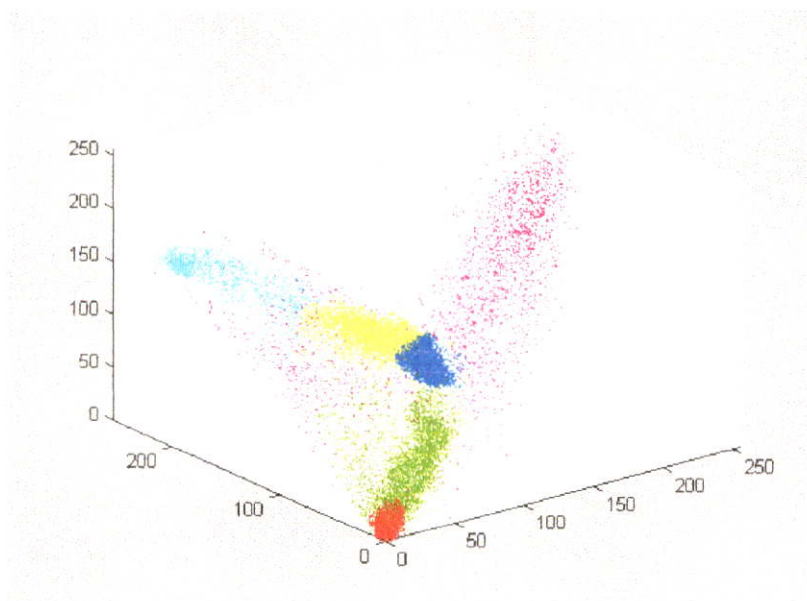
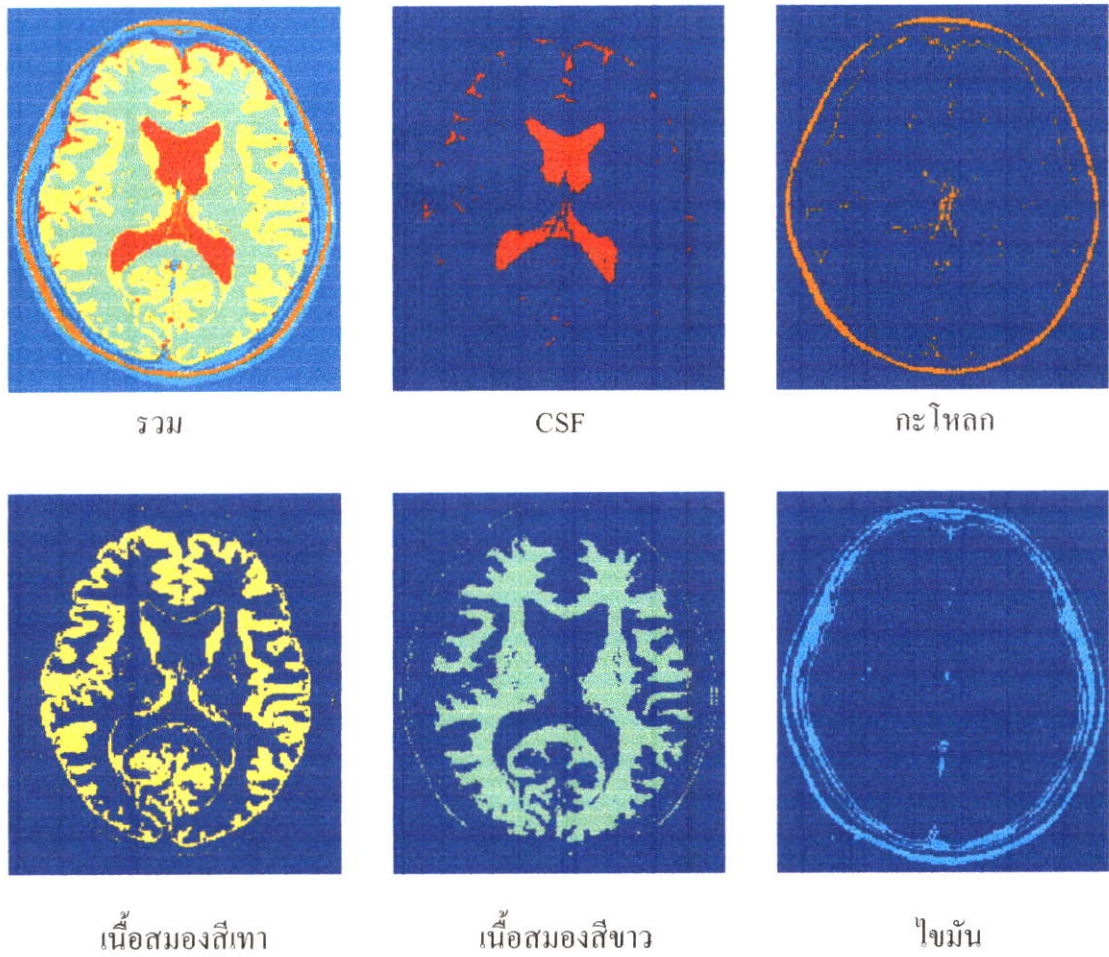


รูปที่ 5.24 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 14 ด้วย FCM

สีโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีน้ำเงินคือไขมัน สีม่วงคือ CSF
 สีเขียวคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือกะโหลก

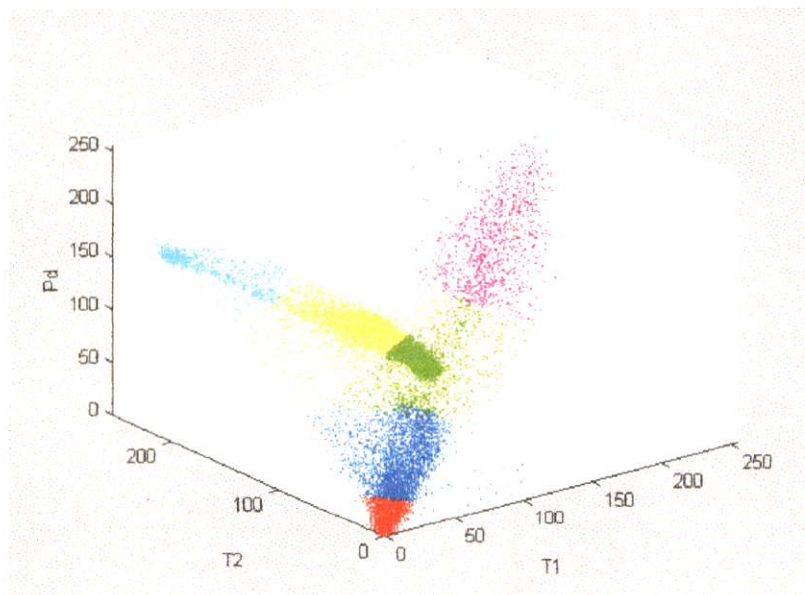
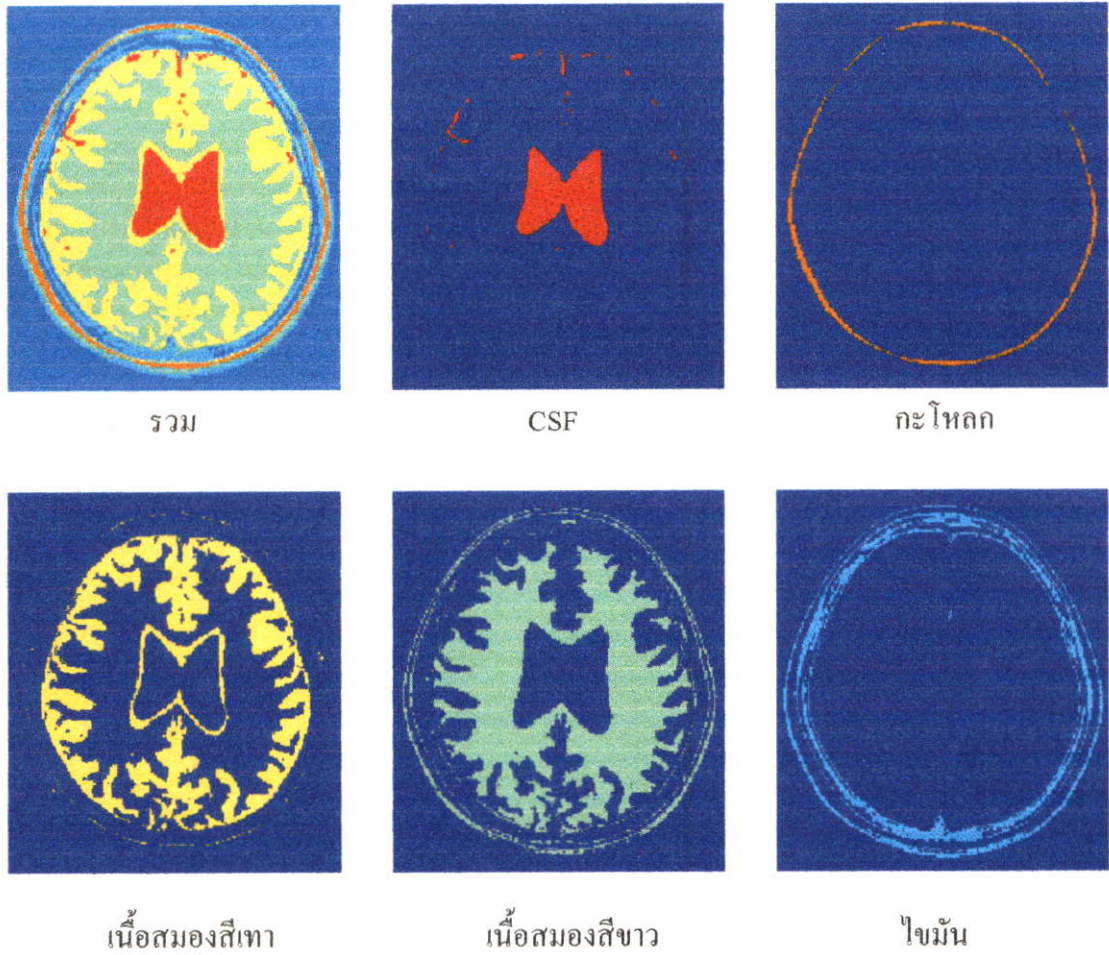


รูปที่ 5.25 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 14 ด้วย FMLE จากฮิสโตแกรมไม่สามารถแบ่งกลุ่มได้



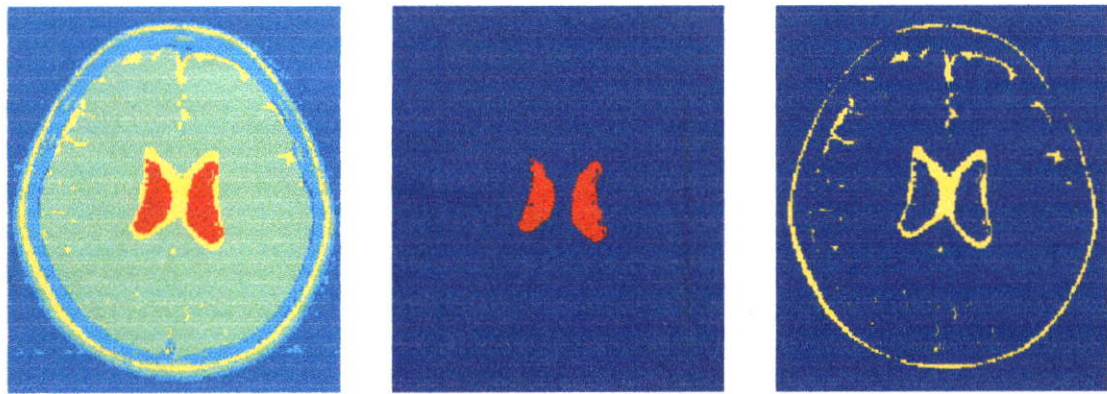
รูปที่ 5.26 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 14 ด้วย KAD-FCM ($K = 30$, $\beta = 0.6$)

สีโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีเขียวคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
 สีน้ำเงินคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF



รูปที่ 5.27 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 16 ด้วย FCM

สีโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีน้ำเงินคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
 สีเขียวคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF



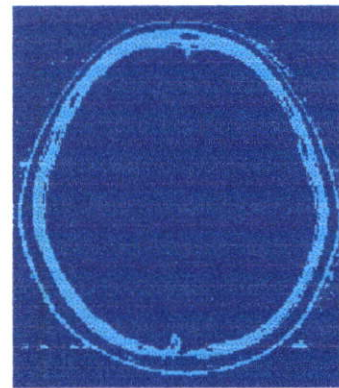
รวม

CSF

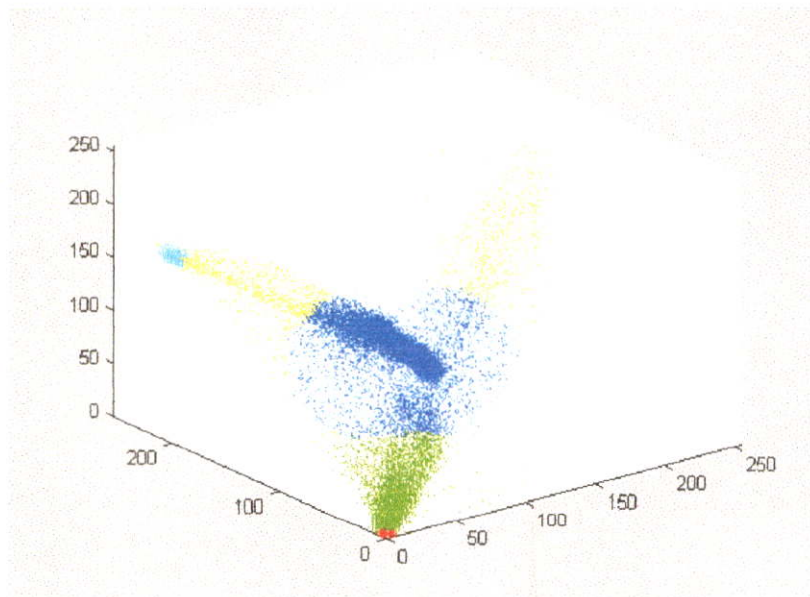
กะโหลก และ CSF



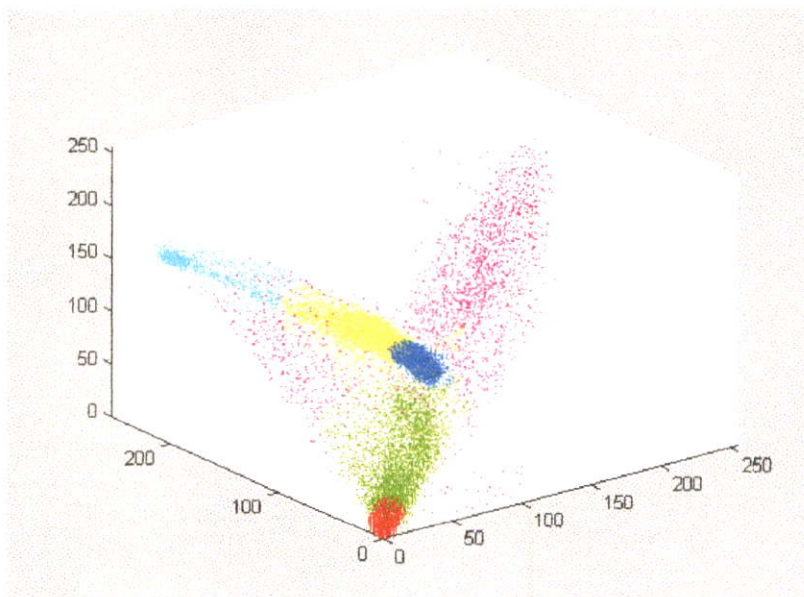
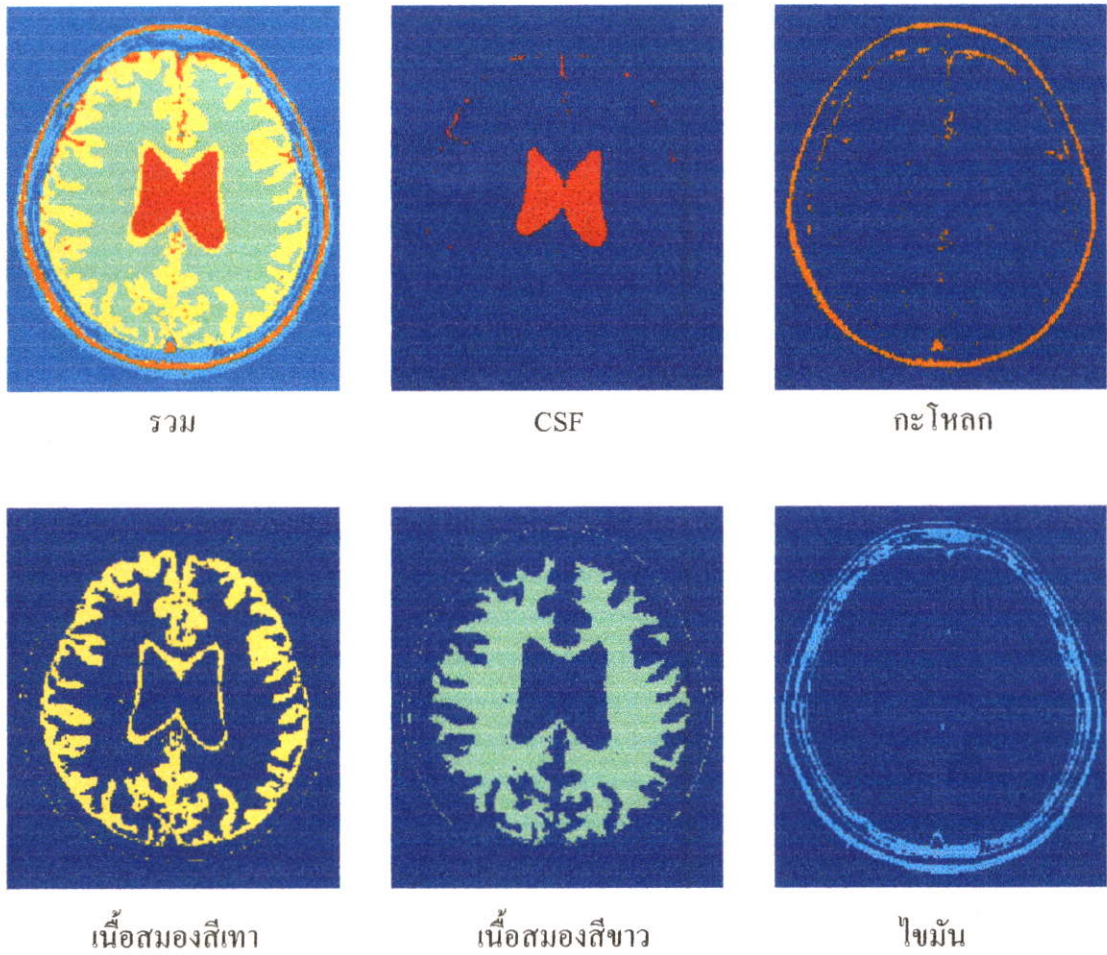
เนื้อสมองสีขาว เนื้อสมองสีเทา และ ไขมัน ปนกัน



ไขมัน และ อากาศ



รูปที่ 5.28 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 16 ด้วย FMLE จากฮิสโตแกรมไม่สามารถแบ่งกลุ่มได้



รูปที่ 5.29 ผลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูลสไลซ์ที่ 16 ด้วย KAD-FCM ($K=30$, $\beta = 0.6$)

ฮิสโตแกรมสามมิติ สีแดงคืออากาศ สีเขียวคือไขมัน สีม่วงคือกะโหลก
 สีน้ำเงินคือเนื้อสมองสีขาว สีเหลืองคือเนื้อสมองสีเทา สีฟ้าคือ CSF

จากรูปที่ 5.21 ถึง 5.23 เป็นผลของภาพสไลซ์ที่ 12 ที่ได้จากวิธีการแบ่งกลุ่มทั้งสามแบบคือ FCM, FMLE และ KAD-FCM ตามลำดับ ซึ่งจะเห็นได้ว่ารูปที่ 5.23 ตามวิธี KAD-FCM นั้นสามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลได้ดีกว่าวิธีอื่น ในทำนองเดียวกันรูปที่ 5.24 ถึง 5.26 และรูปที่ 5.27 ถึง 5.29 ซึ่งเป็นผลของภาพสไลซ์ที่ 14 และ 16 นั้นก็มีรูปที่ 5.26 และ 5.29 เป็นภาพที่แบ่งกลุ่มข้อมูลได้ดีกว่าวิธีอื่นเช่นกัน

ดังนั้นจะเห็นได้ว่าการแบ่งกลุ่มข้อมูล MRI ด้วยวิธี KAD-FCM จะช่วยลดปัญหาด้านการกระจายที่ต่างกันแต่อยู่กลุ่มเดียวกันได้ และภาพที่ออกมาก็มีการปลอมปนน้อยกว่ากลุ่มข้อมูลที่ได้จากวิธี FCM เช่นภาพเนื้อสมองสีขาว ส่วนวิธี FMLE นั้นไม่สามารถใช้แบ่งกลุ่มข้อมูล MRI ได้

สรุปผลการทดลองและแนวทางการพัฒนา

6.1 สรุปผลการทดลอง

จากการศึกษาลักษณะของข้อมูล MRI สมองพบว่า โดยทั่วไปข้อมูลประเภท MRI นั้นจะมีข้อมูลอยู่ 3 ชุดคือ T1, T2 และ Pd ซึ่งแต่ละชุดจะบอกลักษณะความสัมพันธ์ของความเข้มแสงของแต่ละเนื้อเยื่อที่ปรากฏบนภาพแตกต่างกันไป และเมื่อนำภาพ MRI สมองมาทำฮิสโตแกรมสามมิติ แล้วลองแบ่งกลุ่มข้อมูล พบว่าข้อมูลบางกลุ่มมีการกระจายของข้อมูลแตกต่างกันมาก เช่น กลุ่มของเนื้อสมองสีขาวเป็นกลุ่มที่ข้อมูลจับตัวกันอย่างหนาแน่น ส่วนกลุ่มข้อมูลที่เป็นกะโหลกจะมีการกระจายตัวของข้อมูลอย่างเบาบาง และการที่ข้อมูลมีการกระจายที่ต่างกันนี้เอง จึงทำให้ Fuzzy C-Mean (FCM) ไม่สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลได้ดี เนื่องจากการพิจารณาความแตกต่างของค่าความเข้มแสงในอัลกอริทึมของ FCM ไม่เหมาะที่จะทำการแบ่งกลุ่มข้อมูลในลักษณะนี้ ดังนั้นจึงได้มีการพัฒนาอัลกอริทึมที่เรียกว่า K-nearest Average Distance Fuzzy C-Mean (KAD-FCM) ขึ้น โดยการทำงานของอัลกอริทึมนี้จะเป็นในลักษณะเดียวกับ FCM แต่จะมีการพิจารณาการกระจายของข้อมูลด้วย และจากผลการทดลองพบว่า การแบ่งกลุ่มแบบ KAD-FCM สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลได้ ตามลักษณะของความเข้มแสงและการกระจายของข้อมูลได้ดี แต่ผลที่ได้จะเป็นอย่างไรนั้น ขึ้นอยู่กับ การเลือกใช้ค่า K และค่า β ตามความพอใจของผู้ใช้ ซึ่งค่า K จะขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูล โดยจะต้องเลือกค่า K ที่ทำให้ข้อมูลที่ควรจะอยู่ในกลุ่มเดียวกันมีค่าการกระจายเหมือนกัน หรือใกล้เคียงกัน แต่การเลือกค่า K ไม่ตรงกับค่าที่ดีที่สุดนั้นไม่ใช่ปัญหา เพราะจากการทดลองพบว่า การเปลี่ยนแปลงค่า K ทำให้ผลที่ได้ มีการเปลี่ยนแปลงน้อย และสามารถชดเชยได้จากการปรับค่า β ซึ่งเป็นตัวบอกความสำคัญของการพิจารณาการกระจายข้อมูล เนื่องจากการแบ่งข้อมูล MRI นั้นไม่มีผลที่ถูกต้องชัดเจน 100% ดังนั้นการเลือกค่า β จึงเป็นไปตามความพอใจกับผลที่ได้ของผู้ใช้เอง และเนื่องจากเป็นอัลกอริทึมนี้เป็นตัวช่วยในการแบ่งกลุ่มข้อมูลอย่างอัตโนมัติ จึงช่วยเพิ่มความเร็ว และลดความล่าในการทำงานของมนุษย์ลงได้

6.2 ปัญหาที่พบและแนวทางการแก้ปัญหา

ปัญหาที่พบก็คือ ภาพ MRI ที่จะใช้ในการทดลองได้นั้นข้อมูลใน T1, T2 และ Pd จะต้องอยู่ตำแหน่งเดียวกันพอดี จึงจะใช้ได้ ซึ่งต้องใช้ความระมัดระวังในการสแกนมาก ดังนั้นถ้ามีอัลกอริทึมที่ทำให้ข้อมูลใน T1, T2 และ Pd มาตรงกันได้ก็จะเป็นประโยชน์ต่อโปรแกรมแบ่งกลุ่มข้อมูลมากยิ่งขึ้นและผลที่ได้ก็就会有ความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

6.3 แนวทางการพัฒนา

เนื่องจากการทำการเตรียมข้อมูลของ KAD-FCM นั้น ต้องใช้เวลานาน ดังนั้นถ้ามีอัลกอริธึมที่มีความเร็วในการเตรียมข้อมูลด้านการกระจายมากกว่านี้ก็จะช่วยเพิ่มความเร็วของ KAD-FCM ได้มาก เช่น ใช้การหาขอบภาพเข้ามาช่วยเนื่องจากการกระจายของข้อมูลอย่างเบาบางมักจะอยู่บริเวณขอบภาพ

KAD-FCM มีหลักการพื้นฐานเดียวกับ FCM ดังนั้นวิธีที่ใช้ในการเพิ่มความเร็วให้กับ FCM เช่น การหาค่าจุดศูนย์กลางเริ่มต้นหรือการทำ AFCM ก็ใช้กับ KAD-FCM ได้เหมือนกัน

เอกสารอ้างอิง

- [1] Worathep Paiboonrattanakorn, Tanaporn Rattanametawee, Kittipol Chitsakul, Manas Sangworasil, "Speed-up Volume Rendering In Medical Image by using Distance Transform", First International Conference on Mechatronics-ICOM'01, Vol. 2, Kuala Lumpur, Malaysia, Feb 2001, pp. 468-475.
- [2] P. Ausavarungsakul, M. Sangwarasilp, Y. Kitjaidure and M. Matsuo. "Efficient Convergence of FCM and AFCM for MRI Brain Section Clustering.", 1999 IEEE international Symposium on Intelligence Signal Processing and Communication Systems, December 8-10, 1999, pp. 657-660.
- [3] Tippawan Wungsuk, Manida Kantook, Surapan Airphaiboon, and Manas Sangworasil, "The Fuzzy C-Means Medical Image Clustering Using Initial Cluster Center", First International Conference on Mechatronics-ICOM'01, Vol. 2, Kuala Lumpur, Malaysia, Feb 2001, pp. 571-578.
- [4] Ye Xiu Qing, Huang Zhen Hua and Xiao Qiang, "Histogram Based Fuzzy C-Mean Algorithm For Image Segmentation", Pattern Recognition, 1992. Vol.III. Conference C: Image, Speech and Signal Analysis, Proceedings., 11th IAPR International Conference on Published: 1992., pp.704-707.
- [5] I. GATH and A. B. GEVA, "Unsupervised Optimal Fuzzy Clustering", IEEE transactions on pattern analysis and Machine Intelligence., Vol. 11, No. 7, July 1989.
- [6] Nikhil R. Pal and James C. Bezdek, "On Cluster Validity for the Fuzzy c-Means Model", IEEE transactions on Fuzzy Systems, Vol. 3, No. 3, August 1995.
- [7] มานัส มงคลสุข. "พื้นฐานทางฟิสิกส์ของ CT และ MRI." กทม. ไท่พสาการพิมพ์, 2532, หน้า 1-26.
- [8] ไท่พูลย์ ทอองมาก และ สุจิตรา ทอองมาก. "หลักการพื้นฐานของ MRI." หน่วยโสดทัศนศึกษา คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสขลานครินทร์, 2535, หน้า 1-57 และหน้า 185-207
- [9] R. Crane. "A Simplified Approach To Image Processing : Classical And Modern Techniques In C." USA.; Prentice-Hall Inc. Upper Saddle River, NJ 07458, 1997, pp.46-47.
- [10] T. Leauhatong, P. Ausavarungsakul, K. Chitsakul, M. Sangwarasilp and S. Kondo., "Data Scattering Algorithm for Very Large Multivariable Data Visualization.", The 1998 IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems, Nov. 24-27, 1998, pp. 591-594.

- [11] ศิริชัย ปรีดโตทกพร. “การแยกกลุ่มข้อมูลภาพทางการแพทย์โดย Fuzzy C-Means และการพิจารณา Histogram ของภาพ.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2542.
- [12] สาริต อินทจักร์. “การหาขอบภาพโดยใช้แบบจำลองฟัซซี่และนิรอลเน็ตเวิร์ค.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2538.

ภาคผนวก

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

1. C. Tudtong., Y. Kitjaidure., and P. Suwanna., “K-nearest Average Distance FCM for MR Brain Image” 2001 International Symposium on communications and information technology ISCIT2001 , Chiang Mai , Thailand , Nov. 2001 , pp. 47-50
2. นนท บัณฑิตวงษ์ เชษฐ์ ทัดทอง และ มนัส สังวรศิลป์ “เทคนิคการสร้างภาพสามมิติทางการแพทย์ของอวัยวะภายในร่างกายจากข้อมูลที่มีความสว่างมากที่สุด” การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 24 สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง พ.ศ. 2544 หน้า 1,318-1,322.
3. C. Tudtong., Y. Kitjaidure., P. Suwanna., and S. Kondo., “Hand Printed Character Recognition Using Weightless Artificial Neural Network” Proc. First International Conference on Mechatronics – ICOM01 , Kuala Lumpur , Malaysia , Feb 2001 , pp.579-587.

ประวัติผู้เขียน

นายเชษฐ ทัตทอง เกิดเมื่อวันที่ 4 มีนาคม 2521 ที่จังหวัดราชบุรี สำเร็จการศึกษาปริญญา
วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และโทรคมนาคม จากมหาวิทยาลัย
เทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ปีการศึกษา 2542