

การแยกกลุ่มข้อมูลภาพทางการแพทย์ โดย FUZZY C-MEANS
และการพิจารณา HISTOGRAM ของภาพ

THE FUZZY C-MEANS MEDICAL IMAGE CLUSTERING
USING HISTOGRAM ANALYSIS



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

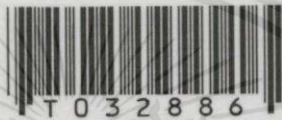
พ.ศ. 2542

ISBN 974-622-380-1

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การแยกกลุ่มข้อมูลภาพทางการแพทย์โดย Fuzzy C-Means
และการพิจารณา Histogram ของภาพ

THE FUZZY C-MEANS MEDICAL IMAGE CLUSTERING
USING HISTOGRAM ANALYSIS



ศิริชัย ปรีตโตทกพร
SIRICHAJ PARITTOTAKAPRON

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ 2542

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ISBN 974-622-380-1

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน..... 32886
วัน, เดือน, ปี..... 14 ส.ย. 2542

**THE FUZZY C-MEANS MEDICAL IMAGE CLUSTERING
USING HISTOGRAM ANALYSIS**



**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
1999

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ISBN 974-622-380-1



COPYRIGHT 1999

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างถึงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การแยกกลุ่มข้อมูลภาพทางการแพทย์โดย FUZZY C-MEANS และการ
พิจารณา HISTOGRAM ของภาพ

THE FUZZY C-MEANS MEDICAL IMAGE CLUSTERING USING
HISTOGRAM ANALYSIS

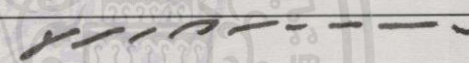

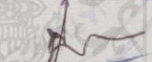
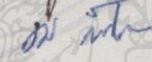
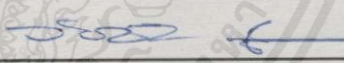
ชื่อนักศึกษา นายศิริชัย ปรีดโตทกพร

รหัสประจำตัว 39061002

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.มนัส สังวรศิลป์

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์	ลายมือชื่อ
รศ.ดร.มนัส สังวรศิลป์	
ผศ.ดร.สุรพันธ์ เอื้อไพบูลย์	
รศ.ดร.ฟูศักดิ์ ชิวสุวิทย์	
รศ.ดร.ชม กิมปาน	
รศ.ดร.วันชัย ธีรจุฑา	

วัน/เดือน/ปี ที่สอบ 18 มีนาคม 2542 เวลา 10.00 - 12.00 น.

สถานที่สอบ ห้องสอบวิทยานิพนธ์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ ตึก 12 ชั้น ชั้น 4 ห้อง (E12-404)

บัณฑิตวิทยาลัยรับรองแล้ว

(รศ.ดร.มนัส สังวรศิลป์)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่ 21 เดือน เมษายน พ.ศ. 2542

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การแยกกลุ่มข้อมูลภาพทางการแพทย์โดย Fuzzy C-Means และ
การพิจารณา Histogram ของภาพ

นักศึกษา

นายศิริชัย ปรีตโตทกพร

รหัสประจำตัว

39061002

ปริญญา

วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา

วิศวกรรมไฟฟ้า

พ.ศ.

2542

อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์

รศ.ดร. มนต์ สัจวารศิลป์

บทคัดย่อ

การแยกแยะกลุ่มข้อมูลภาพ Magnetic Resonance Imaging (MRI) จะมีความซับซ้อนกว่าในกรณีของภาพ Computed Topography (CT) เนื่องจากในการแยกแยะกลุ่มข้อมูลภาพ MRI จะใช้ภาพถึงสามชุดได้แก่ T1weight (T1), T2weight (T2) และ Proton Density (PD) ในแต่ละชั้น แต่ภาพที่ได้รับการแยกแยะออกมานั้นจะให้รายละเอียดของอวัยวะในส่วนต่างๆ ได้มากกว่าการแยกแยะภาพ CT ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้ได้เสนอวิธีการแยกแยะกลุ่มข้อมูลภาพ CT และ MRI โดยใช้เทคนิคของ Fuzzy C-Means (FCM) ที่ใช้การวิเคราะห์ฮิสโตแกรมของภาพเพื่อกำหนดจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) เป็นค่าเริ่มต้น ซึ่งจากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าหลักการที่นำเสนอนี้ให้ผลของการแยกแยะภาพอวัยวะได้ดีกว่าหลักการของ Hard C-Means (HCM) และยังใช้เวลาในการคำนวณขบวนการน้อยกว่าหลักการของ Fuzzy C-Means แบบเดิม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis Title	The Fuzzy C-Means Medical Image Clustering using Histogram Analysis
Student	Mr. Sirichai Parittotakapron
Student ID.	39061002
Degree	Master of Engineering
Programme	Electrical Engineering
Year	1999
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr. Manus Sangworasilp

ABSTRACT

The region clustering of a Magnetic Resonance Imaging (MRI) image is more complicated than a Computed Topography (CT) image because a MRI image composes of three components, T1weight (T1), T2weight (T2) and Proton Density (PD) in each layer. However, the MRI Images Provides more fine detail than the CT images. We present, in this thesis, a technique of the region clustering of CT and MRI image by using Fuzzy C-Means (FCM) technique. Our improved technique of FCM is based on histogram analysis for specifying the initial positions of the cluster centres (v). In experimental results, the technique provides more segmentation accuracy than the Hard C-Means (HCM) technique. Moreover this technique takes lower computational time comparing to the previous methods appeared in the literatures.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้อย่างดี ก็ด้วยคำแนะนำและคำปรึกษาเกี่ยวกับการแยกแยะภาพทางการแพทย์โดยวิธีของ Fuzzy C-Means จาก รศ.ดร. มนัส สังวรศิลป์ ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ที่คอยดูแลและเอาใจใส่มาเป็นอย่างดี ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์ของท่านและขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณ ผศ.ดร. สุรพันธุ์ เอื้อไพบูรณ์ ,ดร. กิตติพล ชิตสกุล ,ผศ.ดร. สมศักดิ์ ชุ่มช่วย ที่ช่วยเหลือแก้ไขและให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์อย่างมากในการแก้ปัญหาบางอย่าง

ขอขอบพระคุณ ผศ. พิชัย คูศิริวานิชกร ที่ช่วยให้ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับ ภาพ CT และ MRI

ขอขอบพระคุณ คุณ ประเสริฐ อัครรุ่งสกุล ที่ให้ข้อมูลซึ่งเป็นประโยชน์อย่างมากต่องานวิจัย นอกจากนี้ ขอขอบพระคุณ คุณ สุพจน์ จันทน์วิวัฒน์ , คุณ สมศักดิ์ เขมวิวิท , คุณ วรเทพ ไพบูรณ์ รัตนกร และ พี่ๆน้องๆซึ่งอยู่ในห้องวิจัย ที่ให้มุมมองต่างๆที่เป็นผลดีต่องานวิจัยนี้

ขอขอบพระคุณ บิดา มารดา และ ครอบครัวที่ให้ความสนับสนุนและคอยเป็นกำลังใจให้แก่ข้าพเจ้าตลอดมา

ขอขอบพระคุณ คุณ วาสนา ตังวิไล ที่มีส่วนช่วยจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จนเสร็จสมบูรณ์ และที่สำคัญ ขอขอบพระคุณ คุณ วารุณี วงศ์วิชัย ที่มีส่วนช่วยเสนอความคิดเห็นเกี่ยวกับคณิตศาสตร์บางส่วนจนงานวิจัยฉบับนี้สำเร็จ

ศิริชัย ปรีดโตทกพร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VIII
สารบัญภาพ.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์.....	1
1.3 สมมติฐานในการทำวิจัย.....	1
1.4 แนวคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์.....	2
1.6 โครงร่างของวิทยานิพนธ์.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการเบื้องต้นในการสร้างภาพภาคตัดขวาง.....	4
2.1 ทบทวน.....	4
2.2 ทฤษฎีและหลักการสร้างภาพภาคตัดขวาง โดยเครื่อง CT	4
2.2.1 ความเป็นมาของเครื่อง CT.....	4
2.2.2 หลักการทำงานของเครื่อง CT.....	6
2.2.3 วิธีการวิเคราะห์ข้อมูลความเข้มรังสีที่วัดได้จากเครื่อง CT.....	8
2.2.4 ทฤษฎีการสร้างภาพ CT.....	10
2.3 ทฤษฎีและหลักการสร้างภาพภาคตัดขวางของเครื่อง MRI.....	15
2.3.1 ความเป็นมาของเครื่อง MRI.....	15
2.3.2 ทฤษฎีเบื้องต้นของนิวเคลียร์แมกเนติกเรโซแนนซ์ (NMR).....	15
2.3.3 ปฏิกิริยาการหมุนิวเคลียร์แมกเนติกเรโซแนนซ์ในธาตุไฮโดรเจนของร่างกาย.....	16
2.3.4 การตรวจหาสัญญาณที่ปล่อยออกมาจากนิวเคลียสของไฮโดรเจน.....	18
2.3.5 การสร้างภาพของเครื่อง MRI.....	18
2.3.6 การหาตำแหน่งของสัญญาณภายในเนื้อเยื่อหนึ่งแผ่น.....	22
2.3.7 คุณสมบัติของเนื้อเยื่อ T1 และ T2.....	25

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่จัดทำขึ้นเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ทางการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น ยกเว้นแต่กรณีพิเศษที่ผู้จัดทำเอกสารต้องขออนุญาตจากเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.3.8 ความสำคัญของภาพ T1 และ T2 จากเครื่อง MRI	29
2.4 สรุป.....	29
บทที่3 การปรับปรุงภาพ โดยใช้หลักการของ ฮิสโตแกรม.....	30
3.1 บทนำ.....	30
3.2 ลักษณะของข้อมูลภาพดิจิทัล.....	30
3.3 ฮิสโตแกรมของภาพดิจิทัล.....	31
3.4 การปรับความสว่างของภาพ.....	33
3.5 การปรับความเปรียบต่างของภาพ.....	33
3.6 การปรับปรุงภาพโดยใช้ฮิสโตแกรมอีควอไรเซชัน.....	35
3.7 การแยกแยะภาพโดยการตัดเทรสโฮลด์.....	38
3.8 สรุป.....	39
บทที่4 ทฤษฎีของฟัซซี่.....	40
4.1 บทนำ.....	40
4.2 จากทฤษฎีของ Set มาสู่ Fuzzy set.....	40
4.3 นิยามของ Fuzzy set.....	42
4.4 ตัวแปรฟัซซี่ (Fuzzy Variable) เทอมเซต (Term set) และส่วนขยาย (Hedges).....	43
4.5 การแทนข้อมูลในระบบฟัซซี่เซต.....	43
4.6 ฟังก์ชันสมาชิกภาพ(membership function).....	45
4.7 สรุป.....	45
บทที่5 นิยามและอัลกอริทึมของ Hard and Fuzzy C-Means แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วย	
ค่าสมาชิกภาพ (Membership values: u).....	46
5.1 บทนำ.....	46
5.2 การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยการวัดระยะทาง.....	47
5.3 นิยามของ Hard C-Partitions แบบกำหนดค่าเริ่มต้นจากค่า u	48
5.4 นิยามของ Fuzzy C-Partitions แบบกำหนดค่าเริ่มต้นจากค่า u	51
5.5 อัลกอริทึมของ Hard C-Means (HCM).....	51

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.6 อัลกอริทึมของ Fuzzy C-Means (FCM).....	55
5.7 การนำอัลกอริทึมของ Hard และ Fuzzy C-Means ไปใช้กับภาพ MRI.....	59
5.8 การนำค่าสมาชิกภาพไปสร้างภาพ Segment.....	60
5.9 สรุป.....	61
บทที่ 6 การแบ่งกลุ่มข้อมูล โดย Fuzzy C-Means แบบกำหนดจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล ที่ได้จากการพิจารณา Histogram ของภาพเป็นค่าเริ่มต้น.....	62
6.1 บทนำ.....	62
6.2 นิยามของการกำหนดค่า v จากการวิเคราะห์ ฮิสโตแกรม.....	62
6.3 อัลกอริทึมของ Fuzzy C-Means แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วย v	64
6.4 การนำ FCM แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วย v ไปแยกแยะภาพ CT.....	64
6.5 การนำ FCM แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วย v ไปแยกแยะภาพ MRI.....	68
6.6 สรุป.....	71
บทที่ 7 ผลการทดลอง.....	72
7.1 บทนำ.....	72
7.2 ขอบเขตการทดลอง.....	72
7.3 การทดลองและผลการทดลอง.....	72
7.3.1 การทดสอบความถูกต้องของการแยกแยะภาพโดยวิธี FCM.....	72
7.3.2 การเปรียบเทียบคุณภาพในการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพระหว่าง HCM กับ FCM ทั้ง 2 แบบ.....	73
7.3.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลภาพระหว่าง FCM ทั้ง 2 แบบ.....	78
7.3.4 การเปรียบเทียบเวลาในการแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลภาพระหว่าง FCM ทั้ง 2 แบบ ...	80
7.4 สรุป.....	84
บทที่ 8 สรุปผลและแนวทางการพัฒนา.....	85
8.1 สรุปผลการทดลอง.....	85
8.2 ปัญหาที่พบและแนวทางแก้ปัญหา.....	85

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

8.3 แนวทางการพัฒนา.....	86
บรรณานุกรม.....	87
ภาคผนวก.....	88
ภาคผนวก ก การแปลงภาพทางการแพทย์จาก 12 บิต เป็น 8 บิต.....	89
ภาคผนวก ข ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	91
ประวัติผู้เขียน.....	92



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
6.1 การเรียงลำดับค่าความหนาแน่นของระดับสีเทาจากมากไปหาน้อย.....	65
6.2 การกำหนดค่าเริ่มต้นของ v	66
7.1 การเปรียบเทียบเวลาในการแยกแยะภาพ CT ระหว่างขบวนการ FCM_U กับ FCM_V.....	81



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
2.1 ภาพรังสีเอกซ์ภาพแรกของโลกเป็นภาพมือกรรยาของเรินท์เกน.....	5
2.2 ภาพสมองภาพแรกของโลกที่ได้จากการคำนวณโดยคอมพิวเตอร์ ของ เฮาส์ฟิลด์.....	5
2.3 การถ่ายภาพรังสีเอกซ์ชนิดโทโมกราฟีแบบเก่า.....	6
2.4 ภาพโทโมกราฟีที่ตามแกนและภาพโทโมกราฟีตามขวาง.....	6
2.5 หลักการของเครื่อง CT รุ่นแรกของบริษัท EMI.....	7
2.6 การเคลื่อนที่ตัดในแนวเส้นตรงของรังสีเอกซ์ผ่านไปตามระนาบของผู้ป่วยที่ต้องการดู.....	7
2.7 การสแกนครั้งแรก ครั้งที่ 60 และครั้งที่ 120.....	8
2.8 (A) การดูคลื่นรังสีโดยวัตถุที่มีความหนาแน่นสม่ำเสมอ (B) การดูคลื่นรังสีโดยวัตถุที่มีความหนาแน่นแตกต่างกัน.....	9
2.9 แผนภาพการคำนวณสร้างภาพตามวิธีการอิทเทอร์ชัน.....	11
2.10 การสร้างภาพด้วยวิธี Simple back projection.....	12
2.11 แผนภาพแสดงการสร้างภาพด้วยวิธี Simple back projection (A) แลบบแสงซึ่งได้จากข้อมูลการสแกนครั้งแรก (B) แลบบแสงจากการสแกนในทิศทางต่างๆ (C) เมื่อนำแลบบแสงทั้งหมดมาซ้อนกันจะได้ภาพที่ไม่คมชัดตรงบริเวณขอบของภาพซึ่งจะมีลักษณะเป็นแฉกเหมือนดาวที่เรียกว่า Star effect.....	13
2.12 ขบวนการฟิลเตอร์แบ็กโปรเจกชันโดยการนำโปรไฟล์ (ภาพบนสุด) มากอนไวลูชันกับตัวฟังก์ชันการกรอง (ภาพกลาง) ได้ filtered profile (ภาพล่างสุด).....	14
2.13 แผนภาพแสดงการสร้างภาพของฟิลเตอร์แบ็กโปรเจกชัน (A) ข้อมูลจากสแกนครั้งแรกจะถูกตัดแปลงด้วย ฟังก์ชันการกรอง และได้แลบบแสงดังภาพ (B) แลบบแสงจากการสแกนในทิศทางต่างๆ (C) เมื่อนำแลบบแสงทั้งหมดมาซ้อนกันจะได้ภาพที่ไม่มี star effect.....	14
2.14 สภาวะแม่เหล็กของนิวเคลียร์ไฮโดรเจน ที่เกิดจากการหมุนวนของประจุรอบแกนของนิวเคลียส ซึ่งทำให้เกิดสนามแม่เหล็กเหมือนกับกระแสไฟฟ้าในขดลวดวงกลม.....	17
2.15 การหมุนของโปรตอนรอบแกนของนิวเคลียสและการหมุนควง (precession) ของแกนนิวเคลียส ความถี่ของการหมุนควงหรือ “ความถี่ลาร์มอร์” คือจำนวนรอบที่แกนนิวเคลียสหมุนควงต่อวินาที.....	17
2.16 การบันทึกภาพ MRI มีลักษณะเหมือนนำร่างกายผู้ป่วยไปแช่แข็งแล้วตัดร่างกายออกเป็นแผ่นบางๆตามขวางจากนั้นตัดแผ่นเนื้อเยื่อออกเป็น โวกเซลขนาดเล็กแล้วนำเนื้อเยื่อแต่ละโวกเซลใส่หลอดทดลองแล้ววิเคราะห์ที่ละโวกเซล.....	19

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนลิขสิทธิ์หรือสงวนเพื่อการศึกษาเท่านั้น มิฉะนั้นผู้ใดที่นำไปเผยแพร่ ใช้นานการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทางสถานีออกหนังสือพิมพ์หรือสื่อสิ่งพิมพ์ และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
2.17 เนื้อเยื่อสาม โวกเซลที่ประกอบด้วยน้ำ 75% 50% และ 25% เมื่อกระตุ้นเนื้อเยื่อทั้งสามด้วยคลื่นวิทยุ ซึ่งมีความถี่เท่ากับความถี่เรโซแนนซ์ของน้ำ ขนาดของสัญญาณที่ออกมาจากหลอดทดลองจะเป็นสัดส่วนกับปริมาณของน้ำในหลอดนั้น.....	20
2.18 ความสัมพันธ์ระหว่างทิศทางของสนามแม่เหล็กหลักกับการกำหนดระบบพิกัดในเครื่อง MRI ที่ทิศทางของสนามแม่เหล็กหลักอยู่ตามแนวยาวของร่างกายซึ่งกำหนดให้เป็นแกน Z.....	20
2.19 ส่วนศีรษะซึ่งอยู่ในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ความถี่เรโซแนนซ์ของโปรตอนจะแตกต่างกันโดยขึ้นกับตำแหน่งในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ความถี่เรโซแนนซ์ค่าหนึ่งจะมีเนื้อเยื่ออยู่ระดับเดียวกันที่ถูกกระตุ้น(ตามแนวเส้นประ).....	21
2.20 เนื้อเยื่อหนึ่ง slice สัมผัสกับสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามขวาง ตัวเลขด้านล่างแสดงกำลังสนามแม่เหล็ก ตัวเลขด้านบนแสดงความถี่ของไฮโดรเจน เนื้อเยื่อแต่ละแถบในภาพจะมีความถี่เรโซแนนซ์เท่ากัน.....	22
2.21 (A) เนื้อเยื่อหนึ่ง slice จะถูกกระตุ้นหลายครั้งเพื่อรวบรวมข้อมูลให้เพียงพอในการสร้างภาพโดยการเปลี่ยนทิศทางของสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวาง การตรวจแต่ละครั้งจะ ได้ข้อมูลในแถบเนื้อเยื่อเล็กๆชุดใหม่ ภาพแสดงเกรเดียนต์เพียงสองทิศทาง(เส้นทึบกับเส้นประ) (B) ระหว่างการตรวจ สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวาง (ระนาบ XY)จะถูกเปลี่ยนหมุนไปครั้งละไม่กี่องศา ภาพจะสร้างจากเส้นซึ่งตัดผ่านกันหลายพันเส้น.....	24
2.22 โพลีคาร์บอเนตขบวนการสร้างภาพ MRI.....	25
2.23 (A) สัญญาณลดลงจากการเสียพลังงาน โดยคุณสมบัติของ T1 (B) สัญญาณลดลงจากที่เสียการร่วมเฟสของโปรตอนหลายตัวโดยคุณสมบัติของ T2.....	26
2.24 เปรียบเทียบการลดลงของสัญญาณ T1 กับ T2.....	27
2.25 โปรตีนซึ่งมีขนาดโมเลกุลใหญ่และมีขั้ว (Polar) เคลื่อนที่ช้ากว่าโมเลกุลของน้ำเนื่องจากเป็นโมเลกุลมีขั้วจึงดึงดูดโมเลกุลของน้ำมาเกาะติดที่ผิวภายนอกจึงทำให้โมเลกุลของน้ำเคลื่อนที่ช้าลง.....	28
2.26 ภาพ T1 weighted T2 weighted และ Proton Density.....	29
3.1 ความละเอียดของค่าระดับสีเทาของภาพต่างๆ (a) 1024 ระดับ (b) 512 ระดับ (c) 256 ระดับ (d) 128 ระดับ (e) 64 ระดับ และ (f) 32 ระดับ.....	31
3.2 ภาพและฮิสโตแกรมของภาพ 3 บิต.....	32

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
3.3 (a) ฮิสโตแกรมของภาพที่มีลักษณะมืด (b) ฮิสโตแกรมของภาพที่มีลักษณะสว่าง.....	32
3.4 (a) ภาพต้นแบบก่อนทำการลดความสว่าง (b) ภาพหลังการลดความสว่าง.....	33
3.5 ฟังก์ชันการแปลงในแบบต่างๆที่ใช้สำหรับปรับปรุงความเปรียบต่างของภาพ.....	34
3.6 ภาพและฮิสโตแกรมหลังการปรับความเปรียบต่าง.....	35
3.7 ภาพก่อนและหลังการทำฮิสโตแกรมอีควอไรเซชัน.....	37
3.8 ฮิสโตแกรมของค่าระดับสีเทา (a) Single Threshold (b) Multiple Thresholds.....	38
3.9 การแยกแยะภาพโดยวิธีของ Single Threshold.....	39
4.1 การแยกแยะ set ของรถทั้งหมดใน Berleley โดยในรูป (a) จะเป็น subset ของรถ US cars หรือ Non-US cars (b) เป็น subset ของจำนวนลูกสูบ.....	41
4.2 สมาชิกภาพของรถ US และ Non-US.....	42
4.3 ค่าสมาชิกภาพของเซต A ในกรณีที่เป็นเซตธรรมดา.....	43
4.4 ค่าสมาชิกภาพของเซต A ในกรณีที่เป็นฟัซซี่เซต.....	44
4.5 กราฟฟังก์ชันสมาชิกภาพของตัวแปร “ความสูง” ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซต.....	45
5.1 ความเป็นไปได้ของโครงสร้างข้อมูล.....	46
5.2 (A) การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยระบบ non Fuzzy (B) การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยระบบ Fuzzy.....	47
5.3 การกำหนดข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มข้อมูลแต่ละกลุ่ม.....	48
5.4 กลุ่มข้อมูล [X] ที่มีสมาชิก $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$	48
5.5 การแบ่งข้อมูล [X] เป็นกลุ่ม $A_i; 1 \leq i \leq c$	49
5.6 คุณสมบัติของสมการที่ 5.5 5.6 และ 5.7.....	50
5.7 ข้อมูลของ [X] ที่มี 15 จุด.....	52
5.8 คุณสมบัติของของ hard c- partition.....	53
5.9 คุณสมบัติของของ fuzzy c- partition.....	57
5.10 Block diagram การสร้างภาพ Segment จากค่าสูงสุดของ u	60
6.1 (a) ตำแหน่งของ v เริ่มต้นที่ได้จากค่า $u^{(0)}$ ในสมการที่ 6.1 (b) ตำแหน่งของค่า v ที่เหมาะสมกับข้อมูล.....	63
6.2 ขบวนการแยกแยะภาพ CT โดย FCM แบบกำหนดค่าเริ่มจาก v.....	64
6.3 ภาพต้นฉบับ และ ฮิสโตแกรมของภาพต้นฉบับ.....	65
6.4 โพลีชาร์ตการหาค่า v เริ่มต้น.....	66

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
6.5 ขบวนการแยกแยะภาพ MRI โดย FCM แบบกำหนดค่าเริ่มจาก v	68
6.6 (a) ภาพ T1 weight และ ฮิสโตแกรม (b) ภาพ T2 weight และ ฮิสโตแกรม (c) ภาพ PD และฮิสโตแกรม.....	69
7.1 การแยกแยะกลุ่มข้อมูลที่ค่า c ต่างๆ โดยขบวนการ Fuzzy C-Means.....	73
7.2 การแยกแยะภาพวงกลมที่ซ้อนทับกันโดยกำหนดให้ $c=6$	73
7.3 การแยกแยะภาพ CT ชั้นที่ 35 -39 โดยวิธีของ HCM , FCM_U และ FCM_V.....	74
7.4 การแยกแยะภาพ MRI ชั้นที่ 32 โดยวิธี HCM FCM_U และ FCM_V.....	75
7.5 การแยกแยะภาพ MRI ชั้นที่ 33 โดยวิธี HCM FCM_U และ FCM_V.....	76
7.6 การแยกแยะภาพ MRI ชั้นที่ 34 โดยวิธี HCM FCM_U และ FCM_V.....	77
7.7 การนำภาพ Gray matter และ White matter จากวิธี FCM_U หรือ FCM_V มารวมกัน.....	78
7.8 (A) การนำ $v^{(0)}$ จากสมการที่ 7.2 ผ่านขบวนการของ FCM_U เพื่อหาค่า v สุดท้าย (B) การนำ $v^{(0)}$ จากสมการที่ 7.3 ผ่านขบวนการของ FCM_V เพื่อหาค่า v สุดท้าย.....	79
7.9 กราฟเปรียบเทียบเวลาในการประมวลผลภาพ MRI ระหว่างขบวนการ FCM ทั้ง 2 แบบ.....	84

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ภาพสามมิติของอวัยวะมีส่วนเพิ่มขีดความสามารถอย่างมากทางด้านการวินิจฉัยของแพทย์ เช่น การผ่านตัดโดยใช้รังสีและศัลยกรรมตกแต่งเป็นต้น แต่เนื่องจากภาพที่ได้จากเครื่อง Computer Topography (CT) Scanner และ Magnetic Resonance Imaging (MRI) Scanner นั้นเป็นชุดต่อเนื่องของภาพตัดขวางสองมิติ ซึ่งต้องการผู้เชี่ยวชาญในการตีความ จึงมีงานวิจัยการสร้างภาพสามมิติจากชุดข้อมูลภาพตัดขวางออกมาอย่างต่อเนื่อง อย่างไรก็ตามการสร้างภาพสามมิติเฉพาะส่วนของอวัยวะใดๆต้องผ่านขบวนการกำหนดตำแหน่งและขอบเขตของอวัยวะที่สนใจนั้นอย่างถูกต้องก่อนเพื่อให้ภาพที่ได้มีคุณภาพและมีรายละเอียดของตำแหน่งอวัยวะที่ชัดเจนและถูกต้อง ดังนั้นปัญหาที่สำคัญของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ก็คือ การหาขบวนการแยกแยะ (Segmentation) เพื่อแยกภาพอวัยวะที่มีตำแหน่งที่ถูกต้องหรือใกล้เคียงสำหรับที่จะได้นำไปสร้างเป็นภาพสามมิติที่มีคุณภาพ ซึ่งขบวนการดังกล่าวจะอาศัยหลักการแยกแยะของ Fuzzy C- Means (FCM)

1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์

ในงานวิจัยของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีวัตถุประสงค์สำหรับการแยกแยะ (Segmentation) ภาพทางการแพทย์ที่สามารถสรุปได้ดังนี้

1. เปรียบเทียบคุณภาพของขบวนการแยกแยะภาพทางการแพทย์ ระหว่างวิธีของ Hard C-Means (HCM) กับวิธีของ Fuzzy C-Means (FCM) แบบเดิมและ Fuzzy C-Means (FCM) ที่เราทำการปรับปรุง
2. พัฒนาขบวนการของ FCM ให้ใช้เวลาในการประมวลผลให้น้อยลงเมื่อเปรียบเทียบกับขบวนการของ FCM แบบเดิมที่ใช้การกำหนดค่าสมาชิกภาพของข้อมูล (Membership value: u) เป็นค่าเริ่มต้นในขณะที่ยังให้คุณภาพของการแยกแยะที่เหมือนเดิม

1.3 สมมติฐานในการทำวิจัย

เนื่องจากการแยกแยะกลุ่มข้อมูลภาพโดยวิธีของ Hard C-Means และ Fuzzy C-Means แบบเดิม จะมีการกำหนดค่าสมาชิกภาพของข้อมูล (u) เป็นค่าเริ่มต้น โดยที่ค่าดังกล่าวนี้จะเป็นค่าที่มีการกำหนดขึ้นมาจากค่าคงที่ ซึ่งค่า u ดังกล่าวนี้อาจจะเป็นสาเหตุที่ทำให้ขบวนการของ FCM แบบเดิมนั้น

ใช้เวลาในการประมวลผลนานขึ้น เพราะว่าเมื่อนำค่า u นี้ไปคำนวณหาค่าเริ่มต้นของจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (Clusters center: v) ซึ่งจะทำให้ได้ค่าที่ไม่เหมาะสมกับการกระจายของข้อมูล ดังนั้นจึงทำให้ขบวนการดังกล่าวต้องเสียเวลานานในการหาค่า v ที่เหมาะสมกับข้อมูล ซึ่งจะได้กล่าวรายละเอียดในหัวข้อถัดไป จากสมมุติฐานถ้าหากเราสามารถหาวิธีการกำหนดค่าเริ่มต้นของจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) ที่เหมาะสมได้ก็จะทำให้ลดเวลาในการประมวลผลลงไปได้

1.4 แนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

ในการแยกแยะกลุ่มข้อมูลภาพโดยวิธีของ HCM และ FCM จะใช้หลักการวัดระยะทางที่สั้นที่สุดที่ยอมรับได้ระหว่างข้อมูล (x) กับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) ในแต่ละกลุ่ม เป็นตัวกำหนดว่าข้อมูลจะอยู่ในกลุ่มใด

จากหลักการแยกแยะโดยวิธีของ FCM ที่ใช้การกำหนดค่า u ซึ่งมีค่าคงที่มาเป็นค่าเริ่มต้น เมื่อนำค่า u นี้ไปคำนวณหาค่า v เริ่มต้นก็จะได้ค่าที่ไม่เหมาะสม ซึ่งเมื่อนำไปคำนวณค่าระยะทางที่สั้นที่สุด (d) ระหว่างข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลจะทำให้ได้ค่าของ d ที่ไม่เหมาะสม ดังนั้นจึงใช้เวลาในการคำนวณนานกว่าที่จะได้ค่า d ที่เหมาะสม จึงเป็นเหตุให้ขบวนการแยกแยะกลุ่มข้อมูลภาพเสียเวลานานในการกำหนดว่าข้อมูลควรจะอยู่ในกลุ่มใด

แนวความคิดของการทำวิจัยในครั้งนี้คือการหาค่า v เริ่มต้นที่เหมาะสมให้ได้ก็จะทำให้ขบวนการแยกแยะใช้เวลาน้อยลง ด้วยเหตุนี้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้มีการเสนอหลักการใหม่ในการกำหนดค่าเริ่มต้นจากค่าของ u มาเป็นค่า v ที่ได้จากการวิเคราะห์ฮิสโตแกรม (Histogram) ของค่าระดับสีเทา (Gray level) จากภาพ ทั้งนี้เพราะว่า v ที่เหมาะสมน่าจะกระจายอยู่บนค่าระดับสีเทาที่มีค่าความหนาแน่นในช่วงต่างๆ ที่ได้จากการหาฮิสโตแกรมของภาพ

1.5 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์

ขอบเขตของงานวิจัยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเสนอหลักการแยกแยะกลุ่มข้อมูลภาพทางการแพทย์โดยอาศัยทฤษฎีของ Fuzzy C-Means แบบกำหนดจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลที่ได้จากการพิจารณาฮิสโตแกรมเป็นค่าเริ่มต้นเปรียบเทียบกับระหว่างการแยกแยะที่ใช้วิธีของ Hard C-Means และ Fuzzy C-Means แบบกำหนดค่า u เป็นค่าเริ่มต้น โดยในการทดลองจะใช้ข้อมูลภาพทางการแพทย์ที่ได้จากเครื่อง CT สแกนเนอร์ และเครื่อง MRI สแกนเนอร์

จากการทดลองทั้งหมดที่จะกล่าวต่อไปในบทที่ 7 จะเป็นการทดลองที่มีการพัฒนาบนเครื่องไมโครคอมพิวเตอร์ โดยใช้ข้อมูลภาพที่เรา Simulate ขึ้นมา และภาพ CT กับ MRI ในการทดลอง ส่วนโปรแกรมคำนวณผลทางคณิตศาสตร์จะใช้โปรแกรม Matlab เวอร์ชัน 5 [9] และโปรแกรมวิเซล C++ เวอร์ชัน 5 ในการประมวลผล

1.6 โครงร่างของวิทยานิพนธ์

- บทที่1 บทนำกล่าวถึง ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา,วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์ , สมมุติฐานในการทำวิจัย, แนวคิดที่ใช้ในการวิจัยและขอบเขตของวิทยานิพนธ์
- บทที่2 ทฤษฎีและหลักการเบื้องต้นในการสร้างภาพตัดขวางจะมีการกล่าวถึงทฤษฎีและหลักการสร้างภาพตัดขวางของเครื่อง CT สแกนเนอร์ และ MRI สแกนเนอร์
- บทที่3 การปรับปรุงภาพโดยใช้หลักการของฮิสโตแกรมเป็นองค์ประกอบในการแก้ไขภาพ เพื่อแสดงให้เห็นถึงประโยชน์ของฮิสโตแกรม ที่จะนำไปใช้ในงานวิจัยของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้
- บทที่4 ทฤษฎีของฟัซซี่ จะเป็นการกล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานของระบบฟัซซี่เซตที่เกี่ยวข้องกับค่าสมาชิกภาพของข้อมูล ซึ่งจะเป็นส่วนสำคัญในหลักการแยกแยะกลุ่มข้อมูลภาพของ ขบวนการ Fuzzy C-Means
- บทที่5 นิยามและอัลกอริทึมของ Hard C-Means และ Fuzzy C-Means แบบกำหนดค่าเริ่มต้น ด้วยค่าสมาชิกภาพของข้อมูล (Membership values: u) ซึ่งจะได้มีการกล่าวถึงหลักการของ Hard C-Means และ Fuzzy C-Means ที่นำไปใช้ในการแยกแยะภาพทางการแพทย์
- บทที่6 หลักการแยกแยะ โดย Fuzzy C-Means แบบกำหนดจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) ที่ได้จากการวิเคราะห์ฮิสโตแกรมของค่าระดับสีเทาจากภาพที่ต้องจะแยกแยะเป็นค่าเริ่มต้น ซึ่งจะมีการกล่าวถึงแนวความคิดและหลักการพิจารณาค่าเริ่มต้นของ v ที่จะนำไปใช้ในการแยกแยะกลุ่มข้อมูลทางการแพทย์
- บทที่7 ผลการทดลอง โดยจะแบ่งการทดลองเป็นสี่ส่วน คือ ส่วนแรกเป็นการทดสอบถึงความถูกต้องของการแยกแยะกลุ่มข้อมูลจากขบวนการของ Fuzzy C-Means ส่วนที่สองเป็นการทดสอบคุณภาพในการแยกแยะภาพทางการแพทย์ ระหว่างวิธีของ HCM กับ FCM ทั้งสองแบบ ส่วนที่สามเป็นการพิสูจน์ผลลัพธ์ของภาพที่ได้รับการแยกแยะจากวิธีของ FCM ทั้งสองแบบว่ามีความเหมือน และสุดท้ายเป็นผลการทดสอบเปรียบเทียบเวลาในการคำนวณระหว่าง FCM ทั้งสองแบบ
- บทที่8 สรุปผลและแนวทางการพัฒนา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2

ทฤษฎีและหลักการเบื้องต้นในการสร้างภาพภาคตัดขวาง

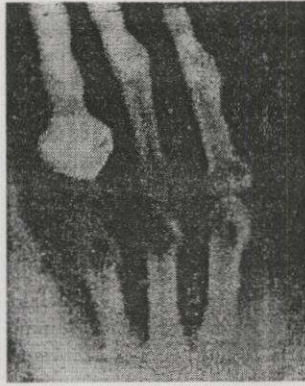
2.1 บทนำ

ในสมัยก่อนการวินิจฉัยโรคของแพทย์นั้นจะเน้นในด้านการตรวจแบบ ดู คลำ เคาะ และ ฟัง ซึ่งเป็นวิธีการที่ใช้เครื่องมือที่ง่ายที่สุด แต่ต้องใช้การฝึกฝนและประสบการณ์จึงจะสามารถตรวจได้ผล ซึ่งในปัจจุบันแพทย์ต้องการข้อมูลที่ให้รายละเอียดเชื่อถือได้มากกว่าวิธีการตรวจแบบเดิม คือต้องการมองเห็นอวัยวะภายในของผู้ป่วย ซึ่งแต่ก่อนนั้นแพทย์จะสามารถตรวจอวัยวะภายในได้บางครั้งก็ทำให้ผู้ป่วยเสียชีวิตก่อนจึงสามารถนำอวัยวะของผู้ป่วยนั้นมาตรวจภายหลัง แต่เมื่อมีการค้นพบเครื่อง CT (Computed Topography) และ MRI (Magnetic Resonance Imaging) ขึ้นมาก็ทำให้การตรวจด้วยวิธีดังกล่าวลดความจำเป็นลงไป และสามารถยืดชีวิตของคนไข้ได้มากขึ้น ส่วนในทฤษฎีและหลักการสร้างภาพภาคตัดขวางของเครื่อง CT และ MRI ที่สามารถสร้างภาพภาคตัดขวางของอวัยวะ โดยที่ไม่ต้องทำการผ่าตัดอวัยวะใดๆทั้งสิ้นนั้นจะได้กล่าวรายละเอียดในหัวข้อถัดไป

2.2 ทฤษฎีและหลักการสร้างภาพภาคตัดขวาง โดยเครื่อง CT

2.2.1 ความเป็นมาของเครื่อง CT

ในปี พ.ศ. 2438 นักฟิสิกส์ชาวเยอรมัน ชื่อ วิลเฮล์ม คอนราด เรินท์เกน (Wilhelm Conrad Roentgen) ได้ค้นพบรังสีเอกซ์ (X-Ray) ซึ่งสามารถทะลุทะลวงผ่านเนื้อเยื่อได้ โดยเขาได้ทดลองนำรังสีเอกซ์เดินทางผ่านมือของภรรยาเขา แล้วนำฟิล์มถ่ายรูปไปรับที่ด้านหลังมือ หลังจากล้างฟิล์มออกมาแล้วปรากฏว่าเขาได้เห็นภาพมือภรรยาของเขาบนฟิล์ม โดยที่บริเวณซึ่งเป็นเนื้อหนังจะเห็นเป็นรอยเทาหรือดำ แต่ส่วนที่เป็นกระดูกนิ้วมือจะเห็นเป็นสีขาวเด่นชัด นอกจากนี้ยังสามารถเห็นแหวนหมั้นบนนิ้วนางได้อย่างชัดเจน ดังในรูปที่ 2.1 ซึ่งรูปดังกล่าวถือว่าเป็นภาพรังสีเอกซ์ภาพแรกของโลกที่มีคุณค่ามหาศาลต่อวงการแพทย์ แต่ภาพรังสีเอกซ์ก็ยังมีข้อจำกัดอยู่มาก เนื่องจากโรคโดยส่วนมากเป็นโรคของเนื้อเยื่ออ่อน ซึ่งภาพรังสีเอกซ์ธรรมดาไม่สามารถที่จะแยกเนื้อเยื่อชนิดต่างๆ ออกจากกันได้ ซึ่งในที่สุดความก้าวหน้าในการคิดค้นเครื่องมือใหม่ๆ และ วิธีการใหม่ๆ ในการถ่ายภาพรังสีเอกซ์ก็ถึงจุดอิมพัลส์ประมาณครึ่งศตวรรษก่อน ปี พ.ศ. 2515



รูปที่ 2.1 ภาพรังสีเอกซ์ภาพแรกของโลกเป็นภาพมือภรรยาของเรินท์เกน

ในปี พ.ศ. 2510 เฮาส์ฟิลด์ (Godfrey N. Hounsfield) วิศวกรคอมพิวเตอร์ของ บริษัท EMI เริ่มใช้คอมพิวเตอร์ในการคำนวณสร้างภาพภาคตัดขวางของร่างกายโดยไม่จำเป็นต้องผ่าตัด จากข้อมูลที่ใช้รังสีเอกซ์ลำแคบๆ ผ่านร่างกายผู้ป่วยแล้วทำการวัดรังสีที่เหลือหลังจากผ่านร่างกาย ทำให้คำนวณได้ว่ารังสีหายไปขณะที่ผ่านร่างกายเท่าใด ตำแหน่งและทิศทางของลำรังสีจะถูกเปลี่ยนหลายครั้งในระหว่างการสแกน ทำให้ร่างกายตามระนาบตัดขวางหนึ่งชั้นที่ได้รับการตรวจถูกตรวจหลายครั้งจากในทิศทางต่างๆ คอมพิวเตอร์จะนำข้อมูลความเข้มของรังสีที่วัดได้ไปคำนวณสร้างภาพ โดยใช้เทคนิคทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า การสร้างภาพแบบอิตเทอเรชัน (Iterative reconstruction) ซึ่งจะได้กล่าวในรายละเอียดต่อไป โดยการทดลองเขาได้ใช้สมองมนุษย์คงเป็นการทดสอบแล้วภาพสมองของมนุษย์ภาพแรกของโลกก็ถูกสร้างขึ้นดังแสดงในรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 ภาพสมองภาพแรกของโลกที่ได้จากการคำนวณ โดยคอมพิวเตอร์ ของ เฮาส์ฟิลด์

เอกสารนี้เป็นจากภาพที่เห็นอาจมีความคลาดเคลื่อนไปจากความเป็นจริงบ้างเนื่องจากอิทธิพลของฟอร์มาลิน
 ที่ใช้ดองสมอง ในเวลาต่อมาได้มีการวิจัยและพัฒนา เครื่อง CT กันมาโดยตลอด แต่ในที่สุดความ
 สำคัญของเครื่อง CT ก็เริ่มลดน้อยลง เพราะ ภาพที่ได้จากเครื่อง CT ไม่สามารถจำแนกคุณสมบัติ

ของเนื้อเยื่ออ่อนได้ ข้อมูลจากภาพ CT แสดงเฉพาะเนื้อเยื่อในบริเวณต่างๆและการกระจายของสารไอโอดีนเมื่อฉีดสารทึบรังสีเท่านั้น

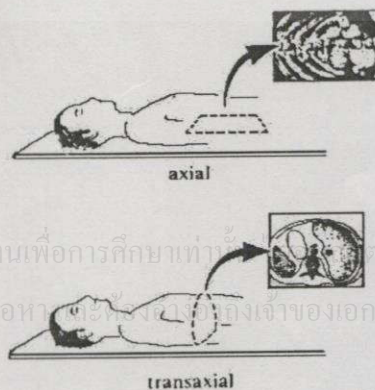
2.2.2 หลักการทำงานของเครื่อง CT

หลักการของเครื่อง CT นั้นได้รับการพัฒนามาจาก เทคนิคการถ่ายภาพแบบโทโมกราฟี ซึ่งเทคนิคดังกล่าวพยายามที่ต้องการเห็นภาพอวัยวะภายในร่างกายของผู้ป่วยเพียงระนาบใดระนาบหนึ่งเท่านั้น เทคนิคของโทโมกราฟีแบบหนึ่งคือ การที่หลอดรังสีเอกซ์และฟิล์มเคลื่อนที่ไปด้วยกันในขณะทำการถ่ายภาพดังในรูปที่ 2.3 การทำแบบนี้แม้จะเห็นภาพของผู้ป่วยเพียงแค่ระนาบเดียวที่ผ่านจุดหมุนของการเคลื่อนที่ของหลอดรังสีเอกซ์และฟิล์มก็ตาม แต่ก็มีภาพของระนาบอื่นๆปนออกมาด้วยในลักษณะไม่คมชัด



รูปที่ 2.3 การถ่ายภาพรังสีเอกซ์ชนิดโทโมกราฟีแบบเก่า

จากภาพโทโมกราฟีแบบเก่านี้บางที่เรียกว่า โทโมกราฟีตามแกน (axial tomography) เนื่องจากภาพอวัยวะภายในคนไข้ที่ปรากฏเป็นภาพที่ขนานกับแกนตามยาวของร่างกาย แต่สำหรับภาพที่ได้จากเครื่อง CT จะเป็นภาพที่อยู่ในแนวตัดขวางกับแกนตามยาวของร่างกายผู้ป่วยหรือเรียกว่า โทโมกราฟีตามขวาง (transaxial tomography) ดังในรูปที่ 2.4

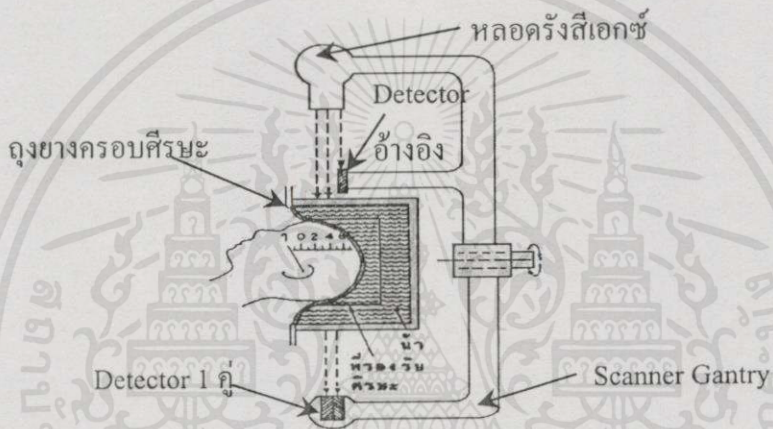


รูปที่ 2.4 ภาพโทโมกราฟีตามแกนและภาพโทโมกราฟีตามขวาง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่ให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา หรือทำซ้ำโดยไม่ได้รับอนุญาตจากเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อพิจารณาถึงวิธีการทำงานของเครื่อง CT เพื่อให้ได้ภาพภาคตัดขวางที่มีลักษณะเหมือนการตัดร่างกายของผู้ป่วยออกมาเป็นชิ้นบางๆนั้นจะพบว่ามีความสลับซับซ้อนอยู่มากพอสมควร เนื่องจากในปัจจุบันได้มีการพัฒนาการของเครื่อง CT ไปแล้วมากกว่า 5 รุ่น แต่เพื่อความเข้าใจในหลักการของเครื่อง CT จะขอกล่าวถึงหลักการของ เครื่อง CT รุ่นแรกของ เฮาส์ฟีลด์ แห่งบริษัท EMI เนื่องจากมีหลักการที่เข้าใจง่ายที่สุด

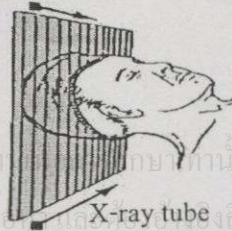
ในหลักการทำงานของเครื่อง CT รุ่นนี้ จะนำศีรษะของผู้ป่วยซึ่งอยู่ระหว่างหลอดรังสีกับหัววัด (detector) ซึ่งศีรษะของผู้ป่วยจะถูกห้อมล้อมด้วยถุงน้ำและมีหัววัดอีกหนึ่งคู่อยู่ด้านล่างสำหรับวัดรังสีที่ผ่านจากตัวผู้ป่วยส่วนทางด้านบนจะมีหัววัดอ้างอิงสำหรับวัดปริมาณรังสีก่อนที่จะผ่านตัวผู้ป่วยดังในรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 หลักการของเครื่อง CT รุ่นแรกของบริษัท EMI

จากรูปหลอดรังสีเอกซ์กับหัววัดจะถูกยึดติดกันด้วยแกนแข็ง ลำของรังสีจะพุ่งตรงไปสู่ หัววัดตลอดเวลา ในการสแกนหลอดรังสีกับหัววัดจะมีการเคลื่อนที่อยู่สองแบบคือ การเคลื่อนที่เป็นเส้นตรงหรือเลื่อน (Translation) กับ การเคลื่อนที่หมุน (Rotation) ซึ่งในการทำงานจะมีการยิงรังสีเอกซ์ลำแคบออกไปจากหลอดรังสีแล้วใช้หัววัดที่อยู่ฝั่งตรงข้ามเป็นตัวรับรังสีเอกซ์ที่ผ่านออกมา จากนั้นทำการเลื่อนหลอดรังสีเอกซ์กับหัววัดให้ลำรังสีเอกซ์ตัดผ่านไปตามระนาบของผู้ป่วยที่ต้องการดูดังรูปที่ 2.6

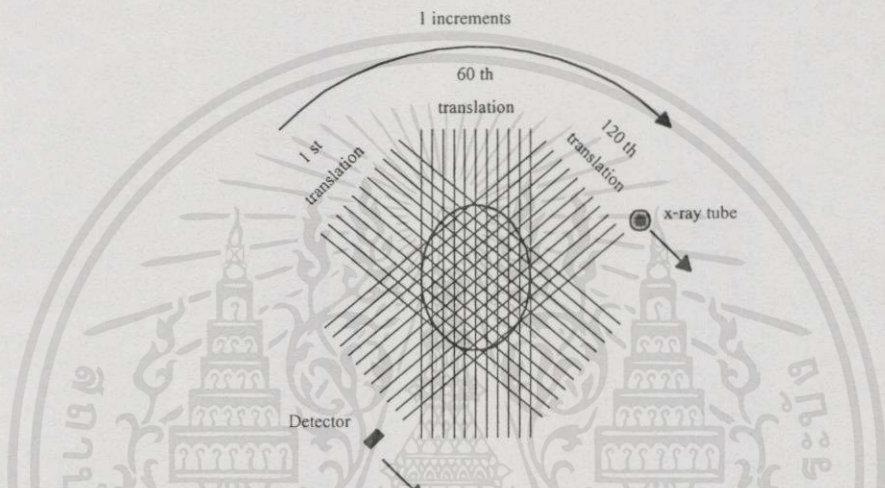
Crystal detector



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานภายในเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาเอกสารนี้โดยไม่ได้รับอนุญาตจากเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.6 การเคลื่อนที่ตัดในแนวเส้นตรงของรังสีเอกซ์ผ่านไปตามระนาบของผู้ป่วยที่ต้องการดู

จากรูปการเลื่อนในลักษณะแบบนี้หลอดรังสีกับหัววัดจะเคลื่อนที่เป็นเส้นตรงไปจนสุดระยะซึ่งรังสีที่เหลือหลังจากผ่านตัวผู้ป่วยจะถูกวัด 160 ครั้งหรือ 160 เรย์ซัม (ray sum ซึ่งจะได้กล่าวต่อไป) จากนั้นทั้งหลอดรังสีกับหัววัดก็จะหมุนเปลี่ยนมุมหนึ่งองศา และหลอดรังสีกับหัววัดจะเคลื่อนที่เป็นเส้นตรงไปจนสุดระยะซึ่งจะทำเช่นนี้ซ้ำแล้วซ้ำอีกจนครบ 180 ครั้ง (การหมุนของหลอดรังสีกับหัววัดจะหมุนเป็นครึ่งวงกลมหรือเท่ากับ 180 องศา) ซึ่งการเคลื่อนที่ตามแนวเส้นตรงแต่ละครั้งจะเรียกว่า “การสแกน” ดังแสดงในรูปที่ 2.7 ซึ่งแสดงถึงการสแกนตามแนวเส้นตรงของครั้งแรกครั้งที่ 60 และครั้งที่ 120



รูปที่ 2.7 การสแกนครั้งแรก ครั้งที่ 60 และครั้งที่ 120

จากรูปจำนวนของข้อมูลความเข้มรังสีที่วัดได้จากหัววัดจะเท่ากับ 160×180 หรือ 28,800 ครั้ง จะถูกนำไปใช้ในการสร้างภาพโดยวิธีของอิทเทอร์ชันต่อไป

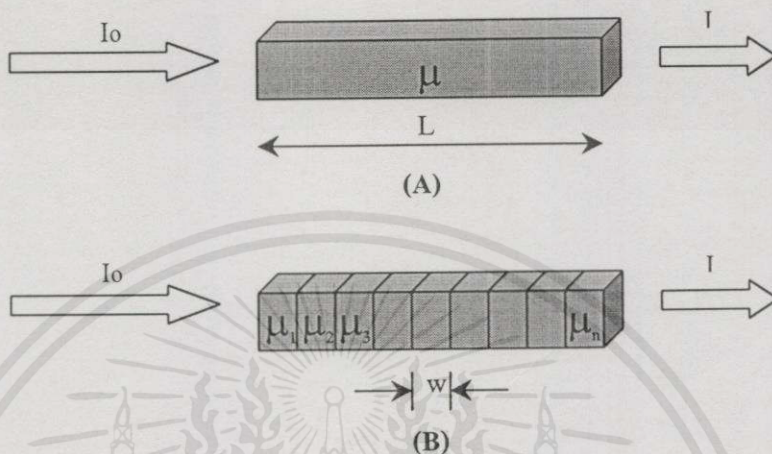
ข้อสังเกต อากาศรอบๆ สิริระกับเนื้อเยื่อของสิริระจะดูดกลืนรังสีต่างกันมาก คอมพิวเตอร์ของเครื่อง CT รุ่นแรกไม่สามารถจัดการกับข้อมูลซึ่งแตกต่างกันมากๆ ได้เนื่องจากคำนวณยาก ดังนั้นเครื่อง CT รุ่นแรกจึงต้องใช้น้ำล้อมรอบสิริระเพื่อให้การคำนวณง่ายและรวดเร็วขึ้น ในปัจจุบันคอมพิวเตอร์ก้าวหน้าไปมากการใช้ น้ำล้อมรอบส่วนอวัยวะจึงหมดความจำเป็น

2.2.3 วิธีการวิเคราะห์ข้อมูลความเข้มรังสีที่วัดได้จากเครื่อง CT

เนื่องจากทฤษฎีการสร้างภาพของเครื่อง CT จะเกี่ยวข้องกับการพิจารณาการจำแนกของสัมประสิทธิ์การลดลงของรังสีเอกซ์ ดังนั้นก่อนที่จะกล่าวถึงการสร้างภาพ CT ควรจะพิจารณาถึงเทอมสัมประสิทธิ์การลดลงของรังสีเอกซ์เป็นการเริ่มต้น

รังสีเอกซ์มีคุณสมบัติที่เป็นคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าความถี่สูงและเป็นพวกไอออนไนซิงเรดิเอชัน (Ionizing radiation) เมื่อเดินทางผ่านเข้าไปในตัวกลางใดก็ตามจะเกิดอันตรกิริยา (Interaction) กับ

ตัวกลางนั้น เช่น ปรากฏการณ์โฟโตอิเล็กทริก (Photoelectric effect) ปรากฏการณ์คอมป์ตัน (Compton effect) เป็นต้น ซึ่งปรากฏการณ์ต่างๆเหล่านี้มีผลทำให้รังสีเอกซ์ที่เดินทางผ่านตัวกลางนั้นๆออกมาแล้วมีความเข้มลดลง สมมติมีตัวกลางหรือวัตถุที่มีความหนาแน่นสม่ำเสมอ ดังรูปที่ 2.8(A)



รูปที่ 2.8 (A) การดูดกลืนรังสีโดยวัตถุที่มีความหนาแน่นสม่ำเสมอ

(B) การดูดกลืนรังสีโดยวัตถุที่มีความหนาแน่นแตกต่างกัน

เมื่อทำการฉายรังสีเอกซ์ที่มีพลังงานระดับเดียว (monoenergetic) ผ่านเข้าไปในตัวกลางดังกล่าว การลดลงของรังสีเอกซ์จะเป็นแบบเอกซ์โพเนนเชียลดังสมการที่ 2.1

$$I = I_0 e^{-\mu L} \quad (2.1)$$

เมื่อ

I_0 = ความเข้มของรังสีเอกซ์ก่อนผ่านตัวกลาง

I = ความเข้มของรังสีเอกซ์หลังจากผ่านตัวกลาง

e = ค่าคงที่ซึ่งเป็นฐานของลอการิทึมธรรมชาติ

μ = สัมประสิทธิ์การลดลงของรังสีเชิงเส้น (linear attenuation coefficient)

L = ความหนาของวัตถุ

จากสมการที่ 2.1 สามารถเขียนใหม่ได้เป็น

$$\ln I_0/I = \mu L \quad (2.2)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเล่มนี้ดูหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้
ในร่างกายรังสีเอกซ์จะผ่านเนื้อเยื่อที่มีความหนาแน่นแตกต่างกัน ถ้าแบ่งเนื้อเยื่อในทิศทางที่ลำ
รังสีผ่านออกเป็นหน่วยย่อยขนาดเล็กที่มีความหนา w เท่าๆกัน ดังในรูป 2.8(B) ซึ่งในแต่ละหน่วย

ย่อมีสัมประสิทธิ์การลดลงของรังสีเอกซ์เชิงเส้นคงที่แต่ไม่เท่ากัน ถ้ากำหนดให้มีสัมประสิทธิ์การลดลงของรังสีเอกซ์เชิงเส้นในแต่ละหน่วยย่อยเป็น $\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots$ ตามลำดับ จากสมการที่ 2.2 จะได้

$$\ln I_0 / I = w\mu_1 + w\mu_2 + w\mu_3 + \dots + w\mu_n \quad (2.3)$$

หรือ

$$(\ln I_0 / I) / w = \mu_1 + \mu_2 + \mu_3 + \dots + \mu_n \quad (2.4)$$

จากสมการที่ 2.4 ตัวแปรทุกตัวจะทราบค่า ยกเว้นแต่ $\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_n$ ที่ไม่ทราบค่า ซึ่งค่า μ ดังกล่าวคือ ผลรวมของสัมประสิทธิ์การลดลงของรังสีเอกซ์เชิงเส้น ของเนื้อเยื่อที่อยู่ในทางผ่านของลำรังสีเอกซ์นั่นเอง การรวมค่า μ แต่ละครั้งจึงเรียกว่า เรย์ซัน (ray sum) หรือ เรียกทางคณิตศาสตร์ว่า การรวมเชิงเส้น (line integral) ดังนั้นในระนาบใดๆของร่างกายถ้าสามารถคำนวณค่า μ บนทุกๆจุดในระนาบนั้นได้ก็จะสามารถสร้างภาพโดยใช้ค่า μ ที่หาได้มาเรียงตามตำแหน่งที่สอดคล้องกับตำแหน่งบนระนาบจริงๆ เพราะฉะนั้นในการสร้างภาพจึงได้มุ่งหาคำตอบของสมการที่ 2.4 นั่นคือผลรวมของ μ

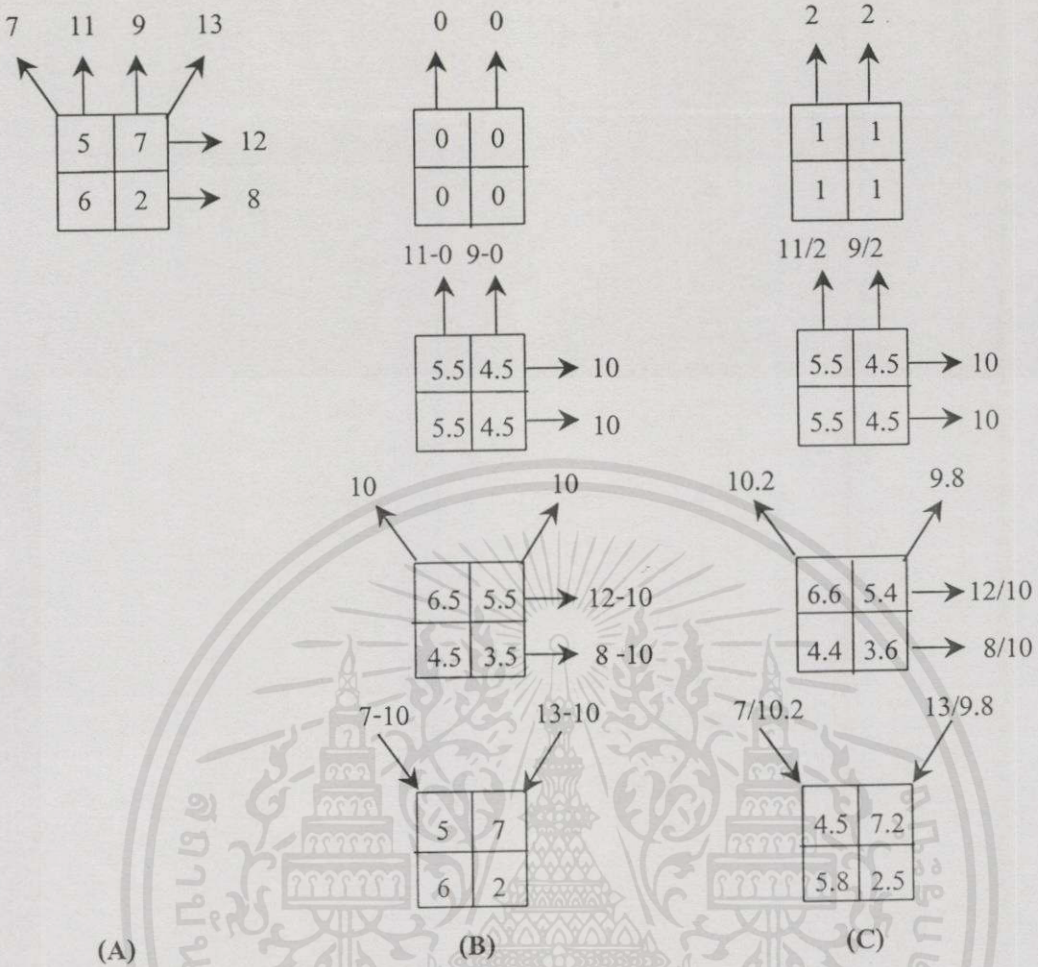
2.2.4 ทฤษฎีการสร้างภาพ CT

ในการสร้างภาพ CT นั้นจะมีการนำค่าผลรวมของสัมประสิทธิ์การลดลงของรังสีเอกซ์เชิงเส้น (μ) ที่ได้จากสมการที่ 2.4 มาเป็นข้อมูลในการสร้างภาพ CT ซึ่งวิธีการสร้างภาพดังกล่าวนี้จะมีอยู่หลายเช่น การสร้างภาพแบบอิตเทอเรชัน (Iterrative) การสร้างภาพแบบ Simple back projection การสร้างภาพแบบ Filter back projection หรือวิธีอื่นๆ [11] ซึ่งสามารถที่จะสรุปวิธีการทั้ง 3 ได้ดังนี้

- การสร้างภาพแบบอิตเทอเรชัน (Iterrative)

การสร้างภาพ CT โดยวิธีนี้เป็นการลองผิดลองถูกทางคณิตศาสตร์จนได้คำตอบที่ถูกต้องในที่สุด สมมติมีเนื้อเยื่ออยู่ที่พิทเชลซึ่งมีค่า μ ต่างๆกันดังในรูปที่ 2.9(A) ในการเก็บข้อมูลสามารถบันทึกค่าเรย์ซันได้ 6 ค่า ตามทิศทางของลูกศร คือ 7, 11, 9, 13, 12 และ 8 ตามลำดับ ซึ่งในการ

คำนวณด้วยวิธีนี้สามารถกระทำได้ 2 วิธี คือ แอ็ดดิทีฟคอร์ดเร็กชัน (additive correction) ดังในรูปที่ 2.9(B) และ มัลติพลีเคทีฟคอร์ดเร็กชัน (multiplicative correction) ดังในรูปที่ 2.9(C) ซึ่งมีการนำไปใช้



รูปที่ 2.9 แผนภาพการคำนวณสร้างภาพตามวิธีการอิทเทอเรนซ์

- (A) วัตถุจริงๆ และ 6 เรย์ซัน ได้แก่ 7, 11, 9, 13, 12, และ 8 ตามลำดับ
- (B) การสร้างภาพแบบแอดดิทีฟคอร์เรกชัน เริ่มต้นด้วยการสมมติให้แต่ละช่องเป็น 0
- (C) การสร้างภาพแบบมัลติพลิเคทีฟคอร์เรกชัน เริ่มต้นด้วยการสมมติให้แต่ละช่องเป็น 1

สำหรับการวิธของแอดดิทีฟคอร์เรกชันสามารถสรุปเป็นขั้นตอนได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 สมมติให้แต่ละเซลล์มีความหนาแน่นเป็น 0 ในภาพแรกของรูป 2.9(B) จะพบทันทีว่าไม่ว่าจะคำนวณเรย์ซันในทิศทางใดๆ ก็ตามจะมีค่าเท่ากับ 0 ทั้งสิ้น

ขั้นที่ 2 นำเรย์ซันที่วัดได้ 11 และ 9 ไปเปรียบเทียบกับเรย์ซันที่คำนวณได้ จะเห็นว่าแตกต่างกันอยู่ +11 และ +9 ตามลำดับ (เครื่องหมายบวกแสดงว่า ค่าที่วัดได้มากกว่าค่าที่คำนวณได้) เฉลี่ยค่าที่แตกต่างกันนี้แล้วนำไปรวมกับค่าความหนาแน่นเดิมในคอลัมน์แรกและคอลัมน์สองของภาพที่สองถัด

เอกสารเรื่องมากเอกสารที่ส่งวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ขั้นที่ 3 ตอนนี้จะเห็นว่าเรย์ซันที่คำนวณได้ในแถวแรกและแถวที่สองมีค่าเป็น 10 และ 10 ต่างกับค่าเรย์ซันที่วัดได้ในทิศทางเดียวกัน +2 และ -2 ตามลำดับ (เครื่องหมายลบแสดงว่า ค่าที่วัดได้น้อย

กว่าค่าที่คำนวณได้) เฉลี่ยค่าที่แตกต่างกันนี้แล้วนำไปรวมกับค่าความหนาแน่นเดิมของแต่ละเซลล์ตามลำดับดังภาพที่สามถัดลงมา

ขั้นที่ 4 ตอนนี้จะเห็นว่าเรย์ชันที่คำนวณได้ในแนวทะแยงมุมซ้ายและขวามีค่าเป็น 10 และ 10 ต่างกับค่าเรย์ชันที่วัดได้ในทิศทางเดียวกัน -3 และ +3 ตามลำดับ เฉลี่ยค่าที่แตกต่างกันนี้นำไปรวมกับค่าความหนาแน่นเดิมของแต่ละเซลล์ตามลำดับดังภาพล่างสุด

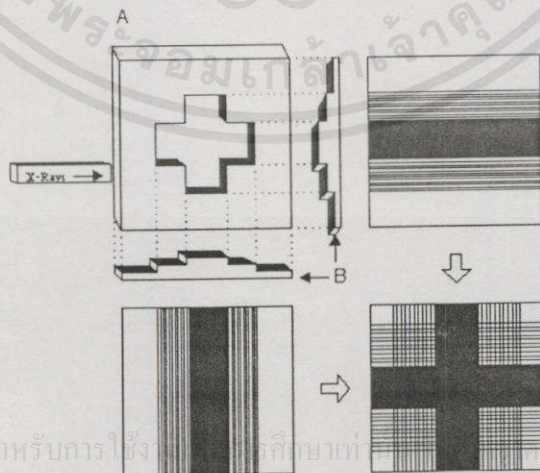
เมื่อการคำนวณทั้ง 4 ขั้นตอนจบลงเรียกว่าอิทธิพลเรชัน ครั้งที่ 1 จบลงอย่างสมบูรณ์ ตามตัวอย่างนี้ปรากฏว่าความหนาแน่นของทุกเซลล์ตรงกับที่เป็นจริงพอดีการคำนวณจะหยุดแค่นี้

สำหรับวิธีของมัลทิพลิเคทีฟลอร์เร็กซ์ชันจะคล้ายกับแอดดิทีฟลอร์เร็กซ์ชัน ต่างกันเล็กน้อยตรงที่การหาค่าแก้ในแต่ละลำรังสีเอกซ์คิดเป็นอัตราส่วนระหว่างค่าที่วัดได้กับค่าที่คำนวณได้ แล้วนำไปคูณกับค่าความหนาแน่นเดิมในแต่ละเซลล์ ได้เป็นค่าความหนาแน่นใหม่ที่ดีกว่าตามลำดับ ตัวอย่างการคำนวณตามวิธีนี้ดูจากรูปที่ 2.9(C) จะเห็นว่า เมื่ออิทธิพลเรชัน ครั้งที่ 1 จบลงอย่างสมบูรณ์ ค่าความหนาแน่นที่คำนวณได้ยังต่างจากของจริงซึ่งต้องคำนวณรอบต่อไปอีก

การสร้างภาพโดยวิธีนี้ถึงแม้ว่าจะเป็นวิธีที่เข้าใจง่าย แต่ก็มีข้อเสียคือต้องรวบรวมข้อมูลให้ครบทั้งหมดก่อนจึงจะทำการวิเคราะห์ได้ จึงเสียเวลาระหว่างการสแกนไปเปล่าๆ นอกจากนี้ยังต้องใช้เวลาในการคำนวณนานซึ่งทำให้ขบวนการสร้างภาพต้องใช้เวลาานานมาก

- การสร้างภาพแบบ Simple back projection

การสร้างภาพโดยวิธีนี้จะทำการวิเคราะห์ข้อมูลไปพร้อมๆ กับการรวบรวมข้อมูลจึงทำให้ใช้เวลาสั้นกว่าวิธีของอิทธิพลเรชัน ซึ่งในการทดลองจะมีการสร้างภาพ 2 มิติ ของแท่งสี่เหลี่ยมโดยบริเวณตรงกลางเจาะช่องเป็นรูปกากบาทดังรูปที่ 2.10(A)



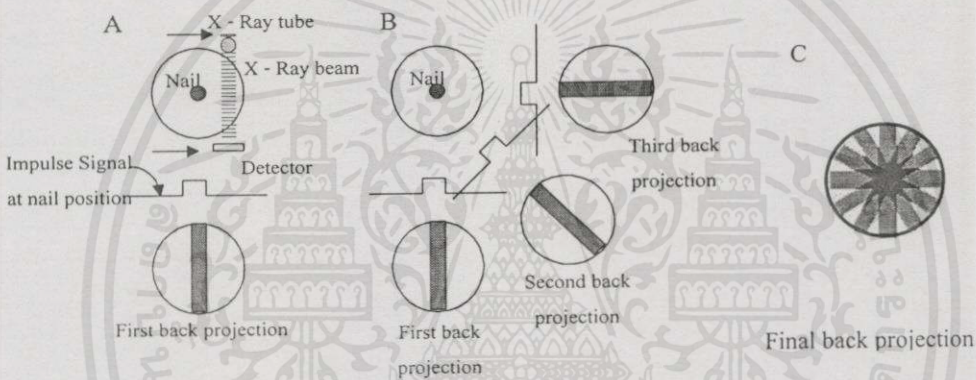
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ภายในศึกษาเท่านั้น หากนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 2.10 การสร้างภาพด้วยวิธี Simple back projection

นำแท่งสี่เหลี่ยมนี้มาสแกนจากด้านบนและด้านข้างด้วยการเคลื่อนลำรังสีเอกซ์ ภาพโปรไฟล์ (profile) ที่ได้จะมีลักษณะดังรูปที่ 2.10(B) ซึ่งมีรูปร่างเหมือนขั้นบันได โดยความสูงของขั้นบันไดจะแปรผันตามปริมาณรังสีเอกซ์ที่เหลือหลังจากเมื่อผ่านแท่งสี่เหลี่ยม นำความสูงของขั้นบันไดไปเทียบกับสเกลสีเทาซึ่งเป็นสัดส่วนกัน แถบสีเทาซึ่งเรียงเป็นลำดับตามโปรไฟล์ เรียกว่า แถบแสง (ray) ดังในรูป 2.10(C) ความกว้างของแถบแสงจะเท่ากับความกว้างของขั้นบันไดในโปรไฟล์และความสว่างของแถบแสงจะเท่ากับความสูงของแท่งสี่เหลี่ยม

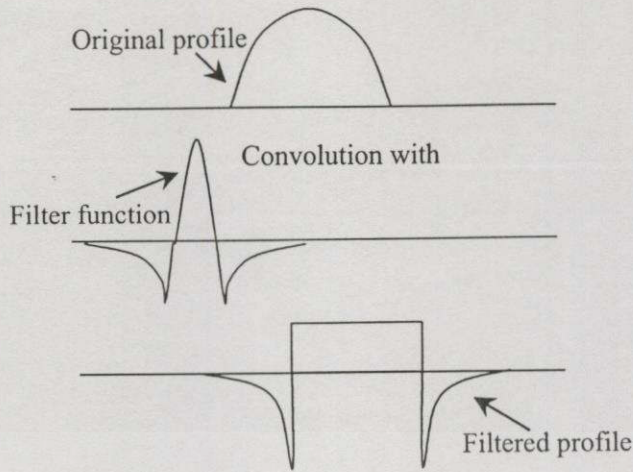
เมื่อนำเอาแถบแสงทั้งตามแนวตั้งและแนวนอน มาซ้อนทับกันก็จะได้ภาพกากบาทหลายๆดังในรูป 2.10(D) ในทางปฏิบัติต้องมีการสแกนจากหลายทิศทางเพื่อได้ภาพที่มีคุณภาพดีขึ้น แต่อย่างไรก็ตามการซ้อนภาพกันจากหลายทิศทางจะทำให้บริเวณขอบของภาพไม่คมชัดมีลักษณะเป็นแฉกเหมือนดาวซึ่งเรียกว่า Star effect ดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 แผนภาพแสดงการสร้างภาพด้วยวิธี Simple back projection (A) แถบแสงซึ่งได้จากข้อมูลการสแกนครั้งแรก (B) แถบแสงจากการสแกนในทิศทางต่างๆ (C) เมื่อนำแถบแสงทั้งหมดมาซ้อนกันจะได้ภาพที่ไม่คมชัดตรงบริเวณขอบของภาพซึ่งจะมีลักษณะเป็นแฉกเหมือนดาวที่เรียกว่า Star effect

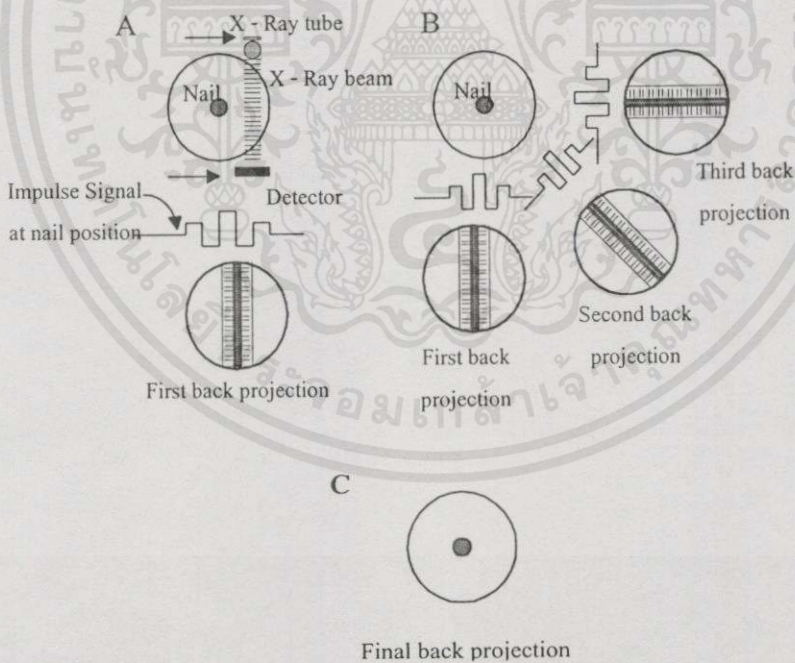
- การสร้างภาพแบบ Filter back projection

วิธีแก้ปัญหา Star effect จากขบวนการ Simple back projection นั้นจะต้องมีการดัดแปลงภาพโปรไฟล์โดยมีการเพิ่มค่าทางด้านลบให้แก่ภาพโปรไฟล์เพื่อจะไปหักล้างไม่ให้เกิด star effect ซึ่งวิธีการแบบนี้จะเรียกว่า ฟิลเตอร์แบ็กโปรเจกชัน (Filter back projection) การฟिलเตอร์ในลักษณะนี้จะเป็นขบวนการทางคณิตศาสตร์โดยการคูณค่าโปรไฟล์ด้วยเลขจำนวนเฉพาะซึ่งเรียกว่า ฟังก์ชันการกรอง (filter function) การคูณค่าโปรไฟล์ด้วยฟังก์ชันการกรอง เรียกว่า Convolution filter function หรือ Convolution kernel ดังรูปที่ 2.12 นอกจากนี้การสร้างภาพที่กล่าวมานี้ ยังมีการสร้างภาพโดยใช้หลักการของ การกรองแบบฟูเรียร์ (Fourier filtering) ซึ่งสามารถค้นคว้ารายละเอียดได้จาก



รูปที่ 2.12 ขบวนการฟิลเตอร์แบ็กโพรเจกชันโดยการนำโพรไฟล์(ภาพบนสุด)มาคอนโวลูชันกับตัวฟังก์ชันการกรอง (ภาพกลาง) ได้ filtered profile (ภาพล่างสุด)

ในขบวนการสร้างภาพของฟิลเตอร์แบ็กโพรเจกชัน หลังจากเอาโพรไฟล์มาคอนโวลูชันกับตัวฟังก์ชันการกรองจนได้ ฟิลเตอร์โพรไฟล์แล้ว ขบวนการต่างๆก็จะเหมือนกับขบวนการ Simple back projection แต่ภาพที่ได้จะไม่เกิดปรากฏการณ์ star effect ที่ขอบของภาพดังในรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.13 แผนภาพแสดงการสร้างภาพของฟิลเตอร์แบ็กโพรเจกชัน (A) ข้อมูลจากสแกนครั้งแรกจะถูกคัดแปลงด้วย ฟังก์ชันการกรอง และได้แถบแสงดังภาพ (B) แถบแสงจากการสแกนในทิศทางต่างๆ (C) เมื่อนำแถบแสงทั้งหมดมาซ้อนกันจะได้ภาพที่ไม่มี star effect

2.3 ทฤษฎีและหลักการสร้างภาพภาคตัดขวางของเครื่อง MRI

2.3.1 ความเป็นมาของเครื่อง MRI

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 เพอร์เซล (Purcell) และคณะ กับ บล็อก (Bloch) และคณะ จากนั้นได้มีการวิจัยงานทางด้านนี้กันมาจนกระทั่งในปี ค.ศ. 1976 แมนส์ฟิลด์ (Mansfield) และ แมคส์เลย์ (Maudsley) ได้ใช้ NMR สร้างภาพมนุษย์ที่มีชีวิตได้เป็นครั้งแรกและมีการพัฒนาต่อมาจนกระทั่งสามารถสร้างภาพได้ทั้งตัว ปัจจุบัน MRI นับว่าเป็นเทคนิคการสร้างภาพที่ให้ภาพในการวินิจฉัยโรคที่มีคุณภาพมากและได้รับการพัฒนาไปอย่างรวดเร็ว

2.3.2 ทฤษฎีเบื้องต้นของนิวเคลียร์แมกเนติกเรโซแนนซ์ (NMR)

ก่อนที่จะกล่าวถึงทฤษฎีของ NMR เรามาพิจารณาถึงการเกิด แมกเนติกเรโซแนนซ์ (Magnetic Resonance) กันก่อน ซึ่งมันเป็นอันตรกิริยาระหว่างแม่เหล็กกับสนามแม่เหล็ก โดยที่ตัวแม่เหล็กและสนามแม่เหล็กซึ่งเรากันเคยกันมากที่สุดคือเข็มทิศและสนามแม่เหล็กโลก

อันตรกิริยาดังกล่าวที่เราพบเห็นบ่อยที่สุดก็คือ การปรับแนวของเข็มทิศในสนามแม่เหล็กโลก นั่นคือเข็มทิศจะชี้ในแนวเหนือ-ใต้เสมอ ถ้าเราใช้นิ้วชี้ให้ปลายเข็มทิศเบนออกจากแนวเหนือ-ใต้ เข็มทิศจะแกว่งไปมาสัปดาห์จนกว่าแรงที่มันรับมาจะหมดไปเพราะความฝืดและการปะทะกับอากาศ จนในที่สุดเข็มทิศก็จะปรับอยู่ในแนวเดิม ความถี่ของการแกว่งจะขึ้นอยู่กับปัจจัยต่างๆ เช่นตัวเข็มทิศ (ขนาด น้ำหนัก และกำลังแม่เหล็กของเข็มทิศ) และกำลังของสนามแม่เหล็กโลก เราเรียกความถี่นี้ว่า ความถี่ธรรมชาติ (Natural Frequency) ของเข็มทิศ

จากความถี่ธรรมชาติของเข็มทิศจะพบว่ามันเป็นสัดส่วนโดยตรงกับกำลังของสนามแม่เหล็ก ถ้าสนามแม่เหล็กมีกำลังมากขึ้นเข็มทิศก็จะแกว่งเร็วขึ้น ถ้ากำลังของสนามแม่เหล็กโลกเพิ่มขึ้นเป็นสองเท่า ความถี่ธรรมชาติของเข็มทิศก็จะเพิ่มเป็นสองเท่าเช่นกัน ในความเป็นจริงกำลังของสนามแม่เหล็กโลกจะไม่สม่ำเสมอเท่ากันทุกๆ แห่ง ที่บริเวณขั้วโลกทั้งสองจะมีกำลังมากที่สุดประมาณ 0.7 เกาส์ (gauss) และจะค่อยๆ ลดลงจนกระทั่งมีค่าน้อยที่สุด ประมาณ 0.3 เกาส์ ตรงเส้นศูนย์สูตร

เอกสารที่กล่าวถึงสนามแม่เหล็กโลกค่อยๆ ลดลงหรือค่อยๆ เพิ่มขึ้นอย่างสม่ำเสมอ เรียกว่า สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ (Magnetic Field Gradient หรือ Gradient) อย่างเป็นทางการ

สมมติว่าเราสร้างเข็มทิศที่แกว่ง 1 รอบต่อวินาที ที่เส้นศูนย์สูตรได้ เข็มทิศอันนี้จะแกว่งเร็วขึ้นถ้าเราเดินไปไกลขั้วโลก ยิ่งไกลขั้วโลกมากเท่าใดก็จะแกว่งเร็วขึ้นเท่านั้น ซึ่งที่ขั้วโลกมันจะแกว่ง

ประมาณ 2.3 รอบต่อวินาที เนื่องจากสนามแม่เหล็กโลกที่ขั้วโลกจะมีกำลังมากกว่าที่เส้นศูนย์สูตร ประมาณ 2.3 เท่า

หลักพื้นฐานสำคัญของแมกเนติกเรโซแนนซ์จากตัวอย่างที่ใช้เข็มทิศสามารถสรุปได้ดังนี้

- 1 เมื่อวางเข็มทิศในสนามแม่เหล็ก มันจะปรับแนวขนานกับสนามแม่เหล็ก
- 2 เมื่อถูกกระตุ้นเข็มทิศจะแกว่งด้วยความถี่ที่เป็นสัดส่วน โดยตรงกับกำลังของสนามแม่เหล็ก
- 3 ในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ที่รู้การเปลี่ยนแปลงกำลังของสนามแม่เหล็ก จะสามารถคำนวณตำแหน่งของเข็มทิศในสนามแม่เหล็กนั้นได้จากความถี่ของการกวัดแกว่ง

ในการกระตุ้นเข็มทิศถ้าเปลี่ยนจากวิธีการเคาะแรงๆเพียงครั้งเดียวมาเป็นการเคาะเบาๆหลายๆ ครั้งด้วยจังหวะที่สม่ำเสมอจะพบว่าเมื่อเคาะด้วยจังหวะเท่ากับความถี่ธรรมชาติของเข็มทิศเท่านั้น จึงจะทำให้เข็มทิศแกว่งแรงขึ้นได้มากที่สุด เปรียบเหมือนการแกว่งชิงช้า คือหลังจากออกแรงผลัก ครั้งแรกมันจะแกว่งด้วยความถี่ธรรมชาติ ถ้าต้องการให้แกว่งสูงขึ้นต้องออกแรงผลักให้ตรงกับจังหวะการแกว่งของมัน เพราะชิงช้าจะรับแรงผลักได้เต็มประสิทธิภาพมากที่สุด แต่ถ้าออกแรงผลัก เร็วหรือช้าไปไม่ตรงกับจังหวะการแกว่งของชิงช้าก็เท่ากับเราจะเสียดแรงผลักไปโดยเปล่าประโยชน์ ซึ่งความถี่ธรรมชาติดังกล่าวอาจเรียกอีกชื่อว่า ความถี่เรโซแนนซ์ (Resonance Frequency)

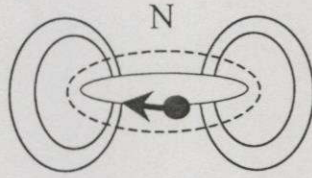
การกระตุ้นเข็มทิศอีกวิธีหนึ่งที่ใช้แทนการเคาะด้วยมือก็คือ การใช้ขดลวดเล็กๆโดยวางมันไว้ใกล้ๆเข็มทิศแล้วปล่อยกระแสไฟฟ้าที่มีความถี่เท่ากับความถี่ธรรมชาติของเข็มทิศหรือความถี่เรโซแนนซ์นั่นเอง ซึ่งประโยชน์ของมันก็คือ สามารถนำไปหาดำแหน่งของเข็มทิศได้อย่างถูกต้อง

2.3.3 ปราณการณ์นิวเคลียร์แมกเนติกเรโซแนนซ์ในธาตุไฮโดรเจนของร่างกาย

จากตัวอย่างของเข็มทิศภายใต้อิทธิพลของสนามแม่เหล็กโลกถึงแม้ว่าจะไม่มีเข็มทิศภายในเนื้อเยื่อ แต่ก็มีแม่เหล็กขนาดเล็กๆที่มีคุณสมบัติเหมือนเข็มทิศอยู่ในเนื้อเยื่อ นั่นคือนิวเคลียร์ของอะตอมบางชนิด ซึ่งในสิ่งมีชีวิตนิวเคลียร์ของธาตุไฮโดรเจนน่าสนใจที่สุดเพราะนิวเคลียร์ของมันมีความเป็นแม่เหล็กมากที่สุดและสิ่งมีชีวิตยังประกอบไปด้วยไฮโดรเจนมากที่สุดถึงสองในสามของธาตุทั้งหมด นอกจากนี้ยังมีโครงสร้างที่ง่ายที่สุดคือประกอบด้วยโปรตอนอนุภาคเดียว การบันทึกภาพไฮโดรเจนจึงอาจ เรียกว่า การบันทึกภาพโปรตอน (Proton imaging) การเรียกแบบนี้อาจทำให้เข้าใจผิดได้ เพราะนิวเคลียร์ของธาตุอื่นที่ประกอบไปด้วยโปรตอนเช่นกันก็มี แต่ในที่นี้ถ้ากล่าวถึงคำว่าโปรตอนจะหมายถึงนิวเคลียร์ของธาตุไฮโดรเจนเท่านั้น

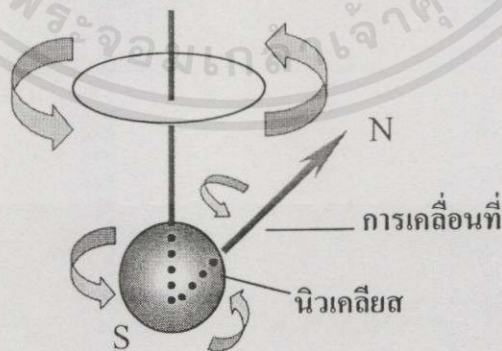
นิวเคลียสของไฮโดรเจนจะประกอบด้วยโปรตอนซึ่งมีประจุไฟฟ้าบวกเพียงอนุภาคเดียว อนุภาคโปรตอนไม่ได้บรรจุเต็มปริมาตรของนิวเคลียส นิวเคลียสจึงมีที่ว่างอยู่ ด้วยนิวเคลียสของไฮโดรเจนมีคุณสมบัติสองประการซึ่งทำให้มีสภาพเป็นแม่เหล็ก คือ ประการแรกมวลของโปรตอนไม่ได้อยู่ที่ศูนย์กลางของนิวเคลียส และประการที่สองคือ “สปิน” (spin) ซึ่งคำว่าสปินจะหมายถึงการที่วัตถุหมุนรอบแกน จากคุณสมบัติทั้งสองประการที่ทำให้นิวเคลียสของไฮโดรเจนมีสภาพเป็น

แม่เหล็กนั้น สามารถอธิบายได้ดังนี้ คือ มวลของโปรตอนไม่ได้อยู่ตรงจุดศูนย์กลางของนิวเคลียร์ แต่วิ่งวนเป็นวงกลมอยู่รอบแกนของนิวเคลียร์ (สปิน) เหมือนกับอิเล็กตรอนวิ่งในขดลวดวงกลม การหมุนวนของโปรตอนซึ่งมีประจุบวก ทำให้เกิดสนามแม่เหล็กขึ้นดังในรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 สถานะแม่เหล็กของนิวเคลียร์ไฮโดรเจน ที่เกิดจากการหมุนวนของประจุรอบแกนของนิวเคลียสซึ่งทำให้เกิดสนามแม่เหล็กเหมือนกับกระแสไฟฟ้าในขดลวดวงกลม

จากตัวอย่างของเข็มนาฬิกาเราได้ทราบถึงการเกิดปรากฏการณ์ของ แมกเนติกเรโซแนนซ์ของวัตถุแม่เหล็ก (เข็มนาฬิกา) ภายใต้สนามแม่เหล็กโลก ดังนั้นถ้าวัตถุแม่เหล็กนั้นคือนิวเคลียสของอะตอม ปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นเรียกว่า นิวเคลียสแมกเนติกเรโซแนนซ์ (nuclear magnetic resonance : NMR) การที่โปรตอนในนิวเคลียสของไฮโดรเจนหมุนรอบแกนของนิวเคลียสทำให้เกิดสนามแม่เหล็กขึ้น ในขณะที่เดียวกันแกนของนิวเคลียสของไฮโดรเจนไม่ได้อยู่นิ่ง แต่จะมีการ หมุนควง (precession) อยู่ตลอดเวลา เทียบได้กับการหมุนของลูกข่างซึ่งนอกจากหมุนรอบตัวเองแล้ว ยังมี การหมุนควงของแกนลูกข่างด้วย ซึ่งความถี่ของการหมุนควงของแกนนิวเคลียสของไฮโดรเจนเรียกว่า ความถี่ลาร์มอร์ (Larmor frequency) เพื่อเป็นเกียรติแก่นักฟิสิกส์ชาวอังกฤษ คือ Sir Joseph Larmor ดังในรูปที่ 2.15



เอกสารรูปที่ 2.15 การหมุนของโปรตอนรอบแกนของนิวเคลียสและการหมุนควง (precession) ของแกน ด้านการคำนวณว่าครีมีใดๆทั้ง นิวเคลียส ความถี่ของการหมุนควงหรือ “ความถี่ลาร์มอร์” คือจำนวนรอบที่แกนนิวเคลียสหมุนควงต่อวินาที

ความถี่ลาร์มอร์ เทียบได้กับความถี่ธรรมชาติของเซมิทิสเพราะฉะนั้นความถี่เรโซแนนซ์ ของนิวเคลียสของไฮโดรเจนก็คือความถี่ลาร์มอร์นั่นเอง

การกระตุ้นนิวเคลียสของไฮโดรเจนเราไม่สามารถใช้นิวกระตุ้นเหมือนการกระตุ้นเซมิทิส วิธีการกระตุ้นนิวเคลียสของไฮโดรเจนก็คือ ใช้คลื่นวิทยุซึ่งการกระตุ้นที่ได้ผลเต็มที่ทำได้โดยปรับความถี่ของคลื่นวิทยุให้ตรงกับความถี่เรโซแนนซ์ของนิวเคลียสของไฮโดรเจนที่อยู่ในสนามแม่เหล็กขณะนั้น เปรียบเหมือนการออกแรงผลักชิงช้าที่ได้อธิบายมาแล้ว การที่นิวเคลียสของไฮโดรเจนถูกกระตุ้นนั้น นิวเคลียสก็จะดูดกลืนพลังงานจากคลื่นวิทยุ ซึ่งก็คือปรากฏการณ์นิวเคลียร์แมกเนติกเรโซแนนซ์นั่นเอง

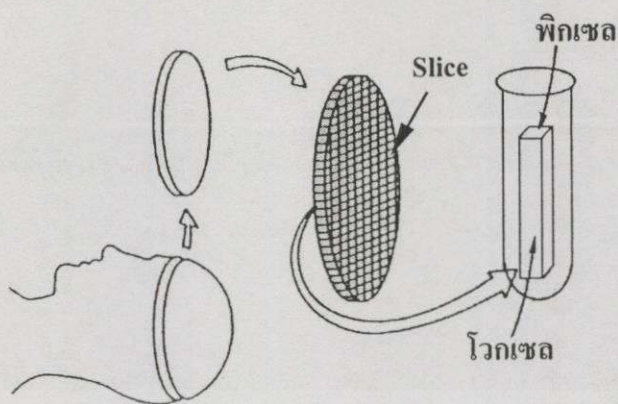
2.3.4 การตรวจหาสัญญาณที่ปล่อยออกมาจากนิวเคลียสของไฮโดรเจน

การตรวจหาสัญญาณที่ปล่อยออกมาจากนิวเคลียสของไฮโดรเจนที่ได้รับการกระตุ้นด้วยคลื่นวิทยุ นิวเคลียสของไฮโดรเจนจะดูดกลืนพลังงานจากคลื่นวิทยุไว้ เมื่อหยุดกระตุ้น นิวเคลียสของไฮโดรเจนก็จะปล่อยพลังงานกลับคืนออกมาเป็นคลื่นวิทยุเช่นกัน ซึ่งสามารถตรวจหาได้ด้วยเสาอากาศรับคลื่นและเครื่องรับในเครื่อง MRI จากสัญญาณคลื่นวิทยุที่ถูกปล่อยออกมาจากเนื้อเยื่อหลังจากที่ถูกกระตุ้นภายในเครื่อง MRI มันจะค่อยๆอ่อนกำลังลงและหมดไปภายในเวลาเพียงหนึ่งในสิบของวินาที อุปมาเหมือนการเคาะระฆัง เสียงของระฆังจะค่อยๆ เบาลงเมื่อเวลาผ่านไป

การหาตำแหน่งของนิวเคลียสของไฮโดรเจนภายในร่างกายคล้ายกับการหาตำแหน่งของเซมิทิสในสนามแม่เหล็กโลก ซึ่งจะอาศัยความถี่ธรรมชาติของเซมิทิส ดังนั้นในการหาตำแหน่งของนิวเคลียสของไฮโดรเจนก็ต้องอาศัยความถี่เรโซแนนซ์ของตัวมัน ในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ซึ่งจะเห็นได้ว่าสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์มีความจำเป็นสำหรับการสร้างภาพ โดยเครื่อง MRI เพราะถ้าไม่มีสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ร่างกายส่วนที่กำลังได้รับการตรวจจะตอบสนองต่อการกระตุ้นเท่าๆ กัน เราจึงไม่สามารถบอกได้เลยว่าสัญญาณที่ตรวจหาได้มาจากบริเวณใด ซึ่งเราจะได้กล่าวต่อไปในเรื่องของการสร้างภาพ MRI

2.3.5 การสร้างภาพของเครื่อง MRI

หลักการสร้างภาพ MRI จะมีลักษณะคล้ายกับ หลักการสร้างภาพ CT ซึ่งสามารถอธิบายเปรียบได้กับการตัดสิริระออกเป็นแผ่นหนาแผ่นละ 1 เซนติเมตร แล้วแทนที่จะนำไปถ่ายภาพ แต่ให้นำไปตัดแบ่งออกเป็นแท่งเล็กๆกว้างยาว 1x1 มิลลิเมตร เรียกว่า โวกเซล (Voxel หรือ Volume element) แต่ละชิ้นรู้ตำแหน่งเดิมแน่นอนแล้วนำเนื้อเยื่อชิ้นเล็กๆเหล่านี้ใส่หลอดทดลองเพื่อวิเคราะห์หาปริมาณไฮโดรเจน ดังรูปที่ 2-16



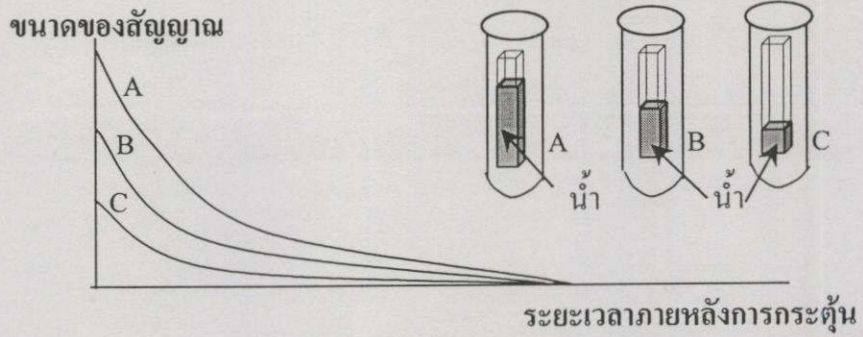
รูปที่ 2.16 การบันทึกภาพ MRI มีลักษณะเหมือนนำร่างกายผู้ป่วยไปแช่แข็งแล้วตัดร่างกายออกเป็นแผ่นบางๆตามขวางจากนั้นตัดแผ่นเนื้อเยื่อออกเป็นวอล์กเซตขนาดเล็กแล้วนำเนื้อเยื่อแต่ละวอล์กเซตใส่หลอดทดลองแล้ววิเคราะห์ที่ละวอล์กเซต

คุณสมบัติของโปรตอน(นิวเคลียสของไฮโดรเจน)ที่สำคัญในขบวนการสร้างภาพของเครื่อง MRI สามารถสรุปได้ดังนี้

1. โปรตอนจะปรับแนวตามสนามแม่เหล็กกำลังสูงของเครื่อง MRI
2. โปรตอนจะเรโซแนนซ์กับความถี่ที่เหมาะสม(ความถี่ลาร์มอร์) โดยขึ้นกับกำลังของสนามแม่เหล็ก
3. ในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ความถี่เรโซแนนซ์ของโปรตอนจะทำให้บอกได้ว่าโปรตอนอยู่ที่ตำแหน่งใดในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์

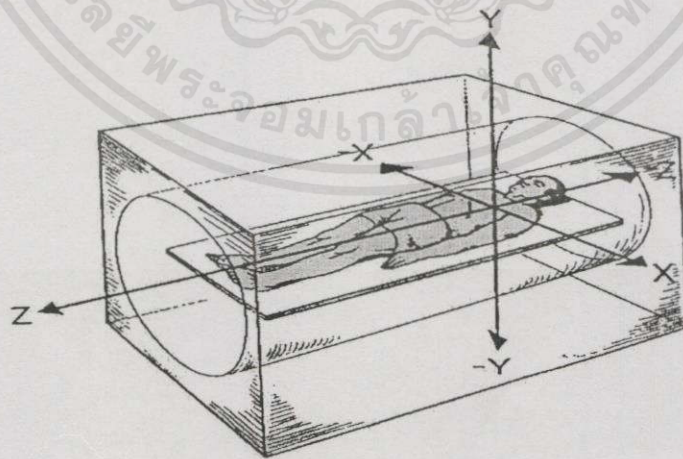
ภายในเครื่อง MRI จะมีสนามแม่เหล็กหลักเพื่อปรับแนวโปรตอน มีสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ไว้สำหรับหาดำแหน่งของโปรตอน มีเครื่องส่งวิทยุไว้ส่งคลื่นวิทยุกระตุ้น และมีเสาอากาศไว้รับสัญญาณที่โปรตอนปล่อยกลับออกมา ซึ่งสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ในเครื่อง MRI นับว่ามีความสำคัญในขบวนการสร้างภาพมาก แต่ก่อนที่จะทำความเข้าใจพฤติกรรมของโปรตอนในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์เราต้องรู้พฤติกรรมของโปรตอนในสนามแม่เหล็กที่สม่ำเสมอก่อน ซึ่งมีเครื่องมือง่ายๆในการทดลอง คือ มีหลอดทดลองใส่น้ำอยู่และอยู่ในสนามแม่เหล็กที่สม่ำเสมอโดยสมมติว่ามีกำลัง 1 เทสลา โปรตอนจะมีความถี่เรโซแนนซ์ค่าหนึ่ง (สมมติให้มีค่า 42.6 MHz) เมื่อส่งคลื่นวิทยุความถี่ 42.6 MHz เข้าไปกระตุ้นโปรตอนทั้งหมดในน้ำ โปรตอนจะดูดกลืนพลังงานจากคลื่นวิทยุแล้วมันจะปล่อยพลังงานกลับออกมาเมื่อหยุดการกระตุ้น ซึ่งความถี่ของพลังงานที่ปล่อยออกมาจะมีค่าเท่ากับ 42.6 MHz เช่นกัน เนื่องจากอยู่ในสนามแม่เหล็กที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลงเราจึงบอกไม่ได้ว่าสัญญาณที่วัดได้มาจากโปรตอนบริเวณใด

รู้แต่เฉพาะขนาดของสัญญาณเท่านั้นซึ่งขนาดของสัญญาณจะขึ้นอยู่กับปริมาณของโปรตอนในน้ำ ดังในรูปที่ 2.17



รูปที่ 2.17 เนื้อเยื่อสามโวกเซลที่ประกอบด้วยน้ำ 75% 50% และ 25% เมื่อกระตุ้นเนื้อเยื่อทั้งสามด้วยคลื่นวิทยุซึ่งมีความถี่เท่ากับความถี่เรโซแนนซ์ของน้ำ ขนาดของสัญญาณที่ออกมาจากหลอดทดลองจะเป็นสัดส่วนกับปริมาณของน้ำในหลอดนั้น

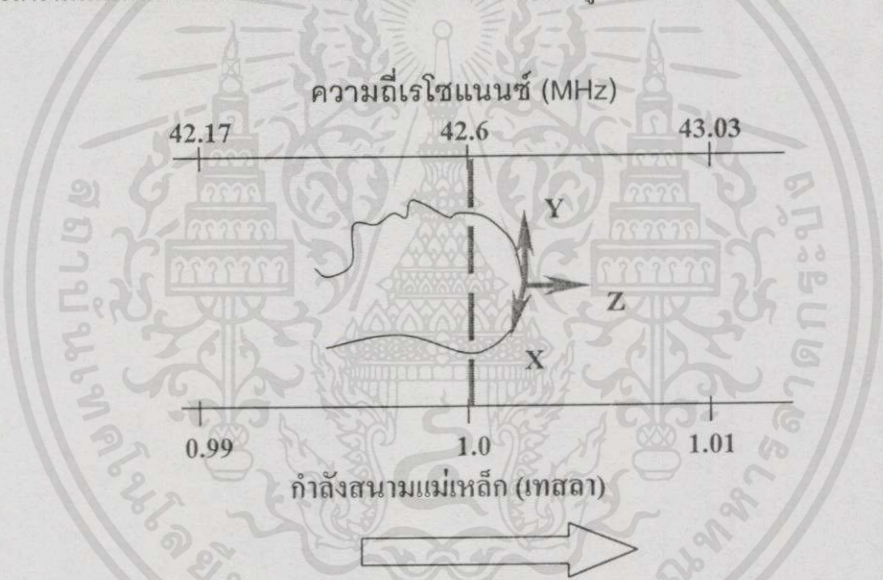
จากการทดลองที่ผ่านมาถ้าใช้สนามแม่เหล็กที่สม่ำเสมอจะไม่สามารถสร้างภาพภาคตัดขวางของเนื้อเยื่อได้ ดังนั้นจึงได้มีการนำคุณสมบัติของโปรตอนภายใต้สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์มาใช้ประโยชน์ในการสร้างภาพ MRI ซึ่งขั้นตอนแรกสุดในการสร้างภาพเนื้อเยื่อตามระนาบตัดขวางคือ การแยกเนื้อเยื่อบริเวณที่จะตรวจออกจากเนื้อเยื่อบริเวณใกล้เคียงเปรียบเทียบเหมือนการใช้เลื่อยตัดเนื้อเยื่อแยกออกมาหนึ่งแผ่น วิธีที่นิยมมากที่สุดก็คือการกระตุ้นเนื้อเยื่อเฉพาะบริเวณที่ต้องการ โดยอาศัยสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ภายในเครื่อง MRI ซึ่งเครื่องจะสร้างสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ที่มีกำลังแม่เหล็กลดหลั่นตามแนวยาวของร่างกายหรือจากศีรษะไปยังปลายเท้า ซึ่งสมมติให้แนวนี้เป็นแนวแกน Z ดังในรูปที่ 2.18



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 รูปที่ 2.18 ความสัมพันธ์ระหว่างทิศทางของสนามแม่เหล็กหลักกับการกำหนดระบบพิกัดในเครื่องใช้ MRI ที่ทิศทางของสนามแม่เหล็กหลักอยู่ตามแนวยาวของร่างกายซึ่งกำหนดให้เป็นแกน Z

จากรูปสนามแม่เหล็กที่มีกำลังสูงสุดจะอยู่ทางศีรษะและกำลังต่ำสุดอยู่ทางปลายเท้า สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์เป็นสนามแม่เหล็กกำลังต่ำที่ทำให้มีการเปลี่ยนแปลงกำลังของสนามแม่เหล็กหลักเพียงประมาณหนึ่งเกาส์ต่อหนึ่งเซ็นติเมตร ถ้าสนามแม่เหล็กหลักมีกำลัง 1 เทสลา ก็จะมีการเปลี่ยนแปลงกำลังของสนามแม่เหล็กเพียง 0.01% ต่อเซ็นติเมตร ความแตกต่างของกำลังสนามแม่เหล็กเพียงเล็กน้อยนี้สามารถทำให้เลือกกระตุ้นเนื้อเยื่อที่มีความหนาเพียงไม่กี่มิลลิเมตรโดยไม่รบกวนเนื้อเยื่อส่วนอื่น สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์จะถูกสร้างขึ้นเฉพาะบริเวณที่จะทำการตรวจเท่านั้น ไม่จำเป็นต้องมีตลอดความยาวของร่างกาย

ภายใต้อิทธิพลของสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ โปรตอนภายในร่างกายจะมีความถี่เรโซแนนซ์ขึ้นกับตำแหน่งในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ไฮโดรเจนที่อยู่ในตำแหน่งสูงขึ้นไปทางศีรษะจะอยู่ภายใต้สนามแม่เหล็กที่มีกำลังมากกว่าจึงเกิดเรโซแนนซ์ที่ความถี่สูงกว่า แต่จะมีเนื้อเยื่ออยู่แถบเดียวเท่านั้นที่อยู่ในสนามแม่เหล็กที่มีกำลัง 1 เทสลาพอดี ดังที่แสดงในรูปที่ 2.19



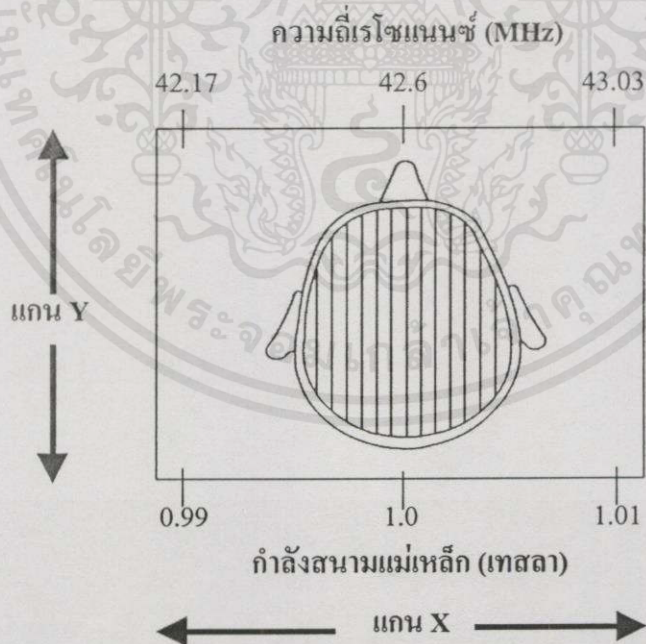
รูปที่ 2.19 ส่วนศีรษะซึ่งอยู่ในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ความถี่เรโซแนนซ์ของโปรตอนจะแตกต่างกัน โดยขึ้นกับตำแหน่งในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ ความถี่เรโซแนนซ์ค่าหนึ่งจะมีเนื้อเยื่ออยู่ระดับเดียวเท่านั้นที่ถูกกระตุ้น(ตามแนวเส้นประ)

จากรูป ถ้าทำการส่งคลื่นวิทยุความถี่ 42.6 MHz เข้าสู่เนื้อเยื่อทั้งหมดจะมีไฮโดรเจนของเนื้อเยื่อ (ตามแนวเส้นประ) ซึ่งอยู่ภายใต้สนามแม่เหล็กที่มีกำลัง 1 เทสลา เท่านั้นที่ดูดกลืนพลังงานจากคลื่นวิทยุ ไฮโดรเจนในบริเวณที่สูงหรือต่ำกว่านี้จะไม่ถูกกระตุ้น ถ้าต้องการกระตุ้นเนื้อเยื่อบริเวณอื่นก็จะสามารถทำได้โดยการปรับคลื่นวิทยุกระตุ้นให้มีความถี่สูงขึ้นหรือต่ำลง หรืออาจทำได้โดยการเลื่อนสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ จากการใช้สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ร่วมกับการส่งคลื่นวิทยุที่มีความถี่เดียวเข้าสู่เนื้อเยื่อ จะมีโปรตอนเพียงแถบเดียวเท่านั้นที่ถูกกระตุ้น เท่ากับเป็นการแยกเนื้อเยื่อ

บริเวณที่ต้องการออกจากเนื้อเยื่อบริเวณข้างเคียง ถ้ากำหนดให้แกน Z เป็นแกนตามความยาวของร่างกาย บริเวณเนื้อเยื่อที่ถูกกระตุ้นก็จะอยู่ในแนวระนาบ XY ดังในรูปที่ 2.18 จากที่กล่าวมาเป็นวิธีการทางทฤษฎีเท่านั้น การใช้คลื่นวิทยุที่มีความถี่เดียวจะทำให้เนื้อเยื่อเพียงแผ่นบางๆ เท่านั้นที่ถูกกระตุ้น และสัญญาณที่เนื้อเยื่อปล่อยออกมาหลังการกระตุ้นจะอ่อนเกินไป ดังนั้นเพื่อให้ได้สัญญาณที่แรงพอจึงต้องกระตุ้นเนื้อเยื่อที่มีความหนามากขึ้น โดยการใช้คลื่นวิทยุกระตุ้นเป็นช่วงคลื่นที่รวมความถี่สูงกว่าและต่ำกว่าบริเวณที่กระตุ้นเล็กน้อยอยู่ด้วย

2.3.6 การหาตำแหน่งของสัญญาณภายในเนื้อเยื่อหนึ่งแผ่น

หลังจากแยกเนื้อเยื่อตามระนาบตัดขวางได้แล้ว การที่จะบอกได้ว่าสัญญาณมาจากส่วนใดของเนื้อเยื่อที่ถูกกระตุ้น จำเป็นต้องอาศัยสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ในทิศทางใหม่ ซึ่งมีหลักการก็คือหลังจากที่ขบวนการกระตุ้น โดยการส่งคลื่นวิทยุเข้าไปแล้ว สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามแนวหัวเท้า และคลื่นวิทยุกระตุ้นจะถูกปิดทันที และเนื้อเยื่อจะเริ่มปล่อยคลื่นวิทยุที่มีความถี่เดียวกันกับความถี่ของคลื่นวิทยุที่ส่งเข้าไปกระตุ้นออกมาและในขณะเดียวกันสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์สนามที่สองจะถูกสร้างขึ้นตามระนาบ XY ซึ่งจะทำให้สนามแม่เหล็กทางด้านหนึ่งของแผ่นเนื้อเยื่อมีกำลังมากกว่าอีกด้านหนึ่ง ดังในรูปที่ 2.20



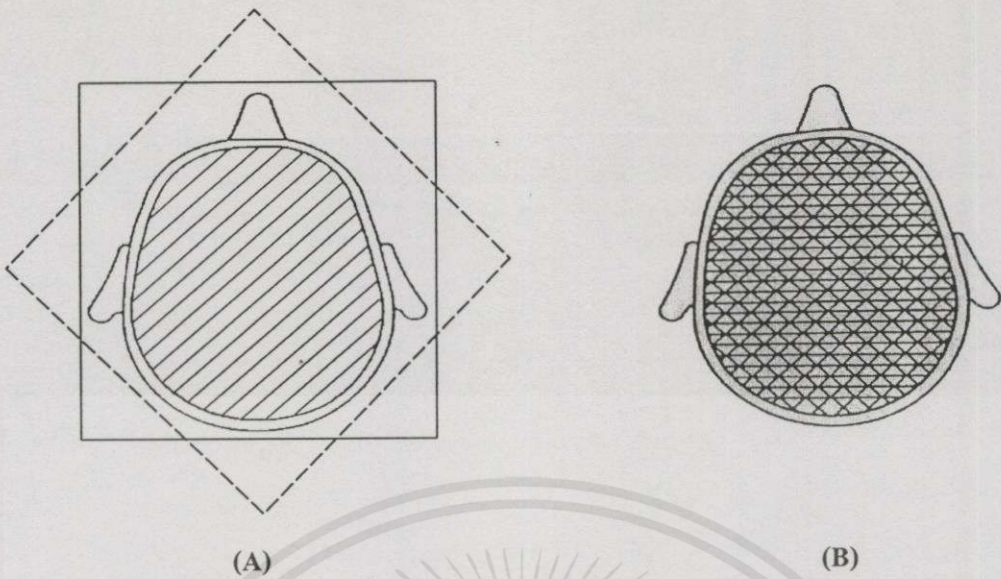
เอกสารรูปที่ 2.20 เนื้อเยื่อหนึ่ง slice สัมผัสกับสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามขวาง ตัวเลขด้านล่างแสดงแนวด้านการกำเนิดสัญญาณในเนื้อเยื่อ ถ้ากำลังสนามแม่เหล็ก ตัวเลขด้านบนแสดงความถี่ของไฮโดรเจน เนื้อเยื่อแต่ละแถบในภาพจะมีความถี่เรโซแนนซ์เท่ากัน

ด้วยอิทธิพลของสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ใหม่ นิวเคลียสในบริเวณเนื้อเยื่อที่ถูกกระตุ้นซึ่งเคม
เคหมุมควง (precess) ด้วยความถี่เดียวกันจะปรับตัวตามสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ใหม่และเรโซ
แนนซ์ด้วยความถี่ที่สูงขึ้นหรือต่ำลง ขึ้นอยู่กับตำแหน่งในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ใหม่ นิวเคลียส
ทางด้านหนึ่งของแผ่นเนื้อเยื่อซึ่งมีกำลังสนามแม่เหล็กสูงกว่าจะเรโซแนนซ์ด้วยความถี่สูงกว่าอีก
ด้านหนึ่ง จากวิธีนี้เนื้อเยื่อจะปล่อยสัญญาณคลื่นวิทยุขนาดความถี่ต่างๆกันออกมาโดยขึ้นกับ
ตำแหน่งในสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ใหม่ เปรียบเหมือนการผ่านเนื้อเยื่อแผ่นเดิมออกเป็นแถบ
เล็กๆ เนื้อเยื่อแต่ละแถบจะปล่อยคลื่นวิทยุความถี่หนึ่งออกมา กำลังของสัญญาณในแต่ละความถี่จะ
บอกเราว่า เนื้อเยื่อหนึ่งแถบมีปริมาณไฮโดรเจนมากหรือน้อย ซึ่งในเครื่อง MRI จะมีเครื่อง
วิเคราะห์ความถี่สำหรับวิเคราะห์สัญญาณวิทยุจากเนื้อเยื่อว่ามีค่าใดบ้าง แต่ละความถี่มีกำลัง
ของสัญญาณมากหรือน้อย(ดูจากแอมพลิจูด)ซึ่งความถี่ที่วัดได้จะบอกว่าสัญญาณมาจากเนื้อเยื่อแถบ
ใด ส่วนแอมพลิจูดของแต่ละความถี่จะบอกปริมาณไฮโดรเจนในเนื้อเยื่อแต่ละแถบ

จากการที่ใช้เครื่องวิเคราะห์ความถี่ในเครื่อง MRI เพื่อทำวิเคราะห์สัญญาณว่ามาจากเนื้อเยื่อ
แถบใดนั้นเปรียบเหมือนการใช้เครื่องวิเคราะห์ความถี่ทำการหาตำแหน่งของการกคคีย์เปียโน
สมมติถ้าเราลองกดหลายคีย์พร้อมๆกันด้วยแรงที่ไม่เท่ากัน มีเสียงเกิดขึ้นพร้อมๆกันหลายระดับ
เสียง ดังบ้างค่อยบ้าง เป็นการยากที่จะฟังแล้วแยกได้ว่ามีเสียงโน้ตอะไรบ้างดังขนาดไหน แต่ถ้าใช้
เครื่องวิเคราะห์ความถี่ จะทำให้สามารถบอกได้ว่ามีเสียงใดบ้างแต่ละเสียงดังขนาดไหนเมื่อแยก
เสียงได้ก็จะบอกได้ว่าคีย์ใดบ้างที่ถูกกด

หลังจากทำวิเคราะห์สัญญาณว่ามาจากเนื้อเยื่อแถบใดแล้วจะทำการเก็บข้อมูลไว้ใน
คอมพิวเตอร์แล้วขบวนการทั้งหมดก็จะถูกทำซ้ำ โดยเริ่มจากการสร้างสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตาม
แกน Z กระตุ้นเนื้อเยื่อบริเวณเดิมด้วยคลื่นวิทยุ ปิดสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามแกน Z หลังจาก
การกระตุ้นแล้วตามด้วยการเปิดสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวาง(ระนาบ XY)ทันที แต่
ครั้งนี้ทิศทางต่างจากครั้งแรก เท่ากับทำการวัดความหนาแน่นของไฮโดรเจนในเนื้อเยื่อแผ่นเดิมแต่
ในทิศทางหนึ่งที่ตั้งต่างจากครั้งแรก ดังในรูปที่ 2.21(A)

ในการสร้างภาพตามระนาบตัดขวางหนึ่งภาพ ขบวนการข้างต้นจะถูกกระทำซ้ำแล้วซ้ำอีก โดย
เปลี่ยนทิศทางของสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวางไปเรื่อยๆ เมื่อมาถึงจุดนี้ เนื้อเยื่อตาม
ระนาบตัดขวางหนึ่งแผ่นจะถูกตัดออกเป็นแถบหลายร้อยชุด ชั้นตอนต่อไปเป็นการแบ่งเนื้อเยื่อแต่
ละแถบออกเป็นโวกเซลแล้ววัดปริมาณของไฮโดรเจนเป็นขบวนการขั้นสุดท้ายในการสร้างภาพซึ่ง
ในขบวนการนี้ต้องใช้คอมพิวเตอร์ ข้อมูลจากขบวนการกระตุ้นเนื้อเยื่อแถบต่างๆจะถูกเก็บไว้ใน
ลักษณะเป็นแถบแสง ซึ่งมีความสว่างแตกต่างกันความสว่างขึ้นกับปริมาณไฮโดรเจนในเนื้อเยื่อ
แถบนั้น ในการตรวจเนื้อเยื่อตามระนาบตัดขวางหนึ่งแผ่นจะมีแถบลักษณะดังกล่าวหลายพัน
แถบเก็บไว้ในหน่วยความจำของคอมพิวเตอร์ เนื้อเยื่อหนึ่งโวกเซลจะมีแถบแสงตัดกันหลายร้อย
แถบดังแสดงในรูปที่ 2.21(B)



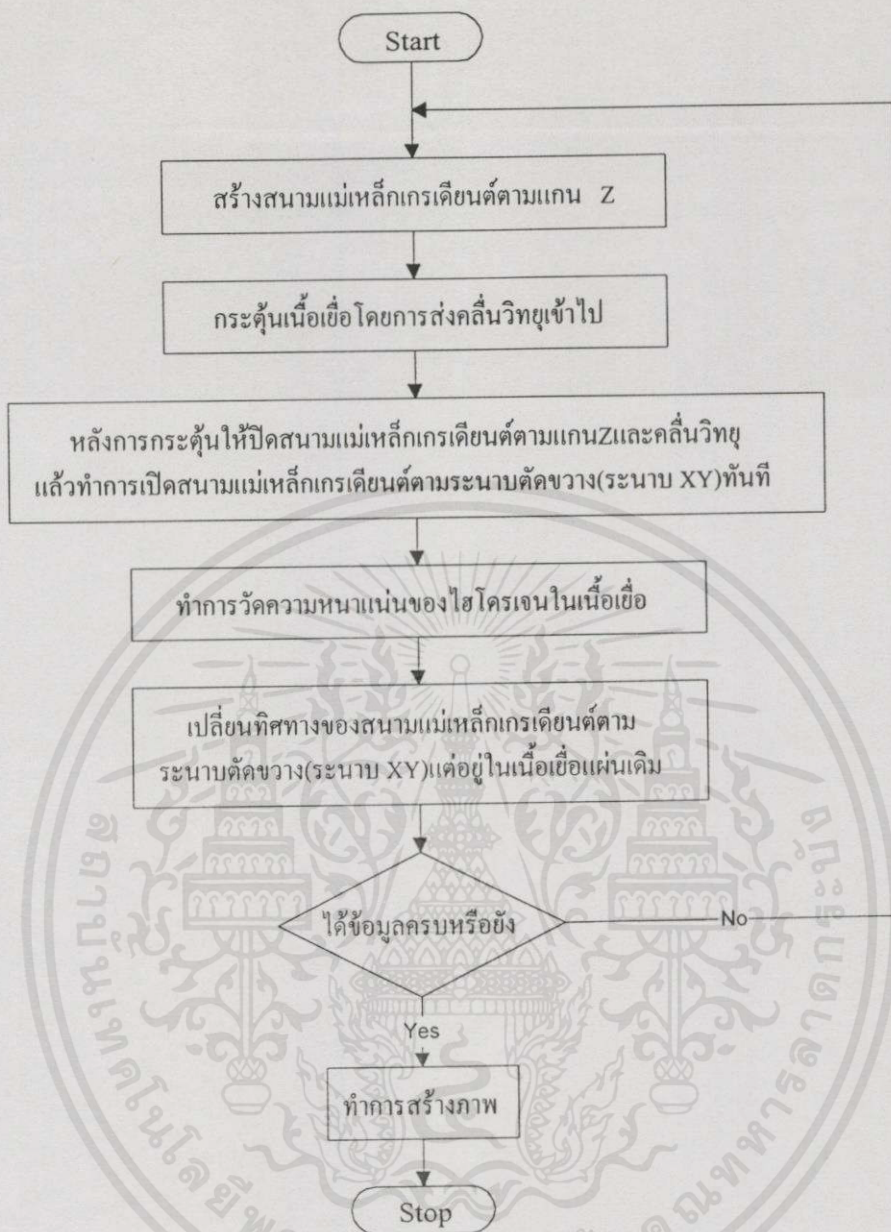
รูปที่ 2.21 (A) เนื้อเยื่อหนึ่ง slice จะถูกกระตุ้นหลายครั้งเพื่อรวบรวมข้อมูลให้เพียงพอในการสร้างภาพโดยการเปลี่ยนทิศทางของสนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวาง การตรวจแต่ละครั้งจะได้ข้อมูลในแถบเนื้อเยื่อเล็กๆชุดใหม่ ภาพแสดงเกรเดียนต์เพียงสองทิศทาง(เส้นที่ทับกับเส้นประ)

(B) ระหว่างการตรวจ สนามแม่เหล็กเกรเดียนต์ตามระนาบตัดขวาง(ระนาบ XY)จะถูกเปลี่ยนมุมไปครั้งละไม่กี่องศา ภาพจะสร้างจากเส้นซึ่งตัดผ่านกันหลายพันเส้น

ถ้าเอาแถบแสงทั้งหมดที่เก็บไว้ในคอมพิวเตอรืมาซ้อนทับกันเฉยๆ เช่น วิธีของ Simple back projection ภาพที่ได้จะพร่ามัวไม่คมชัดมีลักษณะเป็นแฉกเหมือนดาว (star effect) จนไม่มีประโยชน์ในการวินิจฉัย ต้องมีการตัดแปลงข้อมูลด้วยวิธีของ Filtered back projection จึงจะได้ภาพที่มีคุณภาพ ซึ่งทั้งสองวิธีนี้จะมีหลักการเหมือนกับการสร้างภาพ CT จากขบวนการสร้างภาพ MRI ทั้งหมดที่กล่าวมานี้สามารถแสดงโพลิตชาร์ทในรูปที่ 2.22

จากขบวนการที่กล่าวมานี้จะทำให้ได้ภาพ MRI ที่มีลักษณะเป็นภาพ 2 มิติแสดงถึงการกระจายของไฮโดรเจน (Proton Density: PD) ในบริเวณต่างๆของเนื้อเยื่อ ซึ่งภาพนี้ทางการแพทย์ถือว่ายังไม่ใช่ภาพที่มีความสำคัญมากนักเนื่องจากไม่สามารถให้รายละเอียดของอวัยวะในส่วนต่างๆได้ครบถ้วนและเด่นชัด โดยความเป็นจริงแล้วเครื่อง MRI ยังได้มีการสร้างภาพ MRI อีกสองภาพที่มีประโยชน์ต่อการพิจารณาของแพทย์ ซึ่งก็คือภาพ T1 weight (T1) และ T2 weight (T2) ที่จะได้กล่าวในต่อไป

เอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.22 โพลีคาร์ททขบวนการสร้างภาพ MRI

2.3.7 คุณสมบัติของเนื้อเยื่อ T1 และ T2

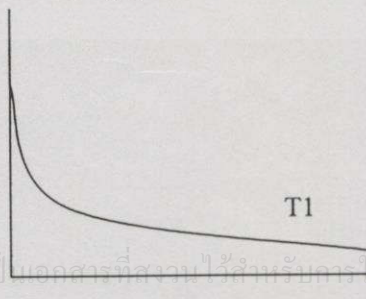
ภาพที่แสดงการกระจายของไฮโดรเจน (PD) ในทางการแพทย์ไม่ได้ให้ความสำคัญมากนัก แต่สิ่งที่แพทย์สนใจจะเป็น “พฤติกรรม” ของไฮโดรเจนในบริเวณต่างๆ ซึ่งพฤติกรรมในที่นี้หมายถึงว่าไฮโดรเจนตอบสนองต่อภาวะแวดล้อมทางเคมีอย่างไร การที่ไฮโดรเจนเปลี่ยนพฤติกรรมมีผลทำให้สัญญาณคลื่นวิทยุที่ถูกปล่อยออกมาจากเนื้อเยื่อเปลี่ยนไปอย่างไร การเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของโปรตอนในธาตุไฮโดรเจนนั้นเกิดจากการที่โปรตอนไม่ได้สัมผัสกับสนามแม่เหล็กของเครื่อง MRI อย่างเดียว ทั้งนี้เนื่องจากโปรตอนยังต้องพบกับการเปลี่ยนแปลงเฉพาะที่ของกำลังสนามแม่เหล็ก

ภายในเนื้อเยื่อ ความผันผวนของสนามแม่เหล็กดังกล่าวเกิดจากการที่มีนิวเคลียสและอะตอมแม่เหล็กชนิดอื่นปะปนรวมอยู่ด้วยกัน เช่น แมงกานีส และ แก๊สออกซิเจน(ที่ละลายอยู่ในน้ำ) สารเหล่านี้จะมีผลต่อโปรตอนที่เป็นแหล่งกำเนิดของสัญญาณสำหรับสร้างภาพ ซึ่งการที่เครื่อง MRI มีศักยภาพในการวินิจฉัยโรคได้มากก็เพราะว่ามันสามารถตรวจหาการเปลี่ยนแปลงสนามแม่เหล็กในเนื้อเยื่อซึ่งเป็นภาวะแวดล้อมของไฮโดรเจนนี้เอง การเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของโปรตอนจะทำให้สัญญาณที่ตรวจจับได้ภายหลังการกระตุ้นเปลี่ยนไปสิ่งที่ใช้บอกพฤติกรรมของไฮโดรเจน คือ “เวลาคงที่หรือเวลาผ่อนคลาย (Time constant หรือ Relaxation time) T1 และ T2”

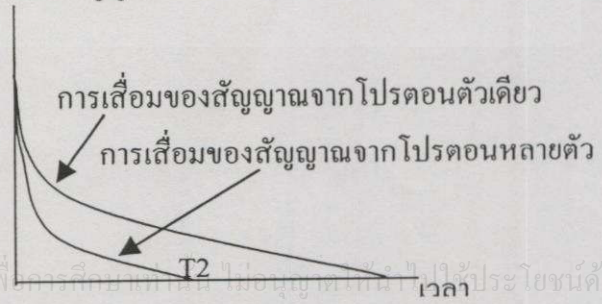
-นิยามของ T1 และ T2

เมื่อร่างกายสัมผัสกับคลื่นวิทยุกระตุ้นจากเครื่องส่งคลื่นวิทยุภายในเครื่อง MRI โปรตอนหลายล้านตัวภายในสไลด์นั้นจะตอบสนองต่อการกระตุ้นโดยการดูดกลืนพลังงานจากคลื่นวิทยุและหมุนควงด้วยความถี่เรโซแนนซ์ ทันทีที่หยุดการกระตุ้น โปรตอนจะปลดปล่อยพลังงานออกมา แต่เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงเฉพาะที่ของกำลังสนามแม่เหล็กภายในเนื้อเยื่อจะทำให้ขนาดของคลื่นวิทยุที่ปล่อยมานั้นมีค่าลดลงเมื่อเวลาผ่านไป ซึ่งนิยามของ T1 ก็คือ เวลาที่โปรตอนปลดปล่อยพลังงานไป 63% ของพลังงานที่รับมาจากคลื่นวิทยุกระตุ้น ดังในรูปที่ 2.23(A) ส่วนนิยามของ T2 คือ หลังจากหยุดการกระตุ้นด้วยคลื่นวิทยุทันที โปรตอนจะหมุนควงอย่างพร้อมเพรียงกันหรือหมุนแบบร่วมเฟส (inphase) กัน แต่ด้วยความผันผวนของสนามแม่เหล็กภายในเนื้อเยื่อ จะทำให้ความถี่ในการหมุนควงของโปรตอนในบริเวณต่างๆ ไม่เท่ากัน การร่วมเฟสของนิวเคลียสจะค่อยๆ หายไปจนกระทั่งต่างเฟสกัน โดยสิ้นเชิง เมื่อโปรตอนหมุนควงไม่พร้อมกัน สัญญาณที่ปลดปล่อยออกมาก็จะต่างเฟสกันและหักล้างกันเอง ผลก็คือสัญญาณที่ได้รับจากโปรตอนหลายล้านตัวจะลดลงอย่างรวดเร็ว เพราะฉะนั้นนิยามของ T2 ก็คือเวลาที่สัญญาณมีขนาดลดลง 63% จากที่เสียการร่วมเฟส (dephasing) ดังในรูป 2.23(B)

กำลังของสัญญาณ



กำลังของสัญญาณ

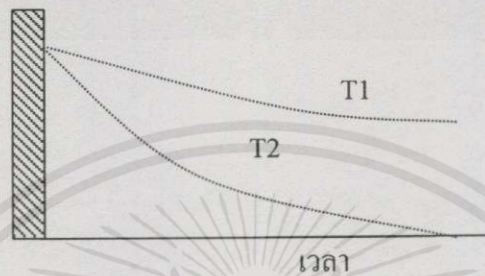


รูป 2.23 (A) สัญญาณลดลงจากการเสียพลังงานโดยคุณสมบัติของ T1

(B) สัญญาณลดลง จากที่เสียการร่วมเฟสของโปรตอนหลายตัวโดยคุณสมบัติของ T2

ความแตกต่างของ T_1 และ T_2 ก็คือ สัญญาณของ T_2 จะเป็นสัญญาณที่ได้จากการเสียการร่วมเฟสของโปรตอนทั้งหมดในสไลด์นั้น โดยที่โปรตอนก็ยังคงหมุนควงอยู่แม้ว่าสัญญาณดังกล่าวจะไม่สามารถวัดได้แล้วก็ตาม ซึ่งจะต่างกับสัญญาณที่วัดได้จาก T_1 คือขณะที่สัญญาณมีกำลังอ่อนลง โปรตอนก็จะหมุนควงช้าลงด้วย ดังนั้นจะเห็นได้ว่า T_2 จะมีค่าเท่ากับหรือน้อยกว่า T_1 เสมอ ดังแสดงในรูปที่ 2.24

กำลังของพัลส์กระตุ้น



รูปที่ 2.24 เปรียบเทียบการลดลงของสัญญาณ T_1 กับ T_2

-ปัจจัยที่มีผลต่อ T_1 และ T_2

การเคลื่อนที่อุณหภาพ (Thermal motion)

การเคลื่อนที่อุณหภาพเกิดจากการที่โมเลกุลของน้ำพุ่งชนกันเองแบบสุ่ม (Random) ตลอดเวลาด้วยอัตราที่รวดเร็วมาก นอกจากจะมีการชนแบบกระแทกตรงๆ แล้ว ยังมีการชนแบบเฉียดหรือเคลื่อนที่ผ่านกันแบบเฉียดๆ เนื่องจากโมเลกุลของน้ำมีนิวเคลียสของไฮโดรเจนซึ่งมีคุณสมบัติแม่เหล็กอยู่เมื่อโมเลกุลของน้ำเกิดชน เฉียด หรือ เฉียดกันก็จะเกิดปรากฏการณ์แม่เหล็กซึ่งปรากฏการณ์ดังกล่าวอาจจะไปรวมหรือหักล้างกับสนามแม่เหล็กหลักทำให้สนามแม่เหล็กเฉพาะที่เกิดการเปลี่ยนแปลง ซึ่งจะมีผลต่อ T_1 และ T_2

สารโมเลกุลใหญ่มีขั้ว

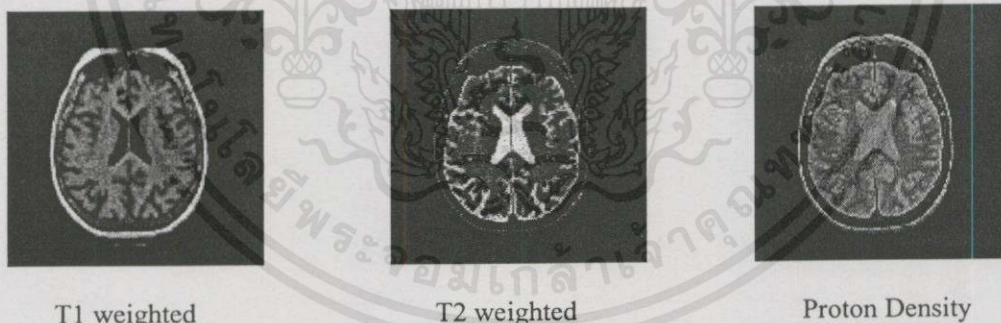
สารโมเลกุลใหญ่ในสิ่งมีชีวิตส่วนมากจะมีประจุเป็นกลาง แต่การกระจายของประจุที่ผิวภายนอกของโมเลกุลไม่สม่ำเสมอ บางบริเวณมีประจุชนิดใดชนิดหนึ่งเด่นขึ้นมาทำให้โมเลกุลนั้นเกิดมีขั้ว (Polar) ซึ่งจะทำให้ขั้วของโมเลกุลใหญ่นี้ดึงดูดโมเลกุลของน้ำซึ่งมีขั้วเช่นกันให้มาเกาะติดอยู่

โมเลกุลใหญ่ซึ่งมีขนาดใหญ่และมีน้ำหนักรวม การเคลื่อนที่อุณหภาพของโมเลกุลใหญ่ เช่น โปรตีน จึงเชื่องช้ามาก น้ำที่อยู่ใกล้โมเลกุลใหญ่หรือเกาะติดอยู่กับโมเลกุลใหญ่จึงมีการเคลื่อนที่ที่เชื่องช้ามาก อุณหภาพที่เชื่องช้าตามไปด้วย ดังในรูปที่ 2.25 ซึ่งจะมีผลต่อสนามแม่เหล็กเฉพาะที่และทำให้มีผลต่อ T_1 และ T_2 เช่นกัน

2.3.8 ความสำคัญของภาพ T1 และ T2 จากเครื่อง MRI

เนื่องจากในเนื้อเยื่อที่มีชีวิตจะมีองค์ประกอบของน้ำเป็นส่วนใหญ่ เช่น น้ำหล่อเลี้ยงสมอง ไขสันหลัง และอื่นๆ แต่มีอวัยวะบางอย่างที่ไม่มีน้ำเป็นส่วนประกอบ เช่น กระดูก เป็นต้น จากอวัยวะที่กล่าวมานี้จะมีอวัยวะบางชนิดที่ตอบสนอง T1 ได้ดี คือเมื่อมีการสร้างภาพโดยใช้ T1 จะทำให้ได้ภาพอวัยวะส่วนนั้นเด่นชัดขึ้นมาแต่ในขณะเดียวกันเมื่อทำการสร้างภาพโดยใช้ T2 กลับไม่สามารถดูภาพอวัยวะนั้นได้ชัดเจน ดังนั้นในการสแกนภาพ MRI จำเป็นต้องมีการเลือก T1 และ T2 ให้เหมาะสมกับอวัยวะส่วนนั้น

จากที่กล่าวมานี้ การสร้างภาพ MRI จะเป็นการสร้างภาพที่เลือกใช้ T1 หรือ T2 เพียงอย่างเดียว แต่ในทางปฏิบัติ ภาพที่ได้จาก T1 ก็จะมีส่วนของ T2 ปนอยู่ด้วย หรือ ภาพ T2 ก็มีส่วนของ T1 ปนอยู่ด้วยเช่นกันทั้งนี้เพราะการที่จะได้ภาพ T1 หรือ T2 ที่บริสุทธิ์ต้องใช้เวลาในการสแกนนานและนอกจากนี้ผู้ป่วยจะต้องนอนนิ่งจริงๆ ถ้าผู้ป่วยมีการเคลื่อนไหวจะทำให้ผลการสแกนนั้นมีความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งอวัยวะและเมื่อนำภาพดังกล่าวไปประมวลผลจะทำให้เกิดความผิดพลาดขึ้นได้ ดังนั้นในทางปฏิบัติ ผู้ทำการตรวจจะมีการสแกนเพื่อเน้นน้ำหนัก T1 (T1 weighted) หรือเน้นน้ำหนัก T2 (T2 weighted) หรือ เน้นการกระจายของโปรตอน(PD) ซึ่งในการเน้นน้ำหนักนี้จะหมายถึงในภาพ T1 weighted จะมี T2 ปนอยู่บ้างแต่ไม่มีความสำคัญเท่าใด จากที่กล่าวมานี้สามารถแสดงภาพทั้งสามได้ดังในรูปที่ 2.26



รูปที่ 2.26 ภาพ T1 weighted T2 weighted และ Proton Density

2.4 สรุป

ในหลักการสร้างภาพของทั้ง MRI และ CT จะมีลักษณะเหมือนกันคือใช้ วิธี อิทธิทอเรชัน , ฟิวดอร์แบ็กโพรเจกชัน , Simple back projection และอื่นๆ แต่ต่างกันที่การได้มาของข้อมูล โดยข้อมูลที่ได้จากเครื่อง CT นั้นจะมาจากการใช้ลำรังสีเอกซ์เป็นตัวสแกน ส่วนในเครื่อง MRI จะใช้คลื่นสนามแม่เหล็กเป็นตัวสแกนเก็บข้อมูล ซึ่งคุณภาพของรูปที่ได้ก็ต่างกันด้วย โดยภาพ MRI จะให้ภาพของอวัยวะที่เป็นเนื้อเยื่ออ่อนๆ ได้เด่นชัดกว่าภาพ CT แต่ในขณะเดียวกัน ภาพ CT กลับให้ความชัดเจนของอวัยวะที่มีส่วนประกอบของน้ำน้อยๆ เช่น กระดูก ได้ดีกว่าภาพ MRI

การปรับปรุงภาพ โดยใช้หลักการของ ฮิสโตแกรม

3.1 บทนำ

ในทฤษฎีการประมวลผลทางภาพ (Image Processing) นับว่ามีประโยชน์อย่างมหาศาล ต่อวงการอุตสาหกรรมต่างๆ หรือแม้แต่วงการแพทย์ก็ตาม ซึ่งงานวิจัยทางด้านนี้ ได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง และได้แบ่งการวิจัยไปในสาขาต่างๆ มากมาย เช่น สาขาทางภาพถ่ายดาวเทียม สาขาทางการแพทย์ รวมไปถึงงานทางด้านธนาคารเป็นต้น จากงานวิจัยด้านต่างๆ ที่กล่าวมานั้นบางครั้งจำเป็นต้องมีการเตรียมภาพโดยใช้หลักการปรับปรุงภาพ (Image Enhancement) เพื่อให้ได้ข้อมูลภาพที่พร้อมจะนำไปประมวลผลต่อไป ซึ่งการปรับปรุงภาพจะมีวิธีอยู่มากมาย ที่จะได้กล่าวในหัวข้ออื่นต่อไป

สำหรับในบทนี้จะเน้นงานทางด้าน การปรับปรุงภาพโดยอาศัยการพิจารณาฮิสโตแกรมของภาพเป็นตัวปรับปรุง ทั้งนี้ที่มีการปรับปรุงภาพด้านอื่นๆอีกมากมายที่จะทำให้คุณภาพของข้อมูลภาพดีขึ้น ทั้งนี้ก็เนื่องมาจากต้องการแสดงให้เห็นถึงประโยชน์ของฮิสโตแกรม ที่จะนำมาใช้ ในงานวิจัยของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

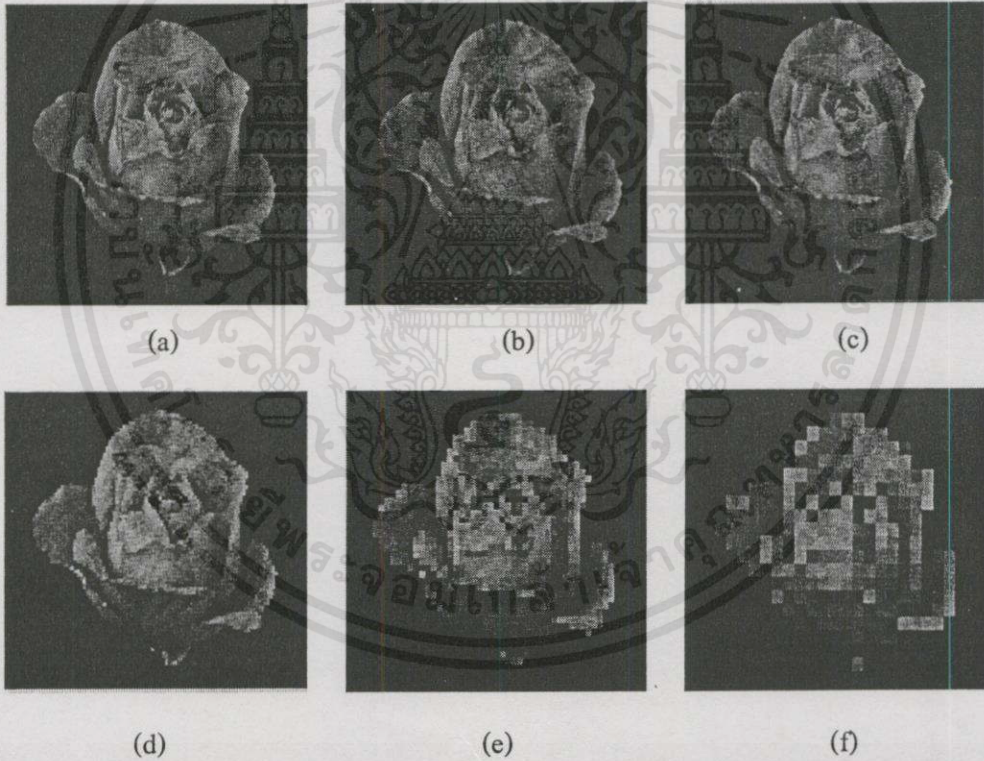
3.2 ลักษณะของข้อมูลภาพดิจิทัล

โดยปกติภาพที่เราเห็นโดยทั่วไป เช่น ภาพที่แสดงอยู่ในโทรทัศน์จะเป็นสัญญาณต่อเนื่อง (Analog signal) แต่ภาพที่เรานำมาประมวลผลในทางคอมพิวเตอร์นั้น จำเป็นต้องเป็นภาพเชิงตัวเลข หรือที่เรียกว่าภาพดิจิทัล (Digital Image) ซึ่งในปัจจุบันถ้าเราต้องการที่จะนำภาพที่ไม่ใช่ภาพดิจิทัล มาประมวลผลผ่านทางคอมพิวเตอร์ก็มีอยู่มากมาย เช่น ถ้าภาพเป็นสัญญาณต่อเนื่องก็อาจจะใช้ การ์ดดิจิติไลซ์ แปลงเป็นข้อมูลภาพดิจิทัล หรือไม่ถ้าเป็นภาพทั่วไปเราก็อาจใช้กล้องดิจิทัลถ่ายภาพซึ่งก็จะได้ข้อมูลที่เป็นภาพดิจิทัลออกมาเลยก็ได้ นอกจากนี้ถ้าเรามีภาพถ่ายอยู่แล้วอาจนำภาพดังกล่าวไปผ่านเครื่อง สแกนเนอร์ ก็จะได้ข้อมูลภาพดิจิทัลเช่นกัน

สำหรับลักษณะของข้อมูลภาพดิจิทัลที่จะนำมาประมวลผลในคอมพิวเตอร์นั้นจะถูกแทน ด้วยตัวเลขที่มีลักษณะเป็นเลขจำนวนเต็ม ไม่มีค่าเป็นลบที่อยู่ในรูปของเมตริกซ์ ซึ่งเราลองสมมติให้ภาพดิจิทัลที่มีขนาด 256×256 ถูกแทนด้วยฟังก์ชัน $f(x,y)$ โดยมีองค์ประกอบ (element) ของมันถูกแทนด้วยเมตริกซ์ของภาพดังในสมการที่ 3.1

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(1,1) & f(1,2) & \dots & f(256,1) \\ f(2,1) & f(2,2) & \dots & f(256,2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(256,1) & f(256,2) & \dots & f(256,256) \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

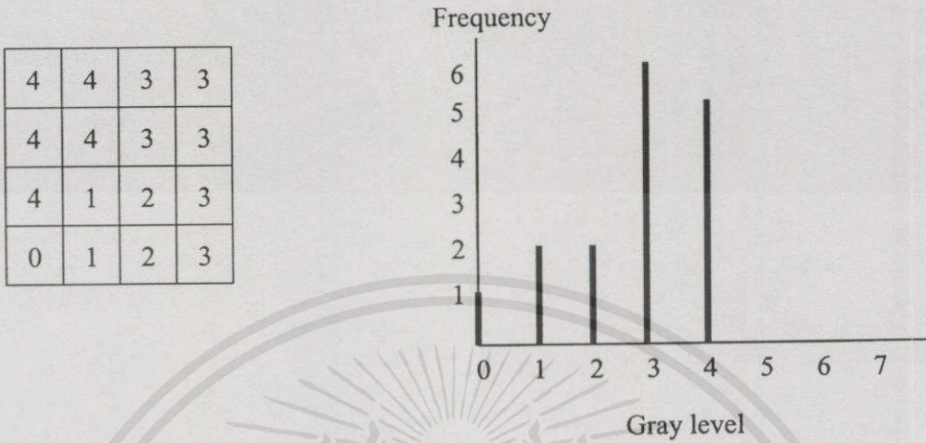
จากสมการที่ 3.1 สมาชิกของฟังก์ชัน $f(x,y)$ เช่น $f(1,1)$ ในทางภาพดิจิทัลจะกำหนดให้เป็นค่าความเข้มของจุดภาพ (Pixel หรือ Picture element) ซึ่งเป็นเลขจำนวนเต็มที่ไม่มีค่าติดลบ และมักนิยมเรียกเป็นค่าระดับสีเทา (gray level) ของภาพ ซึ่งค่าดังกล่าวนี้จะเป็นตัวบ่งชี้ถึงระดับความละเอียดของภาพดิจิทัล และโดยทั่วไปแล้ว ค่าระดับสีเทา มักจะกำหนดให้มีค่า 256 ระดับ ซึ่งจะทำให้ค่าของ $f(x,y)$ มีค่าอยู่ในช่วง $[0,255]$ หรือที่เรียกว่าเป็นภาพ 8 บิต ($2^8 = 256$) นอกจากภาพ 8 บิตแล้ว อาจมีการใช้ภาพ 16 บิต หรือ 24 บิต [6] ซึ่งก็จะทำให้ภาพมีค่าระดับสีเทา เป็น 512 หรือ 1024 ระดับตามลำดับ ซึ่งนั่นก็หมายความว่า ภาพดังกล่าวจะมีความละเอียดมากขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ความละเอียดของค่าระดับสีเทาของภาพต่างๆ (a) 1024 ระดับ (b) 512 ระดับ (c) 256 ระดับ (d) 128 ระดับ (e) 64 ระดับ และ (f) 32 ระดับ

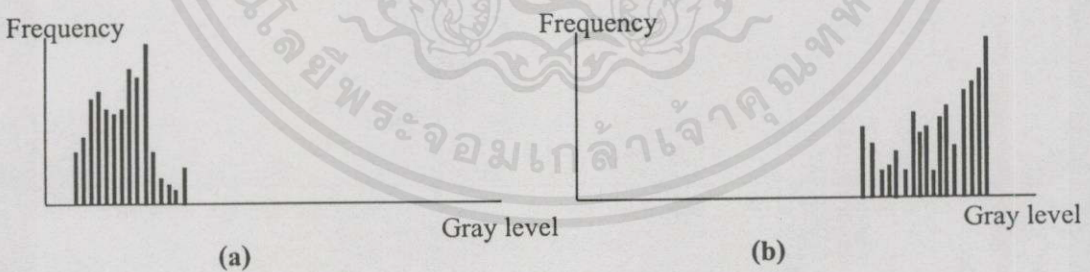
เอกสาร 3.3 ฮิสโตแกรมของภาพดิจิทัล ซึ่งงานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดในความหมายของคำว่าฮิสโตแกรมของภาพดิจิทัล นั่นก็คือ กราฟที่แสดงถึง ความถี่หรือความถี่หนาแน่นของค่าระดับสีเทา (Gray level) ที่อยู่ในช่วง $[0, L-1]$ ของภาพนั้นๆ เมื่อ L คือค่าระดับสีเทาสูงสุด โดยที่กราฟดังกล่าวจะมีลักษณะเป็นกราฟแบบแท่ง ที่มีแกน x แทนค่าระดับสีเทา ในช่วง

[0, L-1] ส่วนแกน y แทนค่าความถี่ หรือ ความหนาแน่นของค่าระดับสีเทา [8] ตัวอย่างเช่น ในรูปที่ 3.2 ซึ่งเป็นตัวอย่างฮิสโตแกรมของภาพ 3 บิต



รูปที่ 3.2 ภาพและฮิสโตแกรมของภาพ 3 บิต

การกระจายตัวของกราฟฮิสโตแกรมจะทำให้เราทราบลักษณะของภาพนั้นๆ ได้ว่าเป็นภาพที่มีลักษณะเป็นภาพที่มีคหรือเป็นภาพที่มีความสว่าง [6] โดยพิจารณาได้ดังนี้ ถ้าเป็นภาพที่มีลักษณะมืด ฮิสโตแกรมของภาพนั้นจะมีการกระจายตัวของแท่งกราฟอยู่ทางด้านขวาของกราฟเป็นส่วนใหญ่ ดังแสดงในรูปที่ 3.3(a) แต่ถ้าเป็นภาพที่มีความสว่าง ฮิสโตแกรมก็จะมีลักษณะเบนไปทางด้านซ้ายของกราฟ ดังแสดงในรูปที่ 3.3(b)



รูปที่ 3.3 (a) ฮิสโตแกรมของภาพที่มีลักษณะมืด (b) ฮิสโตแกรมของภาพที่มีลักษณะสว่าง

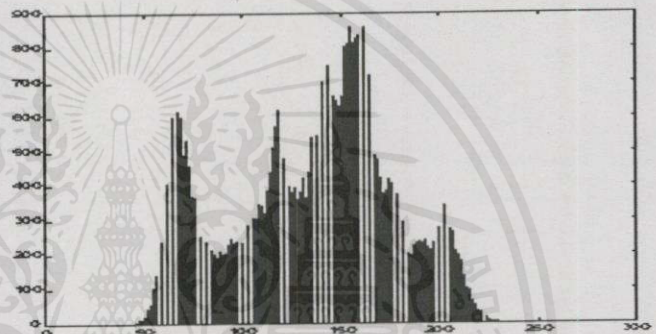
ฮิสโตแกรมของภาพนับว่าเป็นเครื่องมือที่สำคัญในขบวนการปรับปรุงภาพอย่างหนึ่ง ซึ่งในการปรับปรุงภาพที่จำเป็นต้องอาศัยการพิจารณาฮิสโตแกรมก็มีอยู่หลายวิธี เช่น การปรับความสว่างของภาพ (Brightness) การทำภาพให้เปรียบต่าง (contrast) การทำฮิสโตแกรมอีควอไรเซชัน (Histogram Equalization) การแยกแยะภาพ (Image segmentation) และอื่นๆ ที่จะได้กล่าวในหัวข้อต่อไป

3.4 การปรับความสว่างของภาพ

วิธีการปรับความสว่างของภาพนั้น กระทำได้โดยการนำค่าคงที่หรือที่เรียกว่าค่าไบอัส (Bias) มาทำการบวกหรือลบเข้าไปที่ค่าระดับสีเทาของภาพทั้งภาพ ซึ่งก็เปรียบเสมือนการขยับฮิสโตแกรมของภาพทั้งภาพไปทางด้านซ้ายหรือด้านขวาของกราฟตามลำดับ แต่การปรับความสว่างของภาพนี้ก็มีข้อจำกัดตรงที่ การบวกหรือลบค่าคงที่ที่เข้าไปในภาพต้องไม่ทำให้ ค่าระดับสีเทาของภาพผลลัพธ์ออกนอกช่วง เช่น ถ้าภาพมีค่าระดับสีเทาอยู่ในช่วง $[0-255]$ เมื่อทำการปรับความสว่างแล้วภาพผลลัพธ์ต้องมีค่าดังกล่าวอยู่ในช่วง $[0-255]$ เช่นกัน เพราะถ้าออกนอกช่วง จะทำให้ภาพที่ได้เกิดความผิดพลาดขึ้น จากที่กล่าวมาสามารถแสดงได้ดังในรูปที่ 3.4



(a) ภาพต้นแบบ



ฮิสโตแกรมของภาพต้นแบบ



(b) ภาพที่ลดความสว่าง



ฮิสโตแกรมของภาพที่ลดความสว่าง

รูปที่ 3.4 (a) ภาพต้นแบบก่อนทำการลดความสว่าง (b) ภาพหลังการลดความสว่าง

จากรูปที่ 3.4 จะเป็นภาพที่มีการปรับความสว่างลง ซึ่งเมื่อพิจารณาจากฮิสโตแกรมทั้งสองจะเห็นได้ชัดเจนเลยว่าภาพที่มีการลดความสว่างลงจะมีฮิสโตแกรมขยับไปทางด้านขวาของกราฟ

3.5 การปรับความเปรียบต่างของภาพ

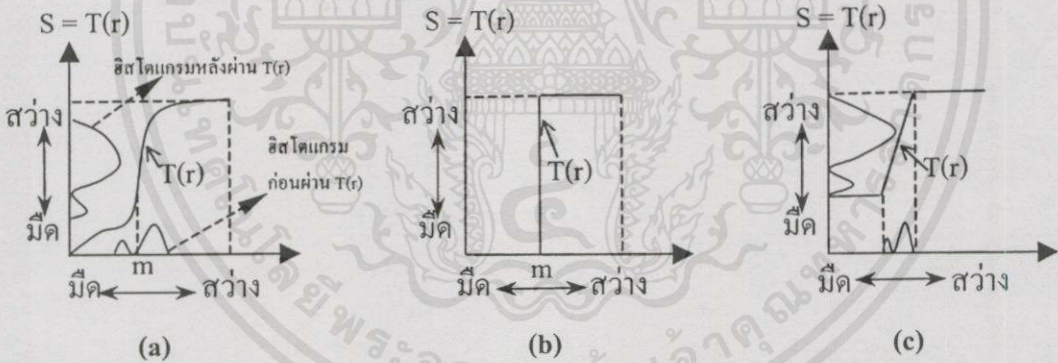
ในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่าการตีพิมพ์อื่น ๆ ซึ่งเป็นการนำมารวมผล บางครั้งอาจมีความเปรียบต่าง (Contrast) ที่ต่ำ คือ
ภาพที่มีระดับสีเทา ของจุดภาพอยู่ใกล้เคียงกันตลอดทั้งภาพถ้ามองจากฮิสโตแกรม จะพบว่า การ

กระจายของค่าระดับสีเทาของจุดภาพจะรวมกันเป็นช่วงแคบๆทำให้ไม่สามารถมองเห็นรายละเอียดเล็กๆของภาพได้ ดังนั้นในการปรับปรุงความเปรียบต่างของภาพ ก็คือการทำให้ฮิสโตแกรมมีการกระจายตัวของค่าระดับสีเทาใหม่ ซึ่งจะทำให้ มองเห็นรายละเอียดได้มากขึ้น ซึ่งการทำให้ฮิสโตแกรมของภาพเดิมก่อนที่จะมีการปรับปรุงมีการกระจายตัวนั้น จะมีฟังก์ชันที่ใช้สำหรับทำการแปลง (Transformation function) หรือบางครั้งเรียกว่าการ mapping [6] ดังสมการที่ 3.2

$$S = T(r) \quad (3.2)$$

เมื่อ $T(r)$ คือ Transformation function
 r คือ ค่าระดับสีเทาของภาพก่อนการแปลง
 S คือ ค่าระดับสีเทาของภาพหลังการแปลง

จากฟังก์ชันการแปลงในสมการที่ 3.2 จะมีอยู่หลายรูปแบบ เช่น ฟังก์ชันแบบเชิงเส้นตรง ฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้น เป็นต้น ดังแสดงในรูปที่ 3.5

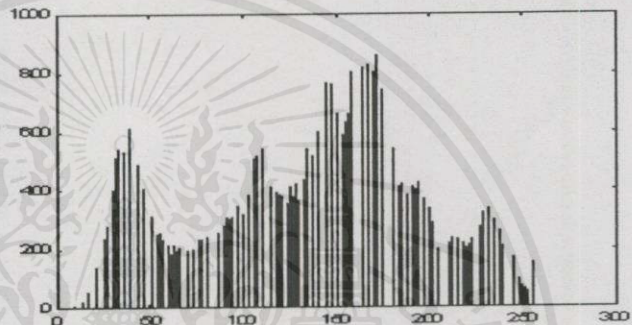


รูปที่ 3.5 ฟังก์ชันการแปลงในแบบต่างๆที่ใช้สำหรับปรับปรุงความเปรียบต่างของภาพ

จากรูป 3.5 (a) เมื่อค่า $r < m$ (ค่าเทรสโฮลด์) ซึ่งในขณะที่นำค่า r มาผ่าน $T(r)$ จะทำให้ได้ค่า S มีค่าการเปลี่ยนแปลงน้อยมาก เนื่องจากค่าความชันของ $T(r)$ มีค่าไม่มาก ดังนั้นค่าของ S ก็จะมีลักษณะเป็นโทนมืดคล้ายๆ กับ r แต่เมื่อค่า r เข้าใกล้ค่า m มากขึ้นก็จะทำให้ค่า S มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว เพราะความชันของ $T(r)$ ในช่วง m นั้นมีค่าสูงมาก ดังนั้นฮิสโตแกรมหลังการแปลงจะมีลักษณะขยายตัวอย่างมาก ส่วนในรูป (b) นั้น $T(r)$ จะทำให้ได้ค่าของ S มีค่าอยู่สองระดับ (binary) เท่านั้นคือดำกับขาว และส่วนในรูป (c) นั้นจะเป็นกราฟของฟังก์ชันเชิงเส้นตรงแบบหนึ่ง ซึ่งเราอาจกำหนดสมการของฟังก์ชันดังกล่าวได้ดังสมการที่ 3.3

$$S_{(i,j)} = \begin{cases} S_{\max} & \text{if } r_{\max} \leq T(r_{(i,j)}) \leq 255 \\ \frac{(T(r_{(i,j)}) - r_{\min})(S_{\max} - S_{\min})}{(r_{\max} - r_{\min})} + S_{\min} & \text{if } r_{\min} < T(r_{(i,j)}) < r_{\max} \\ S_{\min} & \text{if } 0 \leq T(r_{(i,j)}) \leq r_{\min} \end{cases} \quad (3.3)$$

จากสมการที่ 3.3 จะเห็นว่าค่า r ที่อยู่ในช่วง r_{\min} กับ r_{\max} เท่านั้นที่จะทำให้ฮิสโตแกรมของภาพผลลัพธ์มีการกระจายตัว แต่ถ้าค่า r อยู่นอกช่วง r_{\min} กับ r_{\max} ก็จะทำให้ได้ S_{\min} และ S_{\max} ตามลำดับ จากที่กล่าวถึงการปรับความเปรียบต่างนี้สามารถแสดงภาพได้ดังในรูปที่ 3.6 โดยจะใช้ภาพต้นแบบจากรูปที่ 3.4 (a)



รูปที่ 3.6 ภาพและฮิสโตแกรมหลังการปรับความเปรียบต่าง

จากรูปที่ 3.6 จะเห็นภาพที่ได้รับการปรับความเปรียบต่างนั้นมีรายละเอียดที่เพิ่มขึ้นจากภาพต้นแบบในรูปที่ 3.4 (a) และสิ่งหนึ่งที่เห็นได้ชัดก็คือฮิสโตแกรมของภาพดังกล่าวจะมีลักษณะการกระจายตัวของค่าระดับสีเทาเต็มช่วง $[0-255]$ ซึ่งต่างกับฮิสโตแกรมของภาพต้นแบบ

3.6 การปรับปรุงภาพโดยใช้ฮิสโตแกรมอีควอไรเซชัน

วิธีของฮิสโตแกรมอีควอไรเซชันเป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับใช้ปรับปรุงภาพที่มีกระจายตัวของฮิสโตแกรมที่ไม่เหมาะสมอย่างเช่น ฮิสโตแกรมในรูปที่ 3.3 โดยวิธีของฮิสโตแกรมอีควอไรเซชันจะมีผลทำให้ภาพที่ได้รับการปรับปรุงมีฮิสโตแกรมใหม่ที่มีลักษณะการกระจายตัวของค่าระดับสีเทาขยายเต็มช่วงมากขึ้น แต่ฮิสโตแกรมใหม่นี้จะไม่มีลักษณะเหมือนกับฮิสโตแกรมเดิม ซึ่งมันอาจจะมีจำนวนของค่าระดับสีเทาที่เท่ากันหรือน้อยกว่า [8] โดยหลักการของฮิสโตแกรมอีควอไรเซชันจะเป็นวิธีการที่อาศัยการประยุกต์ทฤษฎีทางสถิติ [6], [7] ซึ่งสามารถสรุปได้เป็น 4 ขั้นตอนดังนี้

1 คำนวณฮิสโตแกรมของภาพที่จะทำการปรับปรุง (h_i)

2 คำนวณหาฟังก์ชันการกระจายแบบคอมมูเลทีฟ (Commutative distribution function :CDF) จากสมการที่ 3.4

$$S_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k \frac{h_j}{n} \quad (3.4)$$

โดยที่ $k = 0, 1, 2, \dots, L-1$ และ L คือ ค่าระดับสีเทา

$T(r_k)$ คือ ฟังก์ชันการแปลง

r_k คือค่าระดับสีเทาของจุดภาพก่อนการแปลงในลำดับที่ k เมื่อ $0 \leq r \leq 1$

S_k คือค่าความหนาแน่นของค่าระดับสีเทาของจุดภาพหลังการแปลงในลำดับที่ k เมื่อ $0 \leq S \leq 1$

n คือจำนวนจุดภาพทั้งหมด เช่นถ้าภาพมีขนาด 256×256 $n = 65536$

3 ทำการ Scaling เพื่อทำให้ S_k มีค่าอยู่ในช่วง $[0-255]$ ซึ่งหาได้จากสมการที่ 3.5

$$\tilde{S}_k = \frac{S_k - S_0}{S_{255} - S_0} \times 255 \quad (3.5)$$

4 นำค่าจากสมการที่ 3.5 ไปทำการแปลงให้เป็นภาพผลลัพธ์

จากขั้นตอนทั้ง 4 สามารถที่จะนำไปสร้างเป็นโปรแกรมฮิสโตแกรมอีควอลไรเซชันได้ดังนี้

%%%

% Program fined Histogram Equalization

% f คือ ตัวแปรของภาพที่จะทำการปรับปรุง

% Calculate histogram

f = f+1;

[m,n] = size(f);

h = zeros(1,256);

for i = 1:m

for j = 1:n

h(f(i,j)) = h(f(i,j)) + 1;

end

end

% Generate CDF

s(1) = round(h(1)/(m*n));

for i = 2:256

s(i) = s(i-1)+h(i)/(m*n);

end

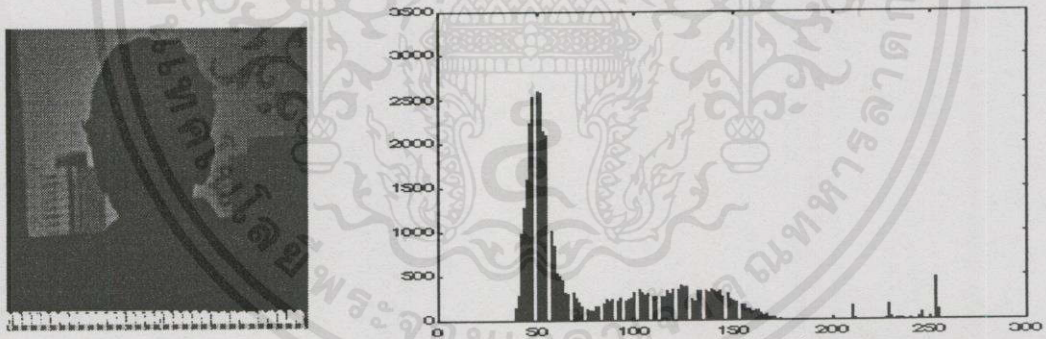
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ให้บริการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ หากมีให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

% Scaling
range = s(256)-s(1);
for i = 2:256
    s(i) = round((s(i)-s(1))*255/range);
end
%mapping Image output
for i = 1:256
    for j = 1:256
        n = f(i,j);
        B(i,j) = s(n);
    end
end
figure; image(B'); colormap(gray(256)); % แสดงภาพหลังจากมีการทำฮิสโตแกรมอีควอไรเซชัน
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

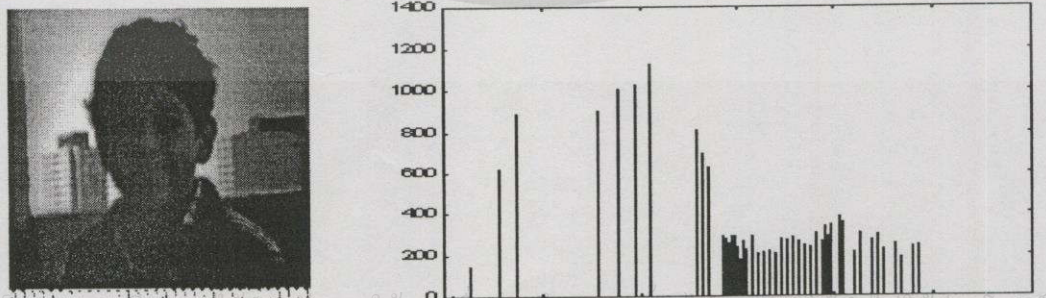
```

จากโปรแกรมสามารถแสดงภาพที่ได้รับการปรับปรุงโดยวิธีของฮิสโตแกรมอีควอไรเซชันได้ดังในรูปที่ 3.7



ภาพต้นแบบ

ฮิสโตแกรมของภาพต้นแบบ



ภาพที่ทำฮิสโตแกรมอีควอไรเซชัน ฮิสโตแกรมของภาพภาพที่ทำฮิสโตแกรมอีควอไรเซชัน

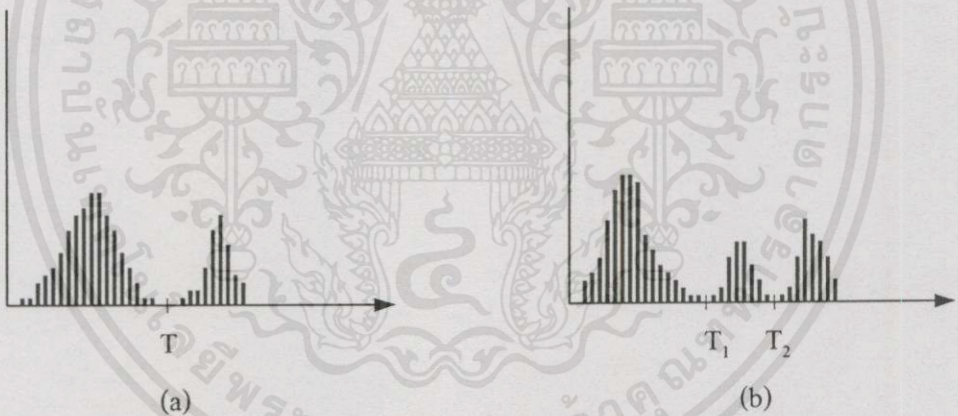
รูปที่ 3.7 ภาพก่อนและหลังการทำฮิสโตแกรมอีควอไรเซชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่สามารถนำไปใช้ประโยชน์อื่นใดได้โดยไม่ได้รับอนุญาตจากเจ้าของลิขสิทธิ์
 ไม่ว่ากรณีใดๆก็ตาม หากมีข้อผิดพลาดประการใด ขออภัยเป็นอย่างสูงและขอเชิญแจ้งข้อผิดพลาดทุกครั้งหากพบไปใช้

3.7 การแยกแยะภาพโดยการตัดเทรสโหวด์

ในการแยกแยะ (Segmentation) ภาพโดยการตัดเทรสโหวด์นั้นจะอาศัยฮิสโตแกรมของภาพมาเป็นตัวเลือกค่าเทรสโหวด์ ซึ่งวิธีการแยกแยะภาพโดยการตัดเทรสโหวด์นั้นจะมีอยู่หลายวิธี [6] ที่ให้คุณภาพในการแยกแยะที่สูง แต่ก็มีคามยุ่งยากมาก ดังนั้นในหัวข้อนี้จะเป็นการกล่าวถึงการแยกแยะภาพโดยอาศัยการพิจารณาฮิสโตแกรมแบบง่าย ๆ สำหรับหาค่าเทรสโหวด์ เพื่อเป็นการแสดงให้เห็นถึงประโยชน์ของการนำฮิสโตแกรมมาใช้เท่านั้น

สมมติว่าเรามีฮิสโตแกรมดังในรูปที่ 3.8 (a) ซึ่งมีค่าระดับสีเทาของภาพ ($f(x,y)$) ที่ประกอบไปด้วยส่วนที่สว่างและส่วนที่มืด การแบ่งสองส่วนนี้ออกจากกันจำเป็นต้องมีการกำหนดค่าระดับสีเทาค่าหนึ่ง ซึ่งสมมติให้เป็นตัวแปร T (ค่าเทรสโหวด์) สำหรับทุกๆจุด (x,y) ของ $f(x,y) > T$ จะเรียกจุดเหล่านั้นว่าเป็นวัตถุ (object) แต่ถ้า $f(x,y) < T$ ก็จะถูกเรียกว่าฉากหลัง (background) แต่ถ้าค่าของฮิสโตแกรมที่มีรูปแบบดังแสดงในรูปที่ 3.8 (b) จะมีการแบ่งลักษณะของภาพได้เป็น 3 ส่วน คือ ถ้า $T_1 < f(x,y) < T_2$ จะได้เป็นวัตถุหนึ่งและถ้า $f(x,y) > T_2$ ก็จะเป็นอีกวัตถุหนึ่ง แต่ถ้า $f(x,y) < T_1$ จะถูกเรียกว่าเป็นฉากหลัง ลักษณะแบบนี้เราจะเรียกว่าเทรสโหวด์หลายระดับ (Multilevel Thresholding)



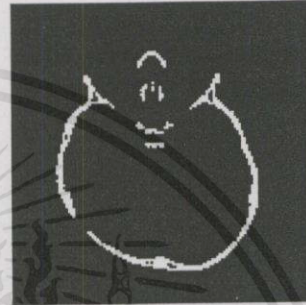
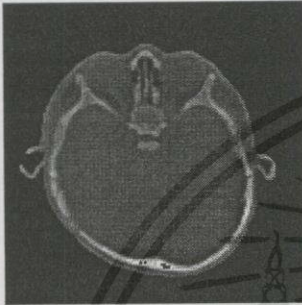
รูปที่ 3.8 ฮิสโตแกรมของค่าระดับสีเทา (a) Single Threshold (b) Multiple Thresholds

จากการหาค่าเทรสโหวด์ (T) ในลักษณะของ Multiple Thresholds จะทำได้ยากกว่าเทรสโหวด์เดียว (Single Threshold) ที่จะมาแยกแยะวัตถุที่เราสนใจ ดังนั้นในที่นี้จะกล่าวถึงเฉพาะวิธีการหาค่าเทรสโหวด์เดียวเท่านั้น สำหรับสมการที่ใช้ในการแยกแยะวัตถุโดยวิธีการนี้สามารถกำหนดได้ดังสมการที่ 3.6

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) > T \\ 0 & \text{if } f(x,y) < T \end{cases} \quad (3.6)$$

เมื่อ $g(x,y)$ คือภาพที่ได้รับการแยกแยะ
 $f(x,y)$ คือภาพที่จะทำการแยกแยะ
 T คือค่าเทรชโหวลด์

จากสมการที่ 3.6 พบว่าจุด (x,y) ใดที่ถูกแปลงให้เป็น 1 จะเป็นส่วนของวัตถุ แต่ถ้าจุด (x,y) ใดที่ถูกแปลงให้เป็น 0 มันจะเป็นส่วนของฉากหลัง จากที่กล่าวมาสามารถแสดงได้ดังในรูปที่ 3.9



ภาพต้นแบบ

ภาพที่ได้รับการแยกแยะ

รูปที่ 3.9 การแยกแยะภาพ โดยวิธีของ Single Threshold

จากรูปที่ 3.9 จะเห็นว่าการแยกแยะภาพ โดยวิธีนี้จะเป็นวิธีที่ง่ายและรวดเร็วแต่ความถูกต้องของภาพที่ได้รับการแยกแยะอาจไม่ดีนักเพราะการเลือกค่าเทรชโหวลด์จากฮิสโตแกรมนั้นจะใช้สายตาจากมนุษย์เป็นตัวกำหนดดังนั้นอาจเกิดความผิดพลาดได้

3.8 สรุป

จากวิธีการปรับปรุงภาพไม่ว่าจะเป็นวิธีการปรับความสว่างของภาพ การปรับความเปรียบต่างของภาพ การทำฮิสโตแกรมอีควอไลเซชัน หรือการแยกแยะภาพโดยอาศัยการตัดเทรชโหวลด์ และวิธีอื่นๆที่ไม่ได้กล่าวถึง จะใช้ฮิสโตแกรมของค่าระดับสีเทาจากภาพมาเป็นเครื่องมือในการปรับปรุงภาพทั้งนั้นซึ่งในบทที่ 6 ก็จะมีการนำฮิสโตแกรมมาช่วยในการแยกแยะภาพอย่างอัตโนมัติโดยไม่ต้องมีการกำหนดค่าเทรชโหวลด์ซึ่งจะได้กล่าวต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ทฤษฎีของฟัซซี่

4.1 บทนำ

ฟัซซี่เซตได้ถูกนำเสนอ โดย Lotfi zadeh [4] ในปีค.ศ. 1965 ซึ่งเขาได้ชี้ให้เห็นถึงทางเลือกใหม่ในการอธิบายถึงสิ่งที่มีความคลุมเครือ โดยใช้ระบบฟัซซี่ แทนระบบของเซต ซึ่งที่มาของฟัซซี่เซตนั้นมาจากพื้นฐานของทฤษฎีเซต จากทฤษฎีของ ฟัซซี่เซตได้ถูกพัฒนาไปใช้งานทางด้านวิศวกรรมศาสตร์มากมาย เช่น ทางด้านระบบควบคุม , ทางด้านการประมวลผลทางภาพ เช่น การหาขอบภาพ [10] ทางด้าน Pattern recognition หรือแม้แต่ทางด้านการแยกแยะ (Segmentation) กลุ่มข้อมูลภาพ ซึ่งจะได้กล่าวต่อไป

4.2 จากทฤษฎีของ Set มาสู่ Fuzzy set

ถ้ากำหนดให้ \hat{U} เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ (universal set) ซึ่งก็คือเซตที่บรรจุสมาชิก (elements) ทั้งหมดที่เป็นไปได้ของสิ่งแวดล้อมที่เราสนใจ สมมติว่า $setA$ ที่อยู่ใน \hat{U} จะ สามารถนิยามได้ว่าสมาชิกของ $setA$ ทั้งหมดจะเป็นสมาชิกของ \hat{U} ซึ่งสามารถแสดงเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้ โดยสมการที่ 4.1

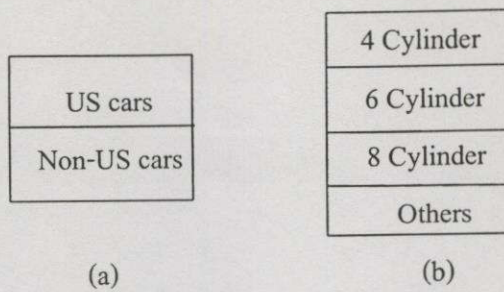
$$A = \{ x \in \hat{U} \mid x \text{ มีเงื่อนไขที่ถูกต้องตามที่กำหนด } \} \quad (4.1)$$

นอกจากนี้ยังมีวิธีอื่นที่จะนิยามคำว่า $setA$ ซึ่งจะอาศัยวิธีของฟังก์ชันสมาชิกภาพ (membership function) [5] มาเป็นตัวอธิบายความเป็นสมาชิกของข้อมูลใน $setA$ โดยสามารถเขียนเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้เป็น $u_A(x)$ ซึ่งจะมีนิยามดังสมการที่ 4.2

$$u_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in A \\ 0 & \text{if } x \notin A \end{cases} \quad (4.2)$$

จากสมการที่ 4.2 จะเห็นว่าค่าสมาชิกภาพที่จะบอกความเป็นสมาชิกของ $set A$ นั้นจะมีอยู่ 2 ค่า คือ 0 หรือ 1 (เป็นสมาชิกหรือไม่เป็นสมาชิก)

ตัวอย่างที่ 4.1 พิจารณา set ของรถทั้งหมดใน Berkeley (ซึ่งกำหนดให้เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์) เราจะสามารถให้ค่านิยามของ set ต่าง ๆ ใน \hat{U} ที่สอดคล้องกับคุณสมบัติของรถในรูปที่ 4.1 ได้อย่างไร



รูปที่ 4.1 การแยกแยะ set ของรถทั้งหมดใน Berleley โดยในรูป (a) จะเป็น subset ของรถ US cars หรือ Non-US cars (b) เป็น subset ของจำนวนลูกสูบ

จากรูปที่ 4.1 จะแสดงให้เห็นคุณสมบัติ 2 ชนิด ที่สามารถใช้ในการกำหนดนิยาม set ใน \hat{U} คือ (a) เป็นรถสหรัฐหรือไม่เป็นรถสหรัฐ และ (b) นิยามตามจำนวนของลูกสูบ สำหรับในตัวอย่างเราสามารถนิยาม set A เป็น set ของรถใน \hat{U} ที่มี 4 ลูกสูบ ซึ่งสามารถเขียนในลักษณะของสมการที่ 4.1 หรือ 4.2 ได้ดังนี้

$$A = \{x \in \hat{U} \mid x \text{ เป็นรถที่มี 4 สูบ} \} \quad (4.3)$$

หรือ

$$u_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in \hat{U} \text{ and } x \text{ เป็นรถ 4 สูบ} \\ 0 & \text{if } x \notin \hat{U} \text{ and } x \text{ ไม่ใช่รถ 4 สูบ} \end{cases} \quad (4.4)$$

ถ้าเราต้องการที่จะนิยาม set ใน \hat{U} ที่จะสอดคล้องกับรถที่เป็นรถ US หรือไม่เป็นรถ US นั้นเราอาจมีความยากลำบากอยู่บ้างถ้าไม่มีการติดป้าย (เช่น Fords ,GM's ,Chryslers) ที่ผลิตจากสหรัฐ ซึ่งนั่นก็หมายความว่าถ้ารถที่ไม่ได้ติดป้ายที่มาจากสหรัฐ ก็ไม่ใช่รถ US แต่ในความเป็นจริงแล้วจะมาแบ่งแยกแบบนี้ไม่ได้ เพราะมีส่วนประกอบของรถยนต์มากมายที่อยู่ในรถ US นั้นถูกผลิตจากภายนอกสหรัฐ ดังนั้นเราจะไม่สามารถนำทฤษฎี set มาอธิบายการแบ่งแยกรถ ที่เป็นรถ US หรือไม่เป็น US ได้ (แต่ในการนิยาม set ใน \hat{U} ที่สอดคล้องกับรถที่ใช้จำนวนลูกสูบเป็นตัวพิจารณาสามารถใช้ทฤษฎีของ set อธิบายได้) ซึ่งนี่เป็นปัญหาที่ยุ่งยากมากเพราะนิยามของ set จะไม่สามารถแบ่งขอบเขตได้แน่นอน ดังนั้นทฤษฎีของฟัซซี่เซตจึงได้ถูกนำมาอธิบายปัญหานี้ เพราะทฤษฎีของฟัซซี่เซตจะมีความยืดหยุ่นในการแบ่งแยกได้มากกว่า

4.3 นิยามของ Fuzzy set

ฟัซซีเซตที่เป็นสมาชิกของเซตเอกภพสัมพัทธ์จะมีคุณสมบัติของฟังก์ชันสมาชิกภาพ ($u_A(x)$) ที่มีค่าอยู่ในช่วงศูนย์ถึงหนึ่ง $[0, 1]$

จากนิยามของฟัซซีเซตจะเห็นได้ว่าฟังก์ชันสมาชิกภาพมีความแตกต่างจากฟังก์ชันสมาชิกภาพในเรื่องของ set ที่มีค่า 0 กับ 1 เท่านั้น จากที่กล่าวมาเราจะพบว่านิยามของฟัซซีเซตที่เกี่ยวข้องกับฟัซซีเซต มันจะมีลักษณะคล้ายกับนิยามของเซต แต่ต่างกันตรงความต่อเนื่องของฟังก์ชันสมาชิกภาพ

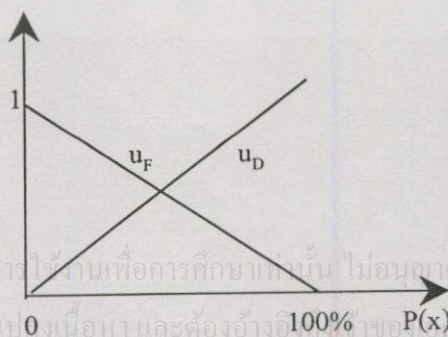
จากตัวอย่างที่ 4.1 เราสามารถนิยามเซตของรถ US ใน Berkeley โดยการกำหนดให้ D เป็นฟัซซีเซต ที่เป็นตัวบอกถึงเปอร์เซ็นต์ของส่วนประกอบรถที่ถูกผลิตในสหรัฐ ดังนั้นถ้ามีการกำหนดให้ D ซึ่งถูกนิยามจากฟังก์ชันสมาชิกภาพ จะสามารถเขียนเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่ 4.5

$$u_D(x) = P(x) \quad (4.5)$$

เมื่อ $P(x)$ เป็นเปอร์เซ็นต์ของส่วนประกอบรถ (x) ที่ผลิตในสหรัฐและมีค่าจาก 0% ถึง 100% จากตัวอย่างถ้าสมมติให้ส่วนประกอบของรถ (x_0) มีค่า 60% ของส่วนประกอบทั้งหมดที่ผลิตในสหรัฐ ดังนั้นเราจะพูดได้ว่าส่วนประกอบของรถ (x_0) ที่เกี่ยวกับเรื่องของ Fuzzy set (D) จะมีคิกรีเท่ากับ 0.6 ในลักษณะเดียวกันเมื่อเราให้นิยามเซตของรถที่ไม่ใช่รถ US ใน Berkeley ซึ่งกำหนดให้ F เป็นฟัซซีเซตที่ถูกนิยามโดยฟังก์ชันสมาชิกภาพจะเป็นดังสมการที่ 4.6

$$u_F(x) = 1 - P(x) \quad (4.6)$$

ดังนั้นถ้าส่วนประกอบของรถ (x_0) มีค่า 60% ที่ผลิตจากสหรัฐ เราจะพูดได้ว่าส่วนประกอบของรถ (x_0) ที่เกี่ยวข้องกับ Fuzzy set (F) จะมีคิกรีเท่ากับ $1 - 0.6 = 0.4$ จากที่กล่าวมาทั้งสมการที่ 4.5 และ 4.6 เราสามารถแสดงกราฟความสัมพันธ์ได้ดังในรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.2 สมาชิกภาพของรถ US และ Non-US

4.4 ตัวแปรฟัซซี่ (Fuzzy Variable) เทอมเซต (Term set) และส่วนขยาย (Hedges)

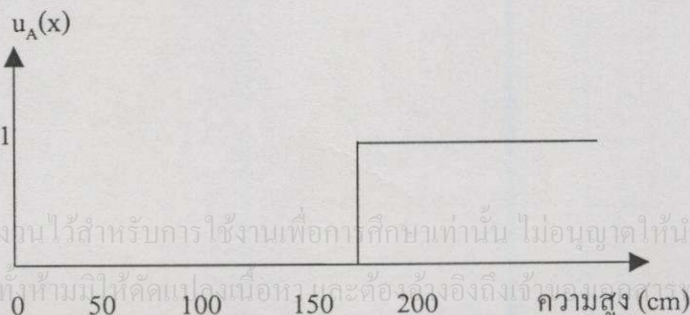
ถ้าเรามีการพูดว่า ขณะนี้อุณหภูมิมีค่าเท่ากับ 37°C ถ้ามองในทางคณิตศาสตร์จะเห็นว่าอุณหภูมิก็คือตัวแปร ส่วน 37 นั้น ก็คือค่าของตัวแปร ซึ่งในทางฟัซซี่ก็มีลักษณะเดียวกัน ตัวอย่างเช่น ถ้าเรากำหนดให้ อุณหภูมิเป็นตัวแปรฟัซซี่และถ้าเรากำหนดเซตของค่าตัวแปรเป็น {สูง ปานกลาง ต่ำ} ซึ่งเราจะเรียกเซตของค่าตัวแปรนี้ว่าค่าตัวแปรฟัซซี่หรือเทอมเซต (Term set) และนอกจากนี้ตัวแปรฟัซซี่แต่ละตัวอาจมีส่วนขยาย (Hedges) เพื่อปรับค่าตัวแปรฟัซซี่ให้มีความยืดหยุ่นมากยิ่งขึ้น เช่น จากค่าของตัวแปรอุณหภูมิ “ต่ำ – ต่ำมาก” หรือ “สูง – ก่อนข้างสูง” เป็นต้นคำว่า “มาก” หรือ “ก่อนข้าง” ในที่นี้ก็คือส่วนขยายของตัวแปรฟัซซี่

4.5 การแทนข้อมูลในระบบฟัซซี่เซต

ในการแทนข้อมูลในระบบฟัซซี่เพื่อที่จะให้มีความเข้าใจมากขึ้นจะมีการเปรียบเทียบกับระบบเซตธรรมดา ตัวอย่างเช่น ความสูงของคนไทย (“ความสูง” ในระบบฟัซซี่เซตก็คือตัวแปรฟัซซี่เซต) โดยเราสมมติให้ความสูงอยู่ในช่วง $140\text{--}180\text{ cm}$ (เป็นโดเมนของเซตเอกภพสัมพัทธ์) แต่ในที่นี้เราสนใจเฉพาะคนที่สูง ถ้ามีการกำหนดให้ A เป็นเซตของคนสูง (“สูง” ในระบบฟัซซี่เซตจะเป็นเทอมเซตหรือค่าของตัวแปรฟัซซี่) ดังนั้น เซต A ในกรณีของระบบเซตธรรมดาจะต้องมีการกำหนดค่าขีดเริ่มเปลี่ยนหรือค่าเทรชโฮลด์ (Threshold) [10] เพื่อเป็นตัวชี้ถึงข้อมูล (สมาชิกตัวใดในเซตเอกภพสัมพัทธ์)จะเป็นสมาชิกของเซตใด (กลุ่มใด) ที่เราได้กำหนดไว้ ซึ่งในที่นี้ถ้าเราลองสมมติให้ค่าเทรชโฮลด์มีค่าเท่ากับ 170 cm นั้นหมายความว่าคนใดที่มีความสูงมากกว่าหรือเท่ากับ 170 cm จะถือว่าเป็นคนสูง (เป็นสมาชิกของเซต A) ซึ่งสามารถเขียนเป็นฟังก์ชันสมาชิกภาพได้ดังสมการที่ 4.7

$$u_A(x_i) = \begin{cases} 1 & ; x_i \geq 170 \\ 0 & ; \text{Others} \end{cases} \quad (4.7)$$

โดยที่ x_i คือความสูงของคนที่ i ดังนั้นจากสมการที่ 4.7 สามารถนำมาเขียนเป็นกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างสมาชิกกับค่าสมาชิกภาพได้ดังรูปที่ 4.3

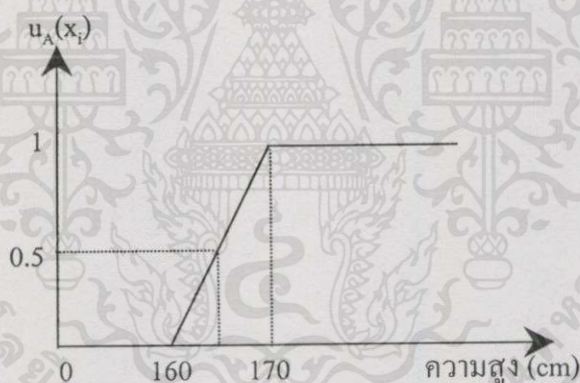


รูปที่ 4.3 ค่าสมาชิกภาพของเซต A ในกรณีที่เป็นเซตธรรมดา

จากรูปจะพบว่าคนที่มีความสูงมากกว่า 170cm (ค่าเทรซโฮลด์) เท่านั้นจึงจะถือว่าเป็นคนสูง (มีระดับความเป็นสมาชิกภาพเท่ากับ 1 หรือ เป็นสมาชิกของเซต A) นอกนั้นจะถือว่าเป็นคนเตี้ยทั้งหมด ซึ่งในความเป็นจริงแล้วจะไม่ถูกต้องนัก เพราะคนที่มีความสูง 169.9cm ก็มีความสูงพอๆ กับคนที่สูง 170cm จากปัญหานี้เมื่อนำฟัซซี่เซตมาอธิบายจะให้ความเป็นจริงได้มากกว่าเซตธรรมดาเพราะฟังก์ชันสมาชิกภาพในระบบฟัซซี่เซตจะมีความยืดหยุ่นกว่า ถ้าเราลองสมมติให้ฟังก์ชันสมาชิกภาพเป็นดังในสมการที่ 4.8

$$u_A(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{(170-160)}(x_i - 160) & \text{if } 160 \leq x_i \leq 170 \\ 1 & \text{if } x_i > 170 \\ 0 & \text{if Others} \end{cases} \quad (4.8)$$

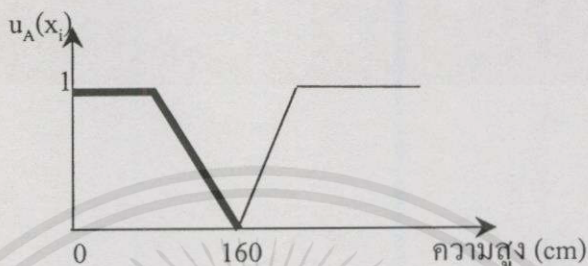
จากสมการที่ 4.8 สามารถนำมาเขียนเป็นกราฟได้ดังรูปที่ 4.4



รูปที่ 4.4 ค่าสมาชิกภาพของเซต A ในกรณีที่เป็นฟัซซี่เซต

จากรูปที่ 4.4 เมื่อทำการเปรียบเทียบกับรูปที่ 4.3 จะพบว่ากราฟของระดับความเป็นสมาชิกภาพจากรูปที่ 4.4 จะมีความต่อเนื่องในช่วง $[0,1]$ เช่น คนที่มีความสูง 165cm ก็จะถูกถือว่าเป็นคนสูงเช่นกัน แต่เขาจะมีระดับความเป็นสมาชิกภาพของเซตคนสูงเท่ากับ 0.5 ถ้าเปรียบเทียบกับเซตธรรมดาจะพบว่าคนนี้จะไม่เป็นสมาชิกของเซตคนสูง (เซต A) เลย หรือแม้แต่คนที่มีความสูง 169cm ซึ่งมีความสูงต่างจากคนที่ถือว่าสูงเพียง 1cm เท่านั้น แต่ในเซตธรรมดาจะถือว่าเขาเป็นคนเตี้ยทันที ซึ่งจะไม่ตรงกับความเป็นจริง แต่สำหรับการแทนข้อมูลโดยฟัซซี่เซตจะถือว่าคนนี้เป็นเซตของคนสูง ด้วยค่าระดับความเป็นสมาชิกภาพเท่ากับ 0.9 (คือเกือบจะเป็นคนสูงเลยทีเดียว)

จากรูปดังกล่าวจะเป็นกราฟที่แสดงเฉพาะเทอมเซตเพียงเทอมเดียว ซึ่งก็คือเทอมเซต “สูง” นั้นเอง แต่ในความเป็นจริงจะมีเทอมเซต “เตี้ย” และ “ปานกลาง” ซึ่งสามารถหารายละเอียดได้จาก [10] ซึ่งเมื่อเรารวมเทอมเซตทั้ง 3 เทอมแล้วเราสามารถเขียนกราฟเพื่อให้ครอบคลุมประชากรทั้งหมดที่ทำการศึกษาได้ดังรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5 กราฟฟังก์ชันสมาชิกภาพของตัวแปร “ความสูง” ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซต

4.6 ฟังก์ชันสมาชิกภาพ(membership function)

จากรูปที่ 4.5 จะเป็นกราฟของฟังก์ชันสมาชิกภาพซึ่งรูปร่างของกราฟนี้จะขึ้นอยู่กับผู้ออกแบบระบบว่าต้องการแบบไหน แต่ในระบบของฟuzzyเซตยังมีกราฟของฟังก์ชันสมาชิกภาพมากมายซึ่งสามารถสรุปเป็นฟังก์ชันสมาชิกภาพในแบบต่างๆได้ดังนี้ สมการเชิงเส้นดังสมการที่ 4.8 รูปสี่เหลี่ยมคางหมู เส้นโค้งรูปตัว S ระฆังคว่ำและอื่นๆ [10] ซึ่งในแต่ละแบบนั้นจะมีวัตถุประสงค์ในการใช้งานที่แตกต่างกัน เช่น ในแบบรูปสามเหลี่ยมและรูปสี่เหลี่ยมคางหมู นิยมใช้ในระบบควบคุมเป็นต้น ส่วนในการใช้งานด้านอื่นๆ เช่น การประมวลผลภาพ (image processing) อาจจะต้องมีการออกแบบฟังก์ชันสมาชิกภาพเพื่อให้เหมาะกับงานนั้นๆ ซึ่งค่าสมาชิกภาพของฟังก์ชันนี้จะเป็นพารามิเตอร์ตัวสำคัญที่จำเป็นต่อขบวนการแยกแยะ (Segmentation) ภาพทางการแพทย์ ที่จะได้กล่าวต่อไปในบทที่ 5 และ 6

4.7 สรุป

ทฤษฎีของฟuzzyเซตได้ถูกพัฒนามาจากทฤษฎีของเซต ดังนั้นมันจึงมีคุณสมบัติหลายประการที่มีลักษณะคล้ายๆกัน แต่ก็มีสิ่งที่แตกต่างกันตรงที่ฟuzzyเซตนั้นจะมีค่าสมาชิกภาพของข้อมูลอยู่ในช่วงศูนย์ถึงหนึ่ง $[0, 1]$ ในขณะที่ค่าสมาชิกภาพของเซตนั้นจะมีค่า 0 กับ 1 เท่านั้น ซึ่งนี่ก็เป็นเหตุผลหนึ่งที่ทำให้ระบบฟuzzyเซตถูกนำมาใช้ในงานด้านวิศวกรรมศาสตร์มากกว่าระบบของเซต เนื่องจากค่าของสมาชิกภาพในระบบฟuzzyเซตมีความยืดหยุ่นได้มากกว่า

นิยามและอัลกอริทึมของ Hard and Fuzzy C-Means แบบ กำหนดค่าเริ่มต้นด้วยค่าสมาชิกภาพ (Membership values: u)

5.1 บทนำ

ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลของวิชาการจดจำรูปแบบ (Pattern recognition) [5] จะหมายถึงการหา
ลักษณะการรวมตัวของข้อมูลว่ามีโครงสร้างอย่างไร สำหรับตัวอย่างการแบ่งข้อมูลสามารถแสดงได้
ในรูปที่ 5.1



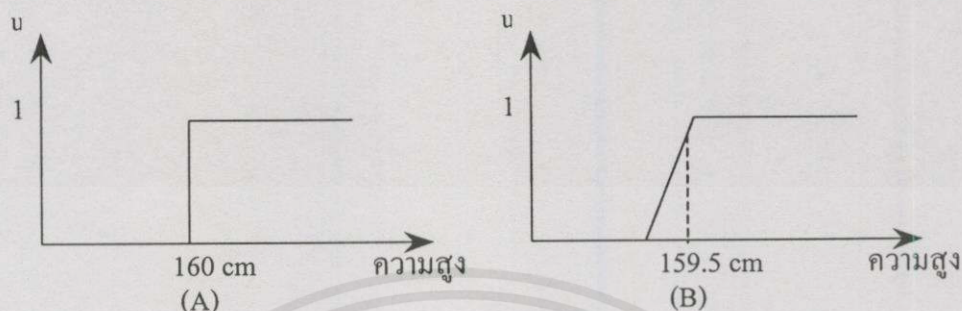
รูปที่ 5.1 ความเป็นไปได้ของโครงสร้างข้อมูล

จากรูปได้แสดงถึงโครงสร้างข้อมูล 4 แบบ ซึ่งในแต่ละแบบเรายังสามารถแบ่งข้อมูลออกเป็น
อีก 2 กลุ่ม โดยที่นิยามของคำว่ากลุ่มในแต่ละแบบยังมีลักษณะที่แตกต่างกันอีก เช่นในรูป 5.1(A)
จะเป็นกลุ่มได้ต้องอาศัยระยะทางระหว่างจุดข้อมูล (Data point) คือ จุดข้อมูลจะมีระยะทางที่สั้น
เมื่ออยู่ในกลุ่มเดียวกัน ส่วนกลุ่มในรูป 5.1(B) กลุ่มของข้อมูลน่าจะแบ่งตามความต่อเนื่องกันของ
จุดข้อมูลนั่นก็คือจุดข้อมูลที่อยู่ติดกันจะถือว่าอยู่ในกลุ่มเดียวกัน และกลุ่มในรูป 5.1 (C)-(D) จะถูก
นิยามของการแบ่งกลุ่มโดยการรวมคุณสมบัติของระยะทางและการเชื่อมต่อกันของจุดข้อมูล ซึ่งใน
วิชาการจดจำรูปแบบ คำว่ากลุ่มของข้อมูลจะถูกเรียก คลัสเตอร์ (Cluster)

ในความเป็นจริงจุดข้อมูลจะไม่มีมีการกระจายในลักษณะที่มีโครงสร้างที่เป็นระเบียบแบบนี้ซึ่ง
ไม่มีกฎเกณฑ์ตายตัวในการแบ่งกลุ่มข้อมูล จากความคลุมเครือของข้อมูลอาจทำให้จุดข้อมูลอยู่ใน
กลุ่มได้มากกว่า 1 กลุ่มโดยมีค่าสมาชิกภาพ (Membership values: u) ของข้อมูล เป็นตัวชี้ว่าจุดข้อมูล
นั้นจะมีโอกาสอยู่ในกลุ่มใดได้บ้างซึ่งจะ ได้กล่าวในรายละเอียดต่อไป

การใช้ระบบฟัซซี่ (Fuzzy) มาทำการแบ่งกลุ่มข้อมูลก็เนื่องจากระบบฟัซซี่มีความสามารถในการ
จัดการกับข้อมูลที่มีความคลุมเครือของการแบ่งกลุ่มได้มากกว่าระบบไม่ใช่ฟัซซี่ (non Fuzzy)
เพราะในระบบดังกล่าวจะมีค่าสมาชิกภาพ (u) ที่เป็นตัวชี้ว่าข้อมูลจะอยู่ในกลุ่มใดจะมีค่า 0 หรือ 1

(ใช่หรือไม่ใช่)เท่านั้น ยกตัวอย่างเช่น ถ้ามีการตั้งกฎเกณฑ์ว่า คนที่มีความสูง 160 cm ขึ้นไปจะถือว่าอยู่ในกลุ่มคนสูง ($u=1$) และคนที่มีความสูงต่ำกว่า 160 cm ลงมาจะถือว่าอยู่ในกลุ่มคนเตี้ย ($u=0$) ดังที่แสดงได้ดังในรูปที่ 5.2(A)



รูปที่ 5.2 (A) การแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยระบบ non Fuzzy (B) การแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยระบบ Fuzzy

จากรูปที่ 5.2(A) จะเห็นว่า มีค่า u อยู่สองค่าคือ 0 กับ 1 เท่านั้นซึ่งนี้เป็นมุมมองในระบบที่ไม่ใช่ฟัซซี่ แต่ในระบบของฟัซซี่จะมีค่า u อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 $[0,1]$ ซึ่งจะทำให้การแบ่งกลุ่มข้อมูลมีความยืดหยุ่นกว่า จากตัวอย่างเดิมถ้าคนที่สูง 159.5 cm จะเห็นว่ามีความสูงพอกับคนที่สูง 160 cm ซึ่งในระบบที่ไม่ใช่ฟัซซี่ จะถือเป็นคนเตี้ย แต่ในระบบฟัซซี่ จะถือว่าคนนี้มีค่าระดับความเป็นสมาชิกภาพ (u) เกือบเท่ากับ 1 (เป็นคนเกือบสูง) ซึ่งจะเห็นได้ว่ามันสามารถจัดการแบ่งกลุ่มข้อมูลได้ละเอียดกว่า ดังในรูปที่ 5.2(B)

จากทั้งระบบที่เป็นฟัซซี่และไม่ใช่ฟัซซี่ที่นำมาแบ่งกลุ่มข้อมูลนั้นจะมีวิธีที่นำระบบทั้งสองมาใช้กันก็คืออัลกอริทึมของ Fuzzy C-Means และ Hard C-Means ตามลำดับ ซึ่งอัลกอริทึมทั้งสองนี้จะเป็นวิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยอาศัยหลักการวัดระยะทางสั้นที่สุดระหว่างข้อมูล (data) และจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (Cluster center) เป็นตัวกำหนดว่าข้อมูลตัวใดควรที่จะอยู่ในกลุ่มไหน ซึ่งจะได้กล่าวในหัวข้อต่อไป

5.2 การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยการวัดระยะทาง

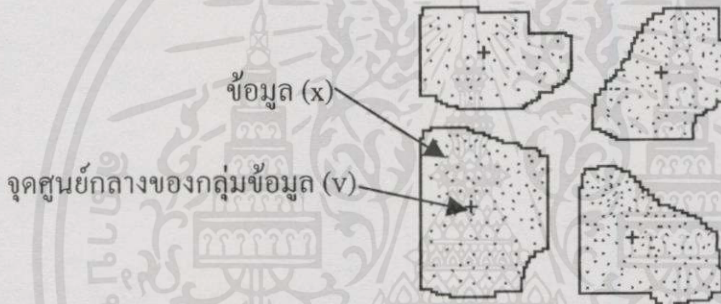
ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยวิธีของ Hard และ Fuzzy C-Means นั้นสิ่งที่เป็นหัวใจในการกำหนดว่าข้อมูลจะอยู่ในกลุ่มใดนั้นก็คือ การวัดระยะทางที่สั้นที่สุดระหว่าง ข้อมูล และ จุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล โดยที่ระยะทางดังกล่าวจะเรียกว่า “ระยะทางยูคลีเดียน” (Euclidean distance) [1] ส่วนสมการที่ใช้หาระยะทางยูคลีเดียนสามารถกำหนดได้ดังสมการที่ 5.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับบริการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเป็น $d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|^2$ ซึ่งถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการน (5.1) ษ์

โดยที่ d_{ik} เป็นระยะทางยูคลิดีเนียนระหว่างข้อมูลและจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล
 x_k เป็นข้อมูลตัวที่ k
 v_i เป็นจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลตัวที่ i
 $1 \leq k \leq n$ เมื่อ n คือจำนวนของข้อมูลทั้งหมด
 $1 \leq i \leq c$ เมื่อ c คือจำนวนกลุ่มที่ต้องการแบ่ง

จากสมการที่ 5.1 การกำหนดว่าข้อมูลตัวใดควรอยู่ในกลุ่มไหนนั้น จะต้องมีการคำนวณระยะทาง จากข้อมูล (x) ทุกตัวไปยังจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) ทุกๆกลุ่มดังแสดงในรูปที่ 5.3 ถ้าระยะทางจาก x ไปถึง v กลุ่มใดสั้นที่สุดเมื่อเทียบกับ v กลุ่มอื่นก็แสดงว่าข้อมูลตัวดังกล่าวจะเป็นสมาชิกของกลุ่มนั้น

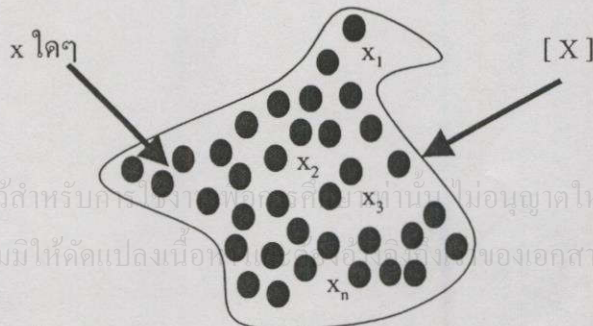


รูปที่ 5.3 การกำหนดข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มข้อมูลแต่ละกลุ่ม

5.3 นิยามของ Hard C-Partitions แบบกำหนดค่าเริ่มต้นจากค่า u

ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยวิธีของ Hard C-Partitions สิ่งที่สำคัญก็คือการกำหนดค่าเริ่มต้นให้แก่วัสดุ โดยขบวนการดังกล่าวจะใช้ค่าสมาชิกภาพ (Membership value: u) ของข้อมูลเป็นค่าเริ่มต้น ซึ่งนิยามของ Hard C-Partitions [5] สามารถกำหนดได้ดังนี้

สมมติว่าเรามีข้อมูล (x) ที่อยู่ในรูปของ Feature vectors คือ $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ ซึ่ง n คือจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่จะนำมาแบ่งกลุ่ม (Cluster) ดังแสดงในรูปที่ 5.4



รูปที่ 5.4 กลุ่มข้อมูล $[X]$ ที่มีสมาชิก $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการศึกษาเท่านั้น ไม่ควรนำข้อมูลไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหานี้ไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 5.4 ถ้ากำหนด x_k เป็นข้อมูลตัวใดๆที่อยู่ใน X โดยกำหนดให้ $P(x)$ คือ เพาเวอร์เซต (Power set) ของ X หรือก็คือเซตของทุกสับเซตของ X

ถ้ากำหนดให้ $\{A_i \in P(x) ; 1 \leq i \leq c\}$ โดยที่ A_i เป็นเซตของข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน ซึ่งคุณสมบัติของ A_i มีดังนี้

1 การยูเนียนของ A_i

$$\bigcup_{i=1}^c A_i = X \quad (5.2)$$

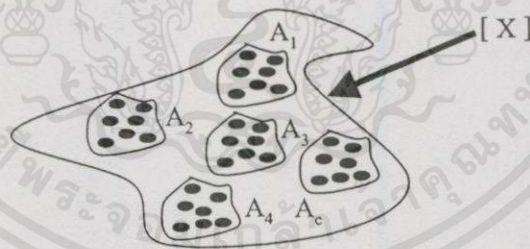
เมื่อนำข้อมูลในแต่ละ A_i ทั้งหมดมายูเนียนกันจะได้เท่ากับข้อมูลทั้งหมด

2 การอินเตอร์เซตของ A_i

$$A_i \cap A_j = \emptyset ; 1 \leq i \neq j \leq c \quad (5.3)$$

จากคุณสมบัติของการอินเตอร์เซตแสดงให้เห็นว่าสมาชิกของ A_i จะไม่เป็นสมาชิกของ A_j

ถ้าให้ c เป็นจำนวนของกลุ่ม (Cluster) ที่ต้องการจะแบ่ง ดังนั้นในความหมายของ A_i ก็คือการแบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็นกลุ่มที่เท่ากับ c กลุ่ม หรือแสดงในรูปของเซตก็คือ $\{A_1, A_2, \dots, A_c\}$ ดังแสดงในรูปที่ 5.5



รูปที่ 5.5 การแบ่งข้อมูล $[X]$ เป็นกลุ่ม $A_i ; 1 \leq i \leq c$

จากนิยาม hard c-partition สามารถเขียนฟังก์ชันสมาชิกภาพ (Membership function) ของ x_k ใน A_i ได้ดังสมการที่ 5.4 โดย u_{ik} คือค่าสมาชิกภาพ ซึ่งใช้บอกค่าความน่าจะเป็นที่ x_k จะเป็นสมาชิกของเซต A_i

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อ $u_{ik} = \begin{cases} 1, x_k \in A_i \\ 0, x_k \notin A_i \end{cases}$ จะต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการน (5.4) ้

จากสมการ 5.4 ถ้า u_{ik} เป็น 1 แสดงว่า x_k นั้นเป็นสมาชิกของกลุ่ม A_i แต่ถ้า u_{ik} เป็น 0 ก็แสดงว่า x_k ไม่ได้เป็นสมาชิกของกลุ่ม A_i ซึ่งนั่นก็หมายความว่า x_k จะต้องเป็นสมาชิกของกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งเท่านั้น จากค่า u สามารถเขียนคุณสมบัติของ u ได้ดังสมการที่ 5.5 ถึง 5.7

$$u_{ik} \in \{0,1\} \quad ; 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n \quad (5.5)$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1; \forall k \in \{1,2,3,\dots,n\} \quad (5.6)$$

$$0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n; \forall i \in \{1,2,3,\dots,c\} \quad (5.7)$$

จากสมการที่ 5.5 แสดงให้เห็นว่าค่าที่อยู่ใน u_{ik} จะมีค่า 1 หรือ 0 เท่านั้น ส่วนสมการที่ 5.6 จะเป็นการแสดงให้เห็นว่าผลบวกของ u_{ik} ในแต่ละคอลัมน์หรือภายในกลุ่มต้องเท่ากับ 1 เสมอและสมการที่ 5.7 นั้นแสดงให้เห็นว่าผลบวกของ u_{ik} ในแต่ละแถว (row) หรือในแต่ละกลุ่มจะต้องมีค่ามากกว่า 0 แต่ต้องไม่เกิน n ซึ่งนั่นก็หมายความว่าเมื่อนำ u_{ik} ในแต่ละกลุ่มมารวมกันแล้วจะต้องมีสมาชิกอย่างน้อยอยู่ 1 ตัวแต่ต้องไม่เกิน n ตัว จากสมการทั้ง 3 สามารถแสดงได้ดังในรูปที่ 5.6 ซึ่งในแต่ละคอลัมน์หรือแต่ละกลุ่มจะต้องมีค่าสมาชิกภาพที่เป็น 1 อยู่หนึ่งตัว

$$u_{ik} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

ผลบวกต้องมากกว่า 0 แต่ไม่เกิน n

ผลบวกจะต้องเท่า 1

รูปที่ 5.6 คุณสมบัติของสมการที่ 5.5 5.6 และ 5.7

ตัวอย่างที่ 1 ถ้าให้ X เป็นเซตของรถ 3 ยี่ห้อ $X = \{x_1 = \text{Ford}, x_2 = \text{Toyota}, x_3 = \text{Chrysler}\}$ ถ้าเราต้องการแบ่งเป็น 2 กลุ่ม ($c = 2$) จากสมการ 5.5 และ 5.6 เราอาจได้ hard c -partition ของ X สามแบบดังสมการที่ 5.8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีให้คัดแปลงและต้องอ้างอิงของเอกสารทุกครั้งที่มีการนั้ (5.8)

$$u_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad u_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad u_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

ถ้าเราต้องการที่จะแบ่งเป็นรอลอเมริกากับรอลญี่ปุ่นแล้ว u_j น่าจะเหมาะสมที่สุด แต่ในความเป็นจริงแล้วขอบเขตของรอลอเมริกากับรอลญี่ปุ่นไม่แน่นอน เพราะอุปกรณ์ของรอลอเมริกาบางส่วนเป็นของญี่ปุ่นและ อุปกรณ์ของรอลญี่ปุ่นบางส่วนเป็นของอเมริกา ดังนั้นเราจะมาบอกว่ารอลอเมริกาหรือรอลญี่ปุ่น 100% ไม่ได้ เพราะฉะนั้นทางแก้ปัญหาก็ได้นำเอาระบบ Fuzzy c-partition มาพิจารณาแก้ปัญหาดังกล่าว

5.4 นิยามของ Fuzzy C-Partitions แบบกำหนดค่าเริ่มต้นจากค่า u

ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยวิธีของ Fuzzy c-partition ก็มีลักษณะคล้ายกับ Hard c-partition คือ ต้องมีการกำหนดค่าเริ่มต้นของ u ให้แก่ระบบก่อน ส่วนที่ต่างกันก็คือค่าของ u จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 $[0, 1]$ และมีคุณสมบัติของ u ที่คล้ายกันคือ

$$u_{ik} \in [0, 1] \quad ; 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n \quad (5.9)$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1; \forall k \in \{1, 2, 3, \dots, n\} \quad (5.10)$$

$$0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n; \forall i \in \{1, 2, 3, \dots, c\} \quad (5.11)$$

เพราะฉะนั้นจากตัวอย่างที่หนึ่ง เราอาจจะเขียน u ใหม่ได้ดังสมการที่ 5.12 จะเห็นว่าค่าของ u นั้นจะมีค่าอยู่ในทั้งสองกลุ่มซึ่งต่างกับค่าของ u ในสมการที่ 5.8 ที่มีค่าอยู่เฉพาะกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งเท่านั้น ซึ่งก็แสดงให้เห็นว่าระบบของ Fuzzy นั้นมีความยืดหยุ่นได้มากกว่าระบบ non Fuzzy

$$u = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.2 & 0.9 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \end{bmatrix} \quad (5.12)$$

5.5 อัลกอริทึมของ Hard C-Means (HCM)

ขั้นที่ 1 กำหนดค่าเริ่มต้นของ $u^{(0)}$ และจำนวนกลุ่ม (c) ที่ต้องการจะแบ่ง โดยที่ $2 \leq c \leq n$

ขั้นที่ 2 ทำการคำนวณหาจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (Cluster center: v) จากสมการที่ 5.13

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกไปใช้โดยไม่ได้รับอนุญาตจากเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการ (5.13) ซึ่ง

$$v_i^{(\ell)} = \frac{\sum_{k=1}^n x_k u_{ik}^{(\ell)}}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^{(\ell)}} \quad (5.13)$$

เมื่อ $\ell = 0, 1, 2, 3, \dots$ เป็นตัวบอกจำนวนรอบของขบวนการ

ขั้นที่ 3 ทำการเปลี่ยนแปลงจาก $u^{(\ell)}$ กับ $u^{(\ell+1)}$ โดยใช้สมการที่ 5.14

$$u_{ik}^{(\ell+1)} = \begin{cases} 1 & \|x_k - v_i^{(\ell)}\| = \min_{1 \leq j \leq c} (\|x_k - v_j^{(\ell)}\|) \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (5.14)$$

ขั้นที่ 4 เปรียบเทียบ $u^{(\ell)}$ กับ $u^{(\ell+1)}$

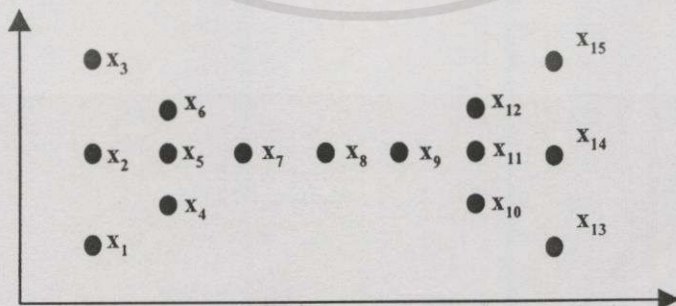
$$\|u^{(\ell+1)} - u^{(\ell)}\| < \varepsilon \quad (\varepsilon = \text{ค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้})$$

ถ้าน้อยกว่า ε ให้ขบวนการจบลง แต่ถ้ามากกว่า ε ให้ $\ell = \ell + 1$ และย้อนกลับไปทำขั้นที่ 2 ใหม่

จากอัลกอริทึมของ Hard C-Means จะพบว่า การหาค่า u ในขั้นตอนที่ 3 นั้นจะใช้การวัดระยะทางที่สั้นที่สุดระหว่างข้อมูลและจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลเป็นตัวจัดแบ่งกลุ่มของข้อมูล

ตัวอย่างที่ 2 สมมติว่า X ประกอบด้วยข้อมูล 15 จุด ดังแสดงในรูปที่ 5.7 จะเห็นว่า มีลักษณะคล้ายผีเสื้อ ซึ่ง x_1 ถึง x_7 จะอยู่ฝั่งซ้าย ส่วน x_9 ถึง x_{15} จะอยู่ฝั่งขวา โดยมี x_8 อยู่ตรงกลาง ถ้าเราต้องการแบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็น 2 กลุ่ม ($c = 2$) โดยกำหนดค่า u เริ่มต้นดังสมการที่ 5.15 ให้หาค่า u ที่ทำให้ค่า error น้อยกว่า 0.01

$$u^{(0)} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.15)$$



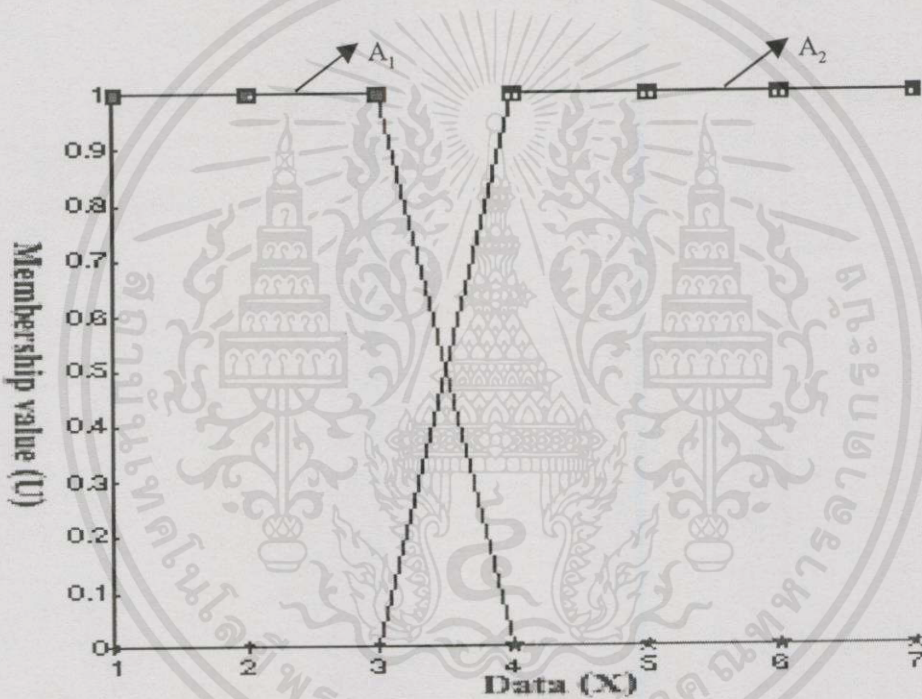
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับ 2 ใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่ 7 อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณี 7 ข้อมูลของ [X] ที่มี 15 จุด ดังเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อนำข้อมูลจากรูปที่ 5.7 ทั้งหมดมาผ่านขั้นตอนการของ Hard C-Means จะได้ค่า u สุดท้ายเมื่อ $l = 2$ (l คือจำนวนรอบที่กระทำขั้นตอนการ) นั่นคือ $u^{(2)}$ ดังในสมการที่ 5.16

$$u^{(2)} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.16)$$

จากผลคำตอบของค่า $u^{(2)}$ สามารถนำมา plot กราฟ ได้ดังในรูปที่ 5.8 เพื่อแสดงคุณสมบัติของ hard c-partition จากสมการที่ 5.5 ถึง 5.7



รูปที่ 5.8 คุณสมบัติของของ hard c-partition

เมื่อกำหนดให้ เครื่องหมาย \star แทนค่า u ในกลุ่ม A_2 ส่วนเครื่องหมาย \square แทนค่า u ในกลุ่ม A_1 และมีเครื่องหมาย \square ที่อยู่ด้านบนของกราฟจะแทนค่าผลบวกของ u ในกลุ่ม A_1 และ A_2 จากกราฟจะเห็นว่าค่าของ u ทั้งที่อยู่ในกลุ่ม A_1 หรือ A_2 จะมีค่า u อยู่สองค่าคือ 0 กับ 1 เท่านั้น ซึ่งจะพบว่าตรงกับนิยามของ hard c-partition ในสมการที่ 5.5 และเมื่อนำค่า u ในกลุ่ม A_1 และ A_2 มาบวกกันจะได้ \square ที่อยู่ด้านบนสุดซึ่งตรงตำแหน่งนี้ค่าของ u จะมีค่าเป็น 1 พอดีซึ่งก็จะพบว่ามันตรงกับนิยามของ hard c-partition ในสมการที่ 5.6 คือผลรวมของ u ภายในกลุ่มเดียวกันจะมีค่าเท่ากับ 1 พอดี จากผลคำตอบของค่า u นี้สามารถหาได้จากโปรแกรมต่อไปนี้

```

%%%%%%%%%%
%% Program find u by Hard C-Means Algorithm %%
%%%%%%%%%%

err = 1;
e = 0.01; % กำหนดค่า Error ที่ยอมรับได้
n = 15;
c = 2;
l = 0;

x = [ 1 1 1 2 2 2 3 4 5 6 6 6 7 7 7 ]; % กำหนดข้อมูล
u = [ 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ; 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ]; % กำหนดค่า u เริ่มต้น
while err > e % ตรวจสอบว่า  $|u^{(l+1)} - u^{(l)}| < \epsilon$  (ทำขั้นที่ 4)
    for i = 1:c
        a0 = 0; b0 = 0;
        for k = 1:n
            a0 = a0 + x(k) * u(i,k);
            b0 = b0 + u(i,k);
        end
        v(i) = a0/b0; % หาค่า v จากสมการ 5.13 (ทำขั้นที่ 2)
    end
    err = 0;
    for k = 1:n
        for j = 1:c
            a(j) = abs(x(k) - v(j));
        end
        MIN = min(a);
        for i = 1:c
            if (abs(x(k) - v(i)) == MIN)
                a2 = 1; % หาค่า u จากสมการ 5.14 (ทำขั้นที่ 3)
            else
                a2 = 0; % หาค่า u จากสมการ 5.14 (ทำขั้นที่ 3)
            end
            a0 = abs(u(i,k) - a2);
        end
    end
end

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ a2=0; อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของลิขสิทธิ์ทุกครั้งที่มีนำไปใช้

```

err = err+a0^2;
err = sqrt(err);
u(i,k) = a2; % ค่า u จากสมการ 5.14 (ทำขั้นที่3)
end % end of i
end % end of k
l = l+1 % ตรวจสอบจำนวนรอบ
end % end of while
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

ผลการ Run Program

u =

1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1

จำนวนรอบ

l = 2

จากค่า $u^{(2)}$ จะเห็นว่า x_1 ถึง x_7 อยู่ในกลุ่ม A_1 และ x_8 ถึง x_{15} อยู่ในกลุ่ม A_2 แต่จากความเป็นจริง x_8 น่าจะอยู่ได้ทั้ง A_1 และ A_2 ซึ่งเราสามารถแก้ปัญหานี้ได้โดยใช้ อัลกอริทึมของ Fuzzy C-Means

5.6 อัลกอริทึมของ Fuzzy C-Means (FCM)

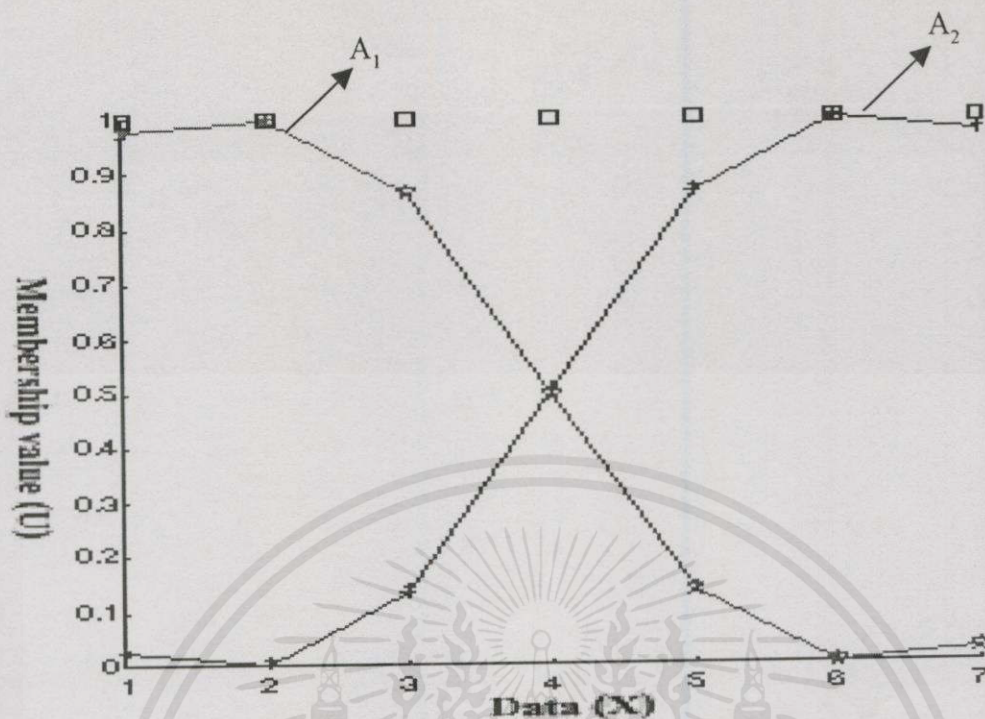
ขั้นที่ 1 กำหนดค่าเริ่มต้นของ $u^{(0)}$ และจำนวนกลุ่ม (c) ที่ต้องการจะแบ่ง โดยที่ $2 \leq c \leq n$

ขั้นที่ 2 คำนวณจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v_i) โดยใช้สมการ 5.17

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n x_k (u_{ik})^m}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} ; 1 \leq i \leq c \tag{5.17}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับบริการใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ m เป็นค่า weight constant ที่กำหนดขึ้นและอยู่ในช่วงเปิด $(1, \infty)$



รูปที่ 5.9 คุณสมบัติของของ fuzzy c- partition

เมื่อกำหนดเครื่องหมาย * แทนค่า u ในกลุ่ม A_2 จะเห็นว่าค่าของ u นั้นจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งตรงกับนิยามในสมการที่ 5.9 ส่วนเครื่องหมาย ☆ แทนค่า u ในกลุ่ม A_1 ซึ่งค่าของ u ก็มีลักษณะเดียวกันกับค่า u ในกลุ่ม A_2 คือมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เช่นกัน และเครื่องหมาย □ แทนค่าผลบวกของ u ในกลุ่ม A_1 และ A_2 ซึ่งจะตรงกับนิยามในสมการที่ 5.10 พอดี คือมีค่าเท่ากับ 1 และจากผลคำตอบของค่า u นี้สามารถหาได้จากโปรแกรมต่อไปนี้

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
%% Program find u by Fuzzy C-Means Algorithm %%
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
err = 1;
```

```
e = 0.01;
```

```
n = 15;
```

```
m = 2.02;
```

เอกสารที่ 2; เอกสารที่ส่งงานไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใด; ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
x = [1 1 1 2 2 2 3 4 5 6 6 6 7 7 7];
```

```
u = [1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0];
```


ผลการ Run Program

u =

.98 .98 .98 .99 .99 .99 .87 .49 .12 .01 .01 .01 .02 .02 .02
.02 .02 .02 .01 .01 .01 .13 .51 .88 .99 .99 .99 .98 .98 .98

จำนวนรอบ

$l = 5$

5.7 การนำอัลกอริธึมของ Hard และ Fuzzy C-Means ไปใช้กับภาพ MRI

จากอัลกอริธึมที่ผ่านมาเป็นอัลกอริธึมที่ใช้สำหรับภาพ CT หรือภาพทั่วไป ซึ่งจะใช้แค่ภาพเดียวในการประมวลผล แต่เมื่อนำอัลกอริธึมของ HCM หรือ FCM ไปใช้กับภาพ MRI นั้นจะพบว่าสามารถแยกแยะภาพอวัยวะในส่วนต่างๆ ได้ละเอียดกว่า ซึ่งจะได้เห็นจากการทดลองในบทที่ 7 แต่ขบวนการดังกล่าวก็มีความยุ่งยากกว่า ทั้งนี้ก็เนื่องจากภาพ MRI ดังกล่าวจะประกอบไปด้วยภาพ T1 weight , T2 weight และ Proton Density ดังนั้นจึงต้องมีการดัดแปลงสมการที่ใช้หาระยะทางระหว่างข้อมูลและจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (d_{ik}) เพราะว่าระยะทางที่คำนวณได้จะต้องเป็นผลรวมของระยะทางของภาพทั้ง 3 ภาพ และสมการที่ใช้หาจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v_{il}) [1] เพราะว่าจะมีค่า v ในแต่ละกลุ่มของภาพทั้งสาม ดังสมการที่ 5.20 และ 5.21 ตามลำดับ ส่วนขั้นตอนต่างๆ ของอัลกอริธึมสำหรับภาพ MRI ก็มีลักษณะเหมือนกับอัลกอริธึมของภาพ CT

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{l=1}^p (x_{kl} - v_{il})^2} \quad (5.20)$$

เมื่อ p คือจำนวนของภาพเท่ากับสาม (ภาพ T1 weight , T2 weight และ PD) และ $1 \leq i \leq c$

$$v_{il} = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_{kl}}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (5.21)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

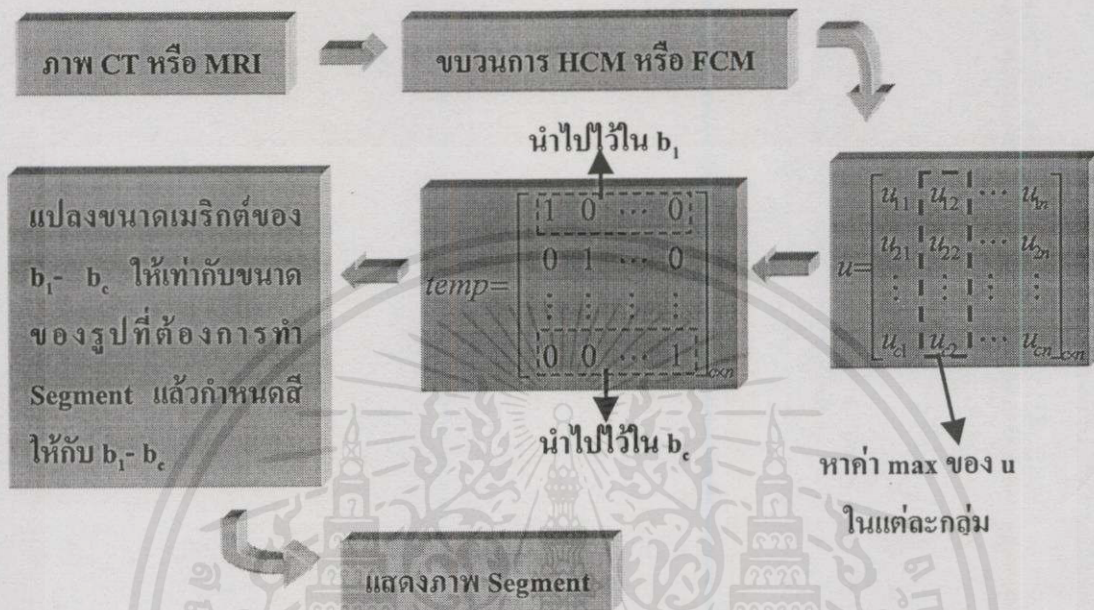
ไม่ว่ากรณีใดๆ อีกทั้งผู้ที่มีให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ $l = 1, 2, \dots, p$

$1 \leq k \leq c$

5.8 การนำค่าสมาชิกภาพไปสร้างภาพ Segment

การนำค่า u สุดท้ายที่ได้จากขบวนการของ HCM หรือ FCM มาสร้างภาพ Segment สามารถแสดง Block diagram ได้ดังในรูปที่ 5.10



รูปที่ 5.10 Block diagram การสร้างภาพ Segment จากค่าสูงสุดของ u

จากรูปที่ 5.10 จะมีการนำภาพ CT หรือ MRI มาผ่านขบวนการของ HCM หรือ FCM ดังใน Block ที่ 2 จนได้ค่า u สุดท้าย จากนั้นจะมีการหาค่า u ที่มีค่าสูงสุดในแต่ละกลุ่มที่แสดงอยู่ใน Block ที่ 3 ส่วนใน Block ที่ 4 จะมีการสร้างตัวแปรที่มีขนาดเท่ากับ u โดยสมมติให้เป็น $temp$ ที่มีองค์ประกอบ (element) ทุกตัวเป็น 0 หมด จากนั้นจะมีการกำหนดค่า 1 ให้แก่ตัวแปร $temp$ โดยมีหลักดังนี้ คือจะต้องมีการกำหนดค่า 1 ให้ตรงกับตำแหน่งของ u ที่มีค่าสูงสุด เมื่อกำหนดครบแล้วจะมีการดึง element ในแนว row ของตัวแปร $temp$ ไปไว้ที่ตัวแปรหนึ่ง ซึ่งตัวแปรดังกล่าวจะมีจำนวนเท่ากับจำนวนกลุ่มที่เราต้องการแบ่ง เพราะฉะนั้นจะมีทั้งหมด c ตัว โดยสมมติให้เป็น b_1 ถึง b_c ซึ่งตัวแปร $b_1 - b_c$ นี้จะอยู่ในรูปของเมทริกซ์ขนาด $[1 \times n]$ เมื่อเรานำค่าในตัวแปร $temp$ ในแนว row ไปไว้ในตัวแปร $b_1 - b_c$ ครบทุกตัวแล้ว เราจะต้องทำการแปลงขนาดเมทริกซ์ของตัวแปร $b_1 - b_c$ ให้มีขนาดเท่ากับขนาดของรูปที่ต้องการทำ Segment พร้อมกับกำหนดสีให้แก่ตัวแปรดังกล่าวดังแสดงใน Block ที่ 5 ตัวอย่างเช่น ถ้าเรามีรูปขนาด 256×256 จะได้ n เท่ากับ 65536 ซึ่งจะทำให้ตัวแปร $b_1 - b_c$ มีขนาด $[1 \times 65536]$ ดังนั้นเราต้องทำการแปลงตัวแปร $b_1 - b_c$ ให้มีขนาด $[256 \times 256]$ ตามเดิม จากที่ไม่สามารถเห็นทั้งหมด ออกหามุม ให้ชัดเจนเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้ กล่าวมาสามารถแสดงโปรแกรมได้ดังนี้

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
nn = sqrt(n);
```

```
MAX = max(U);
```

```
% หาค่าสูงสุดในแต่ละกลุ่มของ u
```

```
temp = zeros(size(U));
```

```
for k = 1:n
```

```
  for i = 1:c
```

```
    if U(i,k) == MAX(k)
```

```
      temp(i,k) = 1;
```

```
% กำหนดตำแหน่งสูงสุดในแต่ละกลุ่มของ u ให้เท่ากับ 1
```

```
    end
```

```
  end
```

```
end
```

```
for i = 1:c
```

```
  b(:,i) = reshape(temp(i,:),nn,nn); % หาภาพ segment แต่ละภาพ พร้อมกับกำหนดสี
```

```
  figure;
```

```
  image(b(:,i));
```

```
end
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

5.9 สรุป

ในการแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลภาพ ทั้ง MRI และ CT โดยใช้วิธีของ HCM และ FCM นั้นจะอาศัยหลักการวัดระยะทางที่สั้นที่สุดระหว่างข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล เพื่อเป็นตัวชี้ว่าข้อมูลจะอยู่ในกลุ่มใด ซึ่งทั้งสองวิธีจะมีลักษณะคล้ายกัน แต่ต่างกันตรงที่ขบวนการของ FCM จะมีพารามิเตอร์มากกว่า 1 ตัว คือ m ซึ่งค่า m นี้จะเป็นตัวทำให้ค่าสมาชิกภาพของทั้งสองวิธีมีความต่างกัน คือเมื่อ m เข้าใกล้หนึ่งจะทำให้ค่าสมาชิกภาพมีค่าเข้าใกล้ 0 กับ 1 ซึ่งก็คือวิธีของ HCM แต่เมื่อ m มีค่ามากขึ้นก็จะทำให้ค่าสมาชิกภาพมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งจะเห็นได้ว่าเป็นขบวนการของ FCM การที่ m มีค่ามากขึ้นจะทำให้เวลาประมวลผลของ FCM นานกว่า HCM แต่ก็ให้ผลของการแบ่งแยกที่ดีกว่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดย Fuzzy C-Means แบบกำหนดจุดศูนย์กลาง กลางของกลุ่มข้อมูลที่ได้จากการพิจารณา Histogram ของภาพ เป็นค่าเริ่มต้น

6.1 บทนำ

ในการแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลภาพโดยใช้หลักการของ Fuzzy C-Means (FCM) แบบเดิมนั้น สิ่งที่สำคัญก็คือการกำหนดค่าสมาชิกภาพเริ่มต้นให้แก่ระบบ เพราะถ้ากำหนดค่าที่เหมาะสมก็จะทำให้ขบวนการสามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลได้โดยเร็วขึ้น ซึ่งในหลักการของ FCM แบบเดิม [2] จะมีการกำหนดค่าสมาชิกภาพเริ่มต้นดังในสมการที่ 6.1

$$u^{(0)} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & \dots \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & \dots & 0 & \dots \\ \vdots & & & & & & & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 1 & 0 & \dots \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

จากค่า $u^{(0)}$ ดังกล่าว เมื่อนำไปคำนวณหาตำแหน่งจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (Cluster Center: v) จะทำให้ได้ค่าของ v ไม่เข้าใกล้ค่าของ v ที่แท้จริงของภาพ ดังนั้นจะทำให้ขบวนการแบ่งกลุ่มข้อมูลใช้เวลานานขึ้น จากปัญหาดังกล่าววิทยานิพนธ์เล่มนี้จึงได้เสนอวิธีปรับปรุงขบวนการของ FCM จากการกำหนด u เป็นค่าเริ่มต้นมาเป็นการกำหนด v แทน ซึ่งในการหาค่าเริ่มต้นของ v นั้นจะอาศัยการวิเคราะห์ฮิสโตแกรมของค่าระดับสีเทา (Gray Level) จากภาพที่เราต้องการจะแบ่งกลุ่ม โดยค่า v ที่ได้จะมีค่าเข้าใกล้ค่า v ที่แท้จริงของภาพได้มากขึ้น ซึ่งนั่นก็หมายความว่า จะทำให้ขบวนการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพสามารถกระทำการประมวลผลได้เร็วขึ้น แต่ในขณะเดียวกันก็ยังให้ประสิทธิภาพในการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพที่เหมือนกับวิธีของ FCM แบบเดิม

6.2 นียามของการกำหนดค่า v จากการวิเคราะห์ ฮิสโตแกรม

ในการใช้ค่า $u^{(0)}$ จากสมการ 6.1 เป็นตัวกำหนดค่าเริ่มต้นให้แก่ระบบของ FCM แบบเดิมนั้น เมื่อนำค่าดังกล่าวไปหาค่า v เริ่มต้น จะทำให้ค่า v ที่คำนวณได้มีลักษณะการกระจายที่ไม่เหมาะสมกับการกระจายของกลุ่มข้อมูล ดังแสดงในรูปที่ 6.1 (a)



เมื่อ

x แทนข้อมูล

o แทนจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล

รูปที่ 6.1 (a) ตำแหน่งของ v เริ่มต้นที่ได้จากค่า $u^{(0)}$ ในสมการที่ 6.1

(b) ตำแหน่งของค่า v ที่เหมาะสมกับข้อมูล

จากรูปที่ 6.1(a) จะเห็นว่าการกระจายของ v เริ่มต้นจะไม่เหมาะสมกับการกระจายของข้อมูล แต่เมื่อระบบของ FCM แบบเดิม ทำการคำนวณไปเรื่อยๆ จะทำให้ v มีการเปลี่ยนแปลงตำแหน่ง และลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมกับการกระจายข้อมูลดังแสดงในรูปที่ 6.1(b) ซึ่งในหลักการใหม่ที่น่าเสนอ จะมีการปรับปรุงวิธีการกำหนดค่าเริ่มต้นของ v ใหม่เพื่อให้ค่า v ที่คำนวณได้มีการลู่เข้าสู่ข้อมูล ที่แท้จริงได้มากขึ้น (ทำให้การกระจายของ v มีการลู่เข้าสู่ค่า v ในรูปที่ 6.1(b) ได้มากขึ้น) ซึ่งการที่ v ลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมจะทำให้จำนวนรอบของการคำนวณลดลง นั่นก็แสดงว่าเราสามารถลดเวลา ในการประมวลผลของขบวนการ FCM ลงได้

ในการหาจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) ในแต่ละภาพเพื่อให้ค่า v ที่หาได้มีค่าเข้าใกล้ค่า v ที่แท้จริงของภาพนั้น เราสามารถอาศัยการพิจารณาฮิสโตแกรม (Histogram) ของค่าระดับสีเทา (Gray Level) จากภาพนั้นได้ เนื่องจาก v ก็คือค่าระดับสีเทาของภาพนั่นเอง ซึ่งในการหาค่า v ดัง กล่าวเราจะนำภาพที่ต้องการจะแบ่งกลุ่มข้อมูลมาทำการหาฮิสโตแกรมของค่าระดับสีเทา หลังจากที่ทำ การหาฮิสโตแกรมได้แล้ว หลักในการกำหนดค่าเริ่มต้นของ v นั้นจะต้องมีการกำหนดจำนวน ของ v ให้เท่ากับจำนวนกลุ่ม (c) ที่เราต้องการจะแบ่งก่อน จากนั้นจึงมีการกำหนดค่าเริ่มต้นของ v โดยมีหลักการพิจารณาดังนี้ คือ v ตัวแรก ($v_{(1)}$) จะกำหนดให้เท่ากับค่าระดับสีเทาที่มีความหนาแน่น มากที่สุดที่หาได้จากฮิสโตแกรม ส่วน v ตัวที่ c ($v_{(c)}$) จะกำหนดให้มีค่าเท่ากับค่าระดับสีเทาที่มี ความหนาแน่นน้อยที่สุด ส่วน v ตัวที่เหลือก็จะมีการกำหนดให้เท่ากับค่าระดับสีเทาที่มีค่าความ หนาแน่นอยู่ระหว่าง ค่าความหนาแน่นที่ค่ามากที่สุด กับ ค่าความหนาแน่นที่มีค่าน้อยที่สุด

6.3 อัลกอริทึมของ Fuzzy C-Means แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วย v

ในขบวนการของ FCM แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วย v นี้จะเป็นการปรับปรุงวิธีการกำหนดค่าเริ่มต้นจากค่าของ u ในวิธีเก่ามาเป็นการกำหนดค่า v จากการพิจารณาฮิสโตแกรมของภาพแทน ส่วนขบวนการต่างๆยังคงเหมือนเดิมเพียงแต่สลับขบวนการบางขั้นตอนเท่านั้น โดยที่ยังให้ผลของการแบ่งกลุ่มข้อมูลได้เหมือนเดิม ซึ่งอัลกอริทึมของ FCM แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วย v สามารถแสดงได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 ทำการกำหนดจำนวนกลุ่ม (Cluster: c) ที่ต้องการแบ่ง จากนั้นหา v เริ่มต้นที่มีจำนวนเท่ากับจำนวนกลุ่ม โดยการพิจารณาจากฮิสโตแกรมของภาพ

ขั้นที่ 2 หาระยะทางระหว่างข้อมูล (x) กับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v)

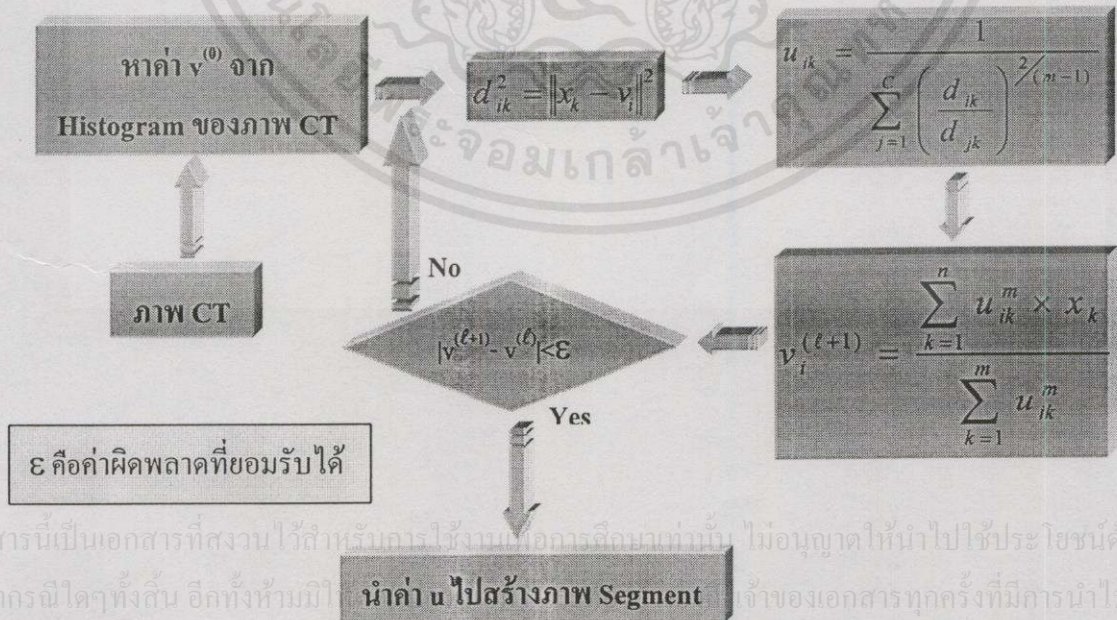
ขั้นที่ 3 นำค่าของระยะทางดังกล่าวจากขั้นที่ 2 ไปคำนวณหาค่าสมาชิกภาพ (u) ของข้อมูล

ขั้นที่ 4 คำนวณหาจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) ตัวใหม่

ขั้นที่ 5 ทำการเปรียบเทียบระหว่าง v ตัวใหม่กับ v ตัวเก่า ถ้าได้ผลต่างระหว่างค่าทั้งสองมีค่ามากกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ให้กำหนด v ตัวเก่าเท่ากับ v ตัวใหม่ แล้วกลับไปทำขั้นที่ 2 ใหม่ แต่ถ้าน้อยกว่าให้ขบวนการยุติ แล้วนำค่า u ไปสร้าง ภาพ Segment ต่อไป

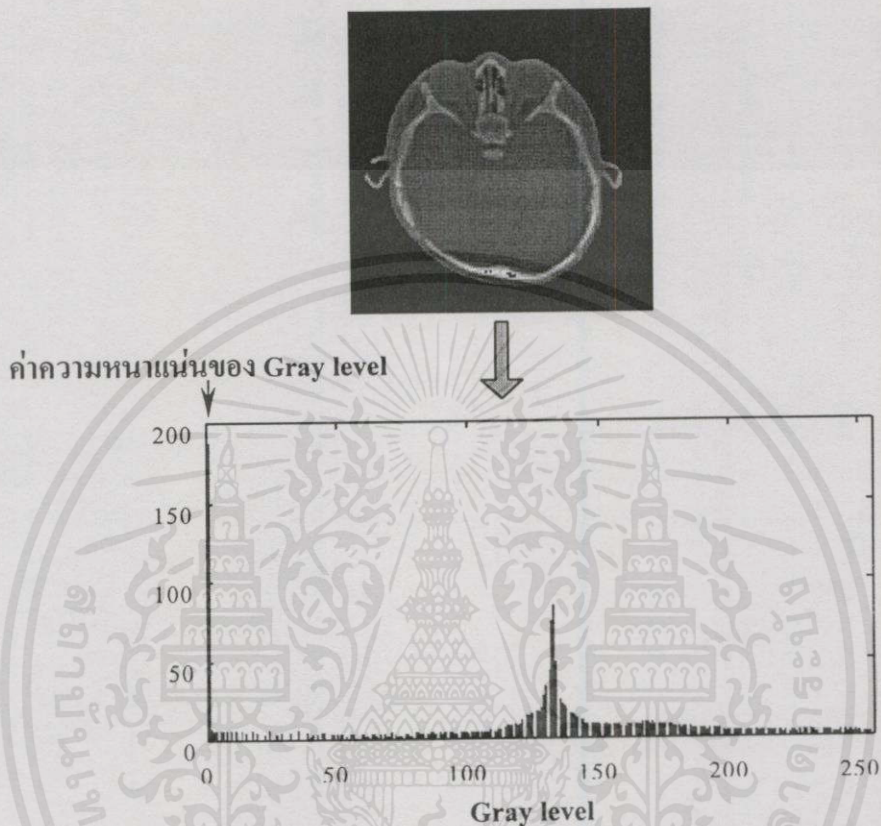
6.4 การนำ FCM แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วย v ไปแยกแยะภาพ CT

ในการแยกแยะ (Segmentation) ภาพอวัยวะที่ได้จากภาพ CT โดยขบวนการของ FCM ที่ทำการปรับปรุงสามารถแสดงได้ดัง Block diagram ในรูปที่ 6.2



รูปที่ 6.2 ขบวนการแยกแยะภาพ CT โดย FCM แบบกำหนดค่าเริ่มจาก v

จากรูปที่ 6.2 ในขั้นตอนแรกจะเป็นการหาค่า $v^{(0)}$ จากการพิจารณาฮิสโตแกรมเพื่อหาค่าความหนาแน่นของระดับสีเทาของภาพ CT ซึ่งสามารถแสดงได้ดังในรูปที่ 6.3



รูปที่ 6.3 ภาพต้นฉบับ และ ฮิสโตแกรมของภาพต้นฉบับ

เมื่อเราได้ฮิสโตแกรมของภาพแล้วจะนำค่าความหนาแน่นของระดับสีเทามาเรียงลำดับจากมากไปหาน้อยดังแสดงในตารางที่ 6.1

ตารางที่ 6.1 การเรียงลำดับค่าความหนาแน่นของระดับสีเทาจากมากไปหาน้อย

ค่าระดับสีเทา (Gray Level)	ค่าความหนาแน่นของระดับสีเทา
0	182
132	85
227	10
42	5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษายเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเปลี่ยนแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 6.1 เราจะทำการกำหนดค่าเริ่มต้นของ v ให้มีจำนวนเท่ากับจำนวนกลุ่ม (c) ที่เรากำหนดไว้ โดยหลักในการกำหนดค่า v ตัวแรก ($v(1)$) ถึง ตัวที่ c ($v(c)$) จะลักษณะเหมือนที่อธิบายไว้ในหัวข้อ 6.2 ส่วนค่าเริ่มต้นของ v ทั้งหมดสามารถแสดงได้ดังในตารางที่ 6.2

ตารางที่ 6.2 การกำหนดค่าเริ่มต้นของ v

ค่าเริ่มต้นของ v	ค่าระดับสีเทา (Gray Level)
$v(1)$	0
$v(2)$	131
$v(c)$	42

จากที่กล่าวมาสามารถแสดงโฟลว์ชาร์ตดังรูปที่ 6.4 และ โปรแกรมการหา v เริ่มต้นต่อไปนี้



รูปที่ 6.4 โฟลว์ชาร์ตการหาค่า v เริ่มต้น

โปรแกรมการหาค่า v เริ่มต้น รับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่าในรูปแบบใดก็ตาม หากมีข้อสงสัยหรือต้องการข้อมูลเพิ่มเติม กรุณาติดต่อฝ่ายบริการลูกค้าของเอ็กซาร์ทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
function V = init_V(f,c) % f คือข้อมูลภาพ และ c คือจำนวนกลุ่มที่ต้องการจะแบ่ง
d = sqrt(size(f,1)); f = reshape(f,d,d);
```

```

%%%%%%%% Find Histograms %%%%%%%%%
a = f+1; [m,n] = size(a);
h = zeros(1,256);
for i = 1:m
    for j = 1:n
        h(a(i,j)) = h(a(i,j)) + 1;
    end
end
%%%%%%%% หาค่า gray level ที่มีจำนวน element มากที่สุด จำนวน C ตัว %%%%%%%%%
for i = 1:n
    MAX = max(h);
    for j = 1:n
        if h(j) == MAX
            VV(i) = j; % ค่า j คือค่า gray level ที่มีจำนวน element มากที่สุด
            h(j) = 0;
            break;
        end
    end % end of j
    if sum(h) == 0; % ถ้า sum(h) = 0 ให้ออกจาก loop ของ i เพราะไม่มีค่าสูงสุดให้ตรวจแล้ว
        break;
    end
end % end of i
size_V = size(VV,2);
size_C = round(size_V/c);
%%%%%%%% การกำหนดค่า v เริ่มต้น %%%%%%%%%
V(1) = VV(1); % set v ที่ 1 = ค่า gray level ที่มีจำนวน element มากที่สุด
for i = 2:c
    V(i) = VV((i-1)*size_C); % set v = ค่า gray level ที่มีจำนวน element กลางๆ
end
V(c) = VV(size_V); % set v ที่ c = ค่า gray level ที่มีจำนวน element น้อยที่สุด
%%%%%%%%

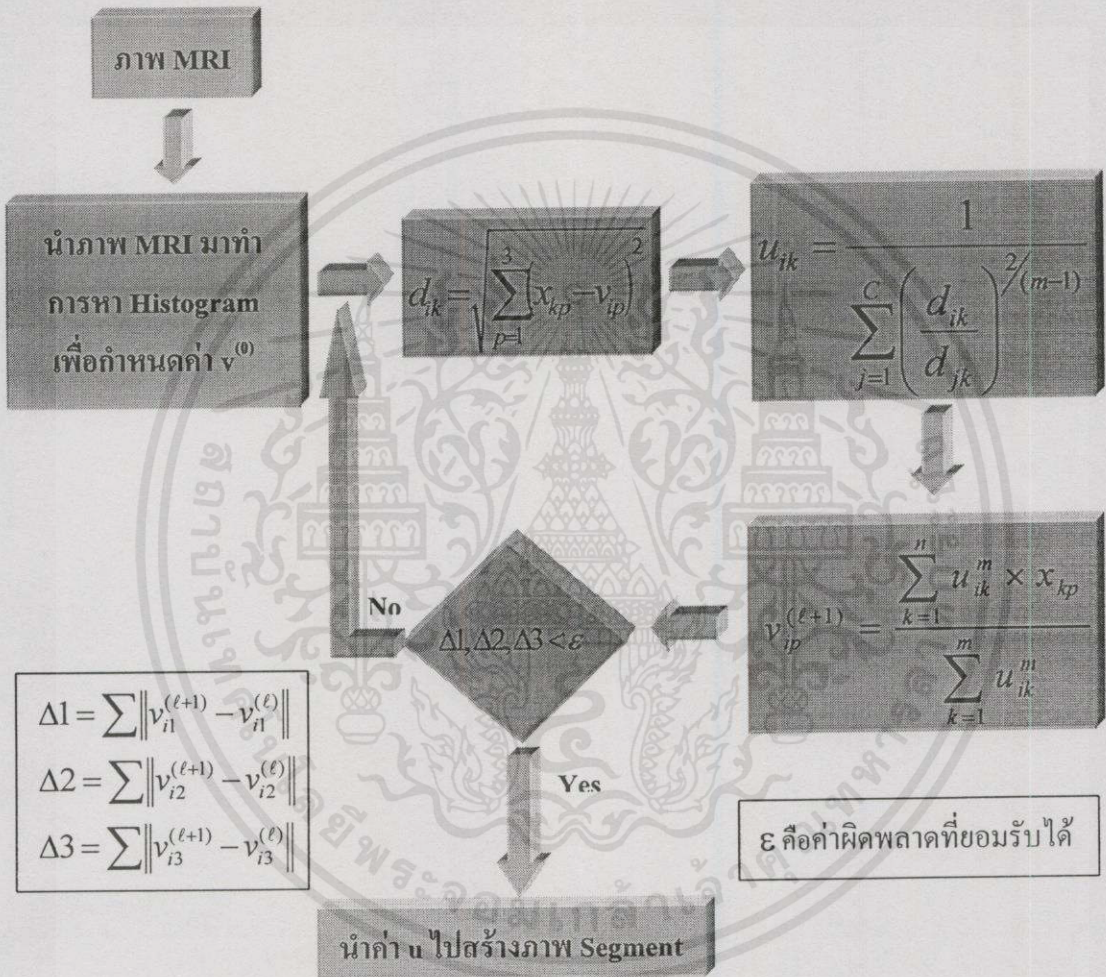
```

เอกสารนี้ออกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะในรูปแบบใดก็ตาม หากมีให้คัดลอกเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตให้นำไปใช้

ส่วนขั้นตอนที่เหลือในรูปที่ 6.2 ก็จะมีขบวนการเหมือนกับในหัวข้อที่ 6.3 ทุกประการ

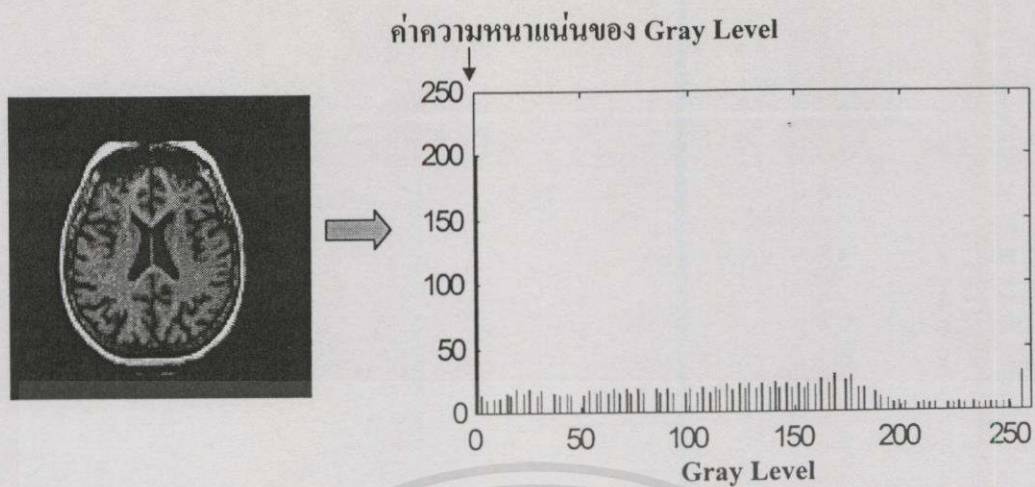
6.5 การนำ FCM แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วย v ไปแยกแยะภาพ MRI

ในการแยกแยะภาพอวัยวะที่ได้จากเครื่อง MRI โดยวิธีของ FCM ที่ได้รับการปรับปรุง จะใช้ภาพ MRI สามภาพคือ T1Weight , T2Weight และ Proton Density (PD) ทั้งนี้ก็เนื่องจากภาพทั้ง 3 จะให้ความเด่นชัดของอวัยวะในแต่ละส่วนไม่เท่ากัน ดังที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 2 ซึ่งหลักการแยกแยะภาพ MRI ดังกล่าว สามารถแสดง Block diagram ดังในรูปที่ 6.5

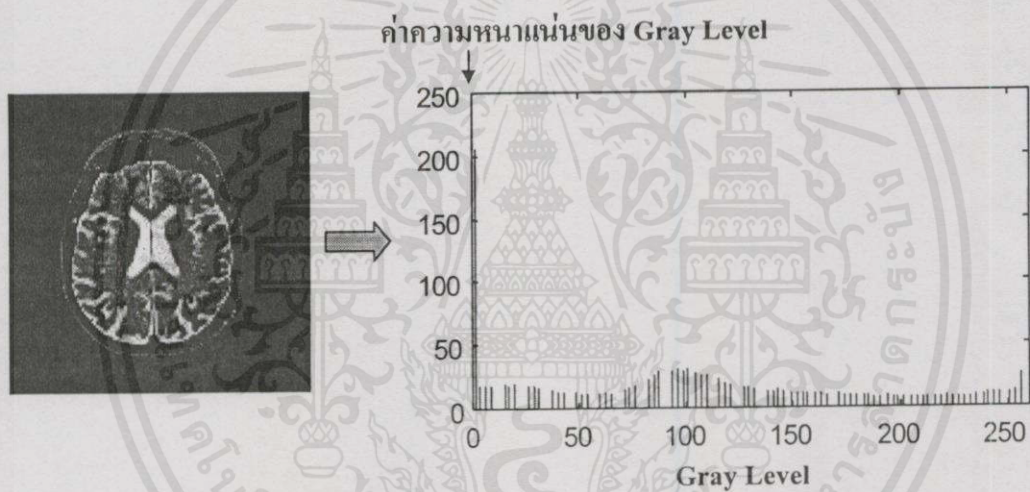


รูปที่ 6.5 ขบวนการแยกแยะภาพ MRI โดย FCM แบบกำหนดค่าเริ่มจาก v

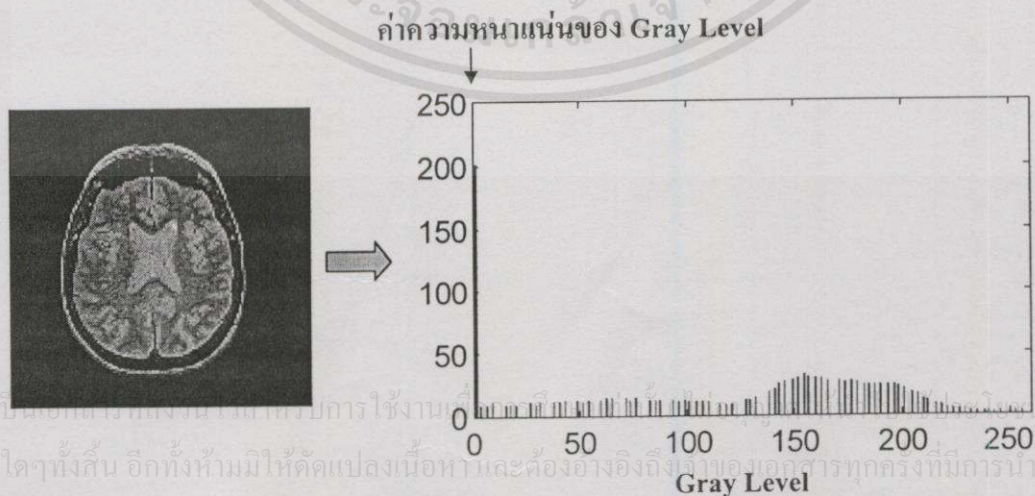
จากรูปที่ 6.5 ใน Block แรกจะเป็นส่วนในการหาค่า v เริ่มต้นที่เหมาะสมของภาพ MRI จากการวิเคราะห์ฮิสโตแกรม สิ่งแรกที่จะต้องกำหนดก็คือจำนวนกลุ่ม (Cluster: c) เหมือนกับขบวนการแยกแยะภาพ CT เช่นกัน เมื่อได้ค่า c แล้วจะนำภาพ T1 Weight, T2 Weight และ Proton Density มาทำการหาฮิสโตแกรมเพื่อหาค่าความหนาแน่นของระดับสีเทาของภาพทั้งสาม ดังแสดงในรูปที่ 6.6



รูปที่ 6.6 (a) ภาพ T1 weight และ ฮิสโตแกรม



รูปที่ 6.6 (b) ภาพ T2 weight และ ฮิสโตแกรม



รูปที่ 6.6 (c) ภาพ PD และฮิสโตแกรม

จากรูปที่ 6.6 (a)-(c) เมื่อเราได้ค่าความหนาแน่นของระดับสีเทาจากฮิสโตแกรมทั้งสามภาพแล้ว เราจะนำค่าความหนาแน่นของระดับสีเทาทั้งสามภาพนี้มาเรียงลำดับจากมากไปหาน้อย จากนั้นก็ทำการกำหนดค่าเริ่มต้น v ของทั้ง 3 ภาพให้มีจำนวนเท่ากับจำนวนกลุ่ม (c) ที่เราได้กำหนดไว้ โดยหลักในการกำหนดค่า v ตัวแรก ($v_{(1)}$) ถึง ตัวที่ c ($v_{(c)}$) ของภาพ T1 Weight จะลักษณะเหมือนที่อธิบายไว้ในหัวข้อ 6.2 ส่วนในการกำหนดค่า v ของภาพ T2 Weight และ ภาพ Proton Density ก็ทำในลักษณะเดียวกัน เมื่อเราได้ค่า v เริ่มต้นครบทั้งสามภาพแล้วจะนำค่า v ดังกล่าวมารวมเป็นค่า v เริ่มต้นตัวใหม่ซึ่ง v ตัวใหม่จะมีลักษณะเป็นตัวเลข 2 มิติ ที่มีขนาดเท่ากับ $[c \times 3]$ ดังสมการที่ 6.2

$$v_{ip} = [v_{T1}, v_{T2}, v_{PD}]_{c \times 3} \quad (6.2)$$

โดยที่ $1 \leq i \leq c$

P คือจำนวนของภาพทั้งสาม

ส่วนในขบวนการที่เหลือจากรูปที่ 6.5 นั้นก็มีลักษณะคล้ายกับขบวนการแยกแยะภาพ CT แต่มีความแตกต่างตรงสมการที่ใช้หาระยะทางระหว่างข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (d_{ik}) และสมการคำนวณจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v_{ip}) ซึ่งได้อธิบายไว้ในหัวข้อ 5.7 (สมการที่ 5.20 และ 5.21 ตามลำดับ) ซึ่งในช่วงท้ายของหัวข้อนี้จะเป็นการแสดงโปรแกรมการหาค่าของ d_{ik} , v_{ik} และ v_{ip} และสิ่งแตกต่างจากขบวนการแยกแยะภาพ CT อีกอย่างก็คือการหาค่า $\Delta 1$, $\Delta 2$ และ $\Delta 3$ ซึ่งค่าทั้ง 3 นี้จะเป็นตัวตรวจสอบการเข้าสู่หาค่าตอบของขบวนการ FCM ที่เราทำการปรับปรุง โดยมีหลักการดังนี้ ถ้า Δ ทั้ง 3 $> \epsilon$ ให้กลับไปทำในขั้นที่ 2 ใหม่ แต่ถ้า Δ ทั้ง 3 $< \epsilon$ ให้สิ้นสุดขบวนการแล้วนำค่า u ไปสร้างภาพเซ็กเมนต์ต่อไป (โดยที่ ϵ คือค่า error ยอมรับได้)

// Program หาระยะทางระหว่างข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (d_{ik})

```
for(i=0;i<c;i++){
    for(k=0;k<n;k++) {
        Temp1 = pow((v[i] - x[k]),2);
        Temp2 = pow((v[i+c] - x[k+n]),2);
        Temp3 = pow((v[i+(2*c)] - x[k+(2*n)]),2);
        *(d+(k*c)+i) = sqrt(Temp1+Temp2+Temp3);
    }
}
```

////////////////////////////////////

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
// Program หาค่าสมาชิกภาพของข้อมูล ( $u_{ik}$ )
for(i=0;i<c;i++)
    for(k=0;k<n;k++)
        *(d+(k*c)+i) = pow(*(d+(k*c)+i), (-2.0/(m-1)));
for(k=0;k<n;k++)
    for(i=0;i<c;i++)
        Temp[k] = Temp[k] + *(d+(k*c)+i);
for(i=0;i<c;i++)
    for(k=0;k<n;k++)
        *(u+(k*c)+i) = *(d+(k*c)+i)/Temp[k];
```

```
////////////////////////////////////
// Program หาคจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล ( $v_{i\ell}$ )
for(i=0;i<c;i++)
    for(k=0;k<n;k++)
        *(mf+(k*c)+i) = pow(*(u+(k*c)+i), m);
for(i=0;i<c;i++)
    for(j=0; j<3; j++)
    {
        Temp1 = 0.0; Temp2 = 0.0;
        for(k=0;k<n;k++)
        {
            Temp1 = Temp1 + *(mf+(k*c)+i)*x[k+(j*n)];
            Temp2 = Temp2 + *(mf+(k*c)+i);
        }
        *(v+(j*c)+i) = Temp1/Temp2;
    }
////////////////////////////////////
```

เอกสารนี้ **6.6 สรุป** ที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ในหัวข้อการ Fuzzy C-Means ที่ได้รับการปรับปรุงจากการเริ่มต้นด้วย u มาเป็น v ซึ่งได้จากการวิเคราะห์ฮิสโตแกรมของภาพ จะพบว่าสามารถลดเวลาในการคำนวณลงได้ แต่ในขณะเดียวกัน ก็ยังคงให้คุณภาพของการแยกแยะเหมือนกับระบบ Fuzzy C-Means แบบเดิม

บทที่ 7

ผลการทดลอง

7.1 บทนำ

ในบทนี้จะเป็นการนำเสนอผลการทดลองเกี่ยวกับการแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลภาพโดยใช้วิธีของ HCM , FCM แบบเดิมและ FCM ที่ได้รับการปรับปรุง ซึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบคุณภาพในการแยกแยะ (Segmentation) ระหว่างวิธีทั้งสาม และเวลาที่ใช้ในการคำนวณ

7.2 ขอบเขตการทดลอง

ในการทดลองเพื่อทำการแยกแยะภาพจะแบ่งเป็น 2 ส่วนใหญ่ๆ คือ ส่วนแรก จะเป็นการทดลองเพื่อแสดงถึงความถูกต้องของการแยกแยะโดยวิธีของ FCM ซึ่งข้อมูลที่น่ามาทดลองจะเป็นภาพที่เรา Simulate ขึ้นมา และใน ส่วนที่สอง จะเป็นการทดลองเปรียบเทียบระหว่างวิธีของ HCM กับ FCM ทั้ง2แบบ ซึ่งจะใช้ภาพ CT และ MRI เป็นข้อมูลในการทดสอบ โดยจะแบ่งการเปรียบเทียบออกเป็นอีก 3 ส่วน คือ ส่วนที่1 เป็นการเปรียบเทียบคุณภาพของการแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลระหว่าง HCM กับ FCM ทั้ง2แบบ ส่วนที่2 เป็นการเปรียบเทียบระหว่าง FCM ทั้ง2แบบว่าให้ประสิทธิภาพของการแยกแยะที่เหมือนกันได้อย่างไร และใน ส่วนที่3 จะเป็นการทดลองเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการประมวลผลระหว่างวิธีของ FCM ทั้ง2แบบ โดยข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ในการทดลองจะเป็นภาพขนาด 256x256 พิกเซล ที่มีค่าความเข้มของระดับสีเทา (Gray Level) 256 ระดับ (8 บิต)

7.3 การทดลองและผลการทดลอง

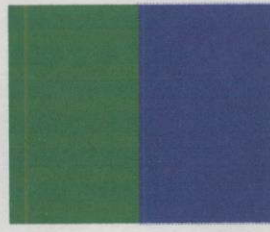
ในหัวข้อนี้จะแบ่งการทดลองเป็น4 หัวข้อย่อย คือ

7.3.1 การทดสอบความถูกต้องของการแยกแยะภาพโดยวิธี FCM

ในหัวข้อนี้จะใช้ภาพในการทดสอบ 2 ภาพ โดยภาพแรกจะเป็นกลุ่มข้อมูลที่มีค่าระดับสีเทา (Gray level) อยู่ 6 ระดับ (มีกลุ่มข้อมูลอยู่ 6 กลุ่ม) ซึ่งในการทดสอบจะมีการกำหนดจำนวนกลุ่ม (Clusters: c) ตั้งแต่ 2 จนถึง 6 กลุ่ม เพื่อเป็นการแสดงถึงประสิทธิภาพในการแบ่งกลุ่มข้อมูลของขบวนการ FCM ที่ค่า c ต่างๆ ดังแสดงอยู่ในรูปที่ 7.1 ส่วนภาพที่สองจะเป็นภาพวงกลมที่ซ้อนทับกันอยู่จึงทำให้เกิดกลุ่มข้อมูลต่างๆ 6 กลุ่มขึ้นมา ซึ่งเราจะตรวจสอบว่าขบวนการของ FCM จะสามารถแยกแยะกลุ่มข้อมูลเหล่านี้ได้ถูกต้องหรือไม่ โดยกำหนดให้ $c = 6$ ดังแสดงอยู่ในรูปที่ 7.2



ภาพต้นแบบ

ภาพ segment ที่ $c=2$ ภาพ segment ที่ $c=3$ ภาพ segment ที่ $c=4$ ภาพ segment ที่ $c=5$ ภาพ segment ที่ $c=6$ รูปที่ 7.1 การแยกแยะกลุ่มข้อมูลที่ค่า c ต่างๆ โดยขบวนการ Fuzzy C-Meansรูปที่ 7.2 การแยกแยะภาพวงกลมที่ซ้อนทับกัน โดยกำหนดให้ $c = 6$

จากผลการทดสอบแยกแยะกลุ่มข้อมูลภาพในรูปที่ 7.1 และ 7.2 จะพบว่าขบวนการของ FCM สามารถที่จะแยกแยะกลุ่มข้อมูลได้อย่างถูกต้องแต่ต้องขึ้นอยู่กับข้อกำหนดค่า c

7.3.2 การเปรียบเทียบคุณภาพในการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพระหว่าง HCM กับ FCM ทั้ง 2 แบบ

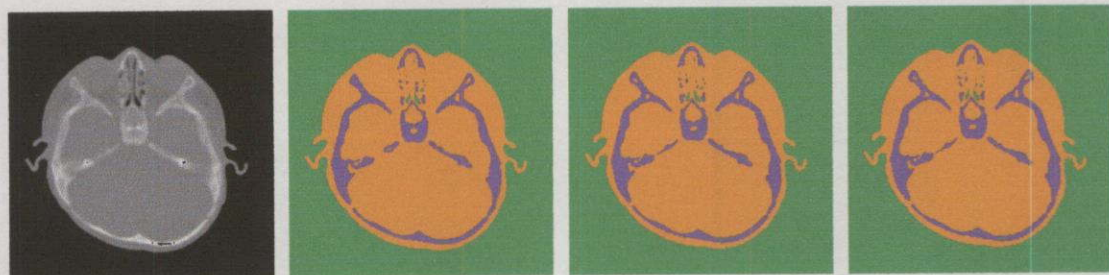
ในการทดลองของหัวข้อนี้จะเป็นการนำภาพ CT และ MRI มาทำการแยกแยะ (Segmentation) เพื่อเปรียบเทียบความสามารถของการแบ่งกลุ่มข้อมูลระหว่างวิธีทั้ง 3 แบบ ว่าวิธีใดจะให้คุณภาพที่ดีกว่ากัน โดยภาพที่ใช้ในการทดสอบช่วงแรกจะเป็นภาพ CT ในชั้น 35 – 39 ดังแสดงในรูปที่ 7.3 ซึ่งสัญลักษณ์ที่ใช้แทนวิธีการทั้ง 3 จะกำหนดได้ดังนี้

HCM แทน วิธีของ Hard C-Means

FCM_U แทน วิธีของ Fuzzy C-Means แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วยค่า u (FCM แบบเดิม)

FCM_V แทน วิธีของ Fuzzy C-Means แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วยค่า v (FCM แบบปรับปรุง)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น ขอสงวนสิทธิ์ในข้อมูลและสงวนลิขสิทธิ์ในข้อมูลทั้งหมดที่ปรากฏไปใช้



ภาพต้นฉบับ ชั้นที่35

ภาพ HCM

ภาพ FCM_U

ภาพ FCM_V

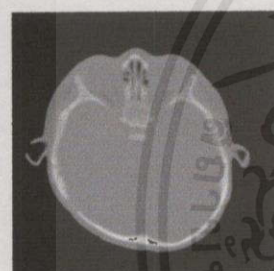


ภาพต้นฉบับ ชั้นที่36

ภาพ HCM

ภาพ FCM_U

ภาพ FCM_V

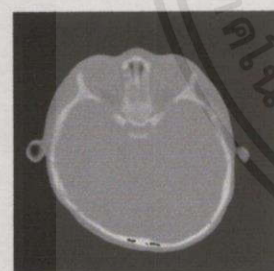


ภาพต้นฉบับ ชั้นที่37

ภาพ HCM

ภาพ FCM_U

ภาพ FCM_V



ภาพต้นฉบับ ชั้นที่38

ภาพ HCM

ภาพ FCM_U

ภาพ FCM_V



ภาพต้นฉบับ ชั้นที่39

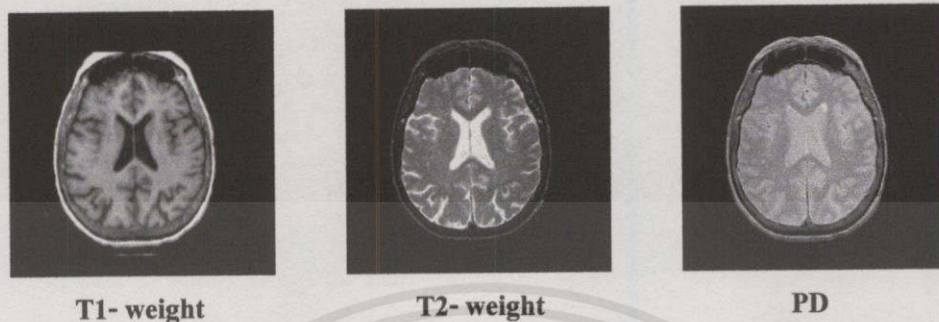
ภาพ HCM

ภาพ FCM_U

ภาพ FCM_V

รูปที่ 7.3 การแยกแยะภาพ CT ชั้นที่ 35 - 39 โดยวิธีของ HCM , FCM_U และ FCM_V

จากรูปที่ 7.3 ผลการทดสอบปรากฏว่าขบวนการของ HCM ให้คุณภาพในการแบ่งกลุ่มข้อมูลได้ไม่ดีเท่าขบวนการของ FCM ทั้งสองแบบ ส่วนในการทดลองต่อไปจะเป็นการทดสอบกับภาพ MRI ในชั้นที่ 32 – 34 ซึ่งประกอบไปด้วยภาพ T1- weight T2- weight และ PD ดังแสดงในรูปที่ 7.4 – 7.6



T1- weight

T2- weight

PD

ภาพ MRI ในชั้นที่ 32



CFS

Gray matter

Skull

White matter

วิธี HCM ที่ใช้กับภาพ MRI ในชั้น 32



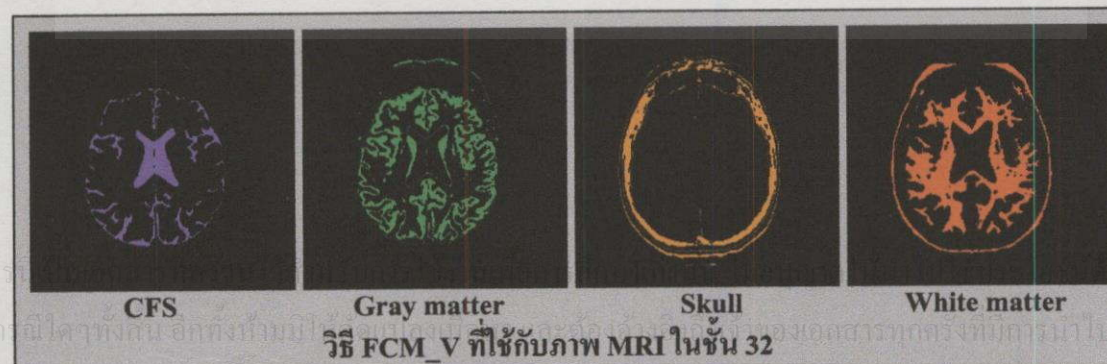
CFS

Gray matter

Skull

White matter

วิธี FCM_U ที่ใช้กับภาพ MRI ในชั้น 32



CFS

Gray matter

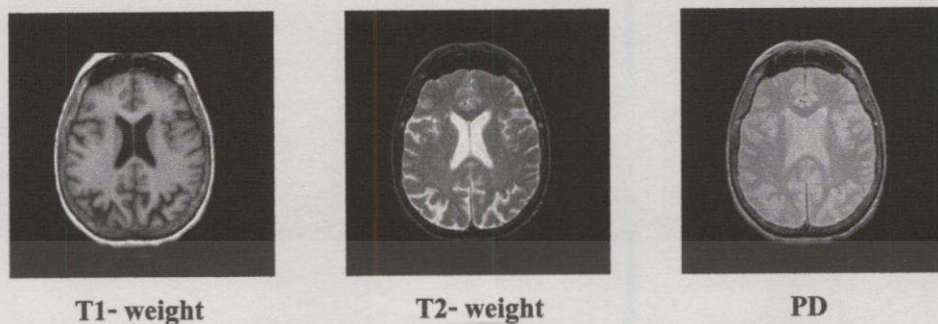
Skull

White matter

วิธี FCM_V ที่ใช้กับภาพ MRI ในชั้น 32

รูปที่ 7.4 การแยกแยะภาพ MRI ชั้นที่ 32 โดยวิธี HCM FCM_U และ FCM_V

ส่วนในการทดลองต่อไปจะเป็นการลองแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลภาพ MRI ในชั้นที่ 33 ดังแสดงในรูปที่ 7.5

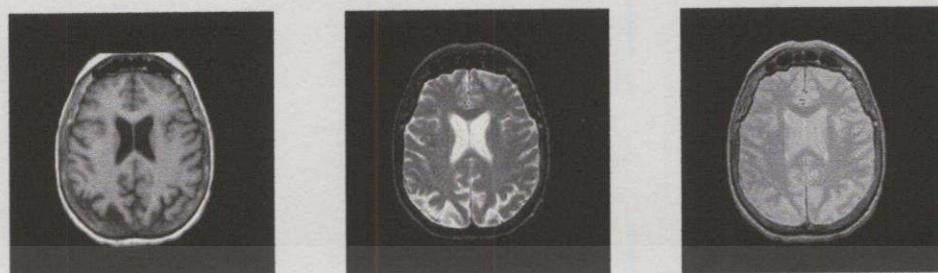


ภาพ MRI ในชั้นที่ 33



รูปที่ 7.5 การแยกแยะภาพ MRI ชั้นที่ 33 โดยวิธี HCM FCM_U และ FCM_V

สำหรับในการทดสอบแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลภาพสุดท้ายเพื่อเปรียบเทียบระหว่างวิธีทั้งสามเราจะใช้ภาพ MRI ในชั้นที่ 34 ดังในรูปที่ 7.6

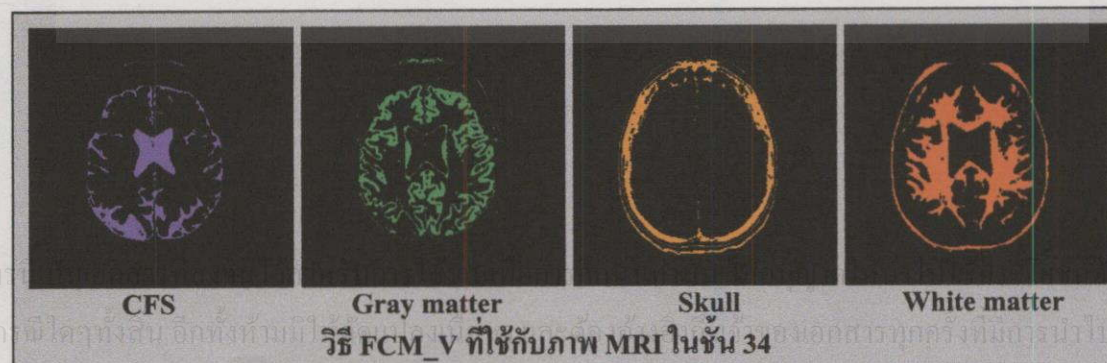


T1- weight

T2- weight

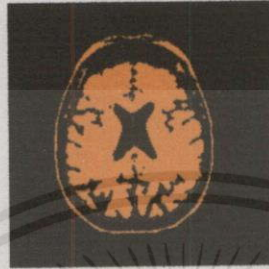
PD

ภาพ MRI ในชั้นที่ 34



รูปที่ 7.6 การแยกแยะภาพ MRI ชั้นที่ 34 โดยวิธี HCM FCM_U และ FCM_V

จากที่ได้ทำการทดลองแยกแยะภาพ MRI ผลที่ได้ออกมาจะเห็นว่าภาพ Gray matter ในชั้นที่ 33 กับ 34 จากวิธีของ HCM นั้นจะมีข้อมูลบางช่วงจากภาพ White matter มาปนอยู่ด้วย จึงทำให้ภาพ White matter ที่แสดงออกมาไม่มีความถูกต้อง ซึ่งสามารถพิสูจน์ได้ด้วยการนำภาพ Gray matter และ White matter ในชั้น 33 หรือ 34 ที่ได้จากวิธีของ FCM_U หรือ FCM_V มารวมกันดังแสดงในรูปที่ 7.7



รูปที่ 7.7 การนำภาพ Gray matter และ White matter จากวิธี FCM_U หรือ FCM_V มารวมกัน

จากรูปที่ 7.7 จะพบว่าภาพที่ปรากฏออกมานั้นจะมีลักษณะคล้ายๆกับภาพ Gray matter ในรูปที่ 7.5 หรือ 7.6 ที่ได้จากวิธีของ HCM ซึ่งก็แสดงให้เห็นว่าวิธีการของ HCM ยังไม่สามารถให้ประสิทธิภาพในการแยกแยะภาพอวัยวะต่างๆได้ดีพอเมื่อเทียบกับวิธีของ FCM_U และ FCM_V ที่สามารถแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลของอวัยวะในส่วนต่างๆได้ครบถ้วนและเหมือนกัน ส่วนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการแยกแยะระหว่าง FCM ทั้ง 2 จะแสดงในหัวข้อถัดไป

7.3.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลภาพระหว่าง FCM ทั้ง 2 แบบ

ในการทดสอบการแยกแยะ (Segmentation) กลุ่มข้อมูลภาพจะให้ผลลัพธ์ที่เหมือนกันหรือไม่ระหว่างวิธีของ FCM แบบกำหนดค่าสมาชิกภาพ (u) ของข้อมูลเป็นค่าเริ่มต้น กับวิธีของ FCM แบบการพิจารณาฮิสโตแกรมของภาพเพื่อหาค่าจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) เป็นค่าเริ่มต้นนั้น เราจะใช้ผลของการคำนวณค่า v มาเป็นตัวตัดสินถึงความเหมือนกันของภาพที่ได้รับการแยกแยะระหว่างทั้งสองวิธี โดยในการทดลองเราจะใช้ภาพ MRI เป็นตัวอย่างในการทดสอบ ซึ่งจะแบ่งการทดสอบออกเป็นสองส่วนเปรียบเทียบกัน คือในส่วนแรกจะมีการนำค่าสมาชิกภาพเริ่มต้น ($u^{(0)}$) จากสมการที่ 7.1

$$u^{(0)} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (7.1)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

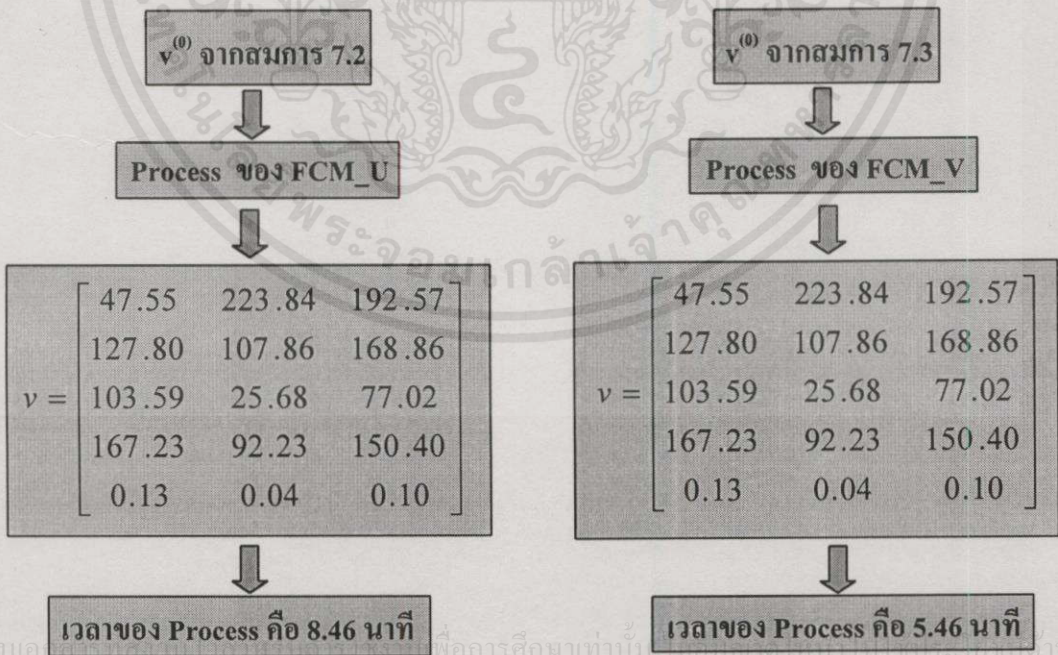
ไปคำนวณหาค่าจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลเริ่มต้น ($v^{(0)}$) ซึ่งจะได้ค่า $v^{(0)}$ ตามสมการที่ 7.2

$$v^{(0)} = \begin{bmatrix} 45.53 & 36.64 & 53.56 \\ 45.63 & 36.48 & 53.55 \\ 45.63 & 36.39 & 53.49 \\ 45.56 & 36.73 & 53.84 \\ 45.67 & 36.34 & 53.49 \end{bmatrix} \quad (7.2)$$

และในส่วนที่สองจะมีการนำภาพ T1-weight T2-weight และ PD ไปทำการหา $v^{(0)}$ โดยหาได้จากการวิเคราะห์ฮิสโตแกรมของภาพทั้งสาม ซึ่งค่า $v^{(0)}$ ที่ได้สามารถแสดงดังสมการที่ 7.3

$$v^{(0)} = \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} \text{T1} & \text{T2} & \text{PD} \\ \downarrow & \downarrow & \downarrow \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.01 & 0.01 & 0.01 \\ 165.01 & 14.01 & 193.01 \\ 100.01 & 30.01 & 75.01 \\ 67.01 & 44.01 & 86.01 \\ 235.01 & 204.01 & 249.01 \end{bmatrix} \end{array} \quad (7.3)$$

เมื่อได้ค่า $v^{(0)}$ ตามสมการที่ 7.2 กับ 7.3 แล้วจะนำค่า v ดังกล่าวไปผ่านขั้นตอนการของ FCM_U และ FCM_V ดังแสดงในรูปที่ 7.8 (A) – (B) ตามลำดับ



(A)

(B)

รูปที่ 7.8 (A) การนำ $v^{(0)}$ จากสมการที่ 7.2 ผ่านขั้นตอนการของ FCM_U เพื่อหาค่า v สุดท้าย

(B) การนำ $v^{(0)}$ จากสมการที่ 7.3 ผ่านขั้นตอนการของ FCM_V เพื่อหาค่า v สุดท้าย

จากรูปที่ 7.8 (A) และ (B) จะเห็นว่าค่า v สุดท้ายที่ได้จากขบวนการของ FCM_U และ FCM_V นั้นจะมีค่าเท่ากัน ซึ่งนั่นก็หมายความว่าภาพแต่ละภาพที่ได้รับการแยกแยะจากขบวนการทั้งสองจะมีความเหมือนกันทุกประการ ซึ่งสามารถพิสูจน์ได้จากสมการที่ 7.4

$$u_{ik} = \frac{\left(\frac{1}{\|x_k - v_i\|^2} \right)^{\frac{1}{(m-1)}}}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{1}{\|x_k - v_j\|^2} \right)^{\frac{1}{(m-1)}}} \quad (7.4)$$

จากสมการที่ 7.4 จะเห็นว่า x_k เป็นข้อมูลภาพและ m ก็เป็นค่าคงที่ เพราะฉะนั้นค่าของ u ซึ่งเป็นตัวชี้ว่าข้อมูลจะอยู่ในกลุ่มใดนั้นจะขึ้นอยู่กับค่าของ v อย่างเดียว ดังนั้นเมื่อค่า v สุดท้ายจากทั้งสองวิธีเหมือนกันก็จะทำให้ค่า u สุดท้ายจากวิธีทั้งสองมีค่าเท่ากัน ซึ่งนั่นก็แสดงให้เห็นแล้วว่าภาพที่ได้รับการแยกแยะจากทั้งสองวิธีจะมีความเหมือนกันทุกประการ แต่สิ่งที่ต่างกันก็คือเวลาที่ใช้ในการคำนวณจะเห็นได้ว่าขบวนการของ FCM_V ใช้เวลาน้อยกว่าขบวนการของ FCM_U ทั้งนี้ก็เนื่องจากค่า $v^{(0)}$ ในสมการที่ 7.3 มีการกระจายตัวเข้าใกล้ค่า v สุดท้ายมากกว่าค่า $v^{(0)}$ ในสมการที่ 7.2 และในหัวข้อต่อไปจะเป็นการแสดงผลเวลาที่ใช้ในการแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลภาพทางการแพทย์เปรียบเทียบกับระหว่างขบวนการของ FCM_U กับ FCM_V

7.3.4 การเปรียบเทียบเวลาในการแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลภาพระหว่าง FCM ทั้ง 2 แบบ

ในหัวข้อนี้จะเป็นการนำเสนอการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการคำนวณระหว่างขบวนการของ FCM ทั้งสองแบบ โดยมีข้อมูลและพารามิเตอร์ดังนี้

- * ภาพ CT ชั้นที่ 1 – 80 ที่มีขนาดของภาพ 256 x 256 และมีค่าระดับสีเทา 256 ระดับ
 - ค่า m (weight constant) = 3
 - ค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ (ϵ) = 1×10^{-6}
- * ภาพ MRI ชั้นที่ 30 – 40 ที่มีขนาดของภาพ 256 x 256 และมีค่าระดับสีเทา 256 ระดับ
 - ค่า m (weight constant) = 3.5
 - ค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ (ϵ) = 1×10^{-8}
- * โปรแกรม MATLAB เวอร์ชัน 5 และ โปรแกรมภาษา C

* CPU Pentium 166 MHz

สำหรับผลข้อมูลของเวลาที่ใช้ในการคำนวณเปรียบเทียบการแยกแยะภาพ CT ระหว่างขบวนการทั้งสองสามารถแสดงได้ดังตารางที่ 7.1

ตารางที่ 7.1 การเปรียบเทียบเวลาในการแยกแยะภาพ CT ระหว่างขบวนการ FCM_U กับ FCM_V

ภาพ CT	จำนวนกลุ่ม (C) ที่ต้องแบ่ง	เวลาของขบวนการ FCM_U (วินาที)	เวลาของขบวนการ FCM_V (วินาที)	FCM_V/FCM_U (%)
1	5	301.65	147.69	48.96%
2	5	355.48	170.71	48.02%
3	5	388.27	220.69	56.83%
4	4	243.04	76.52	31.48%
5	4	185.59	74.92	40.36%
6	4	201.96	74.97	37.12%
7	4	169.39	93.32	55.09%
8	4	185.51	85.08	45.86%
9	4	195.98	98.37	50.19%
10	4	150.94	70.03	46.39%
11	4	193.62	98.26	50.74%
12	4	232.55	109.96	47.28%
13	4	185.75	76.74	41.31%
14	4	214.48	95.13	44.35%
15	4	218.72	86.89	39.72%
16	4	208.17	106.66	51.23%
17	4	206.02	84.97	41.24%
18	4	228.71	100.08	43.75%
19	4	273.52	80.09	29.28%
20	4	197.79	69.98	35.38%
21	4	226.41	89.92	39.71%
22	4	265.13	86.62	32.67%
23	4	251.12	93.43	37.20%
24	3	93.65	44.16	47.15%
25	3	107.05	55.20	51.56%
26	3	84.59	44.16	52.20%
27	3	93.11	42.90	46.07%
28	3	94.58	44.11	46.63%

ตารางที่ 7.1 (ต่อ)

29	3	84.59	45.36	53.62%
30	3	81.68	46.63	57.08%
31	3	90.68	47.84	52.75%
32	3	100.95	52.67	52.17%
33	3	103.98	51.41	49.44%
34	3	95.24	50.32	52.83%
35	3	96.56	47.89	49.59%
36	3	94.97	52.84	55.63%
37	3	106.94	56.46	52.79%
38	3	88.98	42.84	48.14%
39	3	88.24	41.80	47.37%
40	3	84.64	40.48	47.82%
41	3	77.27	43.01	55.66%
42	3	83.21	45.42	54.58%
43	3	77.23	33.12	42.88%
44	3	80.96	33.17	40.97%
45	3	77.17	39.27	50.88%
46	3	75.69	37.13	49.05%
47	3	77.17	38.83	50.31%
48	3	83.11	44.55	53.60%
49	3	89.03	45.48	51.08%
50	3	92.99	49.10	52.80%
51	3	84.64	47.79	56.46%
52	3	80.24	50.20	62.56%
53	3	86.18	41.69	48.37%
54	3	84.69	42.90	50.65%
55	3	91.51	50.31	54.97%
56	3	84.64	46.58	55.03%
57	3	84.71	42.90	50.64%
58	3	92.05	46.58	50.60%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ภายในอาคารศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ในที่สาธารณะ การค้า
 ไม่ว่าจะในรูปแบบใดก็ตาม ห้ามนำไปใช้โดยไม่ได้รับอนุญาต และต้องแจ้งถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งก่อนนำไปใช้

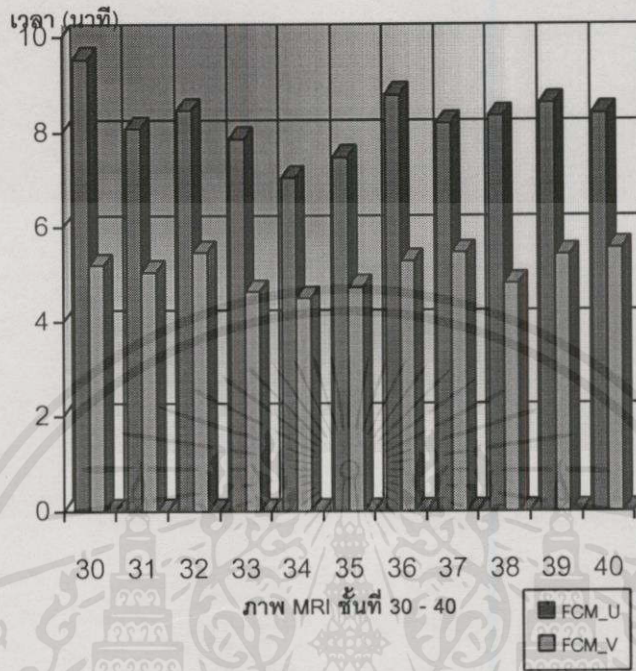
ตารางที่ 7.1 (ต่อ)

59	3	84.64	44.10	52.10%
60	3	77.12	41.58	53.91%
61	3	83.15	41.64	50.07%
62	3	90.57	41.63	45.96%
63	3	90.57	41.58	45.90%
64	3	92.11	41.68	45.25%
65	3	77.17	39.21	50.80%
66	3	87.61	42.89	48.95%
67	3	81.01	37.96	46.85%
68	3	84.58	45.36	53.62%
69	3	89.20	41.10	46.07%
70	3	80.62	42.90	53.21%
71	3	89.03	36.74	41.26%
72	3	90.52	36.74	40.58%
73	3	77.22	41.64	53.92%
74	3	83.32	45.37	54.45%
75	3	84.75	46.63	55.02%
76	3	93.70	39.27	41.91%
77	3	81.68	36.74	44.98%
78	3	83.26	39.33	47.23%
79	3	90.51	45.31	50.06%
80	4	224.31	148.58	66.23%

จากตารางที่ 7.1 จะเห็นได้ว่าการแยกแยะภาพ CT ในชั้นที่ 1 – 80 นั้น ขบวนการของ FCM_V จะใช้เวลาการคำนวณน้อยกว่าวิธีของ FCM_U ทุกภาพและถ้าต้องการเปรียบเทียบทางด้านความเร็วในการหาคำตอบระหว่างทั้งสองวิธี ก็สามารถพิจารณาได้จากช่อง FCM_V/FCM_U (%) ในตารางที่ 7.1 ตัวอย่างเช่น ภาพ CT ชั้นที่ 78 ถ้าเรากำหนดความเร็วในการหาคำตอบของวิธี FCM_U เป็น 100% เมื่อเปรียบเทียบกับวิธี FCM_V จะใช้ความเร็วในการหาคำตอบเพียงแค่ 47.23% เท่านั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์ของสถาบันวิจัยและพัฒนาเทคโนโลยีทางการแพทย์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี การนำเอกสารนี้ไปใช้โดยไม่ผ่านการขออนุญาตจากทางมหาวิทยาลัยฯ จะถือว่าผิดกฎหมาย

สำหรับผลของเวลาในการคำนวณเปรียบเทียบการแยกแยะภาพ MRI ระหว่างขบวนการ FCM ทั้งสองแบบสามารถแสดงได้ดังกราฟในรูปที่ 7.9



รูปที่ 7.9 กราฟเปรียบเทียบเวลาในการประมวลผลภาพ MRI ระหว่างขบวนการ FCM ทั้ง 2 แบบ

หมายเหตุ สำหรับข้อมูลภาพ CT และ MRI ที่ใช้ในการทดลองทั้งหมดนั้นสามารถค้นหาจากแหล่งข้อมูลต่อไปนี้

1. ภาพ CT สามารถหาได้จาก ห้องวิจัยของ ผศ. ดร. สุรพันธุ์ เอื้อไพบูลย์ ภาควิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
2. ภาพ MRI สามารถหาได้จาก <http://www.med.harvard.edu/AANLIB/home.html>

7.4 สรุป

จากการทดลองทำการแยกแยะภาพ CT และ MRI จะพบว่า วิธีของ HCM จะไม่สามารถแบ่งแยกได้ดีนัก ส่วนวิธีของ FCM ทั้ง 2 แบบกลับให้ประสิทธิภาพในการแบ่งแยกได้ดีกว่า แต่ในขณะเดียวกันจะเห็นว่า FCM_V นั้นใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อยกว่า FCM_U และยังให้คุณภาพของการแบ่งแยกที่เท่ากัน

สรุปผลและแนวทางการพัฒนา

8.1 สรุปผลการทดลอง

จากการที่ได้นำภาพอวัยวะที่ได้จากเครื่องสแกนเนอร์ CT และ MRI มาทำการทดลองแยกแยะ (Segmentation) โดยหลักการทั้งสาม ซึ่งได้แก่ วิธีของ Hard C-Means (HCM) วิธีของ Fuzzy C-Means แบบกำหนดค่าเริ่มต้นจากค่าสมาชิกภาพของข้อมูล (FCM_U) และวิธีของ Fuzzy C-Means ที่ได้รับการปรับปรุงค่าเริ่มต้นจากค่าสมาชิกภาพของข้อมูลมาเป็นค่าจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลภาพที่ได้จากการวิเคราะห์ฮิสโตแกรมของค่าระดับสีเทาจากภาพ (FCM_V) ผลการทดสอบปรากฏออกมาแสดงให้เห็นว่าวิธีของ HCM ให้คุณภาพในความถูกต้องของตำแหน่งภาพอวัยวะที่ถูกแยกออกมาจากทั้งภาพ CT และ MRI นั้นดีกว่า วิธีของ FCM_U และ FCM_V ส่วนผลของการแยกแยะภาพดังกล่าวระหว่างวิธีของ FCM_U กับ FCM_V นั้นกลับให้ผลออกมาที่เหมือนกันทุกประการ แต่ในขณะที่วิธีของ FCM_V กลับใช้เวลาในการกระทำขบวนการแยกแยะน้อยกว่าวิธีของ FCM_U ทั้งนี้เพราะการกำหนดค่าเริ่มของวิธี FCM_V นั้นมีการกำหนดค่าจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) ที่เป็นค่าเริ่มต้นมีค่าเข้าใกล้จุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลภาพที่แท้จริง ดังนั้นจึงทำให้ขบวนการ ทำการคำนวณโดยให้จำนวนรอบที่น้อยลง แต่ในขณะที่วิธีของ FCM_U นั้นใช้การกำหนดค่าสมาชิกภาพของข้อมูล (u) ซึ่งเป็นค่าคงที่มาเป็นค่าเริ่มต้นเมื่อนำค่า u ดังกล่าวไปทำการคำนวณค่า v เริ่มต้นจะทำให้ได้ค่า v ที่ไม่เหมาะสมกับค่า v ที่แท้จริงของภาพนั้น ดังนั้นจึงทำให้จำนวนรอบในการคำนวณมากกว่าปกติ ซึ่งนี่ก็เป็นเหตุผลที่ทำให้ขบวนการของ FCM_U ใช้เวลานานกว่าขบวนการของ FCM_V

8.2 ปัญหาที่พบและแนวทางแก้ปัญหา

จากที่ทำการทดลองเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการคำนวณระหว่างวิธีของ FCM_U กับ FCM_V เพื่อทำการแยกแยะภาพ CT และ MRI นั้น จะพบว่าวิธีของ FCM_V จะใช้เวลาน้อยกว่าก็จริง แต่ปัญหาที่พบก็คือ ค่าจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลภาพที่นำมาเป็นค่าเริ่มต้นให้แก่ขบวนการ FCM_V ซึ่งหามาได้จากการพิจารณาฮิสโตแกรมของค่าระดับสีเทา (Gray level) ของภาพนั้นยังไม่เป็นค่าจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลภาพที่เข้าใกล้จุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลภาพที่แท้จริง ดังนั้นเวลาในการกระทำขบวนการแยกแยะจึงยังคงใช้เวลานานอยู่พอสมควร เพราะฉะนั้นแนวทางการแก้ปัญหานี้ก็ คือ ถ้าสามารถหาวิธีที่จะกำหนดค่าจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลภาพที่เป็นค่าเริ่มต้นซึ่งเข้าใกล้ค่าจุด

ศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลภาพที่แท้จริงของภาพได้ก็จะทำให้ขบวนการแยกแยะใช้เวลาในการคำนวณได้น้อยลงไปอีกมาก

8.3 แนวทางการพัฒนา

จากขบวนการแยกแยะภาพโดยวิธีของ FCM_U และ FCM_V นั้นจะเป็นขบวนการที่ใช้หลักของการคำนวณแบบวนซ้ำ (Iterate) ที่ต้องมีการคำนวณค่า u และ v อยู่ทุกรอบจนกว่าค่าผลต่างระหว่าง $|u^{(l+1)} - u^{(l)}|$ หรือ $|v^{(l+1)} - v^{(l)}|$ จะน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ (error) สำหรับวิธีของ FCM_U และ FCM_V ตามลำดับ ดังนั้นจึงมีงานวิจัยอยู่บทความหนึ่ง[1] ซึ่งมีชื่อว่า Approximate Fuzzy C-Means (AFCM) ซึ่งในหลักการของบทความนี้จะมีการพัฒนาจากการคำนวณค่า u และ v ทุกรอบมาเป็นการเปิดตารางเพื่อหาค่า u และ v ซึ่งค่า u และ v ที่ได้นี้จะเป็ค่าประมาณที่ยอมรับได้ ซึ่งจากการใช้วิธีเปิดตารางมาแทนการคำนวณจะทำให้ลดเวลาในการกระทำขบวนการแยกแยะลงไปได้มาก ดังนั้นในแนวทางการพัฒนาถ้าเรามีการนำเอาวิธีของ FCM_V มากระทำการแบบเดียวกับวิธีของ AFCM ก็จะทำให้ลดเวลาในการคำนวณลงไปได้อีกมาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

- [1] R. L. CANNON et al., "Efficient Implementation of the Fuzzy C-Means Clustering Algorithms", IEEE Trans. on Pattern analysis and Machine Intelligence, Vol. Pami-8, No. 2, March 1986., pp. 248-250
- [2] L. O. Hall et al., "A Comparison of Neural Network and Fuzzy Clustering Techniques in Segmenting Magnetic Resonance Images of the Brain", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.3, No.5 September 1992, pp. 676-680
- [4] L. A. Zadeh, "Fuzzy set", Information and Control, Vol.8, 1965, pp. 338-352
- [5] Li-Xin Wang, "A Course in fuzzy systems and control" USA., Prentice-Hall Inc. Upper Saddle River, NJ 07458, 1997, pp. 20-23 and pp.342-350
- [6] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing" USA., Addison-Wesley Publishing Company. Inc, 1992, pp.31-35, pp.171-179 and pp. 443-444
- [7] M. A. Sid-Ahmed, "Image Processing : Theory, Algorithms and Architectures" Singapore, McGraw-Hill Inc., 1995, pp. 66-71
- [8] 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
- [9] "MATLAB : The Language of Technical Computing, Version 5", The MATH WORKS, Inc., 1998, pp. 2-2 to 3-35
- [10] สาธิต อินทจักร์ "การหาขอบภาพโดยใช้แบบจำลองฟัซซี่และนิวรอลเน็ตเวิร์ค", วิทยานิพนธ์ สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2538, หน้า 38-45
- [11] ไพบุญย์ ทองมาก และ สุจิตรา ทองมาก, "หลักการพื้นฐานของ MRI", หน่วยโสตทัศนศึกษา คณะแพทยศาสตร์, มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์, 2535, หน้า 1-57 และ หน้า 185-207
- [12] มานัส มงคลสุข, "พื้นฐานทางฟิสิกส์ของ CT และ MRI", กทม. ไฟศาลศิลป์การพิมพ์, 2532, หน้า 1-26

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก

การแปลงภาพทางการแพทย์จาก 12 บิต เป็น 8 บิต

เหตุผลที่ต้องมีการกล่าวถึงการแปลงภาพทางการแพทย์จาก 12 บิตมาเป็น 8 บิตทั้งๆที่ขบวนการของ HCM หรือ FCM ทั้ง2แบบนี้ก็สามารถประมวลผลภาพดังกล่าวได้ ทั้งนี้ก็เนื่องจากภาพทางการแพทย์โดยทั่วไปจะมีลักษณะโครงสร้างเป็นไฟล์ภาพที่มีขนาด 12 บิต เช่น ไฟล์ DICOM เป็นต้น โดยภาพขนาด 12 บิตนี้จะมีค่าความละเอียดอยู่ในช่วง $[0 - 4095]$ หรือ 4096 ระดับ ซึ่งความละเอียดของภาพขนาดนี้โดยปกติจะไม่สามารถแสดงภาพดังกล่าวผ่านทางโปรแกรมทั่วไปได้ นอกจากนี้หากจะมีโปรแกรมพิเศษสำหรับเปิดไฟล์ภาพขนาด 12 บิตโดยเฉพาะ เช่น โปรแกรม VisPoint ดังแสดงในรูปที่ 1



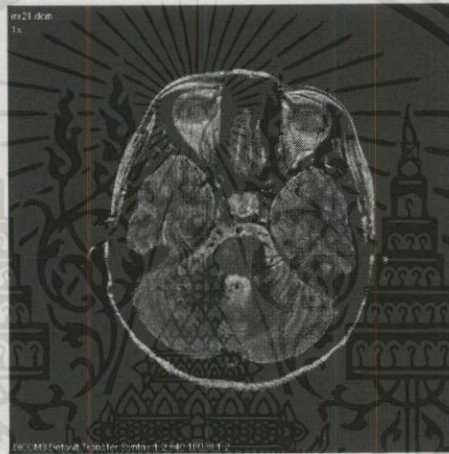
รูปที่ 1 ตัวอย่างโปรแกรม VisPoint สำหรับเปิดไฟล์ภาพขนาด 12 บิต

จากปัญหาเรื่องความไม่สะดวกที่จะแสดงภาพขนาด 12 บิตผ่านทางโปรแกรมทั่วไปได้ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการแปลงไฟล์ภาพดังกล่าวให้ลงมาเหลือ 8 บิต(ความละเอียดอยู่ในช่วง $[0 - 255]$) เพื่อให้สามารถแสดงกับโปรแกรมแสดงภาพทั่วไปได้ ซึ่งหลักการแปลงไฟล์ภาพขนาด 12 บิตให้เหลือ 8 บิตนั้นจะมีวิธีการอยู่มากมาย แต่ในที่นี้จะขอกกล่าวเพียงวิธีการเดียวเท่านั้น ซึ่งจะเป็นหลักการลดความละเอียดจาก 4096 ระดับมาเป็น 256 ระดับโดยใช้หลักการนำภาพขนาด 12 บิตมาหาร

ด้วยค่า 2 ยกกำลังของค่าผลต่างระหว่าง 12 บิต กับ 8 บิต ซึ่งหลักการนี้จะเป็นวิธีที่สะดวกรวดเร็ว และเข้าใจง่าย โดยสามารถสรุปหลักการดังกล่าวได้ดังนี้

1. อ่านไฟล์ภาพขนาด 12 บิตเข้ามา
2. ทำการหารไฟล์ภาพที่อ่านเข้ามาด้วย $2^{(12-8)} = 2^4 = 16$
3. ทำค่าผลหารให้เป็นเลขจำนวนเต็มที่มีค่าอยู่ในช่วง[0-255]
4. ทำการ Save ไฟล์ภาพ

จากขั้นตอนต่างๆสามารถแสดงผลภาพผลลัพธ์ที่เป็นไฟล์ภาพขนาด 8 บิตได้ดังในรูปที่2



รูปที่2 ภาพ 8 บิตที่ได้รับการแปลงจากไฟล์ภาพขนาด 12 บิต

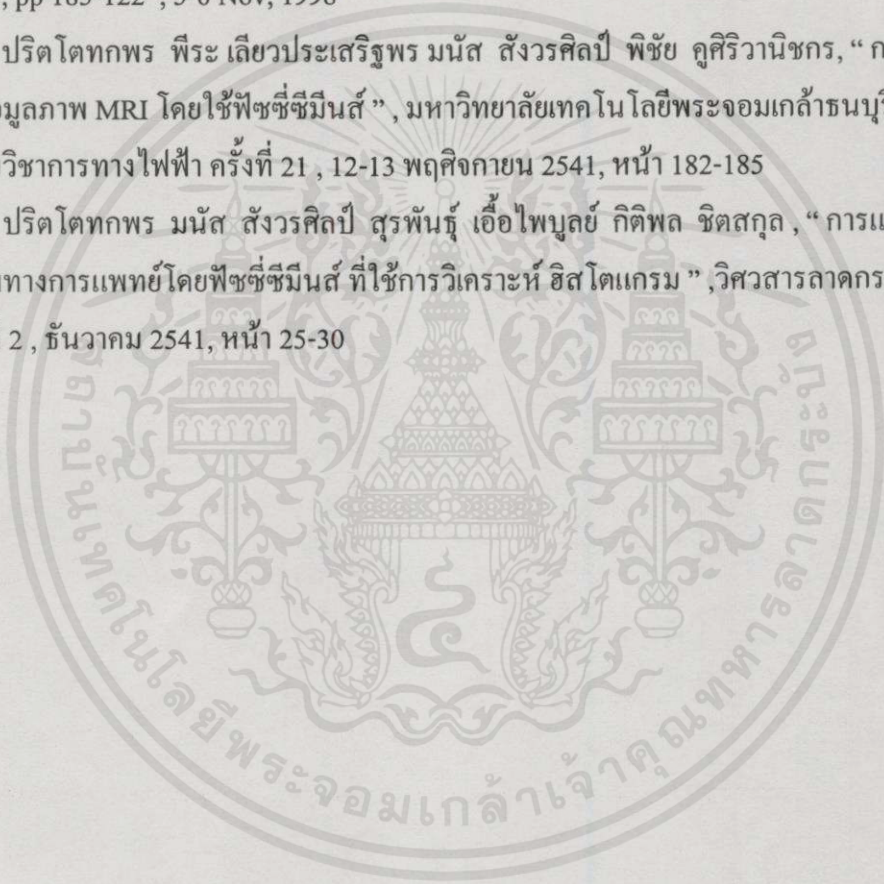
จากรูปที่2หลังจากที่ทำการแปลงไฟล์ภาพแล้วเราสามารถเปิดไฟล์ภาพ 8 บิตจากโปรแกรมต่างๆได้ เช่น โปรแกรม Microsoft Word หรือ โปรแกรมต่างๆไปที่สามารถเปิดไฟล์ภาพได้เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

1. S. Paritotokaporn , S. Airphaiboom , M. Sangworasil and S. Kondo , “ The Fuzzy C-Means Medical Image Clustering based on Histogram Analysis ” , Melbourne , Australia , The 6th IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems , vol 1, pp 185-122 , 5-6 Nov, 1998
2. ศิริชัย ปรีตโตทกพร พีระ เลี้ยวประเสริฐพร มนต์ สัจวรศิลป์ พิชัย คุศิริวานิชกร, “ การแยกกลุ่มข้อมูลภาพ MRI โดยใช้ฟัซซีซีมีนส์ ”, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี , การประชุมวิชาการทางไฟฟ้า ครั้งที่ 21 , 12-13 พฤศจิกายน 2541, หน้า 182-185
3. ศิริชัย ปรีตโตทกพร มนต์ สัจวรศิลป์ สุรพันธุ์ เอื้อไพบุลย์ กิตติพล ชิตสกุล , “ การแยกกลุ่มข้อมูลภาพทางการแพทย์โดยฟัซซีซีมีนส์ ที่ใช้การวิเคราะห์ ฮิสโตแกรม ” , วิศวกรรมลาดกระบัง , ฉบับที่ 2 , ธันวาคม 2541, หน้า 25-30



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

นาย ศิริชัย ปรีตโตทกพร เกิดเมื่อวันที่ 20 มีนาคม 2514 ที่จังหวัดกรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษา ประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง (อิเล็กทรอนิกส์) จากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีการศึกษา 2535 และ ปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (อิเล็กทรอนิกส์) จากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปีการศึกษา 2538 และในระหว่างที่ทำการศึกษาในระดับปริญญาโทในช่วงปีการศึกษา 2539 - 2541 ได้รับทุนทำการวิจัยจาก “สำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ (สทวช.)”



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้