

การปรับปรุงข้อมูลภาพด้วยการอีควาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น  
จากวิธีการจัดกลุ่ม

LOCAL AREA HISTOGRAM EQUALIZATION BASED IMAGE  
ENHANCEMENT FROM CLUSTERING METHOD



ธวัชชัย บุญมี  
THAWATCHAI BOONMEE

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมการวัดคุม

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เลขหมู่.....  
เลขทะเบียน 48918  
....., เดือน, ปี 12 ส.ค. 2547

พ.ศ.2546

ISBN 974-324-889-7

b.....  
ปีใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
i.....

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น ถือทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสาร

**LOCAL AREA HISTOGRAM EQUALIZATION BASED IMAGE  
ENHANCEMENT FROM CLUSTERING METHOD**



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

**2003**

**ISBN 974-324-889-7**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**COPYRIGHT 2003**

**SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

**KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การปรับปรุงข้อมูลภาพด้วยการอ็ควาไลซ์ฮีสโตแกรม พื้นที่เฉพาะท้องที่จากวิธีการจัดกลุ่ม
นักศึกษา	นายรัชชัย บุญมี
รหัสนักศึกษา	44611630
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมการวัดคุม
พ.ศ.	2546
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.ฟูศักดิ์ ชิววิวิทช์

### บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอวิธีการปรับปรุงข้อมูลภาพ โดยใช้วิธีการอ็ควาไลซ์ฮีสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องที่จากวิธีการจัดกลุ่มข้อมูล จากนั้นประยุกต์ใช้วิธีการจัดกลุ่มโดยใช้ฟัซซีซีมีน และ โครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน เพื่อทำการแยกหรือจัดกลุ่มภาพทั้งหมด ก่อนที่จะทำการอ็ควาไลซ์ฮีสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องที่ ประสิทธิภาพของการปรับปรุงภาพขึ้นอยู่กับความแม่นยำของวิธีการจัดกลุ่มภาพ นั่นคือ ถ้าความแม่นยำในการจัดกลุ่มภาพมีประสิทธิภาพมาก ประสิทธิภาพการปรับปรุงภาพก็จะดีขึ้นด้วย ในการประเมินผลวิธีการปรับปรุงภาพพร้อมด้วยวิธีการจัดกลุ่มภาพ แสดงได้ว่าความแม่นยำของวิธีที่ได้กล่าวถึงสอดคล้องกับประสิทธิภาพในการปรับปรุงภาพที่ดี วิธีการปรับปรุงภาพนี้สามารถนำไปใช้กับภาพหลายแถบความยาวคลื่น โดยใช้วิธีการแยกองค์ประกอบหลักเพื่อลดมิติของภาพก่อน แล้วทำการเลือกองค์ประกอบหลักของสามองค์ประกอบของภาพ โดยใช้ค่าความแปรปรวนเป็นเกณฑ์เพื่อแสดงผลภาพสี่ซึ่งมีข้อมูลข่าวสารของภาพเดิมมากกว่า 95% ผลการทดลองโดยใช้ภาพจำลอง ภาพมาตรฐาน และภาพถ่ายดาวเทียมเลนแซท 7 ในระบบ ETM+ แสดงให้เห็นว่าผลของภาพที่ผ่านการอ็ควาไลซ์ฮีสโตแกรมโดยพื้นที่เฉพาะท้องที่ที่จะสอดคล้องกับเกณฑ์การประเมินผลในขณะที่ผลของภาพที่ผ่านการอ็ควาไลซ์ฮีสโตแกรมในวงกว้างได้ผลลัพธ์ไม่ดี พร้อมทั้งแสดงให้เห็นผลการปรับปรุงภาพทั้งหมดที่ได้จากวิธีการจัดกลุ่มภาพแตกต่างกัน ถึงแม้ผลลัพธ์ที่ได้จะมีความแตกต่างกันเพียงเล็กน้อยในทอมของประสิทธิภาพในการปรับปรุงภาพที่ดี

<b>Thesis Title</b>	Local Area Histogram Equalization Based Image Enhancement From Clustering Method
<b>Student</b>	Mr.Thawatchai Boonmee
<b>Student ID.</b>	44611630
<b>Degree</b>	Master of Engineering
<b>Programme</b>	Instrumentation Engineering
<b>Year</b>	2003
<b>Thesis Advisor</b>	Assoc. Prof. Dr. Fusak Cheevasuvit

## ABSTRACT

This thesis proposes the image enhancement method based on local area histogram equalization. Two clustering methods, which consist of fuzzy c-means (FCM) and competitive Hopfield neural network (CHNN) are implemented to separate the image into regions. The histogram of each region local area is created and applied to equalize separately. The performance of enhancing image depends on the accuracy of the clustering methods. That is, the more accuracy of clustering, the better performance of enhancing image is. In order to evaluate the image enhancement method together with the clustering method, the accuracy of them as mentioned is shown that it is corresponding with the good enhancement performance. Also this image enhancement method can be applied to multi-spectral image data by using principal component analysis (PCA) method to reduce dimension of the data. The first three components by using a criterion of the variance from the PCA method are selected to show the color image, which contains the information of all original image over 95%. Experimental results using the simulated image and the visible band satellite image of Landsat 7 in ETM+ system show the outputs of image equalized by the local area histogram. The outputs of our scheme are correspond with the evaluation criterion while ones of image equalized by global area histogram are not. Also enhancing results from different clustering method is shown, even though there are slightly different in term of the good enhancement performance.

## กิตติกรรมประกาศ

ในการจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ก็ด้วยความอนุเคราะห์และความช่วยเหลือในการทำวิจัยจากท่าน รศ.ดร. พุศศักดิ์ ชิวสุวิทย์ ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ได้กรุณาให้คำปรึกษาและชี้แนะแนวทางในการทำงานวิจัยด้วยดีตลอดมา จนทำให้ผู้เขียนสามารถทำงานวิจัยได้อย่างดี

ขอขอบพระคุณ รศ. สักกริยา ชิตวงศ์ ที่ให้คำปรึกษาและคำแนะนำต่างๆ ตลอดจนความช่วยเหลือในการทำวิจัยฉบับนี้

ขอขอบคุณเพื่อนๆ ที่คอยให้กำลังใจและผู้ที่มีส่วนช่วยเหลือในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นอย่างยิ่ง

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน



รัชชัช บุญมี

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย .....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	II
กิตติกรรมประกาศ .....	III
สารบัญ .....	IV
สารบัญตาราง .....	VII
สารบัญรูป .....	VIII
บทที่ 1 บทนำ .....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา .....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา .....	2
1.3 สมมติฐานของการศึกษา .....	2
1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย .....	3
1.5 ขอบเขตของการวิจัย .....	3
1.6 ขั้นตอนของการศึกษา .....	4
บทที่ 2 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก .....	6
2.1 บทนำ .....	6
2.2 ทฤษฎีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก .....	7
2.3 วิธีการประยุกต์ทฤษฎีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก .....	12
2.3.1 นิยามของตัวแปร .....	12
2.3.2 วิธีการแปลงข้อมูลภาพ .....	13
2.3.3 วิธีการหาค่าความแปรปรวนของข้อมูล .....	14
2.3.4 วิธีการคำนวณหาค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม .....	15
2.3.5 วิธีการคำนวณหา ค่าเจาะจง เวกเตอร์เจาะจง .....	16
2.3.6 วิธีการ โปรเจคชัน .....	17
2.3.7 การสเกลลิ่ง .....	18
2.4 ผลการทดลอง .....	19
2.5 สรุปผลการทดลอง .....	22

# สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
บทที่ 3 ทฤษฎีของฟัซซี่ .....	23
3.1 บทนำ .....	23
3.2 จากทฤษฎีของเซตมาสู่ฟัซซี่เซต .....	23
3.3 นิยามของฟัซซี่เซต .....	25
3.4 ตัวแปรฟัซซี่ (Fuzzy Variable) เทอมเซต (Term set) และส่วนขยาย (Hedges) .....	26
3.5 การแทนข้อมูลในระบบฟัซซี่เซต .....	26
3.6 ฟังก์ชันสมาชิกภาพ (Membership function) .....	28
3.6.1 สมการเชิงเส้น .....	28
3.6.2 รูปสามเหลี่ยม .....	28
3.6.3 รูปสี่เหลี่ยมคางหมู .....	29
3.6.4 เส้นโค้งรูปตัว S .....	29
3.6.5 รูปประฆังคว่ำ .....	30
3.7 สรุป .....	31
บทที่ 4 นิยามและอัลกอริทึมของฟัซซี่ซิมินแบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วยสมาชิก .....	33
4.1 บทนำ .....	33
4.2 การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยการวัดระยะทาง .....	34
4.3 นิยามของ Fuzzy C Partitions แบบกำหนดค่าเริ่มต้นจากค่า U .....	35
4.4 อัลกอริทึมของฟัซซี่ซิมิน (FCM) .....	37
4.5 ผลการทดลอง .....	37
บทที่ 5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน .....	41
5.1 บทนำ .....	41
5.2 ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน .....	45
5.3 วิธีการประยุกต์ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน .....	48
5.4 ผลการทดลอง .....	49

# สารบัญ(ต่อ)

หน้า

บทที่ 6 การปรับปรุงภาพดิจิทัล .....	52
6.1 บทนำ .....	52
6.2 การสีสโตแกรมอ็ควาไลเซชัน .....	52
6.3 การประยุกต์การปรับเรียบสีสโตแกรมกับภาพถ่าย .....	55
6.3.1 การทำอ็ควาไลซ์สีสโตแกรมแบบวงกว้าง (GHE) .....	55
6.3.2 การทำอ็ควาไลซ์สีสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น (LHE) .....	55
6.4 การตรวจสอบคุณภาพของภาพ.....	60
6.4.1 ค่าความแปรปรวนของภาพ .....	60
6.4.2 การแปลภาพด้วยสายตา .....	61
6.4.3 การเปรียบเทียบภาพที่ได้จากการทำสีสโตแกรม .....	67
6.5 สรุปผลการทดลอง.....	71
บทที่ 7 บทสรุปและข้อเสนอแนะ .....	73
7.1 บทสรุป .....	73
7.2 ข้อเสนอแนะ .....	74
เอกสารอ้างอิง .....	75
ภาคผนวก .....	77
ภาคผนวก ก. ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์.....	78
ประวัติผู้เขียน .....	94

# สารบัญตาราง

หน้า

## ตารางที่

2.1	แสดงค่าต่างๆ ที่ได้จากการคำนวณหาค่าเจาะจงและเวกเตอร์เจาะจง .....	16
2.2	ค่าเจาะจง, เปรอร์เซ็นต์ค่าความแปรปรวนและเปอร์เซ็นต์สะสมค่าความแปรปรวน .....	22
4.1	เปรียบเทียบภาพก่อนและหลังการจัดกลุ่มภาพ โดยใช้ FCM จากภาพสังเคราะห์. ....	38
5.1	เปรียบเทียบภาพก่อนและหลังการจัดกลุ่มภาพโดยใช้ CHNN จากภาพสังเคราะห์ .....	50
6.1	แสดงค่าความแปรปรวนของภาพสังเคราะห์ที่ถูกการอืควาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบต่างๆ .....	68
6.2	แสดงค่าความแปรปรวนของภาพมาตรฐานที่ผ่านการอืควาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบต่างๆ .....	68
6.3	แสดงค่าความแปรปรวนของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ของภาพถ่ายดาวเทียม ที่ผ่านการอืควาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบต่างๆ .....	70



# สารบัญรูป

หน้า

## รูปที่

1.1	ขั้นตอนการวิจัยของภาพถ่ายหลายความยาวคลื่น	4
1.2	ขั้นตอนการวิจัยของภาพถ่ายมาตรฐาน	4
2.1	การหมุนของแกนในสองมิติ	10
2.2	เวกเตอร์เจาะจง และค่าเจาะจงในสองมิติ	11
2.3	การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักของข้อมูลที่มีค่าสหสัมพันธ์สูง	11
2.4	การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักลำดับแรกของข้อมูลที่มีค่าสหสัมพันธ์ต่ำ	12
2.5	บล็อกโคอะแกรมของระบบ	12
2.6	แสดงขั้นตอนการแปลงข้อมูล	13
2.7	แผนภูมิการสเกลลิง	18
2.8	แสดงภาพถ่ายดาวเทียมค้นแบบแลนแซท 7 ในระบบ ETM+	19
2.9	แสดงภาพองค์ประกอบหลักภาพถ่ายดาวเทียมที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก	20
3.1	การแยกแยะเขตของรถทั้งหมดในมหาวิทยาลัย โดยในรูป (ก) จะเป็นเขตย่อยของรถอเมริกัน หรือไม่ใช่รถอเมริกัน (ข) เป็นเขตย่อยของจำนวนลูกสูบ	24
3.2	สมาชิกภาพของรถอเมริกันและไม่ใช่รถอเมริกัน	25
3.3	ค่าสมาชิกภาพของเขต A ในกรณีที่เป็นเขตธรรมดา	26
3.4	ค่าสมาชิกภาพของเขต A ในกรณีที่เป็นฟัซซีเซต	27
3.5	กราฟฟังก์ชันสมาชิกภาพของตัวแปร “ความสูง” ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซต	28
4.1	ความเป็นไปได้ของโครงสร้างข้อมูล	33
4.2	(ก) การแบ่งข้อมูลโดยระบบเซตทั่วไป (ข) การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยระบบฟัซซี	34
4.3	การกำหนดข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มข้อมูลแต่ละกลุ่ม	35
4.4	กลุ่มข้อมูล $[X]$ ที่มีสมาชิก $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$	35
4.5	การแบ่งข้อมูล $[X]$ เป็นกลุ่ม $A_i; 1 \leq i \leq c$	36
4.6	ภาพสังเคราะห์ที่จัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยใช้เทคนิคฟัซซีซีมีน	38
4.7	ภาพองค์ประกอบหลักก่อนและหลังถูกจัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยฟัซซีซีมีน	39
4.8	ภาพของมาตรฐานก่อนและหลังจัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยฟัซซีซีมีน	40

# สารบัญรูป(ต่อ)

หน้า

รูปที่

5.1 การสื่อสารข้อมูลในระบบประสาท .....	42
5.2 โครงสร้างของเซลล์ประสาทและการส่งสัญญาณกระแสประสาท .....	42
5.3 แสดงลักษณะการเกิดศักย์ไฟฟ้าขณะทำงาน .....	44
5.4 แสดงภาวะต่างๆของเซลล์ประสาท (ก) ขณะพัก, (ข) ขณะกระตุ้นและ (ค) ขณะถูกยับยั้ง ....	44
5.5 แสดงศักย์ไฟฟ้าขณะทำงานที่เกิดจากการรวมกันของซินแนปส์ .....	44
5.6 ภาพสังเคราะห์ที่จัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยใช้เทคนิค โครงข่ายประสาทเทียมแบบ โสภพิลด์ชนิด ที่มีการแข่งขัน .....	49
5.7 ภาพมาตรฐานก่อนและหลังจัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ โสภพิลด์ ชนิดที่มีการแข่งขัน .....	50
5.8 ภาพองค์ประกอบหลักก่อนและหลังถูกจัดกลุ่มภาพ โดยโครงข่ายประสาทเทียม แบบ โสภพิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน .....	51
6.1 ภาพที่ได้จากการทำอิกวาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบวงกว้างของภาพองค์ประกอบหลักที่ 1 ภาพองค์ประกอบหลักที่ 2 และภาพองค์ประกอบหลักที่ 3 .....	56
6.2 ภาพที่ได้จากการทำอิกวาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบวงกว้างของภาพมาตรฐาน .....	57
6.3 ภาพมาตรฐานที่ได้จากการทำอิกวาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องที่ของภาพที่ได้ จากการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบฟัซซีซิมิน .....	57
6.4 ภาพองค์ประกอบหลักที่ได้จากการทำอิกวาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องที่ของภาพ ที่ได้จากการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบฟัซซีซิมิน .....	58
6.5 ภาพมาตรฐานที่ได้จากการทำอิกวาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องที่ของภาพที่ได้จาก การจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ โสภพิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน .....	59
6.6 ภาพองค์ประกอบหลักที่ได้จากการทำอิกวาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องที่ของภาพที่ได้ จากการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ โสภพิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน.....	59
6.7 ความสัมพันธ์ระหว่างแม่สีบวกและแม่สีลบ .....	61
6.8 แสดงโคอะแกรมของฮิสโตแกรมสามมิติของการแสดงภาพสี โดยการใช้รูปแบบจำลองสี แบบอาร์จีบีซึ่งมีขนาด 24 บิตต่อจุดภาพ .....	62
6.9 แสดงการเลือกข้อมูลภาพองค์ประกอบหลักสามลำดับแรกมาเป็นองค์ประกอบสี ในการแสดงภาพสีอาร์จีบี .....	62

# สารบัญรูป(ต่อ)

หน้า

รูปที่

6.10 ภาพเดิมของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 และภาพสีผสม .....	62
6.11 ภาพที่ผ่านการทำ GHE ของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ภาพองค์ประกอบหลัก ลำดับที่ 2 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 และภาพสีผสม .....	64
6.12 ภาพ FCM ที่ผ่านการทำ LHE ของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ภาพองค์ประกอบหลัก ลำดับที่ 2 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 และภาพสีผสม .....	65
6.13 ภาพ CHNN ที่ผ่านการทำ LHE ของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ภาพองค์ประกอบ หลักลำดับที่ 2 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 และภาพสีผสม .....	66
6.14 ภาพสังเคราะห์ที่ถูกแยกรายละเอียด .....	67
6.15 เปรียบเทียบภาพมาตรฐานที่ผ่านการประมวลผลแบบต่างๆ .....	69
6.16 เปรียบเทียบภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ที่ผ่านการประมวลผลแบบต่างๆ .....	69
6.17 เปรียบเทียบภาพที่ทำการผสมสีจากเทคนิคการปรับปรุงภาพแบบต่างๆ .....	70
6.18 เปรียบเทียบภาพขยายการผสมสีจากเทคนิคการปรับปรุงภาพต่างๆ .....	71

# บทที่ 1

## บทนำ

การสำรวจระยะไกลหรือรีโมทเซนซิง (remote sensing) เป็นเทคโนโลยีแขนงหนึ่งที่ใช้แสดงหรือจำแนก เพื่อบ่งบอกถึงคุณลักษณะของวัตถุต่างๆ บนพื้นของผิวโลก เพื่อแยกแยะประเภทและทำความเข้าใจสภาพแวดล้อมต่างๆ จากลักษณะเฉพาะตัวของการสะท้อนแสงหรือการแผ่รังสีของวัตถุต่างๆ บนผิวโลก ในขณะที่ลักษณะของการเก็บข้อมูลที่ได้จากการสำรวจระยะไกลจะอยู่ในรูปแบบของข้อมูลดิจิทัล แผ่นฟิล์มและอื่นๆ ที่ติดตั้งอยู่บนเครื่องบินสำรวจระยะไกลหรือบนดาวเทียมที่อยู่นอกโลก ในขณะที่เดียวกันสถานีรับสัญญาณดาวเทียมที่อยู่บนพื้นโลกจะทำหน้าที่รับสัญญาณที่ถ่ายทอดลงมาและทำการบันทึกข้อมูลต่างๆ เก็บไว้เพื่อใช้งาน รวมถึงควบคุมการโคจรรอบโลกของดาวเทียมต่างๆ ให้เป็นไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างมากในการสำรวจทรัพยากรธรรมชาติ พยากรณ์อากาศ ธรณีวิทยาและอื่นๆ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เนื่องจากคอนทราสต์ (contrast) ของข้อมูลภาพที่ได้จากตัวตรวจจับ อย่างเช่น ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม เป็นต้น จะให้ค่าพิสัยพลวัต (dynamic range) ของฮิสโตแกรมกระจุกตัวอยู่ที่ค่าความถี่ต่ำ ดังนั้นเมื่อนำข้อมูลภาพดังกล่าวไปประยุกต์ใช้งานต่างๆ หรือนำไปประมวลผลขั้นต่อไป จะก่อให้เกิดความไม่แน่นอนในการใช้ข้อมูลภาพ อย่างเช่น การแปลความหมายภาพ ทั้งนี้เนื่องจากข้อมูลภาพดังกล่าวรายละเอียดไม่ชัดเจน ดังนั้นการปรับปรุงข้อมูลภาพให้ดีขึ้นเป็นวิธีการหนึ่งที่จะช่วยให้การใช้ข้อมูลภาพมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น วิธีการที่ได้รับความนิยมก็คือ การอืควาไลซ์ฮิสโตแกรม (histogram equalization) ซึ่งเป็นวิธีการง่ายๆและมีประสิทธิภาพ โดยทั่วไปการอืควาไลซ์ฮิสโตแกรมของข้อมูลภาพจะใช้ฮิสโตแกรมของข้อมูลภาพทั้งภาพ ซึ่งเรียกว่า การอืควาไลซ์ฮิสโตแกรมในวงกว้าง (global histogram equalization:GHE) ปัญหาของวิธีการการอืควาไลซ์ฮิสโตแกรมในวงกว้างก็คือ คอนทราสต์ของบริเวณที่มีฮิสโตแกรมแคบ อย่างเช่น พื้นหลังของข้อมูลภาพ (background) จะไม่ถูกขยายให้ชัดเจน จากปัญหาดังกล่าวสามารถแก้ไขได้ด้วยการอืควาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น (local area histogram equalization:LHE) โดยที่พื้นที่เฉพาะท้องถิ่นดังกล่าวได้จากวิธีการจัดกลุ่ม (clustering method) เนื่องจากประสิทธิภาพของการอืควาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่นขึ้นอยู่กับความถูกต้องในการจัดกลุ่มข้อมูลภาพ ดังนั้นในวิทยานิพนธ์นี้จะประยุกต์ใช้วิธีการจัดกลุ่มต่างๆ ประกอบด้วย ฟัชซีซีมีน (fuzzy c-means:FCM) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน (competitive Hopfield neural network:CHNN)

## 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

เนื่องจากการวิเคราะห์ภาพถ่ายดาวเทียมที่มีภาพหลายสเปกตรัม (multispectral images) ทำให้ยากและมีประสิทธิภาพต่ำ ทำให้การแปลความหมายภาพก่อนข้างยากและอาจไม่ถูกต้องซึ่งส่งผลกระทบต่อการใช้งานในขั้นต่อไป วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอทางเลือกหนึ่งเพื่อทำการแก้ปัญหาดังกล่าวเพื่อให้การแปลความหมายภาพมีความถูกต้องแม่นยำมากขึ้น ซึ่งมีวัตถุประสงค์ดังต่อไปนี้

เพื่อต้องการวิเคราะห์ภาพถ่ายดาวเทียมที่มีหลายสเปกตรัมในเวลาเดียวกัน

เพื่อต้องการจัดกลุ่มข้อมูลภาพของภาพถ่ายดาวเทียมให้มีความถูกต้องแม่นยำขึ้น

เพื่อต้องการปรับเรียบฮิสโตแกรมของภาพให้ได้รายละเอียดมากที่สุด

## 1.3 สมมติฐานของการศึกษา

ภาพถ่ายดาวเทียมเป็นภาพที่มีหลายแถบความยาวคลื่นในการวิเคราะห์ภาพดังกล่าวจำเป็นต้องทำการแยกองค์ประกอบของภาพก่อนเพื่อเลือกภาพองค์ประกอบหลักเพียง 3 ภาพหรือองค์ประกอบหลักเท่านั้น โดยที่ภาพองค์ประกอบหลักที่ 1 มีรายละเอียดข้อมูลของภาพมากที่สุด ภาพองค์ประกอบหลักที่ 2 และภาพองค์ประกอบหลักที่ 3 มีรายละเอียดข้อมูลลดน้อยลงตามลำดับ ในการวิจัยครั้งนี้ใช้ค่าความแปรปรวน (variance) เป็นตัวกำหนด นั่นคือ ภาพที่มีค่าความแปรปรวนมาก หมายถึงภาพมีรายละเอียดข้อมูลมาก ทางกลับกันภาพที่มีความแปรปรวนน้อยหมายถึงภาพมีรายละเอียดข้อมูลน้อย

การวิจัยครั้งนี้ได้นำภาพมาทำการทดลองสองภาพด้วยกันคือภาพถ่ายดาวเทียมและภาพถ่ายมาตรฐาน กรณีภาพถ่ายดาวเทียมนำมาทำการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักเพื่อทำการลดมิติของภาพก่อน จากนั้นจึงนำภาพที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและภาพถ่ายมาตรฐานทำการอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบวงกว้าง ส่วนภาพองค์ประกอบหลักและภาพถ่ายมาตรฐานที่ผ่านการจัดกลุ่มข้อมูลภาพ (clusters) โดยใช้เทคนิคการจัดกลุ่มภาพของฟิชเชอร์มินและเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขันนำมาทำการอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น ซึ่งภาพที่ผ่านวิธีการอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่นที่จะคงไว้ซึ่งรายละเอียดของข้อมูลข่าวสารที่ดีกว่าแบบการอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบวงกว้าง

#### 1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

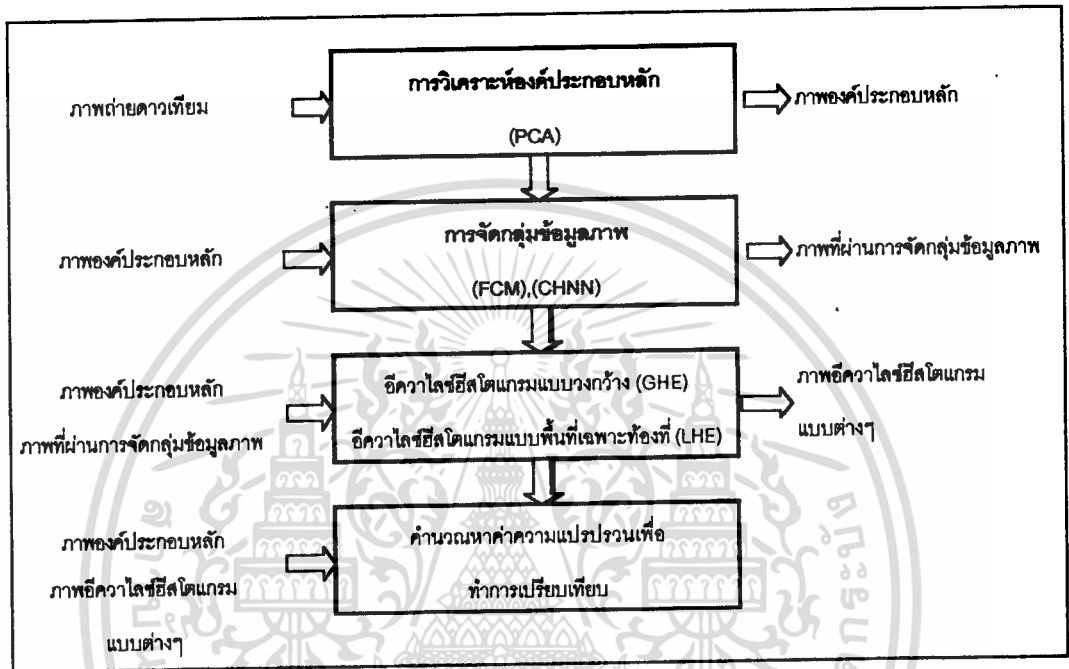
โดยส่วนใหญ่การอิควาไลซ์ฮีสโตแกรมจะเป็นแบบวงกว้าง ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะทำให้สูญเสียส่วนสำคัญของข้อมูลที่มีค่าความถี่สะสมต่ำ และยังไม่สอดคล้องกับวิธีการประเมินที่ดีสำหรับการปรับปรุงข้อมูลภาพ อย่างเช่น พื้นหลังของภาพจะเกิดการอึมตัวของความเข้มแสง ดังนั้นการอิควาไลซ์ฮีสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่นจึงเป็นแนวทางหนึ่งที่จะถูกนำมาประยุกต์ใช้งาน ซึ่งได้ผลลัพธ์ดีกว่าและทั้งยังสอดคล้องกับวิธีการประเมินที่ดีสำหรับการปรับปรุงข้อมูลภาพ และยังสามารถเพิ่มประสิทธิภาพให้ดีขึ้น ด้วยการจัดกลุ่มข้อมูลให้มีความเที่ยงตรงยิ่งขึ้น เนื่องจากการจัดกลุ่มข้อมูลภาพส่งผลโดยตรงต่อการอิควาไลซ์ฮีสโตแกรม พร้อมทั้งสามารถประมวลผลกับข้อมูลภาพหลายแถบความยาวคลื่น โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ท้องถิ่นประกอบหลักเพื่อลดมิติของภาพก่อน

#### 1.5 ขอบเขตของการวิจัย

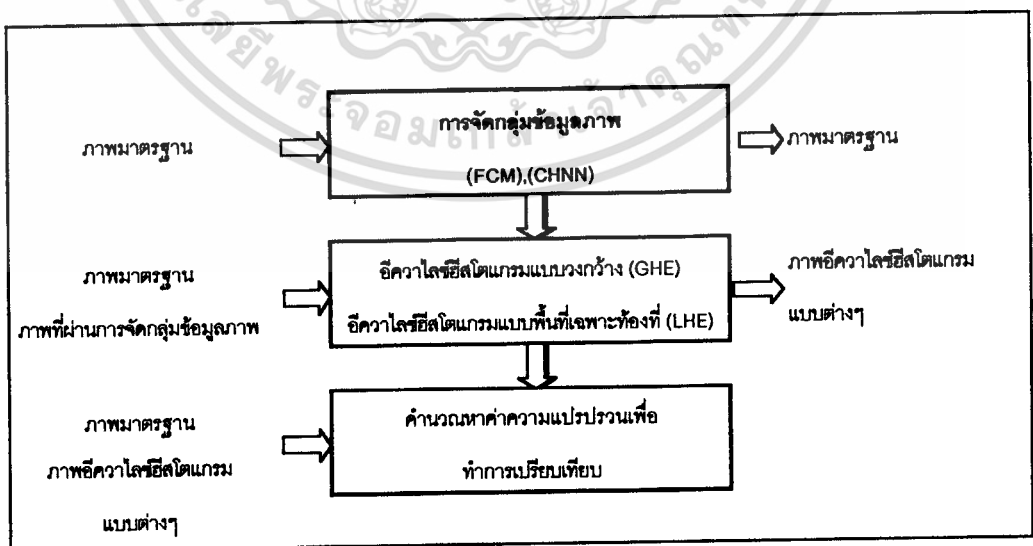
เป็นการนำเสนอวิธีการวิเคราะห์ท้องถิ่นประกอบหลักประยุกต์กับภาพถ่ายดาวเทียมหลายสเปกตรัมเพื่อทำการลดมิติของภาพถ่ายดาวเทียมหลายสเปกตรัมให้เหลือเพียง 3 ภาพหรือองค์ประกอบหลัก แล้วนำภาพดังกล่าวไปทำการจัดกลุ่มข้อมูลภาพโดยใช้เทคนิคของพีซีซีเอ็ม และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมโสมพิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน ซึ่งเป็นวิธีที่มีความถูกต้องแม่นยำในการจัดกลุ่มข้อมูลภาพ เมื่อได้ภาพที่ผ่านการจัดกลุ่มข้อมูลภาพจากวิธีดังกล่าวแล้วนำภาพที่ได้ไปทำการอิควาไลซ์ฮีสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น โดยทำการอิควาไลซ์ฮีสโตแกรมทีละกลุ่มภาพ ซึ่งภาพที่ได้จะมีรายละเอียดของข้อมูลครอบคลุมรายละเอียดข้อมูลเกือบทั้งหมด

## 1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

ในวิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการวิเคราะห์ฮิวริสติกโปรแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น ซึ่งจะต้องนำภาพที่ผ่านการจัดกลุ่มข้อมูลภาพมาทำการวิเคราะห์ฮิวริสติกโปรแกรม วิธีดังกล่าวสามารถใช้ได้กับภาพถ่ายหลายสเปกตรัม โดยจะต้องทำการลดมิติของภาพก่อนซึ่งวิธีการลดมิติของภาพคือเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก ลำดับของการวิจัยสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 1.1 และรูปที่ 1.2



รูปที่ 1.1 ขั้นตอนการวิจัยของภาพถ่ายหลายความยาวคลื่น



รูปที่ 1.2 ขั้นตอนการวิจัยของภาพถ่ายมาตรฐาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนรายละเอียดของการศึกษาทั้งหมดที่ได้กล่าวมาเบื้องต้นได้ทำการแบ่งเป็น 7 บทด้วยกันคือ

บทที่ 1 เป็นการกล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา แนวความคิดที่ใช้ในการแก้ไขปัญหา วัตถุประสงค์รวมถึงขอบเขตของการวิจัย

บทที่ 2 เป็นการกล่าวถึงทฤษฎีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและขั้นตอนในการนำไปประยุกต์ใช้งานกับภาพถ่ายดาวเทียมหลายสเปกตรัม เพื่อทำการลดมิติของภาพถ่ายดาวเทียมหลายสเปกตรัม และผลการทดลองแสดงให้เห็นถึงความแปรปรวนของข้อมูลที่ได้ในแต่ละองค์ประกอบหลัก

บทที่ 3 กล่าวถึงทฤษฎีของฟัซซี ทฤษฎีพื้นฐานของระบบฟัซซีเซตที่เกี่ยวข้องกับค่าสมาชิกภาพของข้อมูล ซึ่งจะเป็นส่วนสำคัญในการแยกแยะกลุ่มข้อมูลภาพของขบวนการฟัซซีซีมีน

บทที่ 4 นิยามและอัลกอริธึมของฟัซซีซีมีน แบบกำหนดค่าเริ่มต้นด้วยค่าสมาชิกของข้อมูล (membership values:  $\mu$ ) ซึ่งจะได้กล่าวถึงหลักการของฟัซซีซีมีน ที่นำไปใช้ในการแยกแยะข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

บทที่ 5 กล่าวถึงทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน ซึ่งเป็นวิธีหนึ่งที่น่าสนใจมาทำการจัดกลุ่มข้อมูลภาพ จากนั้นทำการประยุกต์ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน และแสดงผลการทดลองที่ได้จากวิธีดังกล่าว

บทที่ 6 กล่าวถึงการปรับเรียบฮิสโตแกรม การประยุกต์การปรับเรียบฮิสโตแกรมกับภาพที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก และภาพที่ผ่านการจัดกลุ่มข้อมูลภาพโดยใช้เทคนิคของฟัซซีซีมีนและเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน พร้อมทั้งนำเสนอวิธีการตรวจสอบคุณภาพของภาพ

บทที่ 7 กล่าวถึงผลสรุปจากการนำเอาภาพถ่ายดาวเทียมแลนด์แซท 7 มาผ่านขบวนการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก จากนั้นทำการจัดกลุ่มข้อมูลภาพโดยใช้ฟัซซีซีมีนและโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน โดยการนำภาพสังเคราะห์ ภาพมาตรฐาน มาทำการทดลองเพื่อทำการเปรียบเทียบผลการจัดกลุ่มข้อมูลภาพกับเทคนิคดังกล่าวก่อนที่จะนำภาพที่ได้ไปทำการปรับปรุงภาพ พร้อมทั้งวิจารณ์ถึงข้อดี ข้อเสียและข้อเสนอแนะทางการวิจัยที่สามารถพัฒนาต่อไปได้

และในส่วนสุดท้ายซึ่งจะเป็นภาคผนวก เป็นการแสดงรายละเอียดเกี่ยวกับวารสารที่ได้รับการตีพิมพ์

## บทที่ 2

# การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

### 2.1 บทนำ

ภาพที่นำมาทำการประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์ถูกแทนด้วยตัวเลขที่อยู่ในรูปของเมตริกซ์ แต่ภาพที่ได้จากตัวรับสัญญาณจะอยู่ในรูปของฟังก์ชัน  $f(x, y)$  ที่ต่อเนื่องในระนาบสองมิติ (คือ แกน  $x$  และ  $y$ ) ดังนั้นภาพดิจิทัลจึงได้จากการแปลงฟังก์ชันต่อเนื่อง  $f(x, y)$  ให้เป็นฟังก์ชันไม่ต่อเนื่อง  $g(x, y)$  โดยการแบ่ง  $f(x, y)$  ออกเป็นช่วงๆ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ก็คือค่าความเข้มของจุดภาพ ประกอบด้วย  $L$  ระดับ ตามพิกัด  $x, y$  ซึ่งค่าเหล่านี้จะเป็นเลขจำนวนเต็มที่ไม่เป็นลบ โดยทั่วไปจุดภาพแต่ละจุดเป็นสมาชิกของเมตริกซ์ที่มีขนาด  $M$  แถว  $N$  คอลัมน์ ( $M \times N$ ) เพราะฉะนั้น  $x, y$  จะมีค่าอยู่ในช่วง  $(1 \leq y \leq M, 1 \leq x \leq N)$  และจำนวนช่วงระดับความเข้มของจุดภาพจะบ่งบอกถึงระดับความละเอียดของภาพดิจิทัล (digital image) โดยทั่วไปแล้ว  $L$  จะมีค่าความเข้มเท่ากับ 256 ระดับ ซึ่งจะทำให้ค่าของจุดภาพอยู่ในช่วง 0 ถึง 255 นั่นก็คือแต่ละจุดภาพมีขนาดเท่ากับ 8 บิต ( $2^8 = 256$ ) สำหรับเก็บข้อมูลภาพในแต่ละจุดและขนาดของเมตริกซ์ขึ้นอยู่กับขนาดของภาพ ในกรณีที่ต้องการภาพที่มีความละเอียดของระดับความเข้มสูงๆ  $L$  อาจต้องการจำนวนบิตสำหรับเก็บข้อมูลภาพมากกว่า 8 บิต คืออาจเป็น 16 หรือ 24 บิต จะได้ค่าระดับความเข้มของจุดภาพจะเท่ากับ  $2^{16}$  และ  $2^{24}$  ตามลำดับ

วิธีการประมวลผลภาพดิจิทัลที่ทำให้คอมพิวเตอร์สามารถรู้จักวัตถุภายในภาพได้นั้น พอจะแบ่งได้ 2 ระดับด้วยกันคือ การประมวลผลภาพระดับต่ำ (low-level image processing) และการประมวลผลภาพระดับสูง (high-level image processing)

การประมวลผลภาพระดับต่ำเป็นการประมวลผลดิจิทัลเกือบทั้งหมด เพื่อหาตัวแปรต่างๆมาอธิบายข้อมูลภาพ โดยมีจุดประสงค์เพื่อนำตัวแปรเหล่านี้ไปใช้ในการประมวลผลภาพระดับสูงต่อไป ซึ่งการประมวลผลภาพระดับสูงก็คือการทำให้คอมพิวเตอร์รู้จักและเข้าใจภาพได้ในที่นี้จะพิจารณาเฉพาะการประมวลผลภาพระดับต่ำ อย่างเช่น การแบ่งแยกวัตถุภายในภาพ (image segmentation)

ความแตกต่างของการประมวลผลภาพระดับต่ำและระดับสูงคือ ข้อมูลที่นำมาใช้ในการประมวลผลภาพ การประมวลผลภาพระดับต่ำจะใช้ค่าความสว่างของจุดภาพโดยตรง ส่วนการประมวลผลภาพระดับสูงข้อมูลที่จะนำมาประมวลผลจะถูกแสดงด้วยสัญลักษณ์ ซึ่งสัญลักษณ์เหล่านี้จะแสดงถึงสิ่งต่างๆ ที่อยู่ในภาพ โดยใช้ตัวแปรที่ได้จากการประมวลผลภาพระดับต่ำมาอธิบายถึงสัญลักษณ์เหล่านี้ อย่างเช่น ขนาดวัตถุ รูปร่าง และความสัมพันธ์กันระหว่างวัตถุต่างๆภายในภาพ

จะเห็นได้ว่าการประมวลผลระดับต่ำนั้นมีความสำคัญมาก เพื่อที่จะให้คอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจภาพได้ แต่ในปัจจุบันการประมวลผลภาพระดับต่ำยังไม่มียุติที่สามารถแก้ปัญหานี้ได้ได้อย่างสมบูรณ์ ในที่นี้ได้เสนอวิธีการใหม่ๆ ที่จะนำมาช่วยแก้ปัญหานี้คือ พีชชีเซต [15,20] นิวรอลเน็ตเวิร์ค [21] เป็นต้น

ในกระบวนการจำแนกข้อมูลและการแปลความหมาย (classification and interpretation) ภาพถ่ายดาวเทียมหลายสเปกตรัม ที่อยู่ในพื้นที่เดียวกันนั้น ทำให้ยากและมีประสิทธิภาพต่ำ เนื่องจากภาพถ่ายดาวเทียมหลายสเปกตรัมประกอบด้วยข้อมูลภาพที่มีค่าการสะท้อนของความยาวคลื่นที่แตกต่างกัน แต่มีแนวทางหนึ่งที่สามารถทำให้การวิเคราะห์ข้อมูลที่มีหลายสเปกตรัมนั้นทำได้สะดวกขึ้นคือ การนำทฤษฎีของการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis :PCA) มาช่วยในการลดขนาดมิติของภาพถ่ายดาวเทียมหลายสเปกตรัม ดังนั้นในบทนี้จึงได้นำเสนอทฤษฎีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก เพื่อที่จะได้นำผลลัพธ์ที่ได้ไปทำการประยุกต์ใช้งานในบทต่อไป

## 2.2 ทฤษฎีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis)

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักเป็นการวิเคราะห์แบบวิธีรวมเชิงเส้น (linear combination) [1] ของข้อมูลที่ยังคงรักษาไว้ซึ่งค่าการเปลี่ยนแปลงหรือความแปรปรวน ของแกนเดิม (original axis) ในขณะที่แกนใหม่จะถูกสร้างขึ้นมาโดยมีการสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูลภาพจากแกนเดิมต่างๆ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักของตัวแปร  $X$  จะเป็นการแปลงเชิงเส้น (linear transformation) ของค่าความแปรปรวนจากข้อมูลเดิมไปยังตัวแปรใหม่  $Y$  ที่มีค่าสหสัมพันธ์ (correlation) เท่ากับศูนย์  $r = 0$  ถึงแม้ว่าข้อมูลในตัวแปร  $X$  จะมีค่าสหสัมพันธ์สูงก็ตาม

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักได้ถูกนำมาใช้เป็นเวลาหลายปีแล้ว คณิตศาสตร์ของการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักได้ถูกเขียนขึ้นในปี ค.ศ. 1923 โดย Hotelling และในปี ค.ศ. 1964 โดย Scarle ซึ่งเป็นเทคนิคทางสถิติที่อยู่บนพื้นฐานของค่าความแปรปรวน และค่าความแปรปรวนร่วมของกลุ่มข้อมูล ค่าความแปรปรวนที่กระจายอยู่ในตัวแปรของกลุ่มข้อมูล ส่วนค่าความแปรปรวนร่วมบอกถึงความสัมพันธ์กันของค่าหลังการวัดการแตกกระจายในระหว่างกลุ่มตัวแปร

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักของตัวแปร  $X$  ทั้งหมด  $n$  ตัวแปรเป็นการกำหนดการแปลงเชิงเส้นของทุกการเปลี่ยนแปลงในตัวแปรเดิมสู่ตัวแปรใหม่  $Y$  ทั้งหมด  $n$  ตัวแปรในการเปลี่ยนแปลงนี้กำหนดให้ตัวแปรลำดับแรกของกลุ่มตัวแปร  $Y$  ซึ่งมีค่าความแปรปรวนสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับค่าความแปรปรวนทั้งหมด ส่วนตัวแปรลำดับที่สองของกลุ่มตัวแปร  $Y$  จะมีค่าความแปรปรวนสูงสุดจากตัวแปรที่เหลือและมีค่าลดลงสำหรับตัวแปรถัดไป จุดประสงค์หลักของทฤษฎีในการแปลงก็คือการได้คืนมาของการแปรเปลี่ยนทั้งหมด เพื่อที่จะรักษาเอาไว้ซึ่งการแปรเปลี่ยนทุกอย่างที่ต้องการ ดังนั้นจำนวนการแปรเปลี่ยนที่เกิดขึ้นเพียงเล็กน้อยในตัวแปรเหล่านั้น จะมีค่าเอกสารถนเป็นเอกสารถนที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความแปรปรวนน้อยจนอาจพิจารณาได้ว่ามีค่าน้อยมากและสามารถตัดทิ้งได้ ถ้าหากมีการตัดเอาตัวแปรหลังๆ ดังกล่าวทิ้งไปก็จะเป็นการลดขนาดมิติของภาพนั่นเอง

ตัวแปรที่ได้หลังผ่านการแปลงคือกลุ่มตัวแปร  $Y$  ซึ่งได้จากการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักจะไม่มีค่าสหสัมพันธ์ นั่นคือเป็นคุณสมบัติอย่างหนึ่งของการแปลง เรียกว่าความตั้งฉากได้ (orthogonality) หรือการขาดหายไปของค่าสหสัมพันธ์ของแกนภาพหลังจากการแปลง ซึ่งเกิดจากผลการแปลงนั่นเอง แม้ว่ากลุ่มตัวแปร  $X$  เดิมจะมีค่าสหสัมพันธ์สูงก็ตาม โดยปกติแล้วตัวแปรหลังจากการแปลงจะน้อยลงต่อเมื่อตัวแปร  $X$  เดิมจะมีค่าสหสัมพันธ์สูง ข้อมูลที่มีค่าสหสัมพันธ์สูงเป็นข้อมูลสำหรับการใช้ค่าของตัวแปรหนึ่ง ในการทำนายค่าที่สอดคล้องในตัวแปรอื่นๆ ส่วนเกินของข้อมูลดังกล่าวนี้ จะไม่ปรากฏในกลุ่มตัวแปรที่ขาดความสัมพันธ์กัน ดังนั้นข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กันสามารถแสดงได้ด้วยกลุ่มของตัวแปรที่ไม่สัมพันธ์กัน ได้กระชับกว่ากลุ่มตัวแปรที่สัมพันธ์กัน

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก [12] มีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

ทำการคำนวณหาค่าเวกเตอร์เฉลี่ย  $\mu_k$  โดยหาจากจุดภาพของแต่ละภาพ

$$\mu_k = \frac{1}{N \times M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_{ij}^k \quad (2.1)$$

โดย  $x_{ij}^k \in x_k$  เมื่อจำนวนข้อมูลภาพมีอยู่ 6 แบนด์  $k=1,2,3,\dots,6$  และทำการแปลง  $x_k$  ให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์  $y_k$

$$y_k(m) = x_k(iN + j) \quad (2.2)$$

โดย  $i=1,2,3,\dots,M$

$j=1,2,3,\dots,N$  และ  $m=1,2,3,\dots,M \times N$

เพราะฉะนั้นค่าความแตกต่างระหว่างจุดภาพกับค่าเฉลี่ยของแต่ละแบนด์หาได้โดย

$$z_k = y_k(m) - \mu_k \quad (2.2)$$

และเมื่อคำนวณ  $z_k$  ทุกแบนด์ ( $k=1,2,\dots,6$ ) ก็จะได้เมตริกซ์  $Z$  ความแตกต่างระหว่างจุดภาพกับค่าเฉลี่ยของทุกแบนด์ดังสมการ

$$Z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_6 \end{bmatrix}$$

เมื่อ  $\Sigma$  เป็นค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrix) ซึ่งสามารถคำนวณได้ โดยสมการที่ 2.4

$$\Sigma = E(ZZ^T) \quad (2.4)$$

เมื่อ  $E$  เป็นฟังก์ชันของค่าคาดหวัง และ  $T$  คือ การทำทรานสโพสของเมตริกซ์ เมื่อได้ค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม จากนั้นคำนวณหาค่าเจาะจง (eigenvalue) ได้โดย จัดให้อยู่ในรูปสมการทั่วไปได้ดังนี้

$$\Sigma - \lambda I = 0. \quad (2.5)$$

โดยที่  $\lambda$  คือ ค่าเจาะจงของภาพถ่ายดาวเทียม

$I$  เป็นเมตริกซ์เอกลักษณ์ที่มีขนาด  $(N \times N)$

สามารถจัดให้อยู่ในรูปทั่วไปดังสมการต่อไปนี้

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 & \dots & 0 \\ \vdots & & & & \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \lambda_N \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

โดยที่  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N$  เป็นค่าเจาะจง และค่าเจาะจงแรก  $\lambda_1$  จะมีค่าการเปลี่ยนแปลงมากที่สุดและมีค่าความแปรปรวนมากที่สุด นั่นคือมีข้อมูลมากที่สุด ส่วนค่าเจาะจงลำดับที่สอง  $\lambda_2$  มีค่าการเปลี่ยนแปลงมากที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับค่าการเปลี่ยนแปลงที่เหลือและมีค่าความแปรปรวนมากที่สุดเมื่อเทียบกับค่าอื่นๆที่เหลือ นั่นคือมีข้อมูลมากที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลที่เหลือ

นำค่าเวกเตอร์เจาะจง (eigenvector) มาคูณกับเมตริกซ์ของค่าความแปรปรวนของข้อมูลเดิม จะได้ข้อมูลใหม่  $Y$  ดังนี้

$$Y = y_i = \sum_{j=1}^N a_{ij} x_j = a_{i1} x_1 + a_{i2} x_2 + \dots + a_{iN} x_N \quad (2.7)$$

โดยที่  $a_{ij}$  เป็นเมตริกซ์ของเวกเตอร์เจาะจง

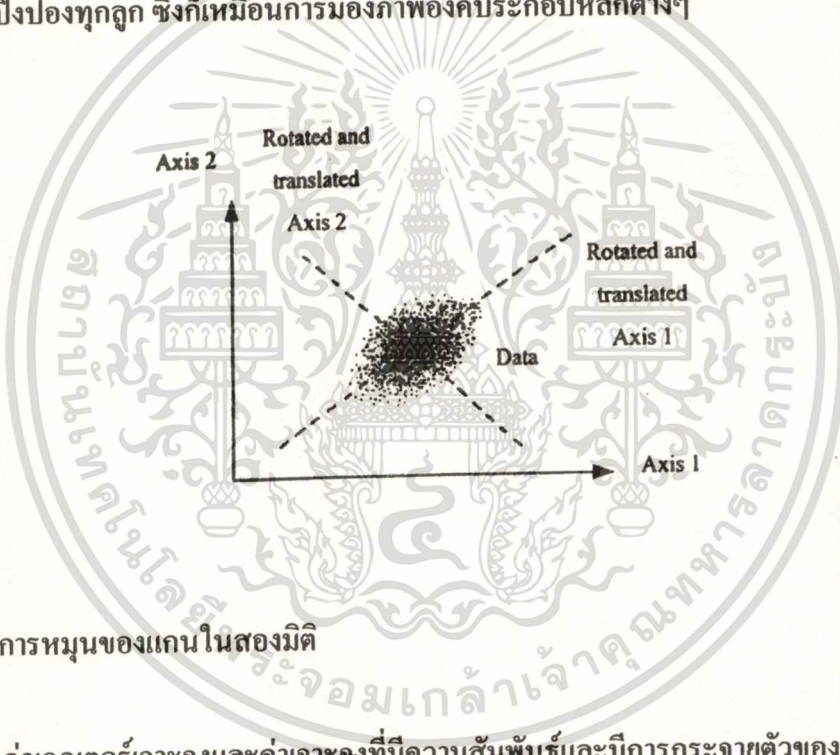
$x$  คือ ค่าความแปรปรวนของข้อมูลเดิม

$i = 1, 2, \dots, N$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

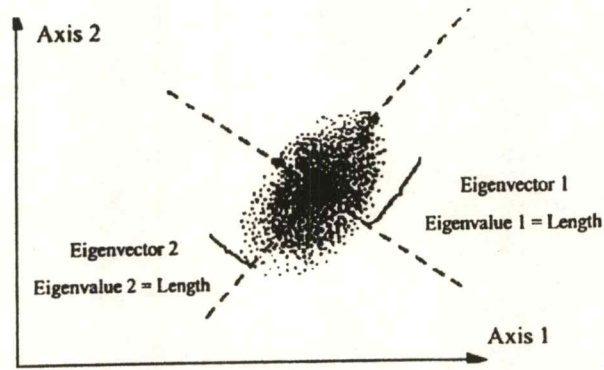
นั่นคือ จะได้ค่าจุดภาพใหม่  $y$ , เรียกว่าภาพองค์ประกอบหลัก (principal component) และภาพใหม่ที่ได้มีค่าความแปรปรวนของข้อมูลภาพที่มีค่าของระดับสีเทาที่ไม่ได้อยู่ในช่วง  $[0, 255]$  ระดับ ดังนั้นต้องทำการปรับค่าระดับสีเทาของข้อมูลในแต่ละองค์ประกอบหลักใหม่ทั้งหมด ให้อยู่ในช่วง  $[0, 255]$

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักที่นำมาใช้กับข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม สามารถอธิบายให้เข้าใจได้ง่ายโดยใช้รูปเชิงเรขาคณิต กระบวนการของการแปลงแบบเชิงเส้นเมื่อตัวแปรเดิมมีการเลื่อนและหมุนดังแสดงในรูปที่ 2.1 ตำแหน่งของแกนต่างๆ เมื่อทำการเปรียบเทียบกับข้อมูลแล้วถูกเปลี่ยนไป ตำแหน่งของกลุ่มข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กับกลุ่มข้อมูลอื่นจะไม่เปลี่ยน ตัวอย่างของการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักนั้นเปรียบเทียบกับหลอดที่บรรจุลูกปิงปองหลายๆ ลูก ถ้ามองจากปลายอีกข้างหนึ่งของหลอดปรากฏว่าเห็นลูกปิงปองริมสุดเพียงลูกเดียว ถ้าพลิกดูด้านข้างหลอด จะเห็นลูกปิงปองทุกลูก ซึ่งก็เหมือนการมองภาพองค์ประกอบหลักต่างๆ



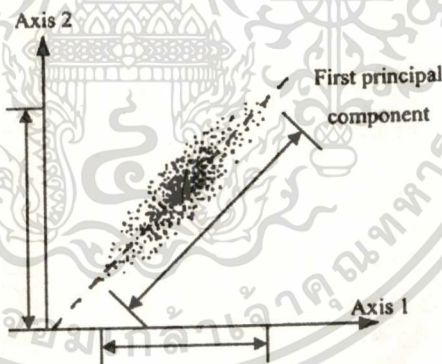
รูปที่ 2.1 การหมุนของแกนในสองมิติ

ค่าเวกเตอร์เจาะจงและค่าเจาะจงที่มีความสัมพันธ์และมีการกระจายตัวของข้อมูลดังในรูปที่ 2.2 เวกเตอร์เจาะจงนั้นจะอยู่บนแกนที่แปลงไปแล้วและความยาวของเวกเตอร์เจาะจงต่างๆ คือค่าเจาะจง ดังนั้นค่าเจาะจงที่ยาวที่สุดถูกเลือกเป็นแกนแรกของการแปลงหรือองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ส่วนความยาวที่ 2 ก็ถูกเลือกเป็นองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 และอื่นๆ ถัดไป สำหรับกรณีที่มีตัวแปรเพียง 2 ตัวนั้นคู่ของเวกเตอร์เจาะจงกับค่าเจาะจง จะสอดคล้องกับแกนยาวสุดของวงรีที่ล้อมรอบข้อมูลทั้งหมด



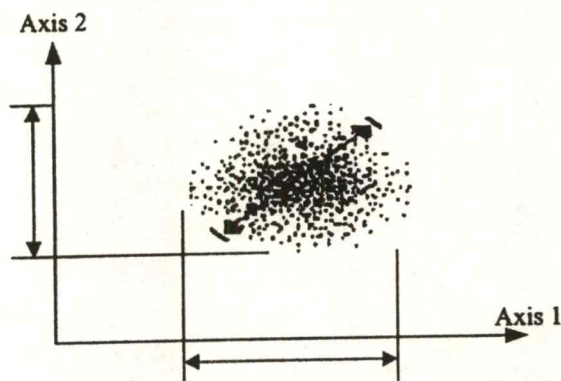
รูปที่ 2.2 เวกเตอร์เจาะจง และ ค่าเจาะจงในสองมิติ

ลักษณะของแผนภาพกระจายแสดงให้เห็นถึงค่าองศาของสหสัมพันธ์ที่ปรากฏในข้อมูล ถ้าแผนภาพกระจายมีลักษณะยาวและแคบ และไม่ขนานกับแกนเดิมแสดงว่าข้อมูลมีค่าสหสัมพันธ์สูง ดังแสดงในรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักของข้อมูลที่มีค่าสหสัมพันธ์สูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.4 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักลำดับแรกของข้อมูลที่มีค่าสหสัมพันธ์ต่ำ

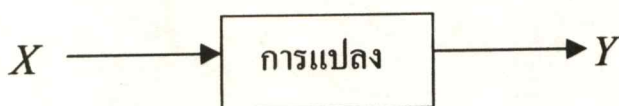
แผนภาพกระจายที่มีลักษณะเป็นวงกลมดังแสดงในรูปที่ 2.4 แสดงให้เห็นถึงลักษณะข้อมูลที่มีค่าสหสัมพันธ์ต่ำ องค์ประกอบหลักต่างๆ ของข้อมูลที่ไม่สัมพันธ์กันนี้จะไม่มีความใดที่ลากผ่านวงกลมแล้วได้ข้อมูลมากกว่าการ ไปเจตจำนงข้อมูลลงบนแกนเดิม

## 2.3 วิธีการประยุกต์ทฤษฎีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

### 2.3.1 นิยามของตัวแปร

กำหนดให้ข้อมูลเดิม  $X$  ที่จะทำการวิเคราะห์คือ ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่ประกอบด้วยแบนด์ที่ 1 แบนด์ที่ 2 และแบนด์ที่ 3 (สมมติว่าดาวเทียมดวงนั้นมีข้อมูล 3 แบนด์) นั้นหมายความว่าข้อมูล  $X$  จะประกอบด้วยตัวแปร 3 ตัว คือ  $x_1$ ,  $x_2$  และ  $x_3$  โดยกำหนดให้เป็นข้อมูลแบนด์ที่ 1 2 และ 3 ตามลำดับ และเมื่อ  $X$  ผ่านการแปลงข้อมูลไปแล้วจะทำให้ได้ข้อมูลใหม่คือ  $Y$  ที่ประกอบด้วยภาพองค์ประกอบหลัก  $y_1$ ,  $y_2$  และ  $y_3$  เช่นกัน สามารถเขียนบล็อกไดอะแกรมได้ดังรูปที่ 2.5

จากทฤษฎีจะได้ว่า  $y_1$  คือ ข้อมูลภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ให้ค่าความแปรปรวนสูงสุด  $y_2$  คือ ข้อมูลภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 ให้ค่าความแปรปรวนต่ำลงมา และ  $y_3$  คือ ข้อมูลภาพองค์ประกอบหลักที่ 3 ให้ค่าความแปรปรวนต่ำสุด



รูปที่ 2.5 บล็อกไดอะแกรมของระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในการที่จะจำแนกและการแปลความหมายของข้อมูลภาพ โดยอาศัยภาพถ่ายความเข้มด้วยเทคนิคการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบหลักที่นำมาใช้ในที่นี้ ซึ่งจะเลือกใช้ข้อมูลภาพถ่ายความเข้มแลนด์แซท 7 ในระบบ ETM+ ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลภาพ 6 แบนด์(ภาพ)

### 2.3.2 วิธีการแปลงข้อมูลภาพ

ในการแปลงด้วยเทคนิคการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบหลัก จะมีขั้นตอนต่างๆ ดังต่อไปนี้

2.3.2.1 คำนวณหาความแปรปรวนของข้อมูลแต่ละแบนด์

2.3.2.2 คำนวณหาค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม

2.3.2.3 คำนวณหาค่าเงาเงจและ ค่าเวกเตอร์เงาเงจ

2.3.2.4 ทำการโปรเจคชั่นของภาพ

2.3.2.5 ทำการสเกลลิ่งให้อยู่ในช่วง 0 – 255 ระดับ

คำนวณหาค่าความแปรปรวนของข้อมูล

คำนวณหาค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม

คำนวณหาค่าเงาเงจ ค่าเวกเตอร์เงาเงจ

ทำการโปรเจคชั่นของภาพ

ทำการสเกลลิ่ง

### รูปที่ 2.6 แสดงขั้นตอนการแปลงข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.3.3 วิธีการหาค่าความแปรปรวนของข้อมูล

จากข้อมูลภาพทั้ง 6 ภาพหรือข้อมูลภาพทุกแบนด์จะต้องมีขนาดที่เท่ากัน ในที่นี้กำหนดให้ข้อมูลภาพมีขนาด  $256 \times 256$  จุดภาพ ที่มีลำดับตำแหน่งของข้อมูลภาพ ดังนี้

$$x_1 = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} & \cdots & x_{1,256} \\ x_{1,257} & x_{1,258} & x_{1,259} & \cdots & x_{1,512} \\ x_{1,513} & x_{1,514} & x_{1,515} & \cdots & x_{1,768} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1,65281} & x_{1,65282} & x_{1,65283} & \cdots & x_{1,65536} \end{bmatrix}$$

ทำการแปลง  $x_1$  ให้เป็น  $y_1$  โดยใช้สมการที่ 2.2

$$y_1 = [y_{1,1} \quad y_{1,2} \quad y_{1,3} \quad \cdots \quad y_{1,65536}]$$

จาก  $x_k$  ประกอบด้วยภาพจำนวน 6 แบนด์ทำการแปลงเป็น  $y_k$  ได้ดังนี้

$$y_6 = \begin{bmatrix} y_{1,1} & y_{1,2} & y_{1,3} & \cdots & y_{1,65536} \\ y_{2,1} & y_{2,2} & y_{2,3} & \cdots & y_{2,65536} \\ y_{3,1} & y_{3,2} & y_{3,3} & \cdots & y_{3,65536} \\ y_{4,1} & y_{4,2} & y_{4,3} & \cdots & y_{4,65536} \\ y_{5,1} & y_{5,2} & y_{5,3} & \cdots & y_{5,65536} \\ y_{6,1} & y_{6,2} & y_{6,3} & \cdots & y_{6,65536} \end{bmatrix}$$

จากนั้นหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพในแต่ละแบนด์ดังในสมการที่ 2.1

$$\mu_k = \mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4, \mu_5, \mu_6$$

โดยที่  $\mu_k$  = ค่าเฉลี่ยของข้อมูลในแต่ละแบนด์ที่มีทั้งหมด 6 แบนด์

ทำการหาค่าความแปรปรวนของข้อมูลในแต่ละแบนด์ดังสมการที่ 2.2

$$z_k = [(y_{k,1} - \mu_k)(y_{k,2} - \mu_k)(y_{k,3} - \mu_k) \cdots (y_{k,65536} - \mu_k)]$$

### 2.3.4 วิธีการคำนวณหาค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม

สูตรที่ใช้ในการคำนวณคือ

$$\Sigma = ZZ^T \quad (2.8)$$

เมื่อ  $\Sigma$  คือ ค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม  
จากสมการที่ (2.7) เขียนเทอม  $Z$  และ  $Z^T$  ได้เป็น

$$\Sigma = \begin{bmatrix} y_{1.1} - \mu_1 & y_{1.2} - \mu_1 & y_{1.3} - \mu_1 & \cdots & y_{1.65536} - \mu_1 \\ y_{2.1} - \mu_2 & y_{2.2} - \mu_2 & y_{2.3} - \mu_2 & \cdots & y_{2.65536} - \mu_2 \\ y_{3.1} - \mu_3 & y_{3.2} - \mu_3 & y_{3.3} - \mu_3 & \cdots & y_{3.65536} - \mu_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{6.1} - \mu_6 & y_{6.2} - \mu_6 & y_{6.3} - \mu_6 & \cdots & y_{6.65536} - \mu_6 \end{bmatrix} \times$$

$$\begin{bmatrix} y_{1.1} - \mu_1 & y_{2.1} - \mu_2 & y_{3.1} - \mu_3 & \cdots & y_{6.1} - \mu_6 \\ y_{1.2} - \mu_1 & y_{2.2} - \mu_2 & y_{3.2} - \mu_3 & \cdots & y_{6.2} - \mu_6 \\ y_{1.3} - \mu_1 & y_{2.3} - \mu_2 & y_{3.3} - \mu_3 & \cdots & y_{6.3} - \mu_6 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{1.65536} - \mu_1 & y_{2.65536} - \mu_2 & y_{3.65536} - \mu_3 & \cdots & y_{6.65536} - \mu_6 \end{bmatrix}$$

จะได้

$$\Sigma = \begin{bmatrix} c_{1.1} & c_{1.2} & c_{1.3} & \cdots & c_{1.6} \\ c_{2.1} & c_{2.2} & c_{2.3} & \cdots & c_{2.6} \\ c_{3.1} & c_{3.2} & c_{3.3} & \cdots & c_{3.6} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{6.1} & c_{6.2} & c_{6.3} & \cdots & c_{6.6} \end{bmatrix}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.3.5 วิธีการคำนวณหาค่าเจาะจงและเวกเตอร์เจาะจง

ค่าเจาะจงและเวกเตอร์เจาะจงขององค์ประกอบหลักต่างๆ คำนวณได้จากเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่ได้จากข้อมูลเดิม จะได้ค่าเจาะจงเท่ากับจำนวนแบนด์ของข้อมูลเดิม และแต่ละค่าเจาะจงจะให้ค่าเวกเตอร์เจาะจงที่สอดคล้องกัน ในแต่ละเวกเตอร์เจาะจงจะมีจำนวนข้อมูลเท่ากับจำนวนแบนด์ของข้อมูลเดิม

จากตัวอย่างเมื่อใช้ภาพถ่ายดาวเทียมจำนวน 6 แบนด์ ถ้าหากว่าได้มีการผ่านขบวนการหาค่าเจาะจง และ เวกเตอร์เจาะจง แล้วจะทำให้ได้ค่าต่างๆ ดังแสดงในตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 แสดงค่าต่างๆ ที่ได้จากการคำนวณหาค่าเจาะจงและเวกเตอร์เจาะจง

องค์ประกอบหลักที่	1	2	3	4	5	6
ค่าเจาะจง	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	$\lambda_5$	$\lambda_6$
เวกเตอร์เจาะจง						
$A_i$	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_6$
$B_i$	$B_1$	$B_2$	$B_3$	$B_4$	$B_5$	$B_6$
$C_i$	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_6$
$D_i$	$D_1$	$D_2$	$D_3$	$D_4$	$D_5$	$D_6$
$E_i$	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$	$E_6$
$F_i$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$F_4$	$F_5$	$F_6$

ค่าสมาชิกของแต่ละเวกเตอร์เจาะจงจะเป็นตัวถ่วงน้ำหนักของแต่ละจุดภาพแต่ละแบนด์ ที่จะนำมารวมหมู่เชิงเส้น เพื่อสร้างเป็นองค์ประกอบหลักต่างๆ

2.3.6 วิธีการโปรเจกชัน

นำค่าเวกเตอร์เจาะจงมาคูณกับเมตริกซ์ค่าความแปรปรวนของข้อมูลเดิม  $Z$  จะได้ข้อมูลใหม่  $P$  ดังนี้

สูตรการคำนวณข้อมูลใหม่  $P_k$

$$P = CZ \tag{2.9}$$

โดย  $C$  คือค่าเวกเตอร์เจาะจง

$Z$  คือค่าความแปรปรวนของข้อมูลเดิม

เมื่อแทนค่าลงในสมการที่ (2.8) จะได้

$$P = \begin{bmatrix} A_1 & B_1 & C_1 & D_1 & E_1 & F_1 \\ A_2 & B_2 & C_2 & D_2 & E_2 & F_2 \\ A_3 & B_3 & C_3 & D_3 & E_3 & F_3 \\ A_4 & B_4 & C_4 & D_4 & E_4 & F_4 \\ A_5 & B_5 & C_5 & D_5 & E_5 & F_5 \\ A_6 & B_6 & C_6 & D_6 & E_6 & F_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1,1} - \mu_1 & y_{1,2} - \mu_1 & y_{1,3} - \mu_1 & \dots & y_{1,65536} - \mu_1 \\ y_{2,1} - \mu_2 & y_{2,2} - \mu_2 & y_{2,3} - \mu_2 & \dots & y_{2,65536} - \mu_2 \\ y_{3,1} - \mu_3 & y_{3,2} - \mu_3 & y_{3,3} - \mu_3 & \dots & y_{3,65536} - \mu_3 \\ y_{4,1} - \mu_4 & y_{4,2} - \mu_4 & y_{4,3} - \mu_4 & \dots & y_{4,65536} - \mu_4 \\ y_{5,1} - \mu_5 & y_{5,2} - \mu_5 & y_{5,3} - \mu_5 & \dots & y_{5,65536} - \mu_5 \\ y_{6,1} - \mu_6 & y_{6,2} - \mu_6 & y_{6,3} - \mu_6 & \dots & y_{6,65536} - \mu_6 \end{bmatrix}$$

ผลของการคูณเมตริกซ์ จะได้ข้อมูลภาพใหม่ที่ถูกระบุถึงความสำคัญของข้อมูลจากรวมไปหา  
น้อยจากภาพทั้ง 6 แบนด์

$$P = \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & p_{1,3} & \dots & p_{1,65536} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & p_{2,3} & \dots & p_{2,65536} \\ p_{3,1} & p_{3,2} & p_{3,3} & \dots & p_{3,65536} \\ p_{4,1} & p_{4,2} & p_{4,3} & \dots & p_{4,65536} \\ p_{5,1} & p_{5,2} & p_{5,3} & \dots & p_{5,65536} \\ p_{6,1} & p_{6,2} & p_{6,3} & \dots & p_{6,65536} \end{bmatrix}$$

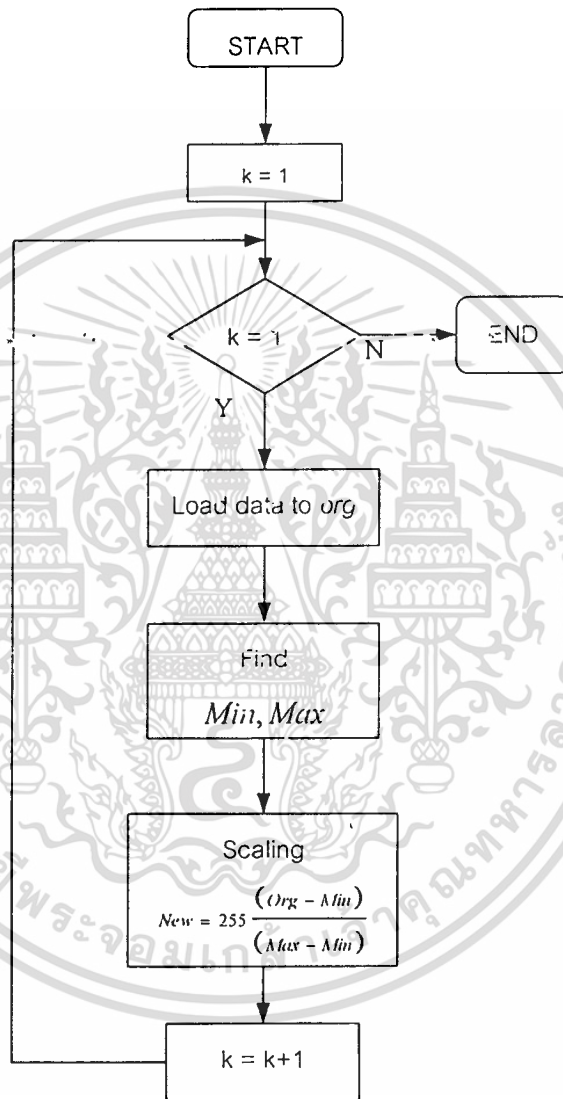
จากนั้นก็ทำการแยกภาพของแต่ละแบนด์ออกมาให้มีขนาดเท่าเดิม คือ ขนาด 256 X 256 จุดภาพ

$$P_k = \begin{bmatrix} p_{k,1} & p_{k,2} & p_{k,3} & \dots & p_{k,256} \\ p_{k,257} & p_{k,258} & p_{k,259} & \dots & p_{k,512} \\ p_{k,513} & p_{k,514} & p_{k,515} & \dots & p_{k,768} \\ p_{k,769} & p_{k,770} & p_{k,771} & \dots & p_{k,1024} \\ p_{k,1025} & p_{k,1026} & p_{k,1027} & \dots & p_{k,1280} \\ p_{k,1281} & p_{k,1282} & p_{k,1283} & \dots & p_{k,1536} \\ p_{k,1537} & p_{k,1538} & p_{k,1539} & \dots & p_{k,1792} \\ p_{k,1793} & p_{k,1794} & p_{k,1795} & \dots & p_{k,2048} \\ p_{k,2049} & p_{k,2050} & p_{k,2051} & \dots & p_{k,2304} \\ p_{k,2305} & p_{k,2306} & p_{k,2307} & \dots & p_{k,2560} \end{bmatrix}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งยังขอสงวนสิทธิ์ในเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.3.7 การสเกลลิง

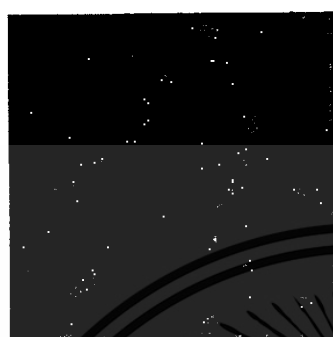
ข้อมูลที่ได้จากการทำโปรเจกชัน ( $P_k$ ) เป็นค่าความแปรปรวนของข้อมูลภาพที่มีค่าของระดับสีเทาที่ไม่ได้อยู่ในช่วง  $[0, 255]$  ระดับ ดังนั้นจะต้องทำการปรับค่าระดับสีเทาของข้อมูลในแต่ละองค์ประกอบหลักใหม่ทั้งหมดให้อยู่ในช่วง  $[0, 255]$  ระดับ วิธีการแสดงได้ดังรูปที่ 2.7



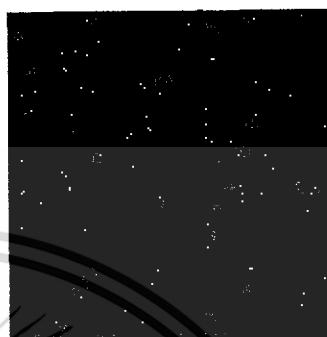
รูปที่ 2.7 แผนภูมิการสเกลลิง

## 2.4 ผลการทดลอง

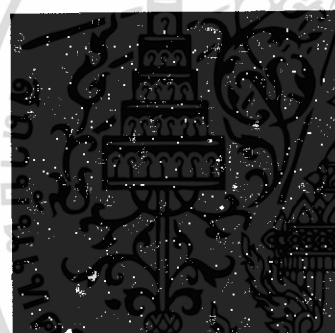
ในการทดลองได้นำภาพถ่ายดาวเทียมแลนด์แซท 7 ในระบบ ETM+ ดังรูปที่ 2.8 มาทำการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบหลักซึ่งได้ผลลัพธ์ภาพองค์ประกอบหลักต่างๆ ดังรูปที่ 2.9 และตารางที่ 2.2 แสดงให้เห็นค่าความแปรปรวนของภาพองค์ประกอบหลักต่างๆ โดยมีรายละเอียดขึ้นตอนต่างๆดังนี้



ภาพถ่ายดาวเทียมแบนด์ที่ 1



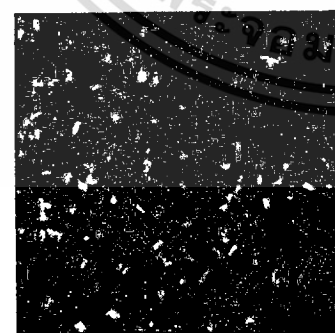
ภาพถ่ายดาวเทียมแบนด์ที่ 2



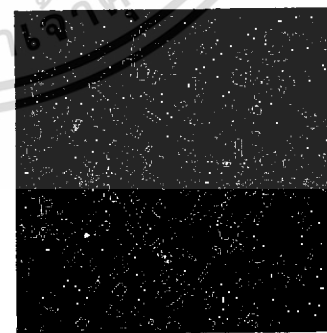
ภาพถ่ายดาวเทียมแบนด์ที่ 3



ภาพถ่ายดาวเทียมแบนด์ที่ 4



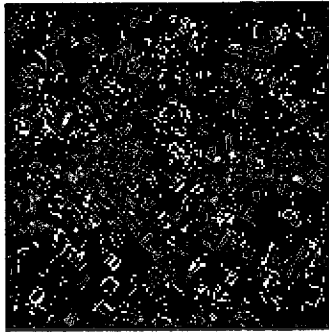
ภาพถ่ายดาวเทียมแบนด์ที่ 5



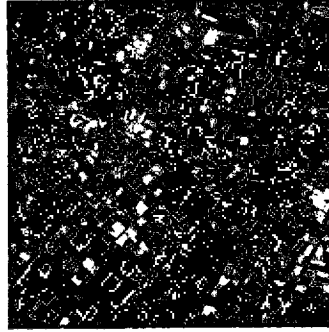
ภาพถ่ายดาวเทียมแบนด์ที่ 7

รูปที่ 2.8 แสดงภาพถ่ายดาวเทียมคันแบบแลนด์แซท 7 ในระบบ ETM+

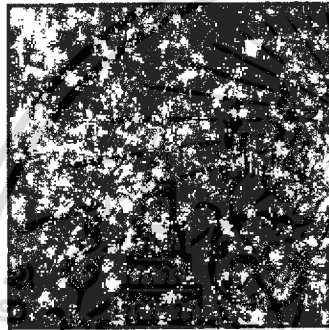
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1



ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2



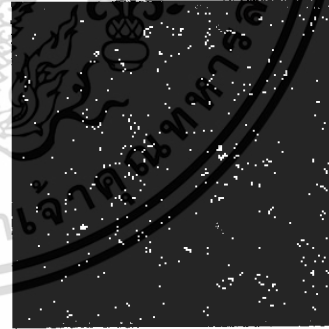
ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3



ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 4



ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 5



ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 6

รูปที่ 2.9 แสดงภาพองค์ประกอบหลักภาพถ่ายดาวเทียมที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1) ค่าเฉลี่ยของข้อมูลภาพในแต่ละแบนด์

$$m_1 = 81.2002$$

$$m_3 = 67.8845$$

$$m_5 = 74.6141$$

$$m_2 = 69.0344$$

$$m_4 = 95.8093$$

$$m_6 = 48.5924$$

## 2) ค่าเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมของภาพ

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 0.4940 & 0.5657 & 0.9125 & -0.2854 & 0.3685 & 0.5376 \\ 0.5676 & 0.7048 & 1.0910 & -0.3055 & 0.3727 & 0.5708 \\ 0.9125 & 1.0910 & 1.8599 & -0.3811 & 1.0360 & 1.2471 \\ -0.2854 & -0.3055 & -0.3811 & 2.0613 & 1.2805 & 0.5218 \\ 0.3685 & 0.3727 & 1.0360 & 1.2805 & 4.3034 & 3.3298 \\ 0.5376 & 0.5708 & 1.2471 & 0.5218 & 3.3298 & 2.9024 \end{bmatrix} \times 10^7$$

## 3) ค่าเงาของภาพ

$$\begin{bmatrix} 7.8973 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3.1927 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1.0895 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0860 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0404 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0200 \end{bmatrix} \times 1 \times 10^7$$

## 4) ค่าเวกเตอร์เงา

$$\begin{bmatrix} 0.1152 & 0.3174 & -0.2049 & -0.1015 & -0.4597 & 0.7889 \\ 0.1271 & 0.3771 & -0.3039 & -0.0263 & -0.6136 & -0.6101 \\ 0.2741 & 0.5735 & -0.4260 & 0.2036 & 0.6108 & 0.0007 \\ 0.1799 & -0.6100 & -0.7515 & -0.1729 & 0.0255 & 0.0166 \\ 0.7163 & -0.2302 & 0.2152 & 0.6020 & -0.1559 & 0.0305 \\ 0.5916 & 0.0556 & 0.2705 & -0.7452 & 0.1193 & -0.0649 \end{bmatrix}$$

## 5) ทำการ โปรเจกชันและสเกล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 2.2 ค่าเจาะจง, เปอร์เซ็นต์ค่าความแปรปรวนและเปอร์เซ็นต์สะสมค่าความแปรปรวน

องค์ประกอบที่	1	2	3	4	5	6
ค่าเจาะจง	78,973,000	31,927,000	10,895,000	860,000	404,000	200,000
% ค่าแปรปรวน	64.070778	25.90237	8.839111	0.697718	0.327765	0.16226
% สะสม	64.070778	89.97315	98.81226	99.50997	99.83774	100

## 2.5 สรุปผลการทดลอง

จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ที่ได้ เป็นภาพที่มีความคมชัดมากที่สุด เนื่องจากเป็นภาพที่รวบรวมความสำคัญของข้อมูลของแต่ละแบนด์บรรจุไว้ในภาพเดียวกัน ส่วนภาพที่เหลือก็จะมีข้อมูลที่มีความสำคัญลดหลั่นกันลงไป ซึ่งหมายความว่าในการนำภาพไปประยุกต์ใช้งาน ไม่จำเป็นต้องนำภาพต้นแบบทั้ง 6 แบนด์มาใช้พร้อมๆ กัน ซึ่งทำให้เกิดความยุ่งยากเนื่องจากมีข้อมูลจำนวนมาก ดังนั้นเราจึงเลือกเอาเฉพาะภาพองค์ประกอบหลักลำดับแรกๆ ที่ได้รวบรวมข้อมูลหลายๆ เอาไว้แล้ว ไปทำการประมวลผลภาพต่อไป



# บทที่ 3

## ทฤษฎีของฟัซซี

### 3.1 บทนำ

ฟัซซีเซตได้ถูกนำเสนอโดย Lotfi Zadeh [3] ในปี ค.ศ. 1965 เขาได้ชี้ให้เห็นถึงทางเลือกใหม่ในการอธิบายถึงสิ่งที่มีความคลุมเคลือ โดยใช้ระบบฟัซซี แทนระบบของเซต ซึ่งที่มาของฟัซซีเซตนั้นมาจากทฤษฎีของเซต จากทฤษฎีของฟัซซีเซตได้ถูกพัฒนาไปใช้ในงานทางด้านวิศวกรรมศาสตร์มากมาย เช่น ทางด้านระบบควบคุม , ทางด้านประมวลผลภาพเป็นต้นว่า การหาขอบภาพ [4] ทางด้านการรู้จำรูปแบบ(pattern recognition)หรือ แม้แต่ทางด้าน การแยกแยะกลุ่มข้อมูลภาพ (segmentation) ซึ่งจะได้อีกในบทต่อไป

### 3.2 จากทฤษฎีของเซตมาสู่ฟัซซีเซต

ถ้ากำหนดให้  $\hat{U}$  เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ (universal set) ซึ่งก็คือเซตที่บรรจุสมาชิก (element) ทั้งหมดที่เป็นไปได้ของสิ่งแวดล้อมที่เราสนใจ สมมติว่าเซต  $A$  ที่อยู่ใน  $\hat{U}$  จะสามารถนิยามได้ว่าสมาชิกของเซต  $A$  ทั้งหมดจะเป็นสมาชิกของ  $\hat{U}$  สามารถแสดงเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้โดยสมการที่ (3.1)

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

นอกจากนี้ยังมีวิธีอื่นที่จะนิยามคำว่าเซต  $A$  โดยอาศัยวิธีของฟังก์ชันสมาชิกภาพ (membership function) [5] มาเป็นตัวอธิบายความเป็นสมาชิกของข้อมูลในเซต  $A$  โดยสามารถแทนด้วยสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้เป็น  $u_A(x)$  ซึ่งได้นิยามดังสมการที่ (3.2)

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

จากสมการที่ (3.2) จะเห็นว่าค่าสมาชิกภาพที่จะบอกความเป็นสมาชิกของเซต  $A$  นั้นจะมีอยู่สองค่าคือ 0 หรือ 1 (เป็นสมาชิกหรือไม่เป็นสมาชิก)  
ตัวอย่างที่ 3.1 พิจารณาเซตของรถทั้งหมดในมหาวิทยาลัย (ซึ่งกำหนดให้เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์) สามารถให้คำนิยามของเซตต่างๆ ใน  $\hat{U}$  ที่สอดคล้องกับคุณสมบัติของรถในรูปที่ 3.1 ได้อย่างไร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รถอเมริกัน
ไม่ใช่รถอเมริกัน

(ก)

4 ลูกสูบ
6 ลูกสูบ
8 ลูกสูบ
อื่นๆ

(ข)

**รูปที่ 3.1** การแยกแยะเซตของรถทั้งหมดในมหาวิทยาลัยโคโยในรูปแบบ (ก) จะเป็นเซตย่อยของรถอเมริกันหรือไม่ใช่รถอเมริกัน (ข) เป็นเซตย่อยของจำนวนลูกสูบ

จากรูปที่ 3.1 จะแสดงให้เห็นคุณสมบัติ 2 ชนิด ที่สามารถใช้ในการกำหนดนิยามเซต ใน  $\hat{U}$  คือ (ก) เป็นรถอเมริกันหรือไม่ใช่รถอเมริกัน และ (ข) นิยามตามจำนวนลูกสูบ สำหรับในตัวอย่างเราสามารถนิยามเซต A เป็น เซตของรถใน  $\hat{U}$  ที่มี 4 ลูกสูบ ซึ่งสามารถเขียนในลักษณะของสมการที่ 3.1 หรือ 3.2 ได้ดังนี้

$$A = \{ x \in \hat{U} / x \text{ เป็นรถที่มี 4 ลูกสูบ} \} \quad (3.3)$$

หรือ

$$u_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in \hat{U} \text{ and } x \text{ is car 4 Cylinder} \\ 0 & \text{if } x \notin \hat{U} \text{ and } x \text{ is not car 4 Cylinder} \end{cases} \quad (3.4)$$

ถ้าเราต้องการที่จะนิยามเซต ใน  $\hat{U}$  ที่จะสอดคล้องกับรถที่เป็นรถอเมริกันหรือไม่ใช่รถอเมริกัน นั้นเราอาจมีความยากลำบากอยู่บ้างถ้าไม่มีการคิดขี้อ้อ (เช่น Fords , GM's , Chryslers) ที่ผลิตจากสหรัฐ ซึ่งนั่นก็หมายความว่าถ้ารถที่ไม่ได้คิดขี้อ้อที่มาจากสหรัฐ ก็ไม่ใช่รถอเมริกัน แต่ในความเป็นจริงแล้วจะมาแบ่งแยกแบบนี้ไม่ได้ เพราะมีส่วนประกอบของรถมากมายที่อยู่ในรถอเมริกัน นั้นถูกผลิตจากภายนอกสหรัฐ ดังนั้นเราจะไม่สามารถนำทฤษฎีเซต มาอธิบายการแบ่งแยกรถที่เป็นรถอเมริกัน และไม่เป็นรถอเมริกันได้ (แต่ในการนิยามเซตใน  $\hat{U}$  ที่สอดคล้องกับรถที่ใช้จำนวนลูกสูบเป็นคำพิจารณาสามารถใช้ทฤษฎีของเซตอธิบายได้) ซึ่งนี่เป็นปัญหาที่ดูยุ่งยากมาก เพราะนิยามของเซตจะไม่สามารถแบ่งขอบเขตได้แน่นอน ดังนั้นทฤษฎีของพีชคณิตจึงได้ถูกนำมาอธิบายปัญหานี้ เพราะทฤษฎีของพีชคณิตจะมีความยืดหยุ่นในการแบ่งแยกได้มากกว่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.3 นิยามของฟัซซีเซต

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

จากนิยามของฟัซซีเซตจะเห็นได้ว่าฟังก์ชันสมาชิกภาพมีความแตกต่างจาก ฟังก์ชันสมาชิกภาพของเซตทั่วไปที่มีค่า 0 กับ 1 เท่านั้น จากที่กล่าวมาเราจะพบว่านิยามของฟัซซีเซตที่เกี่ยวข้อกับฟัซซีเซต มันจะมีลักษณะคล้ายกับนิยามของเซต แต่ต่างกันตรงความต่อเนื่องของฟังก์ชันสมาชิกภาพ

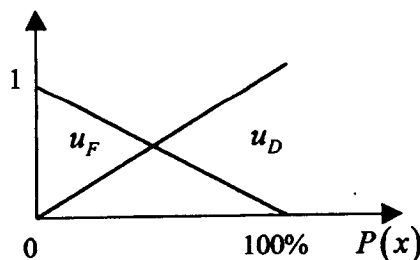
จากตัวอย่างที่ 3.1 เราสามารถนิยามเซตของรถอเมริกันในมหาวิทยาลัย โดยการกำหนดให้  $D$  เป็นฟัซซีเซต ที่เป็นตัวบอกถึงเปอร์เซ็นต์ของส่วนประกอบรถที่ถูกผลิตในสหรัฐ ดังนั้นถ้ามีการกำหนดให้  $D$  ซึ่งถูกนิยามจากฟังก์ชันสมาชิกภาพ จะสามารถเขียนเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้ ดังสมการที่ (3.5)

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

เมื่อ  $P(x)$  เป็นเปอร์เซ็นต์ของส่วนประกอบรถ ( $x$ ) ที่ผลิตในสหรัฐและมีค่าจาก 0% ถึง 100% จากตัวอย่างถ้าสมมติให้ส่วนประกอบของรถ ( $x_0$ ) มีค่า 60% ของส่วนประกอบทั้งหมดที่ผลิตในสหรัฐ ดังนั้นเราจะพูดได้ว่าส่วนประกอบของรถ ( $x_0$ ) ที่เกี่ยวกับเรื่องของฟัซซีเซต ( $D$ ) จะมีคิกรเท่ากับ 0.6 ในลักษณะเดียวกันเมื่อเราให้นิยามเซตของรถที่ไม่ใช่รถอเมริกันในมหาวิทยาลัย ซึ่งกำหนดให้  $F$  เป็นฟัซซีเซตที่ถูกนิยามโดยฟังก์ชันสมาชิกภาพจะเป็นดังสมการที่ (3.6)

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

ดังนั้นถ้าส่วนประกอบของรถ ( $x_0$ ) มีค่า 60% ที่ผลิตจากสหรัฐ เราจะพูดได้ว่าส่วนประกอบของรถ ( $x_0$ ) ที่เกี่ยวข้อกับฟัซซีเซต ( $F$ ) จะมีคิกรเท่ากับ  $1 - 0.6 = 0.4$  จากที่กล่าวมาทั้งสมการที่ (3.5) และ (3.6) เราสามารถแสดงกราฟความสัมพันธ์ได้ดังในรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 สมาชิกภาพของรถอเมริกันและไม่ใช่รถอเมริกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.4 ตัวแปรฟัซซี (Fuzzy Variable) เทอมเซต (Term set) และส่วนขยาย (Hedges)

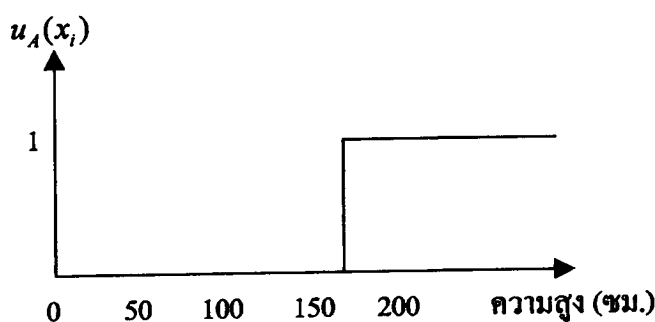
ถ้าเรามีการพูดว่า ขณะนี้อุณหภูมิมีค่าเท่ากับ  $37^{\circ}\text{C}$  ถ้ามองในทางคณิตศาสตร์จะเห็นว่า อุณหภูมิก็คือตัวแปร ส่วน  $37$  นั้น ก็คือค่าของตัวแปร ซึ่งในทางฟัซซีก็มีลักษณะเดียวกัน ตัวอย่าง เช่น ถ้าเรากำหนดให้ อุณหภูมิเป็นตัวแปรฟัซซีและถ้าเรากำหนดเซตของค่าตัวแปรเป็น {สูง ปานกลาง ต่ำ} ซึ่งเราจะเรียกเซตของค่าตัวแปรนี้ว่าค่าตัวแปรฟัซซีหรือเทอมเซต และนอกจากนี้ตัวแปรฟัซซีแต่ละตัวอาจมีส่วนขยาย เพื่อปรับค่าตัวแปรฟัซซีให้มีความยืดหยุ่นมากยิ่งขึ้น เช่น จากค่าของตัวแปรอุณหภูมิ “ต่ำ-ต่ำมาก” หรือ “สูง-ค่อนข้างสูง” เป็นต้นคำว่า “มาก” หรือ “ค่อนข้าง” ในที่นี้ก็คือส่วนขยายของตัวแปรฟัซซี

### 3.5 การแทนข้อมูลในระบบฟัซซีเซต

ในการแทนข้อมูลในระบบฟัซซีเพื่อที่จะให้มีความเข้าใจมากขึ้นจะมีการเปรียบเทียบกับระบบเซตธรรมดา ตัวอย่างเช่น ความสูงของคนไทย (“ความสูง” ในระบบฟัซซีเซตก็คือตัวแปรฟัซซีเซต) โดยสมมติให้ความสูงอยู่ในช่วง  $140-180$  ซม. (เป็นโดเมนของเซตเอกภพสัมพัทธ์) แต่ในที่นี้เราสนใจเฉพาะคนที่สูง ถ้าเรามีการกำหนดให้  $A$  เป็นเซตของคนสูง (“สูง”ในระบบฟัซซีเซตจะเป็นเทอมเซตหรือค่าของตัวแปรฟัซซี) ดังนั้น เซต  $A$  ในกรณีของระบบเซตธรรมดาจะต้องมีการกำหนดค่าขีดเริ่มเปลี่ยนหรือค่าเทรชโฮลด์ (threshold) [4] เพื่อเป็นตัวชี้ข้อมูล (สมาชิกตัวใดในเซตเอกภพสัมพัทธ์) จะเป็นสมาชิกของเซตใด (กลุ่มใด) ที่เราได้กำหนดไว้ ซึ่งในที่นี้ถ้าเราลองสมมติให้ค่าเทรชโฮลด์มีค่าเท่ากับ  $170$  cm นั้นหมายความว่าคนใดที่มีความสูงมากกว่าหรือเท่ากับ  $170$  ซม. จะถือว่าเป็นคนสูง (เป็นสมาชิกของเซต  $A$ ) ซึ่งสามารถเขียนเป็นฟังก์ชันสมาชิกภาพได้ดังสมการที่ (3.7)

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

โดยที่  $x_i$  คือความสูงของคนที่  $i$  ดังนั้นในสมการที่ 3.7 สามารถนำมาเขียนกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างสมาชิกกับค่าสมาชิกภาพได้ดังรูปที่ 3.3



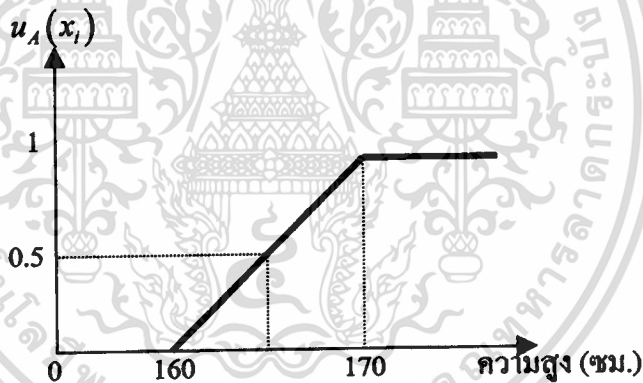
รูปที่ 3.3 ค่าสมาชิกภาพของเซต  $A$  ในกรณีที่เป็นเซตธรรมดา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปจะพบว่าคนที่มีความสูงมากกว่า 170 ซม. เท่านั้นจึงจะถือว่าเป็นคนสูง (มีระดับความเป็นสมาชิกภาพเท่ากับ 1 หรือ เป็นสมาชิกของเซต A ) นอกนั้นจะถือว่าเป็นคนเตี้ยทั้งหมด ซึ่งในความเป็นจริงแล้วจะไม่ถูกต้องนัก เพราะคนที่มีความสูง 169.9 ซม. ก็มีความสูงพอๆ กับคนที่สูง 170 ซม. จากปัญหานี้เมื่อนำฟังก์ชันเซตมาอธิบายจะให้ความเป็นจริงที่มากกว่าเซตธรรมดา เพราะฟังก์ชันสมาชิกภาพในระบบฟัซซีเซตจะมีความยืดหยุ่นมากกว่า ถ้าเราลองสมมติให้ฟังก์ชันสมาชิกภาพเป็นดังสมการที่ (3.8)

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

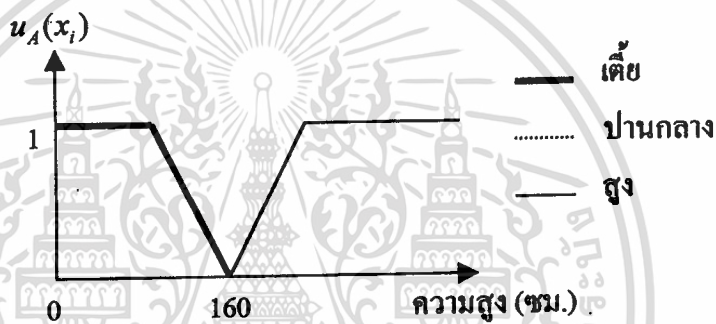
จากสมการที่ (3.8) สามารถนำมาเขียนเป็นกราฟได้ดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 ค่าสมาชิกภาพของเซต A ในกรณีที่เป็นฟัซซีเซต

จากรูปที่ 3.4 เมื่อทำการเปรียบเทียบกับรูปที่ 3.3 จะพบว่ากราฟของระดับความเป็นสมาชิกภาพจากรูปที่ 3.4 จะมีความต่อเนื่องในช่วง  $[0, 1]$  เช่น คนที่มีความสูง 165 ซม. ก็จะถือว่าเป็นคนสูงเช่นกันแต่เขาจะมีระดับความเป็นสมาชิกภาพของเซตคนสูงเท่ากับ 0.5 ถ้าเปรียบเทียบกับเซตธรรมดาจะพบว่าคนนี้จะไม่เป็นสมาชิกของคนสูง (เซต A) เลย หรือแม้แต่นักที่มีความสูง 169 ซม. ซึ่งมีความสูงต่างจากคนที่ถือว่าเป็นคนสูงเพียง 1 ซม. เท่านั้น แต่ในเซตธรรมดาจะถือว่าเป็นคนเตี้ยทันที ซึ่งจะไม่ตรงกับค่าความเป็นจริง แต่สำหรับการแทนข้อมูลโดยฟัซซีเซตจะถือว่าเป็นเซตของคนสูงด้วยค่าระดับความเป็นสมาชิกภาพเท่ากับ 0.9 (คือเกือบจะเป็นคนสูงเลขที่เดียว)

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกหรือฟังก์ชันคุณลักษณะในกรณีฟuzzyเซตไม่ใช่แค่การทำให้เป็นบรรทัดฐาน ข้อมูลอย่างที่หลายๆ คนเข้าใจ แต่ฟังก์ชันนี้จะต้องถูกกำหนดขึ้นตามคำจำกัดความของเทอมเซตที่มีความยืดหยุ่นและตรงตามความเป็นจริง เมื่อพิจารณาถึงกราฟรูปที่ 3.4 แกนนอนของกราฟจะแทนค่าระดับความเป็นสมาชิก แต่ในกราฟรูปที่ 3.4 มีเทอมเซตเพียงเทอมเดียว ซึ่งเป็นเทอมของคนสูงเท่านั้น เพื่อให้ครอบคลุมกลุ่มประชากรที่เราสนใจจึงเพิ่มเทอมเซตอีกสองเทอมเซตคือ เทอมเซตของคน “เตี้ย” และเทอมเซตของคนที่มีความสูง “ปานกลาง” ดังรูปที่ 3.5 ซึ่งโดเมนของตัวแปรฟuzzyที่ครอบคลุมประชากรทั้งหมดที่ทำการศึกษา เราจะเรียกโดเมนของตัวแปรนี้ว่า เซตเอกภพสัมพัทธ์ และในแต่ละเทอมเซตก็จะมีโดเมนของตัวเองเช่น เทอมเซตของคนเตี้ยจะมีโดเมนอยู่ในช่วง 140-160 ซม. เทอมเซตของคนสูงปานกลางจะมีโดเมนอยู่ในช่วง 150-170 ซม. และเทอมเซตของคนที่สูงจะมีโดเมนอยู่ในช่วง 160-180 ซม.



รูปที่ 3.5 กราฟฟังก์ชันสมาชิกภาพของตัวแปร “ความสูง” ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซต

### 3.6 ฟังก์ชันสมาชิกภาพ (Membership function)

จากรูปที่ 3.5 จะเป็นกราฟของฟังก์ชันสมาชิกภาพ ซึ่งรูปร่างของกราฟนี้จะขึ้นอยู่กับผู้ออกแบบระบบว่าต้องการแบบไหน แต่ในระบบฟuzzyเซตยังมีกราฟของฟังก์ชันสมาชิกภาพมากมายซึ่งสามารถสรุปเป็นฟังก์ชันสมาชิกภาพในแบบต่างๆ ได้ดังนี้

#### 3.6.1 สมการเชิงเส้น

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบสมการเชิงเส้นที่ใช้ในการแปลงค่าความสัมพันธ์ของโดเมนไปยังเรนจ์สำหรับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เป็นเชิงเส้นดังสมการที่ (3.8)

#### 3.6.2 รูปสามเหลี่ยม

การกำหนดฟังก์ชันความเป็นสมาชิกโดยใช้รูปสามเหลี่ยม นิยมใช้กันมากในระบบควบคุมที่ใช้ฟuzzyเซต เทอมเซตที่กำหนดโดยฟังก์ชันนี้จะต้องมีค่าที่เหมาะสมที่สุดอยู่เพียงค่าเดียวที่ให้ความเป็นสมาชิกเท่ากับหนึ่ง ส่วนค่าอื่นๆ จะมีค่าความเป็นสมาชิกลดลงเรื่อยๆ เมื่อยิ่งห่างจากค่านี้มากขึ้น ในตัวอย่างของตัวแปรความสูง เทอมเซต “ปานกลาง” มีฟังก์ชันความเป็นสมาชิกเป็นรูป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สามเหลี่ยม ถ้ากำหนดให้  $a \leq b \leq c$  เมื่อ  $a, b$  และ  $c$  เป็นเลขจำนวนจริงใดๆ ดังนั้นสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของรูปสามเหลี่ยมสามารถกำหนดได้ดังนี้

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}(x_i - a); & a \leq x_i \leq b, a \neq b \\ \frac{1}{c-b}(c - x_i); & b < x_i \leq c, b \neq c \\ 0 & ; a > x_i > c \end{cases} \quad (3.9)$$

### 3.6.3 รูปสี่เหลี่ยมคางหมู

สำหรับฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่กำหนดด้วยสมการรูปสี่เหลี่ยมคางหมู นิยมใช้ในระบบควบคุมที่ใช้พีชคณิตเช่นกัน แต่จะพบน้อยกว่าฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่กำหนดด้วยสมการรูปสามเหลี่ยม ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่จะกำหนดด้วยสมการรูปสี่เหลี่ยมคางหมูจะต้องมีช่วงของค่าที่เหมาะสมมากที่สุดอยู่กลุ่มหนึ่งที่ทำให้ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตนั้นๆ มีค่าเท่ากับหนึ่ง นอกจากนั้นจะมีค่าความเป็นสมาน้อยลงเรื่อยๆ เมื่อยิ่งห่างจากข้อมูลกลุ่มนี้ ถ้ากำหนดให้  $a \leq b \leq c \leq d$  เมื่อ  $a, b, c$  และ  $d$  เป็นเลขจำนวนจริงใดๆ ดังนั้นสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของรูปสี่เหลี่ยมคางหมูสามารถกำหนดได้ดังนี้

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}(x_i - a); & a \leq x_i \leq b, a \neq b \\ 1 & ; b < x_i \leq c \\ \frac{1}{d-c}(d - x_i); & c \leq x_i \leq d, c \neq d \\ 0 & ; a > x_i > d \end{cases} \quad (3.10)$$

### 3.6.4 เส้นโค้งรูปตัว S

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่กำหนดด้วยเส้นโค้งรูปตัว S (S-Curve, Sigmoid หรือ Logistic) เป็นการกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างโดเมนไซเรนเจอร์แบบไม่เป็นเชิงเส้น ตัวแปรที่เหมาะสมที่จะใช้ฟังก์ชันนี้คือพวกอายุการใช้งานของอุปกรณ์ต่างๆ ตัวแปรส่วนใหญ่ที่ใช้ในการประมวลผลภาพ [15] เป็นต้น ซึ่งตัวแปรพวกนี้มักจะมีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นที่เป็นรูปตัว S หรือ S<sup>-1</sup> ถ้ากำหนดให้  $a \leq b \leq c$  เมื่อ  $a, b$  และ  $c$  เป็นเลขจำนวนจริงใดๆ ดังนั้นสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเส้นโค้งรูปตัว S สามารถกำหนดได้ดังสมการที่ (3.11) และ S<sup>-1</sup>

สามารถคำนวณได้โดยหาค่าคอมพลิเมนต์เกรดของสมการที่ (3.11) ( $S^{-1} = 1 - \mu_A(x_i)$  โดยที่  $\mu_A(x_i)$  ได้จากสมการที่ (3.11))

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} 0 & ; a \leq x_i \leq b, a \neq b \\ 2 \left( \frac{x_i - a}{c - a} \right)^2 & ; a < x_i \leq b \\ 1 - 2 \left( \frac{x_i - a}{c - d} \right)^2 & ; b \leq x_i \leq c \\ 1 & ; x_i > a \end{cases} \quad (3.11)$$

### 3.6.5 รูปประฆังคว่ำ

เทอมเซตที่ใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบรูปประฆังคว่ำ จะมีคุณสมบัติของข้อมูลคล้ายกับสมการของรูปสามเหลี่ยม แต่ข้อมูลของ โดเมนที่แปลง ไปยังเรนจ์จะมีความสัมพันธ์ในลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น สมการของรูปประฆังคว่ำมีด้วยกันหลายสมการแต่ที่นิยมใช้กันมากคือ ฟังก์ชัน  $\pi$  [15, 16] ฟังก์ชันเกาส์เซียน และฟังก์ชันบีตา(Beta) ซึ่งสามารถกำหนดได้ดังนี้

-ฟังก์ชัน  $\pi$  คำนวณได้จากสมการที่ (3.11)

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} 0 & ; a \leq x_i \leq b, a \neq b \\ 2 \left( \frac{x_i - a}{c - a} \right)^2 & ; a < x_i \leq b \\ 1 - 2 \left( \frac{x_i - a}{c - d} \right)^2 & ; b \leq x_i \leq c \\ 1 & ; x_i > a \end{cases}$$

$$\text{โดยที่ } b = \frac{c - a}{2}$$

ดังนั้นฟังก์ชัน  $\pi$  สามารถคำนวณได้โดย

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} S \left( x_i; c - b, c - \frac{b}{2}, c \right) & ; x_i \leq c \\ 1 - S \left( x_i; c, c + \frac{b}{2}, c + b \right) & ; x_i > c \end{cases} \quad (3.12)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

-ฟังก์ชันเกาบินเซียน

$$\mu_A(x_i) = e^{K(\bar{x}-x_i)^2} \quad (3.13)$$

โดยที่  $K = \frac{1}{2\sigma^2}$  ซึ่งเป็นโคเมนของฟังก์ชันเซต  $A$  ที่มีค่าเฉลี่ยเป็น  $\bar{x}$  และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน  $\sigma$

ฟังก์ชันบิดาฟังก์ชันนี้จะมีคุณสมบัติคล้ายกับสมการรูบสามเหลี่ยมคางหมู คือจะมีช่วงของข้อมูลที่เหมาะสมกับเทอมเซตนั้นๆ อยู่กลุ่มหนึ่งที่ทำให้ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตมีค่าเข้าใกล้ 1 ซึ่งข้อมูลกลุ่มนี้มีความกว้างของช่วงเท่ากับค่า  $\beta$  ซึ่งถ้าค่า  $p \rightarrow \infty$  จะทำให้ข้อมูลในช่วง  $\beta$  มีค่าเข้าใกล้ 1 มากยิ่งขึ้น โดยมีจุดศูนย์กลางอยู่ที่  $\bar{x}$  ดังแสดงในสมการที่ (3.14)

$$\mu_A(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\beta}\right)^p} \quad (3.14)$$

ประมวลผลภาพอาจจะต้องการออกแบบฟังก์ชันสมาชิกภาพเพื่อให้เหมาะสมกับงานนั้นๆ ซึ่งค่าสมาชิกภาพของฟังก์ชันนี้จะเป็นพารามิเตอร์ตัวสำคัญที่จำเป็นต่อขบวนการแยกแยะ ภาพถ่ายทางควเทียม ซึ่งจะได้กล่าวในบทต่อไป

### 3.7 สรุป

ฟังก์ชันเซตตามรูปศัพท์มีอยู่สองความหมายคือ เป็นฝอย ขนฟูๆ “Like or having Fuzz” ส่วนอีกความหมายหนึ่งคือ เลอะเลือน คลุมเครือ ไม่ชัดเจน “Blurred or Unclear ideas” ซึ่งฟังก์ชันเซตในที่นี้จะตรงกับความหมายที่สองคือเป็นเซตที่มีความคลุมเครือ (fuzziness) คำว่า “คลุมเครือ” ในที่นี้หมายถึงความไม่ชัดเจนของตัวแปรฟังก์ชันที่เราไม่สามารถกำหนดขอบเขตให้กับตัวแปรได้อย่างแน่นอน เช่น ในประโยคที่ว่า “วัยกลางคน” ซึ่งมีตัวแปรฟังก์ชันคือ อายุ จะเห็นได้ว่าเราไม่สามารถกำหนดขอบเขตได้ชัดเจนลงไปว่าช่วงอายุเท่าไรจึงจะเป็นวัยกลางคน แต่ในทางฟังก์ชันเซตสามารถแทนตัวแปรอายุจากประโยค “วัยกลางคน” (เป็นเทอมเซต) ได้โดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า “ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก” ซึ่งเป็นแนวความคิดที่ต่างจากเซตธรรมดา (crisp set) ที่ตรงฟังก์ชันความเป็นสมาชิกนี้เอง คือ ฟังก์ชันเซตจะมีแนวความคิดของ “บางส่วนอาจจะเป็นสมาชิกของเซต” แต่ในกรณีของเซตธรรมดาจะบอกว่า “เป็นหรือไม่เป็น” สมาชิกเท่านั้น ซึ่งตรงจุดนี้เองที่ทำให้ฟังก์ชันเซตมีความยืดหยุ่นกว่าเซตธรรมดา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟัซซีเซตสามารถนำมาประยุกต์ใช้งานได้จริง จะเห็นได้จากปัจจุบันมีสิ่งอำนวยความสะดวก  
หลายชนิดที่ใช้ฟัซซีลอจิกเป็นตัวควบคุม เช่น เครื่องปรับอากาศ เครื่องซักผ้า ลิฟท์ เต้าไมโครเวฟ,  
กล้องถ่ายภาพเป็นต้น ซึ่งผู้ที่นำฟัซซีลอจิกมาใช้เป็นคนแรกคือ Mamdani [17] และได้มีการพัฒนาต่อ  
มาจนเป็นระบบฟัซซี (fuzzy Systems) ที่ใช้กันอยู่ในปัจจุบัน



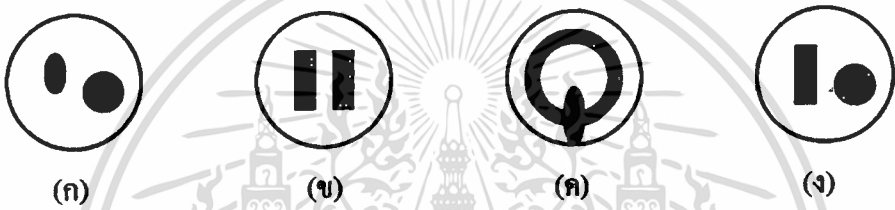
## บทที่ 4

# นิยามและอัลกอริทึมของฟัซซีซีมีนแบบ

## กำหนดค่าเริ่มต้นด้วยสมาชิก

### 4.1 บทนำ

ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลทางวิชาการรูปร่างแบบ (pattern recognition)[5] จะหมายถึงการหา ลักษณะการรวมตัวของข้อมูลว่ามีโครงสร้างอย่างไร สำหรับตัวอย่างการแบ่งข้อมูลสามารถแสดงได้ ดังรูปที่ 4.1



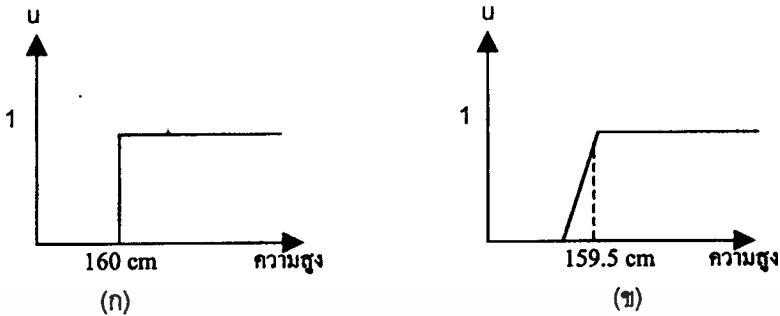
รูปที่ 4.1 ความเป็นไปได้ของโครงสร้างข้อมูล

จากรูปได้แสดงถึง โครงสร้างข้อมูล 4 แบบ ซึ่งในแต่ละแบบเรายังสามารถแบ่งข้อมูลออกเป็นอีก 2 กลุ่ม โดยที่นิยามของคำว่ากลุ่มในแต่ละแบบยังมีลักษณะที่แตกต่างกันอีก เช่น ในรูปที่ 4.1 (ก) จะเป็นกลุ่มได้ต้องอาศัยระยะทางระหว่างจุดข้อมูล (data point) คือ จุดข้อมูลจะมีระยะทางที่สั้นเมื่ออยู่ในกลุ่มเดียวกัน ส่วนกลุ่มในรูป 4.1(ข) กลุ่มของข้อมูลน่าจะแบ่งตามความต่อเนื่องกันของจุดข้อมูลนั่นก็คือจุดข้อมูลที่อยู่ติดกันจะถือว่าอยู่ในกลุ่มเดียวกัน และกลุ่มในรูป 4.1(ค)-(ง) จะถูกนิยามของการแบ่งกลุ่ม โดยการรวมคุณสมบัติของระยะทางและการเชื่อมต่อกันของจุดข้อมูล ซึ่งในวิชาการจดจำรูปแบบ คำว่ากลุ่มของข้อมูลจะถูกเรียกว่า คลัสเตอร์ (cluster) หรือกลุ่มข้อมูลภาพ

ในความเป็นจริงจุดข้อมูลจะไม่มีการกระจายในลักษณะที่มีโครงสร้างที่เป็นระเบียบแบบ นี้ซึ่งไม่มีกฎเกณฑ์ตายตัวในการแบ่งกลุ่มภาพ จากความคลุมเครือของข้อมูลอาจทำให้จุดข้อมูลอยู่ในกลุ่มได้มากกว่า 1 กลุ่ม โดยมีค่าสมาชิกภาพ (membership value:  $\mu$ ) ของข้อมูล เป็นตัวชี้ว่าจุดข้อมูลนั้นจะมีโอกาสอยู่ในกลุ่มใดได้บ้าง ซึ่งจะ ได้กล่าวในรายละเอียดต่อไป

การใช้เทคนิคฟัซซีมาทำการแบ่งกลุ่มข้อมูลก็เนื่องจากระบบฟัซซีมีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่มีความคลุมเครือของการแบ่งกลุ่มได้มากกว่าระบบไม่ใช่ฟัซซี (non fuzzy) เพราะในระบบดังกล่าวจะมีค่าสมาชิกภาพ ( $\mu$ ) ที่เป็นตัวชี้ว่าข้อมูลจะอยู่ในกลุ่มใดจะมีค่า 0 หรือ 1 (ใช่หรือ

ไม่ใช่) เท่านั้น ชกตัวอย่างเช่น ถ้ามีการตั้งกฎเกณฑ์ว่า คนที่มีความสูง 160 ซม. ขึ้นไปจะถือว่าอยู่ในกลุ่มคนสูง ( $u = 1$ ) และคนที่มีความสูงต่ำกว่า 160 ซม. ลงมาจะถือว่าอยู่ในกลุ่มคนเตี้ย ( $u = 0$ ) ดังที่แสดงได้ดังรูปที่ 4.2 (ก)



รูปที่ 4.2 (ก) การแบ่งข้อมูลโดยระบบเขตทั่วไป (ข) การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยระบบฟัซซี

จากรูปที่ 4.2(ก) จะเห็นว่ามีค่า  $u$  อยู่สองค่าคือ 0 กับ 1 เท่านั้น ซึ่งนี่เป็นมุมมองในระบบที่ไม่ใช่ฟัซซี แต่ในระบบฟัซซีจะมีค่า  $u$  อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1  $[0, 1]$  ซึ่งจะทำให้การแบ่งกลุ่มข้อมูลมีการยืดหยุ่นกว่า จากตัวอย่างเดิมถ้าคนที่สูง 159.5 ซม. จะเห็นว่ามีความสูงพอกับคนที่สูง 160 ซม. ซึ่งในระบบที่ไม่ใช่ฟัซซี จะถือเป็นคนเตี้ย แต่ในระบบฟัซซี จะถือว่าคนนี้มีค่าระดับสมาชิกภาพ ( $u$ ) เกือบเท่ากับ 1 (เป็นคนเกือบสูง) ซึ่งจะเห็นได้ว่ามันสามารถทำการจัดกลุ่มข้อมูลได้รายละเอียดกว่าดังในรูปที่ 4.2 (ข)

จากทั้งระบบที่เป็นฟัซซีและไม่เป็นฟัซซีที่นำมาทำการแบ่งกลุ่มข้อมูลนั้นจะมีวิธีที่นำระบบทั้งสองมาใช้กันก็คืออัลกอริทึมของ FCM ซึ่งอัลกอริทึมนี้จะเป็นการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยอาศัยการแบ่งกลุ่มข้อมูลที่ระยะทางสั้นที่สุดระหว่างข้อมูล และจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล เป็นตัวกำหนดว่าข้อมูลตัวใดควรจะอยู่ในกลุ่มไหน ซึ่งจะได้กล่าวต่อไป

## 4.2 การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยการวัดระยะทาง

ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยวิธีของฟัซซีมีมนั้นสิ่งที่เป็นหัวใจในการกำหนดว่าข้อมูลจะอยู่ในกลุ่มใดก็คือ การวัดระยะทางที่สั้นที่สุดระหว่าง ข้อมูล และ จุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล โดยที่ระยะทางดังกล่าวจะเรียกว่า “ระยะแบบยูคลิด” (euclidean distance) [6] ส่วนสมการที่ใช้หาระยะทางยูคลิดสามารถกำหนดได้ดังสมการที่ 4.1

$$d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|^2 \quad (4.1)$$

โดยที่  $d_{ik}$  เป็นระยะทางยูคลิดระหว่างข้อมูลและจุดศูนย์กลางของข้อมูล

$x_k$  เป็นข้อมูลตัวที่  $k$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$v_i$  เป็นจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลตัวที่  $i$

$1 \leq k \leq n$  เมื่อ  $n$  คือจำนวนข้อมูลทั้งหมด

$1 \leq i \leq c$  เมื่อ  $c$  คือจำนวนกลุ่มข้อมูลที่ต้องการแบ่ง

จากสมการที่ 4.1 การกำหนดว่าข้อมูลตัวใดควรอยู่ในกลุ่มไหนนั้น จะต้องมีการคำนวณระยะทาง จากข้อมูล ( $x$ ) ทุกตัวไปยังจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล ( $v$ ) ทุกๆ กลุ่มดังแสดงในรูปที่ 4.3 ถ้าระยะทางจาก ( $x$ ) ไปถึง ( $v$ ) กลุ่มใดสั้นที่สุดเมื่อเทียบกับ  $v$  กลุ่มอื่นก็แสดงว่าข้อมูลตัวดังกล่าวจะเป็นสมาชิกของกลุ่มนั้น



จุดศูนย์กลางของข้อมูล ( $v$ )

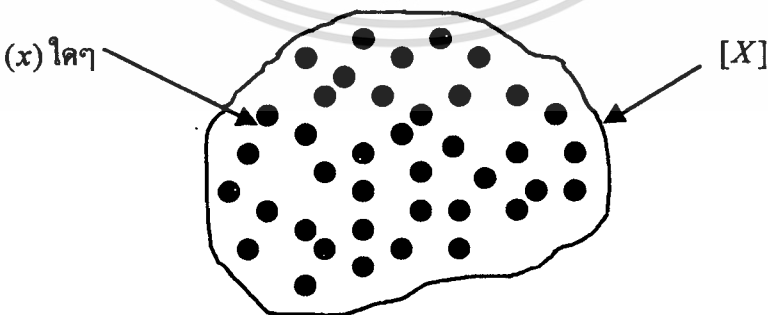
ข้อมูล ( $x$ )

รูปที่ 4.3 การกำหนดข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มข้อมูลแต่ละกลุ่ม

#### 4.3 นิยามของการแบ่งแยกฟัซซี (Fuzzy C Partitions) แบบกำหนดค่าเริ่มต้นจากค่า $U$

ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยวิธีของการแบ่งแยกฟัซซีสิ่งที่สำคัญก็คือการกำหนดค่าเริ่มต้นให้แก่ระบบ โดยขบวนการดังกล่าวจะใช้ค่าสมาชิกภาพ (Membership value:  $u$ ) ของข้อมูลเป็นค่าเริ่มต้นซึ่งนิยามของการแบ่งแยกฟัซซี [5] สามารถกำหนดได้ดังนี้

สมมติว่าเรามีข้อมูล  $X$  ที่อยู่ในรูปของเวกเตอร์ลักษณะเด่น (feature vectors) คือ  $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$  ซึ่ง  $n$  คือจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่จะนำมาแบ่งกลุ่มดังแสดงในรูปที่ 4.4



รูปที่ 4.4 กลุ่มข้อมูล  $[X]$  ที่มีสมาชิก  $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$

จากรูปที่ 4.4 ถ้ากำหนด  $x_k$  เป็นข้อมูลตัวใดๆ ที่อยู่ใน  $X$  โดยกำหนดให้  $P(x)$  คือ เพาเวอร์เซต (power set) ของ  $Y$  หรือก็คือเซตของทุกเซตย่อยของ  $Y$

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

1 การยูเนียนของ  $A_i$

$$\bigcup_{i=1}^c A_i = X \quad (4.2)$$

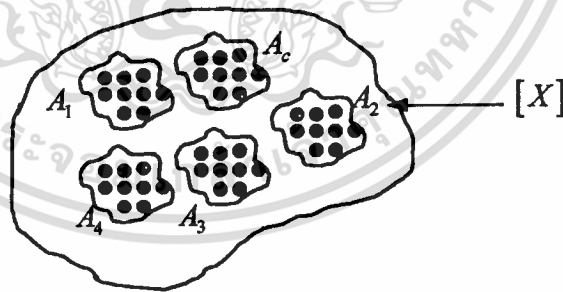
เมื่อนำข้อมูลในแต่ละ  $A_i$  ทั้งหมดมายูเนียนกันจะได้เท่ากับข้อมูลทั้งหมด

2 การอินเตอร์เซตของ  $A_i$

$$A_i \cap A_j = \emptyset \quad ; 1 \leq i \neq j \leq c \quad (4.3)$$

จากคุณสมบัติของการอินเตอร์เซตแสดงให้เห็นว่าสมาชิกของ  $A_i$  จะไม่เป็นสมาชิกของ  $A_j$

ถ้าให้  $c$  เป็นจำนวนของกลุ่มที่ต้องการจะแบ่ง ดังนั้นในความหมายของ  $A_i$  ก็คือการแบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็นกลุ่มที่เท่ากับ  $c$  กลุ่ม หรือแสดงในรูปของเซตก็คือ  $\{A_1, A_2, \dots, A_c\}$  ดังแสดงในรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5 การแบ่งข้อมูล  $[X]$  เป็นกลุ่ม  $A_i; 1 \leq i \leq c$

จากนิยามการแบ่งแยกฟัซซีสามารถเขียนฟังก์ชันสมาชิกภาพของ  $x_k$  ใน  $A_i$  ได้ดังสมการที่ 4.4 โดย  $\mu_{ik}$  คือสมาชิกภาพ ซึ่งใช้บอกค่าความน่าจะเป็นที่  $x_k$  จะเป็นสมาชิกของเซต  $A_i$

$$u_{ik} \in [0,1] \quad ; 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n \quad (4.4)$$

$$\sum_{k=1}^c u_{ik} = 1 \quad ; \forall k \in \{1,2,3,\dots,n\} \quad (4.5)$$

$$0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \quad ; \forall i \in \{1,2,3,\dots,c\} \quad (4.6)$$

#### 4.4 อัลกอริทึมของฟัชซีซีมีน (FCM)[7,12]

ขั้นที่ 1 กำหนดค่าเริ่มต้นของ  $u^{(0)}$  และจำนวนกลุ่ม ( $c$ ) ที่ต้องการจะแบ่ง โดยที่

$$2 \leq c \leq n$$

ขั้นที่ 2 คำนวณจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล ( $v_i$ ) โดยใช้สมการ (4.7)

$$v_i' = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ki}')^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ki}')^m} \quad (4.7)$$

เมื่อ  $m$  เป็นค่านำหนักคงที่ที่กำหนดขึ้นและอยู่ในช่วงเปิด  $(1, \infty)$  และ  $1 \leq i \leq c$

ขั้นที่ 3 คำนวณหาค่าสมาชิกภาพในลำดับต่อไป  $u^{t+1}$  จากสมการที่ 4.8

$$u_{ki}^{t+1} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - v_j'\|_A}{\|x_k - v_i'\|_A} \right)^{2/(m-1)}} \quad (4.8)$$

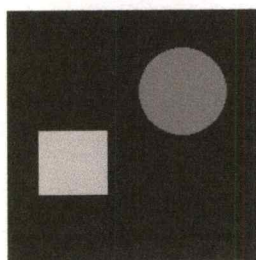
โดย  $1 \leq k \leq N$  และ  $1 \leq i \leq c$

ขั้นที่ 4 คำนวณหา  $Er = |u_{ki}^t - u_{ki}^{t-1}|$  ถ้า  $Er > \varepsilon$  ( $\varepsilon =$  ค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้) ให้  $t = t + 1$  และกลับไปทำขั้นตอนที่ 2 แต่ถ้า  $Er \leq \varepsilon$  ให้สิ้นสุดกระบวนการ

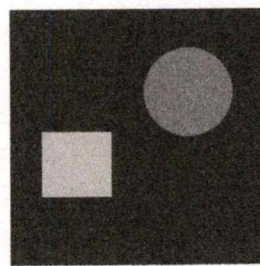
#### 4.5 ผลการทดลอง

ภาพสังเคราะห์ประกอบด้วยข้อมูลภาพสามกลุ่มด้วยกันคือ กลุ่มที่ 1 เป็นกลุ่มพื้นหลังภาพ ซึ่งเป็นกลุ่มภาพขนาดใหญ่ที่มีสีเข้ม กลุ่มที่ 2 เป็นกลุ่มภาพที่สี่เหลี่ยมหรือภาพที่เป็นวงกลมและกลุ่มที่ 3 เป็นกลุ่มภาพที่มีสีขาวหรือภาพสี่เหลี่ยม จากนั้นจึงทำการเพิ่มสัญญาณรบกวนเข้าไปยังภาพสังเคราะห์ดังรูปที่ 4.6 (ข) เพื่อให้เกิดลักษณะของการกระจายของกลุ่มภาพ จากนั้นจึงทำการจัดกลุ่ม

ภาพโดยใช้เทคนิค FCM เพื่อทำการคัดแยกกลุ่มข้อมูลภาพอีกครั้งหนึ่ง โดยทำการแยกเป็น 3 กลุ่มภาพด้วยกันดังรูปที่ 4.6 (ค)



(ก) ภาพสังเคราะห์



(ข) ภาพสังเคราะห์ที่เพิ่มสัญญาณรบกวน



(ค) ภาพสังเคราะห์ (ข) ที่จัดกลุ่มข้อมูลภาพใช้ FCM

รูปที่ 4.6 ภาพสังเคราะห์ที่จัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยใช้เทคนิคฟัซซีซีมีน

ตารางที่ 4.1 เปรียบเทียบภาพก่อนและหลังการจัดกลุ่มข้อมูลภาพโดยใช้ FCM จากภาพสังเคราะห์

กลุ่มภาพ	จำนวนจุดภาพที่แท้จริง	จำนวนจุดภาพวิธี FCM
กลุ่มภาพที่ 1	33,343	31,919
กลุ่มภาพที่ 2	3,852	4,953
กลุ่มภาพที่ 3	2,805	3,128

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในการทดลองใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมจากแลนด์แซท 7 ที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักจากบทที่แล้ว มาทำการจัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยเลือกมาทำการทดลองทั้งหมด 3 ภาพ องค์ประกอบหลักด้วยกัน การทดลองได้ทำการจัดกลุ่มข้อมูลภาพทั้งหมด 3 กลุ่มข้อมูลภาพดังแสดงในรูปที่ 4.7



รูปที่ 4.7 ภาพองค์ประกอบหลักก่อนและหลังถูกจัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยพีชชีมีน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทดลองครั้งนี้ นอกจากภาพถ่ายจากดาวเทียมแล้วเรานำภาพมาตรฐานมาทำการทดลองอีกภาพหนึ่ง ซึ่งเป็นภาพมาตรฐานที่นิยมใช้ในการทดลองทั่วไปอย่างแพร่หลาย ในการทดลองครั้งนี้ได้จัดกลุ่มข้อมูลภาพ 3 กลุ่มข้อมูลภาพดังแสดงในภาพที่ 4.8



ภาพก่อนจัดกลุ่มข้อมูลภาพ



ภาพหลังจัดกลุ่มข้อมูลภาพ

รูปที่ 4.8 ภาพมาตรฐานก่อนและหลังจัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยพีชชีมิน



## บทที่ 5

# โครงข่ายประสาทเทียมแบบโอบฟีลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน

### 5.1 บทนำ

หลายศตวรรษมาแล้วที่มนุษย์ได้ประดิษฐ์และพัฒนาเครื่องจักรขึ้นมา เราจะเห็นว่าเครื่องจักรเหล่านี้จะถูกใช้สำหรับงานที่มีความยุ่งยากซับซ้อนและเป็นงานที่ทำซ้ำๆ ซากๆ ซึ่งถ้าใช้คนทำ อาจจะทำให้เกิดความผิดพลาดได้ง่าย ในสมัยแรกๆ อาจจะมีเริ่มจากเครื่องจักรที่มีการทำงานที่ไม่ยุ่งยากและซับซ้อน เช่น คาน, รอก เป็นต้น และต่อมาได้ประดิษฐ์สิ่งที่มีความซับซ้อนขึ้นมาเรื่อยๆ เช่น เครื่องจักรกล, หุ่นยนต์และคอมพิวเตอร์เป็นต้น จนกระทั่งปัจจุบันวิศวกรและนักวิทยาศาสตร์แขนงต่างๆ ได้พยายามที่จะพัฒนาเครื่องคอมพิวเตอร์ให้มีความฉลาดมากยิ่งขึ้น โดยพยายามให้เครื่องคอมพิวเตอร์มีการเรียนรู้และสามารถตัดสินใจได้เองหรือเป็นส่วนช่วยในการตัดสินใจในขั้นต้นได้ ระบบแบบจำลองโครงข่ายเซลล์ประสาทหรือระบบประสาทแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Artificial neural network system: ANNS) เป็นตัวอย่างหนึ่งที่จะทำให้เครื่องคอมพิวเตอร์มีศักยภาพเพิ่มขึ้น

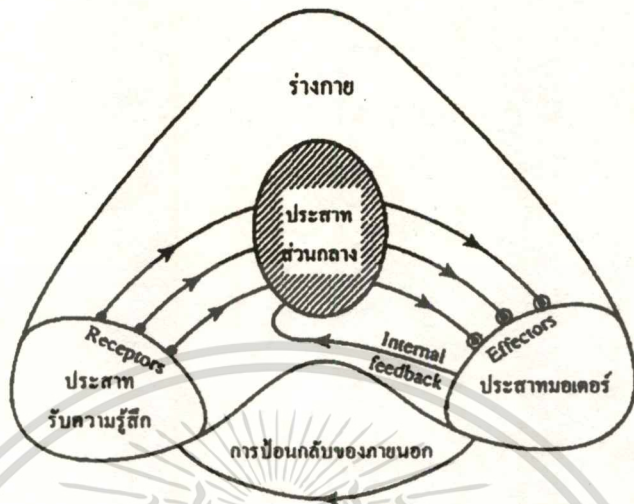
เมื่อพิจารณาถึงมนุษย์และสัตว์จะเห็นว่าสามารถรู้จักรูปภาพและวิเคราะห์แยกแยะเสียงได้ดีกว่าคอมพิวเตอร์ที่ทันสมัยที่สุดแม้จะเป็นคอมพิวเตอร์ที่ถูกสร้างขึ้นมาเพื่องานทางด้านนี้โดยเฉพาะก็ตาม และนักวิจัยในสาขานี้ได้คาดหวังกันว่าระบบ ANNS จะเป็นคลื่นลูกใหม่ที่ใช้ในการประมวลผลข่าวสารสำหรับใช้แทนหรือสนับสนุนการคำนวณแบบเดิม ANNS จะช่วยเสริมความสามารถของคอมพิวเตอร์สำหรับการประมวลผลในระบบใหญ่ๆ ซึ่งระบบนี้สามารถเรียนรู้และตัดสินใจสำหรับกระบวนการของระบบนั้นๆ ได้

ระบบประสาทมียหน้าที่ควบคุมรักษาสมดุลภายในร่างกายให้คงที่ ระบบประสาทของมนุษย์เป็นระบบที่มีโครงสร้างที่ซับซ้อนซึ่งจะประกอบด้วยเซลล์ประสาท (neurons) ประมาณ  $10^{11}$  เซลล์ และเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์จะเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทตัวอื่นอีกประมาณ  $10^4$  เซลล์ ระบบประสาทมียอยู่ด้วยกัน 3 ส่วน

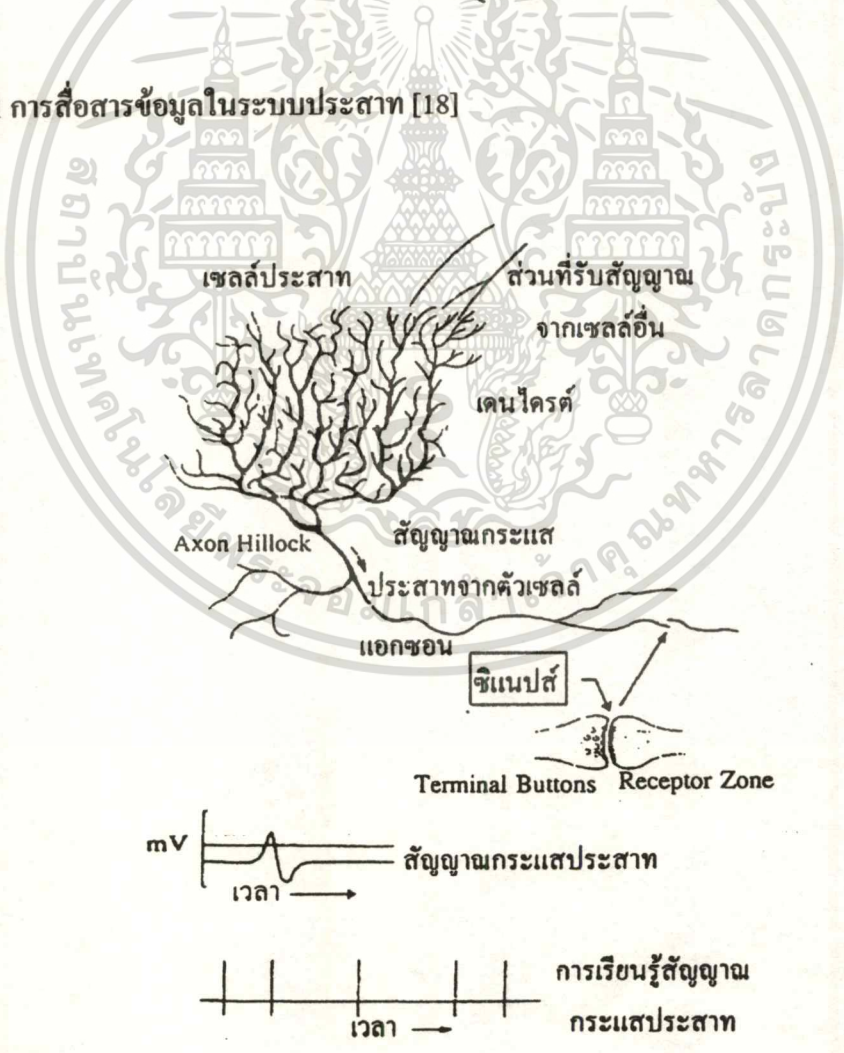
1. ระบบประสาทส่วนกลาง (central nervous system)
2. ระบบประสาทรับความรู้สึก (sensory system)
3. ระบบประสาทมอเตอร์ (motor system)

จากรูปที่ 5.1 ระบบประสาทส่วนกลางจะทำหน้าที่วิเคราะห์ข้อมูลต่างๆ ที่รับมาจากระบบประสาทรับความรู้สึกที่ประกอบด้วยเซลล์ประสาทรับความรู้สึก (sensory receptor) ซึ่งจะรับรู้เกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงของสิ่งแวดล้อมรอบตัว และจะส่งข่าวสารไปยังระบบประสาทส่วนกลาง และเมื่อประสาทส่วนกลางประมวลผลแล้วก็จะส่งสัญญาณไปควบคุมสั่งการระบบประสาทมอเตอร์ของ

อวัยวะแสดงผล (effector) ให้ทำงาน ซึ่งจะทำให้เกิดการตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงทั้งภายในและภายนอกร่างกาย



รูปที่ 5.1 การสื่อสารข้อมูลในระบบประสาท [18]



รูปที่ 5.2 โครงสร้างของเซลล์ประสาทและการส่งสัญญาณกระแสประสาท [18]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้.

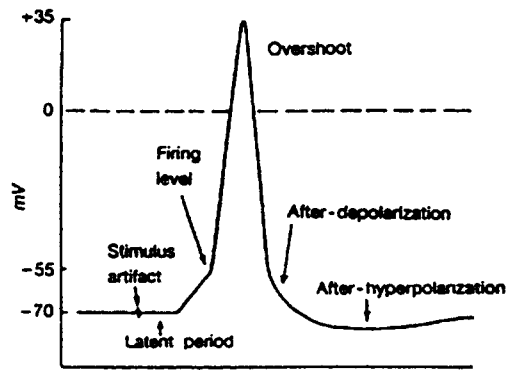
เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์จะประกอบด้วย ตัวเซลล์ (cell body) และแขนงที่แยกออกจากตัวเซลล์ซึ่งได้แก่ แอกซอน (axon) และเดนไดรต์ (dendrite) (รูปที่ 5.2 [18]) แอกซอนมีจุดเริ่มต้นจากบริเวณส่วนที่หนาที่สุดของเซลล์ประสาทเรียกว่า axon hillock เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์จะมีแอกซอนเพียงหนึ่งอันปลายของแอกซอนจะแยกเป็นแขนงหลายเส้นและไปสิ้นสุดที่ terminal bottoms และที่จุดสิ้นสุดนี้จะมีตัวรับกระแสประสาท (nerve impulse) ที่เรียกว่า receptor zone ซึ่งต่ออยู่กับเดนไดรต์ของเซลล์ประสาทตัวอื่น กระแสประสาทหรือข้อมูลที่อยู่ในรูปของการเปลี่ยนแปลงทางไฟฟ้าเคมี จะไปกระตุ้นให้เซลล์ส่งสัญญาณไปตามแอกซอน ดังนั้นแอกซอนจะทำหน้าที่นำสัญญาณกระแสประสาทออกจากตัวเซลล์ไปสู่เซลล์ประสาทตัวอื่น และเดนไดรต์จะทำหน้าที่รับกระแสประสาทจากเซลล์อื่นเข้าสู่ตัวเซลล์

คุณสมบัติของเซลล์ประสาทโดยทั่วไปคือ จะมีความไวต่อการกระตุ้น เมื่อเซลล์ประสาทถูกกระตุ้นจะทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงสมมูลของไอออนบริเวณ receptor zone ซึ่งจะทำให้เกิดความต่างศักย์ขึ้น และเมื่อความต่างศักย์ของจุดนี้สูงกว่าค่าเทรชโฮลด์ก็จะทำให้เกิดการส่งสัญญาณกระแสประสาทไปสู่เซลล์อื่น

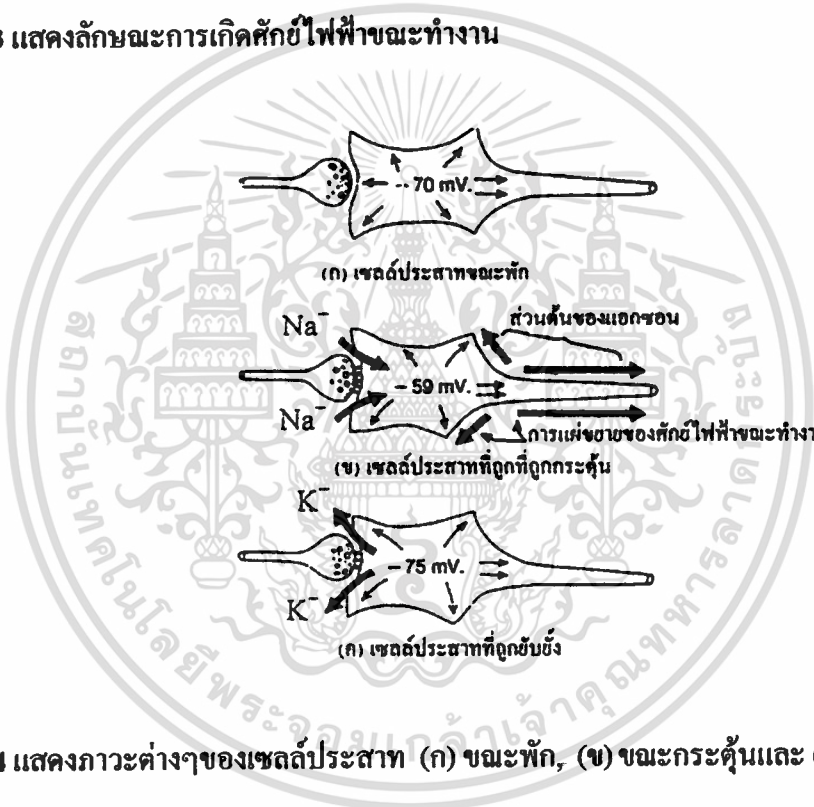
ความต่างศักย์ของเยื่อหุ้มเซลล์ประสาทขณะพักประมาณ  $-60$  ถึง  $-90$  mV ถ้ามีการกระตุ้นเซลล์ประสาทจะมีการแก้ไขโพลาไรซ์ (depolarization) ของเยื่อหุ้มเซลล์ และหลังจากเกิดการแก้ไขโพลาไรซ์จนความต่างศักย์เพิ่มขึ้นเป็น  $15$  mV แล้ว จะทำให้อัตราการแก้ไขโพลาไรซ์เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว ซึ่งจุดนี้จะเรียกว่า firing level (รูปที่ 5.3 [19]) เมื่อความต่างศักย์เพิ่มขึ้นจนถึงจุดสูงสุดประมาณ  $35$  mV จะทำให้อัตราการแก้ไขโพลาไรซ์ลดลงอย่างรวดเร็ว (ประมาณ 70%) และจะค่อยๆ ลดลงกลับเข้าสู่สภาวะปกติ หลังจากเข้าสู่สภาวะปกติแล้วความต่างศักย์จะลดลงต่ำกว่าระดับปกติซึ่งเรียกช่วงนี้ว่า after hyperpolarization ลำดับของการเปลี่ยนแปลงความต่างศักย์ทั้งหมดนี้เรียกว่า ศักย์ไฟฟ้าขณะทำงาน (action potential)

กระแสประสาทที่ส่งผ่านจากเซลล์หนึ่งไปยังอีกเซลล์หนึ่ง จะต้องผ่านรอยต่อระหว่าง terminal bottom และ receptor zone ซึ่งจะเรียกรอยต่อนี้ว่า ซิแนปส์ (synapse) การส่งผ่านกระแสประสาทกันระหว่างเซลล์ (neurotransmission) ซิแนปส์จะปล่อยสารเคมีเพื่อไปกระตุ้น (excitatory) สำหรับบางกรณีและบางกรณีก็ปล่อยสารเคมีเพื่อยับยั้ง (Inhibitory) และในขณะที่ขณะหนึ่งซิแนปส์จะยอมให้เกิดขึ้นเพียงกรณีเดียวเท่านั้น คือถ้าไม่กระตุ้นก็จะปล่อยสารเพื่อยับยั้งการส่งผ่านกระแสประสาท ในรูปที่ 5.4 แสดงสภาวะต่างๆ ของเซลล์ประสาท [19] ในกรณีที่ซิแนปส์เกิดสภาวะกระตุ้นความต่างศักย์ระหว่างผนังเซลล์จะลดลงเป็น  $-58$  mV จะทำให้เกิดการแก้ไขโพลาไรซ์ขึ้น ซึ่งถ้าสูงพอถึงภาวะ firing level ก็จะทำให้เกิดศักย์ไฟฟ้าขณะทำงานขึ้น และการที่จะเกิดสภาวะเช่นนี้ขึ้นได้จะต้องอาศัยซิแนปส์ 10 ถึงหลายร้อยตัวในเวลาเดียวกันโดยขบวนการรวม ซึ่งซิแนปส์เพียงตัวเดียวจะไม่สามารถกระตุ้นเซลล์ประสาทให้ถึงภาวะ firing level ได้ ในรูปที่ 5.5 แสดงศักย์ไฟฟ้าขณะทำงานที่เกิดขึ้นจากการรวมกันของซิแนปส์จำนวนต่างๆ กัน [19]

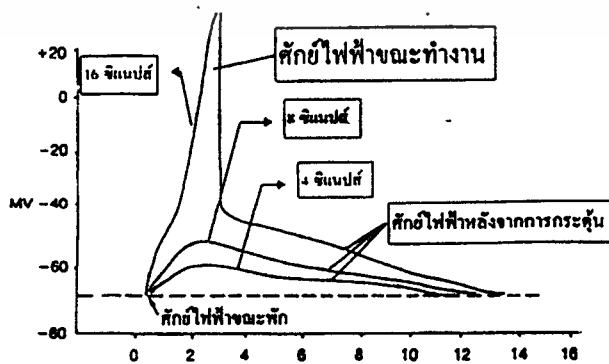
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.3 แสดงลักษณะการเกิดศักย์ไฟฟ้าขณะทำงาน



รูปที่ 5.4 แสดงภาวะต่างๆของเซลล์ประสาท (ก) ขณะพัก, (ข) ขณะกระตุ้นและ (ค) ขณะถูกยับยั้ง



รูปที่ 5.5 แสดงศักย์ไฟฟ้าขณะทำงานที่เกิดจากการรวมกันของซินแนปส์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษเท่านั้น เมื่อนักผู้ได้เห็นว่าไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในสภาวะกระตุ้นจะทำให้เกิดการส่งผ่านสัญญาณกระแสประสาท ไอออนของโซเดียม ( $Na^+$ ) โปรตัสเซียม ( $K^+$ ) และคลอไรด์ ( $Cl^-$ ) จะซึมผ่านเยื่อหุ้มเซลล์ได้มากขึ้น ส่วนในสภาวะยับยั้ง โปรตัสเซียมและคลอไรด์ จะไหลออกมาจากเซลล์และโซเดียมจะไม่มีโอกาสไหลเข้าเซลล์ซึ่งเป็นเหตุให้ประจุบวกภายในเซลล์ลดลงทำให้ความต่างศักย์ภายในเซลล์เป็นลบมากขึ้น (ประมาณ  $-75$  mV) ซึ่งจะส่งผลให้เซลล์ประสาทถูกกระตุ้นมากขึ้นกว่าปกติ คือต้องใช้ความต่างศักย์เพิ่มขึ้นเป็น  $16$  mV จึงจะสามารถกระตุ้นเซลล์ประสาทให้ถึง firing level ได้ ซึ่งระยะนี้จะเรียกว่าระยะการคือ (refractory period)

## 5.2 ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน

วิธีการจัดกลุ่มข้อมูลภาพหรือการแยกส่วนภาพซึ่งมีหลายวิธีด้วยกันเช่น การแยกส่วนภาพโดยการใช้เทคนิคของพีซีซีเอ็ม การใช้เทคนิคของทฤษฎีกราฟ และอื่นๆ ซึ่งสามารถนำมาประยุกต์ใช้กับภาพถ่ายดิจิทัลหลายประเภทด้วยกันเช่น ภาพถ่ายทางการแพทย์ ภาพถ่ายดาวเทียม ภาพถ่ายเรดาร์และอื่นๆ ในบทนี้จะนำเสนออีกเทคนิคหนึ่งก็คือ การจัดกลุ่มข้อมูลภาพโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน (competitive hopfield neural network :CHNN) ซึ่งใช้เทคนิคของการวิเคราะห์ทางจากจุดศูนย์กลางของข้อมูลภาพไปยังจุดของข้อมูลภาพถ้าข้อมูลภาพมีระยะทางใกล้เคียงกันก็จะรวมกันเป็นกลุ่มของข้อมูลภาพ ส่วนข้อมูลภาพที่มีความแตกต่างจากกลุ่มแรกที่กล่าวมาก็จะรวมกันเป็นอีกกลุ่มภาพ โดยจะใช้หลักการของการวิเคราะห์ทางเช่นเดียวกัน ในการแยกกลุ่มภาพเราจะต้องทำการกำหนดจำนวนกลุ่มภาพก่อนว่าต้องการจำนวนกี่กลุ่มภาพ ซึ่งจะกล่าวต่อไป

โครงข่ายประสาทเทียมนำเสนอโดย Lin [9] พิกเซลในแต่ละภาพขนาด  $L \times L$  จากการพิจารณาสิ่งที่ได้จะกำหนดขึ้นมาอีกหนึ่งก็คือ  $M$  ด้วยเหตุนี้ จึงประกอบด้วยประสาทเทียม  $L \times L \times M$  ซึ่งสามารถกำหนดเป็น 3 มิติ สำหรับปัญหาของการแบ่งส่วนภาพ จำนวนประสาทเทียมขึ้นอยู่กับขนาดภาพ ถ้าภาพมีขนาดใหญ่ก็ต้องการจำนวนประสาทเทียมจำนวนมาก ด้วยเหตุนี้ โครงข่ายประสาทเทียมจึงมีความยุ่งยากในการคำนวณ

สำหรับภาพ 2 มิติจำนวนค่าระดับสีเทา ( $n$ ) และจำนวนกลุ่มภาพ ( $c$ ) ดังนั้น CHNN ประกอบด้วย  $n$  โดยหน่วยประสาทเทียม  $c$  เป็นโครงข่าย 2 มิติ หน่วยประสาทเทียมจำนวนมากไม่ขึ้นกับขนาดของภาพ โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการศึกษานี้ถูกออกแบบบนพื้นฐานพลังงานลาปูนอฟ (Lyapunov) โครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์เป็นเทคนิคที่ดีสำหรับการแก้ปัญหาเรื่องของการประมาณค่า ในส่วนนี้ แสดงถึงปัญหาของการแยกส่วนภาพสามารถนำมาใช้กับ โครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์

ความสว่างของภาพหรือค่าระดับสีเทาของภาพ ( $n$ ) จำนวนพิกเซลของค่าระดับสีเทาของ  $x$  หรือแทนด้วยสัญลักษณ์  $h_x$  และผลรวมสุดท้ายของพิกเซลจะเท่ากับ  $\sum_{x=1}^n h_x$  และ  $d(x, y)$  เป็นค่ากกำลังสองของระยะทางยูคลิดีเนียนระหว่างค่าระดับสีเทา  $g_x$  และ  $g_y$  ซึ่งหาได้โดย

$$\begin{aligned} d_{x,y} &= d(g_x, g_y) \\ &= (g_x - g_y)^2 \end{aligned} \quad (1)$$

กำหนดค่าระดับสีเทา

$$G = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$$

โดยที่  $x=1, 2, \dots, n$  และ  $y=1, 2, \dots, n$

บนพื้นฐานของการวัดระยะทางสำหรับค่าระดับสีเทา ภาพใหม่ที่ได้จากการจัดกลุ่มข้อมูลภาพโดยใช้เทคนิค โครงข่ายประสาทเทียมแบบโสมฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขันมีการปรับปรุงที่ดีขึ้น จะให้ค่าระดับสีเทาและจำนวนกลุ่มภาพ ซึ่งวิธีการนี้จะให้ค่าระดับสีเทาที่มีค่าที่เหมาะสม ค่าเฉลี่ยของระยะทางระหว่างค่าระดับสีเทาและจุดกึ่งกลางของกลุ่มภาพต่ำสุดในภาพ

โครงข่ายประสาทเทียมจะบรรจุ หน่วยประสาท  $n$  และ  $c$  ซึ่งมีการเชื่อมต่อระหว่างกัน ตัวแปลทั้งหมดกำหนดโดย

$$v_{x,i} \in \{0, 1\} \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^c v_{x,i} = 1 \quad (3)$$

$$0 < \sum_{x=1}^n v_{x,i} < n \quad (4)$$

$$\sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^c v_{x,i} = n \quad (5)$$

โดย  $1 \leq x \leq n$  และ  $1 \leq i \leq c$

ให้  $V_{x,i}$  แสดง 2 สถานะ ประสาทเทียมของ  $(x, i)$  และ  $(w_{x,i,y,j})$  เชื่อมต่อระหว่างประสาทเทียม  $(x, i)$  และ  $(y, j)$  ประสาทเทียม  $(x, i)$  ในโครงข่ายจะรับข้อมูลป้อนเข้า โดย  $w_{x,i,y,j}$  จากประสาทเทียม  $(y, j)$  อื่นๆ และผลรวมที่รับข้อมูลทั้งหมดรวมกันกับ  $I_{x,i}$  ข้อมูลป้อนเข้าประสาทเทียม  $(x, i)$  ทั้งหมดสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$Net_{x,i} = \sum_{y=1}^n \sum_{j=1}^c W_{x,i,y,j} V_{y,j} + I_{x,i} \quad (6)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และฟังก์ชันพลังงานของลาพูนอฟของภาพ 2 มิติ ของโครงข่ายโฮปฟิลด์ดังนี้

$$E = \frac{1}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^n \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c V_{x,i} W_{x,i;y,j} V_{y,j} - \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^c I_{x,i} V_{x,i} \quad (7)$$

ค่าลัมน์ของโครงข่ายโฮปฟิลด์อธิบายถึงชั้นภาพ และแถวแสดงถึงค่าระดับสีเทาที่อยู่ในภาพ โครงข่ายจะเข้าใกล้เสถียรภาพมากเมื่อค่าพลังงานลาพูนอฟมีค่าน้อยๆ สำหรับตัวอย่างประสาทเทียม  $V_{x,i}$  ในสถานะ firing (สถานะที่สอง = 1) แสดงถึงค่าระดับสีเทา  $g_x$  เป็นส่วนหนึ่งของชั้น  $i$  จุดมุ่งหมายฟังก์ชันสำหรับแยกรายละเอียดที่พิกเซลสำหรับแยกกลุ่มภาพบนค่าเฉลี่ยกำลังสองของระยะทางยูคลิดีเนียนระหว่างค่าระดับสีเทาที่เป็นสมาชิกของชั้นภาพสามารถหาได้ดังนี้

$$E = \frac{A}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^n \sum_{i=1}^c \frac{1}{\sum_{y=1}^n h_y V_{y,i}} V_{x,i} d_{x,y} h_y V_{y,i} + \frac{B}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c V_{x,i} V_{x,j} + \frac{C}{2} \left[ \left( \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^c V_{x,i} \right) - n \right]^2 \quad (8)$$

ผลรวมในเทอมแรกของทางด้านขวามือเป็นค่าเฉลี่ยกำลังสองทั้งหมดของระยะทาง ส่วนเทอมที่สองเป็นพลังงานจากสมการที่ (2) ซึ่งเป็นการพยายามแน่ใจว่าไม่มีค่าระดับสีเทา  $g_x$  ปรากฏอยู่ในกลุ่มที่สองหรือกลุ่มอื่นนอกเหนือจากนั้นในการแยกกลุ่มภาพ ส่วนเทอมที่สาม เป็นพลังงานเริ่มต้นจากสมการที่ (4) เป็นการเพิ่มความเชื่อมั่นว่ากลุ่มภาพทั้งหมดไม่ใหญ่กว่าค่าระดับสีเทาทั้งหมด ( $n$ )

ในรายงานการวิจัย CHNN เป็นการเสนอถึงวิธีการแก้ปัญหา จากกฎการเรียนรู้เพื่อการแข่งขัน (competitive learning rule) โดย WTA (winner-take-all) ใช้เพื่ออัปเดตค่าถ่วงน้ำหนักในหมู่ของประสาทเทียม ในการปรับจะให้ประสิทธิภาพและวิธีที่แน่นอน เป็นต้นว่าโครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งตัวในแถวจะรับข้อมูลป้อนเข้าที่มีค่าสูงสุดจะกำหนดให้เป็นหนึ่งส่วนค่าอื่นที่นอกเหนือจากนี้จะมีค่าเป็นศูนย์ ในกรณีอื่นค่าฟังก์ชันป้อนเข้าและข้อมูลที่ใส่สำหรับแถวที่  $x$  ได้ดังสมการที่ (9)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$V_{x,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } Net_{x,i} = \max \{Net_{x,1}, \dots, Net_{x,c}\} \\ 0, & \text{if } Net_{x,i} \neq \max \{Net_{x,1}, \dots, Net_{x,c}\} \end{cases} \quad (9)$$

จากกฎของ WTA จะเป็นการยืนยันทั้งหมด ไม่เฉพาะค่าระดับสีเทา  $g_x$  และ  $g_y$  เท่านั้นที่สามารถกำหนดให้กลุ่มภาพที่เหมือนกัน เพื่อให้แน่ใจทุกๆค่าระดับสีเทาของภาพจะทำการแบ่งกลุ่มก่อน ก่อนที่จะทำการแยกกลุ่มข้อมูลภาพ จากผลงานนำมาประยุกต์ใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบโอบพิลด์ชนิดที่มีการแข่งขันจะเข้าใกล้ค่าน้อยๆ ด้วยเหตุนี้ จุดประสงค์ผลงานของ CHNN จะง่าย สามารถทำได้ดังนี้

$$E = \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^n \sum_{i=1}^c \frac{1}{\sum_{y=1}^n h_y V_{y,i}} V_{x,i} d_{x,y} h_y V_{y,i} \quad (10)$$

### 5.3 วิธีการประยุกต์ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบโอบพิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน

ในการจัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยใช้ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบโอบพิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน [8] สามารถที่จะทำเป็นลำดับขั้นตอนได้ดังต่อไปนี้

ขั้นที่ 1 กำหนดจำนวนกลุ่มภาพ  $c$  และกำหนดค่าระดับสีเทา  $G = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$  โดย  $n$  เป็นจำนวนสุดท้ายค่าระดับสีเทา

ขั้นที่ 2 คำนวณหาระยะทางยูคลิดีเนียนระหว่าง  $g_x$  และ  $g_y$  โดยใช้สมการดังต่อไปนี้

$$d_{x,y} = d(g_x, g_y) = (g_x - g_y)^2$$

และทำการฮิสโตแกรม  $\{h_y\}$  โดย  $x, y = 1, 2, \dots, n$

ขั้นที่ 3 กำหนดค่าเริ่มต้นของประสาทเทียม  $n$  โดย  $c$  และค่าเริ่มต้นนี้ได้โดยการสุ่ม

ขั้นที่ 4 คำนวณหาค่าสุดท้ายของข้อมูลป้อนเข้าและผลลัพธ์ที่ได้  $x^{th}$  ของค่าระดับสีเทา และ  $i^{th}$  ของกลุ่มภาพหาได้โดย

$$V_{x,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } Net_{x,i} = \max \{Net_{x,1}, \dots, Net_{x,c}\} \\ 0, & \text{if } Net_{x,i} \neq \max \{Net_{x,1}, \dots, Net_{x,c}\} \end{cases}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการทำงานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นที่ 5 คำนวณหาค่าสุดท้ายของข้อมูลป้อนเข้าประสาทเทียมมีค่าระดับสีเทาในแถวที่  $x^h$  และกลุ่มภาพ  $i^h$  โดยใช้

$$Net_{x,i} = -\frac{1}{\sum_{y=1}^n h_y V_{y,i}} \sum_{y=1}^n d_{x,y} h_y V_{y,i}$$

ขั้นที่ 6 ทำการประมวลผลประสาทเทียมลำดับต่อไปถ้าไม่มีการเปลี่ยนแปลงข้ามไปขั้นตอนที่ 7 ถ้ามีการเปลี่ยนแปลงให้กลับไปขั้นตอนที่ 4

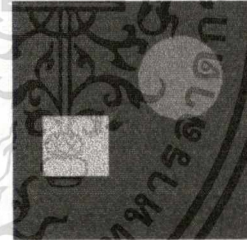
ขั้นที่ 7 ข้อมูลสุดท้ายของประสาทเทียมเป็นค่าระดับสีเทากำหนดให้เป็นหนึ่งกลุ่มภาพ

#### 5.4 ผลการทดลอง

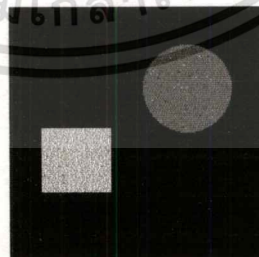
ภาพมาสังเคราะห์ประกอบด้วยข้อมูลภาพสามกลุ่มด้วยกันคือ กลุ่มที่ 1 เป็นกลุ่มพื้นหลังภาพซึ่งเป็นกลุ่มภาพขนาดใหญ่ที่มีสีดำเข้ม กลุ่มที่ 2 เป็นกลุ่มภาพที่สีเทาหรือภาพที่เป็นวงกลมและกลุ่มที่ 3 เป็นกลุ่มภาพที่มีสีขาวหรือภาพสี่เหลี่ยม จากนั้นจึงทำการเพิ่มสัญญาณรบกวนเข้าไปยังภาพสังเคราะห์ดังรูปที่ 5.6 (ข) เพื่อให้เกิดลักษณะการกระจายของกลุ่มภาพ จากนั้นจึงทำการจัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยใช้เทคนิค CHNN เพื่อทำการคัดแยกกลุ่มภาพอีกครั้งหนึ่ง โดยทำการแยกเป็น 3 กลุ่มภาพด้วยกันดังรูปที่ 5.6 (ค)



(ข) ภาพสังเคราะห์



(ข) ภาพสังเคราะห์ที่เพิ่มสัญญาณรบกวน



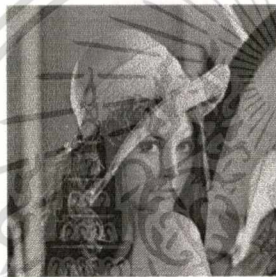
(ค) ภาพสังเคราะห์ (ข) ที่จัดกลุ่มข้อมูลภาพใช้ CHNN

**รูปที่ 5.6** ภาพสังเคราะห์ที่จัดกลุ่มข้อมูลภาพโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน

**ตารางที่ 5.1** เปรียบเทียบภาพก่อนและหลังการจัดกลุ่มข้อมูลภาพโดยใช้ CHNN จากภาพตั้งเคราะห์

กลุ่มภาพ	จำนวนจุดภาพที่แท้จริง	จำนวนจุดภาพวิธี CHNN
กลุ่มภาพที่ 1	33,343	33,343
กลุ่มภาพที่ 2	3,852	3,924
กลุ่มภาพที่ 3	2,805	2,802

การทดลองได้นำภาพมาตรฐานมาทำการทดลองอีกภาพหนึ่ง ซึ่งเป็นภาพมาตรฐานที่นิยมใช้ในการทดลองทั่วไป ในการทดลองครั้งนี้ได้จัดกลุ่มข้อมูลภาพ 3 กลุ่มด้วยกัน



ภาพก่อนจัดกลุ่มข้อมูลภาพ



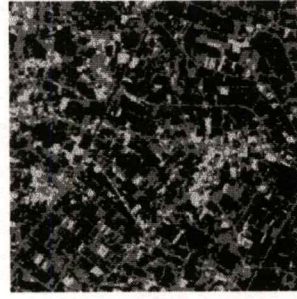
ภาพหลังจัดกลุ่มข้อมูลภาพ

**รูปที่ 5.7** ภาพของมาตรฐานก่อนและหลังจัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน

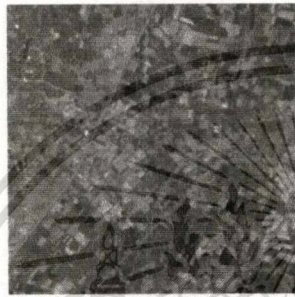
นอกจากภาพมาตรฐานที่ใช้ในการทดลองแล้วยังมีการใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมจากแลนด์แซท 7 ระบบ BMT+ ที่ผ่านการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบหลักจากบทที่ 2 ที่ผ่านมา มาทำการจัดกลุ่มข้อมูลภาพ โดยเลือกมาทำการทดลองทั้งหมด 3 องค์ประกอบหลักด้วยกัน การทดลองได้ทำการจัดกลุ่มข้อมูลภาพทั้งหมด 3 กลุ่มด้วยกันดังแสดงในรูปที่ 5.8



(ก) องค์ประกอบหลักลำดับที่ 1



(ข) ภาพ (ก) ถูกจัดกลุ่มข้อมูลภาพ



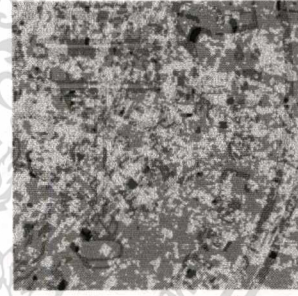
(ค) องค์ประกอบหลักลำดับที่ 2



(ง) ภาพ (ค) ถูกจัดกลุ่มข้อมูลภาพ



(จ) องค์ประกอบหลักลำดับที่ 3



(ฉ) ภาพ (จ) ถูกจัดกลุ่มข้อมูลภาพ

รูปที่ 5.8 ภาพองค์ประกอบหลักก่อนและหลังถูกจัดกลุ่มข้อมูลภาพโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ  
โสมบิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 6

# การปรับปรุงภาพดิจิทัล

### 6.1 บทนำ

ขบวนการปรับปรุงภาพจะทำการรวบรวมเอาเทคนิคต่างๆ ที่นำมาใช้ในการปรับปรุงคุณภาพของภาพหรือเป็นการแปลงภาพให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมกว่าเดิม เพื่อให้มนุษย์หรือเครื่องจักรกลสามารถวิเคราะห์ภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ [10] ตัวอย่างเช่น ในกรณีของภาพถ่ายดาวเทียมที่ทำให้ภาพข้อมูลดิบที่มีความคมชัดต่ำ ทั้งนี้อาจเกิดจากปัญหาของการแตกกระจายของคลื่นแสง (light scattering) ที่จะไปเพิ่มความสว่างในภาพทำให้คอนทราสต์ ของภาพที่ได้รับต่ำลง การปรับปรุงภาพจะช่วยทำให้ผู้ใช้ภาพถ่ายดาวเทียมสามารถทำการแปลความหมาย ภาพถ่ายดาวเทียมด้วยสายตาได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงขึ้น...

เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงค่าฮิสโตแกรมของภาพ มีผลทำให้จุดภาพเกิดการเปลี่ยนแปลงค่าระดับสีเทา ซึ่งการเปลี่ยนแปลงจะเกิดขึ้นจากจุดภาพหนึ่งจุดภาพใด โดยไม่เกี่ยวข้องกับค่าระดับสีเทาของจุดภาพข้างเคียง ดังนั้นการปรับปรุงเปลี่ยนแปลงฮิสโตแกรมของภาพ จะเป็นการประมวลผลภาพแบบจุด ซึ่งผลลัพธ์หลังการเปลี่ยนแปลงฮิสโตแกรม อาจจะช่วยทำให้มองเห็นรายละเอียดในภาพชัดเจนขึ้น ซึ่งในการประมวลผลการเปลี่ยนแปลงฮิสโตแกรมของภาพนั้นจะใช้วิธีการอิกวาไลเซชันฮิสโตแกรม (histogram equalization) ซึ่งจะทำให้ภาพที่ได้นั้นมีความแตกต่างของรายละเอียดภายในสูงและชัดเจน

### 6.2 การฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชัน

การทำฮิสโตแกรม [7] คือการอาศัยหลักของทางสถิติโดยการใช้หลักการกระจายความน่าจะเป็นของค่าระดับสีเทา ส่วนวิธีการทำฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชันสำหรับการปรับปรุงพัฒนาภาพก็เป็นอีกวิธีหนึ่งที่อาศัยหลักการกระจาย การใช้วิธีการโดยการยึดคอนทราสต์ของรูปภาพเป็นวิธีของการลดค่าของระดับสีเทาเพื่อให้ได้รูปภาพที่มีการปรับปรุงให้ดีขึ้น ซึ่งวิธีการดังกล่าวเรียกว่าวิธีการทำฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชัน โดยทั่วไปวิธีการพัฒนาหรือปรับปรุงภาพที่ได้เรียกว่าการปรับปรุงภาพทั้งภาพพร้อมกันหรือการทำฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชันแบบวงกว้าง

ให้  $X = \{x_{ij}\}$  แสดงถึงภาพที่มีค่าระดับสีเทา  $L$  ระดับ และ  $x_{ij}$  แสดงถึงค่าระดับสีเทาของจุดภาพที่ตำแหน่งพิกัด  $(i, j)$  โดยที่  $x(i, j) \in \{0, 1, \dots, 255\}$

ขั้นตอนของการทำฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชันแบบวงกว้างมีขั้นตอนดังนี้

- 1) ทำการคำนวณหาค่าความน่าจะเป็นของค่าความเข้มของจุดภาพ ซึ่งแทนด้วยตัวแปร  $k$  และสามารถคำนวณได้ดังนี้(Probability Density Function:PDF)

$$p(k) = \frac{n_k}{N}$$

โดยที่  $n_k$  เป็นจำนวนจุดภาพทั้งหมดของภาพที่มีค่าระดับสีเทาเป็น  $k$  โดย  $k = 0, 1, \dots, L-1$  และ  $N$  เป็นจำนวนจุดภาพทั้งหมดของภาพที่จะทำการฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชัน เมื่อนำค่า  $n_k$  ไปทำการพล็อตร่วมกับ  $X_k$  จะได้กราฟซึ่งเรียกว่าการฮิสโตแกรมภาพ

- 2) คำนวณหาฟังก์ชันความหนาแน่นสะสม (Cumulative Distribution Function:CDF) ของ PDF

$$c(k) = \sum_{j=0}^k p(k)$$

โดยกำหนดให้  $c(L-1) = 1$

- 3) ทำการแปลงเป็นฟังก์ชันฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชัน

$$f(X_k) = X_0 + (X_{L-1} - X_0)c(k)$$

โดยที่  $X_0$  เป็นค่าต่ำสุดของค่าระดับสีเทาและ  $X_{L-1}$  เป็นค่าสูงสุดของค่าระดับสีเทา

- 4) ทำการอิกวาไลซ์ทั้งหมดจากภาพที่ได้โดยวิธีการฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชัน

$$Y = \{y(i, j)\} = f(X) = \{f(x(i, j)) \mid \forall x(i, j) \in X\}$$

ข้อเสียของการทำฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชันแบบวงกว้างของภาพคือการอิมพิวเตอร์เนื่องจากการทำค่าระดับสีเทา จากปัญหาดังกล่าวเมื่อทำการอิกวาไลซ์ภาพจะมีข้อมูลบางส่วนไม่ได้รับการปรับปรุง การแก้ปัญหาดังกล่าวทำได้โดย นำภาพที่จะทำการอิกวาไลซ์มาทำการแยกกลุ่มข้อมูลภาพ โดยค่าที่มีความใกล้เคียงกันแยกเป็นภาพย่อยระดับเดียวกัน จากนั้นนำวิธีการฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชันมาประยุกต์ใช้กับภาพย่อยหรือกลุ่มภาพ วิธีการดังกล่าวเรียกว่าการฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชันพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในการทำฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชันพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น ภาพ  $X$  ทำการแยกส่วนภาพหรือการจัดกลุ่มข้อมูลภาพได้โดย  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_c\}$  โดยที่  $c$  เป็นจำนวนกลุ่มข้อมูลภาพ และค่าระดับสีเทาที่  $x_r = \{X_{r0}, X_{r1}, \dots, X_{rk_r}\} \equiv R^r$  โดย  $r = 1, 2, \dots, c$

$$\begin{aligned} X &= x_1 \cup x_2 \cup \dots \cup x_c \\ x_r &= \{x(i, j) \mid x(i, j) \in R^r, \forall x(i, j) \in X\}, \\ x_{r-1} \cap x_r &= 0, R^r \cap R^{r-1} = 0 \end{aligned}$$

ค่า PDF ของภาพย่อย  $\{x_1, x_2, \dots, x_c\}$  คือ

$$p_r(k_r) = \frac{n_{rk_r}}{N_r}$$

ค่า CDF ของ PDF คือ

$$c_r(k_r) = \sum_{i=0}^{k_r} p_r(k_r)$$

โดย  $0 \leq c_1(k_1), c_2(k_2), \dots, c_c(k_c) \leq 1$

ทำนองเช่นเดียวกันกรณีกับการฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชันแบบวงกว้าง ทำการแปลงเป็นฟังก์ชันฮิสโตแกรมอิกวาไลเซชันได้โดย

$$f_r(X_{rk_r}) = X_{r0} + (X_{rk_r} - X_{r0})c_r(k_r)$$

โดย  $f_r(X_{rk_r}) = f_r(x(i, j) \mid x(i, j) \in R^r, \forall x(i, j) \in X$

จากการแปลงฟังก์ชันนำมาประยุกต์ใช้กับการที่แยกเป็นภาพย่อย การอิกวาไลซ์จะอิสระจากกัน จากการอิกวาไลซ์ภาพย่อยผลของการอิกวาไลซ์ภาพได้ดังนี้

$$Y = \{y(i, j)\} = f_1(X_{1k}) \cup f_2(X_{2k}) \cup \dots \cup f_c(X_{ck})$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 6.3 การประยุกต์การปรับเรียบฮิสโตแกรมกับภาพถ่าย [14]

ทำการประยุกต์ใช้การปรับเรียบฮิสโตแกรมกับภาพถ่ายดาวเทียมและภาพมาตรฐาน ซึ่งจะมียู่ด้วยกันทั้งหมด 2 วิธีด้วยกันคือ การทำฮิสโตแกรมแบบวงกว้างและการฮิสโตแกรมพื้นที่ที่เฉพาะท้องถิ่น โดยสามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้

#### 6.3.1 การทำฮิสโตแกรมแบบวงกว้าง

การทำฮิสโตแกรมแบบวงกว้างจะเป็นการประยุกต์วิธีการฮิสโตแกรมแบบวงกว้างกับภาพถ่ายดาวเทียมที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก โดยการนำภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 และภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 ซึ่งเป็นภาพที่มีรายละเอียดข้อมูลมากที่สุดตามลำดับจากมากไปหาน้อย และมีการประยุกต์ใช้กับภาพถ่ายมาตรฐาน ซึ่งสามารถแสดงผลของการฮิสโตแกรมแบบวงกว้างได้ดังรูปที่ 6.1 และ 6.2 ตามลำดับ

#### 6.3.2 การทำฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น

จากการทำฮิสโตแกรมแบบวงกว้างภาพที่ได้จะเกิดการอิมตัวของระดับสีเทาในบางพื้นที่ จึงทำให้การจำแนกประเภทและการแปลความหมายจากภาพทำได้ยาก จึงมีการนำเสนอวิธีการใหม่ขึ้นมาเรียกว่า การฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น เพื่อช่วยขจัดปัญหาของการอิมตัวของระดับสีเทาในภาพ ขอบเขตของพื้นที่ย่อยหรือการจัดกลุ่มข้อมูลภาพที่ได้จากวิธีฟัซซีซมิน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮบฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน โดยการฮิสโตแกรมที่ละส่วนภาพจากนั้นจึงนำผลที่ได้มาทำการรวมกันอีกครั้งหนึ่ง ซึ่งภาพที่ได้จะมีรายละเอียดของข้อมูลภาพมากกว่าแบบวิธีแรกคือการฮิสโตแกรมแบบวงกว้างและภาพมาตรฐาน ภาพถ่ายดาวเทียมที่ได้จากการฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่นที่จากภาพที่ผ่านการจัดกลุ่มข้อมูลแบบ CHNN ดังรูปที่ 6.5 และ 6.6 ตามลำดับ ภาพมาตรฐานและภาพถ่ายดาวเทียมที่ได้จากการฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่นที่จากภาพที่ผ่านการจัดกลุ่มข้อมูลแบบ FCM แสดงให้เห็นดังรูปที่ 6.3 และ 6.4 ตามลำดับ



(ก) ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1



(ข) ภาพ (ก) ผ่านการทำ GHE



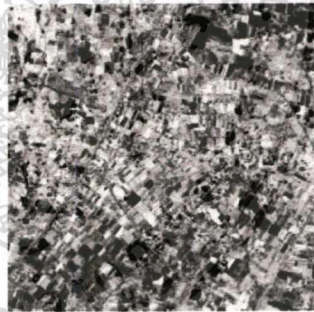
(ค) ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2



(ง) ภาพ (ค) ผ่านการทำ GHE



(จ) ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3



(ฉ) ภาพ (จ) ผ่านการทำ GHE

รูปที่ 6.1 ภาพที่ได้จากการทำอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบวงกว้างของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 และภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก) ภาพมาตรฐาน



(ข) ภาพ (ก) ผ่านการทำ GHE

รูปที่ 6.2 ภาพที่ได้จากการทำอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบวงกว้างของภาพมาตรฐาน



(ก) ภาพมาตรฐานจัดกลุ่มแบบ FCM



(ข) ภาพ (ก) ผ่านการทำ LHE

รูปที่ 6.3 ภาพมาตรฐานที่ได้จากการทำอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่นของภาพที่ได้จากการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบฟัซซีซีมีน



(ก) ภาพ PC1 จัดกลุ่มข้อมูลแบบ FCM



(ข) ภาพ FCM ผ่านการ LHE



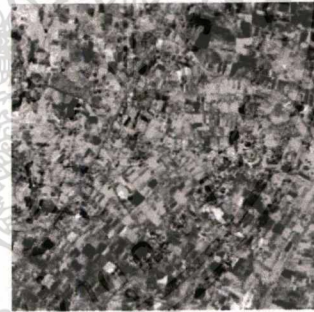
(ค) ภาพ PC2 จัดกลุ่มข้อมูลแบบ FCM



(ง) ภาพ FCM ผ่านการ LHE



(จ) ภาพ PC3 จัดกลุ่มข้อมูลแบบ FCM



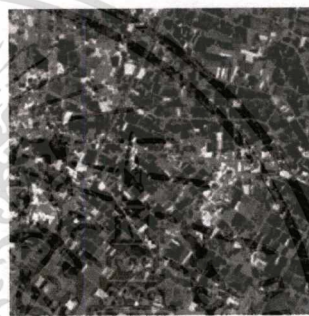
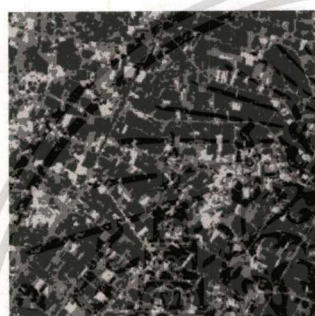
(ฉ) ภาพ FCM ผ่านการ LHE

**รูปที่ 6.4** ภาพองค์ประกอบหลักที่ได้จากการทำไอควาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องที่ของภาพที่ได้จากการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบฟัซซีซีมีน



(ก) ภาพมาตรฐานจัดกลุ่มข้อมูลแบบ CHNN (ข) ภาพ (ก) ผ่านการทำ LHE

**รูปที่ 6.5** ภาพมาตรฐานที่ได้จากการทำอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องที่ของภาพที่ได้จากการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน



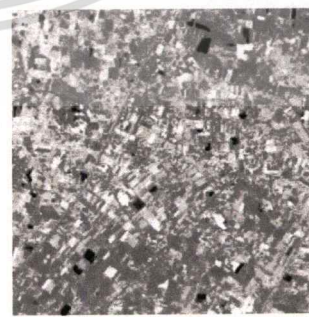
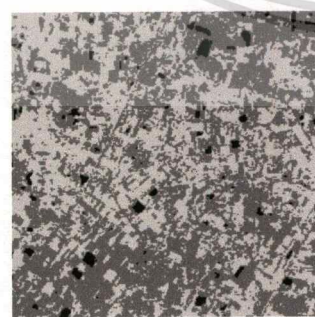
(ก) ภาพ PC1 จัดกลุ่มแบบ CHNN

(ข) ภาพ CHNN ผ่านการ LHE



(ค) ภาพ PC2 จัดกลุ่มแบบ CHNN

(ง) ภาพ CHNN ผ่านการ LHE



(จ) ภาพ PC3 จัดกลุ่มแบบ CHNN

(ฉ) ภาพ CHNN ผ่านการ LHE

**รูปที่ 6.6** ภาพองค์ประกอบหลักที่ได้จากการทำอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องที่ของภาพที่ได้จากการจัดกลุ่มภาพแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์ชนิดที่มีการแข่งขัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 6.4 การตรวจสอบคุณภาพของภาพ

ความสำเร็จและความถูกต้องของการวิเคราะห์ภาพถ่ายความเข้มหลายสเปกตรัมสายตานั้นขึ้นอยู่กับคุณสมบัติเฉพาะตัวของผู้ที่ทำการวิเคราะห์ว่า มีประสบการณ์และความชำนาญในการเรียนรู้ลักษณะพื้นที่ที่ทำการศึกษา รูปแบบ ลักษณะ สีของวัตถุ ที่ปรากฏในภาพตลอดจนกิจกรรมต่างๆ ทั้งธรรมชาติและโดยมนุษย์ที่เป็นไปตามสภาพแวดล้อมและระยะเวลาในแต่ละช่วง สำหรับการวิเคราะห์ภาพด้วยเครื่องคอมพิวเตอร์นั้น ต้องอาศัยความรู้ความเข้าใจเฉพาะด้านและการใช้เครื่องมือเฉพาะช่วย การหาค่าความแปรปรวนของภาพก็เป็นวิธีหนึ่งของการวิเคราะห์ด้วยคอมพิวเตอร์

### 6.4.1 ค่าความแปรปรวนของภาพ

ค่าเฉลี่ย  $\bar{x}$  เป็นค่าเฉลี่ยค่าระดับสีเทาของภาพ [11] ซึ่งสูตรที่ใช้ในการคำนวณคือ

$$\bar{x} = \frac{1}{N \times M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M x_{nm} \quad (6.12)$$

ค่าความแปรปรวน เป็นค่ากำลังสองของผลต่างระหว่างค่าระดับสีเทาของจุดภาพกับค่าเฉลี่ย และหารด้วยจำนวนจุดภาพทั้งหมด ( $N \times M$  จุดภาพ) สูตรที่ใช้ในการคำนวณคือ

$$\sigma^2 = \frac{1}{N \times M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (x_{nm} - \bar{x})^2 \quad (6.13)$$

และค่าคาดหวังพลังงานทั้งหมด นั้นจะเป็นการรวมกันระหว่างค่า ความแปรปรวนกับค่าเฉลี่ย โดยที่ค่าความแปรปรวนก็คือพลังงานเอซี และค่าเฉลี่ยก็คือพลังงานดีซี เขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$E(x^2) = (\sigma^2) + (\bar{x})^2 \quad (6.14)$$

$$\text{ค่าคาดหวังพลังงานทั้งหมด} = \text{พลังงานเอซี} + \text{พลังงานดีซี} \quad (6.15)$$

## 6.4.2 การแปลภาพด้วยสายตา

การแปลภาพด้วยสายตาต้องอาศัยความสามารถของผู้ทำการแปล และถือว่าเป็นสิ่งสำคัญที่สุด หากมีความรู้หรือคุ้นเคยกับสภาพพื้นที่นั้นๆ ด้วยแล้ว จะทำให้การแปลภาพมีความถูกต้องและรวดเร็ว การทำภาพขาว-ดำให้เป็นภาพสีผสม (false color composite) โดยภาพถ่ายดาวเทียมขาว-ดำหนึ่งภาพในหลายสเปกตรัมสามารถนำมาซ้อนทับกันได้ครั้งละ 3 แบนด์ โดยกำหนดให้แต่ละแบนด์ที่เป็นภาพสีขาว-ดำเป็นสีบวก (additive primary color) 3 สีหลัก คือ สีน้ำเงิน (blue) สีเขียว (green) และสีแดง (red) เมื่อนำมาทับซ้อนกันทำให้ได้ภาพสีผสม ปรางภูสีต่างๆ ซึ่งเป็นไปตามทฤษฎีสี คือ การซ้อนทับของแม่สีบวกแต่ละคู่จะให้แม่สีลบ (subtractive primary color) คือสีเหลือง (yellow) สีม่วงแดง (magenta) และสีฟ้า (cyan) ดังรูปที่ 6.7 นั่นคือ

$$\begin{aligned}
 \text{สีแดง (R)} + \text{สีเขียว (G)} &= \text{สีเหลือง (Y)} \\
 \text{สีแดง (R)} + \text{สีน้ำเงิน (B)} &= \text{สีม่วงแดง (M)} \\
 \text{สีน้ำเงิน (B)} + \text{สีเขียว (G)} &= \text{สีฟ้า (C)} \\
 \text{สีน้ำเงิน (B)} + \text{สีเขียว (G)} + \text{สีแดง (R)} &= \text{สีขาว (W)} \\
 \text{สีเหลือง (Y)} + \text{สีม่วงแดง (M)} + \text{สีฟ้า (C)} &= \text{สีดำ}
 \end{aligned}$$

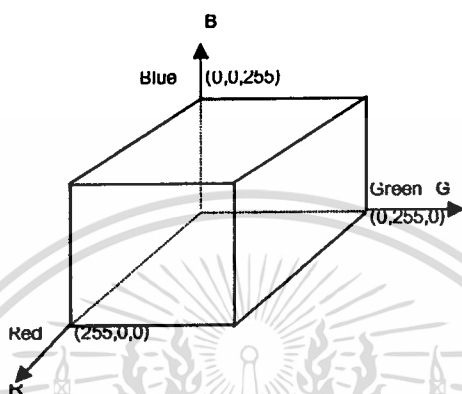


### รูปที่ 6.7 ความสัมพันธ์ระหว่างแม่สีบวกและแม่สีลบ

ข้อมูลภาพสีของภาพถ่ายดาวเทียมแบบหลายความถี่มีลักษณะเป็นข้อมูลภาพสามแบนด์ แต่ละจุดภาพที่แสดงผลเกิดจากการรวมกันระหว่างข้อมูลภาพทั้งสามแบนด์ โดยแต่ละแบนด์เป็นข้อมูลขนาด 8 บิต (Bit) ดังนั้นข้อมูลสีหนึ่งจุดจะมีขนาด 24 บิต หรือเรียกว่าเป็นข้อมูล 24 บิตต่อจุดภาพ (Bit per pixel) นั่นคือ แต่ละจุดภาพจะมีความเป็นไปได้ที่จะเกิดข้อมูลแตกต่างกันถึง  $2^{24}$

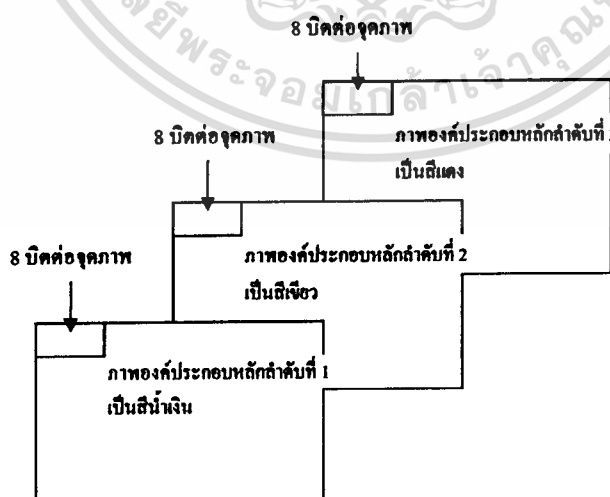
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระดับคือเท่ากับ 16.7 ล้านระดับที่แตกต่างกัน ถ้ามีการแสดงผลภาพสีโดยการนำข้อมูลภาพทั้งสามแบนด์มาทำการพล็อตเป็นฮิสโตแกรมสามมิติ ซึ่งแต่ละแกนคือค่าระดับสีเทาของข้อมูลภาพที่มีค่าได้ตั้งแต่ 0-255 ของแต่ละแบนด์ ทำให้เกิดบล็อกสี่เหลี่ยมเล็กๆภายในฮิสโตแกรมดังกล่าวจำนวน  $256 \times 256 \times 256$  บล็อก โดยที่แต่ละบล็อกก็คือข้อมูลของพิกเซลที่เกิดขึ้นในแต่ละจุดภาพนั่นเอง ฮิสโตแกรมของภาพดังแสดงในรูปที่ 6.8



รูปที่ 6.8 แสดงฮิสโตแกรมของฮิสโตแกรมสามมิติของการแสดงผลภาพสีโดยใช้รูปแบบจำลองสีแบบอาร์จีบีซึ่งมีขนาด 24 บิตต่อจุดภาพ

ในการผสมสีข้อมูลสีแต่ละสีจะถูกเลือกมาจากภาพองค์ประกอบหลักของสามลำดับแรกที่ผ่านการประมวลผลจากเทคนิคต่างๆ



รูปที่ 6.9 แสดงการเลือกข้อมูลภาพองค์ประกอบหลักสามลำดับแรกมาเป็นองค์ประกอบสีในการแสดงผลภาพสีแบบอาร์จีบี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การผสมจากภาพถ่ายดาวเทียมให้เป็นภาพสีนั้นขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ที่ต้องการขยายรายละเอียดเฉพาะเรื่องให้เด่นชัดจน สามารถจำแนกหรือมีสีแตกต่างจากสิ่งแวดล้อม



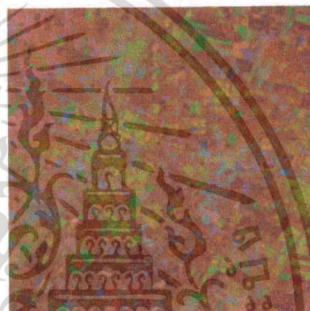
(ก) ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1



(ข) ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2



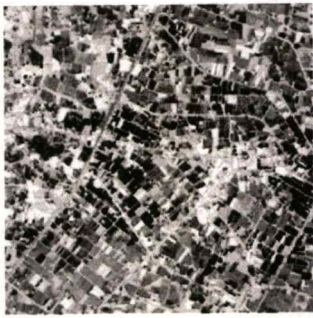
(ค) ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3



(ง) ภาพสีผสม

รูปที่ 6.10 ภาพเดิมของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 และภาพสีผสม

รูปที่ 6.10 (ก) เป็นภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ได้กำหนดให้เป็นภาพสีน้ำเงิน (ข) เป็นภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 กำหนดให้เป็นภาพสีเขียว (ค) เป็นองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 กำหนดให้เป็นภาพสีแดง เมื่อนำภาพองค์ประกอบหลักทั้ง 3 ภาพมาซ้อนทับกับกันจะได้ภาพสีผสม ดังรูปที่ 6.10 (ง)



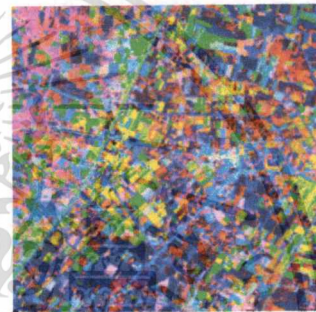
(ก) ภาพ GHE ของภาพ  
องค์ประกอบลำดับที่ 1



(ข) ภาพ GHE ของภาพ  
องค์ประกอบลำดับที่ 2



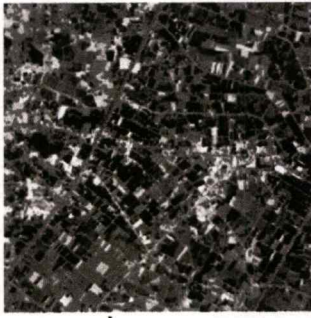
(ค) ภาพ GHE ของภาพ  
องค์ประกอบลำดับที่ 3



(ง) ภาพสีผสมที่ผ่านการทำ GHE

รูปที่ 6.11 ภาพที่ผ่านการทำ GHE ของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 และภาพสีผสม

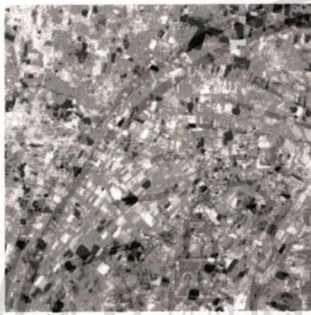
รูปที่ 6.11 (ก) เป็นภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ที่ผ่านการทำ GHE ซึ่งได้กำหนดให้เป็นภาพสีน้ำเงิน (ข) เป็นภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 ที่ผ่านการทำ GHE กำหนดให้เป็นภาพสีเขียวและ (ค) เป็นภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 ที่ผ่านการทำ GHE กำหนดให้เป็นภาพสีแดง เมื่อนำภาพองค์ประกอบหลักทั้ง 3 ภาพมาซ้อนทับกับกันจะได้ภาพสีผสมดังรูปที่ 6.11(ง)



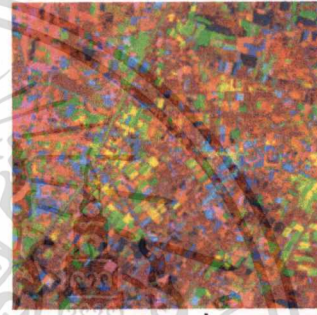
(ก) ภาพ FCM ที่ผ่านการทำLHE ของภาพ  
องค์ประกอบหลักลำดับที่ 1



(ข) ภาพ FCM ที่ผ่านการทำLHE ของภาพ  
องค์ประกอบหลักลำดับที่ 2



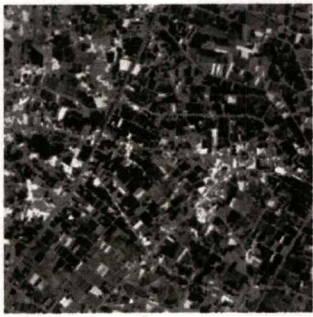
(ค) ภาพ FCM ที่ผ่านการทำLHE ของภาพ  
องค์ประกอบหลักลำดับที่ 3



(ง) ภาพสีผสม FCM ที่ผ่านการทำ LHE

**รูปที่ 6.12** ภาพ FCM ที่ผ่านการทำ LHE ของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 และภาพสีผสม

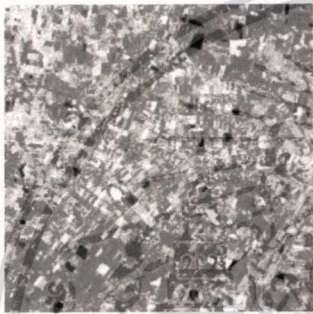
ในรูปที่ 6.12 (ก) เป็นภาพ FCM ที่ผ่านการทำ LHE องค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ซึ่งได้กำหนดให้เป็นภาพสีน้ำเงิน (ข) เป็นภาพ FCM ที่ผ่านการทำ LHE ของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 กำหนดให้เป็นภาพสีเขียว ภาพ (ค) เป็นภาพ FCM ที่ผ่านการทำ LHE ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 กำหนดให้เป็นภาพสีแดง เมื่อนำภาพองค์ประกอบหลักทั้ง 3 ภาพมาซ้อนทับกับกันจะได้ภาพสีผสมดังแสดงในรูปที่ 6.12(ง)



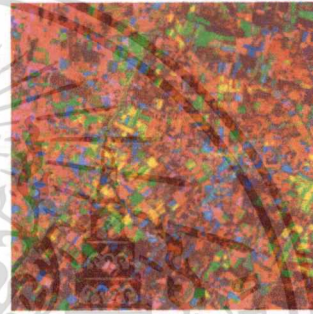
(ก) ภาพ CHNN ที่ผ่านการทำ LHE  
ของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1



(ข) ภาพ CHNN ที่ผ่านการทำ LHE  
ของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2



(ค) ภาพ CHNN ที่ผ่านการทำ LHE  
ของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3



(ง) ภาพสีผสม CHNN ที่ผ่านการทำ LHE

**รูปที่ 6.13** ภาพ CHNN ที่ผ่านการทำ LHE ของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ภาพองค์ประกอบหลักที่ลำดับ 2 ภาพองค์ประกอบหลักที่ลำดับ 3 และภาพสีผสม

ในรูปที่ 6.13 (ก) เป็นภาพ CHNN ที่ผ่านการทำ LHE องค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ซึ่งได้กำหนดให้เป็นภาพสีน้ำเงิน (ข) เป็นภาพ CHNN ที่ผ่านการทำ LHE ของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 กำหนดให้เป็นภาพสีเขียว ภาพ (ค) เป็นภาพ CHNN ที่ผ่านการทำ LHE ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 3 กำหนดให้เป็นภาพสีแดง เมื่อนำภาพองค์ประกอบหลักทั้ง 3 ภาพมาซ้อนทับกับกัน จะได้ภาพสีผสมดังแสดงในรูปที่ 6.13(ง)

### 6.4.3 การเปรียบเทียบภาพที่ได้จากการทำฮีสโตแกรม [14]

จากการปรับปรุงคุณภาพของภาพที่ได้จากการทำฮีสโตแกรมแบบวงกว้างและพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น ได้ทำการแบ่งภาพออกเป็น 3 ส่วนด้วยกัน คือ ส่วนรายละเอียดของภาพ (detail) ส่วนราบเรียบของภาพ (smooth) และขอบภาพ (edge) ในวิจัยฉบับนี้จึงนำภาพสังเคราะห์มาทำการประมวลผลเพื่อเป็นการยืนยันถึงวิธีการที่นำเสนอ โดยนำภาพที่มีส่วนรายละเอียดของภาพ ความราบเรียบของภาพและขอบภาพที่มองเห็นชัดเจนด้วยสายตามาทำการฮีสโตแกรมแบบวงกว้างและนำภาพสังเคราะห์ทำการจัดกลุ่มภาพ จากนั้นทำการฮีสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่นทำการหาค่าความแปรปรวนของภาพแต่ละส่วน รูปที่ 6.14(ข) แสดงให้เห็นภาพที่ถูกจัดกลุ่มด้วย FCM ซึ่งประกอบด้วยส่วนรายละเอียดของภาพส่วนความราบเรียบของภาพและส่วนขอบภาพดังรูปที่ 6.14 (ค) ถึง (จ)



รูปที่ 6.14 ภาพสังเคราะห์ที่ถูกแยกกรายละเอียดของภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.1 แสดงค่าความแปรปรวนของภาพสังเคราะห์ที่ถูกการอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบต่าง

กำหนดกลุ่มภาพ	รายละเอียด	ราบเรียบ	ขอบภาพ
ภาพต้นฉบับ	376.8586	130.3018	587.5790
ภาพที่ผ่าน GHE	573.5872	915.8982	249.7666
ภาพที่ผ่าน LHE	682.0317	313.5917	589.6886

การประเมินถึงการปรับปรุงภาพโดยหลักการแล้ว ภาพที่ผ่านการปรับปรุงในส่วนรายละเอียดของภาพควรมีค่าความแปรปรวนเพิ่มขึ้น ส่วนราบเรียบและขอบภาพควรมีค่าเท่าเดิมหรือมีการเปลี่ยนแปลงน้อยมากเมื่อเทียบกับภาพเดิมก่อนการปรับปรุง ในตารางที่ 6.1 แสดงให้เห็นว่าภาพที่ผ่านการทำ GHE ค่าความแปรปรวนของส่วนรายละเอียดของภาพและส่วนราบเรียบของภาพจะเพิ่มขึ้น โดยเฉพาะส่วนราบเรียบของภาพเพิ่มขึ้นค่อนข้างมากซึ่งเป็นส่วนที่ไม่ต้องการเพิ่ม สำหรับภาพที่ผ่านการการทำให้ LHE ค่าความแปรปรวนส่วนรายละเอียดของภาพเพิ่มขึ้นค่อนข้างมาก และค่าความแปรปรวนส่วนราบเรียบและขอบภาพใกล้เคียงกับภาพต้นฉบับ นั่นแสดงว่าวิธีการที่นำเสนอมีความถูกต้องสอดคล้องวิธีการประเมิน [14]

จากการทดลองเราได้นำภาพมาตรฐานและภาพถ่ายดาวเทียมมาทำการวิเคราะห์ เพื่อหาค่าความแปรปรวนของภาพที่ผ่านการอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบวงกว้างและแบบพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น จากนั้นทำการหาค่าความแปรปรวนของภาพโดยจัดออกเป็นสามส่วนด้วยกันคือ ส่วนรายละเอียดของภาพ ส่วนความราบเรียบของภาพและส่วนขอบภาพเช่นเดียวกับการวิเคราะห์ภาพสังเคราะห์ที่ผ่านมา ในการทดลองได้นำภาพมาทำการประมวลผลภาพได้ผลการทดลองดังรูปที่ 6.15 และ 6.16 ตารางที่ 6.2 แสดงให้เห็นค่าความแปรปรวนที่ผ่านการอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบต่างๆ ตามลำดับ

ตารางที่ 6.2 แสดงค่าความแปรปรวนของภาพมาตรฐานที่ผ่านการอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมแบบต่าง

กำหนดกลุ่มภาพ	รายละเอียด	ราบเรียบ	ขอบภาพ
ภาพเดิม	998.75	87.79	735.70
ภาพที่ผ่าน GHE	1597.95	161.54	1781.53
ภาพที่ผ่าน LHE แบบ	1020.25/	56.07/	1136.52/
FCM/CHNN	1021.96	56.42	1085.90



(ก) ภาพเดิมมาตรฐาน



(ข) ภาพ (ก) ผ่านการทำ GHE



(ค) ภาพ FCM ผ่านการทำ LHE



(ง) ภาพ CHNN ผ่านการทำ LHE

รูปที่ 6.15 เปรียบเทียบภาพมาตรฐานที่ผ่านการประมวลผลแบบต่างๆ



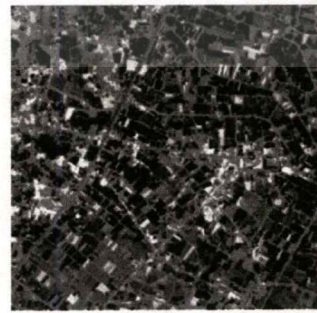
(ก) ภาพเดิม



(ข) ภาพที่ผ่านทำ GHE



(ค) ภาพ FCM ผ่านการทำ LHE



(ง) ภาพ CHNN ผ่านการทำ LHE

รูปที่ 6.16 เปรียบเทียบภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ที่ผ่านการประมวลผลแบบต่างๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

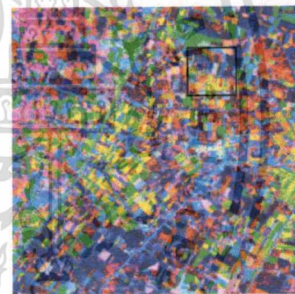
ตารางที่ 6.3 แสดงค่าความแปรปรวนของภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 ของภาพถ่ายดาวเทียม ที่ผ่านการอ็ควาไลซ์สีสโตแกรมแบบต่างๆ

กำหนดกลุ่มภาพ	รายละเอียด	ราบเรียบ	ขอบภาพ
ภาพเดิม	301.75	100.16	85.99
ภาพที่ผ่าน GHE	151.17	840.81	1040.06
ภาพที่ผ่าน LHE แบบ FCM/CHNN	2310.85/ 2748.05	200.76/ 265.08	171.82/ 89.24

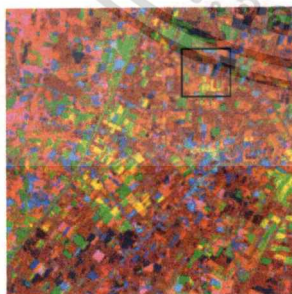
จากนั้นนำภาพองค์ประกอบหลักอันดับที่ 1,2 และ 3 ซึ่งประกอบด้วยภาพองค์ประกอบหลักเดิม ภาพ GHE ภาพที่ผ่านการจัดกลุ่มภาพแบบ FCM และ CHNN พร้อมทั้งผ่านการทำ LHE ทำการผสมสีจะได้ผลลัพธ์ต่างๆ ดังรูปที่ 6.17 และรูปที่ 6.18 ดังแสดงให้เห็นภาพขยายบางส่วนจากรูปที่ 6.17



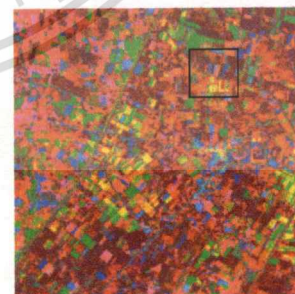
(ก) ภาพองค์ประกอบหลัก ลำดับที่ 1,2 และ 3



(ข) ภาพ GHE ของ องค์ประกอบหลัก ลำดับที่ 1,2 และ 3



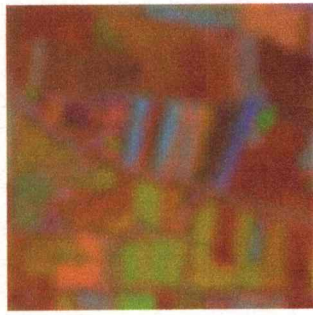
(ค) ภาพ LHE จากเทคนิค FCM ของภาพ องค์ประกอบหลักลำดับที่ 1,2 และ 3



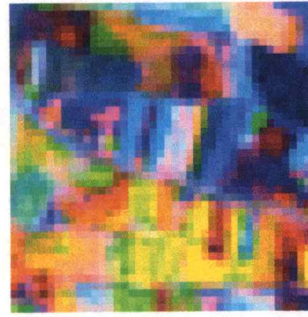
(ง) ภาพ LHE จากเทคนิค CHNN ของภาพ องค์ประกอบหลักลำดับที่ 1,2 และ 3

รูปที่ 6.17 เปรียบเทียบภาพที่ทำการผสมสีจากเทคนิคการปรับปรุงภาพแบบต่างๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(ก) ภาพองค์ประกอบหลัก  
ลำดับที่ 1, 2 และ 3



(ข) ภาพ GHE ของภาพองค์ประกอบหลัก  
ลำดับที่ 1, 2 และ 3



(ค) ภาพ LHE จากเทคนิค FCM  
ของ PC1, PC2 และ PC3



(ง) ภาพ LHE จากเทคนิค CHNN  
ของ PC1, PC2 และ PC3

รูปที่ 6.18 เปรียบเทียบภาพขยายการผสมสีจากเทคนิคการปรับปรุงภาพแบบต่างๆ

## 6.5 สรุปผลการทดลอง

จากผลการทดลองตามตารางที่ 6.2 การอ็ควาไลซ์แบบวงกว้างและแบบพื้นที่เฉพาะท้องถิ่นของภาพที่ผ่านการจัดกลุ่มภาพแบบฟัซซีซีมีนและแบบไฮบริดซ์ชนิดที่มีการแข่งขันจะพบว่าส่วนรายละเอียดของภาพที่ผ่านการอ็ควาไลซ์ไฮสโตแกรมแบบวงกว้างจะดีกว่าแบบอ็ควาไลซ์ไฮสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่น แต่ส่วนราบเรียบภาพและขอบของภาพที่ผ่านการอ็ควาไลซ์ไฮสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่นจะดีกว่า ถ้าเปรียบเทียบการอ็ควาไลซ์ไฮสโตแกรมพื้นที่เฉพาะท้องถิ่นที่จัดกลุ่มภาพแบบฟัซซีซีมีนและแบบไฮบริดซ์ชนิดที่มีการแข่งขัน ส่วนรายละเอียดและส่วนราบเรียบของภาพจะมีค่าใกล้เคียงกัน และขอบของภาพที่ผ่านการอ็ควาไลซ์แบบไฮบริดซ์จะดีกว่า

ผลการทดลองตารางที่ 6.3 นำผลการอีควาไลซ์ภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 1 มาทำการวิเคราะห์ในรูปแบบเช่นเดียวกับที่ผ่านมาจะพบว่า ส่วนรายละเอียดของภาพที่ผ่านการอีควาไลซ์แบบพื้นที่เฉพาะท้องที่ให้ค่าความแปรปรวนมากกว่าการอีควาไลซ์แบบวงกว้าง นั่นคือรายละเอียดของภาพมากกว่า ส่วนราบเรียบและส่วนขอบภาพจะได้ค่าความแปรปรวนน้อยกว่า นั่นแสดงว่าการอีควาไลซ์แบบพื้นที่เฉพาะท้องที่จะดีกว่าการอีควาไลซ์แบบวงกว้าง ถ้าทำการเปรียบเทียบการอีควาไลซ์แบบพื้นที่เฉพาะท้องที่ผ่านการจัดกลุ่มภาพแบบพีซีซีมินและแบบไฮบิลด์ซนิกที่มีการแข่งขันจะพบว่า ภาพที่ผ่านการอีควาไลซ์แบบพื้นที่เฉพาะท้องที่จากข้อมูลที่ผ่านการจัดกลุ่มภาพแบบ CHNN จะให้ค่าความแปรปรวนมากกว่า นั่นแสดงว่ามีรายละเอียดของภาพมากกว่า ส่วนราบเรียบของภาพจะให้ค่าความแปรปรวนมากกว่าซึ่งเป็นข้อด้อย แต่เมื่อเปรียบเทียบส่วนขอบของภาพจะให้ค่าความแปรปรวนน้อยกว่าซึ่งถือว่าเป็นข้อดีอีกข้อหนึ่งของการปรับปรุงภาพ ซึ่งเมื่อทำการเปรียบเทียบโดยรวมแล้วภาพที่ทำการอีควาไลซ์พื้นที่เฉพาะท้องที่ผ่านการจัดกลุ่มภาพแบบไฮบิลด์ซนิกที่มีการแข่งขันจะมีประสิทธิภาพมากกว่าการจัดกลุ่มภาพแบบพีซีซีมินนั่นก็คือ การอีควาไลซ์แบบพื้นที่เฉพาะท้องที่ของภาพที่ผ่านการจัดกลุ่มแบบไฮบิลด์ซนิกที่มีการแข่งขันจะให้ผลดีที่สุด



## บทที่ 7

# บทสรุปและข้อเสนอแนะ

### 7.1 บทสรุป

จากวัตถุประสงค์ที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 1 เพื่อต้องการศึกษาถึง การวิเคราะห์ภาพถ่ายดาวเทียมที่มีหลายสเปกตรัมในเวลาเดียวกัน หรือเรียกว่าการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักของภาพ นอกจากนี้ยังต้องการศึกษาถึงวิธีการจัดกลุ่มภาพ ของภาพถ่ายดาวเทียม และต้องการศึกษาเรื่องการอ็ควาไลซ์ฮิสโตแกรมของภาพให้ได้รายละเอียดมากที่สุด

ในกระบวนการจำแนกข้อมูลและการแปลความหมายภาพถ่ายดาวเทียมหลายสเปกตรัมที่อยู่ในพื้นที่เดียวกันนั้น ทำได้ยากและมีประสิทธิภาพต่ำ เนื่องจากภาพถ่ายดาวเทียมหลายสเปกตรัมนั้นประกอบไปด้วยข้อมูลภาพที่มีการสะท้อนของความยาวคลื่นที่แตกต่างกัน การแก้ปัญหาดังกล่าวสามารถใช้เทคนิคของการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักมาช่วยในการลดขนาดมิติของภาพถ่ายดาวเทียมหลายสเปกตรัม ซึ่งภาพผลลัพธ์ที่ได้จะยังคงมีจำนวนภาพเท่าเดิม แต่ความสำคัญของข้อมูลภาพนั้นจะถูกจัดเรียงความสำคัญใหม่ โดยภาพองค์ประกอบหลักแรกจะมีรายละเอียดของข้อมูลมากที่สุด ส่วนภาพองค์ประกอบหลักลำดับที่ 2 และ 3 จะมีรายละเอียดของข้อมูลลดลงเรื่อยๆ ไปตามลำดับ ดังนั้นจึงนำภาพองค์ประกอบหลักลำดับต้นๆ เพื่อนำไปทำการวิเคราะห์ต่อไป

การอ็ควาไลซ์ฮิสโตแกรมในวิจัยนี้ได้นำเสนอ 2 แบบด้วยกันคือ การอ็ควาไลซ์แบบวงกว้าง และการอ็ควาไลซ์แบบพื้นที่เฉพาะท้องที่ ซึ่งผลจากการเปรียบเทียบการอ็ควาไลซ์แบบพื้นที่เฉพาะพื้นที่จะสามารถกระจายรายละเอียดของข้อมูลข่าวสารให้มีความชัดเจนมากกว่าการอ็ควาไลซ์แบบวงกว้าง ทั้งนี้เนื่องจากการอ็ควาไลซ์แบบวงกว้างจะเกิดการอ้อมตัวของความเข้มแสงทำให้ข้อมูลข่าวสารบางส่วนหายไป การแก้ปัญหาดังกล่าวสามารถทำได้โดยนำภาพที่จะทำการอ็ควาไลซ์มาทำการจัดกลุ่มภาพก่อน โดยค่าที่มีค่าใกล้เคียงกันก็จัดให้อยู่ในค่าเดียวกัน จากนั้นจึงนำไปทำการอ็ควาไลซ์ภาพเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลภาพก็มีผลต่อความแม่นยำในการปรับปรุงภาพเหมือนกัน

การจัดกลุ่มข้อมูลภาพในงานวิจัยนี้ได้เสนอเทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลภาพ 2 วิธีด้วยกันคือ เทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบฟัซซีซิมินและแบบไฮโปฟิลด์ซิมินที่มีการแข่งขัน จากผลการวิจัยฉบับนี้พบว่าการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบไฮโปฟิลด์ซิมินที่มีการแข่งขันเมื่อนำไปทำการอ็ควาไลซ์ฮิสโตแกรมจะให้ผลลัพธ์โดยรวมดีกว่าและมีประสิทธิภาพมากกว่าการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบฟัซซีซิมิน

## 7.2 ข้อเสนอแนะ

ปัญหาที่พบจากการวิจัยเรื่องการประมวลผลภาพก็คือ การอิควาไลซ์แบบวงกว้างและแบบพื้นที่เฉพาะท้องถิ่นที่ใช้เทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบพีซีซีเอ็มและแบบไฮโปลิคัลชนิดที่มีการแข่งขัน ผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลบางครั้งอาจไม่สอดคล้องตามทฤษฎี เช่นเมื่อนำภาพมาทำการอิควาไลซ์ฮิสโตแกรมส่วนรายละเอียดของภาพบางครั้ง การอิควาไลซ์แบบวงกว้างได้ผลลัพธ์ดีกว่าสาเหตุมาจากการจัดกลุ่มข้อมูลภาพ ปัญหาดังกล่าวสามารถทำการแก้ไขได้โดยหาวิธีการจัดกลุ่มข้อมูลภาพแบบใหม่ที่มีความแม่นยำปัญหาดังกล่าวอาจหมดไป

ในการประมวลผลภาพสีสามารถแสดงรายละเอียดของข้อมูลภาพได้ดีกว่าภาพระดับสีเทาเพราะว่าภาพระดับสีเทามีขนาด 8 บิตต่อจุดภาพ สามารถแสดงความแตกต่างของจุดภาพได้ 256 ระดับสี ถ้าทำการผสมเป็นภาพสีโดยการนำภาพเพียง 3 องค์ประกอบหลักแรกมาทำการผสมสี ซึ่งจะได้ภาพสีขนาด 24 บิตต่อจุดภาพ ทำให้สามารถแสดงผลความแตกต่างของข้อมูลถึง 16.7 ล้านระดับสี ในการประมวลผลภาพสีด้วยสายคาหรือการแปลงภาพด้วยสายคาทำได้ค่อนข้างยากและต้องอาศัยคนที่มีประสบการณ์หรือคนในท้องถิ่นที่ทำการแปลความหมายภาพจึงจะได้ข้อมูลรายละเอียดของภาพที่มีความถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้น



## เอกสารอ้างอิง

- [1] G.F. Byane, P.F. Crapper and K.K Mayo, "Monitoring Land-Cover Change by Principal Component Analysis of Multitemporal Landsat Data," *Remote Sensing of Environment*, vol. 10, no. 3, pp. 175-184, 1980.
- [2] R.W. Hornbeck, **Numerical Methods**, New York : Quantum Publishers, Inc., 1975.
- [3] L.A. Zadeh, "Fuzzy set" ,*Information and Control*, Vol.8, 1965, pp. 338-352
- [4] สาทิต อินทจักร์ "การหาขอบภาพโดยใช้แบบจำลองฟัซซีและนิเวรอลเน็ตเวิร์ค", วิทยานิพนธ์ สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2538, หน้า 38-45.
- [5] Li-Xin Wang, "A Course in Fuzzy systems and Control" USA., Prentice-Hall Inc. Upper Saddle River, NJ 07458, 1997, pp. 342-350.
- [6] R.L. CANNON et al., "Efficient Implementation of the Fuzzy C-Means Clustering Algorithms", *IEEE Trans. On Pattern analysis and Machine Intellience*, Vol. PAMI-8, No. 2, March 1986., pp. 248-250.
- [7] S. Chitwong, T. Boonmee, and F. Fheevasuvit, "Enhancement of Color image Obtained form PCA-FCM Technique Using Local Area Histogram Equalization", *Proc. SPIE 4787*, pp.98-106, 2002.
- [8] K. S. Cheng, J. S. Lin, and C. W. Mao, "The Application of Competitive Hopfield Neural Network to Medical Image Segmentation," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 15, pp. 560-567, 1996.
- [9] W.C. Lin, E.C.K. Tsao, "Constraint satisfaction neural networks for image segmentation," *Pattern Recog.*, Vol. 25, pp. 679-693. 1992.
- [10] W.K. Pratt, **Digital Image Processing**, New York : A Wiley-Interscience Publication, John Wiley & Sons, 1978.
- [11] R.J. Clarke, **Transform Coding of Images**, United States of America : Academic Press, 1985.
- [12] J.C Bezdek, S. K. Pal, *Fuzzy Models for Pattern Recognition*, Piscataway, NJ:IEEE Press, 1992.
- [13] I. T Jolliffe, *Principal Component Analysis*, Springer Verlag, 1986.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [14] D. C. Chang, W. R. Wu, "Image Contrast Enhancement Based on a Histogram Transformation of Local Standard Deviation," *IEEE Trans. Medical Image*, 17(4), pp. 518-531, 1998.
- [15] S. K. Pal and Dwijesh K. Dutta Majumber, *Fuzzy Mathematical Approach to Pattern Recognition*, New Delhi: Wiley Eastern Limited, 1986.
- [16] L. A. Zadeh, 'Calculus of Fuzzy Restrictions,' L. A. Zadeh, K. S. Fu, K. Tanaka, and M. Shimura, (Eds), *Fuzzy set and Their Applications to Cognitive and Decision Processes*, Academic Press, London, 1975.
- [17] E. H. Mamdani, and S. Assilian, 'An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller,' *Fuzzy Reasoning and Its Applications*, edited by E. H. Mamdani, and B. R. Gaines, Academic Press Inc. london, pp. 311-323, 1981.
- [18] J. M. Zurada, *Introduction to Artificial Neural Syatems*, West Publishing Company, Singapore, 1992.
- [19] รัตริ์ สุคทรวง, *ประสาทศรวิวิทยา, สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, พิมพ์ครั้งที่ 2, (2535)*
- [20] Chin-Wang Tao and W. E. Thompson, 'A Fuzzy If-Then Approach to Edge Detection,' *IEEE International Conference on Fuzzy System*, Vol. 2, pp. 1356-1360, March 28-April 1, 1993.
- [21] S. Lu and A. Szeto, 'Hierachical Artificial Neural Networks for Edge Enhancement,' *Pattern Regognition*, Vol. 26, No. 8, pp. 1149-1163, 1993.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก.

ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์

- [1] S. Chitwong, T. Boonmee, and F. Fheevasuvit, "Enhancement of Color image Obtained form PCA-FCM Technique Using Local Area Histogram Equalization", Proc. SPIE 4787, pp.98-106, July 2002.
- [2] S. Chitwong, T. Boonmee, and F. Fheevasuvit, "Local Area Histogram equalization Based Multispectral Image Enhancement From Clustering", IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Montreal, Canada, May 4-7 , 2003.





PROCEEDINGS OF SPIE  
 SPIE—The International Society for Optical Engineering

# Applications and Science of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Evolutionary Computation V

**Bruno Bosacchi**  
**David B. Fogel**  
**James C. Bezdek**  
 Chairs/Editors

9–10 July 2002  
 Seattle, Washington, USA

Sponsored and Published by  
 SPIE—The International Society for Optical Engineering

#### Cooperating Organizations

The Boeing Company (USA)  
 Pacific Northwest National Laboratory (USA)  
 Washington State University/College of Sciences  
 and College of Engineering and Architecture (USA)  
 WTC—Washington Technology Center (USA)  
 University of Washington/College of Engineering (USA)  
 University of Washington/Center for Nanotechnology (USA)



Volume 4787

SPIE is an international technical society dedicated to advancing engineering and scientific applications of optical, photonic, imaging, electronic, and optoelectronic technologies.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# Enhancement of Color Image Obtained from PCA-FCM Technique Using Local Area Histogram Equalization

S. Chitwong, T. Boonmee, and F. Cheevasuvit

Department of Instrumentation Engineering, Faculty of Engineering  
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand.  
Phone: 662-3267346, Fax: 662-3267347, Email: kcsakrey@kmitl.ac.th

## ABSTRACT

This paper presents local area enhancement of the segmented color image obtained from the multi-spectral image clustering by using FCM (fuzzy c-means). In case, the multi-spectral images, which have the number of bands more than that of 3, must decrease the data volume to remain the number of bands of 3 in order to correspond with the meaning of red, green, and blue images. PCA (Principal Components Analysis) is then used to transform original multi-spectral images into PCA images. The first three components having information more than that of original images of 95% is assigned as red, green, and blue images, namely RGB color image. FCM clustering apply to RGB color image, separately. This method is called the PCA-FCM technique being the multi-spectral image clustering. By applying such technique, the result images consisted of red, green, and blue images separately are the segmented images. By histogram equalization algorithm, the result of local area enhancement based on a number of clusters as the segmented image can solve effect of intensity saturation from global area enhancement and the perceptibility of color image is clearly improved.

**Keyword:** Image enhancement, Segmentation, Fuzzy c-means, and Principal Component Analysis.

## 1. INTRODUCTION

Image enhancing method [1], [2] and [3] is important in digital image processing algorithm such as medical image processing, satellite image processing. One of well-know methods is histogram equalization. It is a simple method based on probability distribution. Histogram equalization algorithm is utilized fully when local area of image called *cluster* is used to enhance separately, namely, *local area histogram equalization*. In creating local area effectively, we selected the FCM algorithm to segment all images. Accuracy of segmentation is dependent on quantity of information content. For multi-spectral images having the number of bands more than that of 3 such as the Landsat 7 satellite image in visible bands being of 6, the information content of each of the three bands is then surely less than that of all. As mentioned it is the cause of that not only displaying RGB color image is lost some information content but also segmenting each image is not accurate. Principal Component Analysis (PCA) is then applied to reduce dimensionality to solve such problem. The numerical experimental results show that the variance of each cluster of the locally equalized image is high in detail area and low in smooth and edge area corresponding with the good enhancement performance. Additional, the visually experimental results are shown by displaying RGB color images to confirm those.

This paper is organized as follows. In Section 2 PCA is described; in Section 3 FCM algorithm for segmentation is described. The fundamental of histogram equalization algorithm to enhance each of image clusters is described in Section 4. The experimental results and conclusion are given in Section 5 and 6, respectively.

## 2. PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS

Principal component analysis (PCA) [4], [5] is an established statistical method for reducing the dimensionality of data. It is linear transformation to transform the original data onto the new data called that *principal component*. Each component contains a different variance of data and it is also uncorrelated. Normally, the first component contains the most variance. One contains the highest information content corresponding with the highest contrast. In displaying RGB color image, the first three components are employed to assign as red, green, and blue. Total variance of them is more than 95 %. By the mentioned method, RGB color image contains more information detail than that of the three bands of original image.

The procedure of PCA method carries out as the following steps:

1) Calculate the mean vector  $\mathbf{m}$  of a pixel vector  $\mathbf{x}_i$ ;  $i = 1, 2, \dots, N$  as

$$\mathbf{m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i.$$

2) Calculate the covariance matrix  $\Sigma$  defined generally by

$$\Sigma = E\{(\mathbf{X} - \mathbf{m})(\mathbf{X} - \mathbf{m})^T\}$$

where  $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$  is a pixel matrix,  $E$  is the expectation operator and superscript  $T$  denotes the transpose. The covariance matrix is given by

$$\Sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i - \mathbf{m})(\mathbf{x}_i - \mathbf{m})^T.$$

3) Calculate the eigenvalues  $\lambda$  of covariance matrix by solving the characteristic equation

$$\Sigma - \lambda \mathbf{I} = \mathbf{0}.$$

where  $\mathbf{I}$  is the  $(N \times N)$ -size identity matrix.

4) Sort the eigenvalues having the general form as following

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 & \dots & 0 \\ \vdots & & & \ddots & \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \lambda_N \end{bmatrix}$$

where  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N$ . The number of eigenvalues is the same as the number of input data bands. The first eigenvalue  $\lambda_1$  contains the most variance—the highest contrast. The other eigenvalues are usually much smaller.

5) Generate each principal component of PCA images by projecting each pixel of original image onto the eigenvectors denoted by

$$\mathbf{Y} = \mathbf{y}_i = \sum_{j=1}^N a_{ij} \mathbf{x}_j = a_{i1} \mathbf{x}_1 + a_{i2} \mathbf{x}_2 + \dots + a_{iN} \mathbf{x}_N.$$

where  $a_{ij}$  is eigenvectors by that  $i = 1, 2, \dots, N$ . That is, the new brightness value of each pixel in the PCA images is given by a weighted sum of the corresponding pixels in each of the spectral bands.

### 3. FUZZY C-MEANS CLUSTERING ALGORITHM

The main object of this paper is employing the segmenting results as local areas in each cluster to enhance them. There are several methods for segmenting images. One of those is clustering method using the fuzzy  $c$ -means (FCM) [6]. FCM is an iterative clustering method to separate an image into optimal  $c$ -grounds or clusters based on the similarity of the pixel levels. The fuzzy  $c$ -means algorithm is based on the following objective function

$$J_m(\mathbf{U}, \mathbf{v}) = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c (u_{ki})^m \|y_k - v_i\|_A^2$$

where  $\mathbf{y} = \{y_1, y_2, \dots, y_N\} \subset \mathbf{R}^n$  is the data set,  $c$  is the number of clusters,  $2 \leq c < n$ ,  $m$  is the weighting exponent,  $2 \leq m < \infty$ ,  $\mathbf{U} = \{u_{ki}\}$  being numerical value with rang  $[0,1]$  is the fuzzy  $c$ -partition of  $\mathbf{y}$  and the sum of all cluster memberships for each sample is of  $1 - \sum_{i=1}^c u_{ki} = 1$  at any  $k$  sample,  $\mathbf{v} = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$  is the vectors of cluster centers,  $\|y_k - v_i\|_A$  is the  $A$ -norm on  $\mathbf{R}^n$ , and  $A$  is the positive-definite  $(n \times n)$  weight matrix—if  $A$  is the identity matrix then it becomes the Euclidean norm.

In this paper, in order to soften a sample's cluster membership, we select the weighting exponent of 2 and the fuzzy  $c$ -partition minimizing  $J_m$  becomes increasingly blurred. In case of the weighting exponent of 1, the partitions become increasingly hard.

The FCM algorithm carries out as the following steps:

- 1) Set the number of a desired clusters  $c$  where  $2 \leq c \leq n$  and values of parameters  $A, m, \varepsilon$ .
- 2) Generate the initial random  $N \times c$  membership matrix  $\mathbf{U}^{(0)}$ .
- 3) Compute  $c$ -cluster centroids as

$$v_i' = \frac{\sum_{k=1}^N (u_{ki}')^m y_k}{\sum_{k=1}^N (u_{ki}')^m}$$

where  $1 \leq i \leq c$  and  $t$  signify the  $t^{\text{th}}$  iterative number.

- 4) Update the membership matrix using the equation

$$u_{ki}^{t+1} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{\|y_k - v_i'\|_A}{\|y_k - v_j'\|_A} \right)^{2/(m-1)}}$$

where  $1 \leq k \leq N$ , and  $1 \leq i \leq c$ .

- 5) Calculate  $\max |u_{ki}^t - u_{ki}^{t-1}|$ , if it is more than  $\varepsilon = 0.01$  then increment  $t$  and go to 3); otherwise, convergence has been reached and the algorithm stops.

#### 4. HISTOGRAM EQUALIZATION ALGORITHM

Definition of histogram is the statistic probabilistic distribution of each gray level; thus histogram equalization is method for enhancing image based on distribution of one. Also it is simple and effective. In order to increase the contrast of image, one method by decreasing the number of gray level is reshaping or modifying histogram into a different one with uniform distribution property. The mentioned method is histogram equalization. Normally, the whole image enhancing method is performed, called that *global histogram equalization*.

Let  $\mathbf{X} = \{x_{ij}\}$  denote a given image composed of gray levels of  $L$  denoted as  $\{X_0, X_1, \dots, X_{L-1}\}$  and  $x_{ij}$  is the gray level of pixel at the spatial location  $(i, j)$  by which  $x(i, j) \in \{X_0, X_1, \dots, X_{L-1}\}$ . For example, if the gray level is of 256, then  $x(i, j) \in \{0, 1, \dots, 255\}$ .

The procedure of global histogram equalization algorithm carries out as the following steps:

1) Calculate the probability density function (PDF) of  $X_k$  as

$$p(X_k) = \frac{n_k}{N}$$

where  $n_k$  is the total number of pixel with gray level of  $X_k$ ,  $k = 0, 1, \dots, L-1$  and  $N$  is the total number of pixels in the input image. A plot of  $n_k$  with  $X_k$  is known as the histogram of the given image.

2) Calculate cumulative distribution function (CDF) of PDF as

$$c(X_k) = \sum_{i=0}^k p(X_i)$$

where for  $k = 0, 1, \dots, L-1$ , by definition  $c(X_{L-1}) = 1$ .

3) Generate transfer function of histogram equalization as

$$f(X_k) = X_0 + (X_{L-1} - X_0)c(X_k)$$

where  $X_0$  is the lowest value of gray level and  $X_{L-1}$  is the largest value for  $k = 0, 1, \dots, L-1$ .

4) Great the equalized out image of the histogram equalization as

$$\mathbf{Y} = \{y(i, j)\} = f(\mathbf{X}) = \{f(x(i, j)) \mid \forall x(i, j) \in \mathbf{X}\}.$$

One drawback of using the global histogram equalization is saturating of some gray levels caused losing information in the equalized image. To solve such problem, the input image is then decomposed into the variant number of sub-images. After, histogram equalization is applied to each the sub-image or cluster. This method as mentioned is called *local area histogram equalization*.

In local area histogram equalization, let image  $\mathbf{X}$  is segmented into  $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_c\}$  and gray level of  $\mathbf{x}_r$  in  $r^{\text{th}}$  cluster denote  $\{X_{r0}, X_{r1}, \dots, X_{rk}\} \equiv \mathbf{R}^r$ , thus

$$\mathbf{X} = \mathbf{x}_1 \cup \mathbf{x}_2 \cup \dots \cup \mathbf{x}_c$$

where  $c$  is the number of clusters,  $2 \leq c < n$ , and

$$\mathbf{x}_r = \{x(i, j) \mid x(i, j) \in \mathbf{R}^r, \forall x(i, j) \in \mathbf{X}\},$$

$$\mathbf{x}_{r-1} \cap \mathbf{x}_r = \emptyset, \mathbf{R}^r \cap \mathbf{R}^{r-1} = \emptyset.$$

The PDF of the sub-images  $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_c\}$  is

$$p_r(X_{rk}) = \frac{n_{rk}}{N_r}.$$

The CDF of PDF is

$$c_r(X_{rk}) = \sum_{i=0}^{k_r} p_r(X_{ri})$$

where  $0 \leq c_1(X_{1k}), c_2(X_{2k}), \dots, c_c(X_{ck}) \leq 1$ .

Similar to the case of global histogram equalization, the variant number of transfer functions defined as

$$f_r(X_{rk}) = X_{r0} + (X_{rk} - X_{r0})c_r(X_{rk})$$

where  $f_r(X_{rk}) = f_r(x(i, j)) | x(i, j) \in \mathbf{R}^r, \forall x(i, j) \in \mathbf{X}$ .

Each transfer function is applied to the decomposed sub-images to equalize independently. Instituting each of the equalized sub-images result the equalized image, that is

$$Y = \{y(i, j)\} = f_1(X_{1k}) \cup f_2(X_{2k}) \cup \dots \cup f_c(X_{ck}).$$

## 5. EXPERIMENTAL RESULTS

The data used to test all of results in this paper is the satellite imagery acquired by the Landsat 7 in Enhanced Thematic Mapper+ system. Also we use particularly visible bands—1, 2, 3, 4, 5 and 7. The size of image is  $8296 \times 8871$  with 8 bit resolution which is 256 gray levels. From the data, we selected a sub-region of  $256 \times 256$ . The selected area is shown in Figure 1. All of the original images as mentioned in spatial domain is transformed into PCA domain by using PCA algorithm so as to reduce dimensionality. The resulted images consist of all the PCA images shown in Figure 2. The number of PCA images is the same as the number of the original images. The first PCA image (PC1) is the largest eigenvalue which mean that it contains the most information content. The other PCA images are lower. We use the first three PCA images to assign as red band, green band and blue band for displaying RGB color image. The covariance matrix of the original image indicates as Table 1 and Table 2 is eigenvector of one. Eigenvalues, % variances and % accumulating variances indicate as Table 3. We see that the sum of % accumulating variance of the first three components is more than 95 % and total of one is 100%. The first three PCA components are selected and segmented by using FCM algorithm as mentioned, separately. In this paper, let the number of clusters is of 3. The number of clusters of the three segmented PCA images is then of 3. The three segmented PCA image shows in Figure 3. For example, the gray level range of 1<sup>th</sup>, 2<sup>th</sup> and 3<sup>th</sup> clusters in PC1 image is between 92 to 256, 1 to 58 and 59 to 91 respectively. The 1<sup>th</sup>, 2<sup>th</sup> and 3<sup>th</sup> cluster area is detail, smooth and edge area respectively. The variance of each cluster of the local and global equalized PC1 image together with the gray level range of each cluster indicates in Table 4. A good enhancement algorithm [7] should give high variance in detail area, low variance in smooth and edge area. By discussion from Table 4, we see that the local area histogram equalization based on the variant number of cluster as FCM algorithm is the good method. That is, detail area, 1<sup>th</sup> cluster, having high variance is high enhanced while smooth and edge area, 2<sup>th</sup> and 3<sup>th</sup> cluster, having low variance is low, all compared with variance of original PC1 image. Alternatively, the global area histogram equalization method indicates that low variance in detail area and high in smooth and edge area not only caused of saturating in the equalized image but also lost information. It is not good method to use with the satellite imagery that results need to interpret later. Results of equalizing the PC1, PC2 and PC3 images based on the global and local area histogram equalization is shown in Figure 4 and 5, respectively. To confirm results corresponding with Table 4, both of the RGB color image of the original PC1 images and the RGB color images resulted from global and local area histogram equalization shows in Figure 6, 7 and 8. The right side of them is the enlarged image of some part from the square block in left side. From those results, we see that the RGB color image from local area histogram equalization based on FCM segmentation contains more detail than that from global area histogram equalization.

## 6. CONCLUSIONS

In this paper, we propose the enhancement method of color image obtained from the FCM-PCA technique using local area histogram equalization. The image of 6 bands is transformed by PCA algorithm into PCA domain so as to reduce dimensionality. We selected the first three PCA components to assign as red, green and blue components—RGB images. They have information content more than that of original images of 95%. The FCM algorithm is applied to segment each of

the mentioned PCA images by which let the number of clusters is of 3. All of the segmented images are enhanced by global and local area histogram equalization. The experimental results show that RGB color PCA image equalized locally not only have more detail but also preserve edge.

## REFERENCES

1. R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley, 1992.
2. A. K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice-Hall, 1989.
3. J. S. Lim, Two-dimensional Signal and Image Processing, Prentice-Hall, 1990.
4. I. T Jolliffe, Principal Component Analysis, Springer Verlag, 1986.
5. S. K. Jenson, F. A. Wintz, "Principal Component Analysis a canonical analysis in remote sensing," Proc. Am. Soc. Of Photogrammetry, Fall Church, pp. 337-348, 1979.
6. J.C Bezdek, S. K. Pal, Fuzzy Models for Pattern Recognition., Piscataway, NJ:IEEE Press, 1992.
7. D. C. Chang, W. R. Wu, "Image Contrast Enhancement Based on a Histogram Transformation of Local Standard Deviation," IEEE Trans. Medical Image, 17(4), pp. 518-531, 1998.

Table 1 Covariance matrix of original image.

0.4940	0.5676	0.9125	-0.2854	0.3685	0.5376
0.5676	0.7048	1.0910	-0.3055	0.3727	0.5708
0.9125	1.0910	1.8599	-0.3811	1.0360	1.2471
-0.2854	-0.3055	-0.3811	2.0613	1.2805	0.5218
0.3685	0.3727	1.0360	1.2805	4.3034	3.3298
0.5376	0.5708	1.2471	0.5218	3.3298	2.9024

Table 2 Eigenvectors of covariance matrix as mentioned.

PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6
0.1152	0.3174	-0.2049	-0.1015	-0.4597	0.7889
0.1271	0.3771	-0.3039	-0.0263	-0.6136	-0.6101
0.2741	0.5735	-0.4260	0.2036	0.6108	0.0007
0.1799	-0.6100	-0.7515	-0.1729	0.0255	0.0166
0.7163	-0.2302	0.2152	0.6020	-0.1559	0.0305
0.5916	0.0556	0.2705	-0.7452	0.1193	-0.0649

Table 3 Eigenvalues , % variances and % accumulating.

Component	1	2	3	4	5	6
Eigenvalues	78,973,000	31,927,000	10,895,000	860,000	404,000	200,000
% Variances	64.070778	25.90237	8.839111	0.697718	0.327765	0.16226
% Accumulating	64.070778	89.97315	98.81226	99.50997	99.83774	100

Table 4 Variance of the original and local-global equalized PC1 image.

Cluster No.	1	2	3
Gray level range	92-256	1-58	59-91
Original PC1 image	301.751573	100.156885	85.994220
Global equalized image	151.166356	840.805675	1040.058375
Local equalized image	2156.376154	292.067078	83.876950

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

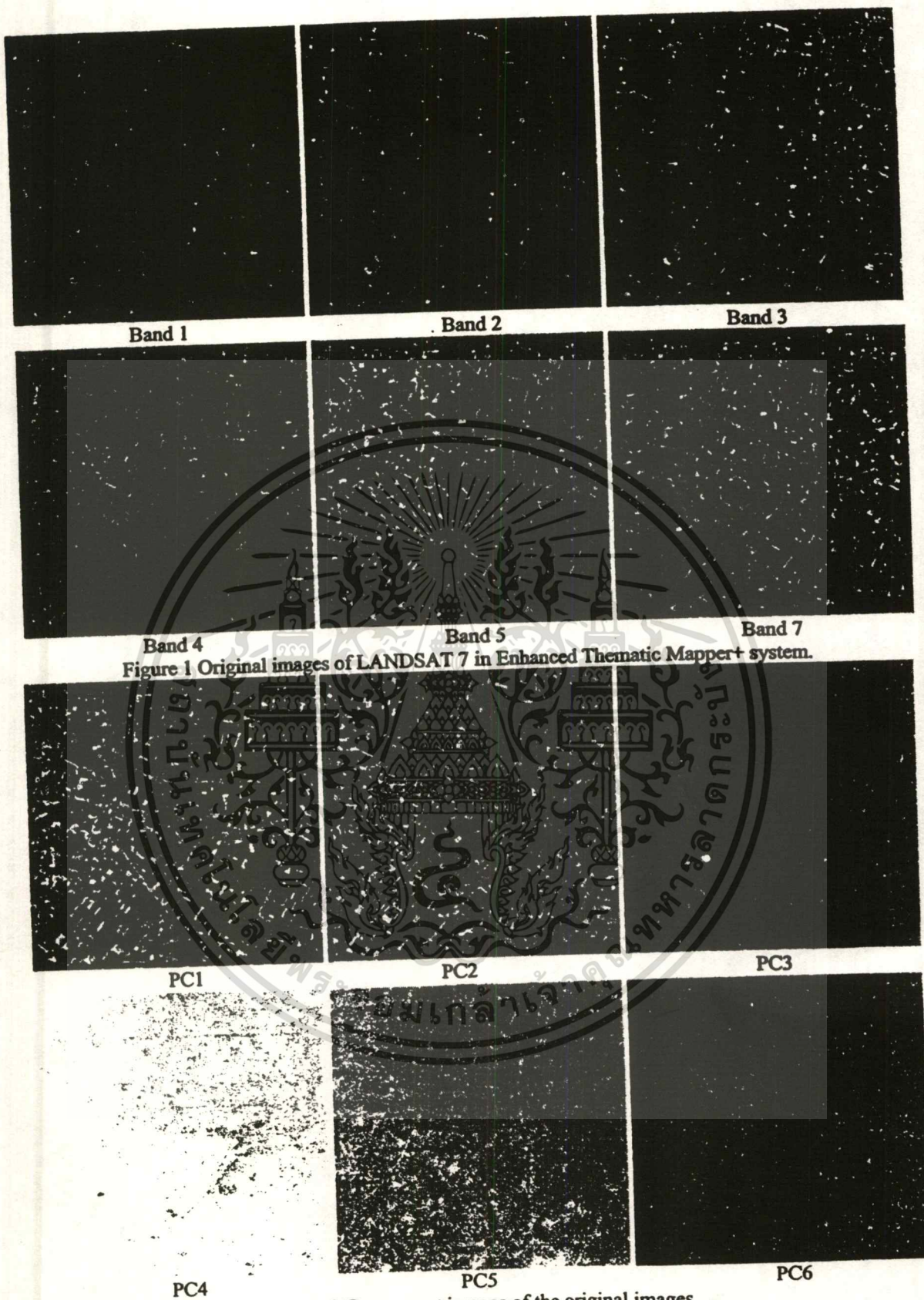


Figure 1 Original images of LANDSAT 7 in Enhanced Thematic Mapper+ system.

Figure 2 Component images of the original images.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

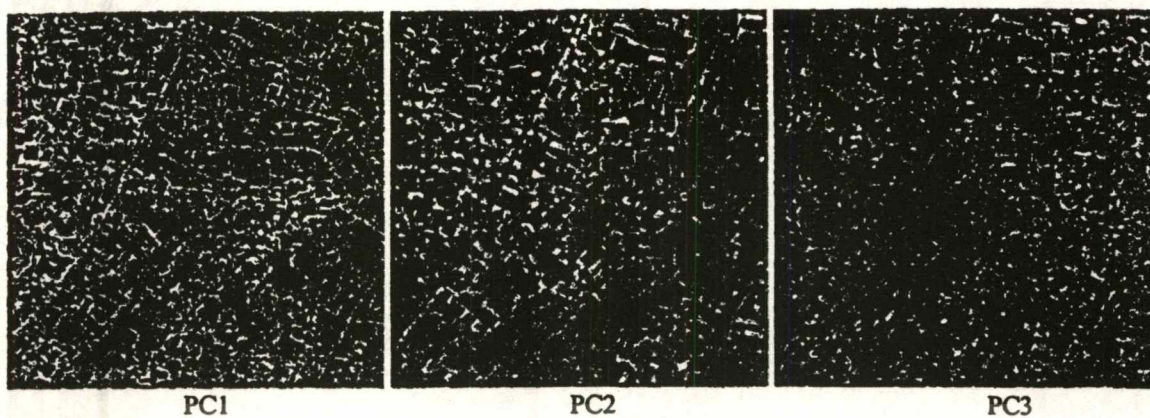


Figure 3 Segmented PCA images.

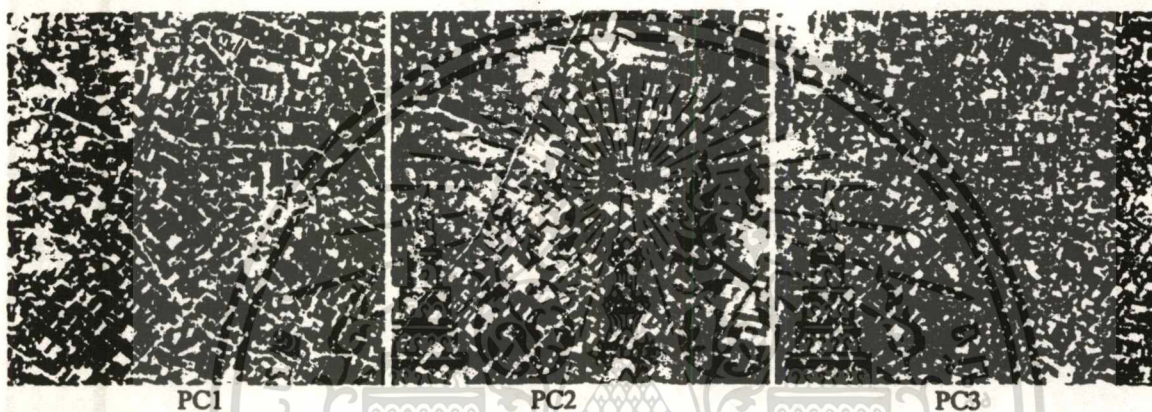


Figure 4 Global histogram equalization of component images.

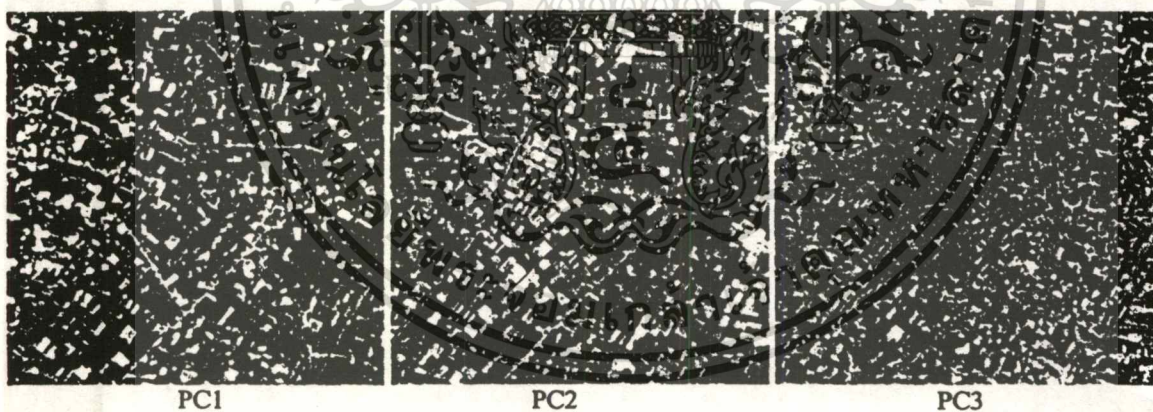


Figure 5 Local histogram equalization of component images.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

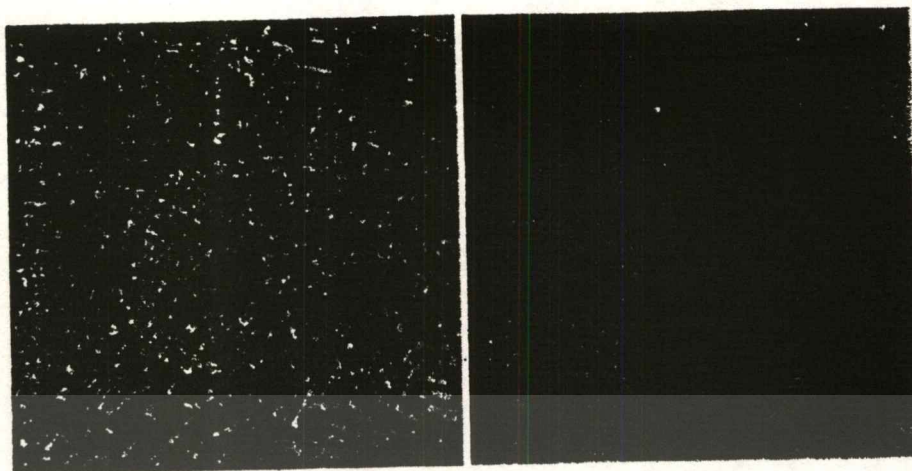


Figure 6 Color component image of PC3, PC2, and PC1.

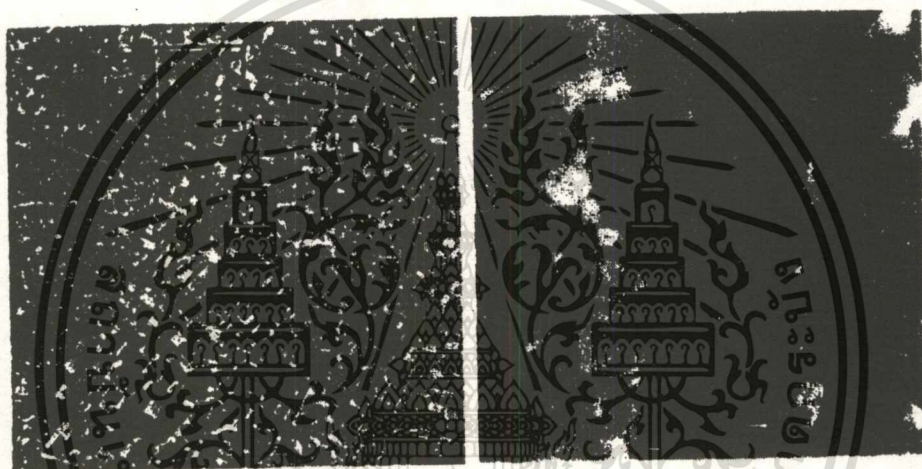


Figure 7 Color component image of PC3, PC2, and PC1 via global histogram equalization.



Figure 8 Color component image of PC3, PC2, and PC1 via local histogram equalization.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



# IEEE Canada

**CCECE 2003 - Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering  
Toward a Caring and Humane Technology  
May 4-7, 2003 - Montreal, Canada**

**CCGEI 2003 - Conférence canadienne en génie électrique et informatique  
Pour une technologie équitable  
Du 4 au 7 mai 2003 - Montreal, Canada**

Finances, Économie  
et Recherche

**Québec**



Natural Resources  
Canada

Ressources naturelles  
Canada



**McGraw-Hill  
Ryerson**

**OXFORD  
UNIVERSITY PRESS**

**WILEY**



**PRESSES INTERNATIONALES  
POLYTECHNIQUE**

COOPSCO

**Coopoly**

VOTRE LIBRAIRIE DE GÉNIE

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# LOCAL AREA HISTOGRAM EQUALIZATION BASED MULTISPECTRAL IMAGE ENHANCEMENT FROM CLUSTERING USING COMPETITIVE HOPFIELD NEURAL NETWORK

S. Chitwong, T. Boonmee, and F. Cheevasuvit

Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang  
Bangkok, 10520, Thailand  
{kcsakrey, kcfusak}@kmitl.ac.th

## Abstract

One of important issues for enhancing image based on local area histogram equalization (LHE) is a clustering or segmenting technique. That is, the more the accuracy of separating image into specified classes is needed, the better the performance of enhancement is. As mentioned objective, in this paper, the competitive Hopfield neural network (CHNN) is then proposed for clustering to the LHE based image enhancement. By using simulated image, standard image and multispectral image from Landsat 7 satellite, experimental results are shown in both accuracy of clustering and variance of the enhanced image. The criteria for a good enhancement algorithm is that it can give high variance in detail area, low variance in smooth and edge areas. Also comparing the variance of the enhanced image by both LHE and global area histogram equalization (GHE) methods shows that one from LHE outperforms. In addition, the enlarged image from small area is shown clearly by visualization. All results compare with the conventional methods such as fuzzy c-means (FCM).

**Keywords:** Image enhancement, Clustering, fuzzy c-means, competitive Hopfield neural network.

## 1. INTRODUCTION

In digital image processing algorithms applied to medical imagery, satellite imagery and radar imagery, etc., important algorithm is image enhancing method [1] and [2]. One of well-known methods is histogram equalization (HE). It is a simple method that is based on probability distribution of image statistics. The fact that HE method to enhance pixel of the whole image called *global histogram equalization* (GHE) is not good. To improve the enhancing procedure, the classified image

by some clustering methods is firstly implemented. The HE method is then applied into each classified area. The algorithm is named *local area histogram equalization* (LHE). The clustering process for classifying a pixel into a specified classes is implemented. The performance of LHE method dependent on the accuracy of clustering technique is considered. Noise is added to evaluate the clustering technique. As mentioned reason, competitive Hopfield neural network (CHNN) based on the global information of gray level distribution of the whole image together with incorporating the winner-takes-all (WTA) learning mechanism [5] is mainly applied as clustering process. Secondly, we use fuzzy c-means (FCM) to compare results.

This paper is organized as follows. In Section 2, FCM and CHNN for clustering process are described. The fundamental of HE algorithm to enhance each of image clusters is described in Section 3. The experimental results and conclusions are given in Section 4 and 5, respectively.

## 2. REVIEW OF CLUSTERING MEHODS

The main purpose of this paper employs the clustering results as local areas in each cluster to enhance them. There are several methods for clustering images, for instance, the hard c-means (HCM), FCM [4], and CHNN. The fact that performance of HCM is lower than that of both the FCM and CHNN, then we neglect to review it. In subsection below, the clustering methods are reviewed.

### 2.1 The Fuzzy C-Means Clustering

It is an iterative clustering method to separate an image into optimal *c*-grounds or clusters based on the similarity of the pixel levels. Normally in the most of

papers, process of calculation of the FCM algorithm depends on the size of data. The larger the size of data, the more time used for calculating is. To reduce the consumed time, the FCM algorithm is modified to correspond with the global information of gray level distribution of such the image. The FCM algorithm is based on the following objective function

$$J_n(\mathbf{U}, \mathbf{v}) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ki})^m \|g_k - v_i\|^2$$

where  $\mathbf{g} = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$ , by that  $n$  is a total number of gray levels, is the gray level set,  $c$  is the number of clusters,  $2 \leq c < n$ ;  $m$  is the weighting exponent,  $2 \leq m < \infty$ ;  $\mathbf{v} = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$  is the vectors of the cluster centers,  $\|g_k - v_i\|$  is a distance metric between the data vectors  $y_k$  and the vectors of the cluster centers  $v_i$ , called the Euclidean norm.  $\mathbf{U} = \{u_{ki}\}$  is the fuzzy  $c$ -partition matrix of  $\mathbf{y}$ . Since FCM algorithm is based on calculation of the fuzzy  $c$ -partition matrix, the following condition is for it,

$$u_{ki} \in [0, 1], 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n; \sum_{i=1}^c u_{ki} = 1, 1 \leq k \leq n,$$

$$\sum_{k=1}^n u_{ki} > 0, 1 \leq i \leq c.$$

To minimize the objective function, the FCM algorithm is presented as the following steps:

- 1) Set the number of a desired clusters  $c$  where  $2 \leq c \leq n$  and  $m, \varepsilon$ .
- 2) Generate the initial random  $n \times c$  membership matrix  $\mathbf{U}^{(0)}$ .
- 3) Generate the histogram of an image  $\{h_k\}$  being the total number of pixels at  $k^{\text{th}}$  gray level.
- 4) At iteration  $t, t=1, 2, \dots$ , Compute  $c$ -cluster centroids or  $c$ -mean vectors using

$$v_i^{(t)} = \sum_{k=1}^n (u_{ki}^{(t)})^m g_k h_k / \sum_{k=1}^n (u_{ki}^{(t)})^m h_k, 1 \leq i \leq c$$

where  $t$  signifies the  $t^{\text{th}}$  iterative number.

- 5) Update  $\mathbf{U}^{(t)} = \{u_{ki}^{(t)}\}$  to  $\mathbf{U}^{(t+1)} = \{u_{ki}^{(t+1)}\}$  using

$$u_{ki}^{t+1} = 1 / \sum_{j=1}^c \left( \frac{\|g_k - v_i^{(t)}\|}{\|g_k - v_j^{(t)}\|} \right)^{2/(m-1)}$$

where  $1 \leq k \leq n$ , and  $1 \leq i \leq c$ .

- 6) Calculate  $\max[\|\mathbf{U}^{(t+1)} - \mathbf{U}^{(t)}\|]$ , if it is more than  $\varepsilon$  then increment  $t$  and go to Step 4); otherwise, convergence has been reached and the algorithm stops.

## 2.2 Competitive Hopfield Neural Network

We will summaries the procedure of CHNN algorithm as It is always convergent.

- 1) Set the number of a desired clusters  $c$  and define the gray levels  $\mathbf{g} = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$  where  $n$  is a total number of gray levels.
- 2) Compute the square of Euclidean distance measure between the gray level pairs  $g_x$  and  $g_y$  using

$$d_{x,y} = d(g_x, g_y) = (g_x - g_y)^2$$

and the histogram  $\{h_y\}$ , where  $x, y = 1, 2, \dots, n$ .

- 3) Set the initial number of the neurons of  $n$  by  $c$  and initial value by randomness.
- 4) Calculate the input-output function at the  $x^{\text{th}}$  gray level and the  $i^{\text{th}}$  cluster by using

$$V_{x,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } Net_{x,i} = \max\{Net_{x,1}, \dots, Net_{x,c}\}, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

- 4) Calculate the total input of each neuron at the  $x^{\text{th}}$  gray level and the  $i^{\text{th}}$  cluster by using

$$Net_{x,i} = - \sum_{y=1}^n d_{x,y} h_y V_{y,i} / \sum_{y=1}^n h_y V_{y,i}.$$

- 5) Count the number of neurons for the new state, if there are no changing neurons, then go to Step 6). Otherwise, go to Step 4).
- 6) Output the state of neurons that indicates the gray level assigned to one of clusters.

## 3. HISTOGRAM EQUALIZATION

Simple and powerful method to enhance image is histogram equalization (HE). It can be categorized into two methods: global and local histogram equalization, all based on distribution of gray level. Global histogram equalization (GHE) employs the histogram information of the whole image to generate transform function. The disadvantage of GHE is losing significant contrast in

background and other small areas. To solve this mentioned problem, local histogram equalization (LHE) is used. Each local area from the clustering method is defined for LHE. Histogram of such each area is obtained and also transform function of that area is generated. LHE can then adapt to local brightness features of image.

Let  $\mathbf{X} = \{x_{ij}\}$  denote a given image composed of gray levels of  $L$  denoted as  $\{X_0, X_1, \dots, X_{L-1}\}$  and  $x_{ij}$  is the gray level of pixel at the spatial location  $(i, j)$  by which  $x(i, j) \in \{X_0, X_1, \dots, X_{L-1}\}$ . For example, if the gray level is of 256, then  $x(i, j) \in \{0, 1, \dots, 255\}$ .

The procedure of HE algorithm is summarized as the following steps:

- 1) Compute the probability density function and cumulative distribution function using

$$p(X_k) = \frac{n_k}{N}, \quad c(X_k) = \sum_{i=0}^k p(X_i)$$

where  $n_k$  is the total number of pixel with gray level of  $X_k$ ,  $k = 0, 1, \dots, L-1$  and  $N$  is the total number of pixels in the input image. A plot of  $n_k$  with  $X_k$  is known as the histogram of the given image. By definition,  $c(X_k)$ , where  $k = L-1$ , is of 1.

- 3) Generate transform function of HE as

$$f(X_k) = X_0 + (X_{L-1} - X_0)c(X_k)$$

where  $X_0$  is the lowest value of gray level and  $X_{L-1}$  is the largest value for  $k = 0, 1, \dots, L-1$ .

- 4) Output the equalized image

$$\mathbf{Y} = \{y(i, j)\} = f(\mathbf{X}) = \{f(x(i, j)) \mid \forall x(i, j) \in \mathbf{X}\}.$$

In case,  $\mathbf{X}$  is clustered into  $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_c\}$  and HE as previous is then applied to each cluster by its histogram. The equalized output image is as that from LHE process.

## 4. EXPERIMENTAL RESULTS

In this section, we illustrate both the accuracy of clustering methods and the performance of enhancing image. First, both of the clustering methods is tested with simulated image of sizes 200 by 200 consisted of three areas shown in Fig. 1(a). The largest area of 33,343 pixels is like as background of image and its

gray level is of 50. The circle and square areas are of 3,852 and 2,805 pixels and their gray level is of 130 and 200, respectively. Fig. 1(b) shows the noisy image with additive Gaussian noise with zero mean and variance of 0.003. FCM and CHNN are applied to classify both the noise-free image and the noisy image. For the noise-free image, both methods give the same classification in results but for the noisy version, CHNN can classify more exactly than FCM as indicated in Table 1. To confirm the performance of enhancement, we use the standard image, Lena image and the visible band satellite image of Landsat 7 in system ETM+, both of sizes 512 by 512, shown in Fig. 2(a) and Fig. 3(a), respectively. The visual results of enhancing image employed GHE and LHE by FCM and CHNN are shown in Fig. 2(b), (c), and (d) and Fig. 3(b), (c), and (d), respectively. The numerical results of standard image are indicated in Table 2 seeing that there are corresponding with the good performance enhancement [3] in all clusters or areas, and also CHNN is more appropriate than FCM clearly. For the results of TM image indicated in Table 3, even though in detail area, the variance from FCM is more slightly than CHNN, but in smooth and edge areas the variance from CHNN is less than that from FCM. Additional, in Fig. 4, some part of the enlarged detail image of all Fig. 3 illustrates that the enhanced image by LHE with both clustering methods is better than that by GHE.

## 5. CONCLUSIONS

Equalizing histogram from the local area classified by such the clustering methods, CHNN show that not only the accuracy of clustering is clearly better exact in the simulated image but also the performance enhancement outperforms when comparing with FCM in all clusters for standard image. For TM image, not only in detail area the variance of FCM is more than that of CHNN, but also in the smooth and edge areas it is still higher. Thus, CHNN has better trended as mentioned reasons.

## References

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley, 1992.
- [2] A. K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice-Hall, 1989.
- [3] D. C. Chang, W. R. Wu, "Image Contrast Enhancement Based on a Histogram Transformation of Local Standard Deviation," IEEE Trans. Medical Image, vol. 17, pp. 518-531, 1998.

[4] J.C Bezdek, S. K. Pal, Fuzzy Models for Pattern Recognition, Piscataway, NJ:IEEE Press, 1992.  
 [5] K. S. Cheng, J. S. Lin, and C. W. Mao, "The Application of Competitive Hopfield Neural Network to Medical Image Segmentation," IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 15, pp. 560-567, 1996.

Table 2. Variance of the original and local-global equalized Lena image

Defined Cluster	detail	smooth	edge
Original image	998.75	87.79	735.70
GHEed image	1597.95	161.54	1781.53
LHEed image (FCM/CHNN)	1020.25/ 1021.96	56.07/ 56.42	1136.52/ 1085.90

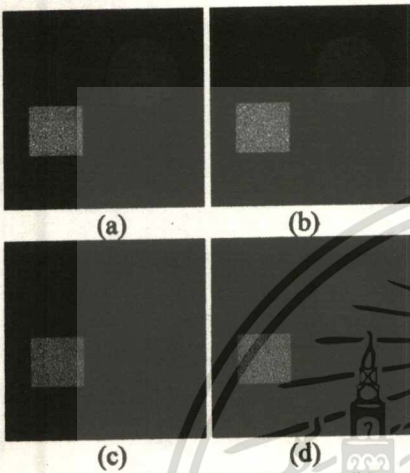


Figure 1. (a) noise-free simulated image (b) noisy image and clustering by (c) FCM (d) CHNN

Table 1. Noisy image clustering accuracy

Cluster No.	Actual pixels	FCM Method	CHNN Method
Cluster #1	33,343	31,919	33,343
Cluster #2	3,852	4,953	3,923
Cluster #3	2,805	3,128	2,802

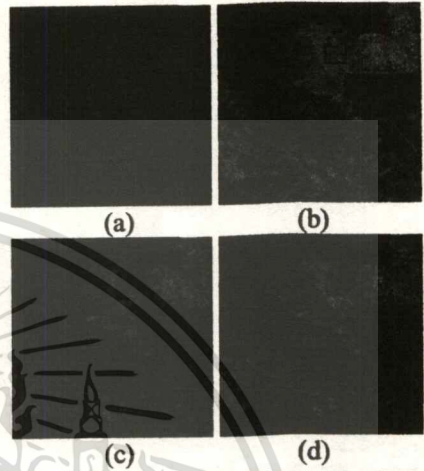


Figure 3. (a) TM image, results from (b) GHE and LHE by (c) FCM (d) CHNN

Table 3. Variance of the original and local-global equalized TM image

Defined Areas	Detail	Smooth	Edge
Original image	287.23	39.52	367.99
GHEed image	517.18	153.35	1270.89
LHEed image (FCM/CHNN)	1353.24/ 1308.23	411.05/ 323.55	1756.39/ 1624.31

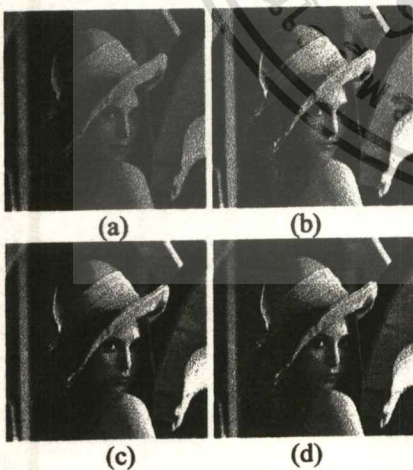


Figure 2. (a) original image, results from (b) GHE and LHE by (c) FCM (d) CHNN

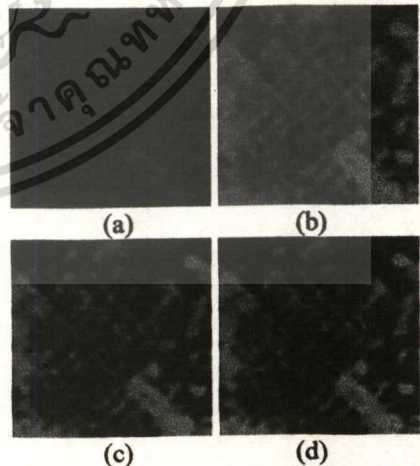


Figure 4. The some part of the enlarged detail image corresponding with Fig. 3.

## ประวัติผู้เขียน

นายรัชชัช บุญมี เกิดวันที่ 23 มกราคม 2514 ที่จังหวัดเลย สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สาขาไฟฟ้ากำลัง จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร ปีการศึกษา 2537 สำเร็จการศึกษามัธยมศึกษาตอนปลายจากโรงเรียนเลขพิทยาคม ปีการศึกษา 2532 และสำเร็จการศึกษามัธยมศึกษาตอนต้นจากโรงเรียนนาแห้ววิทยา ปีการศึกษา 2529



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้