

อัลกอริทึมฟัซซีซิมินส์ที่มีการปรับปรุงสำหรับการจำแนก  
ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

A MODIFIED FUZZY C-MEANS ALGORITHM FOR  
SATELLITE IMAGE SEGMENTATION

วารินทร์ ชุมสำโรง  
WARIN CHUMSAMRONG

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2546

ISBN 974-324-244-9

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

อัลกอริทึมฟัซซีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุงสำหรับการจำแนก  
ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

A MODIFIED FUZZY C-MEANS ALGORITHM FOR  
SATELLITE IMAGE SEGMENTATION



วารินทร์ ชุมสำโรง

WARIN CHUMSAMRONG

เลขหมู่.....  
เลขทะเบียน 47520  
วัน, เดือน, ปี 19 ส.ค. 2546

.b.....  
.i.....

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2546

ISBN 974-324-244-9

**A MODIFIED FUZZY C-MEANS ALGORITHM FOR  
SATELLITE IMAGE SEGMENTATION**

**WARIN CHUMSAMRONG**

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

**2003**

**ISBN 974-324-244-9**

**COPYRIGHT 2003**

**SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

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

**บัณฑิตวิทยาลัย**  
**สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง**  
**ใบรับรองวิทยานิพนธ์**

---

**หัวข้อวิทยานิพนธ์**      อัลกอริทึมฟัซซีซิมินส์ที่มีการปรับปรุงสำหรับการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม  
A MODIFIED FUZZY C-MEANS ALGORITHM FOR SATELLITE  
IMAGE SEGMENTATION

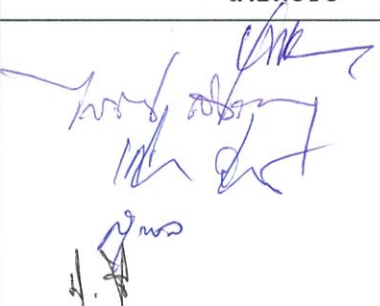
**ชื่อนักศึกษา**            นายวารินทร์ ชุมสำโรง

**รหัสประจำตัว**            41061164

**ปริญญา**                    วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

**สาขาวิชา**                วิศวกรรมไฟฟ้า

**อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์**    รศ.ดร.ปัญญา      จูติมีชฌิมา

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
รศ.ดร.ยุทธพงษ์	รังสรรค์เสรี	
รศ.ดร.ไกรสิน	ส่งวัฒนา	
ผศ.เกรียงไกร	วงศ์โรจนภรณ์	
รศ.ดร.สุวิพล	สิทธิชีวกภาค	
รศ.ดร.ปัญญา	จูติมีชฌิมา	

วัน/เดือน/ปี ที่สอบ 25 กุมภาพันธ์ 2546 เวลา 10.30-12.30 น.

สถานที่สอบ ณ อาคาร 12 ชั้น ชั้น 4 (ห้อง E12-404)



วันที่.....๒๗.....เดือน.....สิงหาคม.....พ.ศ.....๒๕๔๖.....

หัวข้อวิทยานิพนธ์	อัลกอริทึมพีชชีมินส์ที่มีการปรับปรุงสำหรับการจำแนก
	ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม
นักศึกษา	นายวารินทร์ ชุมสำโรง
รหัสประจำตัว	41061164
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2546
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.ปัญญา จิตมัมชิตมา

### บทคัดย่อ

โดยทั่วไปการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยการใช้อัลกอริทึมของพีชชีมินส์จะแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการสุ่มค่าเริ่มต้นทั้งในด้านของความเร็วและความมีเสถียรภาพ แต่ในขณะเดียวกันพีชชีมินส์ก็มีความไวต่อสัญญาณรบกวนในภาพด้วยเช่นเดียวกัน ในบทความนี้จึงได้เสนอการปรับปรุงอัลกอริทึมของพีชชีมินส์ในการจำแนกข้อมูลภาพ โดยการลดความไวต่อสัญญาณรบกวนเสมือนกับเป็นตัวกรองภาพในขณะที่มีการจำแนกข้อมูลด้วยการพิจารณาจุดภาพข้างเคียงให้เป็นอีกปัจจัยหนึ่งสำหรับการดึงจุดภาพใดๆ ให้เข้ามาอยู่ในกลุ่ม ผลการทดลองกับภาพถ่ายดาวเทียมของ JERS-1/SAR แสดงให้เห็นถึงการจำแนกข้อมูลของพีชชีมินส์ที่มีการปรับปรุงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

<b>Thesis Title</b>	A Modified Fuzzy C-Means Algorithm for Satellite Image Segmentation
<b>Student</b>	Mr. Warin Chumsamrong
<b>Student ID</b>	41061164
<b>Degree</b>	Master of Engineering
<b>Programme</b>	Electrical Engineering
<b>Year</b>	2003
<b>Thesis Advisor</b>	Assoc. Prof. Dr. Punya Thisimajshima

### **ABSTRACT**

It is common that satellite images segmentation using fuzzy c-mean algorithm, exhibited sensitivity to the initial guess with regard to both speed and stability but the fuzzy c-mean also showed sensitivity to noise. This paper proposes a fully automatic technique to obtain image clusters. A modified fuzzy c-mean segmentation algorithm is used to provide a fuzzy partition. This method is less sensitive to noise as it filters the image while clustering it, which is based on the consideration of the neighbors as factors the attract pixels into their clusters. The experimental results on JERS-1/SAR image demonstrate its potential usefulness.

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยดี โดยได้รับความกรุณาและคำแนะนำจากหลายฝ่าย ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณอย่างสูงต่อท่าน ดังต่อไปนี้

ขอกราบขอบพระคุณ รศ.ดร.ปัญญา จิตติมัทธินา และ รศ.ดร.ยุทธพงษ์ รังสรรค์เสรี ที่กรุณาให้คำปรึกษาและแนะนำในด้านการศึกษาและการวิจัย รวมทั้งการเรียบเรียงวิทยานิพนธ์ จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้ด้วยดี และยังสนับสนุนให้ทุนไปนำเสนอผลงานการประชุมวิชาการที่ประเทศฟิลิปปินส์

ท้ายสุดขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อคุณแม่ ที่ให้โอกาสในการศึกษาและสนับสนุนทุนทรัพย์เรื่อยมา และให้กำลังใจตลอดเวลาอันเป็นแรงบันดาลใจให้ผู้วิจัยมีมานะจนถึงปัจจุบัน

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมีจากงานวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

วารินทร์ ชุมสำโรง

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 วัตถุประสงค์และขอบเขตของการวิจัย.....	1
1.2 โครงร่างของวิทยานิพนธ์.....	2
บทที่ 2 พื้นฐานของการสำรวจจากระยะไกล.....	3
2.1 หลักของการสำรวจจากระยะไกล.....	3
2.2 ย่านความยาวคลื่นของพลังงานแม่เหล็กไฟฟ้า.....	5
2.3 การแยกประเภทของการสำรวจจากระยะไกลตามย่านความยาวคลื่น.....	7
2.3.1 การสำรวจจากระยะไกลย่านแสงที่ตามองเห็นและอินฟราเรดสะท้อน.....	7
2.3.2 การสำรวจจากระยะไกลย่านอินฟราเรดความร้อน.....	7
2.3.3 การสำรวจจากระยะไกลย่านไมโครเวฟ.....	7
2.4 การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม.....	8
2.4.1 การจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแล (Supervised Classification).....	10
2.4.2 การจำแนกข้อมูลแบบไม่กำกับดูแล (Unsupervised Classification).....	11
บทที่ 3 ทฤษฎีพื้นฐานของการแปลงเวฟเล็ท.....	13
3.1 คุณลักษณะของเวฟเล็ท.....	13
3.2 ทฤษฎีพื้นฐานเวฟเล็ทในการสเกล และการเลื่อนตำแหน่ง.....	15
3.3 การแปลงเวฟเล็ทแบบต่อเนื่อง.....	19
3.4 การแปลงเวฟเล็ทแบบแบ่งช่วง (Discrete Wavelet Transform).....	23
3.4.1 Octave analysis filter banks.....	24
3.4.2 การแปลงเวฟเล็ทแบบแบ่งช่วงโดยใช้ Analysis filter banks.....	26

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.4.3 การแปลงเวฟเล็ทแบบแบ่งช่วง 2 มิติ.....	29
3.5 การแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารี.....	30
บทที่ 4 ทฤษฎีของฟิชชีเซต.....	32
4.1 นิยามของเซต.....	32
4.2 นิยามของฟิชชีเซต.....	33
4.3 การแทนข้อมูลในฟิชชีเซต.....	33
4.4 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพของฟิชชีเซต (membership function).....	35
บทที่ 5 การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม โดยใช้อัลกอริทึมฟิชชีซิมินส์ที่มีการปรับปรุง.....	43
5.1 บทนำ.....	43
5.2 การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยการวัดระยะทาง.....	43
5.3 นิยามของฟิชชีซิมินส์แบบกำหนดค่าสมาชิกภาพ $\mu$ เริ่มต้น.....	44
5.4 อัลกอริทึมฟิชชีซิมินส์.....	45
5.5 การนำอัลกอริทึมของฟิชชีซิมินส์ไปใช้กับภาพถ่ายดาวเทียม.....	46
5.6 อัลกอริทึมของฟิชชีซิมินส์ที่มีการปรับปรุง.....	47
บทที่ 6 การทดลองและผลการทดลอง.....	49
6.1 ขอบเขตของการทดลอง.....	49
6.1.1 ข้อมูลภาพที่นำมาทดลอง.....	49
6.1.2 การแยกองค์ประกอบของภาพ.....	49
6.1.3 กระบวนการจำแนกกลุ่มข้อมูลภาพ.....	49
6.1.4 วิธีการอื่นที่นำมาเปรียบเทียบ.....	53
6.2 ผลการทดลองกับภาพจำลอง.....	55
6.3 ผลการทดลองกับภาพถ่ายดาวเทียม.....	57
6.3.1 ผลการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม.....	58
6.3.1.1 ภาพทดลองที่ 1.....	58
6.3.1.2 ภาพทดลองที่ 2.....	62
6.3.1.3 ภาพทดลองที่ 3.....	67

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
6.3.2 ผลการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 4 กลุ่ม.....	72
6.3.2.1 ภาพทดลองที่ 1.....	72
6.3.2.2 ภาพทดลองที่ 2.....	77
6.3.2.3 ภาพทดลองที่ 3.....	82
บทที่ 7 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	88
7.1 สรุปผลการวิจัย.....	88
7.2 ปัญหาที่เกิดขึ้นและข้อเสนอแนะ.....	88
เอกสารอ้างอิง.....	90
ภาคผนวก ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	92
ประวัติผู้เขียน.....	93



## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
6.14 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1.....	81
6.15 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 2.....	81
6.16 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 3.....	82
6.17 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1.....	86
6.18 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 2.....	86
6.19 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 3.....	87

# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 การเก็บข้อมูลโดยการสำรวจจากระยะไกล.....	4
2.2 ความยาวช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่ใช้ในการสำรวจระยะไกล.....	5
2.3 ประเภทของการสำรวจจากระยะไกลที่สัมพันธ์กับย่านความยาวคลื่น.....	8
2.4 หลักการจำแนกประเภทข้อมูลที่สำรวจจากระยะไกล.....	9
2.5 การสุ่มตัวอย่างของข้อมูลเทรนนิ่งโดยโอเปอเรเตอร์และโดยวิธีรวมกลุ่ม.....	9
2.6 ขั้นตอนการจำแนกประเภทแบบกำกับดูแล.....	10
2.7 ขั้นตอนของวิธีการรวมกลุ่มแบบลำดับชั้น.....	12
2.8 ขั้นตอนของวิธีการรวมกลุ่มแบบไม่ลำดับชั้น.....	12
3.1 ตัวอย่างลักษณะของ Morlet Wavelet.....	13
3.2 ลักษณะของเงื่อนไขฟังก์ชันเวฟเล็ต.....	14
3.3 ลักษณะของเวฟเล็ตแม่ที่ถูกต้องและเลื่อนตำแหน่งไปที่ค่า $a, b$ ต่างๆ กัน.....	15
3.4 การแยกองค์ประกอบสัญญาณและการรวมองค์ประกอบของสัญญาณเวฟเล็ต.....	16
3.5 ลักษณะของสัญญาณที่มีหลายความถี่ที่ตำแหน่งเวลาต่างกัน.....	16
3.6 ลักษณะของสัญญาณเมื่อพิจารณาจากมุมมองต่างๆ.....	17
3.7 ลักษณะของผลการ Correlation ระหว่าง $f(t), g((t-b)/a)$ .....	18
3.8 ลักษณะความแตกต่างของสัญญาณเอาท์พุทระหว่างการแปลงฟูริเยร์กับการแปลงเวฟเล็ต.....	19
3.9 การแปลงเวฟเล็ตในลักษณะของการ Inner Product.....	21
3.10 ลักษณะของการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง ในลักษณะของ Band pass filter constant Q.....	23
3.11 ลักษณะของระนาบเวลาและความถี่ของการแปลงเวฟเล็ต.....	23
3.12 ลักษณะของการแจกแจงสัมประสิทธิ์ด้วยการแปลงเวฟเล็ต.....	24
3.13 ลักษณะของ Octave analysis filter banks.....	25
3.14 ลักษณะของการแยก Frequency bands ของ Octave filter bank.....	25
3.15 ลักษณะของ Two channel analysis filter banks ในการคำนวณหาสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต.....	28
3.16 ลักษณะของการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง โดยใช้ Dyadic tree structure.....	28
3.17 การแยกองค์ประกอบของข้อมูลภาพ 1 ระดับโดยใช้หลักการของฟิลเตอร์แบงค์.....	29
3.18 ภาพแบนด์ย่อยที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ต.....	29
3.19 การแยกองค์ประกอบด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารี.....	31
4.1 ค่าความเป็นสมาชิกของเซต A ในกรณีที่เป็นเซตธรรมดา.....	34

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.2	ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต A ในกรณีที่เป็นพีชชีเซต.....35
4.3	ฟังก์ชันค่าความเป็นสมาชิกภาพของตัวแปร “อุณหภูมิจ” ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซต.....35
4.4	กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบรูปสามเหลี่ยม ( $a = 20, b = 25, c = 30$ ).....37
4.5	กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบรูปสี่เหลี่ยมคางหมู ( $a = 20, b = 22.5, c = 27.5, d = 30$ ) .....38
4.6	กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบเส้นโค้งรูปตัว S ( $a = 25, b = 30, c = 35$ ).....39
4.7	กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบรูปประฆังคว่ำ $\pi$ ( $c = 25, \lambda = 5$ ).....40
4.8	กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบรูปประฆังคว่ำ Gaussian ( $K = \frac{1}{10}, \bar{x} = 25$ ) .....41
4.9	กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบรูปประฆังคว่ำ Beta ( $\bar{x} = 25, \beta = 5, p = 8$ ).....42
5.1	การกำหนดข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มข้อมูลแต่ละกลุ่ม.....44
5.2	การพิจารณาจุดภาพข้างเคียง.....48
6.1	ภาพถ่ายดาวเทียมที่นำมาทำการทดลอง.....50
6.2	ภาพถ่าย 4 ภาพจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1 ของภาพถ่ายทดลองที่ 1.....51
6.3	ภาพถ่าย 4 ภาพจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1 ของภาพถ่ายทดลองที่ 2.....51
6.4	ภาพถ่าย 4 ภาพจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1 ของภาพถ่ายทดลองที่ 3.....52
6.5	กระบวนการจำแนกกลุ่มข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม.....52
6.6	บริเวณจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบเมื่อแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม.....53
6.7	บริเวณจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบเมื่อแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 4 กลุ่ม.....54
6.8	ภาพจำลองที่สร้างขึ้นเมื่อกำหนดให้มีข้อมูลจำนวน 4 กลุ่ม.....55
6.9	ภาพจำลองที่สร้างขึ้นเมื่อใส่สัญญาณรบกวน .....55
6.10	ผลการจำแนกข้อมูลของภาพจำลองออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1.....56
6.11	ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพถ่ายทดลองที่ 1 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1.....58
6.12	ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพถ่ายทดลองที่ 1 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 2.....59
6.13	ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพถ่ายทดลองที่ 1 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 3.....60



## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
6.28 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 3.....	85

# บทที่ 1

## บทนำ

โดยทั่วไปภาพถ่ายดาวเทียมจากดาวเทียมสำรวจทรัพยากรของโลก เช่น ERS-1, JERS-1 หรือ Landsat จะแบ่งออกเป็น 2 ชนิดด้วยกันคือ ภาพมัลติสเปกตรัม (Multispectral Images) ซึ่งเป็นภาพถ่ายดาวเทียมย่านความถี่แสงและย่านอินฟราเรดความร้อน กับภาพเรดาร์ (Radar Images) ซึ่งเป็นภาพถ่ายดาวเทียมย่านความถี่ไมโครเวฟ ในการวิเคราะห์ภาพต่างๆ เหล่านี้เพื่อศึกษาสภาพภูมิประเทศหรือความเปลี่ยนแปลงทางทรัพยากร เช่นการจำแนกข้อมูล ก็สามารถทำได้ด้วยกันหลายวิธี ในกรณีของภาพมัลติสเปกตรัมซึ่งเป็นภาพหลายแบนด์ (Band) หรือหลายย่านความถี่ย่อย ซึ่งในแต่ละแบนด์ก็จะมีข้อมูลของ Gray Value อยู่ ดังนั้นจึงสามารถนำข้อมูลเหล่านี้มาจำแนกประเภทได้โดยตรง ส่วนภาพเรดาร์เป็นภาพแบนด์เดียวที่เกิดจากการสะท้อนกลับของคลื่นไมโครเวฟจากพื้นผิวโลกสู่ดาวเทียม ซึ่งจะทำให้ภาพมีสัญญาณรบกวนได้ง่ายเนื่องจากเกิดการประสานกันของคลื่น ดังนั้นการจำแนกข้อมูลโดยตรงกับภาพเรดาร์จึงอาจทำให้มีความผิดพลาดสูงเกิดขึ้นได้ง่าย แต่อย่างไรก็ตาม ภาพเรดาร์ก็ยังมีข้อดีนั่นคือ ภาพเรดาร์สามารถถ่ายได้ทุกสภาพอากาศไม่ว่าท้องฟ้าจะเปิดหรือปกคลุมด้วยเมฆหมอกก็สามารถถ่ายได้ ในทางตรงข้าม ภาพมัลติสเปกตรัมจะถ่ายได้เฉพาะในเวลาท้องฟ้าเปิดเท่านั้น

ในการจำแนกข้อมูลของภาพถ่ายดาวเทียม อัลกอริทึมฟัซซีซีมีนส์เป็นอัลกอริทึมหนึ่งที่ได้รับคามนิยมเนื่องจากมีความสามารถในการสุ่มข้อมูลเริ่มต้นทั้งในด้านความเร็วและความมีเสถียรภาพ แต่ขณะเดียวกันก็มีความไวต่อสัญญาณรบกวนที่อยู่ในภาพด้วยเช่นกัน กล่าวคือการจำแนกข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึมของฟัซซีซีมีนส์นั้นอาจมีความผิดพลาดได้ง่าย เนื่องจากการจำแนกข้อมูลจะกระทำทีละจุดภาพ และเมื่อจุดภาพใดเป็นสัญญาณรบกวน การจำแนกประเภทก็ย่อมทำให้เกิดความผิดพลาดได้ง่าย ดังนั้นการปรับปรุงอัลกอริทึมของฟัซซีซีมีนส์ให้มีความไวต่อสัญญาณรบกวนน้อยลงจึงเป็นอีกหนทางหนึ่งที่จะทำให้การจำแนกประเภทข้อมูลมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

### 1.1 วัตถุประสงค์และขอบเขตของการวิจัย

ศึกษาการนำจุดภาพข้างเคียง (Neighbor Pixels) เข้ามาช่วยในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมของอัลกอริทึมฟัซซีซีมีนส์ (Fuzzy C-Means Algorithm) โดยมีจุดประสงค์เพื่อลดความผิดพลาดอันเกิดจากจุดภาพที่เป็นสัญญาณรบกวน ด้วยการพิจารณาจุดภาพข้างเคียงให้เหมือนเป็นอีกปัจจัยหนึ่งสำหรับการจำแนกข้อมูล

ในเบื้องต้นจะเป็นการศึกษาเกี่ยวกับความรู้พื้นฐานของการสำรวจจากระยะไกล (Remote Sensing) คุณสมบัติต่างๆ ของภาพถ่ายดาวเทียม จากนั้นจะศึกษาถึงขั้นตอนของการจำแนกข้อมูล

ของภาพถ่ายดาวเทียม และหลักการของการจำแนกข้อมูลวิธีต่างๆ จากนั้นจะกล่าวถึงการนำการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีเข้ามาประยุกต์ใช้กับภาพถ่ายดาวเทียมเพื่อแยกองค์ประกอบย่อยทางด้านความถี่ของภาพ ซึ่งจะทำให้มีความละเอียดของข้อมูลภาพมากยิ่งขึ้นในขั้นตอนของการจำแนกข้อมูล

ในขั้นตอนของการจำแนกข้อมูลของภาพถ่ายดาวเทียม จะกล่าวถึงอัลกอริทึมฟัซซีซีมีนส์มาตรฐานเพื่อชี้ให้เห็นถึงข้อบกพร่อง ซึ่งจะนำไปสู่แนวคิดในการปรับปรุงอัลกอริทึมที่จะทำให้ผลการจำแนกข้อมูลมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยการพิจารณาจุดภาพข้างเคียง

## 1.2 โครงร่างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ประกอบด้วยบทต่างๆ มีรายละเอียดดังนี้

บทที่ 1 บทนำ กล่าวถึงความเป็นมาของวิทยานิพนธ์ วัตถุประสงค์และขอบเขตของการวิจัย และโครงร่างของวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 พื้นฐานของการสำรวจจากระยะไกล กล่าวถึงหลักของการสำรวจจากระยะไกล ยานความยาวคลื่นของพลังงานแม่เหล็กไฟฟ้า การแยกประเภทของการสำรวจจากระยะไกลตามย่านความยาวคลื่น และการจำแนกกลุ่มข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

บทที่ 3 ทฤษฎีพื้นฐานของการแปลงเวฟเล็ท กล่าวถึงลักษณะของเวฟเล็ท การแปลงเวฟเล็ท การประยุกต์ใช้เวฟเล็ทในการวิเคราะห์ภาพ และการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารี

บทที่ 4 ทฤษฎีของฟัซซีเซต กล่าวถึงนิยามของเซต นิยามของฟัซซีเซต การแทนข้อมูลในฟัซซีเซต และฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพของฟัซซีเซต

บทที่ 5 การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม โดยใช้อัลกอริทึมฟัซซีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุง กล่าวถึงการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยการวัดระยะทาง นิยามของฟัซซีซีมีนส์แบบกำหนดค่าสมาชิกภาพ u เริ่มต้น อัลกอริทึมของฟัซซีซีมีนส์ การนำอัลกอริทึมฟัซซีซีมีนส์ไปใช้กับภาพถ่ายดาวเทียม และอัลกอริทึมของฟัซซีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุง

บทที่ 6 การทดลองและผลการทดลอง กล่าวถึงผลการทดลองการจำแนกกลุ่มข้อมูลของภาพถ่ายดาวเทียม ผลการเปรียบเทียบกับวิธีการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีอื่น และสรุปผลการทดลอง

บทที่ 7 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ เป็นการสรุปผลที่ได้จากการทดลอง และวิจารณ์ถึงข้อดีข้อเสีย พร้อมทั้งเสนอแนะแนวทางการวิจัยที่สามารถพัฒนาต่อไปได้

## บทที่ 2

# พื้นฐานของการสำรวจจากระยะไกล

การที่จะวางแผนในการบริการ จัดการ วิเคราะห์ และแก้ไขปัญหาทรัพยากรธรรมชาติและสภาพแวดล้อมของประเทศได้อย่างมีประสิทธิภาพ จะต้องอาศัยข้อมูลข้อเท็จจริงที่ทันต่อสถานการณ์ปัจจุบัน การสำรวจระยะไกล หรือ รีโมทเซนซิง (Remote sensing) เป็นวิทยาการแขนงหนึ่งที่นิยมนำมาใช้ประโยชน์ในการสำรวจข้อมูลทรัพยากรธรรมชาติและสภาพแวดล้อม เนื่องจากสามารถให้รายละเอียดข้อมูลได้อย่างรวดเร็ว ทันต่อเหตุการณ์ และประหยัดค่าใช้จ่าย

ประเทศไทยได้เข้าร่วมในโครงการสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียมขององค์การนาซา (NASA) สหรัฐอเมริกา เมื่อวันที่ 14 กันยายน 2514 โดยคณะรัฐบาลได้ทำการจัดตั้งโครงการสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียมและหอบปฏิบัติการลอยฟ้า ภายใต้การดำเนินงานของสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ กระทรวงวิทยาศาสตร์เทคโนโลยีและสิ่งแวดล้อม ให้ทำหน้าที่ประสานงาน ส่งเสริม และสนับสนุนการใช้ประโยชน์จากข้อมูลดาวเทียมและความรู้ด้านการสำรวจระยะไกล รวมทั้งเป็นศูนย์แจกจ่ายข้อมูลจากดาวเทียม ซึ่งในภายหลังได้ทำการเปลี่ยนสถานภาพเป็นกองสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียม ข้อมูลจากดาวเทียมได้ถูกนำมาใช้ประโยชน์อย่างกว้างขวางในหลายด้าน เช่น ด้านป่าไม้ การเกษตร การใช้ที่ดิน ธรณีวิทยา อุทกวิทยา ฯลฯ รัฐบาลจึงให้ความสนใจที่จะพัฒนาการใช้ประโยชน์จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมให้ เป็นไปอย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพมากขึ้น จึงอนุมัติให้ดำเนินการจัดตั้งสถานีรับสัญญาณดาวเทียมขึ้นที่เขตลาดกระบัง กรุงเทพมหานคร ซึ่งก่อสร้างแล้วเสร็จ เมื่อวันที่ 21 กันยายน 2525 นับเป็นสถานีรับสัญญาณดาวเทียมแห่งแรกในภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ ซึ่งตลอดเวลาที่ผ่านมา กองสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียมได้ทำหน้าที่รับสัญญาณจากดาวเทียมของหลายประเทศ อาทิเช่น LANDSAT และ NOAA ของสหรัฐอเมริกา ดาวเทียม SPOT ของฝรั่งเศส ดาวเทียม MOS และ JERS-1 ของญี่ปุ่น และดาวเทียม ERS-1 ขององค์การอวกาศแห่งยุโรป และได้ทำการผลิตข้อมูลออกมาในรูปแบบของฟิล์มขาว-ดำและสี ภาพพิมพ์ขาว-ดำและสี เทป ข้อมูลคอมพิวเตอร์ เพื่อให้บริการแก่นักวิจัยและผู้สนใจทั้งในภาครัฐและภาคเอกชนรวมถึงประเทศเพื่อนบ้าน โดยเฉพาะในทวีปเอเชีย

### 2.1 หลักของการสำรวจจากระยะไกล

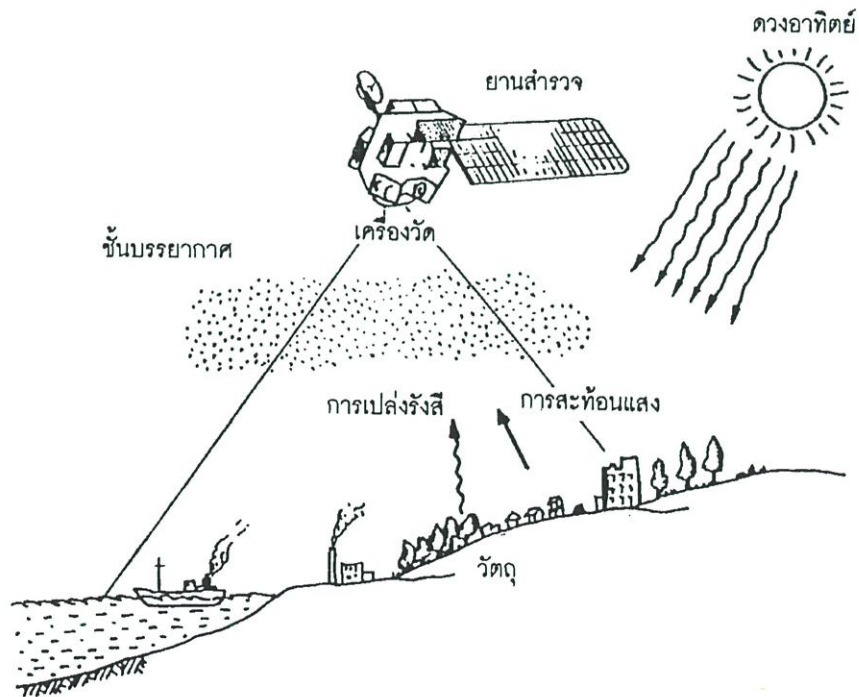
การสำรวจจากระยะไกล หรือ รีโมทเซนซิง (Remote Sensing) หมายถึง การบันทึกหรือการได้มาซึ่งข้อมูลข่าวสารที่ใช้ในการ บ่งบอก จำแนก วิเคราะห์ คุณลักษณะของวัตถุหรือพื้นที่

เป้าหมายด้วยอุปกรณ์บันทึกข้อมูล (Sensor) ซึ่งติดตั้งอยู่บนยานสำรวจ (Platform) โดยปราศจากการสัมผัสกับวัตถุนั้น ๆ โดยตรง [1]

พลังงานแม่เหล็กไฟฟ้าที่สะท้อนหรือแผ่ออกจากวัตถุ มักจะเป็นต้นกำเนิดของข้อมูลที่สำรวจจากระยะไกล อย่างไรก็ตามก็ตีตัวกลางอื่นๆ เช่น ความโน้มถ่วงหรือสนามแม่เหล็ก ก็อาจนำมาใช้ในการสำรวจจากระยะไกลได้เช่นเดียวกัน

อุปกรณ์ที่ใช้วัดค่าพลังงานไฟฟ้าที่สะท้อนหรือแผ่ออกจากวัตถุ เรียกว่า เครื่องวัด (Sensor) ตัวอย่างของเครื่องวัด ได้แก่ กล้องถ่ายรูป เครื่องกวาดภาพหรือสแกนเนอร์ต่าง ๆ ส่วนยานพาหนะที่ติดตั้งเครื่องวัด เรียกว่า ยานสำรวจ (Platform) ซึ่งหมายถึง ดาวเทียม (Satellite) หรืออากาศยาน (Aircraft) เป็นต้น

เราสามารถหาคุณลักษณะของวัตถุได้จากลักษณะการสะท้อนหรือการแผ่พลังงานแม่เหล็กไฟฟ้าจากวัตถุนั้นๆ เนื่องจากวัตถุแต่ละชนิดจะมีลักษณะการสะท้อนแสงหรือการแผ่รังสีที่เฉพาะตัวและแตกต่างกันไปถ้าวัตถุหรือสภาพแวดล้อมเป็นคนละประเภทกัน ดังนั้นการสำรวจระยะไกลจึงเป็นเทคโนโลยีที่ใช้สำหรับการจำแนก และเข้าใจวัตถุ หรือสภาพแวดล้อมต่าง ๆ จากลักษณะเฉพาะในการสะท้อนแสงหรือแผ่รังสี โดยมีพลังงานแม่เหล็กไฟฟ้าทำหน้าที่เป็นเสมือนสื่อการส่งผ่านระหว่างวัตถุเป้าหมายและอุปกรณ์บันทึกข้อมูล หลักการนี้สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 การเก็บข้อมูลโดยการสำรวจจากระยะไกล

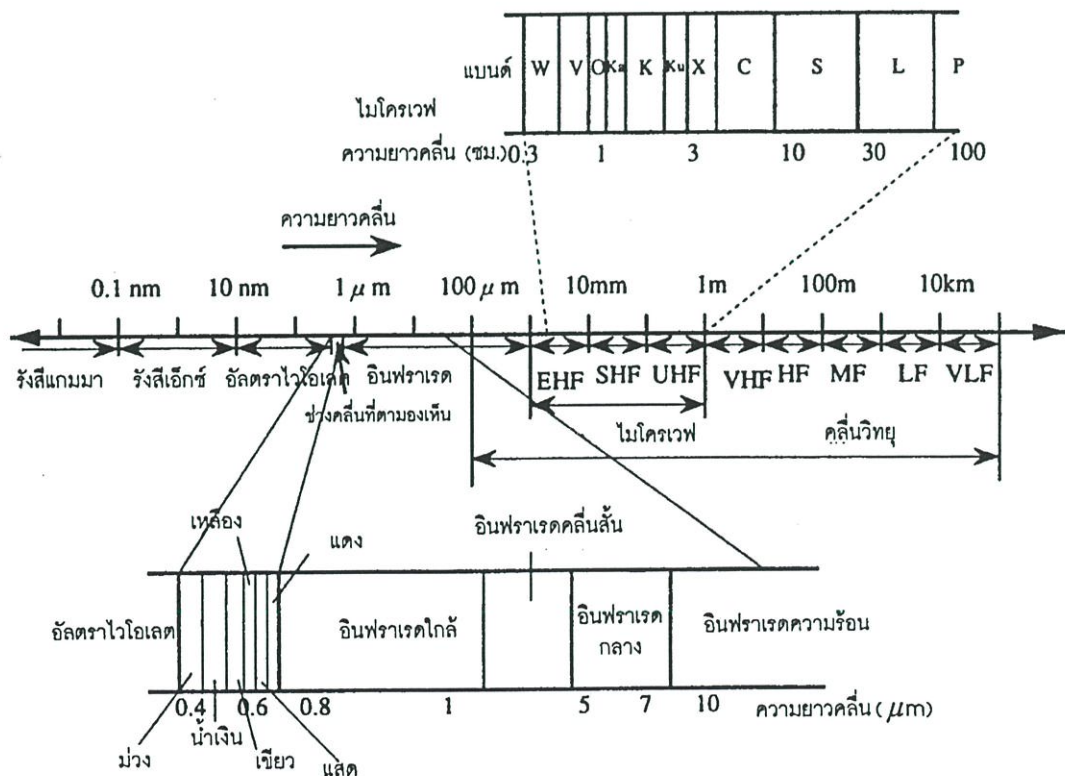
การสำรวจระยะไกล สามารถจำแนกออกเป็น 2 กระบวนการหลักดังนี้

1. การรับสัญญาณข้อมูล (Data Acquisition) เป็นกระบวนการบันทึกพลังงานแม่เหล็กไฟฟ้าที่สะท้อนหรือส่งผ่านของวัตถุด้วยอุปกรณ์บันทึกข้อมูลบนยานสำรวจ แล้วทำการส่งข้อมูลเหล่านั้นไปยังสถานีรับสัญญาณภาคพื้นดิน เพื่อผ่านกรรมวิธีการผลิตเป็นข้อมูลทั้งในรูปแบบภาพถ่ายและข้อมูลเชิงตัวเลข

2. การวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analysis) เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลแบบอัตโนมัติด้วยเครื่องคอมพิวเตอร์ (Digital Analysis) และ หรือการแปลข้อมูลด้วยสายตา (Visual Interpretation) โดยข้อมูลที่ได้อาจจะถูกนำไปใช้ประโยชน์ในด้านต่าง ๆ ต่อไป

## 2.2 ย่านความยาวคลื่นของพลังงานแม่เหล็กไฟฟ้า

คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่ทำหน้าที่เสมือนสื่อการส่งผ่านระหว่างวัตถุและเครื่องวัด ประกอบไปด้วยย่านพลังงานที่มีความยาวคลื่นต่าง ๆ เดินทางผ่านชั้นบรรยากาศในลักษณะเป็นคลื่นเท่าความเร็วแสง โดยช่วงคลื่นที่ใช้ประโยชน์ในการสำรวจระยะไกลจะอยู่ในช่วง 0.3-1.4 ไมโครเมตร และช่วง 0.1-0.3 เซนติเมตร ซึ่งสามารถใช้เครื่องมือรับและบันทึกข้อมูลได้หลายอย่าง รูปที่ 2.2 แสดงความยาวคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่ใช้ในการสำรวจระยะไกล ส่วนตารางที่ 2.1 แสดงการจำแนกความยาวช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า



รูปที่ 2.2 ความยาวช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่ใช้ในการสำรวจระยะไกล

ตารางที่ 2.1 การจำแนกความยาวช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า

ช่วงคลื่น	ความยาวช่วงคลื่น	รายละเอียด
รังสีแกมมา (Gamma)	0.03 nm	รังสีแกมมาถูกดูดกลืนทั้งหมดโดยบรรยากาศชั้นบนจึงไม่ได้ใช้ในการสำรวจระยะไกล
รังสีเอ็กซ์ (X-ray)	0.03-3.0 nm	รังสีเอ็กซ์ถูกดูดกลืนทั้งหมดเช่นกัน
รังสีเหนือม่วง (Ultraviolet) Photographic UV band	0.03-0.4 $\mu\text{m}$ 0.3-0.4 $\mu\text{m}$	ช่วงคลื่นสั้นกว่า 0.3 ไมโครเมตร ถูกดูดกลืนทั้งหมดโดยโอโซน ( $\text{O}_3$ ) ช่วงคลื่นสามารถผ่านชั้นบรรยากาศ สามารถถ่ายภาพด้วยฟิล์มถ่ายรูป แต่กระจายในชั้นบรรยากาศเป็นอุปสรรคมาก
ช่วงคลื่นที่ตามองเห็น (Visible)	0.4-0.7 $\mu\text{m}$	บันทึกภาพด้วยฟิล์มและอุปกรณ์บันทึกภาพได้รวมทั้งช่วงคลื่นที่โลกมีการสะท้อนพลังงานสูงสุดที่ 0.5 ไมโครเมตร ช่วงคลื่นแคบที่มีผลตอบสนองต่อตามนุษย์แบ่งได้ 3 ช่วงย่อย คือ 0.4-0.5 ไมโครเมตร สีน้ำเงิน 0.5-0.6 ไมโครเมตร สีเขียว 0.6-0.7 ไมโครเมตร สีแดง
อินฟราเรด (Infrared) อินฟราเรดใกล้ หรือ อินฟราเรดสะท้อน (Reflected IR band) อินฟราเรดความร้อน (Thermal IR band)	0.7-100 $\mu\text{m}$ 0.7-3 $\mu\text{m}$ 3-5 $\mu\text{m}$ และ 8-14 $\mu\text{m}$	มีปฏิสัมพันธ์กับวัตถุตามความยาวคลื่นและการส่งผ่านชั้นบรรยากาศ มีการดูดกลืนในบางช่วงคลื่น สะท้อนรังสีดวงอาทิตย์ ซึ่งไม่มีรายละเอียดเกี่ยวกับช่วงความร้อนของวัตถุ ช่วงคลื่น 0.7-0.9 ไมโครเมตร สามารถถ่ายรูปด้วยฟิล์ม เรียกว่า Photographic IR band การบันทึกภาพต้องใช้อุปกรณ์พิเศษ เช่น สแกนเนอร์
ไมโครเวฟ (Microwave)	0.1-100 cm	ช่วงคลื่นความยาวสามารถทะลุผ่านเมฆหมอกและฝนได้ ใช้ประโยชน์ในการถ่ายภาพเรดาร์

## 2.3 การแยกประเภทของการสำรวจจากระยะไกลตามย่านความยาวคลื่น

การสำรวจจากระยะไกลสามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภทตามย่านความยาวคลื่นดังต่อไปนี้ ดังแสดงในรูปที่ 2.3

### 2.3.1 การสำรวจจากระยะไกลย่านแสงที่ตามองเห็นและอินฟราเรดสะท้อน

การสำรวจจากระยะไกลย่านแสงที่ตามองเห็นและอินฟราเรดสะท้อน (visible and reflective infrared remote sensing) จะใช้แหล่งกำเนิดพลังงาน (energy source) จากดวงอาทิตย์ โดยดวงอาทิตย์จะแผ่พลังงานแม่เหล็กไฟฟ้าสูงสุดที่ความยาวคลื่น 0.5 ไมโครเมตร ข้อมูลจากการสำรวจจากระยะไกลในย่านแสงที่ตามองเห็นและอินฟราเรดสะท้อนส่วนใหญ่จะขึ้นอยู่กับค่าการสะท้อน (reflectance) ของวัตถุต่างๆ บนผิวโลก ดังนั้นรายละเอียดเกี่ยวกับวัตถุจึงดูได้จากค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นต่างๆ

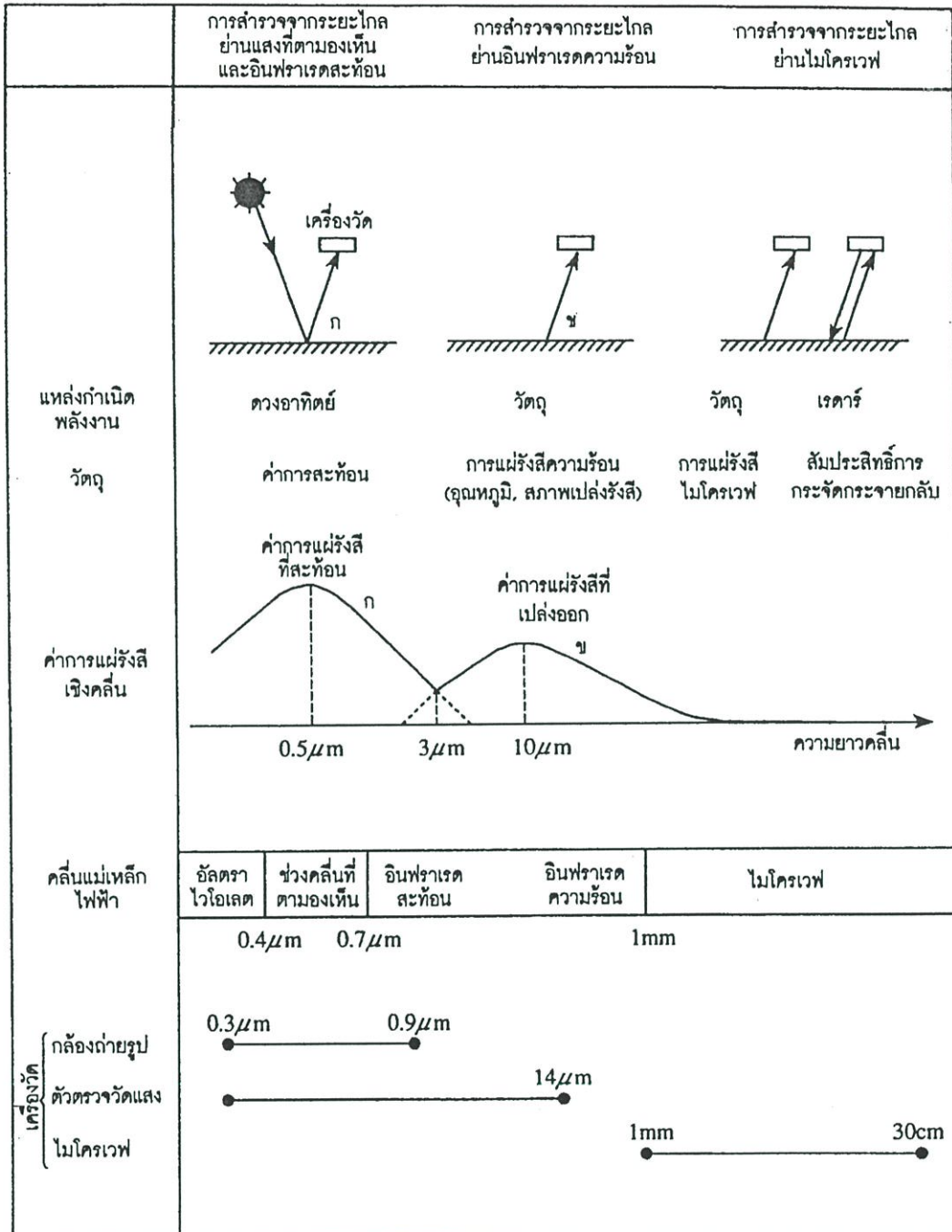
### 2.3.2 การสำรวจจากระยะไกลย่านอินฟราเรดความร้อน

การสำรวจจากระยะไกลย่านอินฟราเรดความร้อน (thermal infrared remote sensing) จะใช้แหล่งกำเนิดพลังงานที่ได้จากตัววัตถุเอง เนื่องจากวัตถุใดๆ ก็ตามที่มีอุณหภูมิในระดับปกติ จะมีความสามารถแผ่รังสีแม่เหล็กไฟฟ้าสูงสุดที่ความยาวคลื่นประมาณ 10 ไมโครเมตร

เราสามารถเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าการแผ่รังสีเชิงคลื่น ระหว่างดวงอาทิตย์ (ก) และวัตถุ (ข) ที่อุณหภูมิปกติของโลก (ประมาณ 300 องศาเควิน) ได้ดังแสดงในรูปที่ 2.3 แต่เพื่อง่ายต่อการเข้าใจ จึงไม่ได้แสดงค่าคุณลักษณะพลังงานของชั้นบรรยากาศไว้ เส้นกราฟของ (ก) และ (ข) ตัดกันที่ค่าความยาวคลื่นประมาณ 3 ไมโครเมตร ดังนั้นย่านความยาวคลื่นที่สั้นกว่า 3 ไมโครเมตร จะเป็นย่านที่ดูได้จากค่าการสะท้อนเป็นส่วนใหญ่ ในขณะที่ความยาวคลื่นมากกว่า 3 ไมโครเมตร ขึ้นไปจะเป็นย่านที่ตรวจวัดการแผ่รังสีความร้อน (thermal radiation)

### 2.3.3 การสำรวจจากระยะไกลย่านไมโครเวฟ

การสำรวจจากระยะไกลย่านไมโครเวฟ (microwave remote sensing) สามารถแยกได้เป็น 2 ประเภทคือ การสำรวจจากระยะไกลย่านไมโครเวฟแบบพาสซีฟและแอกทีฟ ในการสำรวจจากระยะไกลย่านไมโครเวฟแบบพาสซีฟจะใช้วิธีการตรวจวัดค่าการแผ่รังสีไมโครเวฟจากวัตถุ ในขณะที่การสำรวจจากระยะไกลย่านไมโครเวฟแบบแอกทีฟจะใช้วิธีการตรวจวัดค่าสัมประสิทธิ์การกระจัดกระจายกลับ (back-scattering coefficient)

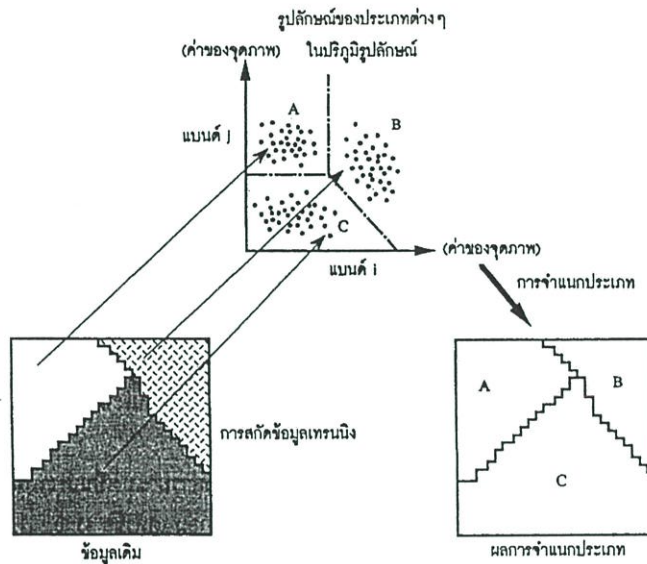


รูปที่ 2.3 ประเภทของการสำรวจจากระยะไกลที่สัมพันธ์กับย่านความยาวคลื่น

### 2.4 การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

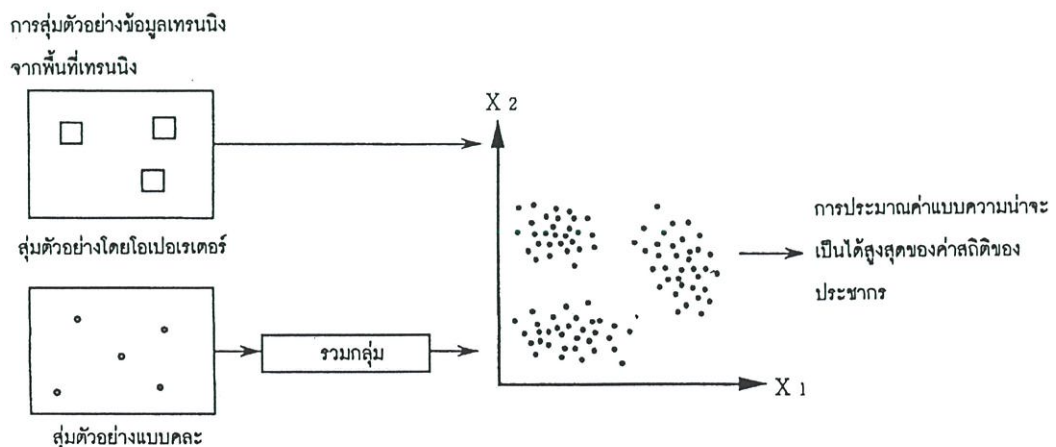
การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมของข้อมูลที่สำรวจจากระยะไกล หมายถึง การจัดระดับจุดภาพ (Pixel) ที่มีคุณลักษณะคล้ายกันออกเป็นกลุ่ม ๆ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อแยกวัตถุประเภทต่างๆ ที่ปรากฏอยู่บนจอภาพออกจากกัน [2]

การจำแนกข้อมูลทำได้โดยอาศัยคุณลักษณะเชิงคณิตที่ชัดเจนของรูปลักษณะต่าง ๆ [3] หรืออาจกล่าวได้ว่าการจำแนกข้อมูลคือ การแบ่งปริภูมิสถานะของรูปลักษณะออกเป็นกลุ่มหรือประเภทต่างๆ โดยอาศัยการตัดสินใจหรือเทคนิควิธีการจำแนกข้อมูล ซึ่งมีอยู่ด้วยกันหลายวิธี รูปที่ 2.4 แสดงหลักการการจำแนกประเภทหรือกลุ่มข้อมูลที่สำรวจจากระยะไกล



รูปที่ 2.4 หลักการจำแนกประเภทข้อมูลที่สำรวจจากระยะไกล

การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทใหญ่ ๆ คือการจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแล (Supervised Classification) ซึ่งอาศัยการสุ่มตัวอย่างของข้อมูลเทรนนิ่ง (training data) มาทำการประมาณค่าของข้อมูล และการจำแนกข้อมูลแบบไม่กำกับดูแล (Unsupervised Classification) ซึ่งอาศัยเทคนิคการรวมกลุ่ม (clustering) มาใช้ในการประมาณค่าของข้อมูล ดังแสดงในรูปที่ 2.5



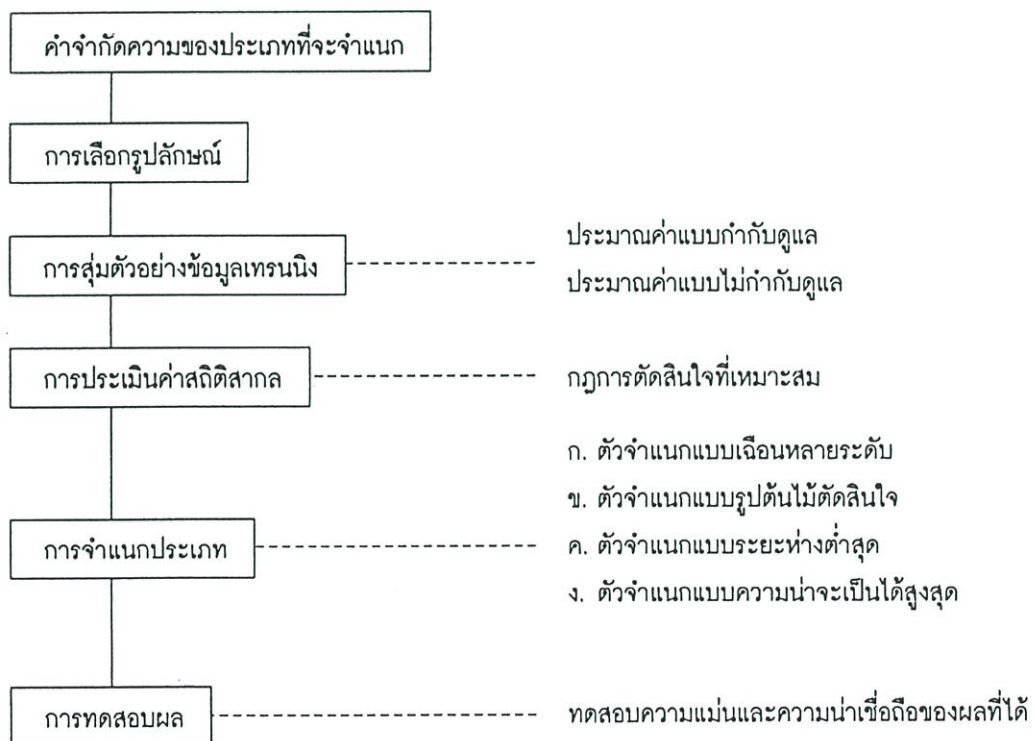
รูปที่ 2.5 การสุ่มตัวอย่างของข้อมูลเทรนนิ่งโดย โอเปอเรเตอร์และ โดยวิธีรวมกลุ่ม

### 2.4.1 การจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแล (Supervised Classification)

เพื่อที่จะกำหนดการตัดสินใจที่ใช้ในการจำแนกประเภท จำเป็นจะต้องรู้จักคุณลักษณะเชิงคลื่นหรือรูปลักษณะของข้อมูลของแต่ละประเภท รูปลักษณะเชิงคลื่นสามารถวัดได้โดยใช้เครื่องวัดสเปกตรัมบนภาคพื้นดิน แต่จากอิทธิพลของชั้นบรรยากาศ ทำให้ไม่สามารถใช้รูปลักษณะเชิงคลื่นที่วัดจากพื้นดินได้เสมอไป ดังนั้นโดยทั่วไปจึงมักทำการสุ่มตัวอย่างของข้อมูลเทรนนิ่ง (training data) จากบริเวณที่สามารถกำหนดประเภทต่างๆ ได้อย่างชัดเจนมาทำการประมาณค่าสถิติของข้อมูล เช่นค่าเฉลี่ย และค่าความแปรปรวน วิธีการเช่นนี้จึงมีชื่อว่าการจำแนกประเภทข้อมูลแบบกำกับดูแล ดังนั้นการสุ่มตัวอย่างของข้อมูลเทรนนิ่ง ต้องทำอย่างมีความหลากหลายและไม่เอียงไปทางใดทางหนึ่ง เพื่อที่จะได้ตัวแทนของข้อมูลทั้งหมดอย่างถูกต้อง รูปที่ 2.6 แสดงขั้นตอนการจำแนกประเภทแบบกำกับดูแล

การจำแนกประเภทข้อมูลแบบกำกับดูแลนี้ แต่ละจุดภาพจะได้รับการจำแนกเป็นประเภทใดประเภทหนึ่ง ขึ้นอยู่กับกฎการตัดสินใจ เทคนิคที่นิยมใช้กันมากได้แก่

1. ตัวจำแนกประเภทแบบเฉือนหลายระดับ (multi-level slice classifier)
2. ตัวจำแนกประเภทรูปต้นไม้การตัดสินใจ (decision tree classifier)
3. ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด (minimum distance classifier)
4. ตัวจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุด (maximum likelihood classifier)



รูปที่ 2.6 ขั้นตอนการจำแนกประเภทแบบกำกับดูแล

#### 2.4.2 การจำแนกข้อมูลแบบไม่กำกับดูแล (Unsupervised Classification)

ในกรณีที่ไม่มีข้อมูลเพียงพอบนพื้นที่ที่จะทำการจำแนก ก็สามารถจำแนกประเภทข้อมูลได้โดยใช้เพียงคุณลักษณะของภาพมาทำการสุ่มตัวอย่างข้อมูลแบบคละ แล้วจึงนำกลุ่มข้อมูลดังกล่าวมาแบ่งเป็นประเภทต่างๆ โดยแต่ละประเภทมีคุณลักษณะเชิงคลื่นที่เป็นเอกพันธ์ โดยใช้เทคนิคการรวมกลุ่ม (clustering) และผลที่ได้จากการรวมกลุ่มจะนำมาใช้ในการประมาณค่าสถิติของแต่ละกลุ่ม ซึ่งเทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูลแบบนี้เรียกว่า การจำแนกประเภทแบบไม่กำกับดูแล กล่าวคือ เป็นการจำแนกข้อมูลที่ไม่ต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญที่มีความรู้ในพื้นที่ที่ต้องการจำแนก หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งได้ว่า เป็นการจำแนกข้อมูลที่ไม่มีข้อมูลหรือความรู้เบื้องต้นในพื้นที่ที่จะจำแนกมาก่อนว่าสามารถแบ่งออกได้เป็นกี่ประเภท และได้แก่ประเภทอะไรบ้าง วิธีนี้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมแต่ละจุดภาพ (Pixel) จะถูกจำแนกโดยอาศัยคุณลักษณะของภาพ โดยทำการสุ่มข้อมูลแบบคละแล้วจึงนำกลุ่มข้อมูลดังกล่าวมาแบ่งเป็นประเภทต่าง ๆ โดยแต่ละประเภทจะมีคุณสมบัติเชิงคลื่นที่เป็นเอกพันธ์

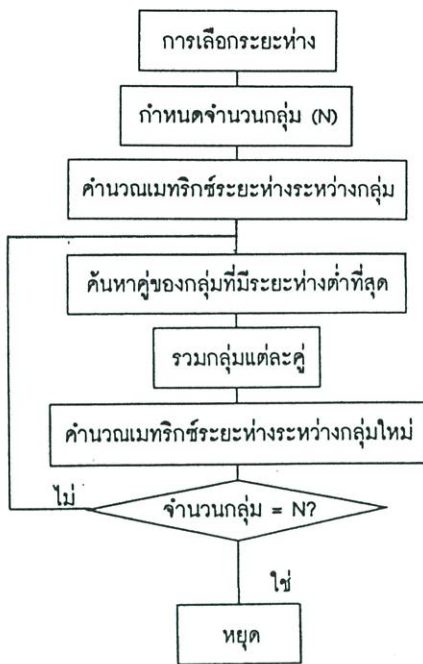
การจำแนกประเภทข้อมูลแบบไม่กำกับดูแลโดยอาศัยเทคนิคการรวมกลุ่มข้อมูลนั้น เป็นการจัดกลุ่มของข้อมูลที่มีคุณลักษณะคล้ายกัน รวมเป็นกลุ่มเดียวกัน เทคนิคการรวมกลุ่มดังกล่าวสามารถแบ่งได้เป็น 2 แบบคือ การรวมกลุ่มแบบลำดับชั้น (Hierarchical clustering) และการรวมกลุ่มแบบไม่ลำดับชั้น (Non-hierarchical clustering)

##### - การรวมกลุ่มแบบลำดับชั้น

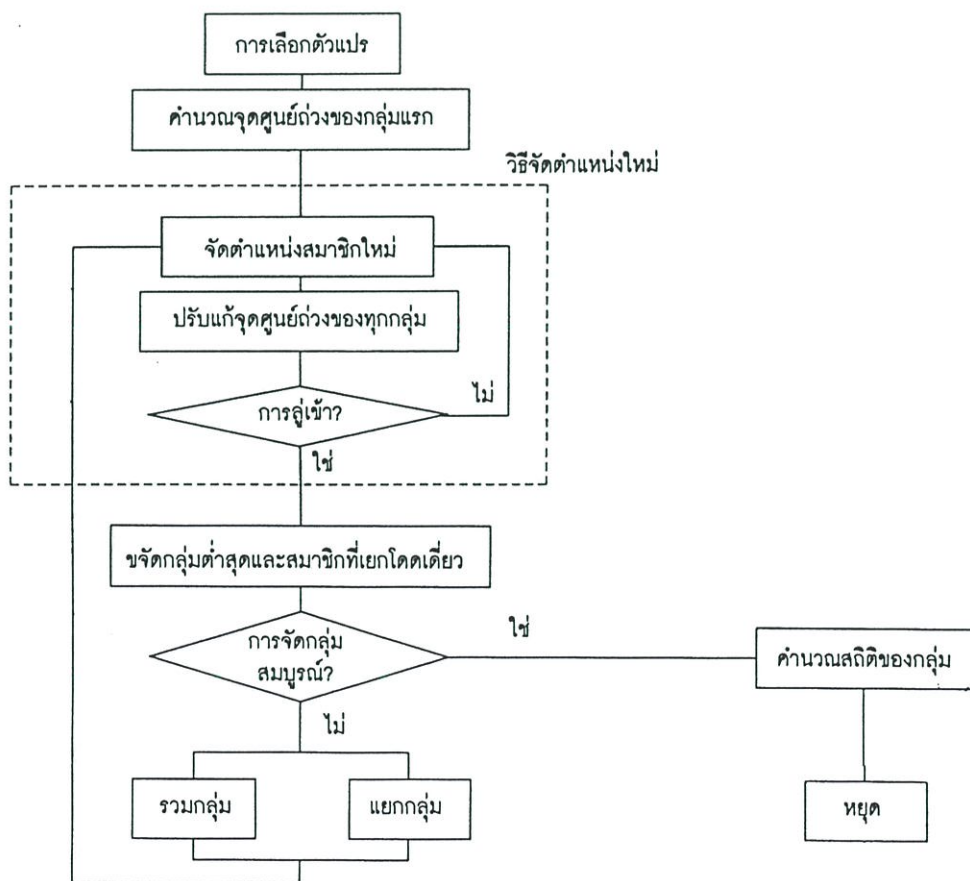
ความคล้ายกันของกลุ่มจะเป็นการวัด “ระยะห่าง” เริ่มต้นด้วยการสมมุติว่าแต่ละจุดภาพเป็น หนึ่งกลุ่ม วิธีการรวมกลุ่มแบบลำดับชั้นจำทำการรวมจุดภาพที่มีระยะห่างกันน้อยที่สุด และถัดจากรวมจุดภาพจะเป็นการรวมกลุ่มจุดภาพไปเรื่อยๆ โดยจะหยุดเมื่อได้กลุ่มตามจำนวนที่กำหนดไว้ รูปที่ 2.7 แสดงขั้นตอน โดยทั่วไปของวิธีการรวมกลุ่มแบบลำดับชั้น

##### - การรวมกลุ่มแบบไม่ลำดับชั้น

วิธีนี้เริ่มต้นโดยการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มชั่วคราวจำนวนหนึ่ง หลังจากนั้นสมาชิกในแต่ละกลุ่มจะถูกตรวจสอบโดยใช้ตัวแปรหรือระยะห่างที่เลือกมา เพื่อทำการจัดตำแหน่งใหม่ให้อยู่ในกลุ่มที่เหมาะสมกว่าโดยมีการแบ่งแยกกลุ่มชัดเจนยิ่งขึ้น รูปที่ 2.8 แสดงขั้นตอน โดยทั่วไปของวิธีการรวมกลุ่มแบบไม่ลำดับชั้น



รูปที่ 2.7 ขั้นตอนของวิธีการรวมกลุ่มแบบลำดับชั้น



รูปที่ 2.8 ขั้นตอนของวิธีการรวมกลุ่มแบบไม่ลำดับชั้น

## บทที่ 3

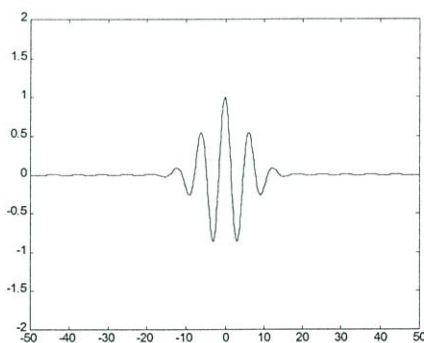
# ทฤษฎีพื้นฐานของการแปลงเวฟเล็ต

ในบทนี้จะกล่าวถึงการนำทฤษฎีเวฟเล็ตเข้ามาช่วยในการวิเคราะห์ภาพ ซึ่งเนื้อหาโดยรวมจะกล่าวถึงลักษณะและคุณสมบัติของเวฟเล็ต พื้นฐานการแปลงเวฟเล็ต และการนำเวฟเล็ตไปประยุกต์ใช้กับการวิเคราะห์ภาพ ตลอดจนการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารี ซึ่งเป็นวิธีการวิเคราะห์ภาพถ่ายดาวเทียมที่งานวิจัยนี้นำมาใช้

### 3.1 คุณลักษณะของเวฟเล็ต

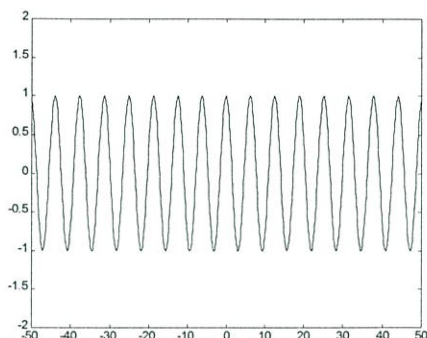
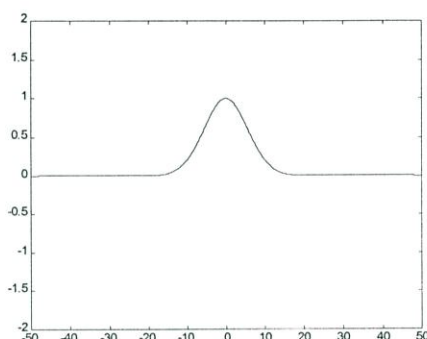
ทฤษฎีเวฟเล็ต(Wavelet Theory) เป็นคณิตศาสตร์ที่ใช้อธิบายการสร้างโมเดลของสัญญาณระบบ หรือ ขบวนการทางฟิสิกส์ใดๆ ซึ่งประกอบขึ้นด้วยเซตของสัญญาณเฉพาะหรือระบบย่อยๆ มารวมกันเป็นสัญญาณหรือระบบนั้นๆ สัญญาณเฉพาะนี้จะเป็นคลื่นเล็กๆ ซึ่งถูกเรียกว่า “เวฟเล็ต” (Wavelet) [5] ลักษณะของเวฟเล็ตจะเป็นคลื่นที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่อง (Oscillatory) และขนาดของคลื่นจะลดลงสู่ศูนย์อย่างรวดเร็วทั้งสองด้าน ดังแสดงในรูปที่ 3.1

ในรูปที่ 3.1 เป็นตัวอย่างของเวฟเล็ตแบบ Morlet สังเกตว่ามีคุณสมบัติของเวฟเล็ตตามที่กล่าวมาทั้ง 2 เงื่อนไข คือ มีการออสซิลเลทในลักษณะของสัญญาณไซน์ซอซอดัล (Sinusoidals) ดังแสดงในรูปที่ 3.2(ก) รวมกับเงื่อนไขของการลดลงอย่างรวดเร็ว ตามลักษณะฟังก์ชันหน้าต่าง (Window Function : w.f.) ดังแสดงในรูปที่ 3.2(ข)



รูปที่ 3.1 ตัวอย่างลักษณะของ Morlet Wavelet

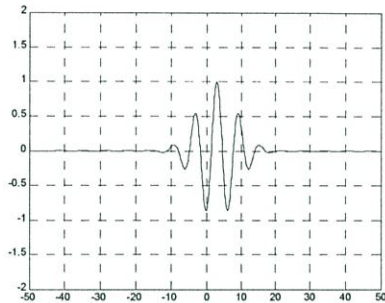
เมื่อทั้งสองเงื่อนไขเกิดขึ้นพร้อมกันก็จะทำให้เกิดคลื่นเล็กๆ ที่เรียกว่า “เวฟเล็ต” ดังนั้นการคูณกันของฟังก์ชันออสซิลเลท (Oscillate Function) และ ฟังก์ชันการลดลง (Decay Function) จะให้ผลเป็นคลื่นเวฟเล็ตดังแสดงในรูปที่ 3.1

(ก) ลักษณะของสัญญาณ Sinusoidals Signal :  $\cos(t)$ (ข) ลักษณะของ Windows Function =  $\text{Exp}(-t^2 / 64)$ 

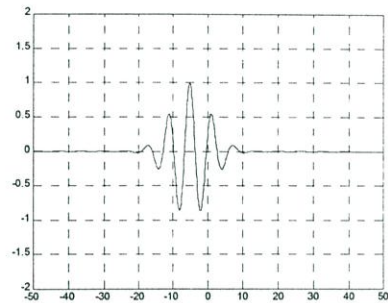
### รูปที่ 3.2 ลักษณะของเงื่อนไขฟังก์ชันเวฟเล็ต

การนำเวฟเล็ตหลายๆ อันมารวมกันเป็นเซต เพื่อจะใช้ในการอธิบายสัญญาณใดๆ โดยที่คลื่นเวฟเล็ตแต่ละตัวจะมีโครงสร้างมาจากฟังก์ชันเดียวกัน ซึ่งฟังก์ชันนี้เป็นเวฟเล็ตต้นกำเนิดที่เรียกว่าเวฟเล็ตแม่ (Mother Wavelet) คลื่นเวฟเล็ตแต่ละอันจะอยู่ภายในเซตของเวฟเล็ตนี้ โดยคลื่นแต่ละคลื่นจะเกิดจาก “การสเกล” (Scaling :  $a$ ) และ “การเลื่อนตำแหน่ง” (Translation or Shifting :  $b$ ) ของเวฟเล็ตแม่ตัวนี้ การสเกลจะหมายถึงการหดเข้า (Compressing) หรือ การขยายออก (Dilation) ในที่นี้จะใช้ “ $a$ ” แทนพารามิเตอร์ของการหดหรือขยาย ซึ่งจะเป็นการเปลี่ยนความถี่ของเวฟเล็ตแม่นั่นเอง ส่วนการเลื่อนตำแหน่งกำหนดโดยพารามิเตอร์ “ $b$ ” จะหมายถึงการเลื่อนตำแหน่งการเกิดของคลื่นเวฟเล็ตบนแกนเวลา [6] ในรูปที่ 3.3 จะแสดงให้เห็นถึง เวฟเล็ตที่ถูกสเกลและเลื่อนตำแหน่งไปที่ค่า “ $a$ ,” “ $b$ ” ต่างๆ กัน โดยที่ยังคงอยู่ภายในเซตของเวฟเล็ตที่สัมพันธ์กับ เวฟเล็ตแม่ในรูปที่ 3.1 ซึ่งสังเกตเห็นว่าคลื่นเวฟเล็ตแต่ละคลื่นจะมีรูปร่างเหมือนเดิม โดยยังคงมีจำนวนไซเคิลของการออสซิลเลทเท่าเดิม จะเปลี่ยนไปเฉพาะความถี่และตำแหน่งการเกิดเท่านั้น นอกจากนี้เวฟเล็ตที่ถูกสเกลจะต้องทำการ Normalize ด้วย  $1/\sqrt{a}$  เสมอ เพื่อให้เวฟเล็ตที่ถูกสเกลไปแล้วยังคงมีพลังงานเช่นเดียวกับเวฟเล็ตแม่ ซึ่งจะอธิบายรายละเอียดอีกครั้งในหัวข้อถัดไป ดังนั้นถ้าให้  $g(t)$  เป็นฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ จะสามารถเขียนเป็นสมการทั่วไปของเวฟเล็ตที่ตำแหน่ง “ $a$ ,” “ $b$ ” ใดๆ ซึ่งสัมพันธ์กับ เวฟเล็ตแม่ได้ดังนี้

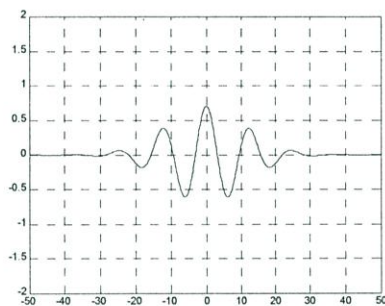
$$g_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} g\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.1)$$



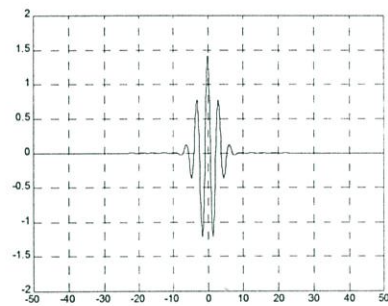
a=1 b=3



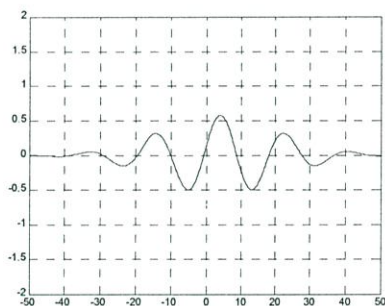
a=1 b=-5



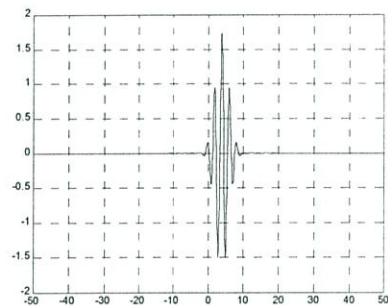
a=2 b=0



a=1/2 b=0



a=3 b=4



a=1/3 b=4

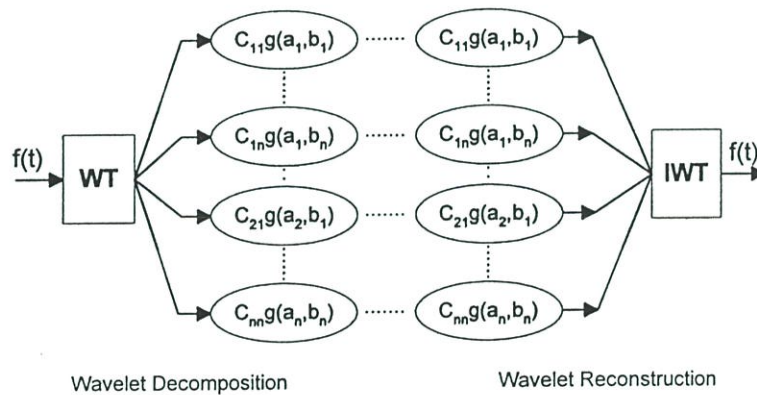
รูปที่ 3.3 ลักษณะของเวฟเล็ดแม่ที่ถูกสเกลและเลื่อนตำแหน่งไปที่ค่า  $a, b$  ต่างๆ กัน

### 3.2 ทฤษฎีพื้นฐานเวฟเล็ดในการสเกล และการเลื่อนตำแหน่ง

หากสามารถอธิบายลักษณะของสิ่งใดสิ่งหนึ่งได้จากลักษณะของสมาชิกเล็กๆ ที่เป็นองค์ประกอบแล้ว ทฤษฎีเวฟเล็ดก็เป็นอีกวิธีหนึ่งที่ใช้ในการอธิบายลักษณะของสิ่งต่างๆ หรือระบบใดๆ ได้เช่นกัน เช่น การนำเวฟเล็ด ไปใช้อธิบายการแก้ปัญหาสมการดิฟเฟอเรนเชียลที่จำลองระบบใดระบบหนึ่ง การเต้นของหัวใจ และการไหลเวียนของเลือดผ่านร่างกาย เป็นต้น ในการที่จะใช้สมาชิกรมาอธิบายสิ่งเหล่านี้ ก็จะมีวิธีการหาค่าสมาชิกเหล่านี้หลายวิธี การเลือกที่จะใช้วิธีใดก็ขึ้นอยู่กับว่าจะนำไปประยุกต์ใช้กับงานนั้นแล้วได้ประสิทธิรูปดีเพียงใดเช่น การใช้ระบบเลขฐานสิบจะใช้ใน

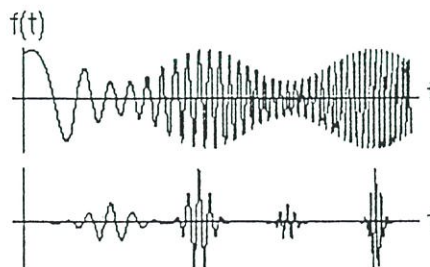
ระบบบัญชีได้ เหมาะสมกว่าระบบเลขฐานสองหรือฐานสิบหก ในขณะที่ระบบเลขฐานสอง จะใช้อธิบายในระบบคอมพิวเตอร์ได้ดีกว่า ดังนั้นการใช้ทฤษฎีเวฟเล็ตให้ได้ก็จะขึ้นอยู่กับงานที่จะนำไปประยุกต์ด้วย [7]

ทฤษฎีเวฟเล็ตจะใช้อธิบายสิ่งใดสิ่งหนึ่ง เหมือนการแตกสิ่งเหล่านั้นออกเป็นส่วนประกอบเล็กๆ ที่สัมพันธ์กันคล้ายๆกับภาพต่อ(Jig-Saw) โดยที่ชิ้นส่วนเหล่านี้จะอยู่ในรูปของเวฟเล็ตที่ถูกสเกลและเลื่อนตำแหน่งและมีค่าถ่วงน้ำหนักต่างๆ กันขึ้นอยู่กับเวฟเล็ตแต่ละตัว ดังนั้นจึงเปรียบเสมือนว่าสัญญาณใดๆ จะสามารถสร้างขึ้นมาได้ โดยมีคลื่นเวฟเล็ตเป็นฟังก์ชันพื้นฐาน(Basis Function : b.f) หรือองค์ประกอบพื้นฐาน ขบวนการแตกกระจายชิ้นส่วนนี้เรียกว่า “การแตกกระจายเวฟเล็ต” (Wavelet Decomposition) ซึ่งก็คือการทำการแปลงเวฟเล็ต นั่นเอง ในทำนองเดียวกันการรวมกลับเวฟเล็ต(Wavelet Reconstruction) ซึ่งเป็นการแปลงกลับเวฟเล็ต(Inverse Wavelet Transform : IWT) ก็เป็นการนำส่วนประกอบย่อยๆ เหล่านี้มาเรียงต่อกันเพื่อประกอบเป็นสัญญาณเดิม ดังแสดงในรูปที่ 3.4 เป็นการแตกกระจายสัญญาณ  $f(t)$  ออกเป็นคลื่นเวฟเล็ตที่ความถี่และตำแหน่งต่างกันจำนวน  $N \times N$  ตัว



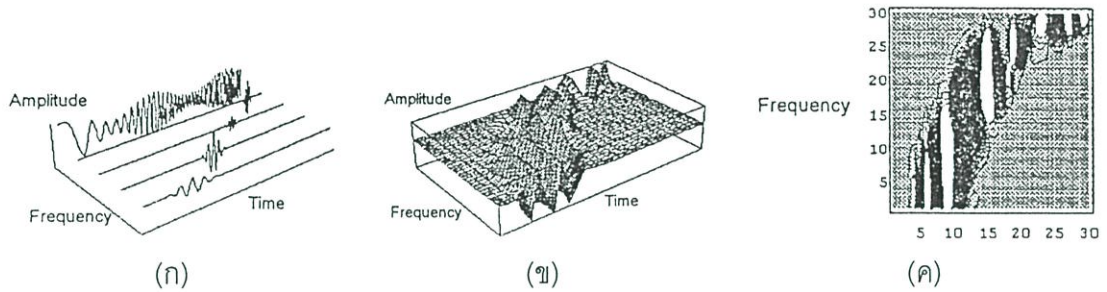
รูปที่ 3.4 การแยกองค์ประกอบสัญญาณและการรวมองค์ประกอบของสัญญาณเวฟเล็ต

ถ้าให้  $f(t)$  เป็นสัญญาณที่ประกอบด้วยคลื่นหลายความถี่ที่เกิดขึ้นบนตำแหน่งต่างๆ บนแกนเวลาดังแสดงในรูปที่ 3.5 รูปบน ส่วนในรูปล่างจะแสดงถึงการดึงสัญญาณ  $f(t)$  ที่ตำแหน่งเวลาใดๆ ออกมา



รูปที่ 3.5 ลักษณะของสัญญาณที่มีหลายความถี่ที่ตำแหน่งเวลาต่างกัน

ถ้าทำการพิจารณาในแกน 2 มิติ โดยที่ให้แกนหนึ่งเป็นแกนเวลา ในอีกแกนหนึ่งเป็นแกนความถี่ จะสามารถทำการแยกสัญญาณที่ตำแหน่งเวลาและความถี่ใดๆ ได้ดังแสดงในรูปที่ 3.6(ก) และภาพที่ 3.6(ข) จะพิจารณาที่ค่าเวลาและค่าความถี่มีความต่อเนื่อง ซึ่งก็จะได้สัญญาณพื้นผิวที่ต่อเนื่องมากขึ้นในรูปที่ 3.6(ค) จะเป็นการพิจารณามองจากด้านบนของรูปที่ 3.6(ข) ซึ่งจะเห็นว่าค่าความเข้มจะแทนขนาดของสัญญาณ



รูปที่ 3.6 ลักษณะของสัญญาณเมื่อพิจารณาจากมุมมองต่างๆ

การสเกลและการเลื่อนตำแหน่งจะถูกเรียกรวมกันว่า Affine Operation [9] ซึ่งจะสามารถเขียนเป็นสมการคณิตศาสตร์ในลักษณะการส่ง (Mapping) ตัวแปรอิสระ  $t$  ไปยังตัวแปรอิสระตัวใหม่  $t'$  ดังแสดงในสมการที่ 3.2

$$t' = \frac{t-b}{a} \tag{3.2}$$

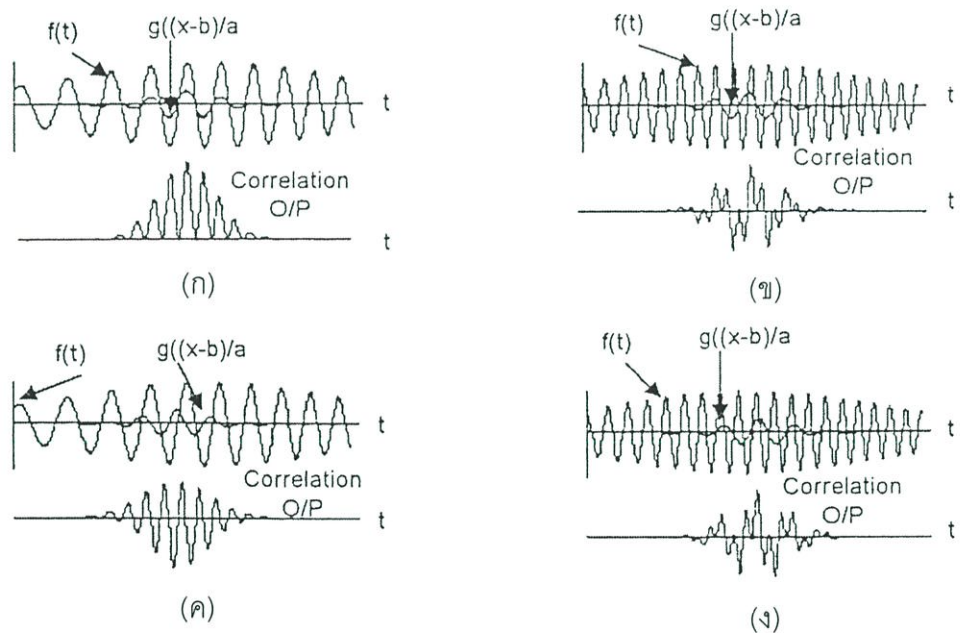
จากสมการที่สามารถทำการสร้างเซตของเวฟเล็ตได้ จากการสเกลและการเลื่อนตำแหน่งของเวฟเล็ตแม่ ดังนั้นจะสามารถเขียนสมการสำหรับการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (continuous Wavelets Transform : CWT) ที่ใช้ในการกระจาย (Decomposition) สัญญาณของฟังก์ชันใด  $f(t)$  ด้วยเวฟเล็ตแม่  $g(t)$  เป็นดังนี้

$$(W_g f)(a, b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) g^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \tag{3.3}$$

โดยที่ “\*” หมายถึง Complex Conjugate “ $a$ ” เป็นพารามิเตอร์ของการสเกลและ “ $b$ ” จะเป็นพารามิเตอร์ของการเลื่อนตำแหน่ง สัญลักษณ์  $W_g f(a, b)$  จะหมายถึง สัญญาณอินพุตที่ขึ้นอยู่กับตัวแปรอิสระ  $t$  จะถูกส่ง (map) ไปเป็นฟังก์ชัน 2 มิติที่ขึ้นอยู่กับตัวแปรอิสระ  $a$  และ  $b$  โดยที่  $W_g f(a, b)$  จะเป็นค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต (Wavelet Coefficient) เวฟเล็ตแม่ที่ถูกสเกลและเลื่อนตำแหน่งจะใช้เป็นตัวแทนสัญญาณได้สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่ตำแหน่ง  $a, b$  จะเป็นค่าแสดงความ

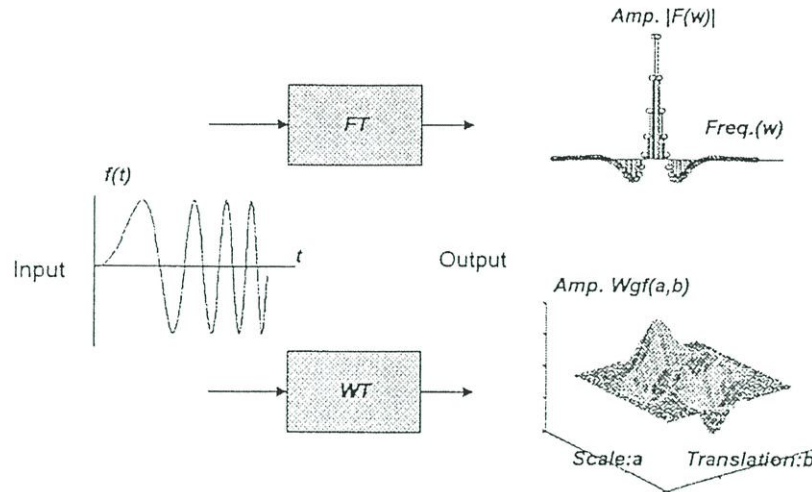
เหมือนกัน (Degree of Correlation) ระหว่างเวฟเลตแม่ที่ถูกลดขนาด ( $a$ ) กับสัญญาณอินพุตที่ตำแหน่งเวลานั้น ( $b$ ) ดังแสดงในรูปที่ 3.7

พิจารณารูปที่ 3.7(ก) เปรียบเทียบกับรูปที่ 3.7(ข) จะเห็นว่าในรูปที่ 3.7(ก) คลื่นเวฟเลตจะมีความถี่และเฟสใกล้เคียงกับสัญญาณอินพุตมาก ทำให้ปรากฏคลื่นเอาท์พุทออกมามีค่าสูง แต่ในรูปที่ 3.7(ข) คลื่นอินพุต จะมีค่าความถี่สูงกว่าคลื่นเวฟเลตทำให้เอาท์พุทมีค่าต่ำกว่ามาก และในขณะที่เดียวเมื่อลองพิจารณาเปรียบเทียบรูปที่ 3.7(ก) กับ 3.7(ค) ซึ่งสัญญาณอินพุตมีความถี่เดียวกันแต่ทำการเปรียบเทียบที่ต่างกัน โดยในรูปที่ 3.7(ก) จะทำที่ตำแหน่งที่เฟสตรงกัน ซึ่งก็จะให้ผลของการ Correlation ที่สูงกว่าในรูปที่ 3.7(ค) ซึ่งกระทำที่ตำแหน่งเฟสไม่ตรงกัน ส่วนในรูปที่ 3.7(ง) ก็คล้ายกับรูปที่ 3.7(ข) เพียงแต่เลื่อนตำแหน่งการเปรียบเทียบออกไป 180 องศา ซึ่งจะสังเกตเห็นว่าจะให้ผลลัพธ์ที่ต่างกัน ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่า ถ้าคลื่นเวฟเลตมีความคล้ายกับสัญญาณอินพุตมากเท่าไรในด้านของความถี่ ลักษณะสัญญาณและตำแหน่งเวลาในการเปรียบเทียบก็จะทำให้ได้ค่าของสัมประสิทธิ์ของการทรานส์ฟอร์มที่มากนั่นเอง เพราะฉะนั้น การแปลงเวฟเลตจะเป็นการอธิบายสัญญาณ  $f(t)$  ในรูปแบบของเวฟเลตโดเมน (Wavelet Domain) เทียบกับคลื่นเวฟเลตที่ค่า  $a, b$  ใดๆ



รูปที่ 3.7 ลักษณะของผลการ Correlation ระหว่าง  $f(t), g((t-b)/a)$

ในรูปที่ 3.8 จะแสดงการเปรียบเทียบลักษณะผลลัพธ์เมื่อนำสัญญาณอินพุต 1 มิติ มาทำการแปลงฟูรีเยร์ (Fourier Transform : FT) กับการใช้การแปลงเวฟเลต จะเห็นว่าการแปลงฟูรีเยร์ เป็นการส่งสัญญาณจากโดเมนสเวลา ( 1 มิติ) ไปเป็นโดเมนสความถี่ ( 1 มิติ) แต่การแปลงเวฟเลต จะเป็นการส่งไปเป็น “ ระนาบเวลาและความถี่ ” (Time-Frequency Plane) ซึ่งมี 2 มิติ



รูปที่ 3.8 ลักษณะความแตกต่างของสัญญาณเอาท์พุทระหว่างการแปลงฟูรีเยร์กับการแปลงเวฟเล็ต

### 3.3 การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง

จากการวิเคราะห์สัญญาณด้วยการแปลงฟูรีเยร์ช่วงสั้น (Short Time Fourier Transform : STFT) จะสังเกตเห็นว่า Time-Frequency Window จะมีพื้นที่ในการวิเคราะห์ที่คงที่เสมอไม่ว่าจะเป็นการพิจารณาที่ความถี่และช่วงเวลาใด ๆ ขนาดช่วงความกว้างของความถี่และช่วงเวลาจะขึ้นอยู่กับลักษณะของฟังก์ชันหน้าต่าง ที่ใช้ ซึ่งจะไม่มีการเปลี่ยนคุณสมบัติในการทรานฟอร์ม แต่ในทางปฏิบัติความถี่ของสัญญาณจะเป็นสัดส่วนโดยตรงกับจำนวนไซเคิลต่อหนึ่งหน่วยเวลาดังนั้นที่ความถี่สูงจากการเปลี่ยนแปลงสัญญาณในช่วงเวลาที่แคบต่างกับสัญญาณความถี่ต่ำที่ต้องใช้ช่วงเวลานานกว่า ดังนั้นถ้าใช้ STFT และเลือกฟังก์ชันหน้าต่าง ที่มีช่วงความถี่และช่วงเวลาไม่เหมาะสม เช่น ช่วงเวลาแคบเกินไปก็จะทำให้ต้องมีการทำการทรานฟอร์มหลายครั้งที่หลายตำแหน่งเพื่อให้ได้ข้อมูลครบในช่วงเวลาทั้งหมดที่ต้องการ ดังนั้นฟังก์ชันหน้าต่าง ที่ดีความกว้างของช่วงเวลาและช่วงความถี่จะต้องมีการเปลี่ยนแปลงเป็นสัดส่วนผกผันที่สัมพันธ์กัน นั่นคือควรจะให้ Time Window ที่แคบแต่มี Frequency Window ที่กว้างเมื่อทำการวิเคราะห์สัญญาณที่ความถี่สูง และ Time Window ที่กว้างแต่มี Frequency Window ที่แคบเมื่อทำการวิเคราะห์สัญญาณที่ความถี่ต่ำซึ่งจะทำให้ได้รับข่าวสารที่ครบถ้วนและใช้เวลาในการทรานฟอร์มได้น้อยลง จากที่กล่าวมาทั้งหมด STFT จึงไม่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงความถี่สูงและต่ำในสัญญาณตัวเดียวกัน แต่ในการแปลงเวฟเล็ตจะอาศัยฟังก์ชันหน้าต่าง ที่มีคุณสมบัติที่สามารถเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติของช่วงเวลาและช่วงความถี่ให้เหมาะสมกันสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณที่ช่วงความถี่และช่วงเวลาที่น่าสนใจ ซึ่งฟังก์ชันหน้าต่างที่มีคุณสมบัติดังกล่าวเรียกว่า “ฟังก์ชันเวฟเล็ต”

ถ้ากำหนดให้  $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$  และเป็นไปตามเงื่อนไข Admissibility Condition คือ

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (3.4)$$

จะเรียก  $\psi(t)$  ว่าเป็น Basis Wavelet หรือเวฟเล็ตแม่ ซึ่งมีคุณสมบัติในการเลื่อนตำแหน่ง (พารามิเตอร์ :  $b$ ) จะเปลี่ยนความถี่ได้ (พารามิเตอร์ :  $a$ ) ดังแสดงในสมการที่ 3.5

$$\psi_{b,a}(t) = |a|^{\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.5)$$

และจะสามารถเขียนเป็นสมการการแปลงฟูรีเยร์ที่พิจารณาผ่านฟังก์ชันหน้าต่าง ที่ตำแหน่ง เวลาและความถี่ขณะนั้น ได้ดังสมการที่ 3.6 ซึ่งจะเป็นสมการการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง [9] (Continuous Wavelet Transform : CWT) นั่นเอง

$$(W_\psi f)(b,a) = |a|^{\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (3.6)$$

โดยที่  $a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0$  และ  $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$

เทอม  $|a|^{1/2}$  จะเป็นการ Normalization ของ  $\psi(t)$  เพื่อให้พลังงานของ  $\psi(t)$  ที่  $b, a$  ใดๆ ยังคงมีค่าเท่ากับหนึ่งเสมอทำให้การแปลงเวฟเล็ตที่ตำแหน่ง  $b, a$  ใดๆ พลังงานของ  $\psi(t)$  จะไม่มีผลกระทบต่อสัญญาณ  $f(t)$  ในช่วงนั้นเลยและจะสามารถเขียนสมการ CWT ในช่วงนั้นเลย และจะสามารถเขียนสมการของการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง ในลักษณะของการ Inner Product ได้ ดังนี้

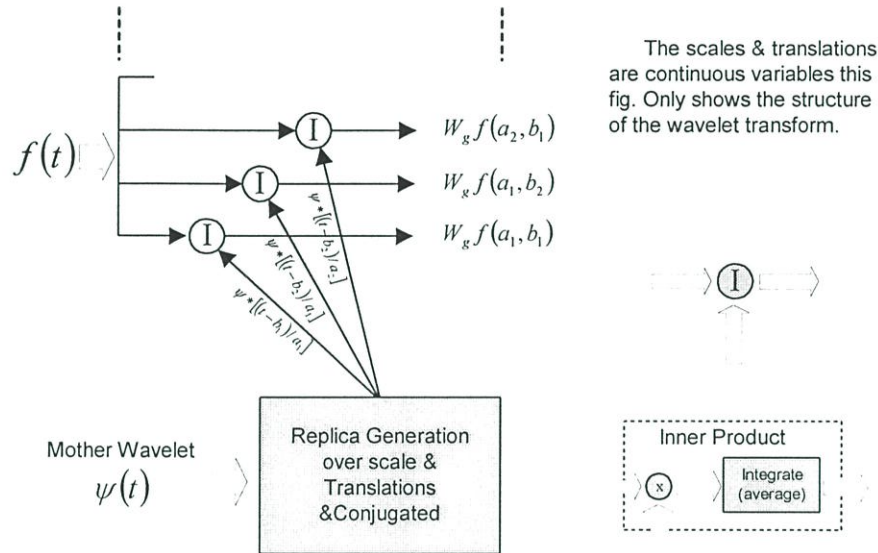
$$(W_\psi f)(b,a) = \langle f, \psi_{b,a} \rangle \quad (3.7)$$

สังเกตว่าจากการกำหนดให้  $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$  นั่นคือ  $\int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt < \infty$  แสดงว่า  $\psi(t)$  จะต้องหาขนาดและพลังงานได้เสมอ เพราะฉะนั้น  $\psi(t)$  จะมีการลดลงสู่ศูนย์ทั้งสองด้าน จากการที่  $\psi(t), \hat{\psi}(\omega)$  เป็นฟังก์ชันหน้าต่าง ที่เป็นไปตามเงื่อนไขในสมการ  $tW(t) \in L^2(\mathbb{R})$  นั้นแสดงว่า ความกว้างของ Time Frequency window จะเป็น  $4\Delta\psi\Delta\hat{\psi}$  ในขณะเดียวกันถ้าให้  $\hat{\psi}(\omega)$  เป็น ฟังก์ชันที่ต่อเนื่อง ดังนั้นค่า  $C_\psi$  จะต้องหาค่าได้เสมอ แสดงว่าที่จุด  $\omega = 0$  ต้องมีการกำหนดให้  $\hat{\psi}(0) = 0$  นั้นแสดงว่าต้องมีเงื่อนไขอีกอันหนึ่งเกิดขึ้นคือ

$$\hat{\psi}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-i\omega t} \psi(t) dt$$

$$\hat{\psi}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0$$
(3.8)

แสดงว่าพื้นที่ใต้กราฟของ  $\psi(t) = 0$  นั่นก็คือฟังก์ชันดังกล่าวนี้ต้องมีการออกสขิเลทเสมอ



รูปที่ 3.9 การแปลงเวฟเล็ตในลักษณะของการ Inner Product

ถ้าพิจารณา Time frequency window ของการแปลงเวฟเล็ต โดยที่  $\psi(t), \hat{\psi}(\omega)$  เป็นไปตามเงื่อนไขในสมการ  $tW(t) \in L^2(\mathbb{R})$  และกำหนดให้จุดศูนย์กลางและรัศมีความกว้างของ  $\psi(t)$  เป็น  $t^*$  และ  $\Delta\psi$  ตามลำดับ ดังนั้น  $\psi_{b,a}$  จะมีจุดศูนย์กลางอยู่ที่  $b + at^*$  รัศมีเป็น  $a\Delta\psi$  และข่าวสารของสัญญาณ  $f(t)$  จะถูกพิจารณาผ่าน Time window ที่มีความกว้างของช่วงเวลาดังนี้

$$[b + at^* - a\Delta\psi, b + at^* + a\Delta\psi]$$
(3.9)

จากสมการที่ 3.9 สังเกตว่า Time window จะแคบลงเมื่อความถี่สูงขึ้น ( $a$  มีค่าน้อยลง) และที่ความถี่ต่ำลง ( $a$  มากขึ้น) Time window จะกว้างออกสิ่งนี้จะเป็นข้อแตกต่างที่สำคัญเมื่อเทียบกับ STFT ซึ่งจะไม่มีการพารามิเตอร์  $a$  เข้ามาเกี่ยวข้อง ต่อไปลองพิจารณา Frequency window โดยเริ่มจากการแปลงฟูริเยร์ของ  $\psi(t)$

$$\frac{1}{2\pi} \hat{\psi}_{b,a}(\omega) = \frac{1}{2\pi} |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-i\omega t} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

$$= \frac{a|a|^{-\frac{1}{2}}}{2\pi} e^{-i\omega b} \hat{\psi}(a\omega)$$
(3.10)

นำสมการที่ 3.6 และ 3.10 มาประยุกต์เข้ากับ Parseval Identity จะได้ว่า

$$\begin{aligned}(W_{\psi} f)(b, a) &= \langle f, \psi_{b,a} \rangle = \frac{1}{2\pi} \langle \hat{f}, \hat{\psi}_{b,a} \rangle \\ &= \frac{a|a|^{\frac{1}{2}}}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}(\omega) e^{i b \omega} \hat{\psi}(a\omega) d\omega\end{aligned}\quad (3.11)$$

จากสมการที่ 3.11 จะเห็นว่า  $W_{\psi} f(b, a)$  ซึ่งเป็นสัมประสิทธิ์ของการแปลงเวฟเล็ตที่ตำแหน่ง  $b, a$  ใดๆ จะสามารถหาได้จากการพิจารณาการแปลงฟูรีเยร์ของ  $f(t)$  ผ่านฟังก์ชันหน้าต่าง :  $\hat{\psi}(a\omega)$  ที่มีความถี่ศูนย์กลางอยู่ที่  $\omega^* / a$  และมีรัศมีความกว้างของแบนด์วิธเป็น  $\Delta\hat{\psi} / a$  โดยที่เทอมของ  $a|a|^{\frac{1}{2}} / 2\pi$  เป็นเพียงค่าคงที่และเทอม  $e^{i b \omega}$  จะเป็นเพียงการชิฟของเฟสของสัญญาณเท่านั้น ซึ่งจะไม่มีผลกระทบต่อความถี่ศูนย์กลางและความกว้างของแบนด์วิธ

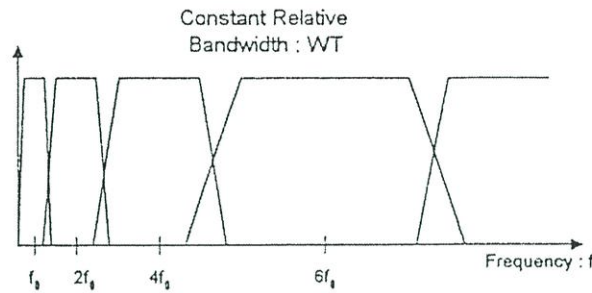
$$\left[ \frac{\omega^*}{a} - \frac{1}{a} \Delta\hat{\psi}, \frac{\omega^*}{a} + \frac{1}{a} \Delta\hat{\psi} \right] \quad (3.12)$$

สมการที่ 3.12 เป็นการแสดงขอบเขตของแบนด์วิธและตำแหน่งความถี่ตรงกลางของสัญญาณที่ถูกวิเคราะห์ ดังนั้นจะสามารถพิจารณาได้ว่า  $W_{\psi} f(b, a)$  เป็นการทำให้ Band pass filter ที่มีความถี่ศูนย์กลางที่  $\omega^* / a$  และมีความกว้างของแบนด์วิธ  $2\Delta\hat{\psi} / a$  ถ้าทดสอบพิจารณาอัตราส่วนระหว่างความถี่ศูนย์กลางและแบนด์วิธจะพบว่า

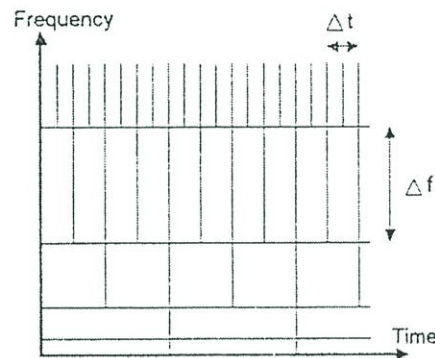
$$\frac{\text{Center.fre}}{\text{Bandwidth}} = \frac{\omega^* / a}{2\Delta\hat{\psi} / a} = \frac{\omega^*}{2\Delta\hat{\psi}} \quad (3.13)$$

อัตราส่วนนี้คือค่า  $Q$  ซึ่งจะเห็นว่า  $Q$  จะมีค่าคงที่เสมอไม่ขึ้นอยู่กับความถี่ ( $a$ ) ที่เปลี่ยนไป ดังนั้นจะกล่าวได้ว่าการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง มีลักษณะเป็น Band pass filter-Constant  $Q$  นั้นเอง ดังแสดงในรูปที่ 3.10 ซึ่งจะเห็นว่า ที่ความถี่สูงขึ้น ( $a$  น้อยลง) จะมีความกว้างของแบนด์วิธมากขึ้น จากผลคูณระหว่างความกว้างของ Time window และ Frequency window จะกลายเป็น Time Frequency window ในระนาบเวลาและความถี่ของการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง ซึ่งเป็นดังสมการที่ 3.14

$$[b + at^* - a\Delta\psi, b + at^* + a\Delta\psi] \times \left[ \frac{\omega^*}{a} - \frac{1}{a} \Delta\hat{\psi}, \frac{\omega^*}{a} + \frac{1}{a} \Delta\hat{\psi} \right] \quad (3.14)$$



รูปที่ 3.10 ลักษณะของการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง ในลักษณะของ Band pass filter constant Q



รูปที่ 3.11 ลักษณะของระนาบเวลาและความถี่ของการแปลงเวฟเล็ต

จากรูปที่ 3.10 จะเห็นว่า  $\psi(t)$  ที่มีค่าความถี่สูง ( $a$  มีค่าน้อยๆ) จะทำให้ช่วงความกว้างของ Time window ต่ำลง แต่จะส่งผลให้ความกว้างทางความถี่ของ Frequency Window เพิ่มขึ้นและในขณะที่ยิ่ง  $a$  มีค่ามากขึ้น ก็จะมีผลการเปลี่ยนแปลงในทางตรงข้ามกัน ซึ่งการเปลี่ยนแปลงในลักษณะนี้จะเหมาะสมกับสัญญาณในทางปฏิบัติ

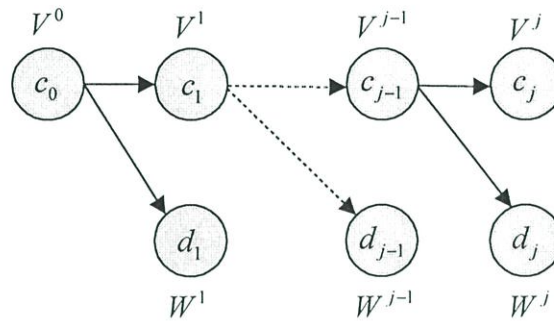
### 3.4 การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง (Discrete Wavelet Transform)

ในทางปฏิบัติสัญญาณที่วิเคราะห์ด้วยคอมพิวเตอร์จะเป็นการสุ่ม (Sampling) สัญญาณเข้ามาในจำนวนที่จำกัด ดังนั้นถ้ากำหนดให้  $c_0(m)$  เป็นเซตของสัมประสิทธิ์ของสัญญาณอินพุทจำนวน  $m$  ตัวและกำหนดให้ระดับความละเอียดของสัญญาณเริ่มต้นที่ศูนย์ จะสามารถเขียนเป็นความสัมพันธ์ได้ว่า

$$f(t) \in V_0; f(t) \in L^2(\mathbb{R}) \quad (3.15)$$

$$V_0 = W_0 \oplus \dots \oplus W_{j+2} \oplus W_{j+1} \oplus W_j \oplus V_j \quad (3.16)$$

การแตกกระจายสัญญาณ  $f(t)$  ในปริภูมิ  $V^0$  ไปจนถึงระดับความละเอียดที่  $j$  เทอมสัมประสิทธิ์  $c_0(m)$  จะถูกแตกเป็นสัมประสิทธิ์ในเซตของ  $c_j(m)$  ในปริภูมิ  $V^j$  และกลุ่มของเซต  $d_0(m), d_1(m), \dots, d_j(m)$  ซึ่งอยู่ในเวฟเล็ตปริภูมิที่ระดับความละเอียดต่างๆ กัน ขบวนการดังกล่าวนี้จะเป็นลักษณะของวิธีการ “การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง” (Discrete Wavelet Transform : DWT) [9-10] นั้นเองดังแสดงในรูปที่ 3.12

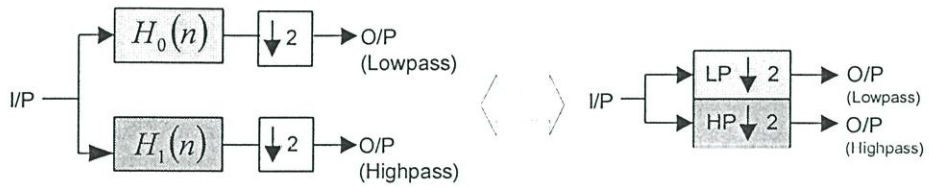


รูปที่ 3.12 ลักษณะของการแจกแจงสัมประสิทธิ์ด้วยการแปลงเวฟเล็ต

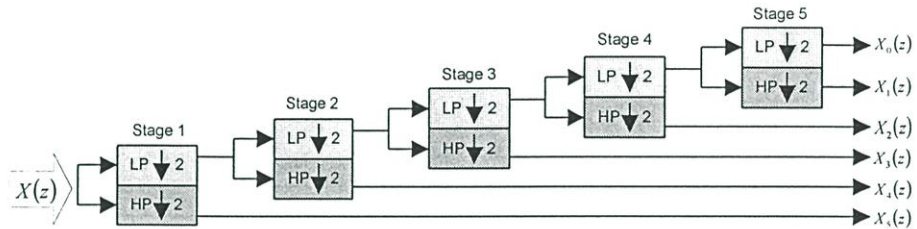
ขบวนการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง จะมีลักษณะคล้ายกับขบวนการของ Octave filter banks เนื่องจากการพิจารณาสัญญาณผ่านฟังก์ชันหน้าต่างที่สามารถเปลี่ยนแปลงความถี่ในอัตราครึ่งละสองเท่า ก็เปรียบเสมือนกับการนำสัญญาณอินพุตนั้นผ่านวงจรมอดูเลเตอร์ที่มีแบนด์วิดท์ที่มีอัตราการลดลงสองเท่าเหมือนแบนด์วิดท์ของฟังก์ชันหน้าต่าง ในขณะที่นั้นนั่นเอง ดังนั้นจะสามารถนำเอาหลักการของ Filter banks มาใช้ในการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง [11] ในทางปฏิบัติได้ ก่อนที่จะอธิบายการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วงในลักษณะของ Filter banks จะขออธิบายหลักการพื้นฐานของ Filter banks ก่อน[12]

### 3.4.1 Octave analysis filter banks

Two channel filter banks เป็นการแยกสัญญาณอินพุตออกเป็นสองส่วน โดยแบ่งเป็น ส่วนความถี่ต่ำและความถี่สูง ดังนั้น Two channel filter banks จึงประกอบด้วยวงจรถ่ายเป็น Lowpass filter :  $H_0(z)$  และ Complementary highpass filter :  $H_1(z)$  ซึ่งในส่วนของ Highpass จะใช้ในการแยกความถี่ในแบนด์ที่ต้องการออกมา (Band-separating filter) ดังแสดงในรูปที่ 3.13 และรูปที่ 3.14 ลักษณะของ Octave analysis filter banks จะเป็นแบบโครงสร้างต้นไม้ (Tree structure) ซึ่งเป็นการนำเอา Two channel filter banks มาเรียงต่อกัน โดยใช้สัญญาณเอาต์พุตในส่วนความถี่ต่ำจากวงจร Lowpass filter มาทำการแยกแบนด์ความถี่ออกอีกครั้งหนึ่งดังแสดงในรูปที่ 3.13



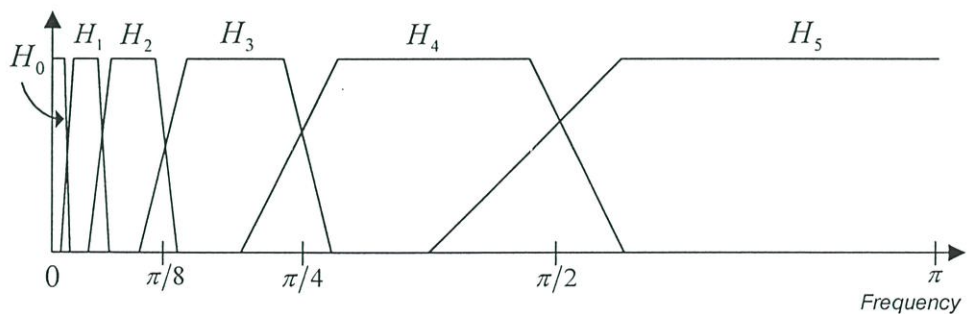
(ก) Two channel filter banks หรือ Band separator



(ข) Tree structure octave analysis filter banks

รูปที่ 3.13 ลักษณะของ Octave analysis filter banks

ใน Two channel filter banks ชุดแรก จะทำการแยกสัญญาณความถี่สูงครึ่งด้านบนซึ่งจะได้สัญญาณ  $X_5(z)$  และสัญญาณความถี่ต่ำครึ่งด้านล่างออกจากกัน จากนั้นจะนำสัญญาณความถี่ต่ำครึ่งด้านล่างมาทำการแยกแบนด์ความถี่ออกครึ่งหนึ่งอีกครั้ง โดยครึ่งบนทางความถี่สูงจะได้เป็นสัญญาณ  $X_4(z)$  และจะนำส่วนความถี่ต่ำไปแยกแบนด์ต่อไปเรื่อยๆ ตามระดับที่ต้องการ ในรูปที่ 3.14 จะแสดงให้เห็นถึงลักษณะของแบนด์ความถี่ที่ถูกแบ่งออกไปเรื่อยๆ สัมพันธ์กับการสุมของสัญญาณอินพุท  $X(z)$  อัตราสุมจะลดลงสองเท่า ซึ่งจะหมายถึงจำนวนคาบที่ถูกสุมจะลดลงสองเท่าในแต่ละสเตทนั่นเอง Transfer function ของ filter banks ในแต่ละระดับจะหาได้จากสมการ  $H_i(z) = X_i(z) / X(z), i = 0 \dots 5$



รูปที่ 3.14 ลักษณะของการแยก Frequency bands ของ Octave filter bank

Cut off frequency จะมีค่าลดลงครึ่งละสองเท่า ดังนั้นจึงเรียกว่า Octave filter banks และจากรูปที่ 3.14 จะสังเกตว่า Absolute transition bandwidth (เอาที่พูท Lowpass) จะลดลงในอัตราสองเท่า โดยลดลงไปในทางความถี่ที่ต่ำลง และ Transfer function  $H_0(z)$  จะเป็นส่วน Lowpass ครึ่งสุดท้าย และ  $H_5(z)$  จะเป็นส่วน Highpass ในขณะที่ Transfer function อื่นๆ จะมีลักษณะเป็น Bandpass ดังนั้น Filter banks จึงมีความสามารถในการแยกแบนด์ความถี่ต่างๆ ออกมา (Band-seperating filter)

### 3.4.2 การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วงโดยใช้ Analysis filter banks

ในหัวข้อนี้จะแสดงวิธีการพิจารณาการแจกแจงสัมประสิทธิ์ของการโปรเจกต์สัญญาณในปริภูมิ  $V^{j+1}$  ไปในปริภูมีย่อย  $V^j$  และ  $W^j$  ซึ่งเป็นการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง หนึ่งระดับในรูปแบบของการวิเคราะห์ด้วย Filter banks โดยอาศัยหลักการของ Two channel analysis filter banks

กำหนดให้สัญญาณอินพุท  $f(t) \in V^{j+1}$  ดังนั้นจะได้ว่า

$$f_{j+1}(t) = \sum_n c_{j+1}(n) \phi_{j+1,n}(t) \in V^{j+1} \quad (3.17)$$

ซึ่งสัมประสิทธิ์  $c_{j+1}(n)$  เป็นค่าสัมประสิทธิ์ข้อมูลสุ่มที่ทราบค่าของ  $f(t)$  จากความสัมพันธ์  $V^{j+1} = V^j \oplus W^j$  จะสามารถเขียนเป็นการโปรเจกต์  $f(t)$  ลงในซับปริภูมิ  $V^j$  และ  $W^j$  ได้เป็น

$$f_{j+1}(t) = \sum_m c_j(m) \phi_{j,m}(t) + \sum_m d_j(m) \psi_{j,m}(t) \quad (3.18)$$

ในทางปฏิบัติการโปรเจกต์จะเป็นการหาค่าของ  $c_j(m)$  และ  $d_j(m)$  จาก  $c_{j+1}(n)$  และขณะเดียวกันฟังก์ชันพื้นฐาน  $\phi_{j+1,m}(t)$  ของปริภูมิ  $V^{j+1}$  สามารถถูกแบ่งออกเป็นเซตของฟังก์ชันพื้นฐาน  $\phi_{j,m}(t)$  ในปริภูมิ  $V^j$  โดยใช้สมการที่ 3.19

จะได้ว่า

$$\phi_{j,m}(t) = 2^{j/2} \sum_v \overline{h_0(v)} \phi(2^{j+1}t - 2m - v) \quad (3.19)$$

ถ้าสมมติให้  $2m + v \rightarrow n$  และ  $h_0(n) = 2^{-1/2} \overline{h_0(k)}$ ,  $k \in ZZ$  จะได้ว่า

$$\begin{aligned}
\phi_{j,m}(t) &= \sum_v h_0(n-2m)2^{(j+1)/2} \phi(2^{j+1}t-n) \\
&= \sum_v h_0(n-2m)\phi_{j+1,n}(t)
\end{aligned} \tag{3.20}$$

ในทำนองเดียวกันฟังก์ชันพื้นฐาน  $\phi_{j+1,m}(t)$  ของปริภูมิ  $V^{j+1}$  จะถูกแบ่งออกเป็นเซตของฟังก์ชันพื้นฐาน  $\psi_{j,m}(t)$  ในปริภูมิ  $W^j$  ด้วยเช่นกัน ดังนั้น  $\psi_{j,m}(t)$  สามารถกำหนดได้โดยวิธีเดียวกันเป็นดังสมการที่ 3.21

$$\psi_{j,m}(t) = \sum_n h_1(n-2m)\phi_{j+1,n}(t) \tag{3.21}$$

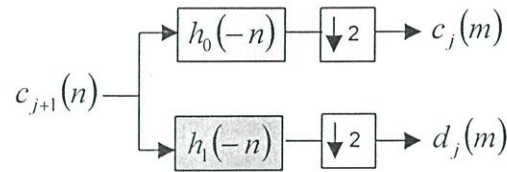
ถ้าต้องการหาสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันสเกลลิง  $c_j(m)$  จะสามารถหาได้จากสมการที่ 3.22 โดยใช้ความสัมพันธ์ในสมการที่ 3.20 ช่วยในการพิสูจน์ดังนี้

$$\begin{aligned}
c_j(m) &= \langle f(t), \phi_{j,m}(t) \rangle \\
&= \left\langle f(t), \sum_n h_0(n-2m)\phi_{j+1,n}(t) \right\rangle \\
&= \sum_n h_0(n-2m) \langle f(t), \phi_{j+1,n}(t) \rangle \\
&= \sum_n h_0(n-2m)c_{j+1}(n) \\
&= h_0(-n) * c_{j+1}(n) \Big|_{n=2m}
\end{aligned} \tag{3.22}$$

เพราะฉะนั้นสัมประสิทธิ์  $c_j(m)$  จะหาได้จากการคอนโวลูชันของสัมประสิทธิ์  $c_{j+1}(n)$  กับลำดับ  $h_0(-n)$  แล้วทำการลดอัตราการสุ่มลง (Down sampling) ด้วยสอง เพื่อให้เอาที่พหุคูณจำนวนเท่ากับ  $m$  ในขณะเดียวกันสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต  $d_j(m)$  ก็จะสามารถหาได้จากวิธีเดียวกันคือ

$$d_j(m) = h_1(-n) * c_{j+1}(n) \Big|_{n=2m} \tag{3.23}$$

จากสมการที่ 3.22 และ 3.23 จะสามารถเขียนเป็นแผนภูมิในลักษณะของ Two channel analysis filter สำหรับการแจกแจงสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตได้ดังรูปที่ 3.15 ซึ่งจะเป็นการโปรเจกชันสัญญาณไปยังปริภูมิต่ำนั่นเอง

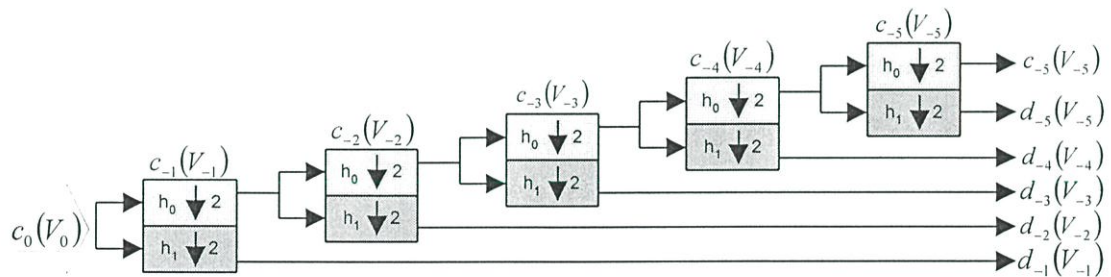


รูปที่ 3.15 ลักษณะของ Two channel analysis filter banks ในการคำนวณหาสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต

ดังนั้นจึงสรุปได้ว่า การแตกกระจายสัญญาณจะถูกกระทำด้วย Analysis filter banks ที่มี Impulse response เป็น  $h_0(-n)$  และ  $h_1(-n)$  โดยที่สัญญาณ  $f(t) \in V^{j+1}$  จะมีความละเอียดเป็นสองเท่าในปริภูมิย่อย  $V^j, W^j$  และสัมประสิทธิ์  $c_j(m), d_j(m)$  จะมีอัตราการสุ่มลดลงครึ่งหนึ่งของ  $c_{j+1}(n)$  (หมายถึงจำนวนสัมประสิทธิ์ของ  $c_{j+1}(n)$  จะถูกแบ่งให้  $c_j(m), d_j(m)$  อย่างละครึ่ง)

ถ้าพิจารณาคุณสมบัติ Two-scale property :  $f(t) \rightarrow f(2t)$  และจากลักษณะสมบัติของการเป็นโครงข่ายของปริภูมิย่อยๆ  $V^j$  ตามที่ได้กล่าวมาแล้วในหัวข้อการวิเคราะห์สัญญาณที่หลายระดับความละเอียด จะพบว่า การโปรเจกชัน  $V^{j+1}$  เป็น  $V^j$  จะเป็นการลดความถี่ของสัญญาณลงครึ่งหนึ่ง จึงมีลักษณะเป็น Lowpass filter และการโปรเจกชันไปใน  $W^j$  จะเป็นส่วนของ Highpass filter ดังนั้น  $h_0(-n)$  และ  $h_1(-n)$  จึงเป็น Impulse response ของ Lowpass และ Highpass ตามลำดับ

ในกรณีที่มีการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วงซ้ำในแนวของ Lowpass ก็จะกลายเป็นลักษณะของ Dyadic tree structure ซึ่งเหมือนกับขบวนการ Octave filter banks ดังแสดงในรูปที่ 3.16

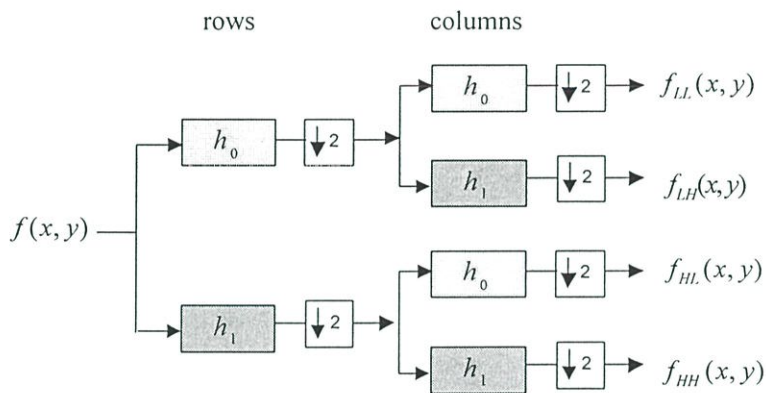


รูปที่ 3.16 ลักษณะของการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง โดยใช้ Dyadic tree structure

สัมประสิทธิ์เวฟเล็ต  $d_{-1}$  ถึง  $d_{-5}$  จะเปรียบเสมือน Discrete-time bandpass signal หมายถึงสัญญาณในส่วนที่ผ่าน Bandpass filter ที่แบนด์ความถี่ต่างๆ ในขณะที่  $c_{-5}$  ของฟังก์ชันสเกลลิ่งจะเป็น Discrete-time lowpass signal ซึ่งดูได้จากรูปที่ 3.14 โครงสร้างในรูปที่ 3.16 เรียกว่า “การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง” (Discrete Wavelet Transform : DWT)

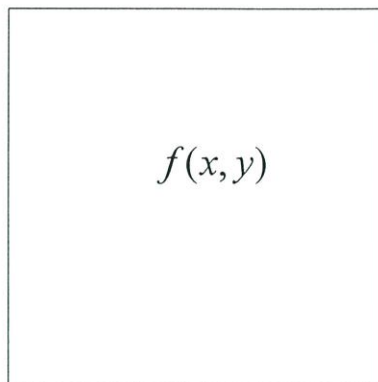
3.4.3 การแปลงเวฟเล็ทแบบแบ่งช่วง 2 มิติ

ในการขยายมิติของการแปลงเวฟเล็ทจาก 1 มิติไปสู่ 2 มิติ จะมีการวิเคราะห์เช่นเดียวกับกรณีของ 1 มิติ ในที่นี้จะกล่าวถึงการแปลงข้อมูลภาพ 2 มิติ ซึ่งนิยมพิจารณามิติในแนวนอนและแนวตั้ง [27] ดังรูปที่ 3.17 โดยเริ่มจากภาพต้นแบบ  $f(x, y)$  จะถูกกรองไปตามแนวแถว (Row) ด้วยฟิลเตอร์การกรองความถี่ต่ำ  $H_0$  และฟิลเตอร์การกรองความถี่สูง  $H_1$  จากนั้นนำผลที่ได้มาลดจำนวนข้อมูลลง 2 เท่าโดยการเก็บข้อมูล 1 คอลัมน์ (Column) จากข้อมูล 2 คอลัมน์ จะได้เอาที่พุทความถี่สูงและความถี่ต่ำ จากนั้นเอาที่พุททั้งสองจะถูกกรองตามแนวคอลัมน์และลดจำนวนข้อมูลลง 2 เท่าโดยการเก็บข้อมูลมา 1 แถวจากข้อมูล 2 แถว จะได้ภาพแบนด์ย่อยความถี่ต่ำ  $f_{LL}(x, y)$  จำนวน 1 ภาพและภาพแบนด์ย่อยความถี่สูงจำนวน 3 ภาพคือ  $f_{LH}(x, y)$   $f_{HL}(x, y)$  และ  $f_{HH}(x, y)$  โดยแต่ละภาพจะมีขนาดลดลงเป็น 1/4 เท่าของภาพต้นแบบ [13]

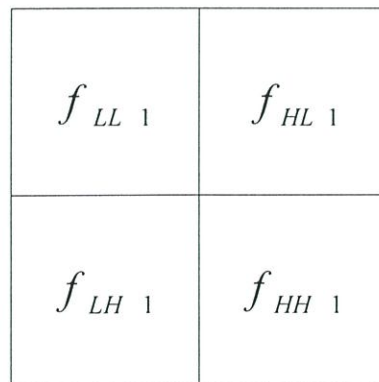


รูปที่ 3.17 การแยกองค์ประกอบของข้อมูลภาพ 1 ระดับโดยใช้หลักการของฟิลเตอร์แบงก์

การแปลงเวฟเล็ทของภาพ 1 ครั้ง (Stage) จะได้รูปที่มีขนาดเท่ากันจำนวน 4 ภาพ และการแปลงเวฟเล็ทสามารถกระทำกับข้อมูลภาพที่องค์ประกอบความถี่ต่ำไปเรื่อยๆ ดังรูปที่ 3.18



(ก) ข้อมูลภาพต้นแบบ



(ข) การแปลงเวฟเล็ท 1 ระดับ

$f_{LL2}$	$f_{HL2}$	$f_{HL1}$
$f_{LH2}$	$f_{HH2}$	
$f_{LH1}$		$f_{HH1}$

(ค) การแปลงเวฟเล็ท 2 ระดับ

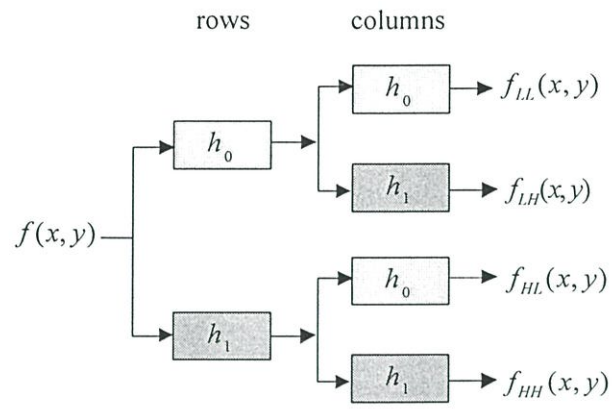
$f_{LL3}$	$f_{HL3}$	$f_{HL2}$	$f_{HL1}$
$f_{LH3}$	$f_{HH3}$		
$f_{LH2}$		$f_{HH2}$	$f_{HH1}$
$f_{LH1}$		$f_{HH1}$	

(ง) การแปลงเวฟเล็ท 3 ระดับ

รูปที่ 3.18 ภาพแบนด์ย่อยที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ท

### 3.5 การแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารี

โดยทั่วไปแล้ว การแปลงเวฟเล็ทแบบคิสครีทจะใช้ในจุดประสงค์ของการบีบอัดสัญญาณ สัมประสิทธิ์เวฟเล็ทได้ถูกแซมปลิงเริ่มต้นที่เกณฑ์ Nyquist การแทนความไม่ซ้ำซ้อน (non-redundant) สัมประสิทธิ์เวฟเล็ท และจำนวนผลรวมของแซมปลิงในการแทนเท่ากับจำนวนผลรวมของพิกเซลภาพ การแปลงเวฟเล็ทแบบคิสครีทนี้ไม่เป็นที่ต้องการสำหรับการวิเคราะห์ปัญหาหรือการตรวจจับปัญหา ข้อเสียที่สำคัญของการแทนความไม่ซ้ำซ้อนสัมประสิทธิ์เวฟเล็ทนี้มันไม่สามารถที่จะรักษาคุณสมบัติที่สำคัญในการประมวลผลภาพ ซึ่งเป็นการเปลี่ยนแปลงโดยการแปลงคุณสมบัตินี้แน่นอนในระดับที่แสดงในภาพจะถูกแทนด้วยระดับเวฟเล็ทที่เป็นอิสระต่อกันจากตำแหน่งในภาพของระดับเวฟเล็ท เพื่อที่จะรักษาการเปลี่ยนแปลง โดยการแปลงจะต้องไม่มีการทำ ดาวน์แซมปลิง (Downsampling) และภาพที่ได้จากการแยกส่วนจะรักษาขนาดเท่ากับภาพเดิม และเรียกว่าการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารี (stationary wavelet transform) [13] การแยกภาพต้นแบบ ออกเป็นองค์ประกอบย่อยได้แสดงดังรูปที่ 3.19 โดยเริ่มจากภาพต้นแบบ  $f(x, y)$  จะถูกกรองไป ตามแนวแถว (Row) ด้วยตัวกรองความถี่ต่ำ  $H_0$  และตัวกรองความถี่สูง  $H_1$  จะได้เอาที่พหุความถี่ต่ำและความถี่สูง จากนั้นเอาที่พหุทั้งสองจะถูกกรองตามแนวคอลัมน์ด้วยตัวกรองความถี่ต่ำ  $H_0$  และตัวกรองความถี่สูง  $H_1$  อีกครั้งหนึ่ง ก็จะได้ภาพแบนด์ย่อยความถี่ต่ำ  $f_{LL}(x, y)$  จำนวน 1 ภาพ และภาพแบนด์ย่อยความถี่สูงจำนวน 3 ภาพคือ  $f_{LH}(x, y)$   $f_{HL}(x, y)$  และ  $f_{HH}(x, y)$  ตามลำดับ โดยแต่ละภาพจะมีขนาดเท่ากับขนาดของภาพต้นแบบเนื่องจากว่าไม่ต้องมีการลดจำนวนข้อมูลลง 2 เท่า กล่าวคือไม่มีการทำ Down-sampling



รูปที่ 3.19 การแยกองค์ประกอบด้วยการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารี

## บทที่ 4

# ทฤษฎีของฟัซซีเซต

ฟัซซีเซตได้ถูกนำเสนอโดย Lofti Zadeh ในปี ค.ศ. 1965 ซึ่งเขาได้ชี้ให้เห็นถึงทางเลือกใหม่ในการอธิบายถึงสิ่งที่มีความคลุมเครือ โดยใช้ระบบฟัซซีแทนระบบของเซต และที่มาของฟัซซีเซตนั้นมาจากพื้นฐานของทฤษฎีเซต จากทฤษฎีของฟัซซีเซต ได้ถูกพัฒนาไปใช้งานทางด้านวิศวกรรมศาสตร์มากมาย เช่นทางด้านระบบควบคุม ทางด้านการประมวลผลภาพ เช่นการหาขอบภาพ การจดจำรูปแบบภาพ หรือแม้แต่การแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพ ซึ่งจะได้กล่าวต่อไป

### 4.1 นิยามของเซต

ในระบบของเซต การแสดงความสัมพันธ์ของสมาชิกภายในกลุ่มแต่ละตัว กับคำจำกัดความของเซตนั้นๆ จะแสดงโดยกำหนดว่าสมาชิกตัวใด “เป็น” หรือ “ไม่เป็น” สมาชิกของเซตนั้น ซึ่งมีค่าเป็น  $\{0, 1\}$

ถ้ากำหนดให้  $U$  เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ (Universal Set) และเซต  $A$  มีสมาชิกของเซตเป็น  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  สมมุติว่าเซต  $A$  อยู่ในเซตเอกภพสัมพัทธ์  $U$  ดังนั้นจึงสามารถนิยามได้ว่า สมาชิกของเซต  $A$  ทั้งหมดเป็นสมาชิกของเซต  $U$  ซึ่งสามารถแสดงเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้ดังนี้

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

นอกจากนี้ยังมีวิธีอื่นที่จะนิยามเซต  $A$  โดยอาศัยวิธีของฟังก์ชันสมาชิกภาพ (Membership Function) มาเป็นตัวอธิบายความเป็นสมาชิกของข้อมูลในเซต  $A$  โดยสามารถเขียนเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้เป็น  $u_A(x_i)$  ซึ่งจะมีนิยามดังสมการต่อไปนี้

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

จากสมการที่ 4.2 จะเห็นว่าค่าสมาชิกภาพที่จะบอกความเป็นสมาชิกของเซต  $A$  นั้นจะมีอยู่ 2 ค่าคือ 0 หรือ 1 (เป็นสมาชิกหรือไม่เป็นสมาชิก)

## 4.2 นิยามของฟัซซีเซต

ในระบบฟัซซีเซต การแสดงความสัมพันธ์ของสมาชิกในกลุ่มแต่ละตัวกับค่าจำกัดความของฟัซซีเซตนั้นๆ จะแสดงในลักษณะของระดับความเป็นสมาชิกที่มีค่าอยู่ในช่วง  $[0, 1]$  ถ้าเรากำหนดให้  $U$  เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ และฟัซซีเซต  $A$  มีสมาชิกของเซตเป็น  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  และสมมุติว่าฟัซซีเซต  $A$  อยู่ในเซตเอกภพสัมพัทธ์  $U$  การแสดงความสัมพันธ์ในรูปแบบฟัซซีเซตของฟัซซีเซต  $A$  สามารถแทนได้โดย  $u_A(x_i)$  ซึ่งทางทฤษฎีเซตเรียกว่าฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership Function) [14] ซึ่งสามารถเขียนเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ตามนิยาม ดังสมการต่อไปนี้

$$u_A(x_i) = P(x) \quad (4.3)$$

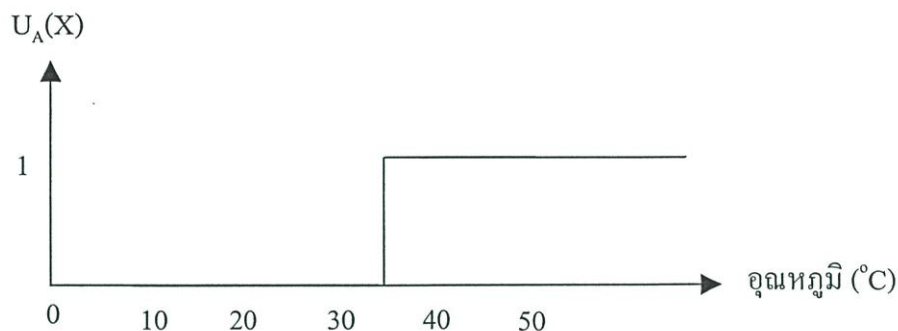
โดยที่  $P(x)$  คือฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเซต  $A$  ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง  $[0, 1]$  ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะสอดคล้องกับค่าจำกัดความของเซต ซึ่งค่าจำกัดความดังกล่าวก็คือตัวแปรต่างๆ ของฟัซซีเซต หรือ ตัวแปรฟัซซี (Fuzzy Variable) ที่อยู่ภายใต้ของเซตของเซตเอกภพสัมพัทธ์ หรือระบบใดๆที่เราสนใจ [15] ตัวอย่างเช่น การพิจารณาอุณหภูมิเป็นตัวแปรฟัซซี และกำหนดเซตของค่าตัวแปรเป็น {สูง ปานกลาง ต่ำ} ซึ่งเซตของค่าตัวแปรฟัซซีเซตนี้จะถูกเรียกว่า เทอมเซต (Term Set) หรือเซตย่อย โดยที่ตัวแปรฟัซซีแต่ละตัวอาจมีส่วนขยาย (Hedges) ที่ช่วยให้ตัวแปรสามารถมีความยืดหยุ่นได้มากขึ้น [16] เช่นจากค่าของตัวแปรอุณหภูมิต่ำ เป็นต่ำมาก สูงเป็นค่อนข้างสูง ซึ่งคำว่า “มาก” หรือ “ค่อนข้าง” ในที่นี้ก็คือส่วนขยายของตัวแปรฟัซซี

## 4.3 การแทนข้อมูลในฟัซซีเซต

ในการแทนข้อมูลในระบบฟัซซีเซต เพื่อที่จะให้เข้าใจความหมายของฟัซซีเซตได้ง่ายขึ้น จึงทำการเปรียบเทียบการแทนข้อมูลระหว่างฟัซซีเซตกับเซตธรรมดา ตัวอย่างเช่น การพิจารณาอุณหภูมิในแต่ละวันของประเทศไทย (“อุณหภูมิ” ในระบบฟัซซีเซตก็คือตัวแปรฟัซซีเซต) โดยสมมุติให้อุณหภูมิอยู่ในช่วง 10-40 องศาเซลเซียส (โดเมนของเซตเอกภพสัมพัทธ์) แต่ในที่นี้เราจะสนใจเฉพาะอุณหภูมิสูง ถ้ากำหนดให้  $A$  เป็นเซตของอุณหภูมิสูง (“สูง” ในระบบฟัซซีเซตก็คือเทอมเซตหรือค่าของตัวแปรฟัซซี) ดังนั้นเซต  $A$  ในกรณีของระบบเซตธรรมดาจะต้องมีการกำหนดค่าขีดเริ่มเปลี่ยนหรือค่าเทอร์โซลด์ (Threshold) ซึ่งในที่นี้กำหนดให้เท่ากับ 35 องศาเซลเซียส นั่นคือถ้าวันใดมีอุณหภูมิตั้งแต่ 35 องศาเซลเซียสขึ้นไป ก็จะถือว่าเป็นวันที่มีอุณหภูมิสูง หรือเป็นสมาชิกของเซต  $A$  นั่นเอง ซึ่งสามารถเขียนเป็นค่าความเป็นสมาชิกหรือฟังก์ชันสมาชิกภาพได้ดังนี้

$$u_A(x_i) = \begin{cases} 1 ; x_i \geq 35 \\ 0 ; \text{ในกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (4.4)$$

โดยที่  $x_i$  คืออุณหภูมิของวันที่  $i$  ดังนั้นจากสมการที่ 3.4 สามารถนำมาเขียนเป็นกราฟแสดงค่าสมาชิกภาพได้ดังรูปที่ 4.1



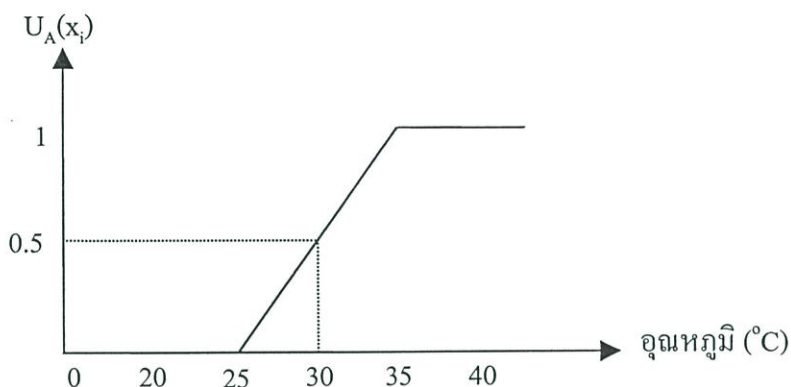
รูปที่ 4.1 ค่าความเป็นสมาชิกของเซต A ในกรณีที่เป็นเซตธรรมดา

จากกราฟรูปที่ 4.1 จะพบว่าวันที่มีอุณหภูมิสูงมากกว่า 35 องศาเซลเซียสเท่านั้นจึงจะถือว่าเป็นวันที่มีอุณหภูมิสูง โดยมีค่าระดับความเป็นสมาชิกเท่ากับ 1 หรือเป็นสมาชิกของเซต A นอกนั้นถือว่าเป็นวันที่มีอุณหภูมิต่ำทั้งหมด ซึ่งในความเป็นจริงไม่ถูกต้องนัก เพราะวันที่มีอุณหภูมิสูง 34.9 องศาเซลเซียส ก็ถือได้ว่ามีอุณหภูมิสูงใกล้เคียงกับ 35 องศาเซลเซียสเช่นเดียวกัน จากปัญหานี้เมื่อนำฟuzzyเซตมาอธิบาย จะให้ความเป็นจริงได้มากกว่าระบบเซตธรรมดาเพราะฟังก์ชันสมาชิกภาพในระบบฟuzzyเซตจะมีความยืดหยุ่นมากกว่า โดยเราสามารถกำหนดค่าความเป็นสมาชิกหรือฟังก์ชันสมาชิกภาพให้กับเทอมเซตของวันอุณหภูมิสูงได้ดังสมการที่ 4.5

$$u_A(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{(35-25)}(x_i - 20) & ; \text{ ถ้า } 25 \leq x_i \leq 35 \\ 1 & ; \text{ ถ้า } x_i > 35 \\ 0 & ; \text{ ในกรณีอื่น} \end{cases} \quad (4.5)$$

จากสมการที่ 4.5 สามารถนำมาเขียนกราฟแสดงค่าระดับความเป็นสมาชิกได้ดังรูปที่ 4.2 และเมื่อทำการเปรียบเทียบกับรูปที่ 4.1 จะพบว่ากราฟของค่าระดับความเป็นสมาชิกภาพของรูปที่ 4.2 จะมีความต่อเนื่องในช่วง  $[0, 1]$  เช่นวันที่มีอุณหภูมิสูง 30 องศาเซลเซียส ก็จะถือว่าเป็นวันอุณหภูมิสูงเช่นเดียวกัน แต่จะมีค่าระดับความเป็นสมาชิกของเซตวันอุณหภูมิสูงเท่ากับ 0.5 ในขณะที่เซตธรรมดาจะพบว่า วันนั้นไม่ได้เป็นสมาชิกของเซต A หรือเซตวันที่มีอุณหภูมิสูงเลย หรือแม้แต่วันที่มีอุณหภูมิ 34 องศาเซลเซียสก็เช่นเดียวกัน ในเซตธรรมดาจะถือว่าเป็นวันที่อุณหภูมิไม่สูง

ซึ่งไม่ตรงกับความเป็นจริง แต่สำหรับฟuzzyเซต วันนั้นจะเป็นสมาชิกของเซตวันที่มีอุณหภูมิสูงด้วย ค่าระดับความเป็นสมาชิกเท่ากับ 0.9 ซึ่งเป็นวันที่มีอุณหภูมิสูงเลขที่เดียว

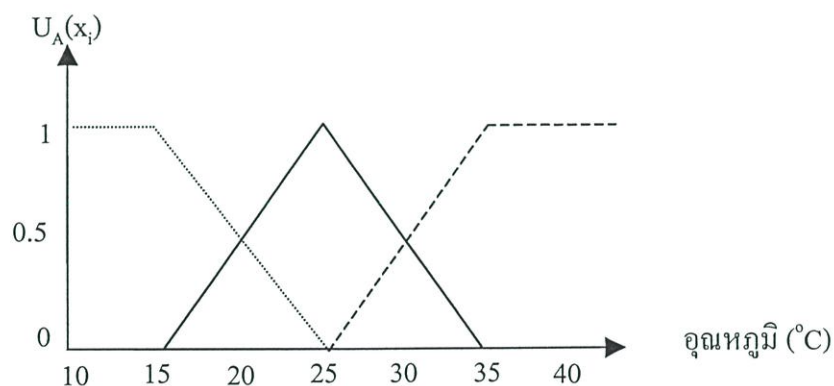


รูปที่ 4.2 ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต A ในกรณีที่เป็นฟuzzyเซต

#### 4.4 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพของฟuzzyเซต (membership function)

ก่อนที่จะพิจารณาถึงฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพในแบบต่างๆ ควรทำความเข้าใจกับความหมายของคำจำกัดความและคุณลักษณะบางประการของฟuzzyเซตดังต่อไปนี้ [17]

- เซตเอกภพสัมพัทธ์



รูปที่ 4.3 ฟังก์ชันค่าความเป็นสมาชิกภาพของตัวแปร “อุณหภูมิ” ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซต

เซตเอกภพสัมพัทธ์เป็นคำที่ใช้เรียกโดเมนของตัวแปรฟuzzyที่ครอบคลุมกลุ่มตัวอย่างทั้งหมดที่ทำการศึกษา จากรูปที่ 3.2 จะเห็นได้ว่าเป็นกราฟที่แสดงเฉพาะเทอมเซตเพียงเทอมเดียว นั่นคือเทอมเซต “อุณหภูมิสูง” แต่ในความเป็นจริงจะมีเทอมเซต “อุณหภูมิต่ำ” และ “อุณหภูมิปานกลาง” ด้วยเช่นเดียวกัน และเมื่อรวมเทอมเซตทั้ง 3 เทอมเข้าด้วยกันแล้ว เราก็จะสามารถเขียนกราฟ

ของฟังก์ชันสมาชิกภาพเพื่อให้ครอบคลุมจำนวนวันทั้งหมดที่ทำการศึกษาค้นคว้าได้ ดังแสดงในรูปที่ 4.3 ดังนั้น โดเมนของตัวแปร “อุณหภูมิ” ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซตนี้ จึงเป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ ซึ่งแต่ละเทอมเซตก็จะมีโดเมนของตัวเอง โดยเทอมเซตของอุณหภูมิต่ำจะมีโดเมนอยู่ในช่วง 15-25 องศาเซลเซียส เทอมเซตของอุณหภูมิปานกลางมีโดเมนอยู่ในช่วง 20-30 องศาเซลเซียส และเทอมเซตของอุณหภูมิสูงจะมีโดเมนอยู่ในช่วง 25-35 องศาเซลเซียส

- ซัพพอร์ตเซต

คำว่าซัพพอร์ตเซตของเทอมเซตใดๆ หมายถึงช่วงของข้อมูล  $x_i$  ทั้งหมดที่วัดได้จริงของเทอมเซตนั้น ตัวอย่างเช่นในเทอมเซตของวันที่มีอุณหภูมิต่ำซึ่งมีโดเมนอยู่ในช่วง [15-25] เมื่อทำการวัดอุณหภูมิของวันต่างๆ ช่วงนั้นทั้งหมดพบว่า อุณหภูมิที่วัดได้จริง หรือซัพพอร์ตเซตของเทอมนี้อยู่ในช่วง [18-25] เป็นต้น

- การเทรโซลด์ฟัซซี่เซต

การเทรโซลด์หรืออัลฟาคัท ( $\alpha$ -Cut) ของฟัซซี่เซตจะมีความสัมพันธ์กับซัพพอร์ตเซตคือ ค่าระดับของ  $\alpha$ , ( $0 \leq \alpha \leq 1$ ) จะเป็นค่าเทรโซลด์ภายในของเซตโดเมนของเทอมเซตที่ค่า  $\alpha$  เป็นค่าขอบเขตล่างของซัพพอร์ตเซต หรือเป็นค่าใดๆ ที่สนใจในช่วง  $[0, 1]$  และ  $\alpha$ -Cut มีอยู่ 2 ชนิดคือ

1. Strong  $\alpha$ -Cut

$$u_A(x_i) = \begin{cases} u_A(x_i) & ; \text{ ถ้า } u_A(x_i) \geq \alpha \\ 0 & ; \text{ ในกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (4.6)$$

2. Weak  $\alpha$ -Cut

$$u_A(x_i) = \begin{cases} u_A(x_i) & ; \text{ ถ้า } u_A(x_i) > \alpha \\ 0 & ; \text{ ในกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (4.7)$$

เมื่อ A เป็นเทอมเซตใดๆ

ในระบบฟัซซี่เซตจะมีฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบต่างๆ มากมายที่ใช้ในการประมาณค่าระดับความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซต เช่น แบบสมการเชิงเส้น แบบรูปสามเหลี่ยม แบบรูปสี่เหลี่ยมคางหมู แบบเส้นโค้งรูปตัว S แบบรูปประจักษ์กว่า และอื่นๆ ซึ่งในแต่ละแบบนั้นจะมีวัตถุประสงค์ในการใช้งานที่แตกต่างกันออกไปดังนี้

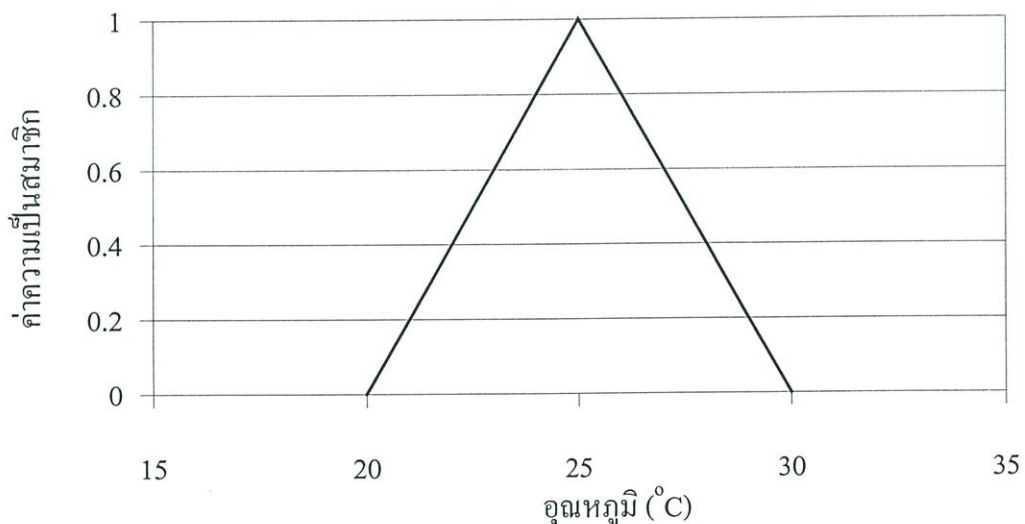
### - แบบสมการเชิงเส้น

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบสมการเชิงเส้น ใช้ในการแปลงค่าความสัมพันธ์จากโดเมนเป็นเรนจ์สำหรับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เป็นเชิงเส้น ดังสมการที่ 4.5 และรูปที่ 4.2

### - แบบรูปสามเหลี่ยม

เทอมเซตที่กำหนดโดยฟังก์ชันนี้ต้องมีค่าที่เหมาะสมที่สุดเพียงค่าเดียวที่ทำให้ค่าความเป็นสมาชิกเท่ากับ 1 สำหรับค่าอื่นๆ ที่มีค่าห่างจากค่านี้มากเท่าไร ก็จะมีค่าความเป็นสมาชิกลดลงเรื่อยๆ จากตัวอย่างตัวแปร อุณหภูมิ ของเทอมเซต “ปานกลาง” จะเห็นว่ามีฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพรูปสามเหลี่ยม ทั้งนี้ถ้ากำหนดให้  $a$ ,  $b$  และ  $c$  เป็นเลขจำนวนจริงใดๆ โดยที่  $a \leq b \leq c$  แล้ว เราจะสามารถแสดงสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพรูปสามเหลี่ยมได้ดังนี้

$$u_A(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}(x_i - a) & ; \text{ถ้า } a \leq x_i \leq b \text{ และ } a \neq b \\ \frac{1}{c-b}(c - x_i) & ; \text{ถ้า } b < x_i \leq c \text{ และ } b \neq c \\ 0 & ; \text{สำหรับกรณี อื่นๆ} \end{cases} \quad (4.8)$$

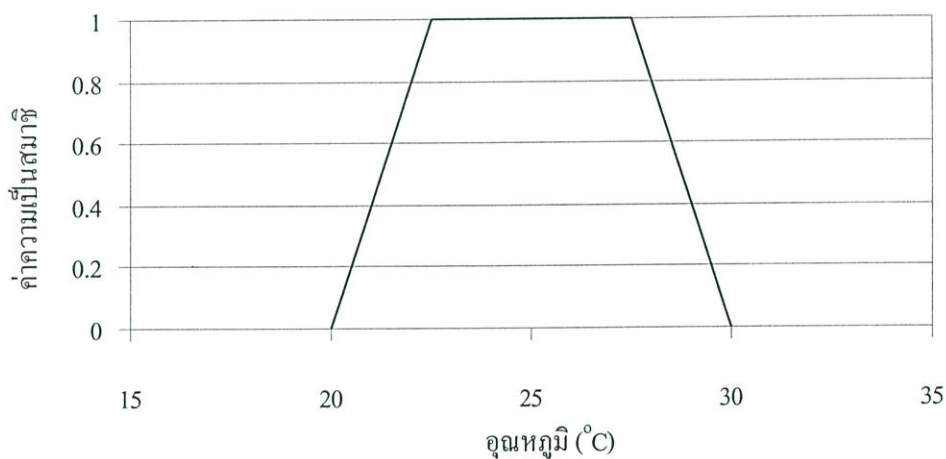


รูปที่ 4.4 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบรูปสามเหลี่ยม ( $a = 20$ ,  $b = 25$ ,  $c = 30$ )

### - แบบรูปสี่เหลี่ยมคางหมู

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่กำหนดด้วยสมการรูปสี่เหลี่ยมคางหมู จะมีค่าที่เหมาะสมมากที่สุดอยู่กลุ่มหนึ่งที่ทำให้ค่าความเป็นสมาชิกภาพของเทอมเซตนั้นๆ มีค่าเท่ากับหนึ่ง นอกนั้นมีค่าความเป็นสมาชิกภาพน้อยลงไปเรื่อยๆ ถ้ากำหนดให้  $a \leq b \leq c \leq d$  เมื่อ  $a, b, c$  และ  $d$  เป็นเลขจำนวนจริงใดๆ สามารถกำหนดสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบรูปสี่เหลี่ยมคางหมูได้ดังนี้

$$u_A(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}(x_i - a) & ; \text{ถ้า } a \leq x_i \leq b \text{ และ } a \neq b \\ 1 & ; \text{ถ้า } b \leq x_i \leq c \\ \frac{1}{d-c}(d - x_i) & ; \text{ถ้า } c < x_i \leq d \text{ และ } c \neq d \\ 0 & ; \text{สำหรับกรณี อื่นๆ} \end{cases} \quad (4.9)$$

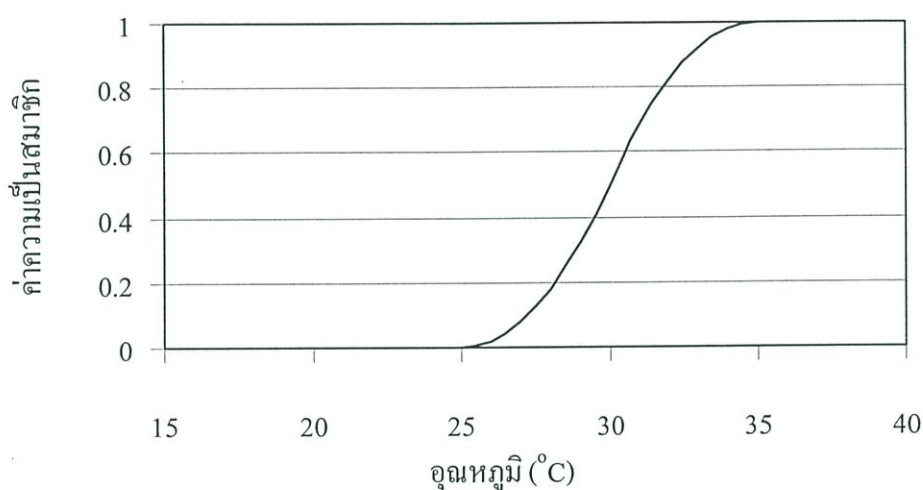


รูปที่ 4.5 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบรูปสี่เหลี่ยมคางหมู ( $a = 20, b = 22.5, c = 27.5, d = 30$ )

### - แบบเส้นโค้งรูปตัว S

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพที่กำหนดด้วยเส้นโค้งรูปตัว S (S-Curve) เป็นการกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างโดเมนไปยังขอบเขตที่กำหนดแบบไม่เป็นเชิงเส้น ตัวแปรที่เหมาะสมจะใช้ฟังก์ชันนี้คือพวกอายุการใช้งานของอุปกรณ์ต่างๆ หรือตัวแปรที่ใช้ในด้านการประมวลผลภาพ เป็นต้น ถ้ากำหนดให้  $a, b$  และ  $c$  เป็นเลขจำนวนจริงใดๆ โดยที่  $a \leq b \leq c$  เราสามารถที่จะแสดงสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพของแบบเส้นโค้งรูปตัว S ได้ดังสมการที่ 4.10

$$u_A(x_i) = \begin{cases} 0 & ; \text{ถ้า } x_i \leq a \\ 2\left(\frac{x_i - a}{c - a}\right)^2 & ; \text{ถ้า } a < x_i \leq b \\ 1 - 2\left(\frac{x_i - c}{c - a}\right)^2 & ; \text{ถ้า } b < x_i \leq c \\ 1 & ; \text{ถ้า } x_i > c \end{cases} \quad (4.10)$$



รูปที่ 4.6 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบเส้นโค้งรูปตัว S ( $a = 25, b = 30, c = 35$ )

#### - แบบรูปประฆังคว่ำ

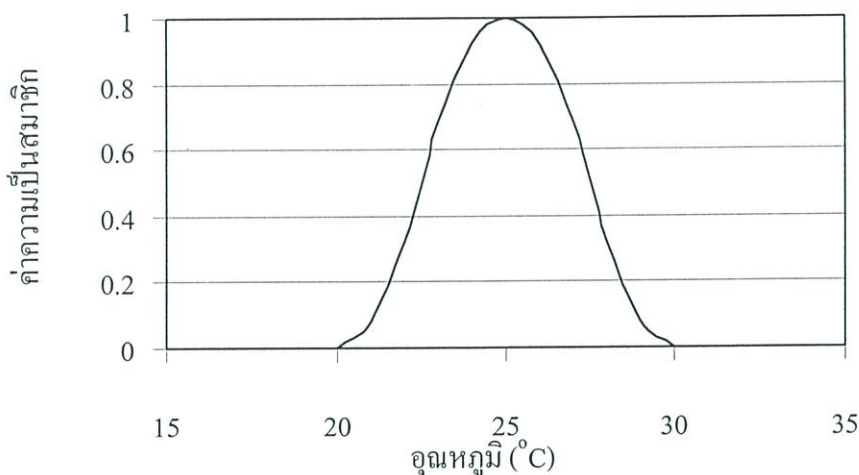
เทอมเซตที่ใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบรูปประฆังคว่ำ จะมีคุณสมบัติของข้อมูลคล้ายกับสมการรูปสามเหลี่ยมและสี่เหลี่ยมคางหมู แต่ข้อมูลของโดเมนที่แปลงไปยังระยะที่กำหนด จะมีความสัมพันธ์ในลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น สมการของรูปประฆังคว่ำมีด้วยกันหลายรูปแบบแต่ที่นิยมใช้กันมากมีด้วยกัน 3 รูปแบบคือ ฟังก์ชัน  $\pi$  ฟังก์ชัน Gaussian และฟังก์ชัน Beta โดยมีรายละเอียดของแต่ละฟังก์ชันดังนี้

#### 1. ฟังก์ชัน $\pi$

ฟังก์ชันนี้จะมีคุณสมบัติของข้อมูลคล้ายกับสมการรูปสามเหลี่ยม ดังนี้

$$u_A(x_i) = \begin{cases} 2 \left( 1 - \frac{\|x_i - c\|}{\lambda} \right)^2 & ; \text{ ถ้า } \frac{\lambda}{2} \leq \|x_i - c\| \leq \lambda \\ 1 - 2 \left( \frac{\|x_i - c\|}{\lambda} \right)^2 & ; \text{ ถ้า } 0 < \|x_i - c\| \leq \frac{\lambda}{2} \\ 0 & ; \text{ สำหรับกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (4.11)$$

เมื่อ  $\lambda > 0$  เป็นค่ารัศมีของฟังก์ชัน  $c$  เป็นค่าจุดศูนย์กลาง ฟังก์ชันนี้จะมีคุณสมบัติของข้อมูลคล้ายสมการรูปสามเหลี่ยม คือให้ค่าความเป็นสมาชิกเท่ากับ 1 สำหรับข้อมูลที่เหมาะสมเพียงค่าเดียว กล่าวคือเมื่อข้อมูล  $x_i$  ตก ณ ตำแหน่งจุดศูนย์กลาง  $c$  นอกนั้นค่าของฟังก์ชันจะลดลงเรื่อยๆ เมื่อระยะห่างระหว่างข้อมูลกับจุดศูนย์กลางเพิ่มขึ้น



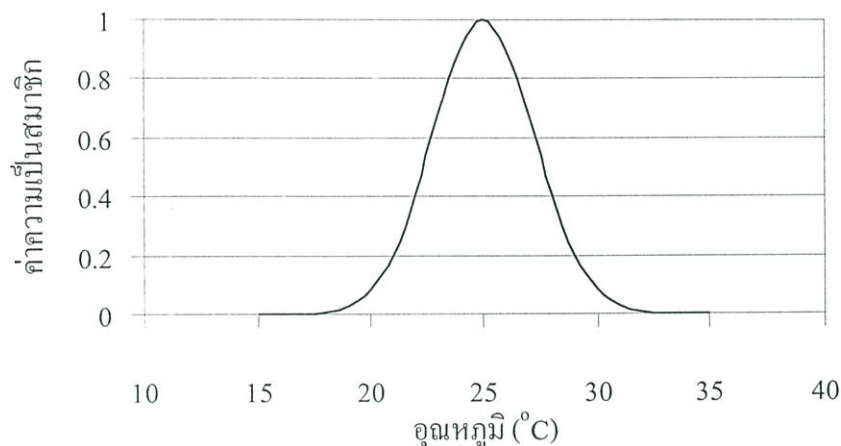
รูปที่ 4.7 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบรูปประฆังคว่ำ  $\pi$  ( $c = 25, \lambda = 5$ )

## 2. ฟังก์ชัน Gaussian

ฟังก์ชันนี้จะมีคุณสมบัติของข้อมูลคล้ายกับสมการรูปสามเหลี่ยมเช่นกัน ดังนี้

$$u_A(x_i) = e^{-K(\bar{x} - x_i)^2} \quad (4.12)$$

เมื่อ  $K = \frac{1}{2\sigma^2}$ , โดย  $\sigma$  คือส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และมีจุดศูนย์กลางของฟังก์ชันอยู่ที่ค่าเฉลี่ย  $\bar{x}$  ซึ่งเป็นจุดที่มีค่าความเป็นสมาชิกภาพเท่ากับ 1



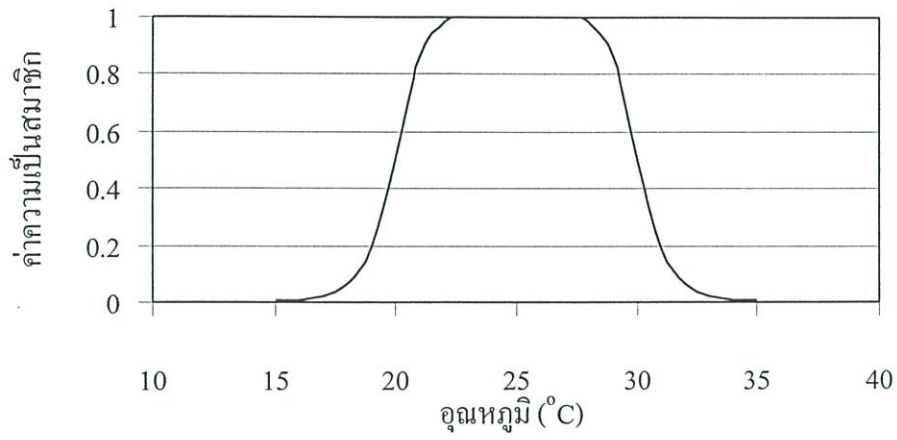
รูปที่ 4.8 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบรูปประฆังคว่ำ Gaussian ( $K = \frac{1}{10}$ ,  $\bar{x} = 25$ )

### 3. ฟังก์ชัน Beta

ฟังก์ชันนี้จะมีคุณสมบัติของข้อมูลคล้ายกับสมการรูปสี่เหลี่ยมคางหมู ดังนี้

$$u_A(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{z_i}{\beta}\right)^p} \quad (4.13)$$

เมื่อ  $z_i$  เป็นระยะห่างจากข้อมูล  $x_i$  ถึงจุดศูนย์กลาง  $\bar{x}$  สำหรับฟังก์ชัน Beta จะมีคุณสมบัติของข้อมูลคล้ายกับสมการรูปสี่เหลี่ยมคางหมู กล่าวคือจะมีช่วงของข้อมูลที่เหมาะสมอยู่กลุ่มหนึ่ง (มีความกว้างของช่วงเท่ากับ  $\beta$ ) ที่ทำให้ค่าความเป็นสมาชิกภาพของเทอมเซตเข้าใกล้ 1 โดยที่ค่า  $p \rightarrow \infty$  มากเท่าไรก็ยิ่งทำให้ข้อมูลในช่วง  $\beta$  มีค่าเข้าใกล้ 1 มากขึ้นเท่านั้น โดยมีจุดศูนย์กลางอยู่ที่  $\bar{x}$



รูปที่ 4.9 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกภาพแบบรูปประฆังคว่ำ Beta ( $\bar{x} = 25, \beta = 5, p = 8$ )

## บทที่ 5

# การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมโดยใช้อัลกอริทึมฟัซซีซีมีนส์ ที่มีการปรับปรุง

### 5.1 บทนำ

การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมของข้อมูลที่สำรวจจากระยะไกล หมายถึง การจัดระดับจุดภาพ (Pixel) ที่มีคุณลักษณะคล้ายกันออกเป็นกลุ่ม ๆ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อแยกวัตถุประเภทต่างๆ ที่ปรากฏอยู่บนจอภาพออกจากกัน การจำแนกข้อมูลทำโดยอาศัยคุณลักษณะเชิงคลื่นที่ชัดเจนของรูปลักษณะต่างๆ หรืออาจกล่าวได้ว่าการจำแนกข้อมูลคือ การแบ่งปริภูมิสถานะของรูปลักษณะออกเป็นกลุ่มหรือประเภทต่างๆ โดยอาศัยการตัดสินใจหรือเทคนิควิธีการของการจำแนกข้อมูล

ในปัจจุบันมีอัลกอริทึมในการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยระบบฟัซซีซีมีนส์จำนวนมาก อัลกอริทึมหนึ่งที่น่านำมาใช้กันก็คือฟัซซีซีมีนส์ (Fuzzy C-Means) ซึ่งอัลกอริทึมนี้เป็นวิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยอาศัยหลักการวัดระยะทางสั้นที่สุดระหว่างข้อมูล (data) กับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (Cluster center) มาเป็นตัวกำหนดว่าข้อมูลตัวใดควรที่จะอยู่ในกลุ่มไหน [19] ซึ่งจะได้กล่าวในหัวข้อต่อไป

### 5.2 การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยการวัดระยะทาง

ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยอัลกอริทึมของฟัซซีซีมีนส์ (Fuzzy C-Means) นั้น สิ่งที่เป็นหัวใจในการกำหนดว่าข้อมูลจะอยู่ในกลุ่มใดก็คือ การวัดระยะทางที่สั้นที่สุดระหว่างข้อมูลและจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล [20] โดยที่ระยะทางดังกล่าวจะเรียกว่า “ระยะทางยูคลีเดียน” (Euclidean distance) ส่วนสมการที่ใช้หาระยะทางยูคลีเดียนสามารถกำหนดได้ดังสมการที่ 5.1

$$d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|^2 \quad (5.1)$$

โดยที่  $d_{ik}$  เป็นระยะทางยูคลีเดียนระหว่างข้อมูลและจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล

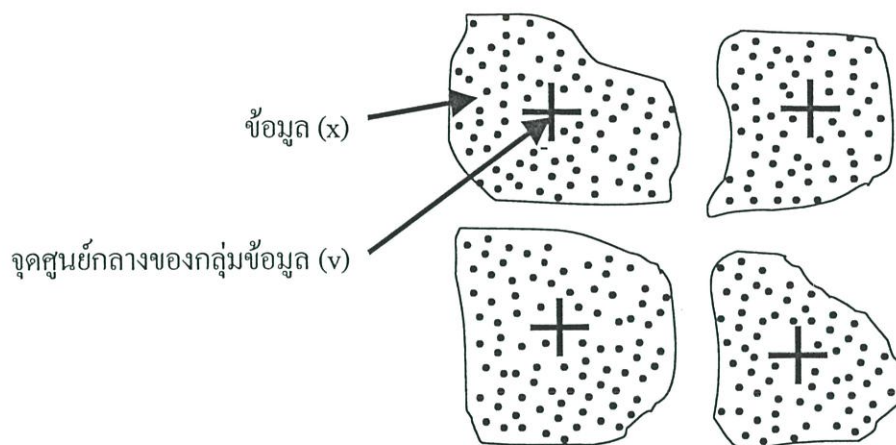
$x_k$  เป็นข้อมูลตัวที่  $k$

$v_i$  เป็นจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล กลุ่มที่  $i$

$1 \leq k \leq n$  เมื่อ  $n$  คือจำนวนของข้อมูลทั้งหมด

$1 \leq i \leq c$  คือจำนวนกลุ่มที่ต้องการแบ่ง

จากสมการที่ 5.1 การกำหนดว่าข้อมูลตัวใดควรจะอยู่ในกลุ่มไหนนั้น จะต้องมีการคำนวณระยะทางจากข้อมูล (x) ทุกตัวไปยังจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) ทุกๆ กลุ่มดังแสดงในรูปที่ 5.1 ถ้าระยะทางจาก x ไปถึง v กลุ่มใดสั้นที่สุดเมื่อเทียบกับ v กลุ่มอื่นก็แสดงว่าข้อมูลตัวดังกล่าวจะเป็นสมาชิกของกลุ่มนั้น



รูปที่ 5.1 การกำหนดข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มข้อมูลแต่ละกลุ่ม

### 5.3 นิยามของฟังก์ชันมีนส์แบบกำหนดค่าสมาชิกภาพ $u$ เริ่มต้น

ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยวิธีของ Fuzzy C-Means ต้องมีการกำหนดค่าสมาชิกภาพเริ่มต้น  $u$  ให้แก่ระบบก่อน โดยค่าของ  $u$  จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1  $[0, 1]$  โดยมีคุณสมบัติดังนี้คือ

$$u_{ik} \in [0, 1] \quad ; 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n \quad (5.2)$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad ; \forall k \in \{1, 2, 3, \dots, n\} \quad (5.3)$$

$$0 < \sum_{i=1}^c u_{ik} < n \quad ; \forall i \in \{1, 2, 3, \dots, c\} \quad (5.4)$$

## 5.4 อัลกอริทึมฟuzzy ซีมีนส์

อัลกอริทึมฟuzzy ซีมีนส์ (Fuzzy C-Means) เป็นอัลกอริทึมที่ใช้เทคนิคการคำนวณแบบวนซ้ำ สำหรับการวัดระยะทางที่สั้นที่สุดระหว่างข้อมูล (data) กับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (Cluster center) โดยการคำนวณจะสิ้นสุดลงเมื่อผลการเปรียบเทียบระหว่างรอบที่  $t$  กับรอบที่  $t+1$  มีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ [21] ซึ่งกระบวนการดังกล่าวมีลำดับขั้นตอนดังต่อไปนี้

**ลำดับที่ 1** กำหนดค่าเริ่มต้นของจำนวนกลุ่มข้อมูล ( $c$ ) โดยที่  $2 \leq c \leq n$  และค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ ( $\mathcal{E}$ ) และรอบการคำนวณที่ 1 ( $t=1$ )

**ลำดับที่ 2** กำหนดค่าเริ่มต้นแบบสุ่มของเมตริกสมาชิกภาพ  $u_{ik}^{(t)}$  โดยมีขนาด  $c \times n$  โดยที่  $n$  คือจำนวนของข้อมูลทั้งหมด

**ลำดับที่ 3** คำนวณจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล ( $v_i$ ) โดยใช้สมการ 5.5

$$v_i(t) = \frac{\sum_{k=1}^n (U_{ik}^{(t)})^m X_k}{\sum_{k=1}^n (U_{ik}^{(t)})^m} ; 1 \leq i \leq c \quad (5.5)$$

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

**ลำดับที่ 4** คำนวณหาระยะทางระหว่างข้อมูลและจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล ( $D_{ik}$ ) ตามสมการที่ 5.6

$$D_{ik} = \sqrt{(X_k - V_i)^2} \quad (5.6)$$

**ลำดับที่ 5** คำนวณหาค่าสมาชิกภาพในลำดับต่อไป  $u_{ik}^{(t+1)}$  จากสมการที่ 5.7

$$U_{ik}^{(t+1)} = \left( \sum_{j=1}^c \left( \frac{D_{ik}}{D_{jk}} \right)^{m-1} \right)^{-1} \quad (5.7)$$

ลำดับที่ 6 หาผลต่างระหว่างการคำนวณรอบที่  $t$  กับรอบที่  $t+1$  โดย  $\Delta = \left\| u_{ik}^{(t+1)} - u_{ik}^{(t)} \right\|$  ถ้าผลต่าง  $\Delta < \mathcal{E}$  การคำนวณก็จะสิ้นสุดลง แต่ถ้า  $\Delta \geq \mathcal{E}$  ให้เพิ่มรอบการคำนวณ และวนกลับไปทำการคำนวณตั้งแต่ลำดับที่ 3 ใหม่อีกครั้ง

จากอัลกอริทึมของ FCM จะพบว่าในสมการที่ใช้หาค่าจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (ขั้นตอนที่ 3) จะมีพารามิเตอร์  $m$  (weight constant) ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง  $1 < m \leq \infty$  โดยที่ค่า  $m$  จะเป็นตัวควบคุมความคลุมเครือ (fuzziness) ของการประมวลผลทั้งหมด กล่าวคือทำให้ค่าสมาชิกภาพ ( $u$ ) ของข้อมูล (ในขั้นตอนที่ 5) มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 นั่นเอง แต่ถ้าหาก  $m$  มีค่าเข้าใกล้ 1 มากเท่าไร ก็จะทำให้อัลกอริทึมของ FCM มีค่าสมาชิกภาพเพียง 1 หรือ 0 เท่านั้น เมื่อ  $m$  มีค่าสูงขึ้นจะทำให้การกำหนดค่า  $u$  ในแต่ละกลุ่มมีความละเอียดมากขึ้นแต่ก็ต้องใช้เวลานานมากขึ้นในการประมวลผล ซึ่งในปัจจุบันยังไม่มีทฤษฎีใดมาเป็นตัวกำหนดค่า  $m$  ที่เหมาะสม แต่อย่างไรก็ตามระบบจะลู่เข้าสู่คำตอบอย่างแน่นอนเมื่อ  $1 < m \leq \infty$

## 5.5 การนำอัลกอริทึมของฟัซซีซีมินิส์ไปใช้กับภาพถ่ายดาวเทียม

ภาพถ่ายดาวเทียมที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตรซันนารีเพื่อแยกองค์ประกอบทางด้านความถี่ออกมาเป็น 4 แบนด์ย่อยหรือภาพย่อยแล้ว จะต้องมีการตัดแปลงสมการที่ใช้หาจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล ( $v_{is}$ ) เพราะจะมีค่าจุดศูนย์กลางของทุกๆ ภาพย่อยหรือทุกแบนด์ และสมการที่จะใช้หาระยะทางระหว่างข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล ( $D_{ik}$ ) เพราะระยะทางที่คำนวณได้จะต้องเป็นผลรวมของระยะทางของทุกๆ ภาพย่อยหรือทุกแบนด์เช่นเดียวกัน ดังสมการที่ 5.8 และ 5.9 ตามลำดับ

$$v_{is}^{(t)} = \frac{\sum_{k=1}^n (U_{ik}^{(t)})^m X_{ks}}{\sum_{k=1}^n (U_{ik}^{(t)})^m} \quad (5.8)$$

เมื่อ  $s$  แทนภาพแบนด์ย่อยต่างๆ ของภาพถ่ายดาวเทียม

$$D_{ik} = \sqrt{\sum_{s=1}^p (X_{ks} - v_{is})^2} \quad (5.9)$$

เมื่อ  $p$  คือจำนวนของภาพแบนด์ย่อยของภาพถ่ายดาวเทียม

## 5.6 อัลกอริทึมของพีชชีมินส์ที่มีการปรับปรุง

ถึงแม้ว่าอัลกอริทึมของพีชชีมินส์จะมีความสามารถในการสุ่มข้อมูลเริ่มต้นทั้งในด้านความเร็วและความมีเสถียรภาพ แต่ขณะเดียวกันก็มีความไวต่อสัญญาณรบกวนที่อยู่ในภาพด้วยเช่นกัน ดังนั้นจึงมีการปรับปรุงอัลกอริทึมของพีชชีมินส์ให้มีความไวต่อสัญญาณรบกวนน้อยลง โดยการพิจารณาจุดภาพข้างเคียงให้เป็นเหมือนอีกปัจจัยหนึ่งสำหรับการจำแนกประเภทข้อมูล

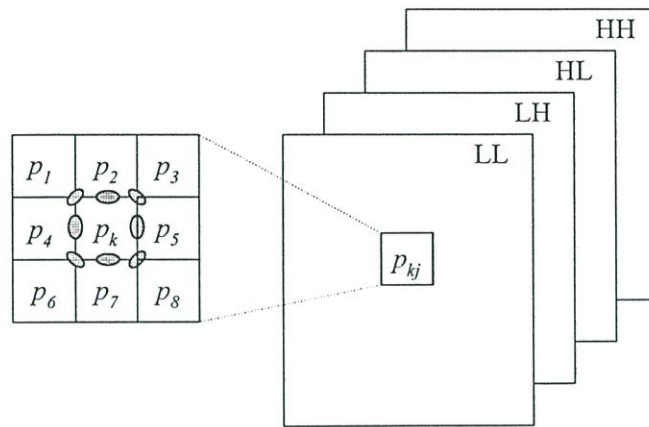
ในอัลกอริทึมของพีชชีมินส์ การแบ่งกลุ่มของจุดภาพ  $x_k$  กับกลุ่มข้อมูล  $i$  ใดๆ จะขึ้นอยู่กับค่าสมาชิกภาพของ  $u_{ik}$  ถ้าเราพิจารณาภาพที่มีสัญญาณรบกวนมากเช่นภาพถ่ายดาวเทียมย่านความถี่ไมโครเวฟ พีชชีมินส์จะไม่สามารถแบ่งกลุ่มของจุดภาพที่เป็นสัญญาณรบกวนเหล่านี้ได้ จึงถูกเรียกว่าจุดภาพที่มีความไม่แน่นอน (Uncertain Pixels) เมื่อพิจารณา  $D_{ik}$  ให้เสมือนเป็นระยะทางของจุดภาพ  $p_k$  ที่จะถูกจัดกลุ่มกับกลุ่มข้อมูล  $i$  ใดๆ ระยะทางนี้สามารถที่จะลดลงได้ด้วยจุดภาพข้างเคียง ( $p_j$ ) โดยขึ้นอยู่กับค่าสมาชิกภาพของ  $p_j$  ด้วย ผลที่ได้ก็คือจุดภาพข้างเคียงแต่ละจุดภาพจะพยายามดึงจุดภาพ  $p_k$  ให้เข้ามาอยู่ในกลุ่มของพวกมัน จากหลักการที่กล่าวมาสามารถแสดงได้ด้วยสมการดังนี้

$$D'_{ik} = D_{ik} \left( 1 - \frac{\sum_{s=1}^4 \sum_{j=1}^8 U_{ij} * p_{kj}}{\sum_{s=1}^4 \sum_{j=1}^8 p_{kj}} \right) \quad (5.10)$$

เนื่องจากภาพที่นำมาทำการจำแนกกลุ่มข้อมูลมีถึง 4 ภาพย่อยด้วยกัน ( $s = 1, 2, 3$  และ  $4$ ) ดังนั้นในการพิจารณาจุดภาพข้างเคียงจึงต้องพิจารณาพร้อมกันทั้ง 4 ภาพดังแสดงในรูปที่ 5.4 สำหรับ  $p_{kj}$  หมายถึงการวัดระยะทางหรือความใกล้เคียงระหว่างจุดภาพ  $p_k$  กับจุดภาพข้างเคียง  $p_j$  โดยที่

$$p_{kj} = \|p_k - p_j\|$$

อัลกอริทึมในการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยพีชชีมินส์ที่มีการปรับปรุงจะเหมือนกับพีชชีมินส์แบบมาตรฐานทุกขั้นตอน ยกเว้นเมื่อจบขั้นตอนลำดับที่ 4 (สมการที่ 5.9) จะมีการปรับปรุง  $D_{ik}$  ด้วยสมการที่ 5.10



รูปที่ 5.2 การพิจารณาจุดภาพข้างเคียง

## บทที่ 6

### การทดลองและผลการทดลอง

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการทดลอง การจำแนกกลุ่มข้อมูลของภาพถ่ายดาวเทียมย่านไมโครเวฟ (ภาพเรดาร์ : SAR Image) ด้วยอัลกอริทึมพีซีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุง ซึ่งทำโดยการเขียนโปรแกรม MATLAB เพื่อจำลองการทำงาน จากนั้นนำมาทดสอบกับภาพเรดาร์จำนวน 3 ภาพ ซึ่งทั้งหมดเป็นภาพถ่ายจากดาวเทียม JERS-1 และผลการทดลองที่ได้จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมพีซีซีมีนส์มาตรฐานและตัวจำแนกประเภทข้อมูลแบบระยะห่างต่ำสุด

#### 6.1 ขอบเขตของการทดลอง

ขอบเขตของการทดลองจำแนกกลุ่มข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมครั้งนี้ มีดังต่อไปนี้

##### 6.1.1 ข้อมูลภาพที่นำมาทดลอง

ภาพถ่ายดาวเทียมที่ใช้ในการทดลองจำแนกกลุ่มข้อมูล จะใช้ภาพถ่ายดาวเทียมชนิดเรดาร์แบบช่องเปิดสังเคราะห์ (Synthesis Aperture Radar: SAR Image) ซึ่งเป็นภาพพื้นที่บริเวณชายฝั่งทะเลภาคตะวันออกของประเทศไทยจำนวน 3 ภาพ และแต่ละภาพมีขนาด 512 x 512 จุดภาพ ดังแสดงในรูปที่ 6.1

##### 6.1.2 การแยกองค์ประกอบของภาพ

เนื่องจากคุณลักษณะของภาพถ่ายดาวเทียมย่านไมโครเวฟที่เป็นภาพแบนด์แคบและมีสัญญาณรบกวนสูงเนื่องจากการสอดแทรกของคลื่นนั้น การวิเคราะห์ข้อมูลใดๆ โดยตรงจากภาพย่อมทำให้เกิดความผิดพลาดสูงได้ง่าย ดังนั้นการแยกองค์ประกอบของภาพในขั้นตอนก่อนการประมวลผลจึงมีความจำเป็น ในการทดลองนี้ได้นำการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีเข้ามาใช้ โดยทำการแปลงเวฟเล็ททั้งหมด 3 ระดับ ซึ่งในแต่ละระดับของการแปลงจะได้ภาพย่อยที่มีขนาดเท่าเดิมจำนวน 4 ภาพ ตัวอย่างผลการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1 แสดงในรูปที่ 6.2 – 6.4

##### 6.1.3 กระบวนการจำแนกกลุ่มข้อมูลภาพ

เมื่อนำภาพถ่ายดาวเทียมมาทำการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีแล้ว ภาพย่อยที่มีขนาดเท่าเดิมจำนวน 4 ภาพย่อยจากการแปลงเวฟเล็ทในแต่ละระดับก็จะถูกนำมาเข้าสู่กระบวนการจำแนกกลุ่มข้อมูลภาพต่อไป กระบวนการดังกล่าวสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 6.5



(ก) ภาพทดลองที่ 1



(ข) ภาพทดลองที่ 2

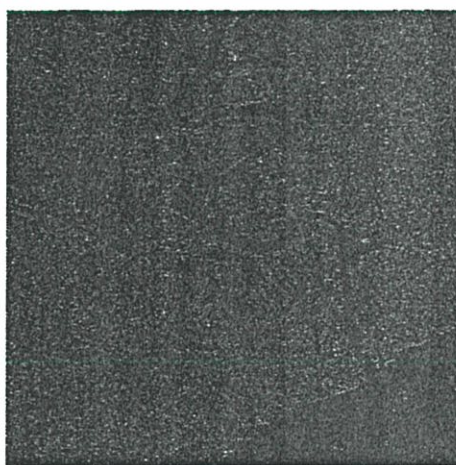


(ง) ภาพทดลองที่ 3

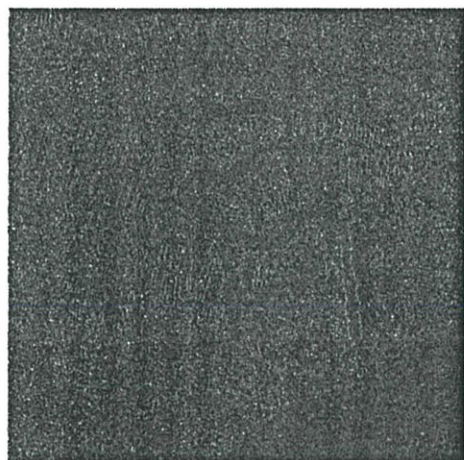
รูปที่ 6.1 ภาพถ่ายดาวเทียมที่นำมาทำการทดลอง



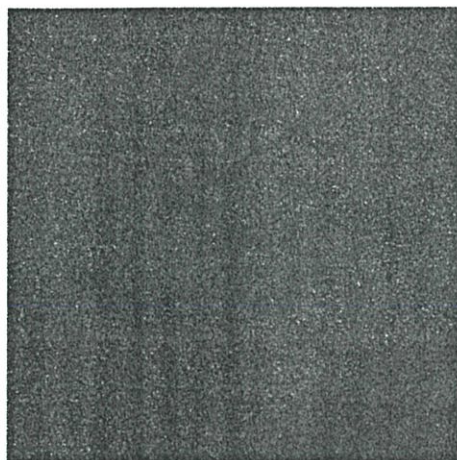
(ก) ภาพย่อย LL



(ข) ภาพย่อย LH



(ค) ภาพย่อย HL

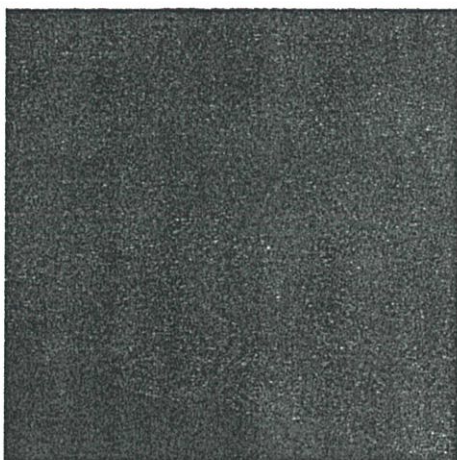


(ง) ภาพย่อย HH

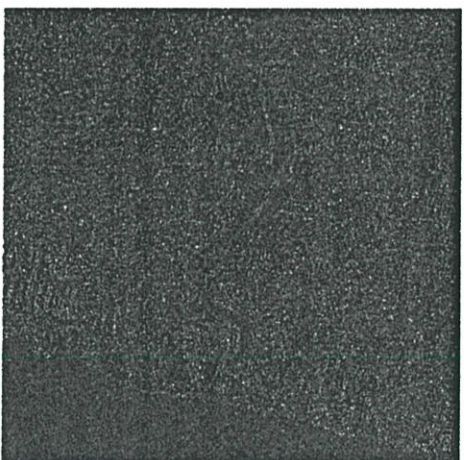
รูปที่ 6.2 ภาพย่อย 4 ภาพจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสแตชันนารีระดับที่ 1 ของภาพทดลองที่ 1



(ค) ภาพย่อย LL



(ง) ภาพย่อย LH

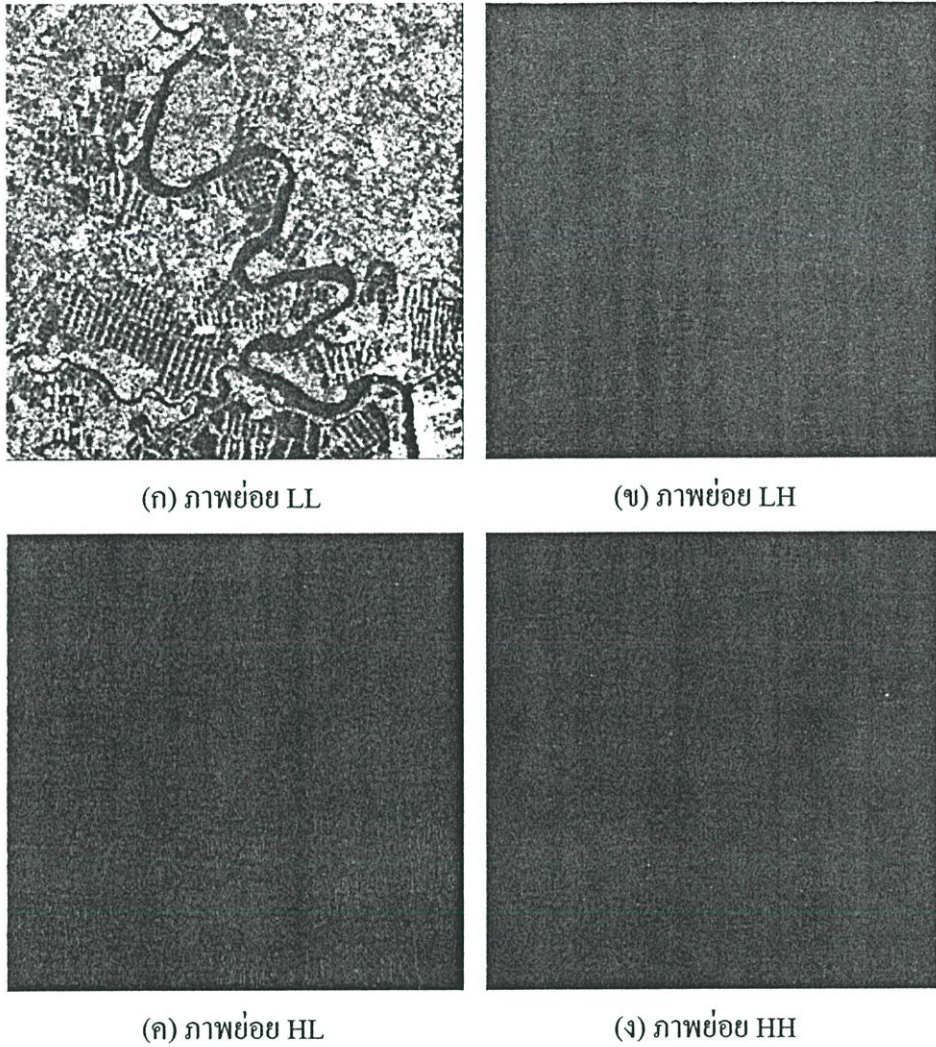


(ค) ภาพย่อย HL

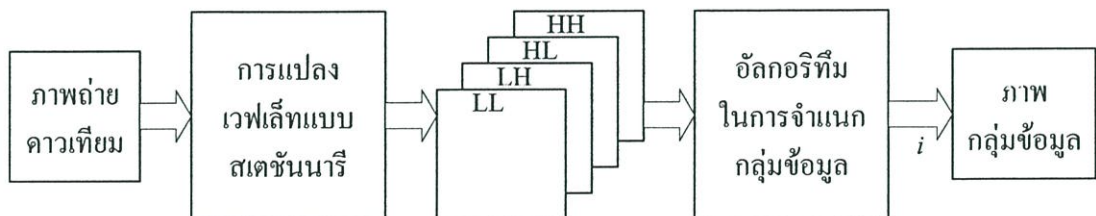


(ง) ภาพย่อย HH

รูปที่ 6.3 ภาพย่อย 4 ภาพจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสแตชันนารีระดับที่ 1 ของภาพทดลองที่ 2



รูปที่ 6.4 ภาพย่อย 4 ภาพจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1 ของภาพทดลองที่ 3

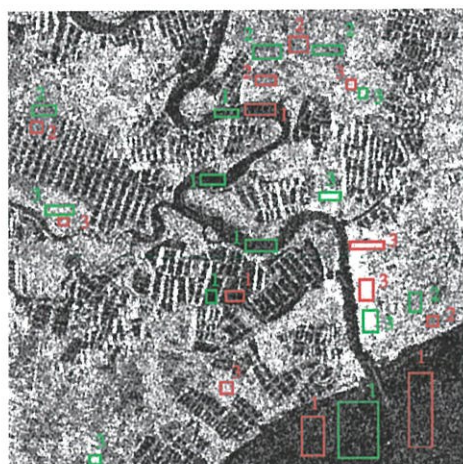


รูปที่ 6.5 กระบวนการจำแนกกลุ่มข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

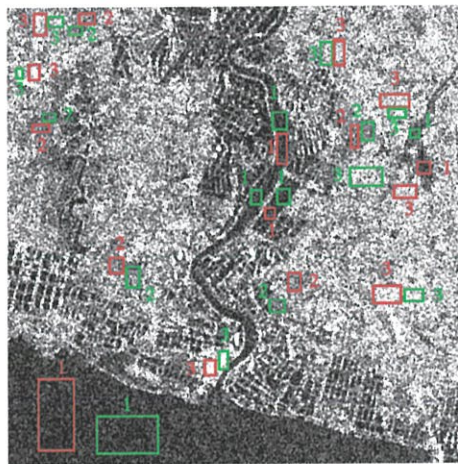
### 6.1.4 วิธีการอื่นที่นำมาเปรียบเทียบ

เพื่อชี้ให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการจำแนกกลุ่มข้อมูลด้วยอัลกอริทึมพีชคณิตมินีสต์ที่มีการปรับปรุงอย่างชัดเจน จึงได้ทำการเปรียบเทียบผลการจำแนกกลุ่มข้อมูลกับวิธีอื่นอีก 2 วิธีคือ วิธีการจำแนกกลุ่มข้อมูลด้วยอัลกอริทึมพีชคณิตมินีสต์มาตรฐาน (อธิบายรายละเอียดในบทที่ 5 หัวข้อ 5.4) และตัวจำแนกประเภทข้อมูลแบบระยะห่างต่ำสุด (อธิบายในบทที่ 2 หัวข้อ 2.4.1) โดยที่ภาพถ่ายดาวเทียมที่นำมาทำการทดลองเป็นภาพเดียวกันกับที่ใช้ในอัลกอริทึมพีชคณิตมินีสต์ที่มีการปรับปรุง

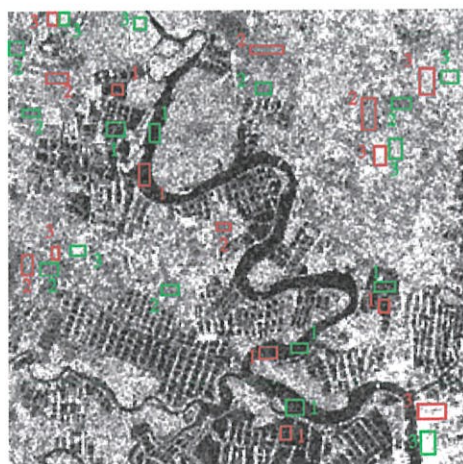
เนื่องจากตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด (Minimum Distance Classifier) เป็นการจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแล (Supervised Classification) ดังนั้นจึงต้องมีการกำหนดข้อมูลตัวอย่างสำหรับการฝึกสอนและทดสอบ ดังแสดงในรูปที่ 6.6 – รูปที่ 6.7 สำหรับบริเวณจุดภาพที่ใช้ในการทดสอบนั้น ในการทดลองนี้จะใช้เป็นตัวเปรียบเทียบผลการจำแนกกลุ่มข้อมูลของทั้ง 3 วิธี



(ก) ภาพทดลองที่ 1



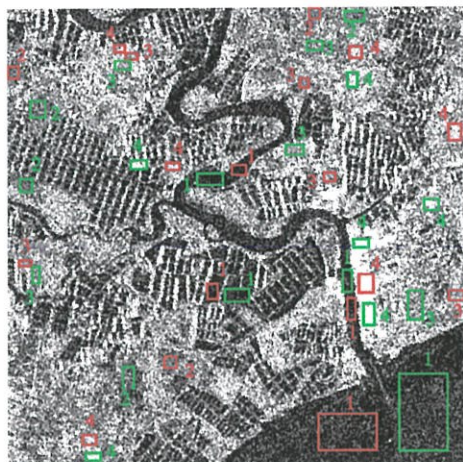
(ข) ภาพทดลองที่ 2



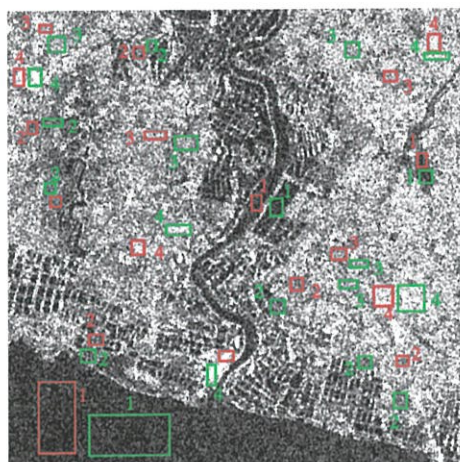
(ค) ภาพทดลองที่ 3



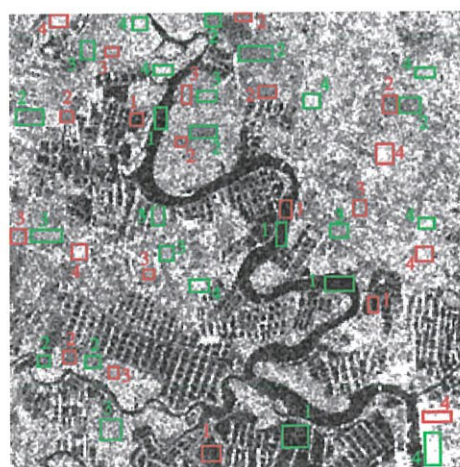
รูปที่ 6.6 บริเวณจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบเมื่อแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม



(ก) ภาพทดลองที่ 1



(ข) ภาพทดลองที่ 2



(ค) ภาพทดลองที่ 3

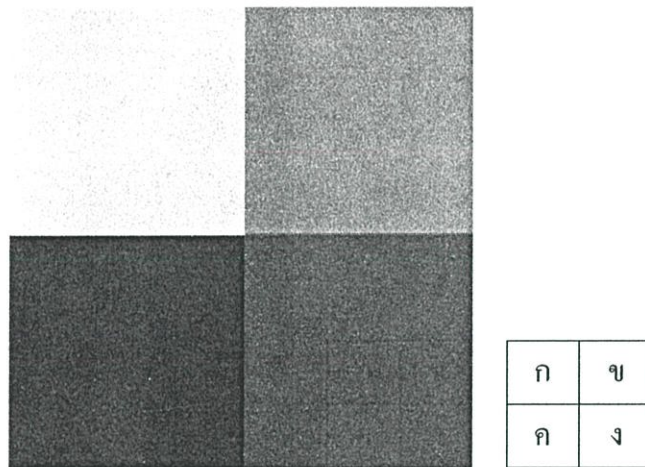


รูปที่ 6.7 บริเวณจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบเมื่อแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 4 กลุ่ม

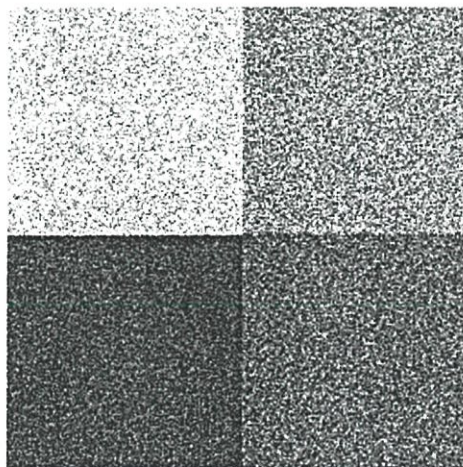
## 6.2 ผลการทดลองกับภาพจำลอง

ในส่วนนี้จะเป็นการทดลองอัลกอริทึมพีชชีมีนส์ที่มีการปรับปรุงกับภาพจำลองที่สร้างขึ้น โดยใส่สัญญาณรบกวนเข้าไปในภาพ จากนั้นจึงนำภาพที่มีสัญญาณรบกวนนี้ไปทำการจำแนกข้อมูล ซึ่งผลการทดลองที่ได้จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมพีชชีมีนส์มาตรฐานและตัวจำแนกประเภทข้อมูลแบบระยะห่างต่ำสุด โดยนำคุณภาพทั้งหมดมาทำการทดสอบความถูกต้องของข้อมูล

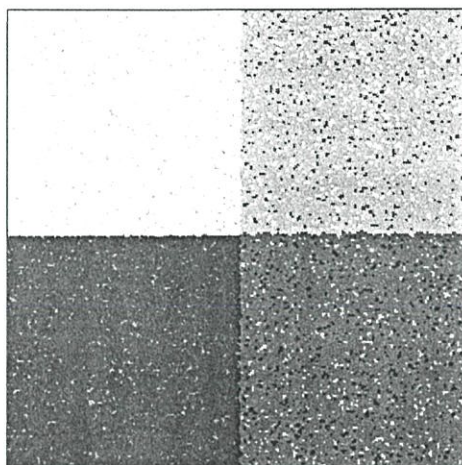
ภาพจำลองที่สร้างขึ้นจะมีขนาด  $256 \times 256$  จุดภาพ โดยกำหนดให้มีกลุ่มข้อมูลทั้งหมด 4 กลุ่ม ได้แก่กลุ่ม ก ข ค และ ง ดังแสดงในรูปที่ 6.8 และเมื่อใส่สัญญาณรบกวนเข้าไป ภาพที่ได้จะมีลักษณะดังรูปที่ 6.9 เมื่อทำการจำแนกข้อมูลด้วยอัลกอริทึมต่างๆ แล้ว ผลการทดลองแสดงได้ดังรูปที่ 6.10 โดยอัลกอริทึมพีชชีมีนส์จะใช้พารามิเตอร์  $m=2$  และ  $e=10^{-5}$



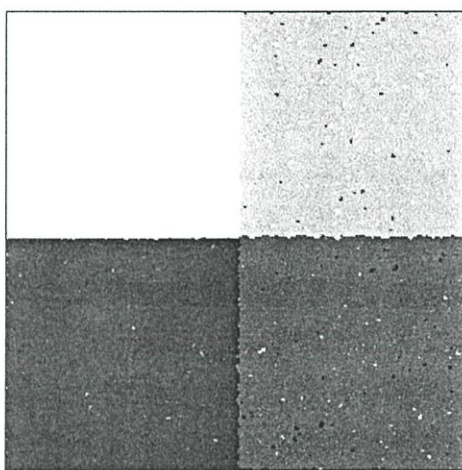
รูปที่ 6.8 ภาพจำลองที่สร้างขึ้นเมื่อกำหนดให้มีข้อมูลจำนวน 4 กลุ่ม



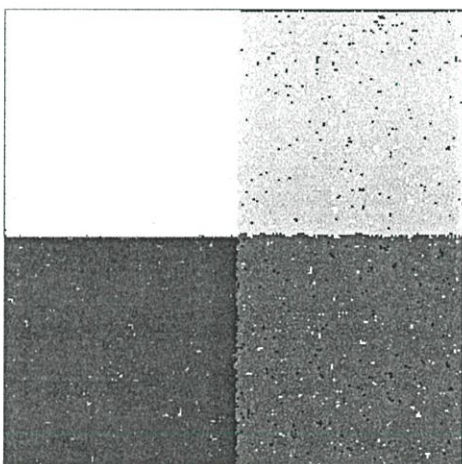
รูปที่ 6.9 ภาพจำลองที่สร้างขึ้นเมื่อใส่สัญญาณรบกวน



(ก) อัลกอริทึมพีชชีซมินส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีชชีซมินส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.10 ผลการจำแนกข้อมูลของภาพจำลองออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1

ในการเปรียบเทียบผลการทดลองจำแนกกลุ่มข้อมูลด้วยอัลกอริทึมต่างๆ นั้น ในที่นี้จะนำจุดภาพทั้งหมดมาทำการทดสอบความถูกต้องของข้อมูล ซึ่งผลการทดสอบจุดภาพทั้ง 4 กลุ่มข้อมูลแสดงได้ในตารางที่ 6.1

ตารางที่ 6.1 ผลการเปรียบเทียบ การแบ่งกลุ่มข้อมูลของภาพจำลองออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตรชันนารีระดับที่ 1

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)			
		ก	ข	ค	ง
พีชชีมินส์ มาตรฐาน	ก	93.67	6.33	0.00	0.00
	ข	6.08	89.75	4.17	0.00
	ค	0.00	0.00	93.72	6.28
	ง	0.00	4.66	5.64	89.70
พีชชีมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	99.64	0.36	0.00	0.00
	ข	0.60	99.03	0.00	0.37
	ค	0.00	0.00	99.62	0.38
	ง	0.00	0.46	0.50	99.04
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	98.58	1.42	0.00	0.00
	ข	1.17	97.71	0.00	1.12
	ค	0.00	0.00	98.54	1.46
	ง	0.00	1.17	1.10	97.73

จากผลการเปรียบเทียบจะเห็นได้ว่า เมื่อนำจุดภาพทั้งหมดมาทำการทดสอบ อัลกอริทึมของพีชชีมินส์ที่มีการปรับปรุงจะมีความถูกต้องของข้อมูลสูงกว่าอัลกอริทึมของพีชชีมินส์มาตรฐานค่อนข้างชัดเจน และใกล้เคียงกับอัลกอริทึมของตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

### 6.3 ผลการทดลองกับภาพถ่ายดาวเทียม

ในส่วนนี้ได้ทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพออกเป็น 3 และ 4 กลุ่ม โดยนำภาพย่อยที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตรชันนารีระดับที่ 1 ถึงระดับที่ 3 มาช่วยในการแยกองค์ประกอบของภาพก่อนการประมวลผลด้วยอัลกอริทึมด้วยอัลกอริทึมพีชชีมินส์ที่มีการปรับปรุง อัลกอริทึมพีชชีมินส์มาตรฐาน และตัวจำแนกประเภทข้อมูลแบบระยะห่างต่ำสุด สำหรับอัลกอริทึมพีชชีมินส์ทั้ง 2 วิธีจะใช้พารามิเตอร์  $m=2$  และ  $e=10^{-5}$  เสมอ ผลการทดลองแสดงได้ดังต่อไปนี้

### 6.3.1 ผลการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม

#### 6.3.1.1 ภาพทดลองที่ 1

เมื่อนำภาพทดลองที่ 1 มาทำการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1 2 และ 3 แล้วทำการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลทั้ง 3 วิธี ได้แก่อัลกอริทึมพีชชีซีมีนส์มาตรฐาน อัลกอริทึมพีชชีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุง และตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุดสามารถแสดงในรูปที่ 6.11 – 6.13 และเมื่อนำจุดภาพมาทำการทดสอบ ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทั้ง 3 อัลกอริทึม แสดงในตารางที่ 6.2 – 6.4



(ก) อัลกอริทึมพีชชีซีมีนส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีชชีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.11 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 1 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1



(ก) อัลกอริทึมพีชชีซึมินส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีชชีซึมินส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.12 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 1 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 2



(ก) อัลกอริทึมพีซซีซีมีนส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีซซีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.13 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพถ่ายทดลองที่ 1 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 3

ตารางที่ 6.2 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 1 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)		
		ก	ข	ค
พีชชีซึมินส์ มาตรฐาน	ก	96.52	3.46	0.02
	ข	12.74	72.13	15.13
	ค	0.00	4.39	95.61
พีชชีซึมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	99.39	0.61	0.00
	ข	4.92	87.26	7.82
	ค	0.00	1.54	98.46
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างค่าสุด	ก	92.24	7.76	0.00
	ข	0.63	93.95	5.42
	ค	0.00	12.39	87.61

ตารางที่ 6.3 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 1 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 2

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)		
		ก	ข	ค
พีชชีซึมินส์ มาตรฐาน	ก	98.31	1.69	0.00
	ข	6.81	80.08	13.11
	ค	0.30	11.79	87.91
พีชชีซึมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	99.53	0.47	0.00
	ข	2.65	90.92	6.43
	ค	0.15	9.07	90.78
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างค่าสุด	ก	95.92	4.08	0.00
	ข	0.25	95.46	4.29
	ค	0.00	9.46	90.54

ตารางที่ 6.4 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 1 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 3

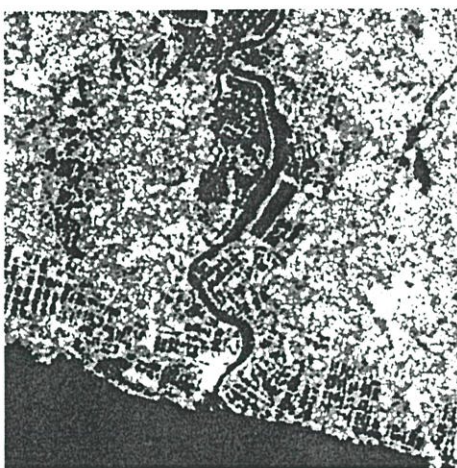
อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)		
		ก	ข	ค
ฟิชชีซึมินส์ มาตรฐาน	ก	99.00	1.00	0.00
	ข	4.92	84.36	10.72
	ค	0.35	9.36	90.29
ฟิชชีซึมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	99.76	0.24	0.00
	ข	2.40	91.05	6.55
	ค	0.15	6.99	92.86
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	97.23	2.77	0.00
	ข	0.00	96.34	3.66
	ค	0.00	7.63	92.37

### 6.3.1.2 ภาพทดลองที่ 2

เมื่อนำภาพทดลองที่ 2 มาทำการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1 2 และ 3 แล้วทำการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลทั้ง 3 วิธี ได้แก่อัลกอริทึมฟิชชีซึมินส์มาตรฐาน อัลกอริทึมฟิชชีซึมินส์ที่มีการปรับปรุง และตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด สามารถแสดงในรูปที่ 6.14 – 6.16 และเมื่อนำรูปภาพมาทำการทดสอบ ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทั้ง 3 อัลกอริทึม แสดงในตารางที่ 6.5 – 6.7



(ก) อัลกอริทึมฟิชชีมินส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมฟิชชีมินส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.14 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟ  
 เล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1



(ก) อัลกอริทึมพีชชีซมีนส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีชชีซมีนส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

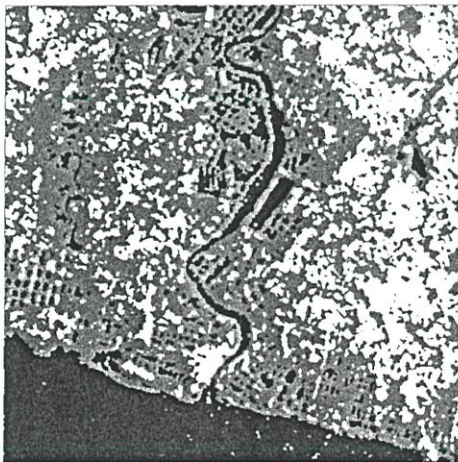
รูปที่ 6.15 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 2



(ก) อัลกอริทึมพีชชีมินส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีชชีมินส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.16 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพถ่ายทดลองที่ 2 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 3

ตารางที่ 6.5 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)		
		ก	ข	ค
พีชชีซิมินส์ มาตรฐาน	ก	99.62	0.38	0.00
	ข	16.29	66.15	17.56
	ค	0.37	19.27	80.36
พีชชีซิมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	99.98	0.02	0.00
	ข	7.41	82.15	10.44
	ค	0.11	9.10	90.79
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	95.76	4.24	0.00
	ข	0.00	90.05	9.95
	ค	0.00	7.84	92.16

ตารางที่ 6.6 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 2

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)		
		ก	ข	ค
พีชชีซิมินส์ มาตรฐาน	ก	99.83	0.17	0.00
	ข	9.46	77.17	13.37
	ค	0.04	10.47	89.49
พีชชีซิมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	99.99	0.01	0.00
	ข	2.93	89.85	7.22
	ค	0.00	4.81	95.19
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	98.32	1.68	0.00
	ข	0.00	93.95	6.05
	ค	0.00	4.70	95.30

ตารางที่ 6.7 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 3

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)		
		ก	ข	ค
ฟิชชีซมินส์ มาตรฐาน	ก	99.93	0.07	0.00
	ข	6.15	84.58	9.27
	ค	0.00	5.96	94.04
ฟิชชีซมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	100.00	0.00	0.00
	ข	1.27	92.97	5.76
	ค	0.00	2.29	97.71
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	99.05	0.95	0.00
	ข	0.00	95.41	4.59
	ค	0.00	2.96	97.04

### 6.3.1.3 ภาพทดลองที่ 3

เมื่อนำภาพทดลองที่ 3 มาทำการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1 2 และ 3 แล้วทำการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลทั้ง 3 วิธี ได้แก่อัลกอริทึมฟิชชีซมินส์มาตรฐาน อัลกอริทึมฟิชชีซมินส์ที่มีการปรับปรุง และตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด สามารถแสดงในรูปที่ 6.17 – 6.19 และเมื่อนำรูปภาพมาทำการทดสอบ ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทั้ง 3 อัลกอริทึม แสดงในตารางที่ 6.8 – 6.10



(ก) อัลกอริทึมพีซซีซีมีนส์มาตรฐาน

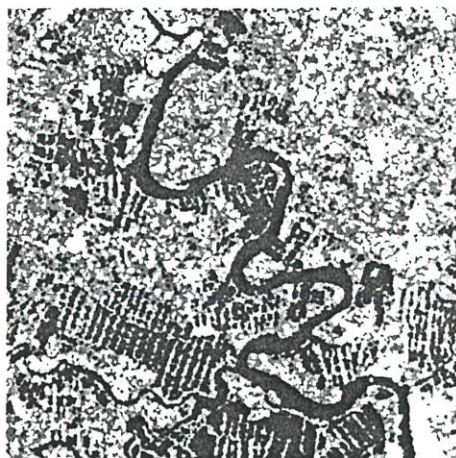


(ข) อัลกอริทึมพีซซีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.17 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1



(ก) อัลกอริทึมพีซีซีมีนส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีซีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.18 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 2



(ก) อัลกอริทึมพีชชีซีมีนส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีชชีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.19 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 3

ตารางที่ 6.8 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)		
		ก	ข	ค
พีชชีซมินส์ มาตรฐาน	ก	99.49	0.51	0.00
	ข	11.33	78.10	10.57
	ค	0.19	7.48	92.33
พีชชีซมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	99.59	0.41	0.00
	ข	5.51	88.82	5.67
	ค	0.00	5.53	94.47
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	95.70	4.30	0.00
	ข	0.00	95.02	4.98
	ค	0.00	7.67	92.33

ตารางที่ 6.9 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 2

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)		
		ก	ข	ค
พีชชีซมินส์ มาตรฐาน	ก	100.00	0.00	0.00
	ข	7.35	83.15	9.49
	ค	0.00	5.53	94.47
พีชชีซมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	100.00	0.00	0.00
	ข	4.14	90.81	5.05
	ค	0.00	3.49	96.51
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	98.24	1.76	0.00
	ข	0.00	96.94	3.06
	ค	0.00	5.34	94.66

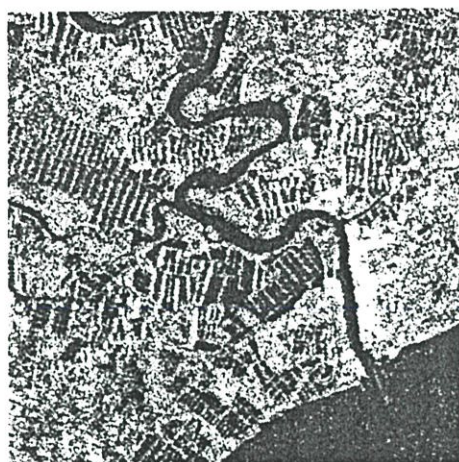
ตารางที่ 6.10 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 3 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 3

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)		
		ก	ข	ค
พีชชีมิโนส์ มาตรฐาน	ก	100.00	0.00	0.00
	ข	5.36	85.15	9.49
	ค	0.00	4.37	95.63
พีชชีมิโนส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	100.00	0.00	0.00
	ข	2.83	91.89	5.28
	ค	0.00	2.91	97.09
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	99.41	0.59	0.00
	ข	0.00	97.24	2.76
	ค	0.00	3.88	96.12

### 6.3.2 ผลการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 4 กลุ่ม

#### 6.3.2.1 ภาพทดลองที่ 1

เมื่อนำภาพทดลองที่ 1 มาทำการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1 2 และ 3 แล้วทำการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 4 กลุ่ม ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลทั้ง 3 วิธี ได้แก่อัลกอริทึมพีชชีมิโนส์มาตรฐาน อัลกอริทึมพีชชีมิโนส์ที่มีการปรับปรุง และตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด สามารถแสดงในรูปที่ 6.20 – 6.22 และเมื่อนำจุดภาพมาทำการทดสอบ ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทั้ง 3 อัลกอริทึม แสดงในตารางที่ 6.11 – 6.13



(ก) อัลกอริทึมฟัซซี่ซึ่มินส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมฟัซซี่ซึ่มินส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.20 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 1 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสแตชันนารีระดับที่ 1



(ก) อัลกอริทึมพีซีซีมีนส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีซีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.21 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 1 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 2



(ก) อัลกอริทึมพีชชีมินส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีชชีมินส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.22 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 1 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตรซันนารีระดับที่ 3

ตารางที่ 6.11 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 1 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)			
		ก	ข	ค	ง
พีชชีซมินส์ มาตรฐาน	ก	90.69	9.05	0.26	0.00
	ข	12.63	58.35	26.99	2.03
	ค	1.37	26.74	53.86	18.03
	ง	0.58	3.49	10.16	85.77
พีชชีซมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	97.19	2.76	0.05	0.00
	ข	7.26	72.71	19.01	1.02
	ค	0.00	20.40	68.66	10.94
	ง	0.39	2.13	8.23	89.25
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	88.71	11.29	0.00	0.00
	ข	1.16	74.02	24.82	0.00
	ค	0.00	12.69	83.33	3.98
	ง	0.00	1.65	16.65	81.70

ตารางที่ 6.12 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 1 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 2

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)			
		ก	ข	ค	ง
พีชชีซมินส์ มาตรฐาน	ก	93.93	6.02	0.05	0.00
	ข	9.14	68.07	22.21	0.58
	ค	0.50	22.51	64.05	12.94
	ง	0.39	1.64	8.23	89.74
พีชชีซมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	97.53	2.47	0.00	0.00
	ข	3.34	79.39	17.27	0.00
	ค	0.00	16.80	76.50	6.72
	ง	0.00	1.65	6.29	92.06
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	93.66	6.34	0.00	0.00
	ข	0.15	83.16	16.69	0.00
	ค	0.00	10.95	86.07	2.98
	ง	0.00	1.26	12.20	86.54

ตารางที่ 6.13 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 1 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 3

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)			
		ก	ข	ค	ง
พีชชีซมินส์ มาตรฐาน	ก	95.85	4.12	0.03	0.00
	ข	6.68	73.15	19.88	0.29
	ค	0.25	17.66	71.39	10.70
	ง	0.00	0.97	6.29	92.74
พีชชีซมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	98.18	1.82	0.00	0.00
	ข	1.45	83.74	14.81	0.00
	ค	0.0	13.43	80.10	6.47
	ง	0.00	0.68	5.13	94.19
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	95.59	4.41	0.00	0.00
	ข	0.00	86.79	13.21	0.00
	ค	0.00	9.45	89.18	1.37
	ง	0.00	0.68	10.65	88.67

### 6.3.2.2 ภาพทดลองที่ 2

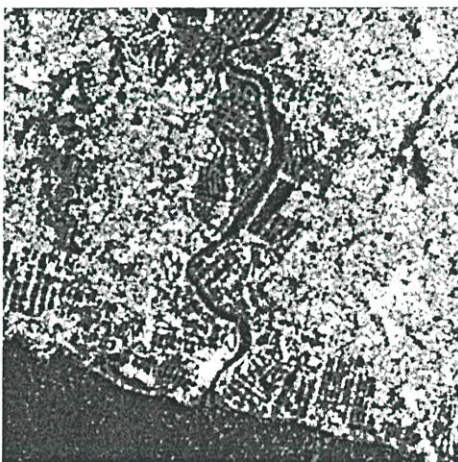
เมื่อนำภาพทดลองที่ 2 มาทำการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1 2 และ 3 แล้วทำการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 4 กลุ่ม ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลทั้ง 3 วิธี ได้แก่อัลกอริทึมพีชชีซมินส์มาตรฐาน อัลกอริทึมพีชชีซมินส์ที่มีการปรับปรุง และตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด สามารถแสดงในรูปที่ 6.23 – 6.25 และเมื่อนำจุดภาพมาทำการทดสอบ ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทั้ง 3 อัลกอริทึม แสดงในตารางที่ 6.14 – 6.16



(ก) อัลกอริทึมพีชชีมินส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีชชีมินส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.23 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟ  
 เล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1



(ก) อัลกอริทึมฟิชชีซึมินส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมฟิชชีซึมินส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

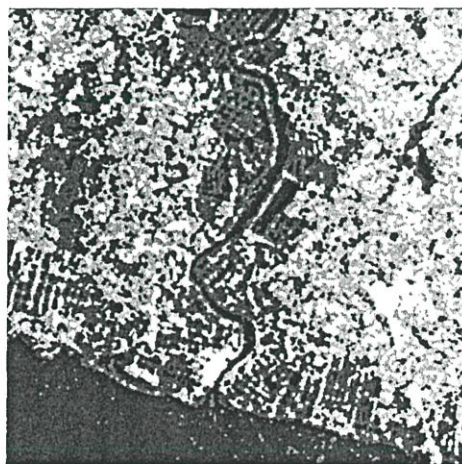
รูปที่ 6.24 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตรซันนารีระดับที่ 2



(ก) อัลกอริทึมพีชชีซึมินส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีชชีซึมินส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.25 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 3

ตารางที่ 6.14 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)			
		ก	ข	ค	ง
พีชชีซมินส์ มาตรฐาน	ก	98.32	1.67	0.01	0.00
	ข	17.01	57.95	23.76	1.28
	ค	0.25	26.04	48.16	25.55
	ง	0.00	1.91	20.32	77.77
พีชชีซมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	99.84	0.16	0.00	0.00
	ข	11.56	73.51	14.61	0.32
	ค	0.00	17.69	64.13	18.18
	ง	0.00	0.21	13.41	86.38
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	91.70	8.30	0.00	0.00
	ข	0.48	80.42	19.10	0.00
	ค	0.00	7.37	82.06	10.57
	ง	0.00	0.10	18.62	81.28

ตารางที่ 6.15 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 2

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)			
		ก	ข	ค	ง
พีชชีซมินส์ มาตรฐาน	ก	99.02	0.98	0.00	0.00
	ข	11.40	69.66	18.30	0.64
	ค	0.00	17.44	65.85	16.71
	ง	0.00	0.64	13.93	85.43
พีชชีซมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	99.88	0.12	0.00	0.00
	ข	6.42	84.91	8.67	0.00
	ค	0.00	9.58	80.35	10.07
	ง	0.00	0.00	8.40	91.60
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	95.86	4.14	0.00	0.00
	ข	0.32	90.37	9.31	0.00
	ค	0.00	5.41	89.43	5.16
	ง	0.00	0.00	13.09	86.91

ตารางที่ 6.16 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 2 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 3

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)			
		ก	ข	ค	ง
ฟิชชี่ซึมินส์ มาตรฐาน	ก	99.43	0.57	0.00	0.00
	ข	8.19	78.65	12.84	0.32
	ค	0.00	11.55	76.90	11.55
	ง	0.00	0.11	10.53	89.36
ฟิชชี่ซึมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	99.91	0.09	0.00	0.00
	ข	3.69	89.89	6.26	0.16
	ค	0.00	4.18	88.45	7.37
	ง	0.00	0.00	5.85	94.15
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	97.30	2.70	0.00	0.00
	ข	0.00	93.10	6.90	0.00
	ค	0.00	2.70	94.60	2.70
	ง	0.00	0.00	9.04	90.96

### 6.3.2.3 ภาพทดลองที่ 3

เมื่อนำภาพทดลองที่ 3 มาทำการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารีระดับที่ 1 2 และ 3 แล้วทำการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 4 กลุ่ม ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลทั้ง 3 วิธี ได้แก่อัลกอริทึมฟิชชี่ซึมินส์มาตรฐาน อัลกอริทึมฟิชชี่ซึมินส์ที่มีการปรับปรุง และตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุดสามารถแสดงในรูปที่ 6.26 – 6.28 และเมื่อนำจุดภาพมาทำการทดสอบ ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทั้ง 3 อัลกอริทึม แสดงในตารางที่ 6.17 – 6.19



(ก) อัลกอริทึมพีชชีซึมินส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีชชีซึมินส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.26 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตรซันนารีระดับที่ 1



(ก) อัลกอริทึมพีชชีมีนส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมพีชชีมีนส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.27 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 2



(ก) อัลกอริทึมฟิชซีซีมีนส์มาตรฐาน



(ข) อัลกอริทึมฟิชซีซีมีนส์ที่มีการปรับปรุง



(ค) ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด

รูปที่ 6.28 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตรซันนารีระดับที่ 3

ตารางที่ 6.17 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 1

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)			
		ก	ข	ค	ง
พีชชีซิมินส์ มาตรฐาน	ก	95.07	4.93	0.00	0.00
	ข	16.95	75.14	7.91	0.00
	ค	0.16	15.78	72.34	11.72
	ง	0.06	1.33	17.06	81.55
พีชชีซิมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	95.31	4.69	0.00	0.00
	ข	9.18	86.72	4.10	0.00
	ค	0.00	9.53	83.28	7.19
	ง	0.00	0.36	14.64	85.00
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	94.11	5.89	0.00	0.00
	ข	0.00	91.81	8.19	0.00
	ค	0.00	5.94	82.50	11.56
	ง	0.00	0.18	14.10	85.72

ตารางที่ 6.18 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 2

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)			
		ก	ข	ค	ง
พีชชีซิมินส์ มาตรฐาน	ก	96.48	3.52	0.00	0.00
	ข	10.73	82.63	6.64	0.00
	ค	0.00	13.44	76.56	10.00
	ง	0.00	0.79	14.46	84.75
พีชชีซิมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	96.95	2.93	0.12	0.00
	ข	5.79	91.24	2.97	0.00
	ค	0.00	7.34	86.72	5.94
	ง	0.00	0.30	12.04	87.66
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	97.29	2.71	0.00	0.00
	ข	0.00	94.92	4.94	0.14
	ค	0.00	3.28	90.47	6.25
	ง	0.00	0.00	10.47	89.53

ตารางที่ 6.19 ผลการเปรียบเทียบการแบ่งกลุ่มของภาพทดลองที่ 3 ออกเป็น 4 กลุ่ม เมื่อใช้ข้อมูลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบสเตชันนารีระดับที่ 3

อัลกอริทึม	กลุ่มข้อมูล	แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น (%)			
		ก	ข	ค	ง
พีชชีซมินส์ มาตรฐาน	ก	99.84	0.16	0.00	0.00
	ข	9.04	85.59	5.37	0.00
	ค	0.00	8.75	81.25	10.00
	ง	0.00	0.55	12.70	86.75
พีชชีซมินส์ ที่มีการปรับปรุง	ก	100.00	0.00	0.00	0.00
	ข	4.24	92.65	3.11	0.00
	ค	0.00	5.62	90.16	4.22
	ง	0.00	0.18	10.47	89.35
ตัวจำแนกประเภท แบบระยะห่างต่ำสุด	ก	98.09	1.91	0.00	0.00
	ข	0.00	96.61	3.25	0.14
	ค	0.00	2.34	92.35	5.31
	ง	0.00	0.00	9.20	90.80

## บทที่ 7

# สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

### 7.1 สรุปผลการวิจัย

จากผลการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมย่านไมโครเวฟ โดยใช้อัลกอริทึมที่แตกต่างกันนั้น เมื่อเปรียบเทียบผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพถ่ายด้วยสายตาระหว่าง อัลกอริทึมพีชชีมีนส์ที่มีการปรับปรุง กับอัลกอริทึมพีชชีมีนส์มาตรฐาน อัลกอริทึมพีชชีมีนส์ที่มีการปรับปรุง จะให้ผลการแบ่งกลุ่มของข้อมูลมีขอบเขตที่ติดต่อกันมากกว่า และเมื่อนำจุดภาพตัวอย่างมาทดสอบ อัลกอริทึมพีชชีมีนส์ที่มีการปรับปรุง ก็ยังคงให้ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูล มีความถูกต้องมากกว่าในทุกๆ กลุ่มข้อมูล และจะเพิ่มขึ้นตามระดับของการแปลงเวฟเล็ทแบบสเตชันนารี แต่กับอัลกอริทึมตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด อัลกอริทึมพีชชีมีนส์ที่มีการปรับปรุงจะให้ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลถูกต้องมากกว่าในบางกลุ่มข้อมูลเท่านั้น ที่เป็นเช่นนี้ก็เนื่องมาจาก อัลกอริทึมตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด เป็นอัลกอริทึมที่ต้องมีการกำกับดูแล หรือมีการสอนนั่นเอง ซึ่งทำให้สามารถกำหนดค่าจุดศูนย์กลางของแต่ละกลุ่มข้อมูลได้ ดังนั้นตำแหน่งจุดภาพที่จะนำมาทดสอบเพื่อเปรียบเทียบกันนั้น จึงมีความสอดคล้องกับอัลกอริทึมตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด มากกว่าอัลกอริทึมพีชชีมีนส์ที่มีการปรับปรุง จึงทำให้ไม่สามารถเปรียบเทียบกันได้

โดยทั่วไปการเปรียบเทียบระหว่างอัลกอริทึมในการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบที่ต้องมีการกำกับดูแล ซึ่งต้องมีการสอน กับอัลกอริทึมในการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบที่ไม่ต้องมีการกำกับดูแล ซึ่งไม่ต้องมีการสอนนั้น เป็นเรื่องยากที่จะหาข้อสรุปว่าอัลกอริทึมใดที่ให้ผลในการแบ่งกลุ่มข้อมูลมีความถูกต้องมากกว่ากัน เนื่องจากเป็นวิธีการที่แตกต่างกัน แต่อย่างไรก็ตาม ความชัดเจนของภาพ และการกำหนดจำนวนกลุ่มของข้อมูลที่เหมาะสม ก็เป็นอีกปัจจัยที่จะทำให้ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้นด้วย เช่นเดียวกัน

### 7.2 ปัญหาที่เกิดขึ้นและข้อเสนอแนะ

ในการวิจัยครั้งนี้ปัญหาที่พบมี 2 ประการ นั่นคือ

1. ภาพถ่ายดาวเทียมต้นแบบที่นำมาทำการแบ่งกลุ่มข้อมูลนั้น ควรมีการกำหนดจำนวนของกลุ่มข้อมูลภาพให้เหมาะสมกับข้อมูลภาพนั้นๆ เช่นภาพที่มีความคลุมเครือมาก ก็ควรที่จะกำหนดกลุ่มข้อมูลไม่มากจนเกินไป แต่สำหรับภาพที่มีความชัดเจน ก็สามารถกำหนดกลุ่มได้ตามความเหมาะสม ซึ่งการกำหนดจำนวนกลุ่มของข้อมูลนั้น จะขึ้นอยู่กับสายตาของผู้ต้องการที่จะจำแนกกลุ่มข้อมูลนั้นเป็นสำคัญ

2. ถึงแม้อัลกอริทึมพีซีซีมินส์ที่มีการปรับปรุงจะให้ผลลัพธ์ของการแบ่งกลุ่มข้อมูลได้ดีขึ้น แต่ข้อด้อยก็คือการที่ต้องเสียเวลาในการประมวลผลนานขึ้นนั่นเอง ซึ่งอาจแก้ไขได้โดยการปรับปรุงอัลกอริทึมที่สามารถกำหนดจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลให้เร็วขึ้น ก็จะทำให้การประมวลผลเร็วขึ้นด้วยเช่นเดียวกัน

## เอกสารอ้างอิง

- [1] สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ. คำบรรยายเรื่องการสำรวจจากระยะไกล. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์คุรุสภาลาดพร้าว
- [2] Richards J.A. **Remote Sensing Digital Image Analysis**. Berlin : Springer-Verlag. 1993.
- [3] Schowengerdt R.A. **Remote Sensing, Models and Methods for Image Processing**. San Diego : Academic Press. 1997.
- [4] Loannis P. **Digital Image Processing Algorithms**. Prentice Hall. 1993.
- [5] Daubechies I. "The wavelet transform, time frequency localization and signal anlysis." IEEE Transactions on Information Theory. Vol. 36, no. 5, September 1990. pp. 961-1005.
- [6] Burrus C.S., Gopinath R.A., and Guo H. **Introduction to Wavelets and Wavelet Transform**. New Jersey : Prentice-Hall International Inc. 1998.
- [7] Young R.K. **Wavelets Theory and Its Applications**. Boston : Kluwer Academic Publishers. 1993.
- [8] Daubechies I. "Orthonormal bases of compactly supported wavelets." Communication in Pure and Applied Mathematics. Vol. 41, November 1988. pp. 909-996.
- [9] Rioul O. and Duhamel P. "Fast algorithms for discrete and continuous wavelet transform." IEEE Transactions on Information Theory. Vol.38, no. 2, March 1992. pp. 569-586.
- [10] Mallat S. "A theory of multiresolution signal decomposition: The wavelet representation" IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 11, July 1989. pp. 674-693.
- [11] Akansu A. and Haddad R. **Multiresolution Signal Decomposition: Transform, subbands, wavelet**. San Diego : Academic Press. 1992.
- [12] Vetterli M. and Herley C. "Wavelet and filter banks: Theory and design." IEEE Transactions on Signal Processing. Vol. 10, September 1992. pp. 1414-1429.
- [13] Mallat S. **A Wavelet Tour of Signal Processing**. San Diego: Academic Press. 1998.
- [14] Cox E. "Fuzzy Fundamentals." IEEE Spectrum, Oct. 1992. pp. 58-61
- [15] Zimmermann H.J. **Fuzzy set theory and its applications**. Boston : Kluwer Academic. 1991.

- [16] Zadeh L.A. "A Fuzzy-Set-Theoretic Interpretation of Linguistic Hedges." J. of Cybernetics, vol.2, no.2, 1972. pp. 4-34
- [17] Kaufmann A. **Introduction to The Theory of Fuzzy Subsets. Vol.1.** New York. 1975
- [18] Zadeh L.A. "Fuzzy Sets." Information and Control, vol.8, 1965. pp. 338-353
- [19] Klir G.J. and Folger. T.A. **Fuzzy sets, uncertainty, and information.** NJ : Prentices-Hall International. 1988
- [20] Pal S.K., Dwijesh K., and Dutta M. **Fuzzy Mathematical Approach to Pattern Recognition.** New Delhi : Wiley Eastern Limited. 1986
- [21] Pal S.K. and Pramanik P.K. "Fuzzy Measures in Determining Seed points in Clustering." Pattern Recognition Lett., vol.4, 1986. pp. 159-164
- [22] Cox E. "Adaptive Fuzzy Systems." IEEE Spectrum, Feb. 1993. pp. 67-70.
- [23] Chen C.H. **Fuzzy Logic and Neural Network Handbook.** USA : McGraw-Hill. 1996. pp. 15.2-15.3

## ภาคผนวก

### ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

[1] **Using Stationary Wavelet Transform in the Classification of SAR Images**

Warin Chumsamrong, Punya Thitimajshima, and Yuttapong Rangsanseri

19<sup>th</sup> Asian Conference on Remote Sensing,

Manila (Philippines), 22-25 November 1998

[2] **Wavelet-Based Texture Analysis for SAR Image Classification**

Warin Chumsamrong, Punya Thitimajshima, and Yuttapong Rangsanseri

IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 1999),

Hamburg (Germany), 28 June – 2 July 1999

[3] **Synthetic Aperture Radar (SAR) Image Segmentation Using a New Modified Fuzzy C-Means Algorithm.**

Warin Chumsamrong, Punya Thitimajshima, and Yuttapong Rangsanseri

IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2000),

Hawaii (USA), 24-28 July 2000

## ประวัติผู้เขียน

นายวารินทร์ ชุมสำโรง เกิดเมื่อวันที่ 17 มิถุนายน พ.ศ. 2515 ที่จังหวัดปราจีนบุรี สำเร็จการศึกษาหลักสูตร วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์ จากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง เมื่อปี พ.ศ. 2538

ปี พ.ศ. 2538 เข้าทำงานตำแหน่ง Customer Engineer บริษัทคาต้าแมท มหาชน จำกัด และปี พ.ศ. 2543 จนถึงปัจจุบันทำงานตำแหน่งอาจารย์อัตราจ้าง คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม สถาบันราชภัฏราชนครินทร์