

การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ก

REMOTE SENSING IMAGE CLASSIFICATION  
USING FUZZY NEURAL NETWORK



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2544

ISBN 974-648-103-7

การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

REMOTE SENSING IMAGE CLASSIFICATION  
USING FUZZY NEURAL NETWORK



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2544

ISBN 974-648-103-7

เลขหมู่.....

เลขทะเบียน..... 39418

วัน, เดือน, ปี..... 10 พ.ค. 2544

b.....  
1.....

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**REMOTE SENSING IMAGE CLASSIFICATION  
USING FUZZY NEURAL NETWORK**



**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**

**2001**

**ISBN 974-648-103-7**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**COPYRIGHT 2001**

**SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

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

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บัณฑิตวิทยาลัย  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าเกล้าคุณทหารลาดกระบัง  
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค  
REMOTE SENSING IMAGE CLASSIFICATION USING FUZZY  
NEURAL NETWORK  
ชื่อนักศึกษา นางสาวสมหญิง พรหมเจริญ  
รหัสประจำตัว 38621210  
ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า  
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.บุษยพงษ์ รังสรรค์เสรี

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์	ลายมือชื่อ
รศ.ดร.สุวิพล	สิทธิชีวกาศ
รศ.ดร.รัตติกร	วราภรณ์ศิริพันธ์
ผศ.ดร.ปิติเชต	สุรักษา
ผศ.ดร.ปัญญา	ฐิติมัทธินา
รศ.ดร.บุษยพงษ์	รังสรรค์เสรี

วัน/เดือน/ปี ที่สอบ 7 มีนาคม 2544 เวลา 12.00-13.00 น.

สถานที่สอบ ณ อาคาร 12 ชั้น ชั้น 4 (ห้อง E12-403)



วันที่ 3 เดือน มีนาคม พ.ศ. 2544

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีพีชชีนิวโรลเน็ตเวิร์ค
นักศึกษา	นางสาวสมหญิง พรหมเจริญ
รหัสประจำตัว	38621210
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2544
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.ยุทธพงษ์ รังสรรค์เสรี

### บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เสนอการนำพีชชีนิวโรลเน็ตเวิร์คมาใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม โดยนำฟังก์ชัน  $\pi$  มาใช้ในการแปลงข้อมูลจากค่าระดับความเข้มของสีเทาของแต่ละจุดภาพในแต่ละแบนด์ ให้เป็นค่าระดับความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซต (low, medium และ high) เพื่อใช้เป็นอินพุทของนิวโรลเน็ตเวิร์ค และใช้ฟังก์ชัน Beta ในการนิยามค่า เอาท์พุทที่ต้องการ (Target Output) ให้เป็นค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละประเภทข้อมูล จากนั้นจะใช้นิวโรลเน็ตเวิร์คที่มีอัลกอริทึมแบบแบคพร็อพเพกชัน (Back-Propagation Neural network) มาทำการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุทและข้อมูลเอาท์พุท

การทดลองได้ทำการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม LANDSAT ระบบ TM จำนวน 2 ชุด ผลการทดลองที่ได้นำมาเปรียบเทียบกับผลการทดลองที่ได้จากวิธีนิวโรลเน็ตเวิร์คและวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด ซึ่งปรากฏว่าวิธีพีชชีนิวโรลเน็ตเวิร์คที่นำเสนอให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าวิธีอื่น

<b>Thesis Title</b>	Remote Sensing Image Classification using Fuzzy Neural Network
<b>Student</b>	Miss Somying Promcharoen
<b>Student ID.</b>	38621210
<b>Degree</b>	Master of Engineering
<b>Programme</b>	Electrical Engineering
<b>Year</b>	2001
<b>Thesis Advisor</b>	Assoc.Prof.Dr.Yuttapong Rangsanseri

### ABSTRACT

In this thesis, a fuzzy neural network for remote-sensing image classification is described. To deal with fuzzy information, a  $\pi$  function is used to convert grey level value of each multi-band pixel into linguistic terms (low, medium and high) for the input layer, and Beta function to define the target output of the neural network into the membership value of each class. Then, a multi-layer perceptron using the back-propagation algorithm is used to mapping from input to output.

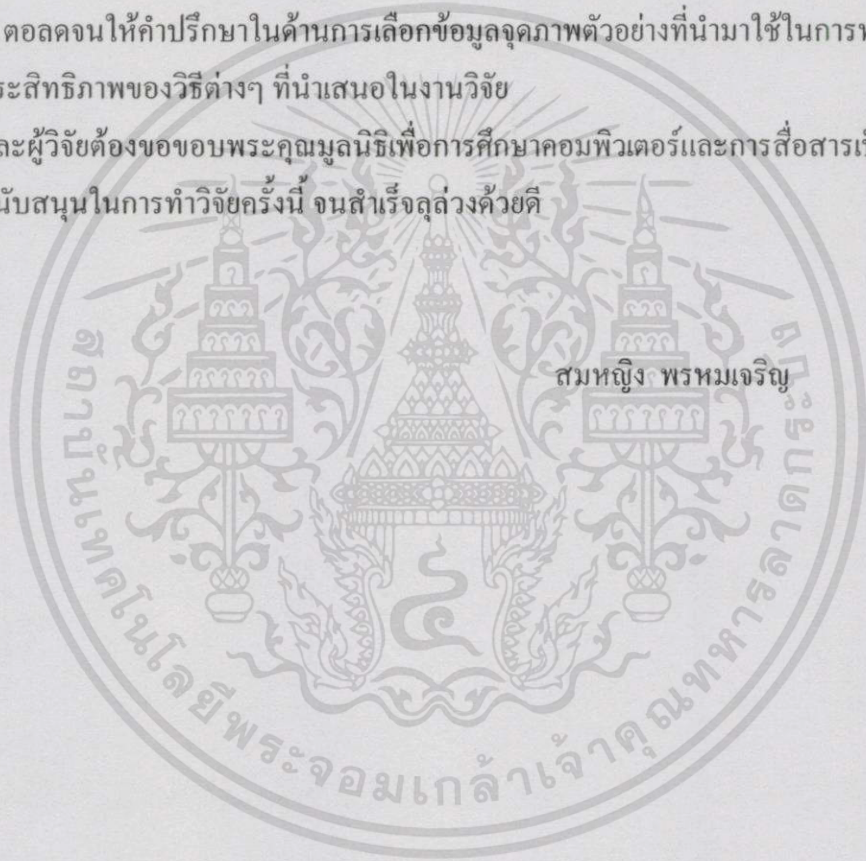
The experiments were carried out with two LANDSAT TM data sets. The proposed method was compared with the conventional neural network and the Maximum Likelihood classifiers. It was found that our method outperformed the other classifiers.

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงลงได้ ด้วยการให้คำปรึกษาและชี้แนะแนวทางในการทำวิจัย ตลอดจนการตรวจสอบความถูกต้องของเนื้อหาจากอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.ยุทธพงษ์ รังสรรค์เสรี ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์ของท่านและขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ ดร.สุวิทย์ อ่องสมหวัง ผู้เชี่ยวชาญทางด้านระบบสารสนเทศ ทรัพยากรป่าไม้และสิ่งแวดล้อม และคุณจิรวรรณ จารุพัฒน์ ผู้เชี่ยวชาญทางด้านภาพถ่ายดาวเทียม จากสำนักวิชาการป่าไม้ กรมป่าไม้ แห่งประเทศไทย ที่ให้ความอนุเคราะห์ทางด้านภาพถ่ายดาวเทียม ตลอดจนให้คำปรึกษาในด้านการเลือกข้อมูลคุณภาพตัวอย่างที่นำมาใช้ในการทดลองและทดสอบประสิทธิภาพของวิธีต่างๆ ที่นำเสนอในงานวิจัย

และผู้วิจัยต้องขอขอบพระคุณมูลนิธิเพื่อการศึกษาคอมพิวเตอร์และการสื่อสารเป็นอย่างสูง ที่ให้ทุนสนับสนุนในการทำวิจัยครั้งนี้ จนสำเร็จลุล่วงด้วยดี



# สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย .....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	II
กิตติกรรมประกาศ .....	III
สารบัญ .....	IV
สารบัญตาราง .....	VII
สารบัญรูป .....	VIII
บทที่ 1 บทนำ .....	1
1.1 วัตถุประสงค์และขอบเขตของการวิจัย .....	2
1.2 โครงร่างของวิทยานิพนธ์ .....	3
บทที่ 2 ความรู้พื้นฐานของการสำรวจระยะไกล .....	5
2.1 หลักการของการสำรวจระยะไกล .....	6
2.2 ความเทียมสำรวจระยะไกล .....	10
2.3 การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม .....	13
2.3.1 ตัวจำแนกประเภทแบบสี่เหลี่ยมคี่ขนาน .....	15
2.3.2 ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด .....	15
2.3.3 ตัวจำแนกประเภทรูปต้นไม้การตัดสินใจ .....	16
2.3.4 ตัวจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุด .....	17
2.3.5 ตัวจำแนกประเภทโดยใช้ระบบผู้เชี่ยวชาญ .....	18
2.3.6 การจำแนกประเภทด้วยวิธีนิเวศน์เวกเตอร์ .....	18
บทที่ 3 ทฤษฎีของนิเวศน์เวกเตอร์และพีชชีเซต .....	19
3.1 นิเวศน์เวกเตอร์ .....	19
3.1.1 เซลล์ประสาททางชีววิทยา .....	19
3.1.2 แบบจำลองนิเวศน์ 1 หน่วย .....	21

# สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.1.3	ฟังก์ชันกระตุ้น .....	22
3.1.4	โครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์ค .....	23
3.1.5	การฝึกสอนนิวรอลเน็ตเวิร์ค .....	25
3.2	ฟิชชีเซต .....	32
3.2.1	การแทนข้อมูลโดยฟิชชีเซต .....	32
3.2.2	ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของฟิชชีเซต .....	34
3.2.3	ตัวดำเนินการของฟิชชีเซต .....	41
3.2.4	แบบจำลองฟิชชี .....	42
บทที่ 4	ฟิชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค .....	45
4.1	การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ค .....	45
4.2	การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยฟิชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค .....	50
4.2.1	โครงสร้างของฟิชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค .....	51
4.2.2	การประมวลผลในส่วนของฟิชชีเซต .....	52
4.2.3	การประมวลผลในส่วนของนิวรอลเน็ตเวิร์ค .....	57
4.2.4	การนำเน็ตเวิร์คไปใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม .....	58
บทที่ 5	การทดลองและผลการทดลอง .....	61
5.1	ขอบเขตของการทดลอง .....	61
5.1.1	ข้อมูลภาพที่นำมาวิเคราะห์ .....	61
5.1.2	จุดภาพตัวอย่างสำหรับฝึกสอนและทดสอบ .....	63
5.1.3	โครงสร้างของฟิชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค .....	65
5.1.4	วิธีการอื่นที่นำมาเปรียบเทียบ .....	65
5.2	การทดลองจำแนกข้อมูลด้วยวิธีฟิชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค .....	65
5.2.1	การฝึกสอนเน็ตเวิร์ค .....	65
5.2.2	ผลการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม .....	69

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.3 การทดลองจำแนกข้อมูลด้วยวิธีอื่น .....	71
5.3.1 วิธีนินรอลเน็ตเวิร์ค .....	71
5.3.2 วิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด .....	77
5.4 เปรียบเทียบผลการทดลอง .....	79
บทที่ 6 บทสรุป .....	82
เอกสารอ้างอิง .....	84
ภาคผนวก ก พิสูจน์ที่มาของสมการแบคหรือพหุแกช่น .....	86
ภาคผนวก ข พิสูจน์สมการการจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุด .....	91
ภาคผนวก ค บทความและผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์ .....	93
ประวัติผู้เขียน .....	94

# สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 การจำแนกความยาวช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า .....	9
2.2 สักยภาพการใช้ประโยชน์ของระบบบันทึกภาพ MSS .....	12
2.3 สักยภาพการใช้ประโยชน์ของระบบบันทึกภาพ TM .....	13
2.4 ความรู้สำหรับการวาดแนวปะทะน้ำขึ้นน้ำลงในการทำแผนที่สภาพผิวหน้าทะเล .....	18
5.1 จำนวนจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบของภาพซุมพร .....	64
5.2 จำนวนจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบของภาพเชิงใหม่ .....	64
5.3 ค่ารัศมี ( $\lambda$ ) และตำแหน่งจุดศูนย์กลาง ( $c$ ) ของฟังก์ชัน $\pi$ .....	66
5.4 ค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดของค่าระดับความเข้มสีเทาในแต่ละแบนด์ .....	66
5.5 ตัวอย่างของจุดภาพที่ผ่านการแปลงให้อยู่ในรูปพีชคณิตของข้อมูลอินพุท (เป็นจุดภาพของภาพเชิงใหม่ประเภทป่าคงคิบ) .....	66
5.6 ค่าเฉลี่ยของค่าระดับความเข้มของสีเทาของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท .....	67
5.7 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าระดับความเข้มของสีเทาของข้อมูลตัวอย่าง แต่ละประเภท .....	67
5.8 ข้อมูลเอาต์พุทที่ต้องการในรูปพีชคณิตของจุดภาพตัวอย่างตามตารางที่ 5.5 .....	67
5.9 ผลการจำแนกข้อมูลภาพซุมพรด้วยวิธีพีชคณิตเวกเตอร์ .....	70
5.10 ผลการจำแนกข้อมูลภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีพีชคณิตเวกเตอร์ .....	71
5.11 ผลการจำแนกข้อมูลภาพซุมพรด้วยวิธีพีชคณิตเวกเตอร์ที่แทนข้อมูลอินพุท แบบไบนารี .....	75
5.12 ผลการจำแนกข้อมูลภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีพีชคณิตเวกเตอร์ที่แทนข้อมูลอินพุท แบบไบนารี .....	76
5.13 ค่าโคเวเรียนเมตริกซ์ของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท (กรณีภาพซุมพร) .....	77
5.14 ค่าโคเวเรียนเมตริกซ์ของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท (กรณีภาพเชิงใหม่) .....	77
5.15 ผลการจำแนกข้อมูลภาพซุมพรด้วยวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด .....	78
5.16 ผลการจำแนกข้อมูลภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด .....	79
5.17 การเปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลของภาพซุมพรด้วยวิธีต่างๆ .....	80
5.18 การเปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลของภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีต่างๆ .....	80

# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 กระบวนการสำรวจระยะไกล .....	7
2.2 ความยาวช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่ใช้ในการสำรวจระยะไกล .....	8
2.3 ดาวเทียมส่วนหนึ่งที่สถานีรับสัญญาณของไทยให้บริการ .....	10
2.4 หลักการการจำแนกประเภทข้อมูลที่สำรวจจากระยะไกล .....	14
2.5 แนวคิดของตัวจำแนกประเภทแบบสี่เหลี่ยมคู่ขนานในปริภูมิรูปสี่เหลี่ยม 2 มิติ .....	15
2.6 แนวคิดของการจำแนกประเภทแบบใช้ระยะห่างต่ำสุด .....	15
2.7 การจำแนกประเภทโดยตัวจำแนกประเภทแบบรูปตันไม่การตัดสินใจ .....	16
2.8 หลักการจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุด .....	17
3.1 โครงสร้างของเซลล์ประสาททางชีววิทยา .....	20
3.2 แบบจำลองนิวโรล 1 หน่วยกับฟังก์ชันกระตุ้น .....	21
3.3 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบฮาร์ดลิมิต .....	22
3.4 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์ .....	23
3.5 นิวโรลเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียว .....	24
3.6 นิวโรลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้น .....	24
3.7 โครงสร้างของโครงข่ายแบบแบคพรีอพาทเกชัน .....	26
3.8 โครงสร้างการทำงานในส่วนของบ่อนไปข้างหน้า .....	27
3.9 แผนผังการทำงานของแบคพรีอพาทเกชันที่มีจำนวนชั้นเท่ากับ I .....	31
3.10 ค่าความเป็นสมาชิกของเซต A ในกรณีเซตธรรมดา .....	33
3.11 ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต A ในกรณีฟuzzyเซต .....	34
3.12 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของตัวแปร 'ความสูง' ที่ประกอบ ไปด้วย 3 เทอมเซต .....	35
3.13 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสามเหลี่ยม .....	36
3.14 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสี่เหลี่ยมคางหมู .....	37
3.15 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกเส้นโค้งรูปตัว S .....	38
3.16 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิก .....	39
3.17 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิก Gaussian .....	40

# สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.18 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิก Beta .....	41
3.19 บล็อกไดอะแกรมของแบบจำลองฟิชชี .....	43
4.1 ตัวอย่างภาพถ่ายดาวเทียม LANDSAT-5 ระบบ TM แบนด์ 3 และแบนด์ 4 .....	46
4.2 ค่าของข้อมูลอินพุทของจุดภาพ A ตามวิธีนิรอลเน็ตเวิร์ค .....	47
4.3 ค่าของข้อมูลเอาต์พุทที่ต้องการของจุดภาพ A ตามวิธีนิรอลเน็ตเวิร์ค .....	48
4.4 ตัวอย่างของข้อมูลเอาต์พุทที่ตัดสินใจให้จุดภาพ A เป็นสมาชิกของข้อมูลประเภทที่ 1 .....	49
4.5 โครงสร้างของฟิชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค .....	51
4.6 โครงสร้างการซ้อนทับของฟังก์ชัน ของ 3 เทอมเซต low, medium และ high .....	53
4.7 บล็อกไดอะแกรมของการแปลงค่าสัญญาณอินพุท .....	54
4.8 แนวคิดการคำนวณหาระยะห่างจากจุดภาพ X ถึงจุดศูนย์กลางของประเภท B .....	55
4.9 ตัวอย่างข้อมูลเอาต์พุทที่ต้องการที่ได้ผ่านการแปลงให้อยู่ในรูปฟิชชีเซต .....	57
4.10 ขั้นตอนการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีฟิชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค .....	60
5.1 ภาพถ่ายดาวเทียมของจังหวัดชุมพร ขนาด 256x256 จุดภาพ จำนวน 4 แบนด์ .....	62
5.2 ภาพถ่ายดาวเทียมของจังหวัดเชียงใหม่ ขนาด 512x512 จุดภาพ จำนวน 3 แบนด์ .....	63
5.3 บริเวณจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบของภาพชุมพร .....	64
5.4 บริเวณจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบของภาพเชียงใหม่ .....	65
5.5 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวม ความคลาดเคลื่อนของวิธีฟิชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค (ภาพชุมพร) .....	68
5.6 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวม ความคลาดเคลื่อนของวิธีฟิชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค (ภาพเชียงใหม่) .....	69
5.7 ผลการจำแนกข้อมูลภาพชุมพรด้วยวิธีฟิชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค .....	69
5.8 ผลการจำแนกข้อมูลภาพเชียงใหม่ด้วยวิธีฟิชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค .....	70
5.9 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความ คลาดเคลื่อนของวิธีนิรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบค่าต่อเนื่อง (กรณีภาพชุมพร) .....	73

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.10 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบค่าต่อเนื่อง (กรณีภาพเชิงใหม่) .....	73
5.11 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบ ไบนารี (กรณีภาพชุมพร) .....	74
5.12 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทเป็น ไบนารี 8 โหนด (กรณีภาพเชิงใหม่) .....	74
5.13 ผลการจำแนกข้อมูลภาพชุมพรด้วยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบ ไบนารี .....	75
5.14 ผลการจำแนกข้อมูลภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบ ไบนารี .....	76
5.15 ผลการจำแนกข้อมูลภาพชุมพรด้วยวิธีความน่าจะเป็น ได้สูงสุด .....	78
5.16 ผลการจำแนกข้อมูลภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีความน่าจะเป็น ได้สูงสุด .....	79

# บทที่ 1

## บทนำ

นับเป็นเวลากว่า 50 ปีมาแล้ว ที่นักวิจัยได้ทำการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมหรือแบบจำลองนิเวศน์เน็ตเวิร์คที่มีโครงสร้างและการทำงานเลียนแบบมาจากการทำงานของเซลล์สมองมนุษย์ในเชิงชีววิทยาขึ้นมา โดยคาดหวังว่านิเวศน์เน็ตเวิร์คจะเข้ามาช่วยเสริมการทำงานของคอมพิวเตอร์ให้มีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นในด้านของการเรียนรู้ การตัดสินใจ การวิเคราะห์ค้นหาเหตุผลที่ต้องอาศัยความรู้และการสังสมจากประสบการณ์

ปัจจุบันแนวความคิดในการประยุกต์ใช้งานนิเวศน์เน็ตเวิร์คได้แตกแขนงออกไปอย่างกว้างขวางในหลายๆ ด้าน ไม่ว่าจะเป็นทางด้าน Signal Processing, Data Compression, Pattern Recognition, Control System หรือแม้แต่ทางด้าน Remote Sensing หรือ การสำรวจระยะไกล นิเวศน์เน็ตเวิร์คก็ได้เข้ามามีบทบาทในเรื่องการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมหลายช่วงคลื่น ตัวอย่างของงานวิจัยเกี่ยวกับเรื่องนี้ปรากฏใน [1-2]

สำหรับประเทศไทย การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมในหน่วยงานภาครัฐพบว่าส่วนใหญ่ใช้วิธีจำแนกประเภทข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยสายตา ซึ่งเป็นวิธีที่ต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญด้านการแปลภาพทำการแยกแยะและเทียบสีของแต่ละประเภทข้อมูลจากภาพสีผสมของภาพถ่ายดาวเทียมจำนวน 3 แบนด์ การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีนี้จะกระทำได้โดยง่ายถ้าข้อมูลแต่ละประเภทปรากฏสีและลักษณะที่แตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัด แต่ในทางตรงกันข้ามถ้าข้อมูลแต่ละประเภทปรากฏสีและลักษณะที่ใกล้เคียงกันจะยากต่อการตัดสินใจว่าเป็นข้อมูลประเภทใด ดังนั้นการจะใช้วิธีจำแนกภาพถ่ายดาวเทียมด้วยสายตาให้เกิดผลแม่นยำได้นั้น นอกจากจะต้องอาศัยคู่มือในการแปลที่ละเอียดถูกต้องแล้ว ผู้ที่ทำการแปลภาพควรมีความเชี่ยวชาญในพื้นที่และต้องมีประสบการณ์ในการจำแนกข้อมูลด้วยสายตามากพอสมควร [3-4]

การนำนิเวศน์เน็ตเวิร์คมาใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม เป็นอีกทางเลือกหนึ่งที่น่าสนใจ เนื่องจากวิธีนี้อาศัยเพียงข้อมูลตัวอย่างของแต่ละประเภทเพียงจำนวนน้อย ซึ่งอาจได้มาจากการสำรวจภาคพื้นดินหรือจากการเลือกโดยผู้เชี่ยวชาญในพื้นที่นั้นๆ เพื่อนำมาใช้ในขั้นตอนการฝึกสอนโครงข่าย หลังจากนั้นไม่ว่าจะเป็นในขั้นตอนของการฝึกสอน หรือในขั้นตอนของการแยกประเภทข้อมูลภาพถ่าย โครงข่ายจะทำการตัดสินใจเองโดยไม่ต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญแต่อย่างใด แต่จากการศึกษาในงานวิจัยที่ผ่านมาพบว่า การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีนี้ยังมีข้อเสียที่พบในขั้นตอนของการฝึกสอนโครงข่าย กล่าวคือ การกำหนดรูปแบบของข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) จะถูกจำกัดอยู่ที่การ “เป็น” หรือ “ไม่เป็น” ข้อมูลแต่ละประเภทเท่านั้น (แทนค่าด้วย 1 และ 0 ตามลำดับ) ซึ่งไม่เอื้ออำนวยต่อข้อมูลที่มีความคลุมเครือสูง ในขณะที่ระบบพีชซึ่งถูก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ออกแบบมาเพื่อจัดการกับข้อมูลที่มีลักษณะของความคลุมเครือโดยตรง การนำเอาหลักการของ ฟัซซี่เซตและนิวรอลเน็ตเวิร์คมาใช้ร่วมกัน โดยสร้างเป็นแบบจำลองฟัซซี่นิวรอลเน็ตเวิร์คจึงเป็นอีก วิธีที่ช่วยแก้ไขปัญหาคความคลุมเครือของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงด้านความถูกต้องแม่นยำ นอกจากนี้แบบจำลองฟัซซี่นิวรอลเน็ตเวิร์คยังนำเอาหลักการของฟัซซี่เซตเข้ามาใช้ในการกำหนดรูปแบบของข้อมูลอินพุตที่ต้องป้อนให้โครงข่ายควบคุมไปกับข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ ซึ่งเป็นวิธีที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการเรียนรู้ของโครงข่ายให้มากขึ้น เนื่องจากแต่เดิมนั้นข้อมูลอินพุตสำหรับแต่ละจุดภาพในแต่ละแบนด์จะถูกกำหนดให้อยู่ในรูปของค่าระดับความเข้มของสีเทาซึ่งมีค่าเป็นจำนวนเต็มได้ตั้งแต่ 0 ถึง 255 ในขณะที่ข้อมูลเอาต์พุตกำหนดให้มีค่าเป็น 0 และ 1 เท่านั้น ทำให้เกิดความแตกต่างระหว่างช่วงของข้อมูลทั้ง 2 ชุดมาก ส่งผลให้โครงข่ายไม่สามารถแยกแยะชุดข้อมูลที่คล้ายคลึงกันมากๆ ได้ ที่ผ่านมามีนักวิจัยพยายามค้นหาวิธีแก้ไขข้อบกพร่องในจุดนี้โดยการแทนข้อมูลอินพุตเป็นไบนารี 8 โหนด (แต่ละโหนดมีค่าเป็น 0 หรือ 1) ซึ่งทำให้ข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตมีช่วงของข้อมูลอยู่ในระดับเดียวกัน ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายในการแยกแยะความแตกต่างได้ดียิ่งขึ้น แต่การกำหนดโดยวิธีหลังนี้ทำให้โครงข่ายมีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตมากขึ้น ส่งผลให้ต้องเสียเวลาในการประมวลผลมากขึ้นตามไปด้วย

**1.1 วัตถุประสงค์และขอบเขตของการวิจัย**

ศึกษาโครงสร้างและการทำงานของนิวรอลเน็ตเวิร์คและฟัซซี่เซต นำมาประยุกต์สร้างเป็นแบบจำลองฟัซซี่นิวรอลเน็ตเวิร์ค (Fuzzy Neural Network Model) ที่มีหลักการทำงานร่วมระหว่างฟัซซี่เซตและนิวรอลเน็ตเวิร์ค เพื่อนำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมหลายช่วงคลื่น โดยมีจุดประสงค์ให้เป็นวิธีที่เหมาะสมต่อการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่มีความคลุมเครือสูง ใช้ข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่ายน้อย ใช้เวลาในการประมวลผลไม่นาน แต่ต้องให้ผลลัพธ์ของการจำแนกประเภทที่มีความถูกต้องแม่นยำ

ในเบื้องต้นจะเป็นการศึกษาเกี่ยวกับความรู้พื้นฐานของการสำรวจระยะไกล (Remote Sensing) ความเป็นมาของการสำรวจระยะไกลในประเทศไทย คุณสมบัติต่างๆ ของภาพถ่ายดาวเทียม กระบวนการสำรวจระยะไกล ดาวเทียมสำรวจระยะไกล ซึ่งจะกล่าวอย่างละเอียดถึงดาวเทียม LANDSAT-5 เนื่องจากข้อมูลภาพถ่ายที่นำมาใช้ในงานวิจัยครั้งนี้เป็นภาพถ่ายจากดาวเทียมดวงนี้ จากนั้นจะศึกษาถึงขั้นตอนของการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม และหลักการของการจำแนกประเภทข้อมูลวิธีต่างๆ

การศึกษาเกี่ยวกับบทฤษฎีของนิวรอลเน็ตเวิร์คและฟัซซี่เซต จะเริ่มศึกษาในส่วนของนิวรอลเน็ตเวิร์คก่อน โดยเริ่มจากโครงสร้างและการทำงานของเซลล์สมองมนุษย์ในเชิงชีววิทยา การทำงานของแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คในยุคแรกซึ่งเป็นลักษณะของนิวรอลเน็ตเวิร์คชั้นเดียว และ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พัฒนาการต่อมาเป็นนิรอลเน็ตเวิร์คหลายชั้นในปัจจุบัน รวมถึงการใช้ฟังก์ชันกระตุ้นประเภทต่างๆ ตลอดจนรูปแบบและกลวิธีที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย โดยจะอธิบายถึงขั้นตอนของการฝึกสอนแบบแบคพร็อพพาเกชันอย่างละเอียด เนื่องจากเป็นวิธีการฝึกสอนที่ผู้วิจัยเลือกใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ ในส่วนท้ายจะเป็นการศึกษาเกี่ยวกับปัจจัยต่างๆ ที่มีผลกระทบต่อการทำงานของโครงข่ายสำหรับในส่วนของพีชชีเซต จะเน้นศึกษาเฉพาะในส่วนที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยครั้งนี้ โดยจะแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างของการแทนข้อมูลด้วยพีชชีเซตกับเซตธรรมดา การแทนค่าความเป็นสมาชิกของพีชชีเซตด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกประเภทต่างๆ ตัวดำเนินการของพีชชีเซต และกลไกในการทำงานของแบบจำลองพีชชี

จากนั้นจะเริ่มกล่าวถึงวิธีการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีนิรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมเพื่อชี้ให้เห็นถึงข้อบกพร่องของวิธีเก่า อันนำไปสู่แนวคิดในการปรับปรุงให้เป็นแบบจำลองพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค ที่มีการนำพีชชีเซตเข้ามาใช้งานร่วมกับนิรอลเน็ตเวิร์คสำหรับจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม โดยจะอธิบายถึงโครงสร้างของการทำงาน วิธีการแปลงข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตให้อยู่ในรูปของพีชชีเซต เพื่อส่งเป็นอินพุตและเอาต์พุตให้นิรอลเน็ตเวิร์ค ขั้นตอนการฝึกสอนแบบจำลองพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์คอย่างละเอียด ตลอดจนการนำค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอนไปใช้ในขั้นตอนการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

ในภาคปฏิบัติ ผู้วิจัยทำการเขียนโปรแกรมจำลองการทำงานของแบบจำลองพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์คขึ้นมา จากนั้นนำไปทดสอบจำแนกประเภทข้อมูลของภาพถ่ายดาวเทียม LANDSAT-5 ระบบ TM (Thematic Mapper) จากผลการทดสอบที่ได้พบว่าวิธีพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์คใช้ข้อมูลจุดภาพในการปรับสอนเพียงเล็กน้อย แต่ให้ผลความถูกต้องในการจำแนกอยู่ในเกณฑ์ที่ดีมาก โดยระยะเวลาที่ใช้ในการปรับสอนจะมากหรือน้อยนั้น ขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของข้อมูลและโครงสร้างของพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์คเป็นสำคัญ

## 1.2 โครงร่างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ประกอบไปด้วยบทต่างๆ มีรายละเอียดดังนี้

บทที่ 1 บทนำ กล่าวถึง ความเป็นมาของวิทยานิพนธ์ วัตถุประสงค์และขอบเขตของการวิจัย และโครงร่างของวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 ความรู้พื้นฐานของการสำรวจระยะไกล กล่าวถึง ความเป็นมาของการสำรวจระยะไกลในประเทศไทย คุณสมบัติของภาพถ่ายดาวเทียม กระบวนการสำรวจระยะไกล ดาวเทียมสำรวจระยะไกล ขั้นตอนของการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม และหลักการของการจำแนกประเภทข้อมูลวิธีต่างๆ

บทที่ 3 นิรอลเน็ตเวิร์คและพีชชีเซต กล่าวถึง โครงสร้างและการทำงานของเซลล์สมองมนุษย์ในเชิงชีววิทยา แบบจำลองนิรอลเน็ตเวิร์คในยุคแรกจนถึงยุคปัจจุบัน ฟังก์ชันกระตุ้น

ประเภทต่างๆ กลไกและวิธีการที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย ปัจจัยที่จะส่งผลกระทบต่อการฝึกสอน และในส่วนของพีชชีเซต กล่าวถึง นิยามของพีชชีเซต ความแตกต่างของพีชชีเซตกับเซตธรรมดา การแทนค่าความเป็นสมาชิกของพีชชีเซตด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกประเภทต่างๆ ตัวดำเนินการของพีชชีเซต และกลไกในการทำงานของแบบจำลองพีชชี

บทที่ 4 พีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค กล่าวถึง การจำแนกข้อมูลด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ควิธีเดิม โครงสร้างและการทำงานของแบบจำลองพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ควิธีใหม่ การแปลงข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตให้อยู่ในรูปของพีชชีโดยใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก  $\pi$  และ Beta กระบวนการฝึกสอนพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค และการนำผลที่ได้จากการฝึกสอนไปใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

บทที่ 5 การทดลองและผลการทดลอง กล่าวถึง การทดลองและทดสอบการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คอย่างละเอียด รวมถึงการทดลองเปรียบเทียบกับวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์ควิธีเก่าและวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด (Maximum likelihood) ซึ่งการทดลองทำโดยเขียนโปรแกรมจำลองการทำงาน และนำไปทดสอบการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม LANDSAT-5 ระบบ TM จำนวน 2 ชุด ผลที่ได้จากการทดลองและทดสอบจัดแสดงอยู่ในรูปของกราฟ ตาราง และภาพ

บทที่ 6 บทสรุป เป็นการสรุปผลที่ได้จากการทดลองและทดสอบการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

## ความรู้พื้นฐานของการสำรวจระยะไกล

การที่จะวางแผนในการบริหาร จัดการ วิเคราะห์ และแก้ไขปัญหาทรัพยากรธรรมชาติและสภาพแวดล้อมของประเทศได้อย่างมีประสิทธิภาพ จะต้องอาศัยข้อมูลข้อเท็จจริงที่ทันต่อสภาพการณ์ปัจจุบัน การสำรวจระยะไกล หรือ รีโมทเซนซิง (Remote Sensing) เป็นวิทยาการแขนงหนึ่งที่นิยมนำมาใช้ประโยชน์ในการสำรวจข้อมูลทรัพยากรธรรมชาติและสภาพแวดล้อม เนื่องจากสามารถให้รายละเอียดข้อมูลได้อย่างรวดเร็ว ทันต่อเหตุการณ์ และประหยัดค่าใช้จ่าย

ประเทศไทยได้เข้าร่วมในโครงการสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียมขององค์การนาซา (NASA) สหรัฐอเมริกา เมื่อวันที่ 14 กันยายน 2514 [3] โดยคณะรัฐบาลได้ทำการจัดตั้งโครงการสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียมและหอบปฏิบัติการลอยฟ้า ภายใต้การดำเนินงานของสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ กระทรวงวิทยาศาสตร์เทคโนโลยีและสิ่งแวดล้อม ให้ทำหน้าที่ประสานงาน ส่งเสริม และสนับสนุนการใช้ประโยชน์จากข้อมูลดาวเทียมและความรู้ด้านการสำรวจระยะไกล รวมทั้งเป็นศูนย์แจกจ่ายข้อมูลจากดาวเทียม ซึ่งในภายหลังได้ทำการเปลี่ยนสถานภาพเป็นกองสำรวจทรัพยากรธรรมชาติด้วยดาวเทียม ข้อมูลจากดาวเทียมได้ถูกนำมาใช้ประโยชน์อย่างกว้างขวางในหลายด้าน เช่น ด้านป่าไม้ การเกษตร การใช้ที่ดิน ธรณีวิทยา อุทกวิทยา ฯลฯ รัฐบาลจึงให้ความสนใจที่จะพัฒนาการใช้ประโยชน์จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมให้เร็วไปอย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น 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 และได้ทำการผลิตข้อมูลออกมาในรูปของฟิล์มขาว-ดำ และสี, ภาพพิมพ์ขาว-ดำ และสี, เทปข้อมูลคอมพิวเตอร์ เพื่อให้บริการแก่นักวิจัยและผู้สนใจทั้งในภาครัฐและภาคเอกชนรวมถึงประเทศเพื่อนบ้าน โดยเฉพาะในทวีปเอเชีย

การที่ภาพถ่ายจากระยะไกล หรือภาพถ่ายดาวเทียมได้รับความนิยมในการนำมาใช้เป็นข้อมูลในการจัดการทรัพยากรและสิ่งแวดล้อมนั้น อาจเป็นเพราะคุณสมบัติของภาพถ่ายดาวเทียมในหลายด้านที่เอื้ออำนวยและมีความเหมาะสม ได้แก่

1. บันทึกข้อมูลเป็นบริเวณกว้าง (Synoptic View) ภาพจากดาวเทียมภาพหนึ่งๆ ครอบคลุมพื้นที่กว้าง ทำให้ได้ข้อมูลในลักษณะต่อเนื่องในระยะเวลาบันทึกภาพสั้นๆ สามารถศึกษาสภาพแวดล้อมต่างๆ ในบริเวณกว้างขวางต่อเนื่องในเวลาเดียวกันทั้งภาพ เช่น ภาพจาก LANDSAT MSS และ TM หนึ่งภาพ ครอบคลุมพื้นที่ 185 x 185 ตร.กม. หรือ 34,225 ตร.กม. ภาพจาก SPOT ครอบคลุมพื้นที่ 3,600 ตร.กม. เป็นต้น

2. บันทึกภาพได้หลายช่วงคลื่น ดาวเทียมสำรวจทรัพยากรมีระบบกล้องสแกนเนอร์ ที่บันทึกภาพได้หลายช่วงคลื่นในบริเวณเดียวกัน ทั้งในช่วงคลื่นที่เห็นได้ด้วยตาเปล่า และช่วงคลื่นที่สายตามนุษย์มองไม่เห็น ทำให้มีประสิทธิภาพในการแยกวัตถุต่างๆ บนผิวโลกได้อย่างชัดเจน ตัวอย่างเช่น ระบบ TM ของดาวเทียม LANDSAT มี 7 ช่วงคลื่น เป็นต้น

3. บันทึกภาพบริเวณเดิม (Repetitive Coverage) ดาวเทียมสำรวจมีวงโคจรจากเหนือลงใต้ และกลับมายังจุดเดิมในเวลาท้องถิ่นอย่างสม่ำเสมอและในช่วงเวลาที่แน่นอน ตัวอย่างเช่น ดาวเทียม LANDSAT โคจรกลับมาที่เดิมทุกๆ 16 วัน ส่วนดาวเทียม MOS โคจรกลับมาที่เดิมทุกๆ 17 วัน เป็นต้น ข้อมูลที่ได้จากการบันทึกในหลายๆ ช่วงเวลาเหล่านี้ ช่วยให้สามารถเปรียบเทียบและติดตามการเปลี่ยนแปลงต่างๆ บนพื้นโลกได้เป็นอย่างดี

4. ให้รายละเอียดหลายระดับ ภาพจากดาวเทียมให้รายละเอียดในหลายระดับ มีผลดีในการเลือกนำไปใช้ประโยชน์ในการศึกษาด้านต่างๆ ตามวัตถุประสงค์ เช่น ภาพจากดาวเทียม SPOT ระบบ PLA มีรายละเอียด 10 ม. สามารถศึกษาตัวเมือง เส้นทางคมนาคมระดับหมู่บ้าน ภาพระบบ MLA มีรายละเอียด 20 ม. ศึกษาการบุกรุกพื้นที่ป่าไม้เฉพาะจุดเล็กๆ และแหล่งน้ำขนาดเล็ก และภาพระบบ TM รายละเอียด 30 ม. ศึกษาสภาพการใช้ที่ดินระดับจังหวัด เป็นต้น

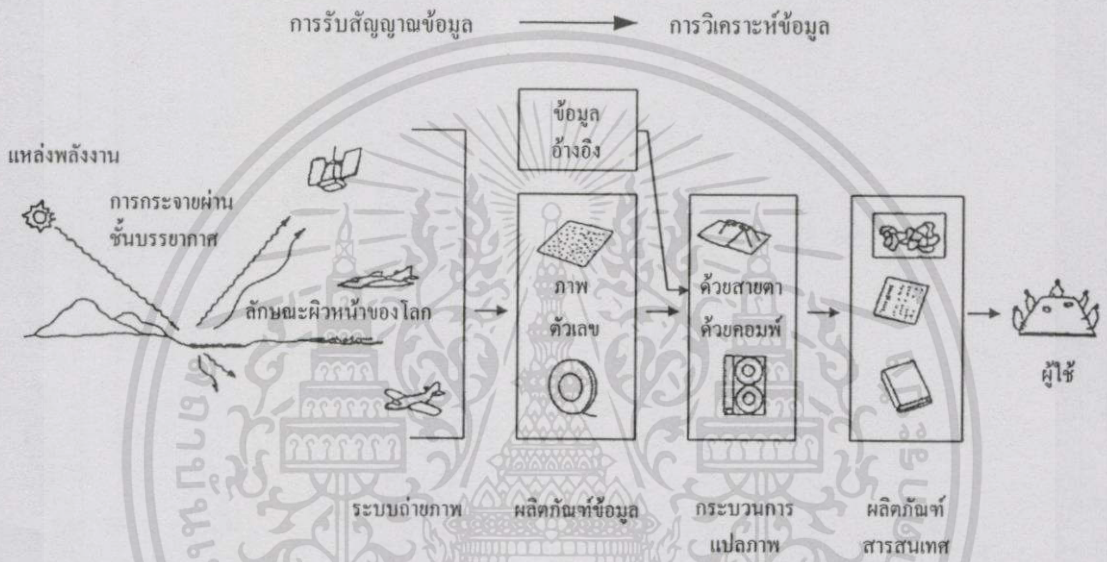
5. ภาพจากดาวเทียมสามารถให้สีผสม (False Color Composite) ได้หลายแบบ ขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ที่ต้องการขยายรายละเอียดเฉพาะเรื่องให้เด่นชัด โดยสามารถผสมสีให้แตกต่างจากสิ่งแวดล้อมได้

6. การเน้นหรือปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Image Enhancement) ภาพจากดาวเทียมต้นฉบับสามารถนำมาปรับปรุงคุณภาพให้มีรายละเอียดเพิ่มขึ้น โดยการปรับเปลี่ยนค่าความเข้ม ระดับสีเทา เพื่อเน้นข้อมูลที่ต้องการศึกษาให้มีความเด่นชัดขึ้น

## 2.1 หลักการของการสำรวจระยะไกล

การสำรวจระยะไกล หรือ รีโมทเซนซิง (Remote Sensing) หมายถึง การบันทึกหรือการได้มาซึ่งข้อมูลข่าวสารที่ใช้ในการบ่งบอก จำแนก วิเคราะห์ คุณลักษณะของวัตถุหรือพื้นที่เป้าหมายด้วยอุปกรณ์บันทึกข้อมูล (Sensor) ซึ่งติดตั้งอยู่บนยานสำรวจ (Platform) โดยปราศจากการสัมผัสกับวัตถุนั้นๆ โดยตรง [4]

ทั้งนี้เนื่องจากวัตถุแต่ละชนิดจะมีลักษณะการสะท้อนแสงหรือการแผ่รังสีที่เฉพาะตัวและแตกต่างกันไป ถ้าวัตถุหรือสภาพแวดล้อมเป็นคนละประเภทกัน การสำรวจระยะไกลจึงเป็นเทคโนโลยีที่ใช้ในการจำแนก และเข้าใจวัตถุ หรือสภาพแวดล้อมต่างๆ จากลักษณะเฉพาะตัวในการสะท้อนแสงหรือแผ่รังสี โดยมีคลื่นแสงที่เป็นพลังงานแม่เหล็กไฟฟ้าทำหน้าที่เป็นเสมือนสื่อการส่งผ่านระหว่างวัตถุเป้าหมายและอุปกรณ์บันทึกข้อมูล รูปที่ 2.1 แสดงกระบวนการสำรวจระยะไกล



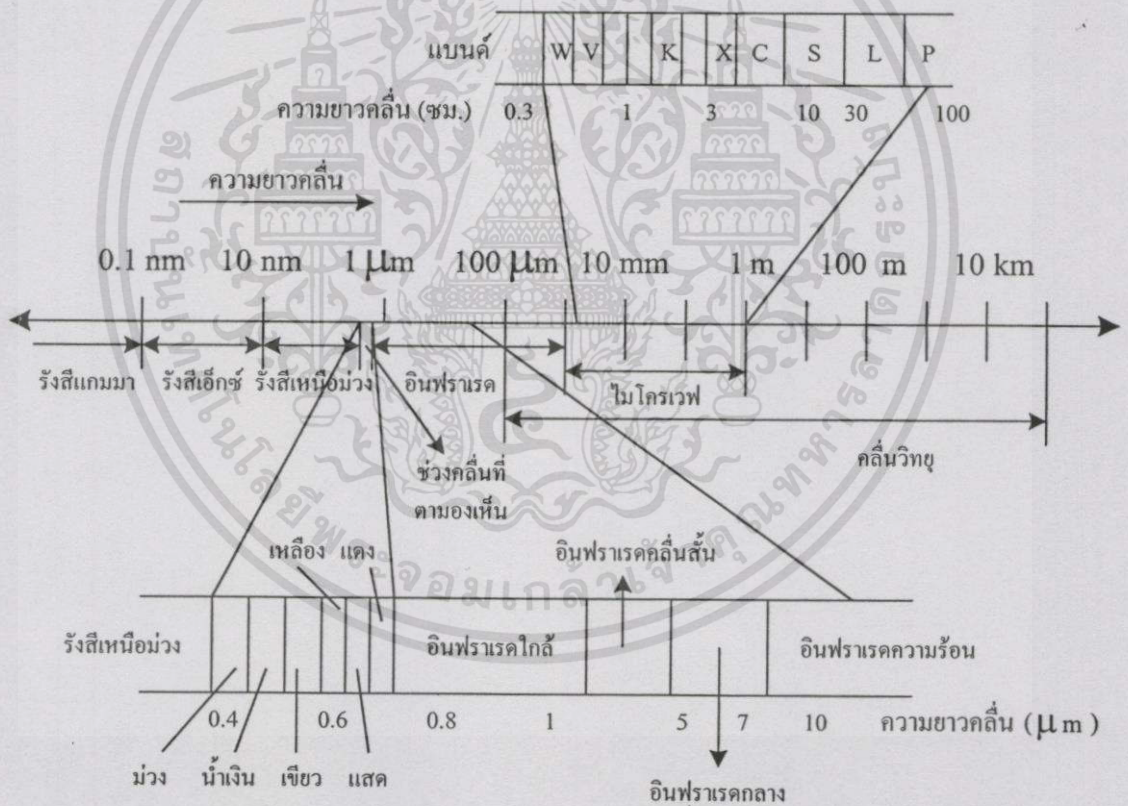
รูปที่ 2.1 กระบวนการสำรวจระยะไกล

การสำรวจระยะไกล สามารถจำแนกออกเป็น 2 กระบวนการหลักดังนี้

1. การรับสัญญาณข้อมูล (Data Acquisition) เป็นกระบวนการบันทึกพลังงานแม่เหล็กไฟฟ้าที่สะท้อนหรือส่งผ่านของวัตถุด้วยอุปกรณ์บันทึกข้อมูลบนยานสำรวจ แล้วทำการส่งข้อมูลเหล่านั้นไปยังสถานีรับสัญญาณภาคพื้นดิน เพื่อผ่านกรรมวิธีการผลิตเป็นข้อมูลทั้งในรูปแบบภาพถ่ายและข้อมูลเชิงตัวเลข
2. การวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analysis) เป็นขั้นตอนของการวิเคราะห์ข้อมูลแบบอัตโนมัติด้วยเครื่องคอมพิวเตอร์ (Digital Analysis) และ/หรือการแปลข้อมูลด้วยสายตา (Visual Interpretation) โดยข้อมูลที่ได้อาจถูกนำไปประยุกต์ใช้ประโยชน์ในด้านต่างๆ ต่อไป

อุปกรณ์ที่ใช้วัดค่าพลังงานแม่เหล็กไฟฟ้าที่สะท้อนหรือแผ่ออกจากวัตถุ เรียกว่า เครื่องวัด (Sensor) ตัวอย่างของเครื่องวัด ได้แก่ กล้องถ่ายรูป เครื่องกวาดภาพหรือสแกนเนอร์ต่างๆ ส่วนยานพาหนะที่ติดตั้งเครื่องวัด เรียกว่า ยานสำรวจ (Platform) ซึ่งหมายถึง ดาวเทียม (Satellite) หรือ อากาศยาน (Aircraft)

คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่ทำหน้าที่เสมือนสื่อการส่งผ่านระหว่างวัตถุและเครื่องวัด ประกอบไปด้วยย่านพลังงานที่มีความยาวคลื่นต่างๆ เดินทางผ่านชั้นบรรยากาศในลักษณะเป็นคลื่นเท่าความเร็วแสง โดยช่วงคลื่นที่ใช้ประโยชน์ในการสำรวจระยะไกลจะอยู่ในช่วง 0.3-14 ไมโครเมตร และช่วง 0.1-30 เซนติเมตร ซึ่งสามารถใช้เครื่องมือรับและบันทึกข้อมูลได้หลายอย่าง รูปที่ 2.2 แสดงความยาวช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่ใช้ในการสำรวจระยะไกล ส่วนตารางที่ 2.1 แสดงการจำแนกความยาวช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า



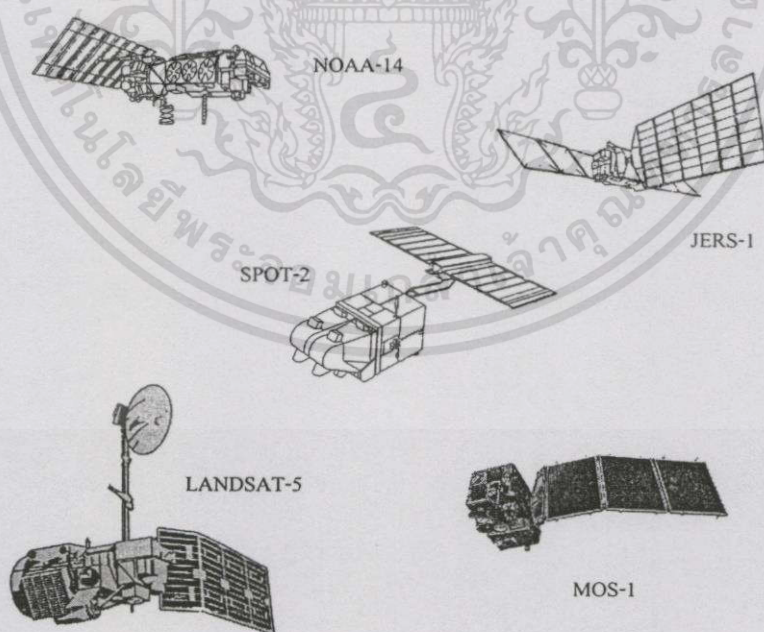
รูปที่ 2.2 ความยาวช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่ใช้ในการสำรวจระยะไกล

## ตารางที่ 2.1 การจำแนกความยาวช่วงคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า

ช่วงคลื่น	ความยาวช่วงคลื่น	รายละเอียด
รังสีแกมมา (Gamma)	0.03 nm	รังสีแกมมาถูกดูดกลืนทั้งหมดโดยบรรยากาศชั้นบน จึงไม่ได้ใช้ในการสำรวจระยะไกล
รังสีเอ็กซ์ (X-ray)	0.03-3.0 nm	รังสีเอ็กซ์ถูกดูดกลืนทั้งหมดเช่นกัน
รังสีเหนือม่วง (Ultraviolet)	0.03-0.4 $\mu\text{m}$	ช่วงคลื่นสั้นกว่า 0.3 ไมโครเมตร ถูกดูดกลืนทั้งหมดโดยโอโซน ( $\text{O}_3$ )
Photographic UV band	0.3-0.4 $\mu\text{m}$	ช่วงคลื่นสามารถผ่านชั้นบรรยากาศ สามารถถ่ายภาพด้วยฟิล์มถ่ายรูป แต่การกระจายในชั้นบรรยากาศเป็นอุปสรรคมาก
ช่วงคลื่นที่ตามองเห็น (Visible)	0.4-0.7 $\mu\text{m}$	บันทึกภาพด้วยฟิล์มและอุปกรณ์บันทึกภาพได้ รวมทั้งช่วงคลื่นที่โลกมีการสะท้อนพลังงานสูงสุดที่ 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)	0.7-100 $\mu\text{m}$	มีปฏิสัมพันธ์กับวัตถุตามความยาวคลื่นและการส่งผ่านชั้นบรรยากาศ มีการดูดกลืนในบางช่วงคลื่น
อินฟราเรดใกล้ หรือ อินฟราเรดสะท้อน (Reflected IR Band)	0.7-3 $\mu\text{m}$	สะท้อนรังสีดวงอาทิตย์ ซึ่งไม่มีรายละเอียดเกี่ยวกับช่วงความร้อนของวัตถุ ช่วงคลื่น 0.70-0.90 ไมโครเมตร สามารถถ่ายรูปด้วยฟิล์ม เรียกว่า Photographic IR band
อินฟราเรดความร้อน (Thermal IR Band)	3-5 $\mu\text{m}$ และ 8-14 $\mu\text{m}$	การบันทึกภาพต้องใช้อุปกรณ์พิเศษ เช่น สแกนเนอร์
ไมโครเวฟ (Microwave)	0.1-100 cm	ช่วงคลื่นยาวสามารถทะลุผ่านเมฆหมอกและฝนได้ ใช้ประโยชน์ในการถ่ายภาพเรดาร์

## 2.2 ดาวเทียมสำรวจระยะไกล

นับตั้งแต่องค์การบริหารการบินและอวกาศแห่งชาติ สหรัฐอเมริกา (NASA) ได้ทำการส่งดาวเทียม LANDSAT-1 ขึ้นโคจรรอบโลก โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อทำการสำรวจข้อมูลทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อมต่างๆ ที่อยู่บนโลก เมื่อวันที่ 23 กค. 2515 ยังผลให้นานาประเทศได้เล็งเห็นความสำคัญและการใช้ประโยชน์จากภาพถ่ายดาวเทียม ก่อให้เกิดการพัฒนาเทคโนโลยีด้านนี้อย่างกว้างขวาง มีการส่งดาวเทียมสำรวจอีกหลายดวงขึ้นโคจร โดยที่ดาวเทียมแต่ละดวงต่างก็มีคุณลักษณะพิเศษจำเพาะที่แตกต่างกันไปตามลักษณะวงโคจร ระดับความสูง และลักษณะเครื่องวัด ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ของการทำงานเป็นหลัก ตัวอย่างเช่น ประเทศฝรั่งเศสส่งดาวเทียม SPOT โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อทำการสำรวจพื้นดินและจัดทำแผนที่ภูมิประเทศ ประเทศญี่ปุ่นส่งดาวเทียม MOS เพื่อทำการสำรวจพื้นดินและพื้นน้ำ ประชาคมยุโรปส่งดาวเทียม ERS-1 ซึ่งมีคุณสมบัติสามารถถ่ายภาพทะลุเมฆและวัดอุบงชนิดได้ หรือดาวเทียมอุตุนิยมวิทยาวงโคจรค้างฟ้า (Geostationary Meteorological Satellite) ซึ่งประกอบไปด้วยดาวเทียม 5 ดวง ได้แก่ ดาวเทียม METEOSAT ของประชาคมยุโรป ดาวเทียม INSAT ของอินเดีย ดาวเทียม GMS ของญี่ปุ่น และดาวเทียม GOES-E และ GOES-W ของสหรัฐอเมริกา มีวัตถุประสงค์ในการสำรวจด้านอุตุนิยมวิทยาทั่วโลก เป็นต้น รูปที่ 2.3 แสดงดาวเทียมส่วนหนึ่งที่สถานีรับสัญญาณของไทยให้บริการ



รูปที่ 2.3 ดาวเทียมส่วนหนึ่งที่สถานีรับสัญญาณของไทยให้บริการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สืบเนื่องมาจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ เป็นข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม LANDSAT-5 จึงขออธิบายรายละเอียดเกี่ยวกับดาวเทียม LANDSAT-5 ไว้พอสังเขปดังนี้

ดาวเทียม LANDSAT เป็นโครงการหนึ่งขององค์การบริหารการบินและอวกาศแห่งชาติ (NASA) สหรัฐอเมริกา ดาวเทียม LANDSAT-1 ถูกส่งขึ้นโคจรเป็นดวงแรกเมื่อวันที่ 23 กค. 2515 ดวงที่ 2 (LANDSAT-2) ส่งขึ้นโคจร วันที่ 2 มค. 2518 ดวงที่ 3 (LANDSAT-3) ส่งขึ้นโคจร วันที่ 5 มีค. 2521 ดวงที่ 4 (LANDSAT-4) ส่งขึ้นโคจร วันที่ 16 กค. 2525 และดวงที่ 5 (LANDSAT-5) ส่งขึ้นโคจรเมื่อวันที่ 1 มีค. 2527

รูปร่างลักษณะ ตัวยานของดาวเทียม LANDSAT-5 เป็นแบบ MMS (Multimission Modular Spacecraft) ประกอบไปด้วยชิ้นส่วนต่างๆ ที่ใช้ในด้านการให้พลังงาน การควบคุมความสูงและวิถีโคจร (Altitude and Attitude Control) การจัดการข้อมูล (Data Handling) การสื่อสาร (Communications) และระบบขับเคลื่อน (Propulsion Module) ส่วนเครื่องมือเฉพาะกิจที่ติดกับยานประกอบไปด้วย ระบบบันทึกภาพ 2 ระบบ (ระบบกวาดหลายช่วงคลื่น - MSS และระบบเครื่องธีแมติกแมปเปอร์ - TM) ระบบการถ่ายทอดข้อมูล เครื่องมือสื่อสารและจานรับส่งสัญญาณที่มีประสิทธิภาพสูง รวมทั้งแผงรับพลังงานแสงอาทิตย์ (Solar Array) ซึ่งสามารถผลิตกระแสไฟฟ้าได้ถึง 2 กิโลวัตต์ นอกจากนี้ตัวยานแบบ MMS ยังออกแบบมาให้สามารถซ่อมแซมได้ด้วยกระสวยอวกาศ (Space Shuttle)

ความก้าวหน้าที่สำคัญของดาวเทียม LANDSAT-5 อีกประการหนึ่ง คือ การใช้การสื่อสารระบบ Track and Data Relay Satellite (TDRS) ซึ่งสามารถถ่ายทอดข้อมูลจากดาวเทียมไปสู่โลกได้ในเวลาที่ใกล้เคียงกับเวลาบันทึกภาพ

วงโคจรและรัศมีครอบคลุม วงโคจรของดาวเทียม LANDSAT-5 สัมพันธ์กับดวงอาทิตย์เป็นวงกลมผ่านขั้วโลก มีวงโคจรสูงจากพื้นผิวโลก (บริเวณใกล้ขั้วโลก) เป็นระยะ 705 กิโลเมตร และสูงกว่านั้นในบริเวณเส้นศูนย์สูตร การโคจรรอบโลกแต่ละรอบกินเวลา 99 นาที บันทึกข้อมูลครอบคลุมทั่วโลกภายใน 16 วัน และมีรัศมีครอบคลุมการถ่ายภาพทั่วโลก จำนวน 233 แนว ภาพแต่ละเฟรมจะมีการซ้อนเหลื่อมกันด้านข้างประมาณ 7.6 เปอร์เซ็นต์ที่เส้นศูนย์สูตร และเพิ่มขึ้นเมื่อโคจรเข้าสู่ขั้วโลกทั้ง 2 ด้าน

ระบบบันทึกภาพ (Sensors) เครื่องบันทึกภาพของดาวเทียม LANDSAT-5 มี 2 ระบบ คือ ระบบเครื่องกวาดหลายช่วงคลื่น (Multispectral Scanner - MSS) และระบบเครื่องธีแมติกแมปเปอร์ (Thematic Mapper - TM) ซึ่งทั้งสองระบบใช้การแกว่งของกระจับแสงสะท้อนจากทรัพยากรในแนวระดับตั้งฉากกับทิศทางการเคลื่อนที่ของดาวเทียม

ระบบ MSS ในดาวเทียม LANDSAT-5 เป็นเช่นเดียวกับในดาวเทียม LANDSAT-1, 2, 3 คือ ใช้กระจักแกว่งรับแสงสะท้อนจากทรัพยากรในแนวระดับตั้งฉากกับทิศทางการเคลื่อนที่ของ

ดาวเทียม กระจกแกว่งครึ่งหนึ่งจะเกิดการกวาดภาพ 6 เส้น พร้อมกันทุกช่วงคลื่น แบ่งออกเป็น 4 ช่วงคลื่น ภาพ MSS ภาพหนึ่งครอบคลุมพื้นที่ 185x185 ตร.กม. มีรายละเอียดของภาพประมาณ 80 เมตร ตารางที่ 2.2 แสดงศักยภาพการใช้ประโยชน์ของระบบบันทึกภาพ MSS

ตารางที่ 2.2 ศักยภาพการใช้ประโยชน์ของระบบบันทึกภาพ MSS

ช่วงคลื่น	ความยาวคลื่น ( $\mu\text{m}$ )	ศักยภาพการใช้ประโยชน์
4	0.50-0.60	สามารถผ่านทะลุน้ำได้มากกว่าช่วงคลื่นอื่น ใช้ในการตรวจตะกอน หรือความขุ่นขึ้นในน้ำ แสดงความแตกต่างของพืชพรรณสีเขียวกับสิ่งปกคลุมอย่างอื่น แสดงลักษณะโครงสร้างทางธรณีวิทยา
5	0.60-0.70	แสดงความแตกต่างของสิ่งที่มนุษย์สร้างกับลักษณะความสูงต่ำของภูมิประเทศ ใช้สำหรับแยกประเภทของพืชพรรณสีเขียวเมื่อรวมอยู่กับสิ่งปกคลุมหลายๆ อย่าง
6	0.70-0.80	เหมาะสำหรับจำแนกความแตกต่างของลักษณะการใช้ที่ดิน และใช้ตรวจปริมาณมวลชีวะสีเขียว
7	0.80-1.10	แสดงความแตกต่างของส่วนที่เป็นน้ำกับส่วนที่ไม่เป็นน้ำได้ดี ใช้แยกความแตกต่างระหว่างพืชพรรณกับดินได้ แสดงธรณีสัณฐานและโครงสร้างทางธรณีวิทยา

ส่วนระบบ TM มีการกวาดรับข้อมูลจะเป็นไปใน 2 ทิศทาง ทำให้ช่วยลดอัตราการกวาด (Scan rate) และมีเวลาพอที่จะให้ความถูกต้องด้าน Radiometric ดีขึ้น และแผง TM Detector ที่ติดอยู่บนระนาบโฟกัสปฐมภูมิ (Primary Focal Plane) ก็ยอมให้แสงที่เข้ามากระทบตัว Detectors ได้โดยตรงโดยไม่ต้องผ่าน Fiber Optics เช่นที่มีในระบบ MSS ทำให้ช่วยลดการสูญหายของความเข้มของรังสีที่เข้ามา ช่วงคลื่นของระบบ TM แบ่งออกเป็น 7 ช่วงคลื่น ความกว้างของช่วงคลื่น (Band Width) จะแคบกว่าและมีขนาดของ Pixel เล็กกว่าระบบ MSS แต่ได้รับการปรับปรุงให้มีความไวเชิงคลื่นเพิ่มมากขึ้นในทุกๆ แบนด์ ซึ่งมีผลให้ค่าตัวเลขของระดับข้อมูลเพิ่มขึ้นจาก 64 เป็น 256 (0-255) ทุกๆ ช่วงคลื่นของระบบ TM ยกเว้นแบนด์ 6 ขนาดของ Pixel หรือรายละเอียดของภาพได้รับการปรับปรุงให้ดีขึ้นคือเหลือ 30 เมตร ส่วนแบนด์ 6 ซึ่งเป็นช่วงคลื่นอินฟราเรดความร้อน มีขนาดของ Pixel 120 เมตร บนภาคพื้นดิน ตารางที่ 2.3 แสดงศักยภาพการใช้ประโยชน์ของระบบบันทึกภาพ TM

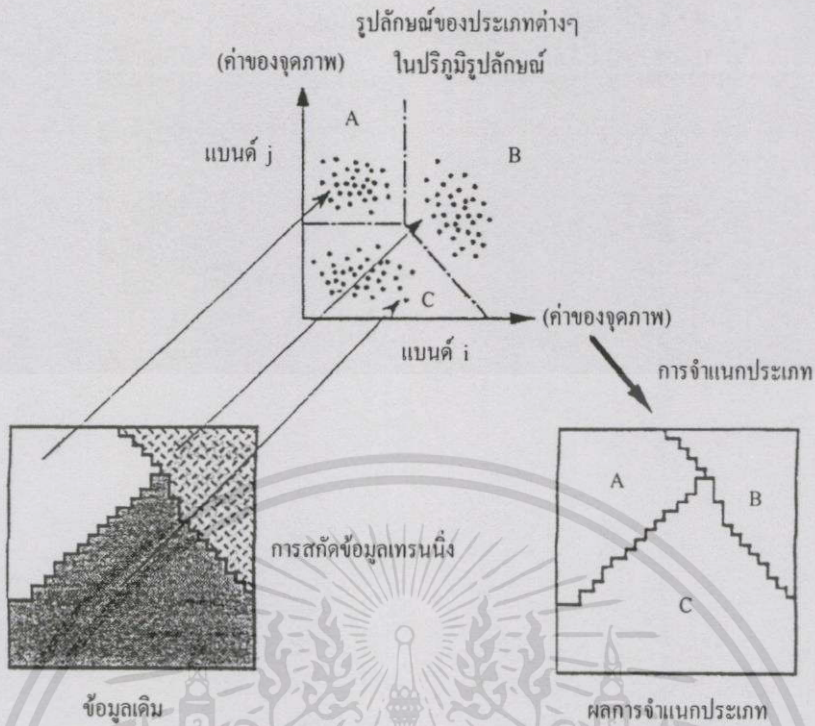
ตารางที่ 2.3 ศักยภาพการใช้ประโยชน์ของระบบบันทึกภาพ TM

ช่วงคลื่น	ความยาวคลื่น ( $\mu\text{m}$ )	ศักยภาพการใช้ประโยชน์
1	0.45-0.52	ใช้ตรวจสอบลักษณะน้ำตามชายฝั่ง แสดงความแตกต่าง หรือใช้แยกประเภทต้นไม้ชนิดผลัดใบและไม่ผลัดใบออกจากกัน แสดงความแตกต่าง หรือแยกดินจากพืชพรรณต่างๆ
2	0.52-0.60	แสดงการสะท้อนพลังงานสีเขียวจากพืชพรรณที่เติบโตแล้ว เป็นประโยชน์ในการประเมินความแข็งแรงของพืช
3	0.63-0.69	แสดงความแตกต่างของการดูดกลืนคลอโรฟิลล์ในพืชพรรณชนิดต่างๆ กัน
4	0.76-0.90	ใช้ตรวจวัดปริมาณมวลชีวะ แสดงความแตกต่างของน้ำ และส่วนที่ไม่ใช่น้ำ
5	1.55-1.75	ใช้ตรวจความชื้นในพืช แสดงความแตกต่างของหิมะกับเมฆ
6	10.40-12.50	ใช้ตรวจการเหี่ยวเฉาอันเนื่องมาจากความร้อนในพืช แสดงความแตกต่างของความร้อนบริเวณที่ศึกษา และแสดงความแตกต่างของความชื้นของดิน
7	2.08-2.35	ใช้ตรวจความร้อนในน้ำ ใช้แยกประเภทแร่ธาตุ และหินชนิดต่างๆ

### 2.3 การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม หรือ การจำแนกประเภท (Classification) ของข้อมูลที่สำรวจจากระยะไกล หมายถึง การจัดระดับจุดภาพ (Pixel) ที่มีคุณลักษณะคล้ายกันออกเป็นกลุ่มๆ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อแยกวัตถุประเภทต่างๆ ที่ปรากฏอยู่บนภาพออกจากกัน ซึ่งระดับเหล่านี้เรียกว่าชนิดหรือประเภท (Class) [4]

การจำแนกประเภททำโดยอาศัยคุณลักษณะเชิงคลื่นที่ชัดเจนของรูปลักษณะต่างๆ หรืออาจกล่าวได้ว่าการจำแนกประเภท คือ การแบ่งปริภูมิสถานะของรูปลักษณะออกเป็นประเภทต่างๆ โดยอาศัยกฎการตัดสินใจหรือเทคนิควิธีการของการจำแนกประเภทซึ่งมีอยู่ด้วยกันหลายวิธี รูปที่ 2.4 แสดงหลักการการจำแนกประเภทข้อมูลที่สำรวจจากระยะไกล



รูปที่ 2.4 หลักการการจำแนกประเภทข้อมูลที่สำรวจจากระยะไกล

การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทใหญ่ๆ ได้แก่ การจำแนกข้อมูลแบบไม่กำกับดูแล (Unsupervised Classification) และการจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแล (Supervised Classification)

- การจำแนกข้อมูลแบบไม่กำกับดูแล เป็นการจำแนกข้อมูลที่ไม่ต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญที่มีความรู้ในพื้นที่ที่ต้องการจำแนก หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งก็คือ เป็นการจำแนกข้อมูลที่ไม่มีข้อมูลหรือความรู้เบื้องต้นในพื้นที่ที่จะจำแนกมาก่อนว่าสามารถแบ่งออกได้เป็นกี่ประเภท และได้แก่ประเภทอะไรบ้าง วิธีนี้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมแต่ละจุดภาพ (Pixel) จะถูกจำแนกโดยอาศัยคุณลักษณะของภาพ โดยทำการสุ่มข้อมูลแบบคละแล้วจึงนำกลุ่มข้อมูลดังกล่าวมาแบ่งเป็นประเภทต่างๆ โดยแต่ละประเภทจะมีคุณสมบัติเชิงคลื่นที่เป็นเอกลักษณ์

- การจำแนกข้อมูลแบบกำกับดูแล การจำแนกข้อมูลวิธีนี้จะต้องรู้ลักษณะเชิงคลื่น หรือรูปลักษณ์ของประชากรของแต่ละประเภท โดยผู้เชี่ยวชาญจะทำการสุ่มข้อมูลเทรนนิ่ง (Training Data) จากบริเวณที่สามารถกำหนดประเภทต่างๆ ได้อย่างชัดเจนมาทำการประมาณค่าสถิติประชากรของแต่ละกลุ่มโดยอาศัยเทคนิควิธีการจำแนกเชิงคณิตศาสตร์ ซึ่งมีอยู่ด้วยกันหลายวิธี แล้วนำมาใช้เป็นเกณฑ์ในการจำแนกข้อมูลจุดภาพที่เหลือต่อไป

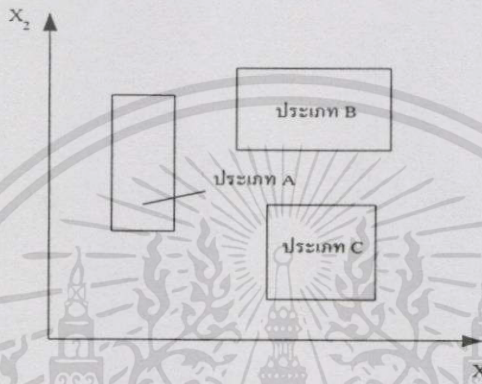
เทคนิคการจำแนกประเภทของวิธีกำกับดูแล (Supervised Classification) ที่นิยมใช้โดยทั่ว

ไปมีอยู่ด้วยกันหลายวิธี อาทิเช่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.3.1 ตัวจำแนกประเภทแบบสี่เหลี่ยมคี่มุม (Parallelepiped Classifier)

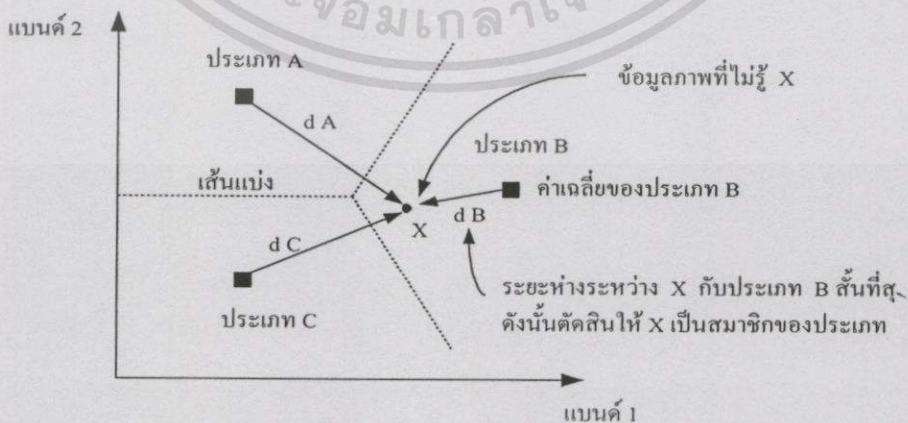
วิธีนี้จะเป็นการตัดแบ่งแต่ละแกนของปริภูมิรูปลักษณะหลายช่วงคลื่น ซึ่งเขตแดนการตัดสินใจของแต่ละกลุ่มถูกกำหนดโดยค่าสูงสุดและต่ำสุดในแต่ละแกน ความแม่นยำของวิธีนี้ขึ้นอยู่กับ การเลือกค่าต่ำสุดและค่าสูงสุด โดยพิจารณาจากค่าสถิติของประชากรของแต่ละกลุ่ม วิธีนี้ง่ายต่อการ ใช้และความเข้าใจรวมทั้งใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าวิธีอื่น แต่ความแม่นยำจะต่ำในกรณีที่มีการ กระจายในปริภูมิรูปลักษณะมีความแปรปรวนร่วมหรือขึ้นต่อกันในแนวเฉียง รูปที่ 2.5 แสดงตัวอย่าง ของการจำแนกประเภทด้วยการใช้ตัวจำแนกประเภทแบบสี่เหลี่ยมคี่มุม



รูปที่ 2.5 แนวคิดของตัวจำแนกประเภทแบบสี่เหลี่ยมคี่มุมในปริภูมิรูปลักษณะ 2 มิติ

### 2.3.2 ตัวจำแนกประเภทแบบระยะห่างต่ำสุด (Minimum Distance Classifier)

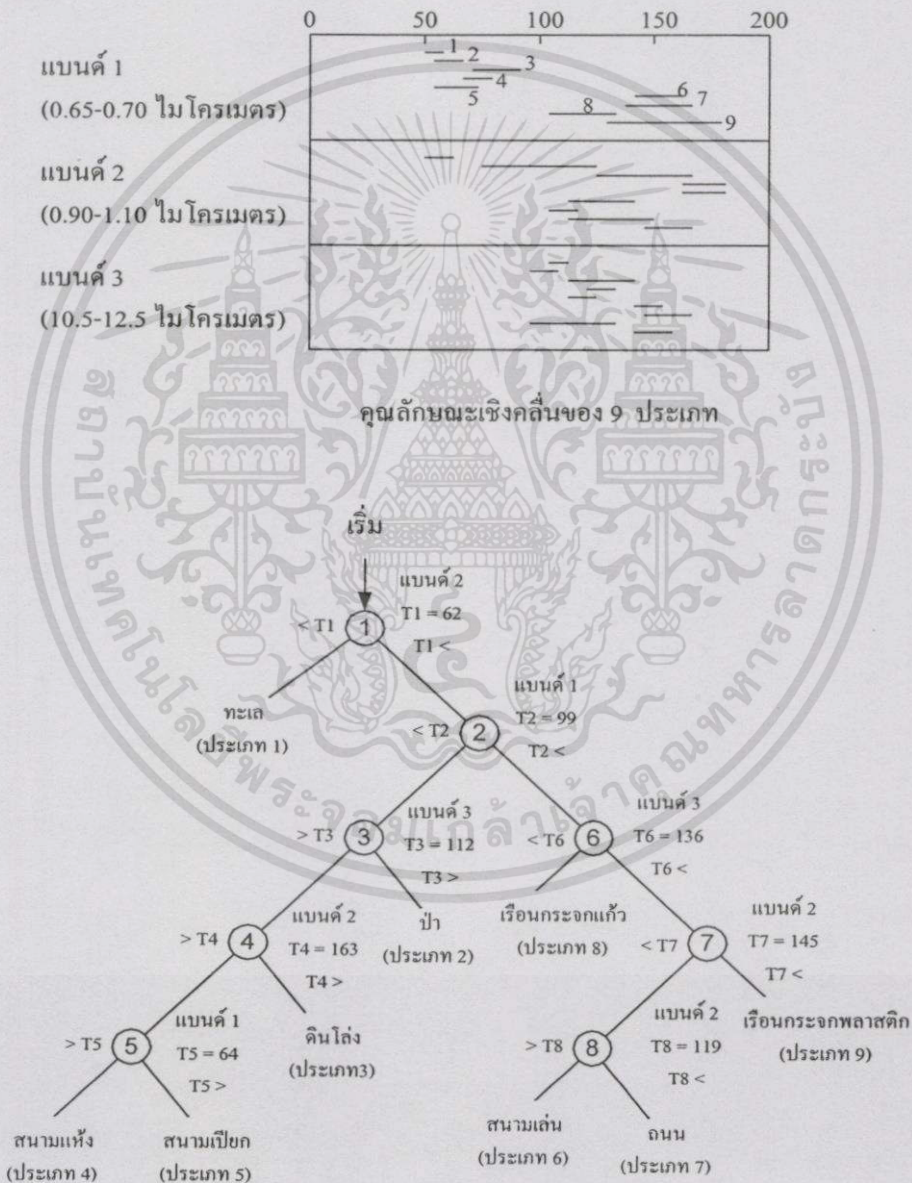
สำหรับวิธีนี้จะกำหนดข้อมูลภาพที่ไม่รู้จักมาก่อนให้เป็นสมาชิกของกลุ่มที่เหมาะสม โดย วัดจากระยะห่างระหว่างข้อมูลภาพกับประเภทในปริภูมิหลายรูปลักษณะที่มีค่าต่ำสุด ซึ่งระยะห่าง จะใช้เป็นดัชนีแสดงความคล้าย ดังนั้นระยะห่างที่สั้นที่สุดจึงหมายถึงความคล้ายกันมากที่สุด รูป ที่ 2.6 แสดงแนวคิดของวิธีนี้



รูปที่ 2.6 แนวคิดของการจำแนกประเภทแบบใช้ระยะห่างต่ำสุด

### 2.3.3 ตัวจำแนกประเภทรูปต้นไม้การตัดสินใจ (Decision Tree Classifier)

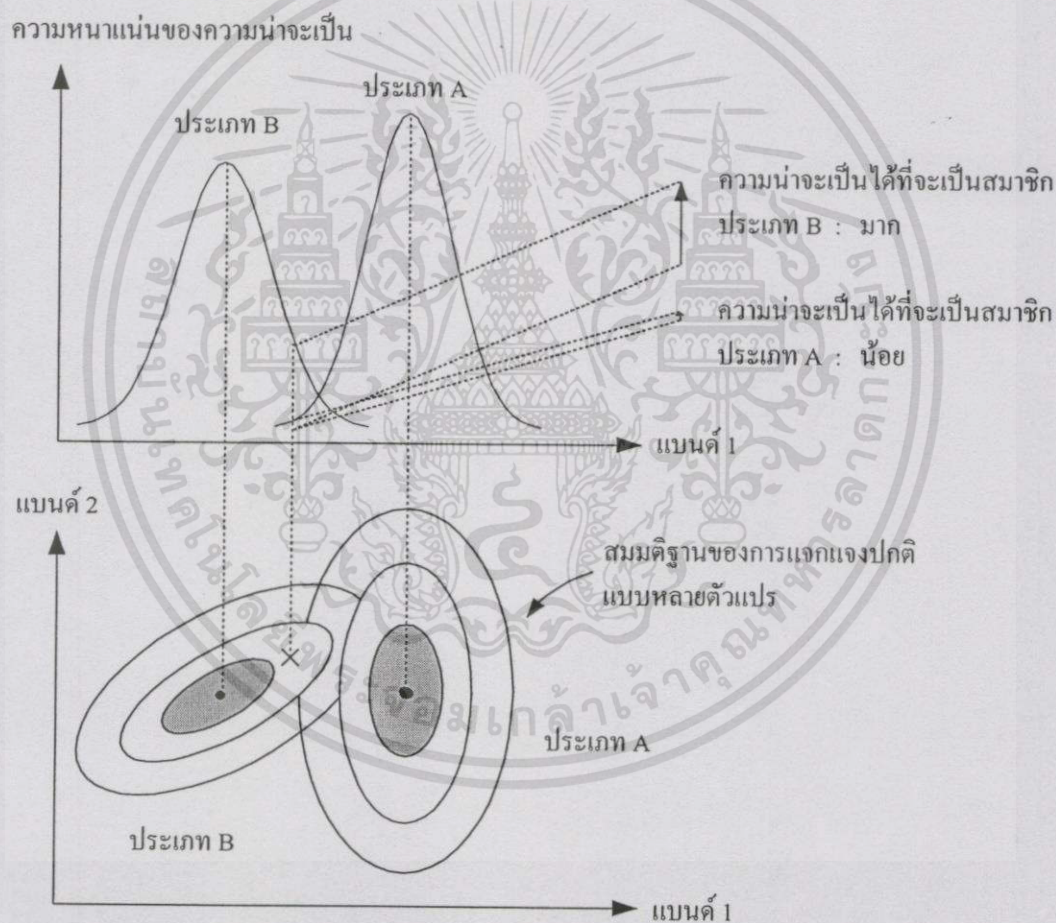
วิธีนี้เป็นตัวจำแนกประเภทแบบลำดับชั้น ที่ทำการเปรียบเทียบข้อมูลกับเซตของรูปลักษณะที่เลือกมาอย่างเป็นขั้นตอนเพื่อจำแนกประเภทของข้อมูลนั้นๆ การเลือกรูปลักษณะกระทำโดยการประเมินการกระจายเชิงคลื่นหรือความชัดเจนในการแบ่งกลุ่ม ซึ่งต้องทำเป็นกรณีๆ ไป เนื่องจากไม่มีหลักการที่ใช้ได้ทั่วไป ดังนั้นต้นไม้การตัดสินใจหรือเซตของกฎแต่ละแบบควรกำหนดโดยผู้เชี่ยวชาญ รูปที่ 2.7 แสดงตัวอย่างของการจำแนกประเภทแบบรูปต้นไม้การตัดสินใจของ 9 กลุ่มข้อมูล



รูปที่ 2.7 การจำแนกประเภทโดยตัวจำแนกประเภทแบบรูปต้นไม้การตัดสินใจ

### 2.3.4 ตัวจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุด (Maximum Likelihood Classifier)

สำหรับวิธีนี้ถือได้ว่าเป็นวิธีจำแนกประเภทในการสำรวจระยะไกลที่ได้รับความนิยมมากที่สุดวิธีหนึ่ง ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงใช้วิธีนี้เป็นวิธีมาตรฐานในการเปรียบเทียบกับวิธีที่นำเสนอ (รายละเอียดของสมการตัวจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุดแสดงไว้ในภาคผนวก ข.) ตัวจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุดจะอาศัยทฤษฎีของความน่าจะเป็นในการจัดจุดภาพให้อยู่ในกลุ่มที่เหมาะสม ซึ่งความน่าจะเป็นได้ (Likelihood) ในที่นี้ หมายถึงความน่าจะเป็นที่จุดภาพใดๆ จะเป็นสมาชิกของข้อมูลแต่ละประเภท ความน่าจะเป็นได้ที่จะเป็นสมาชิกของประเภทใดมากที่สุดก็จะตัดสินให้เป็นสมาชิกของประเภทนั้น หลักการจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุด แสดงดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 หลักการจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุด

### 2.3.5. การจำแนกประเภทโดยใช้ระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert System)

การจำแนกประเภทโดยวิธีนี้ กระทำโดยการสะสมความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ ในด้านการแปลภาพเข้าไปให้เป็นฐานข้อมูลของคอมพิวเตอร์เพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการตัดสินใจ ตารางที่ 2.4 แสดงรายการความรู้ที่ใช้ในการเขียนเขตของแนวปะทะน้ำขึ้นน้ำลง (Tidal Form)

ตารางที่ 2.4 ความรู้สำหรับการวาดแนวปะทะน้ำขึ้นน้ำลงในการทำแผนที่สภาพผิวน้ำทะเล

ลำดับที่	รายการความรู้
1	แนวปะทะน้ำขึ้นน้ำลง (อุณหภูมิผิวน้ำทะเล) (ระยะทาง) $> \chi$
2	โดยทั่วไป $\chi$ เปลี่ยนไปตามพื้นที่
3	นิยามของ SST (อุณหภูมิผิวน้ำทะเล) และระยะทางขึ้นอยู่กับพื้นที่ทะเล
4	ระยะทางวัดไปตามทิศทางเวกเตอร์ตั้งฉากกับแนวปะทะ
5	ปรากฏการณ์นี้มักเกิดนอกฝั่งมากกว่าชายฝั่ง
6	บางครั้งแนวปะทะที่ขนานกันจะหนาแน่น
7	การเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิจะมีมากในบริเวณที่แนวปะทะอยู่กันหนาแน่น
8	แนวกระแสน้ำเป็นเส้นโค้งและเกิดเป็นช่วง
9	แนวปะทะจะไม่ตัดกัน
10	แนวปะทะสอดคล้องกับทิศทางของเส้น ไอโซเทอร์มัล (เส้นอุณหภูมิเท่า)
11	แนวกระแสน้ำเกิดขึ้นในบางพื้นที่ของทะเล
12	แนวปะทะมักจะเกิดในแนวเหนือ-ใต้ มากกว่าแนวตะวันออก-ตะวันตก

โดยทั่วไปความรู้จะถูกแสดงในรูป “ถ้า A เป็น ... แล้ว B จะเป็น ...” ซึ่งมีชื่อเรียกว่า กฎ IF/THEN สำหรับการใช้วิธีระบบผู้เชี่ยวชาญนี้จะประสบผลสำเร็จได้จะต้องมีการสะสมความรู้และประเมินความรู้ของระบบอยู่ตลอดเวลา

### 2.3.6 การจำแนกประเภทด้วยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Neural Network)

วิธีนี้เป็นการจำแนกข้อมูลด้วยคอมพิวเตอร์โดยอาศัยหลักการจำลองการตัดสินใจของเซลล์สมองมนุษย์ ประสิทธิภาพการทำงานของวิธีนี้ขึ้นอยู่กับคุณลักษณะของข้อมูลเทรนนิ่งที่เลือกไปทำการปรับสอนนิวรอลเน็ตเวิร์คซึ่งจะต้องครอบคลุมทุกรูปแบบข้อมูลและจะต้องกำหนดค่าพารามิเตอร์ของนิวรอลเน็ตเวิร์คให้เหมาะสมกับงาน สำหรับหลักการการทำงานของวิธีนี้จะอธิบายโดยละเอียดในบทต่อไป

## ทฤษฎีพื้นฐานของนิวรอลเน็ตเวิร์คและพีชชีเซต

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ต้องการนำเสนอแบบจำลองพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คสำหรับการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมหลายช่วงคลื่น ซึ่งแบบจำลองดังกล่าวมีหลักการทำงานร่วมระหว่างนิวรอลเน็ตเวิร์คและพีชชีเซต โดยดึงเอาจุดเด่นของทั้งสองประการมาใช้งานร่วมกัน กล่าวคือ นิวรอลเน็ตเวิร์คมีคุณสมบัติที่เหมาะสมต่อการนำไปแก้ปัญหาใดๆ ก็ตาม ที่มีความซับซ้อนสูงจนยากที่จะหาสมการทางคณิตศาสตร์มาแสดงความสัมพันธ์ระหว่างคู่ของข้อมูลอินพุทและเอาต์พุทได้ หรือทำได้แต่ต้องใช้เวลาในการประมวลผลนานมาก ในขณะที่พีชชีเซตมีคุณสมบัติที่เหมาะสมต่อการจัดการกับปัญหาความคลุมเครือของข้อมูลได้ดี รายละเอียดที่จะกล่าวถึงในบทนี้ เป็นการศึกษาทฤษฎีพื้นฐานของนิวรอลเน็ตเวิร์คและพีชชีเซตเพื่อที่จะนำไปสู่การอธิบายหลักการทำงานของพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คในบทต่อไป

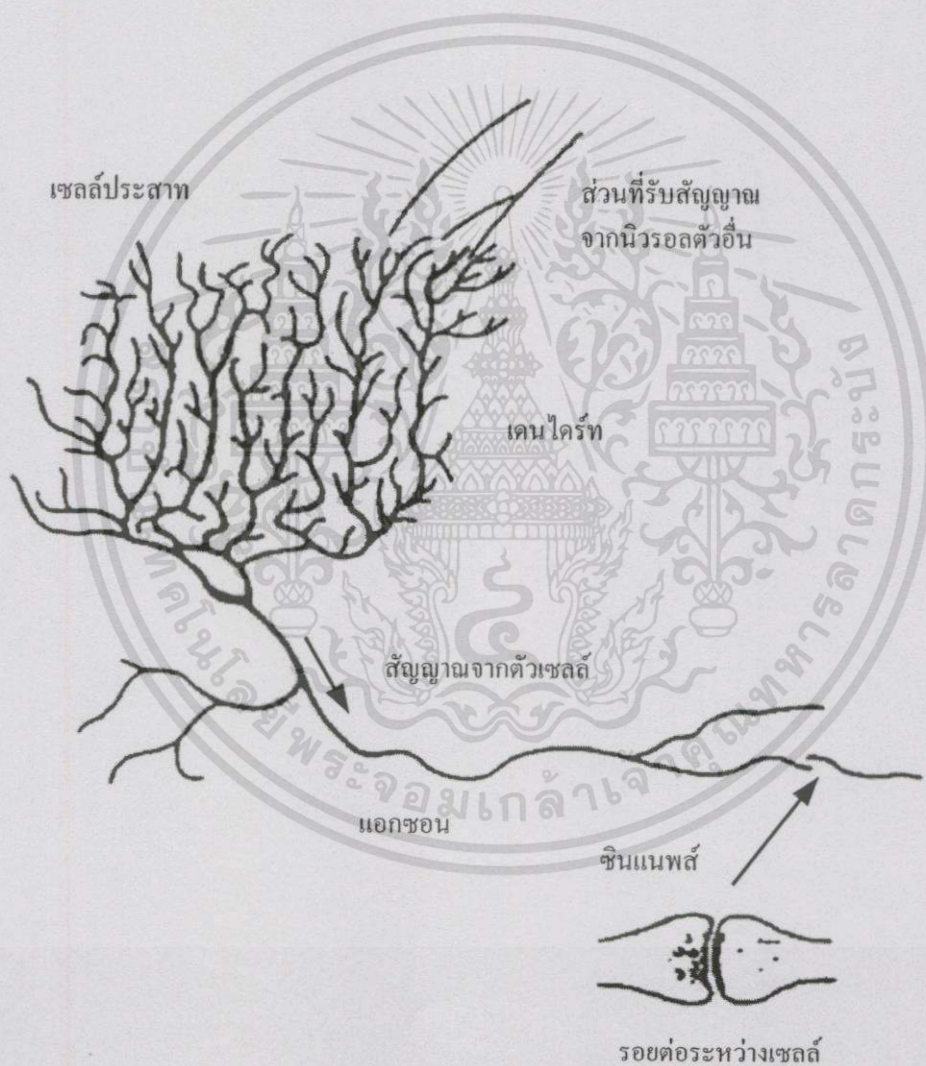
### 3.1 นิวรอลเน็ตเวิร์ค

ปัจจุบันคอมพิวเตอร์ได้เข้ามามีบทบาทในการทำงานของมนุษย์มากขึ้น ทั้งนี้เนื่องจากความสามารถด้านการคำนวณที่รวดเร็วและแม่นยำ เหมาะสำหรับงานที่มีการคำนวณซับซ้อนหรือต้องทำซ้ำหลายๆ ครั้งในรูปแบบเดิม แต่ถึงแม้ว่าคอมพิวเตอร์จะได้รับการพัฒนาให้มีศักยภาพสูงขึ้นมากเพียงใดก็ยังคงมีข้อจำกัดสำหรับงานบางประเภทที่ไม่สามารถกระทำได้เทียบเท่ามนุษย์ อันได้แก่ งานที่ต้องอาศัยการตัดสินใจ เปรียบเทียบ แยกแยะความแตกต่าง รวมถึงการเรียนรู้และสั่งสมจากประสบการณ์ นักวิจัยจากหลายๆ แขนงวิชาพยายามอย่างยิ่งที่จะพัฒนาคอมพิวเตอร์ให้มีความสามารถดังกล่าวเทียบเท่ามนุษย์ อันเป็นจุดเริ่มต้นให้มีการพัฒนาระบบโครงข่ายประสาทเทียมหรือแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Artificial Neural Networks) ที่มีการทำงานถอดแบบมาจากการทำงานของเซลล์สมองมนุษย์ทางชีววิทยา โดยคาดหวังว่านิวรอลเน็ตเวิร์คจะเข้ามาช่วยเสริมให้คอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลและตัดสินใจเฉพาะด้าน ได้ดียิ่งขึ้น

#### 3.1.1 เซลล์ประสาททางชีววิทยา

โครงสร้างของสมองมนุษย์ประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทเล็กๆ ที่เรียกว่า นิวรอล (Neural) ประมาณแสนล้านเซลล์ ( $10^{11}$ ) เชื่อมต่อกันเป็นโครงข่ายที่ซับซ้อน [5] แต่ละนิวรอลจะทำหน้าที่รับสัญญาณ ไฟฟ้าเคมี (Electrochemical) นำมาทำการประมวลผลและส่งผลลัพธ์ออกไปให้เซลล์อื่น โดยอาศัยหลักการทางไฟฟ้า รูปร่างของเซลล์ประสาทหรือนิวรอลแสดงดังรูปที่ 3.1

เซลล์ประสาทหรือนิวรอนแต่ละเซลล์ประกอบไปด้วย ตัวเซลล์ (Cell body) เดนไดรต์ (Dendrite) และแอกซอน (Axon) เดนไดรต์จะทำหน้าที่รับสัญญาณไฟฟ้าเคมีจากเซลล์อื่นเข้าสู่ตัวเซลล์ผ่านทางจุดเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ที่เรียกว่า ซินแนปส์ (Synapse) ส่วนแอกซอนจะทำหน้าที่นำสัญญาณออกจากตัวเซลล์ส่งต่อไปให้เซลล์ประสาทตัวอื่น ในการส่งผ่านสัญญาณระหว่างเซลล์ซินแนปส์จะปล่อยสารเคมีเพื่อไปกระตุ้น (Excitatory) หรือยับยั้งตัวเซลล์ (Inhibitory) ทำให้เกิดการเพิ่มความเข้มหรือลดความเข้มของสัญญาณ และเมื่อใดที่ผลรวมของสัญญาณไฟฟ้าเคมีทั้งหมดเกินกว่าค่าเทรชโลด (Threshold) ซึ่งมีค่าประมาณ 40 มิลลิโวลต์ [6] นิวรอนจะทำการส่งสัญญาณผ่านแอกซอนไปให้นิวรอนตัวอื่น

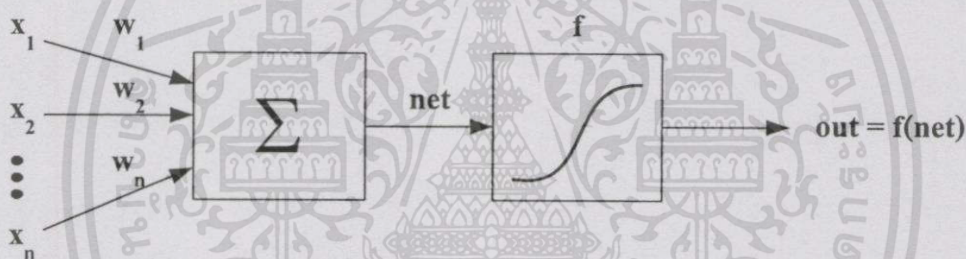


รูปที่ 3.1 โครงสร้างของเซลล์ประสาททางชีววิทยา

การเชื่อมต่อและจัดเรียงตัวของนิวรอลในสมองนั้นเป็นไปอย่างซับซ้อนและมีความสัมพันธ์สอดคล้องไปตามหน้าที่การทำงานเฉพาะส่วน มีการเปลี่ยนแปลง เรียนรู้ ตามสภาพแวดล้อมตลอดเวลา และผ่านการสั่งสมเป็นเวลานานนับหลายปี จึงเป็นการยากหรือแทบจะเป็นไปไม่ได้ที่จะจำลองหรือถอดแบบการทำงานทั้งหมดของสมองออกมาได้ เท่าที่ปรากฏให้เห็นในงานวิจัยจึงเป็นเพียงแค่การเลียนแบบการทำงานเฉพาะส่วนของสมองเพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานเฉพาะเรื่องใดเรื่องหนึ่งเท่านั้น

### 3.1.2 แบบจำลองนิวรอล 1 หน่วย

แบบจำลองการทำงานของนิวรอลเน็ตเวิร์กบนคอมพิวเตอร์ ประกอบด้วยหน่วยประมวลผล (Processing Elements) เชื่อมโยงกันหลายๆ ตัวในลักษณะขนาน คล้ายคลึงกับการเชื่อมต่อของนิวรอลในสมองมนุษย์ ทำหน้าที่ในการแปลงข้อมูลจากรูปแบบหนึ่งไปเป็นอีกรูปแบบหนึ่งต่อไปเป็นทอดๆ รูปที่ 3.2 แสดงโครงสร้างโดยทั่วไปของแบบจำลองนิวรอล 1 หน่วย



รูปที่ 3.2 แบบจำลองนิวรอล 1 หน่วย

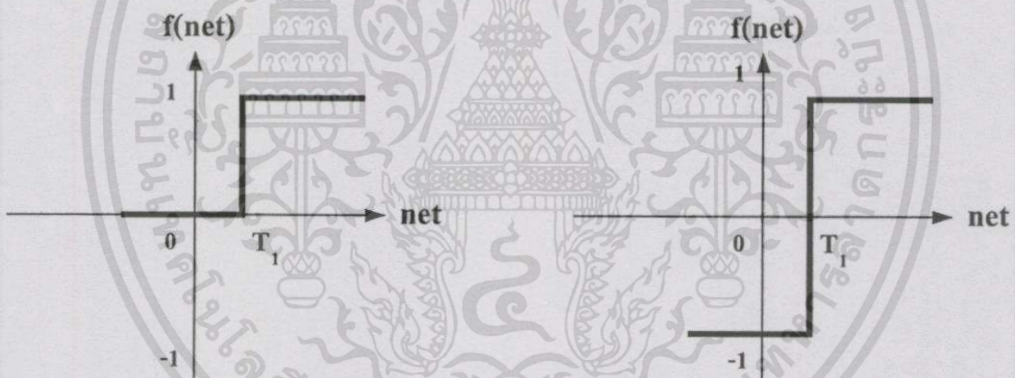
การทำงานของเซลล์ประสาทจำลองถอดแบบมาจากการทำงานของเซลล์สมองมนุษย์ กล่าวคือ แต่ละเซลล์ประสาทหรือแต่ละ โหนดนิวรอลจะรับชุดสัญญาณข้อมูลอินพุต ( $x_i$ ) เข้ามายังตัวเซลล์ผ่านทางซินแนปส์และเดนไดรต์ โดยที่ซินแนปส์จะปล่อยสารเคมีเพื่อไปกระตุ้นหรือยับยั้งทำให้เกิดการเพิ่มความเข้มหรือลดความเข้มของสัญญาณซึ่งปริมาณความเข้มข้นของสารเคมีดังกล่าวถูกแทนด้วยค่าของเลขทศนิยมที่เรียกว่าค่าถ่วงน้ำหนัก ( $w_i$ ) ค่าผลรวมของผลคูณระหว่างค่าถ่วงน้ำหนักและค่าอินพุตจะถูกตัดสินใจด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ส่งออกมาเป็นค่าเอาต์พุตให้นิวรอลโหนดอื่นต่อไป โดยที่

$$\text{net} = \sum_i x_i w_i \quad (3.1)$$

$$\text{out} = f(\text{net}) \quad (3.2)$$

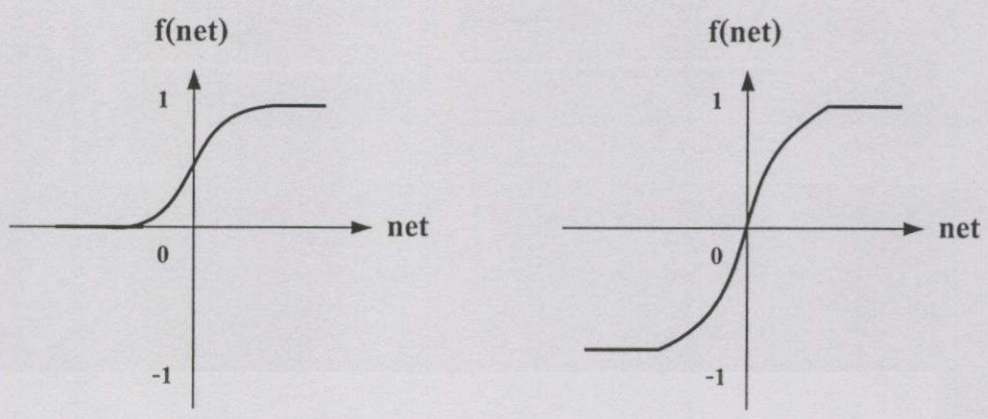
### 3.1.3 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)

ฟังก์ชันกระตุ้น ที่ใช้ในการตัดสินใจของโครงข่ายมีอยู่หลายชนิด [5, 7-9] ดังแสดงตามรูปที่ 3.3-3.4 มีทั้งชนิดที่เป็นฟังก์ชันแบบไม่ต่อเนื่องและฟังก์ชันแบบต่อเนื่อง ค่าที่ได้จากฟังก์ชันมี 2 ลักษณะ [5] คือ อยู่ในช่วงปิด  $[-1, 1]$  และอยู่ในช่วงปิด  $[0, 1]$  ซึ่งในการเลือกใช้นั้นไม่มีหลักเกณฑ์กำหนดแน่นอนว่าควรใช้ฟังก์ชันชนิดใดสำหรับโครงข่ายรูปแบบใด การเลือกใช้จึงขึ้นอยู่กับลักษณะของแต่ละปัญหา แต่ในงานวิจัยส่วนใหญ่นิยมใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid) ตามรูปที่ 3.4 เนื่องจากสามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนได้ดี (สัญลักษณ์  $T_1$  และ  $T_2$  ที่ปรากฏในรูปคือค่าเทรชโอล์ด)



$$f(\text{net}) = \begin{cases} 0 & \text{ถ้า } \text{net} < T_1 \\ 1 & \text{ถ้า } \text{net} \geq T_1 \end{cases} \quad f(\text{net}) = \begin{cases} -1 & \text{ถ้า } \text{net} < T_1 \\ 1 & \text{ถ้า } \text{net} \geq T_1 \end{cases}$$

รูปที่ 3.3 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบฮาร์ดลิมิต



$$f(\text{net}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}}}$$

$$f(\text{net}) = \frac{2}{1 + e^{-\text{net}}} - 1$$

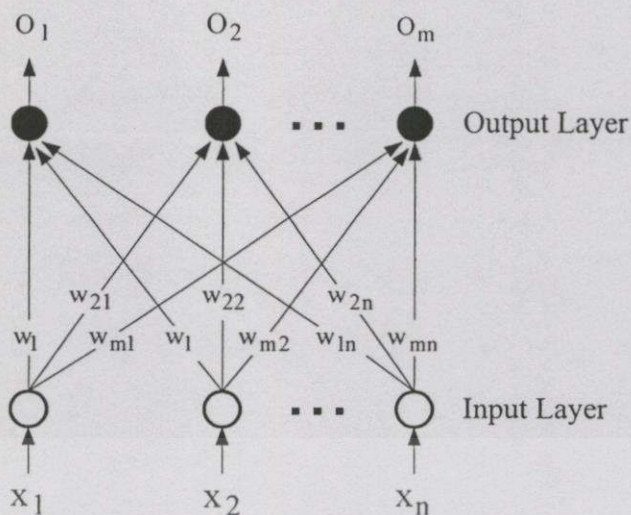
รูปที่ 3.4 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์

### 3.1.4 โครงสร้างของนิวรอนเน็ตเวิร์ค

ที่กล่าวมาเป็นการประมวลผลของนิวรอนเพียงโหนดเดียว ซึ่งเปรียบเสมือนการทำงานของเซลล์ประสาทเพียงเซลล์เดียว แต่ในการทำงานของเซลล์สมองจริงๆ นั้น จะต้องทำงานประสานกันหลายเซลล์ โดยจะต้องเชื่อมต่อนิวรอนหลายๆ ตัวเข้าด้วยกันให้เกิดเป็นลักษณะของโครงข่ายเป็นชั้นๆ หรือที่เรียกว่า เลเยอร์ (Layer) โดยที่นิวรอนแต่ละตัวที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะไม่มี การเชื่อมต่อกัน ประเภทของโครงสร้างการเชื่อมต่อนิวรอนเน็ตเวิร์ค พอจะแบ่งออกได้ 2 แบบ คือ นิวรอนเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียว (Single-Layer Neural Network) และนิวรอนเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้น (Multi-Layer Neural Network)

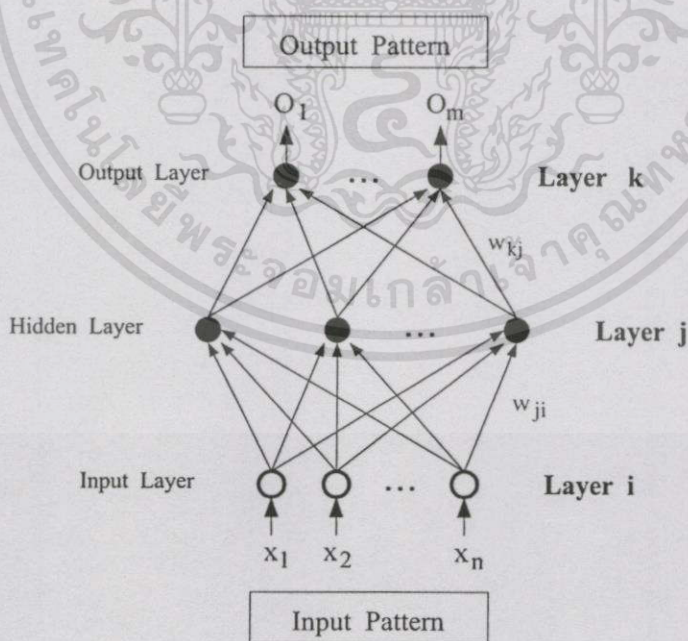
- นิวรอนเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียว จะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทที่จัดเรียงตัวอยู่ในชั้นต่างๆ อันได้แก่ ชั้นอินพุต (กลุ่มของวงกลมแถวล่าง) และชั้นเอาต์พุต (กลุ่มของวงกลมแถวบน) สาเหตุที่จัดโครงสร้างแบบนี้เป็นแบบชั้นเดียว เนื่องจากเรานับชั้นเอาต์พุตเพียงชั้นเดียวเท่านั้นว่าเป็นชั้นของนิวรอน สำหรับชั้นอินพุตเราไม่พิจารณาว่าเป็นชั้นของนิวรอนก็เป็นชั้นที่ไม่มีการประมวลผลใดๆ จะทำหน้าที่เพียงแครับข้อมูลอินพุตเข้ามาและส่งต่อไปให้กับชั้นถัดไปเท่านั้น

### 3.5 แสดงโครงสร้างของนิวรอนเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียว



รูปที่ 3.5 นิวรอลเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียว

- นิวรอลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้น (Multilayer Neural Network) สืบเนื่องมาจากในปี 1969 Minsky และ Seymour Papert [10] ได้พิสูจน์ให้เห็นว่านิวรอลเน็ตเวิร์คแบบชั้นเดียวมีข้อจำกัด ไม่สามารถนำมาใช้แก้ปัญหาต่างๆ ในบางกรณีได้ นักวิจัยจึงได้นำเสนอรูปแบบของนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้น ซึ่งมีโครงสร้างประกอบขึ้นจากการจัดเรียงตัวของนิวรอลตั้งแต่ 2 ชั้นขึ้นไป (ไม่นับรวมชั้นอินพุต) แสดงดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 นิวรอลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- นิวรอลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้น ประกอบไปด้วยชั้นต่างๆ ได้แก่ ชั้นอินพุท (Input Layer) ชั้นเอาต์พุท (Output Layer) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุทและชั้นเอาต์พุท เรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden layer) ซึ่งชั้นซ่อนนี้เองที่เป็นตัวเพิ่มความสามารถให้แก่โครงข่าย ทั้งนี้จำนวนของชั้นซ่อนสามารถมีได้มากกว่า 1 ชั้น ชุดข้อมูลเอาต์พุทที่ได้จากชั้นหนึ่งจะถูกส่งให้เป็นข้อมูลอินพุทสำหรับชั้นต่อไป โดยค่าเอาต์พุทในชั้นสุดท้ายซึ่งก็คือเอาต์พุทของโครงข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดกับค่าเอาต์พุทที่ต้องการ (Target Output) ค่าความผิดพลาดที่คำนวณได้จะนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายให้เปลี่ยนไปในทางที่ถูกต้องมากขึ้น

### 3.1.5 การฝึกสอนนิวรอลเน็ตเวิร์ค

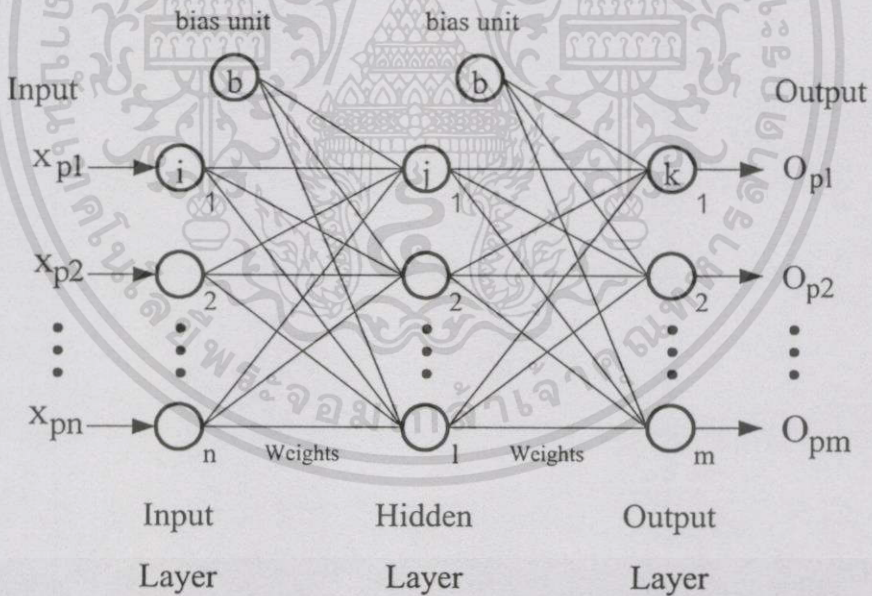
การฝึกสอน (Training) โครงข่ายประสาทเทียมหรือการเทรนนิ่ง ก็คือการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักทุกๆ จุดของโครงข่ายให้สอดคล้องกับอินพุทหลายรูปแบบเพื่อให้ได้เอาต์พุทที่ถูกต้องตามที่ต้องการ ซึ่งในตอนแรกอาจจะทำโดยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักน้อยๆ ให้โครงข่ายจากนั้นค่อยๆ ปรับเปลี่ยนค่าไปเรื่อยๆ ตามรูปแบบของกฎการสอนที่เลือกใช้ ซึ่งอาจต้องปรับกันหลายรอบ จนกว่าจะได้ค่าเอาต์พุทของโครงข่ายคล้ายคลึงกับค่าเอาต์พุทที่ต้องการอยู่ในเกณฑ์ของความผิดพลาดที่ยอมรับได้ ประเภทของการฝึกสอนสามารถจำแนกได้ 2 ประเภท คือ การฝึกสอนแบบควบคุมดูแล (Supervised Training) และการฝึกสอนแบบอิสระหรือแบบไม่ควบคุมดูแล (Unsupervised Training)

1. การฝึกสอนแบบควบคุมดูแล (Supervised Training) การฝึกสอนวิธีนี้จะมีการกำหนดค่าของข้อมูลอินพุทและเอาต์พุทที่ต้องการ (Target Output) ให้โครงข่าย โครงข่ายจะทำการประมวลผลจนได้ค่าเอาต์พุทของโครงข่ายขึ้นมาชุดหนึ่งซึ่งจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่าเอาต์พุทที่ต้องการ ถ้าค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นยังสูงอยู่ โครงข่ายจะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก และทำการประมวลผลในรูปแบบเดิมอีกครั้งจนกว่าค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นมีค่าลดลงจนถึงจุดที่ยอมรับได้ จึงจะหยุดประมวลผลและนำค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้ไปใช้ในการแก้ไขปัญหาคต่อไป

2. การฝึกสอนแบบไม่ควบคุมดูแล (Unsupervised Training) สำหรับวิธีนี้ ไม่มีการป้อนเป้าหมายที่ต้องการให้โครงข่าย ข้อมูลที่ป้อนให้โครงข่ายทำการฝึกสอนมีเพียงอย่างเดียวคือชุดของข้อมูลอินพุทเท่านั้น อัลกอริทึมของการฝึกสอนจะทำการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายเพื่อสร้างเอาต์พุทที่มีความมั่นคง ถ้าเอาต์พุทมีการเปลี่ยนแปลงไปเล็กน้อยโครงข่ายก็ยังสามารถบอกได้ว่าคือเอาต์พุทตัวเดิม การฝึกสอนวิธีนี้จะไม่สามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้

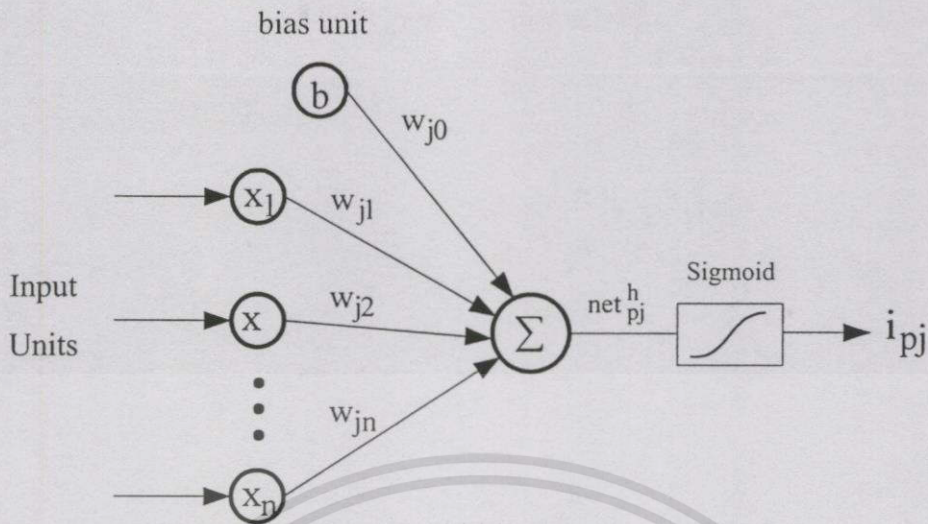
อัลกอริทึมหรือกฎที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายมีอยู่ด้วยกันหลายรูปแบบ อาทิเช่น กฎการสอนของ Hebbian, กฎการสอนแบบ Perceptron, กฎการสอนแบบ Delta, กฎการสอนของ Widrow-Hoff ฯลฯ ซึ่งสามารถศึกษารายละเอียดของกฎการสอนเหล่านี้ได้จาก [5] สำหรับอัลกอริทึมสำหรับฝึกสอนที่ใช้ในวิทยานิพนธ์เล่มนี้ คือ อัลกอริทึมแบบแบคพร็อพพาเกชัน ซึ่งมีรายละเอียดอธิบายได้ดังนี้

- แบคพร็อพพาเกชัน (Back-Propagation) หรือการแพร่ค่าย้อนกลับ เป็นอัลกอริทึมสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายที่ออกแบบมาให้ใช้กับนิรวลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้น ซึ่งมีโครงสร้างอันประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทจำนวนมากจัดเรียงตัวอยู่ในชั้นอินพุท ชั้นซ่อน (สามารถมีได้มากกว่า 1 ชั้น) และชั้นเอาต์พุท โดยที่แต่ละคู่เซลล์ประสาทที่อยู่ในชั้นติดกันจะเชื่อมต่อกันด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก รูปที่ 3.7 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายแบบแบคพร็อพพาเกชัน สำหรับพารามิเตอร์  $b$  ในรูปคือค่า bias unit จะมีค่าเป็น 1 เสมอโดยเชื่อมโยงกับทุกๆ โหนดในแต่ละชั้น การฝึกสอนโดยวิธีนี้อยู่ในรูปแบบของการฝึกสอนแบบควบคุมดูแล (Supervised Training) ซึ่งหมายความว่าในการฝึกสอนจะต้องมีการป้อนชุดของข้อมูลที่จะใช้สอน อันประกอบไปด้วยชุดของข้อมูลอินพุท และชุดของข้อมูลเอาต์พุทที่ต้องการ (Target output) ซึ่งจะต้องสอดคล้องกับชุดของข้อมูลอินพุท



รูปที่ 3.7 โครงสร้างของโครงข่ายแบบแบคพร็อพพาเกชัน

ขั้นตอนการทำงานของแบคพร็อพพาเกชันจำแนกออกเป็น 2 ส่วนหลัก คือ ส่วนของการป้อนไปข้างหน้า (Forward Pass) และส่วนของการป้อนกลับ (Reversed Pass)



รูปที่ 3.8 โครงสร้างการทำงานในส่วนของ การป้อน ไปข้างหน้า

ในส่วนของ การป้อน ไปข้างหน้า (Forward Pass) ข้อมูลอินพุตจะถูกประมวลผลตามฟังก์ชันกระตุ้นและตามค่าถ่วงน้ำหนักที่ส่งเข้ามาและสร้างเป็นเอาต์พุตเพื่อส่งเป็นอินพุตให้ชั้นต่อไป [11] โครงสร้างการทำงานในส่วนของ การป้อน ไปข้างหน้า แสดงดังรูปที่ 3.8 ซึ่งลักษณะของการประมวลผลเช่นนี้จะกระทำต่อเนื่องไปเป็นทอดๆ จนถึงขั้นสุดท้ายของโครงข่ายซึ่งก็คือชั้นเอาต์พุต ผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลในชั้นนี้จะเป็นค่าเอาต์พุตของโครงข่าย

สมการที่ใช้ในการคำนวณหาผลรวมของสัญญาณอินพุตของเซลล์ประสาท  $j$  ในชั้นซ่อนคือ

$$\text{net}_{pj}^h = \sum_{i=1}^n w_{ji}^h x_{pi} + \theta_j^h \quad (3.3)$$

เมื่อ  $h$  แทนชั้นซ่อน,  $p$  แทนแพทเทิร์น,  $w_{ji}^h$  แทนค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างเซลล์ประสาท  $j$  และเซลล์ประสาท  $i$ ,  $x_{pi}$  เป็นอินพุตตัวที่  $i$ ,  $\theta_j^h$  เป็นผลจาก bias unit มีค่าเท่ากับ  $b_j w_{j0}^h$  เมื่อ  $b$  เป็น bias unit ซึ่งมีค่า = 1 ส่วน  $w_{j0}^h$  เป็นค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่าง bias unit กับเซลล์ประสาท  $j$

การคำนวณค่าเอาต์พุตของนิวรอลเซลล์จะใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function) ตามสมการที่ 3.5 มาทำการคำนวณ เนื่องจากสามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนสูงได้ดี กำหนดให้  $i_{pj}$  เป็นเอาต์พุตของชั้นซ่อนจะได้ว่า

$$i_{pj} = f_j^h(\text{net}_{pj}^h) \quad (3.4)$$

$$f_j^h(\text{net}_{pj}^h) = \frac{1}{1 + e^{-(\text{net}_{pj}^h)}} \quad (3.5)$$

เอาต์พุตในชั้นซ่อนจะถูกส่งต่อเป็นอินพุตให้กับชั้นต่อไป จนกระทั่งถึงชั้นสุดท้ายซึ่งก็คือชั้นเอาต์พุต (o) ค่าผลรวมสัญญาณของเซลล์ประสาท k ที่ชั้นเอาต์พุต ( $\text{net}_{pk}^o$ ) และค่าเอาต์พุต  $o_{pk}$  คำนวณได้จาก

$$\text{net}_{pk}^o = \sum_{j=1}^l w_{kj}^o i_{pj} + \theta_k^o \quad (3.6)$$

$$o_{pk} = f_k^o(\text{net}_{pk}^o) \quad (3.7)$$

$$f_k^o(\text{net}_{pk}^o) = \frac{1}{1 + e^{-(\text{net}_{pk}^o)}} \quad (3.8)$$

สำหรับในส่วนของกรป้อนกลับ (Reverse Pass) จะทำการคำนวณหาค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนระหว่างเอาต์พุตที่คำนวณได้และเอาต์พุตที่ต้องการ ถ้ามีค่าสูงกว่าที่กำหนดไว้ให้ยอมรับได้ จะทำการส่งค่าความผิดพลาดย้อนกลับมายังแต่ละเซลล์ โดยเริ่มตั้งแต่ชั้นเอาต์พุตและส่งต่อไปยังชั้นต่างๆ ของโครงข่าย จนกระทั่งทุกเซลล์ต่างได้รับส่วนแบ่งค่าความผิดพลาดนั้น ซึ่งจะได้รับความผิดพลาดมากหรือน้อยเพียงใดขึ้นอยู่กับว่าเซลล์นั้นเป็นตัวที่ส่งผลต่อค่าเอาต์พุตมากหรือน้อยเพียงใด จากนั้นจะนำค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าวมาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งจะปรับค่าถ่วงน้ำหนักมากหรือน้อยเพียงใดก็ขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่ได้รับว่ามากหรือน้อยเพียงใดเช่นกัน

ค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนระหว่างเอาต์พุตที่คำนวณได้และเอาต์พุตที่ต้องการ (Sum Square Error) สามารถคำนวณได้จาก

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_{pk} - o_{pk})^2 \quad (3.9)$$

เมื่อ k ครอบคลุมทุกเซลล์ในชั้นเอาต์พุต,  $t_{pk}$  เป็นเอาต์พุตที่ต้องการ และ  $o_{pk}$  เป็นเอาต์พุตที่คำนวณได้ในชั้นเอาต์พุต

สมการปรับน้ำหนักในชั้นเอาต์พุต คำนวณได้จาก

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \eta \delta_{pk}^o i_{pj} + \alpha \Delta w_{kj}^o(t) \tag{3.10}$$

เมื่อ  $w_{kj}^o(t+1)$  เป็นค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นเอาต์พุตที่ปรับใหม่,  $w_{kj}^o(t)$  เป็นค่าถ่วงน้ำหนักเดิม,  $\eta$  เป็นอัตราการเรียนรู้ของโครงข่าย,  $i_{pj}$  เป็นเอาต์พุตในชั้นซ่อนที่คำนวณได้จากสมการ 3.4,  $\alpha$  คือค่าสัมประสิทธิ์โมเมนตัม เป็นค่าที่ควบคุมปริมาณการปรับน้ำหนักในครั้งก่อน ( $\Delta w_{kj}^o(t)$ ) ซึ่ง  $\alpha$  จะมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ถ้ามีค่าเป็น 0 แสดงว่าไม่มีการนำปริมาณการปรับน้ำหนักในครั้งก่อนมาคิดด้วย  $\delta_{pk}^o$  เป็นค่าความผิดพลาดของชั้นเอาต์พุต ซึ่งหาได้จากสมการ 3.11 ส่วนสมการที่ 3.12 เป็นสมการหาสัญญาณค่าความผิดพลาดของชั้นซ่อน

$$\delta_{pk}^o = (t_{pk} - o_{pk}) o_{pk} (1 - o_{pk}) \tag{3.11}$$

$$\delta_{pj}^h = i_{pj} (1 - i_{pj}) \sum_k \delta_{pk}^o w_{kj}^o \tag{3.12}$$

สำหรับการปรับน้ำหนักในชั้นซ่อนเป็นไปตามสมการที่ 3.13 ซึ่งจะมีลักษณะเช่นเดียวกับการปรับน้ำหนักในชั้นเอาต์พุตตามสมการที่ 3.10 เพียงแต่เปลี่ยนตัวแปรเป็นของชั้นซ่อน

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \eta \delta_{pj}^h x_{pi} + \alpha \Delta w_{ji}^h(t) \tag{3.13}$$

การคำนวณหาค่าความผิดพลาด และการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายจะกระทำซ้ำไปมาเช่นนี้ จนกว่าค่าผลรวมความคลาดเคลื่อน  $E_p$  ในแต่ละรอบ (Epoch) ของการปรับสอนจะมีค่าลดลงจนถึงจุดที่ยอมรับได้ โครงข่ายจะหยุดทำการปรับสอน และนำค่าถ่วงน้ำหนักไปใช้ต่อไป

รูปที่ 3.8 แสดงแผนผังการทำงานของแบคพรีอพพาเกชันที่มีจำนวนชั้นเท่ากับ I และมีจำนวนแพทเทิร์นที่ใช้ในการปรับสอนทั้งสิ้นเท่ากับ P โดยที่  $E_{max}$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อนรวมที่ยอมรับได้ ส่วนการพิสูจน์ที่มาของสมการแบคพรีอพพาเกชันสามารถดูได้จากภาคผนวก ก

การปรับสอนโครงข่ายแบคพรีอพพาเกชันจะได้ผลดีหรือมีประสิทธิภาพมากน้อยเพียงไร ขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายประการ พอสรุปได้ดังนี้

1. จำนวนเซลล์ประสาทและจำนวนชั้นของชั้นซ่อน

การกำหนดจำนวนชั้นซ่อนว่าโครงข่ายใดควรมีชั้นซ่อนกี่ชั้นนั้น ไม่มีทฤษฎีหรือกฎเกณฑ์ใดกำหนดไว้อย่างแน่นอน ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับรูปแบบของแพทเทิร์นที่ต้องการนำมาแยกแยะว่ามีความ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

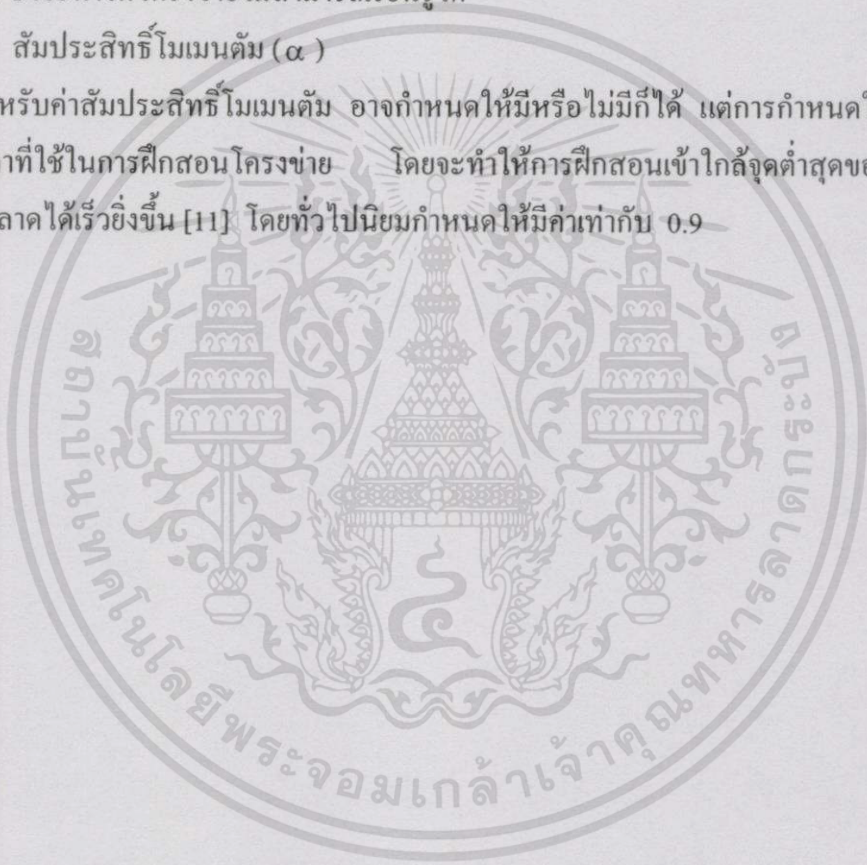
ซับซ้อนมากเพียงใด ซึ่งจากการวิจัยพบว่าโครงข่ายที่ประกอบไปด้วยจำนวนชั้นซ่อนมากกว่ามัก จะมีความสามารถในการแยกแยะแพทเทิร์นที่ซับซ้อนได้ดีกว่า

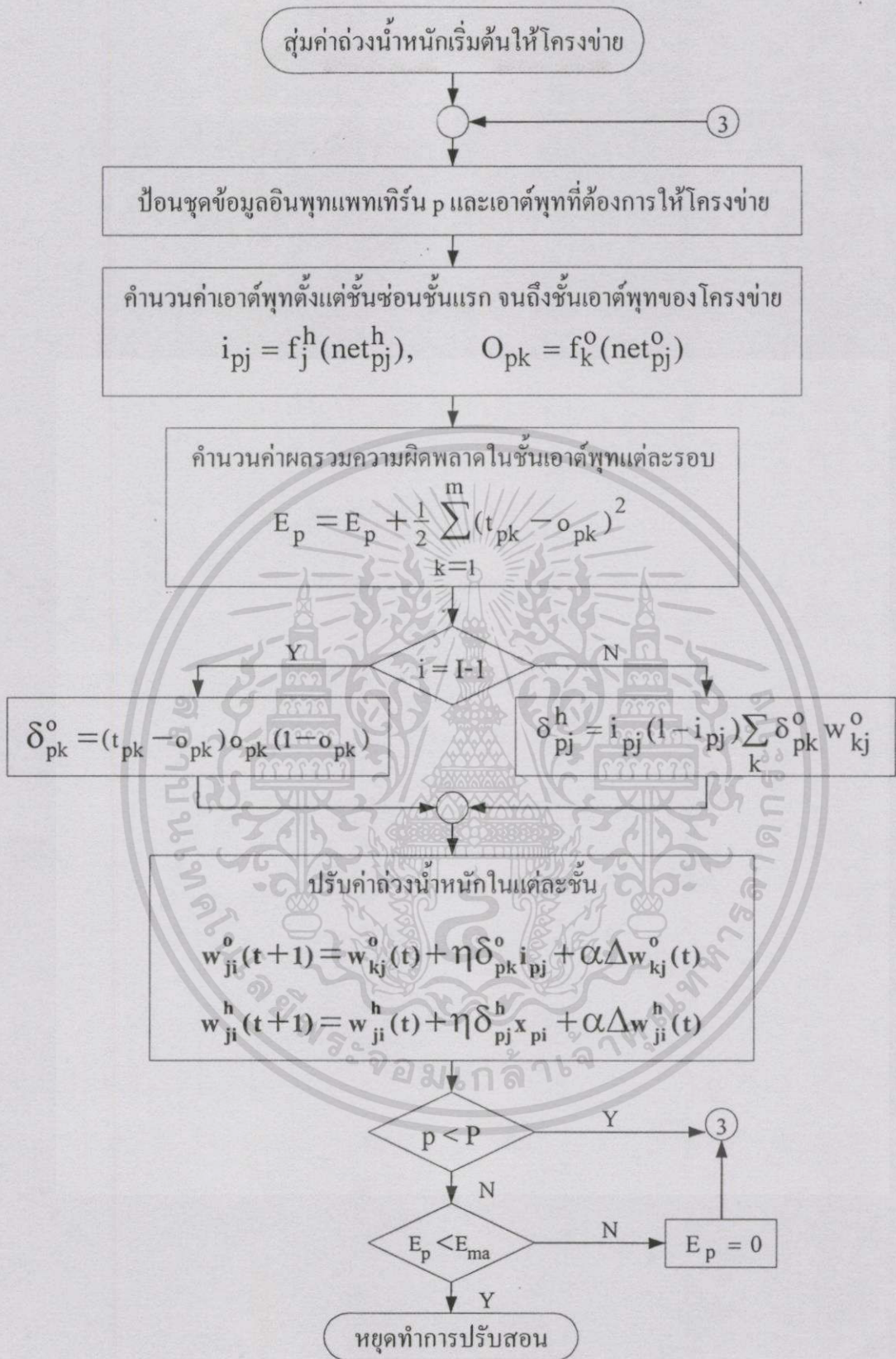
## 2. อัตราการเรียนรู้ ( $\eta$ )

ค่าอัตราการเรียนรู้ของโครงข่ายสามารถกำหนดให้มีค่าคงที่ตลอดเวลาที่ทำการปรับสอน หรือจะกำหนดให้มีการปรับค่าได้ก็ได้ ซึ่งในการกำหนดให้เป็นค่าอัตราการเรียนรู้แบบปรับค่าได้มี อยู่ด้วยกันหลายรูปแบบ อาทิเช่น ให้มีค่าผันแปรตามค่าความแปรปรวนของแต่ละแพทเทิร์น ให้มี ค่าผันแปรตามค่าความผิดพลาดของระบบ [15] ฯลฯ ในกรณีที่โครงข่ายมีค่าอัตราการเรียนรู้สูงเกินไป จะทำให้กราฟแสดงค่าความผิดพลาดรวมมีการสลับขึ้นลงตลอดเวลาหรือที่เรียกว่า เกิดการแกว่ง (Oscillate) ซึ่งจะทำให้โครงข่ายไม่สามารถเรียนรู้ได้

## 3. สัมประสิทธิ์โมเมนตัม ( $\alpha$ )

สำหรับค่าสัมประสิทธิ์โมเมนตัม อาจกำหนดให้มีหรือไม่มีก็ได้ แต่การกำหนดให้มีค่านี้จะ ช่วยลดเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย โดยจะทำให้การฝึกสอนเข้าใกล้จุดต่ำสุดของพื้นผิวค่า ความผิดพลาดได้เร็วยิ่งขึ้น [11] โดยทั่วไปนิยมกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0.9





รูปที่ 3.9 แผนผังการทำงานของแบคพรีอพพาทเกชั่นที่มีจำนวนชั้นเท่ากับ  $I$

## 3.2 ฟัชซีเซต

ในเซตธรรมดา การแสดงความสัมพันธ์ของสมาชิกภายในกลุ่มแต่ละตัวกับค่าจำกัดความของเซตนั้นๆ จะแสดงว่าสมาชิกตัวใด “เป็น” หรือ “ไม่เป็น” สมาชิกของเซตนั้น ซึ่งมีค่าเป็น  $\{0, 1\}$  แต่สำหรับฟัชซีเซต การแสดงความสัมพันธ์นี้จะแสดงในลักษณะของระดับความเป็นสมาชิกที่มีค่าอยู่ในช่วง  $[0, 1]$  ถ้าเรากำหนดให้  $U$  เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ และฟัชซีเซต  $A$  มีสมาชิกของเซตเป็น  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  โดยที่  $x_i (i=1, 2, 3, \dots, n)$  เป็นค่าฟัชซีเซตแล้ว การแสดงความสัมพันธ์ในรูปแบบฟัชซีเซตของฟัชซีเซต  $A$  แทนได้โดย  $\mu_A(x_i)$  ซึ่งทางทฤษฎีเซตเรียกว่า ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership Function) สามารถเขียนเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้ดังนี้

$$\mu_A(x_i); U \longrightarrow [0, 1] \quad (3.14)$$

โดยที่  $\mu_A(x_i)$  คือฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเซต  $A$

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะสอดคล้องกับค่าจำกัดความของเซต ซึ่งค่าจำกัดความก็คือตัวแปรต่างๆ ของฟัชซีเซต หรือ ตัวแปรฟัชซี (Fuzzy Variable) หรือ ตัวแปร Linguistic [16-17] ที่อยู่ภายใต้ขอบเขตของเซตเอกภพสัมพัทธ์หรือระบบใดๆ ที่เราสนใจ ตัวอย่างเช่น พิจารณา ‘อุณหภูมิ’ เป็นตัวแปรฟัชซี ค่าของตัวแปรเซตนี้คือ {ต่ำ, ปานกลาง, สูง} ซึ่งเซตของค่าตัวแปรฟัชซีนี้ถูกเรียกว่า เทอมเซต (Term Set) หรือ เซตย่อย โดยที่ตัวแปรฟัชซีแต่ละตัวอาจมีส่วนขยาย (Hedges หรือ Qualifies) ที่ช่วยให้ตัวแปรสามารถมีความยืดหยุ่นได้มากขึ้น อาทิเช่น จากค่าของตัวแปรอุณหภูมิ ต่ำ เป็น ต่ำมาก , สูง เป็น ก่อนข้างสูง ซึ่งคำว่า ‘มาก’ และ ‘ก่อนข้าง’ เป็นส่วนขยาย ซึ่งในทางปฏิบัติสามารถแทนได้โดยการใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ ซึ่งจะกล่าวถึงรายละเอียดในหัวข้อถัดไป

### 3.2.1 การแทนข้อมูลโดยฟัชซีเซต

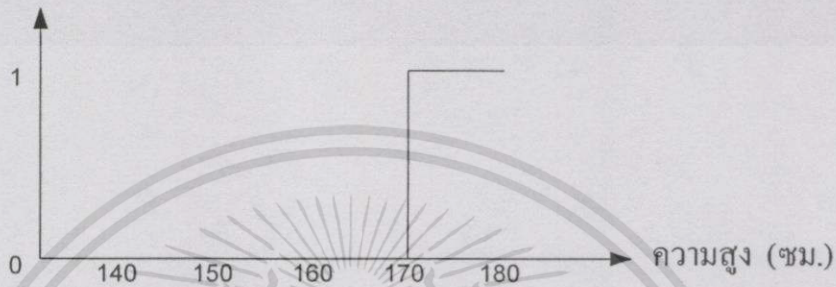
เพื่อให้เข้าใจความหมายของฟัชซีเซตได้ง่ายขึ้นจะทำการเปรียบเทียบการแทนข้อมูลระหว่างฟัชซีเซตกับเซตธรรมดา ตัวอย่างเช่น การพิจารณาความสูงของผู้ชายไทย

ในกรณีของเซตธรรมดาการแปลงข้อมูลเพื่อคำนวณค่าความเป็นสมาชิกจะต้องมีการกำหนดค่าเทอร์โซลด์ (Threshold) เพื่อใช้เป็นตัวตัดสินว่ามีสมาชิกใดในเอกภพสัมพัทธ์ที่เป็นสมาชิกเซตที่กำลังพิจารณาอยู่บ้าง สำหรับเซตความสูงของผู้ชายไทยซึ่งสมมติให้อยู่ในช่วง 140-180 ซม. (โดเมนของเซตเอกภพสัมพัทธ์) ในที่นี้เราสนใจ คนสูง ถ้าเรากำหนดให้เซต  $A$  เป็นเซตของคนสูงในกรณีของเซตธรรมดาจึงต้องมีการกำหนดค่าเทอร์โซลด์หรือค่าขีดเริ่มเปลี่ยน ซึ่งในที่นี้กำหนดให้เท่ากับ 170 ซม. นั่นคือ ถ้าผู้ชายไทยคนใดมีความสูงตั้งแต่ 170 ซม. ขึ้นไปก็จะถือว่าเป็นคนสูงหรือเป็นสมาชิกของเซต  $A$  นั่นเอง ซึ่งสามารถเขียนเป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิกได้ดังนี้

$$\mu_A(x_i) = \{x_i \geq 170\} \quad (3.15)$$

โดยที่  $x_i$  คือ ความสูงของผู้ชายไทยคนที่  $i$  และสามารถเขียนเป็นกราฟแสดงค่าความเป็นสมาชิกได้ดังรูปที่ 3.10

ระดับความเป็นสมาชิก :  $\mu_A(x_i)$



รูปที่ 3.10 ค่าความเป็นสมาชิกของเซต A ในกรณีเซตธรรมดา

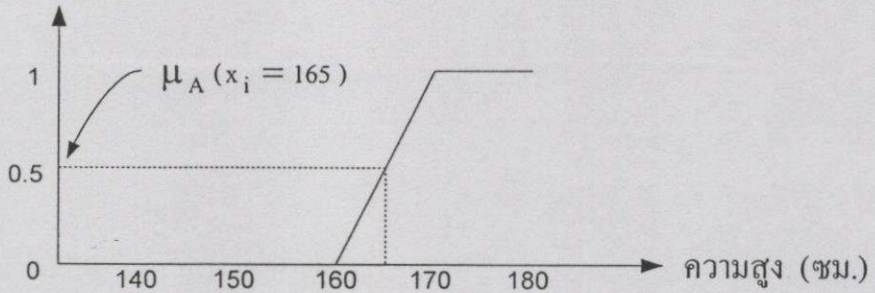
จากกราฟรูปที่ 3.10 ในแนวตั้งซึ่งแทนค่าระดับความเป็นสมาชิก 0 (ไม่เป็นสมาชิก) และ 1 (เป็นสมาชิก) จะเห็นว่าในกรณีของคนที่มีความสูงตั้งแต่ 170 ซม. ขึ้นไปเท่านั้นจึงจะเป็นสมาชิกของเซต A ได้

แต่ในกรณีของฟuzzyเซต ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะมีความยืดหยุ่นและสอดคล้องกับความเป็นจริงมากกว่าเซตธรรมดา ซึ่งในที่นี้ 'ความสูง' ก็คือ ตัวแปรฟuzzy โดยเราสามารถกำหนดค่าความเป็นสมาชิกให้กับเทอมเซตของคนสูงได้ดังสมการที่ 3.16

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{(170-160)}(x_i-160); & \text{ถ้า } 160 \leq x_i \leq 170 \\ 1; & \text{ถ้า } x_i > 170 \\ 0; & \text{ในกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (3.16)$$

ส่วนกราฟรูปที่ 3.11 แสดงค่าระดับความเป็นสมาชิกของสมการ 3.16

ระดับความเป็นสมาชิก :  $\mu_A(x_i)$



รูปที่ 3.11 ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต A ในกรณีฟัซซี่เซต

พิจารณากราฟรูปที่ 3.10 และ 3.11 จะเห็นว่าในกรณีของฟัซซี่เซตกราฟจะมีความต่อเนื่องของค่าระดับความเป็นสมาชิกในช่วง  $[0, 1]$  ยกตัวอย่างเช่น คนที่มีความสูง 165 ซม. กรณีของฟัซซี่เซตยังถือว่าเขาเป็นคนสูง โดยมีค่าระดับความเป็นสมาชิกของเซตของคนสูงเท่ากับ 0.5 ในขณะที่เซตธรรมดาเขาไม่ได้เป็นสมาชิกของเซต A เลย ทั้งๆ ที่เขามีความสูงแตกต่างจากคนสูงของเซตธรรมดาเพียงไม่กี่เซนติเมตรเท่านั้น หรือแม้แต่กรณีของคนสูง 169 ซม. ก็เช่นกัน ในเซตธรรมดาจะถือว่าเขาไม่ใช่คนสูงเลย ซึ่งไม่ตรงตามความเป็นจริง ในขณะที่กรณีฟัซซี่เซตเขาจะเป็นสมาชิกของคนสูงด้วยค่าระดับความเป็นสมาชิกเท่ากับ 0.9 ซึ่งเกือบจะเท่าคนสูงเลยทีเดียว

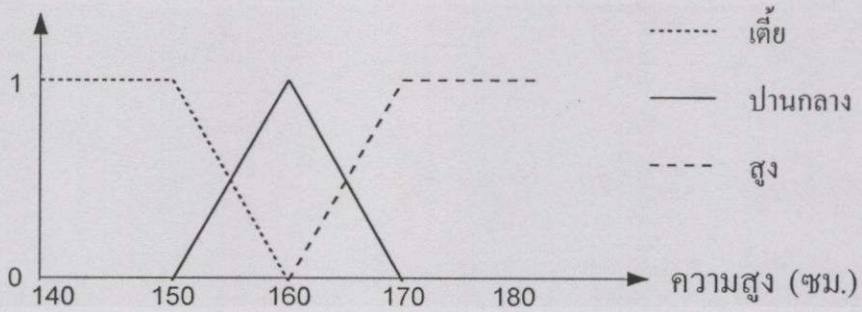
### 3.2.2 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของฟัซซี่เซต

ก่อนที่จะพิจารณาดังฟังก์ชันความเป็นสมาชิกประเภทต่างๆ ของฟัซซี่เซต ควรทำความเข้าใจกับความหมายของคำจำกัดความและคุณลักษณะบางประการของฟัซซี่เซตอันได้แก่

#### - เซตเอกภพสัมพัทธ์

เซตเอกภพสัมพัทธ์ เป็นคำที่ใช้เรียก โดเมนของตัวแปรฟัซซี่ที่ครอบคลุมประชากรทั้งหมดที่ทำการศึกษา พิจารณากราฟรูปที่ 3.11 จะเห็นว่ามีเทอมเซตของคนสูงเพียงเทอมเดียว ในที่นี้เราจะกำหนดเทอมเซตเพิ่มอีก 2 เทอมคือ เทอมเซตของคนเตี้ย และเทอมเซตของคนสูงปานกลาง เพื่อให้ครอบคลุมกลุ่มประชากรที่เราสนใจทั้งหมด แสดงดังรูปที่ 3.12 ดังนั้นโดเมนของตัวแปร 'ความสูง' ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซตที่ได้นี้ จึงเป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ ซึ่งแต่ละเทอมเซตก็จะมีโดเมนของตัวเอง โดยเทอมเซตของคนเตี้ยจะมีโดเมนอยู่ในช่วง 140-160 ซม., เทอมเซตของคนที่สูงปานกลางมีโดเมนอยู่ในช่วง 150-170 ซม. และเทอมเซตของคนสูงจะมีโดเมนอยู่ในช่วง 160-180 ซม.

ระดับความเป็นสมาชิก:  $\mu_A(x_i)$



รูปที่ 3.12 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของตัวแปร 'ความสูง' ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซต

- ซัพพอร์ตเซต

คำว่า ซัพพอร์ตเซตของเทอมเซตใดๆ หมายถึงช่วงของข้อมูล  $x_i$  ทั้งหมดที่วัดได้จริงของเทอมเซตนั้น ตัวอย่างเช่น ในเทอมเซตของคนเตี้ยซึ่งมีโดเมนอยู่ในช่วง [140-160] เมื่อทำการวัดความสูงของประชากรกลุ่มนี้ทั้งหมดพบว่าความสูงที่วัดได้จริงๆ หรือ ซัพพอร์ตเซต ของเทอมเซตนี้อยู่ในช่วง [145-160] เป็นต้น

- การเทรโซลด์ฟัซซีเซต

การเทรโซลด์ หรือ อัลฟา คัท ( $\alpha$  - Cut) ของฟัซซีเซตจะมีความสัมพันธ์กับซัพพอร์ตเซต คือ ค่าระดับของ  $\alpha$  ( $0 \leq \alpha \leq 1$ ) จะเป็นค่าเทรโซลด์ภายในขอบเขตโดเมนของเทอมเซตที่ค่า  $\alpha$  เป็นค่าขอบเขตล่างของซัพพอร์ตเซต หรือเป็นค่าใดๆ ที่สนใจในช่วง  $[0, 1]$   $\alpha$  - Cut มีอยู่ 2 ชนิด คือ

1. Strong  $\alpha$  - Cut

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} \mu_A(x_i); & \text{ถ้า } \mu_A(x_i) \geq \alpha \\ 0; & \text{ในกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (3.17)$$

2. Weak  $\alpha$  - Cut

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} \mu_A(x_i); & \text{ถ้า } \mu_A(x_i) > \alpha \\ 0; & \text{ในกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (3.18)$$

เมื่อ A เป็นเทอมเซตใดๆ

สำหรับฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบต่างๆ ที่ใช้ในการประมาณค่าระดับความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซตนั้นมีทั้งที่เป็นฟังก์ชันแบบเชิงเส้น และฟังก์ชันแบบต่อเนื่อง ดังนี้

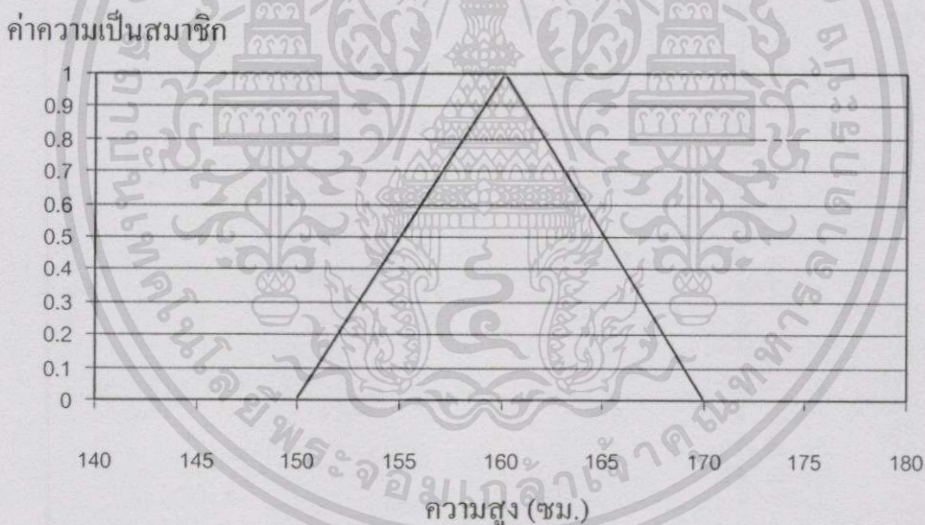
- สมการเชิงเส้น

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบสมการเชิงเส้นใช้ในการแปลงค่าความสัมพันธ์จากโดเมนเป็นเรนจ์สำหรับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เป็นเชิงเส้น แสดงดังสมการที่ 3.16 และรูปที่ 3.11

- รูปสามเหลี่ยม

เทอมเซตที่กำหนดโดยฟังก์ชันนี้จะต้องมีค่าที่เหมาะสมที่สุดเพียงค่าเดียวที่ทำให้ค่าความเป็นสมาชิกเท่ากับ 1 สำหรับค่าอื่นๆ ที่มีค่าห่างจากค่านี้มากเท่าไรก็จะมีค่าความเป็นสมาชิกลดลงเรื่อยๆ จากตัวอย่างตัวแปรความสูงเทอมเซต “ปานกลาง” จะเห็นว่ามีฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสามเหลี่ยม ทั้งนี้ถ้ากำหนดให้  $a, b$  และ  $c$  เป็นเลขจำนวนจริงใดๆ โดยที่  $a \leq b \leq c$  เราสามารถแสดงสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสามเหลี่ยมได้ดังนี้

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}(x_i - a); & \text{ถ้า } a \leq x_i \leq b \text{ และ } a \neq b \\ \frac{1}{c-b}(c - x_i); & \text{ถ้า } b < x_i \leq c \text{ และ } b \neq c \\ 0; & \text{สำหรับกรณี อื่นๆ} \end{cases} \quad (3.19)$$



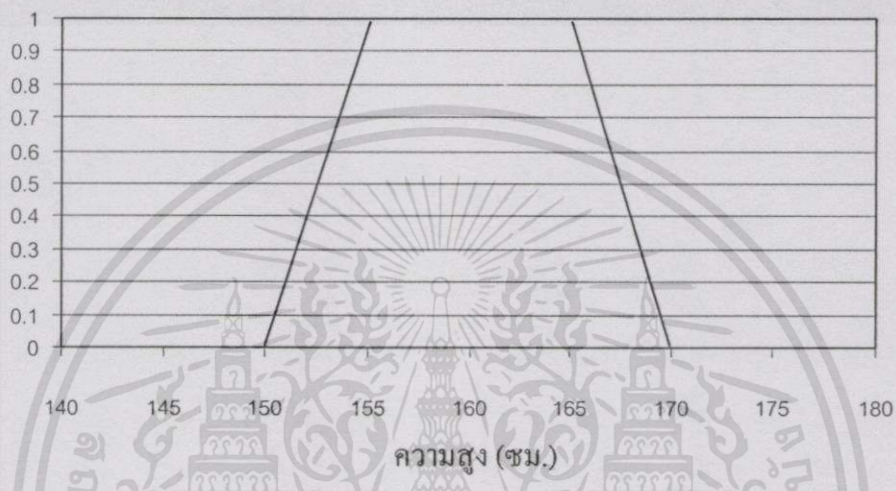
รูปที่ 3.13 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสามเหลี่ยม ( $a=150, b=160, c=170$ )

- รูปสี่เหลี่ยมคางหมู

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่กำหนดด้วยสมการรูปสี่เหลี่ยมคางหมู จะมีค่าที่เหมาะสมมากที่สุดอยู่กลุ่มหนึ่งที่ทำให้ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซตนั้นๆ มีค่าเท่ากับหนึ่ง นอกนั้นจะมีค่าความเป็นสมาชิกน้อยลงเรื่อยๆ เมื่อยิ่งห่างจากข้อมูลกลุ่มนี้ ถ้ากำหนดให้  $a \leq b \leq c \leq d$  เมื่อ  $a, b, c$  และ  $d$  เป็นเลขจำนวนจริงใดๆ สามารถกำหนดสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสี่เหลี่ยมคางหมูได้ดังนี้

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}(x_i - a) & ; \text{ ถ้า } a \leq x_i \leq b \text{ และ } a \neq b \\ 1 & ; \text{ ถ้า } b < x_i \leq c \\ \frac{1}{d-c}(d - x_i) & ; \text{ ถ้า } c < x_i \leq d \text{ และ } c \neq d \\ 0 & ; \text{ สำหรับกรณี อื่นๆ} \end{cases} \quad (3.20)$$

ค่าความเป็นสมาชิก



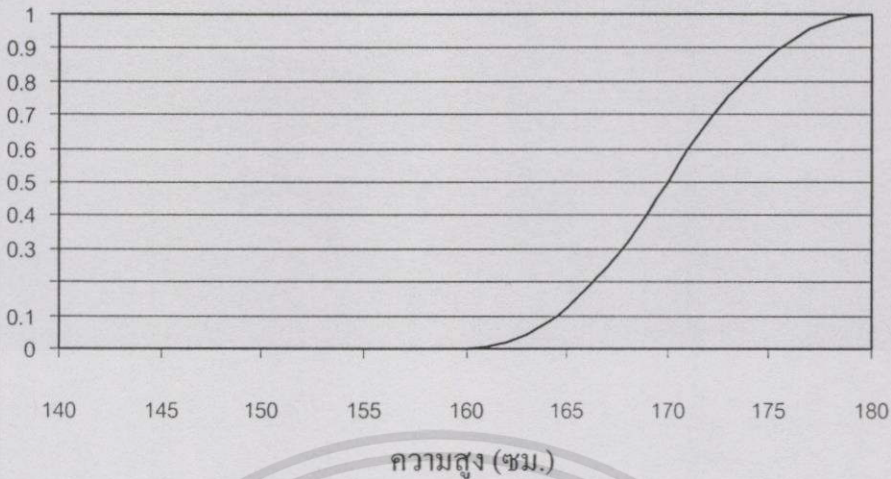
รูปที่ 3.14 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสี่เหลี่ยมคางหมู (a = 150, b = 155, c = 165, d = 170)

-เส้นโค้งรูปตัว S

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่กำหนดด้วยเส้นโค้งรูปตัว S (S-Curve, Sigmoid หรือ Logistic) เป็นการกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างโดเมนไปยังเรนจ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น ตัวแปรที่เหมาะสมที่จะใช้ฟังก์ชันนี้คือพวกอายุการใช้งานของอุปกรณ์ต่างๆ, ตัวแปรที่ใช้ในการประมวลผลภาพ [18] เป็นต้น ถ้ากำหนดให้ a, b และ c เป็นเลขจำนวนจริงใดๆ โดยที่  $a \leq b \leq c$  เราสามารถแสดงสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเส้นโค้งรูปตัว S ได้ดังสมการที่ 3.21

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} 0 & ; \text{ ถ้า } x_i \leq a \\ 2 \left( \frac{x_i - a}{c - a} \right)^2 & ; \text{ ถ้า } a < x_i \leq b \\ 1 - 2 \left( \frac{x_i - c}{c - a} \right)^2 & ; \text{ ถ้า } b < x_i \leq c \\ 1 & ; \text{ ถ้า } x_i > c \end{cases} \quad (3.21)$$

## ค่าความเป็นสมาชิก



รูปที่ 3.15 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกเส้นโค้งรูปตัว S ( $a=160$ ,  $b=170$ ,  $c=180$ )

- รูปประฆังคว่ำ

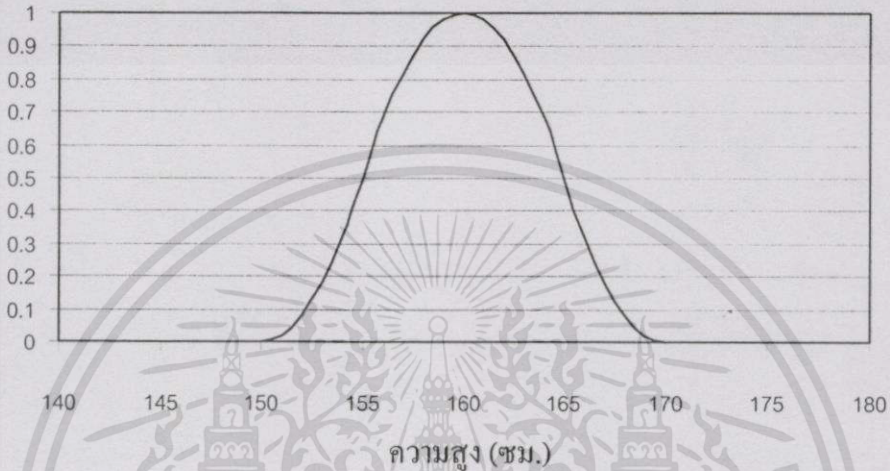
เทอมเซตที่ใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบรูปประฆังคว่ำ จะมีคุณสมบัติของข้อมูลคล้ายกับสมการรูปสามเหลี่ยมและสี่เหลี่ยมคางหมู แต่ข้อมูลของโดเมนที่แปลงไปยังเรจน์จะมีความสัมพันธ์ในลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น สมการของรูปประฆังคว่ำมีด้วยกันหลายรูปแบบแต่ที่ใช้กันมากมีอยู่ด้วยกัน 3 รูปแบบ [19] ได้แก่ ฟังก์ชัน  $\pi$  ฟังก์ชัน Gaussian และฟังก์ชัน Beta มีรายละเอียดของแต่ละฟังก์ชันดังนี้

1. ฟังก์ชัน  $\pi$  กำหนดดังนี้

$$\mu_A(x_i) = \begin{cases} 2 \left( 1 - \frac{\|x_i - c\|}{\lambda} \right)^2 & ; \text{ถ้า } \frac{\lambda}{2} \leq \|x_i - c\| \leq \lambda \\ 1 - 2 \left( \frac{\|x_i - c\|}{\lambda} \right)^2 & ; \text{ถ้า } 0 < \|x_i - c\| \leq \frac{\lambda}{2} \\ 0 & ; \text{สำหรับกรณี อื่นๆ} \end{cases} \quad (3.22)$$

เมื่อ  $\lambda > 0$  เป็นค่ารัศมีของฟังก์ชัน,  $c$  เป็นจุดศูนย์กลาง ฟังก์ชันนี้จะมีคุณสมบัติของข้อมูลคล้ายสมการรูปร่างสามเหลี่ยม คือให้ค่าความเป็นสมาชิกเท่ากับ 1 สำหรับข้อมูลที่เหมาะสมเพียงค่าเดียว คือเมื่อข้อมูล  $x_i$  ตก ณ ตำแหน่งจุดศูนย์กลาง  $c$  นอกนั้นค่าของฟังก์ชันจะลดลงเรื่อยๆ เมื่อระยะห่างระหว่างข้อมูลและจุดศูนย์กลางลดลง

ค่าความเป็นสมาชิก



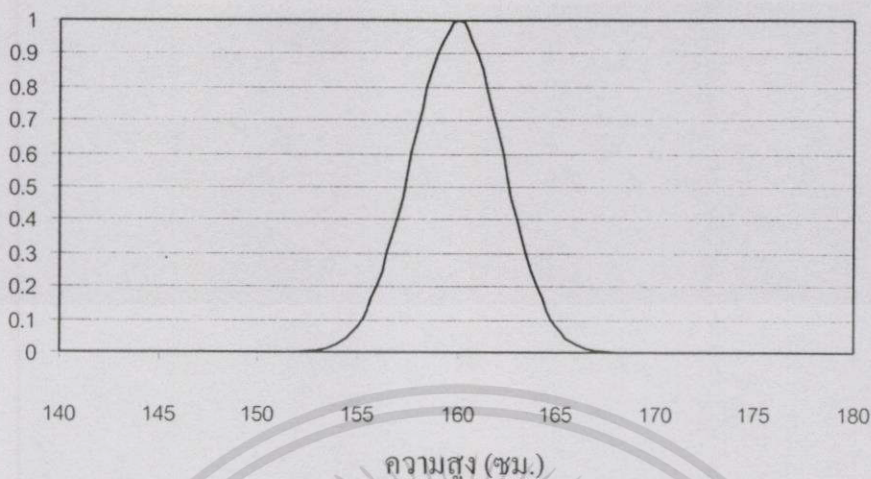
รูปที่ 3.16 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิก  $\pi$  ( $c = 160, \lambda = 10$ )

2. ฟังก์ชัน Gaussian มีคุณสมบัติคล้ายสมการรูปร่างสามเหลี่ยมเช่นกัน กำหนดดังนี้

$$\mu_A(x_i) = e^{-K(\bar{x} - x_i)^2} \quad (3.23)$$

เมื่อ  $K = \frac{1}{2\sigma^2}$ ,  $\sigma$  เป็นส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน มีจุดศูนย์กลางของฟังก์ชันอยู่ที่ค่าเฉลี่ย  $\bar{x}$  ซึ่งเป็นจุดที่มีค่าความเป็นสมาชิก = 1

## ค่าความเป็นสมมาตร

รูปที่ 3.17 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมมาตร Gaussian ( $K = \frac{1}{10}$ ,  $\bar{x} = 160$ )

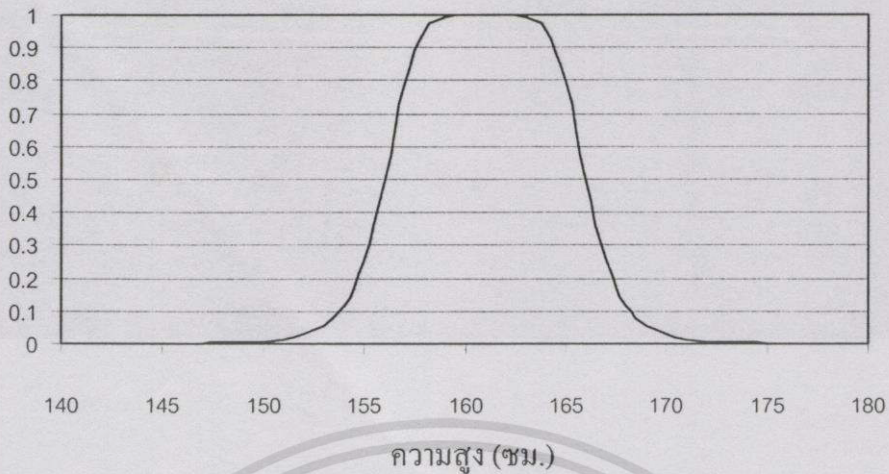
3. ฟังก์ชัน Beta กำหนดดังนี้

$$\mu_A(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{Z_i}{\beta}\right)^p} \quad (3.24)$$

เมื่อ  $Z_i$  เป็นระยะห่างจากข้อมูล  $x_i$  ถึงจุดศูนย์กลาง  $\bar{x}$

สำหรับฟังก์ชัน Beta มีคุณสมบัติของข้อมูลคล้ายสมการรูปสี่เหลี่ยมคางหมู กล่าวคือ จะมีช่วงของข้อมูลที่เหมาะสมอยู่กลุ่มหนึ่ง (มีความกว้างของช่วงเท่ากับค่า  $\beta$ ) ที่ทำให้ค่าความเป็นสมมาตรของเทอมเซตเข้าใกล้ 1 โดยที่ค่า  $p \rightarrow \infty$  มากเท่าไรก็ยิ่งทำให้ข้อมูลในช่วง  $\beta$  มีค่าเข้าใกล้ 1 มากขึ้น โดยมีจุดศูนย์กลางอยู่ที่  $\bar{x}$

## ค่าความเป็นสมาชิก



รูปที่ 3.18 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิก Beta ( $\bar{x} = 160, \beta = 5, p = 6$ )

### 3.2.3 ตัวดำเนินการของฟัซซีเซต

ฟัซซีเซตและเซตธรรมดา มีตัวดำเนินการไม่ต่างกัน ซึ่งได้แก่ อินเตอร์เซกชัน ยูเนียน คอมพลิเมนต์ ฯลฯ ตัวดำเนินการต่างๆ นำมาใช้ในการอนุมานฟัซซีเซตเพื่อช่วยในการตัดสินใจโดยการประมาณค่าตัวแปร ในที่นี้จะอธิบายเฉพาะตัวดำเนินการพื้นฐานสำหรับตัวดำเนินการอื่นๆ สามารถค้นคว้าได้จาก [20-23]

ถ้าให้  $U$  เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ และ  $A, B$  เป็นเทอมเซตใดๆ ที่อยู่ใน  $U$  เราจะสามารถกำหนดตัวดำเนินการพื้นฐานต่างๆ ได้ดังนี้

- เซตย่อย

$A$  เป็นเซตย่อยของ  $B$  ( $A \subseteq B$ ) ก็ต่อเมื่อ

$$\mu_A(x_i) \leq \mu_B(x_i); \quad \forall x_i \in U \quad (3.25)$$

- คอมพลิเมนต์

$A$  เป็นคอมพลิเมนต์ของ  $B$  ( $A = B'$ ) ก็ต่อเมื่อ

$$\mu_A(x_i) = \mu_{B'}(x_i) = 1 - \mu_B(x_i); \quad \forall x_i \in U \quad (3.26)$$

- อินเตอร์เซกชัน

อินเตอร์เซกชันของ A และ B ( $A \cap B$ ) กำหนดได้โดย

$$\mu_{A \cap B}(x_i) = \text{Min}(\mu_A(x_i), \mu_B(x_i)); \quad \forall x_i \in U \quad (3.27)$$

- ยูเนียน

ยูเนียนของ A กับ B ( $A \cup B$ ) กำหนดโดย

$$\mu_{A \cup B}(x_i) = \text{Max}(\mu_A(x_i), \mu_B(x_i)); \quad \forall x_i \in U \quad (3.28)$$

- A ยกกำลังด้วยค่า  $\alpha$

A ยกกำลังด้วยค่า  $\alpha$  ( $A^\alpha$ ) กำหนดได้โดย

$$\mu_{A^\alpha}(x_i) = (\mu_A(x_i))^\alpha; \quad \forall x_i \in U \quad (3.29)$$

- Concentration ของเซต A

กำหนดได้โดย

$$\text{CON}(A) \Rightarrow \mu_{\text{CON}(A)}(x_i) = (\mu_A(x_i))^2; \quad \forall x_i \in U \quad (3.30)$$

- Dilation ของเซต A

กำหนดได้โดย

$$\text{DIL}(A) \Rightarrow \mu_{\text{DIL}(A)}(x_i) = (\mu_A(x_i))^{0.5}; \quad \forall x_i \in U \quad (3.31)$$

- Contrast Intensification ของเซต A

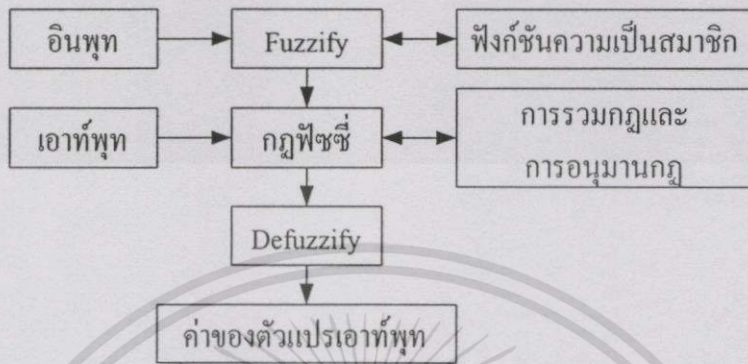
กำหนดได้โดย

$$\text{INT}(A) \Rightarrow \mu_{\text{INT}(A)}(x_i) = \begin{cases} 2(\mu_A(x_i))^2; & \text{ถ้า } 0 \leq \mu_A(x_i) \leq 0.5 \\ 1 - 2(1 - \mu_A(x_i))^2; & \text{ถ้า } 0.5 < \mu_A(x_i) \leq 1 \end{cases}$$

(3.32)

### 3.2.4 แบบจำลองฟัซซี่

บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของแบบจำลองฟัซซี่ (Fuzzy Model) [24-25] แสดงดังรูปที่ 3.19



รูปที่ 3.19 บล็อกไดอะแกรมของแบบจำลองฟัซซี่

จากรูปที่ 3.19 แยกอธิบายได้ดังนี้

- อินพุท / เอาต์พุทของแบบจำลองฟัซซี่ลอจิก ก็คือตัวแปรของฟัซซี่เซต ซึ่งแต่ละตัวแปรสามารถมีได้หลายเทอมเซต โดยอินพุทซึ่งเป็นตัวแปรของระบบ (State Variables) ก็สามารถมีได้หลายตัวแปรโดยขึ้นอยู่กับระบบ ส่วนตัวแปรของเอาต์พุท (Action Variables) เป็นตัวแปรที่ถูกประมาณค่าโดยแบบจำลองฟัซซี่ลอจิก เพื่อนำไปใช้ในการออกแบบกฎฟัซซี่เพื่อใช้ในการควบคุมระบบต่อไป สิ่งสำคัญที่ต้องคำนึงถึง ก็คือการกำหนดจำนวนเทอมเซตของแต่ละตัวแปรให้เหมาะสมกับระบบ เพื่อให้การอนุมานค่าของตัวแปรเอาต์พุทมีความใกล้เคียงค่าของตัวแปรที่แท้จริงมากที่สุด ซึ่งจุดนี้ผู้ออกแบบจำลองฟัซซี่จะต้องมีความรู้เกี่ยวกับระบบมากพอสมควร

- Fuzzify เป็นขั้นตอนการแปลงค่าตัวแปรของอินพุทไปเป็นค่าระดับความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซต โดยใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบต่างๆ ตามที่ได้กล่าวมาแล้วเป็นตัวแปลง

- กฎฟัซซี่ (Fuzzy Rules) ประกอบด้วยประพจน์ของฟัซซี่ โดยกฎฟัซซี่จะอยู่ในรูป IF – THEN ดังตัวอย่าง

IF X is small THEN Y is positive

จากตัวอย่าง X และ Y เป็นตัวแปรฟัซซี่ ส่วน small และ positive เป็นเทอมเซตที่สอดคล้องกับตัวแปร X และ Y ส่วนประพจน์ของฟัซซี่เซตคือ X is small และ Y is positive โดยประพจน์ที่ตามหลัง IF จะเป็นเงื่อนไขที่เรียกว่า Antecedent ซึ่งก็คืออินพุทของแบบจำลองฟัซซี่ ส่วนประพจน์ที่ตามหลัง THEN เรียกว่า Consequent ก็คือส่วนเอาต์พุทของแบบจำลองฟัซซี่

ประพจน์ที่ตามหลัง IF หรือ Antecedent สามารถประกอบไปด้วยหลายประพจน์ โดยขึ้นอยู่กับจำนวนตัวแปรของอินพุต และจำนวนของเทอมเซตของตัวแปรแต่ละตัว ตัวอย่างเช่น กรณีที่อินพุตมี 2 ตัวแปร Antecedent ก็จะมี 2 ประพจน์เชื่อมต่อกันใน 1 กฎ โดยการเชื่อมกันของประพจน์จะอาศัยตัวเชื่อม ที่มีอยู่ด้วยกัน 2 แบบ ก็คือ ยูเนียน (OR) และ อินเตอร์เซกชัน (AND) ดังตัวอย่าง

กรณียูเนียน : IF X is small OR T is cool THEN Y is positive

กรณีอินเตอร์เซกชัน : IF X is small AND T is cool THEN Y is positive

สำหรับจำนวนกฎของแบบจำลองฟัซซี่ลอจิกระบบหนึ่งๆ จะขึ้นอยู่กับจำนวนตัวแปรของอินพุตและจำนวนเทอมเซตของตัวแปร เช่น ถ้าอินพุตมี 2 ตัวแปร แต่ละตัวแปรมี 5 เทอมเซต จะมีจำนวนกฎทั้งหมด 25 กฎ ซึ่งรายละเอียดเกี่ยวกับเรื่องนี้สามารถศึกษาเพิ่มเติมได้จาก [26-27]

- Defuzzify เป็นขั้นตอนของการประมาณค่าของตัวแปรเอาต์พุต โดยการอนุมานจากค่าความจริงในส่วนของ Antecedent ของแบบจำลองฟัซซี่ลอจิก โดยค่าที่ได้จะเป็นเลขจำนวนจริงที่อยู่ในโดเมนของตัวแปรเอาต์พุต และค่านี้จะเป็นค่าคาดหวัง (Expected Value) ของตัวแปรฟัซซี่เซตที่จะนำไปใช้ในการควบคุมระบบต่อไป

สำหรับวิธีการหาค่าคาดหวังของฟัซซี่เซตโดยการทำให้ Defuzzification นั้น มีอยู่ด้วยกันหลายวิธี อาทิเช่น วิธีกำหนดจากค่าความจริงที่มีค่าต่ำสุดของ Antecedent (ใช้กับเทอมเซตที่เป็นสมาชิกเท่านั้น ( $\mu_A(x_i) > 0$ )), วิธีกำหนดจากค่าความจริงที่มีค่าสูงสุดของ Antecedent, ค่าเฉลี่ยจากค่าเฉลี่ยของกฎที่มีค่าความจริงสูงสุด (Mean Of Maxima : MOM), การหาค่าจุดศูนย์กลาง (Centroid หรือ Center Of Area : COA), วิธี Basic Defuzzification Distribution : BADD และวิธี Semi Linear Defuzzification : SLIDE ซึ่งสามารถศึกษารายละเอียดได้จาก [25-29]

สรุป ฟัซซี่เซต หมายถึง เซตที่มีความคลุมเครือ (Fuzziness) ซึ่งคำว่าความคลุมเครือในที่นี้ก็คือความไม่ชัดเจนของตัวแปรฟัซซี่ที่ไม่สามารถกำหนดขอบเขตให้กับตัวแปรได้อย่างแน่นอน ตัวอย่างเช่น ในประโยค “คนเตี้ย” ซึ่งมีตัวแปรฟัซซี่คือ “ความสูง” จะเห็นได้ว่าเราไม่สามารถกำหนดขอบเขตได้ชัดเจนว่าความสูงเท่าไรจึงจะถือว่าเป็นคนเตี้ย แต่ในทฤษฎีฟัซซี่ เราสามารถแทนตัวแปรความสูงของประโยค “คนเตี้ย” (เป็นเทอมเซต) ได้ โดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า “ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก” ซึ่งฟังก์ชันความเป็นสมาชิกนี้เองที่ทำให้แนวความคิดของฟัซซี่เซตเป็นจริง ในแง่ของคำจำกัดความที่ว่า “เป็นสมาชิกเพียงบางส่วน” ซึ่งเป็นแนวความคิดที่มีความยืดหยุ่นมากกว่าเซตธรรมดา (Crisp Set) ที่บอกได้เพียงว่า “เป็นสมาชิก” หรือ “ไม่เป็นสมาชิก” เท่านั้น

## พีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

เนื้อหาในบทนี้เป็นกรนำเสนอแบบจำลองพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คสำหรับการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมหลายช่วงคลื่น อันเป็นวิธีที่ออกแบบมาเพื่อแก้ไขจุดอ่อนของวิธีการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ค ซึ่งเป็นวิธีที่มีนักวิจัยหลายท่านได้ทำการวิจัยและตีพิมพ์เผยแพร่ผลงานในหนังสือและวารสารต่างๆ หลายเล่ม [1, 2, 27] เนื้อหาช่วงแรกของบทจะกล่าวถึงขั้นตอนและวิธีการของการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ค เพื่อชี้ให้เห็นถึงข้อบกพร่องของเดิม อันจะนำไปสู่แนวทางแก้ไขข้อบกพร่องดังกล่าวด้วยวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่นำเสนอ

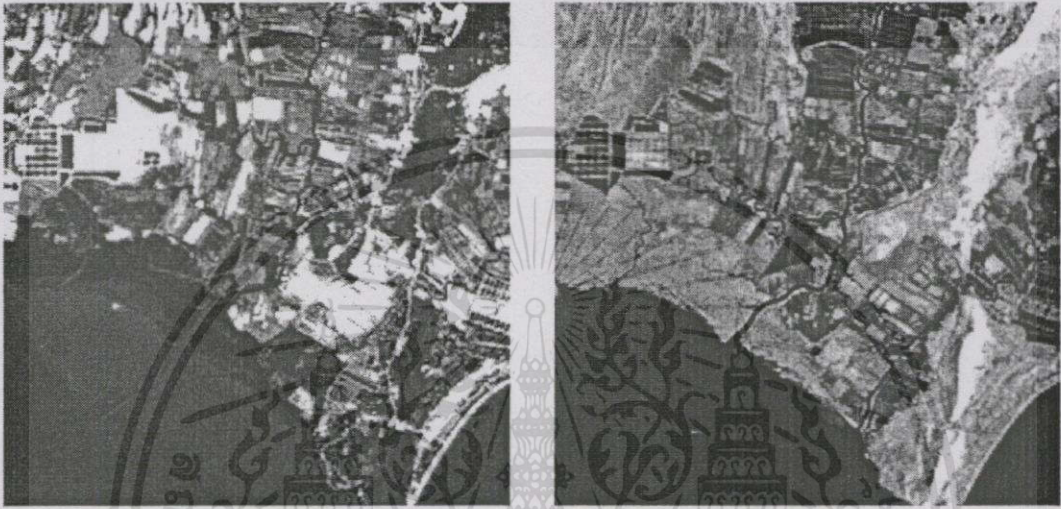
### 4.1 การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ค

นิวรอลเน็ตเวิร์คสำหรับจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมหลายช่วงคลื่น ที่ปรากฏในงานวิจัย [1, 2, 27] เป็นนิวรอลเน็ตเวิร์คที่มีโครงสร้างแบบหลายชั้น และใช้อัลกอริทึมแบบแบคพร็อพ-พาสชันเป็นอัลกอริทึมในการฝึกสอนโครงข่าย โดยมีหลักการและวิธีการในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่คล้ายคลึงกัน สามารถอธิบายได้ดังนี้

ขั้นตอนแรก เป็นขั้นตอนของการเลือกช่วงคลื่นหรือแบนด์ของภาพถ่ายดาวเทียม กล่าวคือหลังจากที่ผู้วิจัยทราบถึงพื้นที่และบริเวณที่จะทำการจำแนกข้อมูลตลอดจนประเภทของข้อมูลที่จะทำการจำแนก ผู้วิจัยจะต้องตัดสินใจว่าจะนำภาพถ่ายดาวเทียมที่ถ่ายในแบนด์หรือช่วงคลื่นใดบ้างมาใช้ในการทดลอง โดยต้องเลือกให้เหมาะสมต่อประเภทของข้อมูลที่จะทำการจำแนก ทั้งนี้สืบเนื่องมาจากการบันทึกภาพถ่ายดาวเทียมในแต่ละช่วงคลื่นจะมีคุณสมบัติในการแสดงรายละเอียดสิ่งปกคลุมบนผิวโลกที่แตกต่างกัน ตัวอย่างเช่น ภาพถ่ายดาวเทียมแบนด์ที่ 3 ของดาวเทียม LANDSAT-5 ระบบ TM จะสะท้อนรายละเอียดความแตกต่างของชนิดพืชพรรณได้ดี ในขณะที่แบนด์ 4 จะแสดงความแตกต่างของน้ำและส่วนที่ไม่ใช่ น้ำ ตัวอย่างของภาพถ่ายดาวเทียม LANDSAT-5 แบนด์ 3 และ 4 ขนาด 256 x 256 จุดภาพ แสดงดังรูปที่ 4.1

ขั้นตอนที่สอง เป็นขั้นตอนของการเลือกชุดข้อมูลตัวอย่างหรือข้อมูลเทรนนิ่ง (Training Data) ของแต่ละประเภท เพื่อป้อนให้นิวรอลเน็ตเวิร์คทำการเรียนรู้และฝึกแยกประเภท ซึ่งในที่นี้เราต้องการให้นิวรอลเน็ตเวิร์คมีความสามารถในการแยกแยะประเภทข้อมูลบนภาพถ่ายดาวเทียม ดังนั้นข้อมูลที่จะป้อนจะต้องสื่อว่าจุดภาพแต่ละจุดเป็นของข้อมูลประเภทใด ซึ่งการเลือกข้อมูลตัวอย่างนี้อาจได้มาจากการสำรวจภาคพื้นดินหรือจากการเลือกโดยผู้เชี่ยวชาญในพื้นที่นั้นๆ สำหรับจำนวนชุดข้อมูลตัวอย่างของแต่ละประเภทที่จะใช้ในการฝึกสอนยังมีจำนวนมากเท่าไรก็จะยิ่งเพิ่มประสิทธิภาพในการฝึกสอนมากขึ้นเท่านั้น แต่อย่างน้อยที่สุดในแต่ละประเภทควรมีจำนวนข้อมูล

ที่ใช้ในการฝึกสอนไม่ต่ำกว่า  $10n$  จุดภาพ [28] เมื่อ  $n$  คือจำนวนแบนด์ของภาพถ่ายดาวเทียม และในกรณีที่สามารถกระทำได้ควรมีจำนวนตั้งแต่  $100n$  จุดขึ้นไป แต่ละจุดภาพที่ถูกเลือกมาใช้ในการฝึกสอนจะบอกให้เราทราบถึงตำแหน่งของจุดภาพนั้นๆ ในภาพถ่ายดาวเทียม และค่าระดับความเข้มของสีเทาในแต่ละแบนด์ (Grey Level Value) ซึ่งมีค่าเป็นเลขจำนวนเต็มตั้งแต่ 0 ถึง 255 รวมถึงสถานะความเป็นสมาชิกว่าจุดภาพนั้นเป็นของข้อมูลประเภทใด



รูปที่ 4.1 ตัวอย่างภาพถ่ายดาวเทียม LANDSAT-5 ระบบ TM แบนด์ 3 (ซ้าย) และแบนด์ 4 (ขวา)

ข้อมูลจากจุดภาพตัวอย่างเหล่านี้จะถูกป้อนเป็นข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ให้ในเวรอลเน็ตเวิร์ค ซึ่งในงานวิจัยที่ผ่านมาจะกำหนดค่าของข้อมูลอินพุตเป็นค่าระดับความเข้มของแต่ละจุดภาพในแต่ละแบนด์ ซึ่งมีค่าเป็นตัวเลขจำนวนเต็มต่อเนื่องตั้งแต่ 0 ถึง 255 (ในกรณีที่เรานำภาพถ่ายดาวเทียมทั้งสิ้น  $n$  แบนด์ ก็จะได้จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นอินพุตทั้งสิ้น  $n$  เซลล์ โดยที่ค่าในแต่ละเซลล์ก็คือค่าระดับความเข้มของสีเทาในแบนด์ที่ 1 ถึง  $n$  ตามลำดับ) แต่ในภายหลังนักวิจัยค้นพบว่า [1-2] การกำหนดรูปแบบของข้อมูลอินพุตให้มีค่าต่อเนื่องนั้น โครงข่ายจะไม่สามารถแยกแยะความแตกต่างของข้อมูลอินพุตที่มีลักษณะที่คล้ายคลึงกันมากๆ ได้ ทำให้มีแนวโน้มของความสำเร็จในการฝึกสอนโครงข่ายน้อย งานวิจัยในลำดับต่อมา [2] จึงได้พยายามแก้ไขข้อบกพร่องในจุดนี้ โดยเปลี่ยนมาใช้ข้อมูลอินพุตแบบไบนารี 8 โหนด สำหรับข้อมูล 8 บิต (รูปที่ 4.2) ซึ่งผลที่ได้พบว่าโครงข่ายมีประสิทธิภาพสูงขึ้นในการแยกแยะความแตกต่างของข้อมูลที่ใกล้เคียงกัน ทำให้มีแนวโน้มของความสำเร็จในการฝึกสอนดีขึ้น

ข้อมูลอินพุทแบบค่าต่อเนื่อง

ข้อมูลอินพุทแบบไบนารี

แบบคี่ที่ 1

86

0

1

0

1

0

1

1

0

0

1

0

1

1

0

1

0

1

0

1

1

0

0

0

0

0

แบบคี่ที่ 2

95

แบบคี่ที่ 3

176

#### รูปที่ 4.2 ค่าของข้อมูลอินพุทของจุดภาพ A ตามวิธีนิรอลเน็ตเวิร์ค

สมมติให้ A เป็นหนึ่งในจำนวนจุดภาพที่เลือกเข้ามาทำการปรับสอน โดยที่ A เป็นจุดภาพตัวอย่างของข้อมูลประเภทที่ 3 จากจำนวนทั้งสิ้น 4 ประเภท จำนวนแบนด์ของภาพถ่ายดาวเทียมที่ใช้ในการฝึกสอนมีจำนวนทั้งสิ้น 3 แบนด์ รูปที่ 4.2 แสดงจำนวนเซลล์ประสาทและค่าของแต่ละเซลล์ในชั้นอินพุทของจุดภาพ A (มี 2 วิธี คือ การแทนด้วยค่าต่อเนื่องและการแทนแบบไบนารี) และจะได้จำนวนเซลล์และค่าของแต่ละเซลล์ในชั้นเอาต์พุทของจุดภาพ A แสดงดังรูปที่ 4.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ค่าของข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ

ประเภทที่ 1 → 0

ประเภทที่ 2 → 0

ประเภทที่ 3 → 1

ประเภทที่ 4 → 0

รูปที่ 4.3 ค่าของข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการของจุดภาพ A ตามวิธีนิรอลเน็ตเวิร์ค

สำหรับจำนวนของชั้นซ่อนและจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนนั้น ไม่ปรากฏงานวิจัยใดระบุไว้อย่างแน่นอนว่าควรมีจำนวนชั้นเท่าไร และต้องมีจำนวนเซลล์ประสาทที่เซลล์ในแต่ละชั้น โดยมากผู้วิจัยจะทำการทดลองเปลี่ยนจำนวนชั้นและจำนวนเซลล์ของชั้นซ่อนไปเรื่อยๆ จนกว่าจะได้ค่าที่เหมาะสมซึ่งก็คือค่าที่ทำให้นิรอลเน็ตเวิร์คสามารถแยกประเภทข้อมูลได้อย่างถูกต้องที่สุด

ขั้นตอนที่สาม เป็นขั้นตอนของการฝึกสอนนิรอลเน็ตเวิร์ค ซึ่งรูปแบบของการฝึกสอนในงานวิจัยที่ผ่านมาโดยมากจะเลือกใช้อัลกอริทึมแบบแบคพร็อพพากะชัน เนื่องจากเป็นอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพสูงในการจัดการกับข้อมูลที่มีความซับซ้อน สำหรับรายละเอียดและขั้นตอนการฝึกสอนแบบแบคพร็อพพากะชันนี้ ผู้เขียนได้เคยอธิบายไว้แล้วในบทที่ 3 เน็ตเวิร์คที่ผ่านกระบวนการฝึกสอนในขั้นตอนนี้ จะนำไปใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมต่อไป

ขั้นตอนที่สี่ (ขั้นตอนสุดท้าย) เป็นขั้นตอนของการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม โดยผู้วิจัยจะนำเน็ตเวิร์คที่ผ่านกระบวนการฝึกสอนในขั้นตอนที่ 3 มาทำการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมทีละจุดภาพ โดยเน็ตเวิร์คจะรับข้อมูลอินพุตของแต่ละจุดภาพเข้ามาทำการคำนวณร่วมกับค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอน (ดูรายละเอียดการคำนวณและสมการที่ใช้จากหัวข้อ 3.1.6) ค่าของข้อมูลเอาต์พุตที่คำนวณได้ในแต่ละเซลล์จะเป็นค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละประเภทข้อมูลเรียงตามเซลล์ตั้งแต่ประเภทที่ 1 ถึงประเภทที่  $m$  ตามลำดับ

## ค่าของข้อมูลเอาต์พุตที่คำนวณได้

ประเภทที่ 1 → (0.73)

ประเภทที่ 2 → (0.11)

ประเภทที่ 3 → (0.06)

ประเภทที่ 4 → (0.09)

รูปที่ 4.4 ตัวอย่างข้อมูลเอาต์พุตที่ตัดสินใจให้จุดภาพ A เป็นสมาชิกของข้อมูลประเภทที่ 1

สำหรับการตัดสินใจว่าแต่ละจุดภาพเป็นสมาชิกของข้อมูลประเภทใดนั้น จะพิจารณาจากค่าเอาต์พุตของจุดภาพที่นิวรอลเน็ตเวิร์กคำนวณออกมาได้ ซึ่งค่าที่ปรากฏในแต่ละเซลล์จะเป็นค่าที่แสดงความเป็นสมาชิกของแต่ละประเภทข้อมูลเรียงตามเซลล์นั่นเอง โดยที่ค่าความเป็นสมาชิกของข้อมูลประเภทใดมีค่าสูงสุด จุดภาพนั้นก็จะได้รับการตัดสินใจให้เป็นข้อมูลประเภทนั้น ตัวอย่างการตัดสินใจจำแนกข้อมูลจากค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้ แสดงดังรูปที่ 4.4

จากที่ได้กล่าวมาถึงวิธีการจำแนกข้อมูลด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ก จะสังเกตเห็นว่าในขั้นตอนของการปรับสอนโครงข่าย การแสดงข้อมูลอินพุตของโครงข่ายมี 2 รูปแบบคือ การแทนข้อมูลอินแบบค่าต่อเนื่องตั้งแต่ 0 ถึง 255 ( $\bar{F}_i = [F_{i1}, F_{i2}, \dots, F_{in}]$  โดยที่  $i$  เป็นตำแหน่งจุดภาพและ  $n$  เป็นจำนวนแบนด์) และการแทนข้อมูลอินพุตแบบไบนารี 8 โทนด สำหรับข้อมูล 8 บิต ( $\bar{F}_i = [F_{i1_1}, F_{i1_2}, F_{i1_3}, F_{i1_4}, F_{i1_5}, F_{i1_6}, F_{i1_7}, F_{i1_8}, F_{i2_1}, \dots, F_{in_8}]$ )

ส่วนค่าเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ว่าข้อมูลแต่ละจุดภาพเป็นของข้อมูลประเภทใดนั้น จะถูกแสดงให้อยู่ในรูปของเลขจำนวนเต็ม 1 หรือ 0 เท่านั้น คือ แทนว่าจุดภาพนั้น “เป็น” หรือ “ไม่เป็น” ข้อมูลแต่ละประเภท โดยมีวิธีการแสดงว่าข้อมูล  $r$  จะ “เป็น” หรือ “ไม่เป็น” สมาชิกของข้อมูลประเภท A ดังนี้

$$\mu_A(r) = \begin{cases} 1 & \text{ถ้า } r \in A \\ 0 & \text{ในกรณีอื่นๆ} \end{cases}$$

ในความเป็นจริง ข้อมูลแต่ละจุดภาพของภาพถ่ายดาวเทียมที่เลือกเข้ามาทำการฝึกสอนมักปรากฏเป็นข้อมูลที่มีความคลุมเครือ กล่าวคือ มีความกำกวมระหว่างข้อมูล 2 ประเภท แต่มีความเป็นไปได้ในประเภทใดประเภทหนึ่งมากกว่า จึงได้รับการยอมรับให้เป็นจุดภาพของข้อมูลประเภทนั้น นอกจากนี้กลวิธีหรือวิธีการในการเลือกข้อมูลจุดภาพตัวอย่างของแต่ละประเภท โดยมากนิยมกระทำเป็นบริเวณไม่ใช่ทีละพิกเซล (Pixel) หรือทีละจุดภาพ จึงมีความเป็นไปได้ที่อาจมีข้อมูลของประเภทอื่นปะปนอยู่ด้วยถึงแม้จะเป็นจำนวนน้อยก็ตาม ด้วยเหตุผล 2 ประการนี้ จะเห็นได้ว่าการกำหนดข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ของวิธีการจำแนกข้อมูลด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ควิธีดั้งเดิม ซึ่งแต่ละจุดภาพจะกำหนดค่าเอาต์พุตที่ต้องการให้มีสถานะเป็นของข้อมูลประเภทใดประเภทหนึ่งเต็มที่ 100 เปอร์เซ็นต์ ด้วยค่าคงที่เพียงค่าเดียวคือเลขจำนวนเต็ม 1 นั้น อาจก่อให้เกิดความผิดพลาดโดยไม่ตรงต่อความเป็นจริง ซึ่งจะเกิดขึ้นในกรณีที่จุดภาพนั้นเป็นจุดภาพที่มีความคลุมเครือระหว่างข้อมูล 2 ประเภท หรือในกรณีที่จุดภาพของข้อมูลประเภทอื่นที่ปะปนเข้ามาอันเนื่องมาจากกลวิธีในการเลือกข้อมูลตามที่ได้กล่าวมาข้างต้น ข้อบกพร่องของการกำหนดค่าเอาต์พุตที่ต้องการของวิธีการจำแนกข้อมูลด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมนี้อาจส่งผลให้การปรับสอนนิวรอลเน็ตเวิร์คเกิดความคลาดเคลื่อนขึ้นไปได้ อันจะมีผลโดยตรงต่อค่าความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

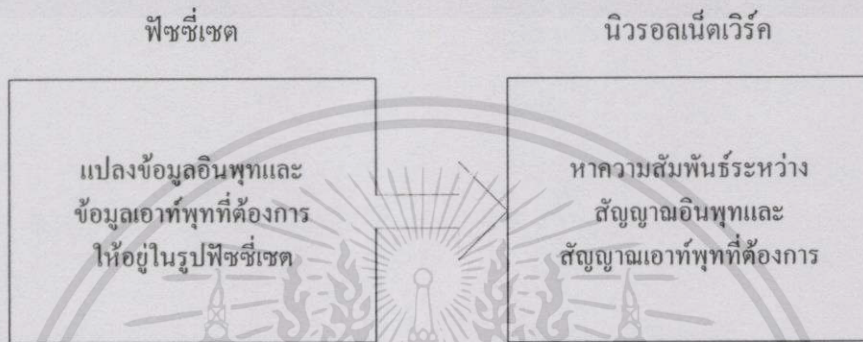
#### 4.2 การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

แบบจำลองพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค เป็นแบบจำลองที่ออกแบบมาเพื่อแก้ไขข้อผิดพลาดอันอาจเกิดขึ้นในกระบวนการฝึกสอนนิวรอลเน็ตเวิร์คตามที่ได้กล่าวมาแล้ว หลักการใหม่ที่น่าเสนอจะก่อให้เกิดการทำงานร่วมระหว่างพีชชีเซตและนิวรอลเน็ตเวิร์ค โดยที่ระบบพีชชีเซตจะถูกนำมาใช้ในการประมวลผลข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการให้อยู่ในรูปของพีชชีเซตก่อนที่จะส่งให้นิวรอลเน็ตเวิร์คทำการฝึกสอน หลังจากนั้นนิวรอลเน็ตเวิร์คจะทำหน้าที่หาความสัมพันธ์ระหว่างชุดของข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ ซึ่งการนำระบบพีชชีเซตเข้ามาใช้ในการแปลงข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการก่อนทำการฝึกสอนนั้น จะส่งผลให้ข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) (ในที่นี้จะเป็นตัวบ่งชี้ว่าข้อมูลแต่ละจุดภาพเป็นสมาชิกของข้อมูลประเภทใด) สามารถแสดงค่าความเป็นสมาชิกในระดับเลขทศนิยมได้ตั้งแต่ 0 ถึง 1 เป็นวิธีที่เอื้ออำนวยต่อการแสดงค่าความเป็นสมาชิกของข้อมูลที่มีความคลุมเครือ ทำให้การปรับสอนนิวรอลเน็ตเวิร์คมีประสิทธิภาพด้านความถูกต้องมากยิ่งขึ้น นอกจากนี้การแปลงข้อมูลอินพุตให้อยู่ในรูปของพีชชีเซตจะมีผลทำให้ข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ป้อนให้นิวรอลเน็ตเวิร์คมีรูปแบบที่เป็นยูนิฟอร์มกล่าวคือมีค่าอยู่ในช่วงทศนิยมตั้งแต่ 0 ถึง 1 เหมือนกัน อันช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของเน็ตเวิร์คให้ดีขึ้น ทั้งนี้การแปลงข้อมูลอินพุตให้อยู่ในรูปของพีชชีเซตยังสามารถทำให้เซลล์ประสาท

ในชั้นอินพุทมีจำนวนลดลงมากกว่าครึ่งหนึ่งของวิธีการแทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารี อันช่วยให้เน็ตเวิร์กใช้เวลาในการประมวลผลข้อมูลคุณภาพที่เหลือน้อยลงได้มาก

#### 4.2.1 โครงสร้างของฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

ฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค แบ่งโครงสร้างการทำงานออกเป็น 2 ส่วนประสานกัน ได้แก่ ส่วนของฟัซซีเซตและส่วนของนิวรอลเน็ตเวิร์ค ดังนี้



รูปที่ 4.5 โครงสร้างของฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

##### 4.2.1.1 ส่วนของฟัซซีเซต

ส่วนของฟัซซีเซตเป็นส่วนที่ออกแบบเพิ่มเติมขึ้นมาเพื่อแก้ปัญหาในการจัดการกับข้อมูลที่มีความคลุมเครือที่พบในการจำแนกข้อมูลภาพด้วยความเทียมด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิม การทำงานในส่วนนี้จะดึงเอาหลักการของฟัซซีเซต ที่กล่าวไว้ในบทที่ 3 ในส่วนของการ Fuzzifier มาทำการแปลงข้อมูลอินพุทและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ให้อยู่ในรูปของฟัซซีเซต ก่อนที่จะส่งไปป้อนให้นิวรอลเน็ตเวิร์คทำการปรับสอน การแปลงค่าเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ให้อยู่ในรูปแบบของฟัซซีเซตจะทำให้ข้อมูลที่มีความคลุมเครือสามารถแทนค่าความเป็นสมาชิกในแต่ละประเภทข้อมูลได้อย่างถูกต้องตรงต่อตามความเป็นจริงมากยิ่งขึ้นซึ่งข้อมูลอินพุทและข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากส่วนนี้จะอยู่ในรูปแบบที่เป็นยูนิฟอร์มอันจะส่งผลให้การเรียนรู้และจำได้ของนิวรอลเน็ตเวิร์คมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ซึ่งทำให้การปรับสอนโครงข่ายมีความถูกต้องเที่ยงตรงมากขึ้นเช่นกัน

##### 4.2.1.2 ส่วนของนิวรอลเน็ตเวิร์ค

สำหรับส่วนของนิวรอลเน็ตเวิร์ค จะทำหน้าที่รับสัญญาณอินพุทและสัญญาณเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ที่อยู่ในรูปของฟัซซีเซตจากขั้นตอน Fuzzify ในหัวข้อ 4.2.1 มาทำการหาความสัมพันธ์จากอินพุทไปยังเอาต์พุท รวมถึงทำการ Defuzzify ในระบบฟัซซี ซึ่งการทำงานใน

ส่วนนี้จะมีลักษณะที่คล้ายคลึงกับการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิม

#### 4.2.2 การประมวลผลในส่วนของฟัซซี่เซต

ส่วนของฟัซซี่เซต มีหน้าที่ในการแปลงข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการให้อยู่ในรูปของฟัซซี่เซตเพื่อใช้ในกระบวนการฝึกสอนนิวรอลเน็ตเวิร์คและใช้ในขั้นตอนของการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

##### 4.2.2.1 ค่าฟัซซี่สำหรับข้อมูลอินพุต

การแปลงข้อมูลอินพุตให้อยู่ในรูปฟัซซี่เซตจะกระทำ 2 ครั้ง คือ ในครั้งแรกจะเป็นการแปลงข้อมูลอินพุตของแต่ละจุดภาพตัวอย่างที่ถูกเลือกเข้ามาเพื่อส่งให้นิวรอลเน็ตเวิร์คทำการปรับสอน และอีกครั้งจะเป็นการแปลงข้อมูลอินพุตของทุกจุดภาพที่ปรากฏบนภาพถ่ายดาวเทียมเพื่อนำไปใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายจริงในขั้นตอนสุดท้าย ซึ่งการแปลงข้อมูลอินพุตทั้ง 2 ครั้ง มีรูปแบบและวิธีการเหมือนกัน กล่าวคือ ข้อมูลของแต่ละจุดภาพซึ่งประกอบไปด้วยค่าระดับความเข้มของสีเทาในแต่ละแบนด์ที่มีค่าต่อเนื่องตั้งแต่ 0 ถึง 255 จะได้รับการแปลงให้อยู่ในรูปของฟัซซี่เซต โดยจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปของค่าระดับความเป็นสมาชิกของ 3 เทอมเซต อันได้แก่ low, medium และ high (ตามสมการที่ 4.1) โดยใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก  $\pi$  [19] (ตามสมการที่ 4.2) ที่ได้เคยอธิบายไปแล้วในบทที่ 3 ในหัวข้อ 3.2.2 เป็นตัวแปลง (ค่าระดับความเข้มของสีเทาของจุดภาพที่  $i$  ของภาพ  $n$  แบนด์ แทนด้วย  $\bar{F}_i = [F_{i1}, F_{i2}, \dots, F_{in}]$ )

$$\bar{X}_i = [\mu_L(F_{i1}), \mu_M(F_{i1}), \mu_H(F_{i1}), \dots, \mu_H(F_{in})] \quad (4.1)$$

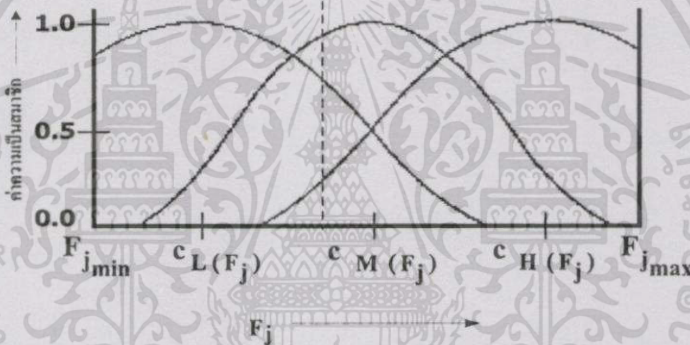
$$\mu_A(F_j) = \begin{cases} 2 \left( 1 - \frac{\|F_j - c_A\|}{\lambda_A} \right)^2 & ; \text{ถ้า } \frac{\lambda_A}{2} \leq \|F_j - c_A\| \leq \lambda_A \\ 1 - 2 \left( \frac{\|F_j - c_A\|}{\lambda_A} \right)^2 & ; \text{ถ้า } 0 \leq \|F_j - c_A\| < \frac{\lambda_A}{2} \\ 0 & ; \text{สำหรับกรณี อื่นๆ} \end{cases} \quad (4.2)$$

โดยที่  $F_j$  คือ ค่าระดับความเข้มของสีเทาของแต่ละจุดภาพในแบนด์ที่  $j$   
 $\|\cdot\|$  คือ ยูคลิดีเนียนนอร์ม

$\lambda$	คือ	รัศมีของฟังก์ชัน $\pi$
$c$	คือ	ตำแหน่งจุดศูนย์กลางของฟังก์ชัน $\pi$
$A$	คือ	เทอมเซตของฟังก์ชัน $\pi$ อันได้แก่ low, medium และ high

จากสมการที่ 4.2 จะสังเกตเห็นว่า ค่าความเป็นสมาชิก  $\pi$  จะลดลงเมื่อระยะห่างระหว่าง  $r$  ถึงจุดศูนย์กลาง  $c$  ( $\|r - c\|$ ) เพิ่มมากขึ้น และค่าความเป็นสมาชิก  $\pi$  จะมีค่าสูงสุด (เท่ากับ 1) เมื่อ  $r$  อยู่ที่ตำแหน่งจุดศูนย์กลาง  $c$  ( $\|r - c\| = 0$ )

สำหรับค่ารัศมี  $\lambda$  และตำแหน่งจุดศูนย์กลาง  $c$  ของฟังก์ชัน  $\pi$  เป็นค่าที่กำหนดขึ้นจากค่าระดับความเข้มของสีเทาของภาพแต่ละแบนด์ ซึ่งแบ่งออกได้เป็น 3 เทอม คือ low, medium และ high มีวิธีการคำนวณตามสมการที่ 4.3 - 4.8 (โครงสร้างการซ้อนทับของฟังก์ชัน  $\pi$  ของ 3 เทอมเซต low, medium และ high แสดงดังรูปที่ 4.6)



รูปที่ 4.6 โครงสร้างการซ้อนทับของฟังก์ชัน  $\pi$  ของ 3 เทอมเซต low, medium และ high

$$\lambda_{M(F_j)} = \frac{1}{2}(F_{jmax} - F_{jmin}) \quad (4.3)$$

$$c_{M(F_j)} = F_{jmin} + \lambda_{M(F_j)} \quad (4.4)$$

$$\lambda_{L(F_j)} = \frac{1}{f_{denom}}(c_{M(F_j)} - F_{jmin}) \quad (4.5)$$

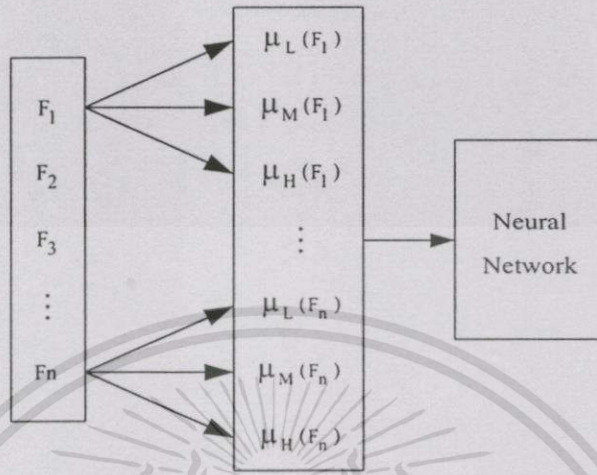
$$c_{L(F_j)} = c_{M(F_j)} - 0.5 \cdot \lambda_{L(F_j)} \quad (4.6)$$

$$\lambda_{H(F_j)} = \frac{1}{f_{denom}}(F_{jmax} - c_{M(F_j)}) \quad (4.7)$$

$$c_{H(F_j)} = c_{M(F_j)} + 0.5 \cdot \lambda_{H(F_j)} \quad (4.8)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่กำหนดให้  $F_{jmax}$  และ  $F_{jmin}$  เป็นค่าสูงสุดและต่ำสุดของค่าระดับความเข้มของสีเทาของภาพถ่ายดาวเทียมแบนด์ที่  $j$  ส่วนพารามิเตอร์  $f_{denom}$  เป็นค่าคงที่ที่ควบคุมการช้อนทับของฟังก์ชัน  $\pi$  ซึ่งเรากำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0.8



รูปที่ 4.7 บล็อกไดอะแกรมของการแปลงค่าสัญญาณอินพุต

พิจารณารูปที่ 4.7 ซึ่งแสดงบล็อกไดอะแกรมของการแปลงค่าสัญญาณอินพุตให้อยู่ในรูปฟัซซี่เซตของจุดภาพที่  $i$  จากภาพถ่ายจำนวน  $n$  แบนด์ การแปลงข้อมูลอินพุตตามวิธีการข้างต้นส่งผลให้ค่าของข้อมูลจุดภาพตัวอย่างซึ่งเป็นค่าระดับความเข้มของสีเทาของจุดภาพในแต่ละแบนด์ถูกแปลงให้อยู่ในรูปของฟัซซี่เซตที่มีค่าระดับความเป็นสมาชิกของ 3 เทอมเซต low, medium และ high ที่มีค่าอยู่ในช่วง  $[0,1]$  (ดังนั้นในกรณีที่เราใช้ภาพถ่ายดาวเทียมจำนวน  $n$  แบนด์ เราจะได้จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นอินพุตของนิวรอลเน็ตเวิร์กทั้งสิ้น  $3n$  เซลล์)

การแปลงข้อมูลอินพุตให้อยู่ในรูปฟัซซี่เซตตามวิธีที่นำเสนอ นอกจากจะมีผลทำให้ข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) มีระดับของข้อมูลอยู่ในช่วงเดียวกัน (อยู่ในรูปความเป็นสมาชิกของฟัซซี่เซตที่มีค่าความเป็นสมาชิกอยู่ในช่วง  $[0,1]$  เหมือนกัน) แต่มีจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นอินพุตน้อยกว่าวิธีการแทนข้อมูลแบบไบนารี [1] อันช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการแยกแยะข้อมูลที่คล้ายคลึงกันและช่วยลดเวลาในการประมวลผลของโครงข่ายลงได้แล้วนั้น จะสังเกตเห็นได้ว่าข้อมูลอินพุตที่ผ่านการคำนวณตามวิธีนี้ เป็นข้อมูลที่ได้รับการบีบช่วงของข้อมูลจริงให้แคบลงให้อยู่เฉพาะภายในช่วงของข้อมูลบนพื้นที่ที่เราสนใจเท่านั้น (ช่วง  $F_{jmin}$  ถึง  $F_{jmax}$ ) ซึ่งการทำเช่นนี้ทำให้โครงข่ายสามารถเห็นถึงความแตกต่างของข้อมูลได้ชัดเจนมากยิ่งขึ้น อันจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและเพิ่มความเร็วในการจำแนกข้อมูลที่มีความคลุมเครือได้มากขึ้น

4.2.2.2 ค่าฟัซซี่สำหรับข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ซึ่งเป็นข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องใช้ในขั้นตอนของการฝึกสอนนั้น ในที่นี้จะป็นข้อมูลที่บ่งบอกให้ทราบว่าจุดภาพแต่ละจุดภาพที่เลือกเข้ามาทำการปรับสอน มีสถานะเป็นสมาชิกของข้อมูลประเภทใด ในระดับใด ซึ่งทำโดยการคำนวณหาระยะห่างจากข้อมูลภาพจุดนั้น ไปยังจุดศูนย์กลางหรือค่าเฉลี่ยตามประเภทของข้อมูลที่จุดภาพนั้นเป็นสมาชิก โดยใช้ฟังก์ชัน Beta ที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 3 ผลการคำนวณที่ได้จะอยู่ในรูปของฟังก์ชันเซตที่มีระดับของความเป็นสมาชิกอยู่ในช่วง  $[0,1]$  สำหรับข้อมูลที่ที่ใช้ในการคำนวณคือค่าระดับความเข้มสีเทาของจุดภาพนั้น กับค่าเฉลี่ยหรือจุดศูนย์กลางของประเภทข้อมูลที่จุดภาพนั้นเป็นสมาชิกอยู่ ซึ่งค่าเฉลี่ยหรือจุดศูนย์กลางของแต่ละประเภทนี้สามารถคำนวณได้จากค่าระดับความเข้มสีเทาของทุกจุดภาพตัวอย่างที่เลือกเข้ามาเป็นสมาชิกของประเภทนั้น ฟังก์ชัน Beta แสดงความเป็นสมาชิกประเภทที่  $K$  ของข้อมูลภาพจุดที่  $i$  แสดงดังสมการที่ 4.9 ส่วนสมการที่ 4.10 เป็นสมการคำนวณหาระยะห่างจากข้อมูลภาพจุดที่  $i$  ถึงค่าเฉลี่ยของข้อมูลประเภทที่  $K$  แนวคิดการคำนวณแสดงดังภาพที่ 4.8



รูปที่ 4.8 แนวคิดการคำนวณหาระยะห่างของจุดภาพ  $X$  ถึงจุดศูนย์กลางของประเภท  $B$

$$\mu_k(\bar{F}_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{Z_{ik}}{\beta}\right)^p} \quad (4.9)$$

$$Z_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^n \left(\frac{F_{ij} - M_{kj}}{v_{kj}}\right)^2} \quad (4.10)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่  $Z_{ik}$  เป็นระยะห่างจากข้อมูลภาพจุดที่  $i$  ถึงจุดศูนย์กลางของข้อมูลประเภทที่  $K$   
 $\beta$  และ  $p$  เป็นค่าคงที่ ที่ควบคุมค่าความเป็นสมาชิก กำหนดให้มีค่าเท่ากับ 20 และ 2  
 $M_{kj}$  เป็นค่าเฉลี่ยของค่าระดับความเข้มของสีเทาสำหรับข้อมูลประเภท  $K$  แบนด์ที่  $j$   
 $V_{kj}$  เป็นค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าระดับความเข้มของสีเทาสำหรับประเภท  $K$   
 แบนด์ที่  $j$  (ในกรณีที่  $V_{kj}$  มีค่าเท่ากับ 0 จะกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 1)  
 $F_{ij}$  เป็นค่าระดับความเข้มของสีเทาของจุดภาพที่  $i$  แบนด์ที่  $j$

พิจารณาสมการที่ 4.9 และ 4.10 จะสังเกตเห็นว่า เมื่อระยะห่างจากข้อมูลภาพจุดที่  $i$  ถึงจุดศูนย์กลางของข้อมูลประเภทที่  $K$  มีค่าเท่ากับ 0 ค่าความเป็นสมาชิกของประเภทที่  $K$  จะมีค่าสูงสุดคือมีค่าเท่ากับ 1 และในขณะเดียวกันค่าความเป็นสมาชิกจะมีค่าต่ำสุดหรือมีค่าเท่ากับ 0 เมื่อระยะห่างมีค่าเข้าใกล้อินฟินิตี้

จากการใช้สมการที่ 4.9 และ 4.10 ข้อมูลจุดภาพของแต่ละประเภทที่เลือกเข้ามาทำการปรับสอนจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปของค่าความเป็นสมาชิกของประเภทตัวมันเอง ที่สามารถมีค่าระดับความเป็นสมาชิกเป็นค่าทศนิยมได้ตั้งแต่ 0 ถึง 1 ส่วนค่าระดับความเป็นสมาชิกของประเภทที่เหลือจะถูกกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0

ตัวอย่าง กรณีภาพถ่ายดาวเทียมที่เราต้องการจำแนกประเภทข้อมูลมี 4 ประเภท คือ ประเภท 1 ถึง 4 เราจะได้จำนวนเซลล์ประสาทสำหรับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ 4 เซลล์ แทนค่าความเป็นสมาชิกของข้อมูลทั้ง 4 ประเภทตามลำดับ ถ้าข้อมูล ณ จุดภาพนั้นเป็นตัวอย่างจุดภาพของข้อมูลประเภทที่ 2 ค่าระดับความเข้มของสีเทาของจุดภาพนี้ ก็จะถูกนำมาคำนวณหาค่าความเป็นสมาชิกของประเภทที่ 2 ตามสมการที่ 4.9 และ 4.10 ซึ่งสมมติว่าคำนวณได้ค่าความเป็นสมาชิกเท่ากับ 0.89 เราก็จะได้ค่าของข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการของจุดภาพนี้ 4 เซลล์ ดังแสดงในรูปที่ 4.9

ดังนั้นจำนวนเซลล์ประสาทของข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ในที่นี้มีค่าเท่ากับจำนวนประเภทข้อมูลที่เราต้องการจำแนกนั่นเอง

## ค่าของข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ

ประเภทที่ 1 → (0)

ประเภทที่ 2 → (0.89)

ประเภทที่ 3 → (0)

ประเภทที่ 4 → (0)

รูปที่ 4.9 ตัวอย่างข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการที่ได้ผ่านการแปลงให้อยู่ในรูปฟิชชีเซต

## 4.2.3 การประมวลผลในส่วนของนิเวรอลเน็ตเวิร์ค

การทำงานในส่วนนี้ มีรูปแบบเดียวกับการจำแนกข้อมูลภาพด้วยวิธีนิเวรอลเน็ตเวิร์ค กล่าวคือเราจะใช้อัลกอริทึมแบบแบคหรือพหุภาคชั้นเป็นอัลกอริทึมในการปรับสอนโครงข่ายฟิชชีนิเวรอลเน็ตเวิร์ค และเนื่องจากอัลกอริทึมนี้อยู่ในรูปแบบของการฝึกสอนแบบควบคุมดูแล (Supervised Training) จึงต้องมีการป้อนชุดของข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน ซึ่งได้แก่ คู่ของข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ที่สอดคล้องกัน ซึ่งได้มาจากการแปลงค่าระดับความเข้มของสีเทาของแต่ละจุดภาพให้อยู่ในรูปแบบของฟิชชีเซตตามวิธีการในหัวข้อ 4.2.2

การแปลงข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการให้อยู่ในรูปของฟิชชีเซต ตามวิธีการแปลงข้อมูลในหัวข้อ 4.2.2 เราจะได้จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นอินพุตของโครงข่ายจะมีค่าเท่ากับ  $3n$  เซลล์ เมื่อ  $n$  แทนจำนวนแบนด์ของภาพถ่ายดาวเทียม และจะได้จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นเอาต์พุตของโครงข่ายมีจำนวนเท่ากับจำนวนประเภทข้อมูลทั้งหมดที่จะทำการจำแนก ส่วนจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนนั้น โดยทั่วไปไม่ควรมีจำนวนน้อยกว่าจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นอินพุต [5] แต่จากการทดลองเราพบว่าโครงข่ายจะสามารถทำการเรียนรู้ได้ดีและรวดเร็วถ้ากำหนดให้มีจำนวนเซลล์ประสาทประมาณ 2 เท่าของจำนวนเซลล์ในชั้นอินพุต ดังนั้นในงานวิจัยครั้งนี้จะกำหนดจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนให้เท่ากับ 2 เท่าของจำนวนเซลล์ในชั้นอินพุต สำหรับจำนวนของชั้นซ่อน (Hidden Layer) สามารถกำหนดให้มีจำนวนได้มากกว่า 1 ชั้น โดยพิจารณาจากความซับซ้อนของข้อมูลที่ต้องการจำแนก ถ้าข้อมูลมีความซับซ้อนมาก (ข้อมูลแต่ละประเภทมี

ลักษณะใกล้เคียงกันมาก) การใช้จำนวนชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียวอาจไม่สามารถทำให้โครงข่ายทำการเรียนรู้สำเร็จได้ สำหรับงานวิจัยครั้งนี้กำหนดให้มีจำนวนชั้นซ่อนทั้งหมด 2 ชั้น

จากหลักการและขั้นตอนของการฝึกสอนโครงข่ายด้วยอัลกอริทึมแบบแบคพร็อพพาคชันโดยทั่วไป (ดูหัวข้อ 3.1.6) เมื่อนำอัลกอริทึมนี้มาใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายพีชชีแนวโรลเน็ตเวิร์คผู้เขียนได้เพิ่มเงื่อนไขในส่วนของข้อกำหนดค่า  $\eta$  ซึ่งเป็นค่าอัตราการเรียนรู้ของโครงข่าย โดยในการฝึกสอน 2 รอบแรกจะกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0.02 หลังจากนั้นค่าอัตราการเรียนรู้จะถูกคำนวณขึ้นมาใหม่โดยคิดจากอัตราส่วนของค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนในรอบปัจจุบัน ( $E_p^n$ ) หารด้วยค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนในรอบที่แล้ว ( $E_p^{n-1}$ ) ดังนี้

$$\eta = \begin{cases} \eta \times 0.7 & \text{ถ้า } \frac{E_p^n}{E_p^{n-1}} > 1.04 \\ \eta & \text{ถ้า } 1 \leq \frac{E_p^n}{E_p^{n-1}} \leq 1.04 \\ \eta \times 1.05 & \text{ถ้า } \frac{E_p^n}{E_p^{n-1}} < 1 \end{cases} \quad (4.11)$$

การกำหนดค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ โดยทั่วไปจะกำหนดให้มีค่าอยู่ในช่วง 0.01 – 0.001 ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับว่าผู้วิจัยต้องการให้โครงข่ายมีเปอร์เซ็นต์ของความถูกต้องในการฝึกสอนมากน้อยเพียงใด การกำหนดให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้มีค่าต่ำมากๆ นั้น สามารถทำให้การฝึกสอนโครงข่ายมีความถูกต้องมากขึ้นก็จริง แต่โครงข่ายก็ต้องใช้เวลาในการฝึกสอนมากขึ้นตามไปด้วยเช่นกัน สำหรับในงานวิจัยครั้งนี้กำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0.001 ซึ่งถือเป็นค่าที่มีความละเอียดมากเนื่องจากเราต้องการให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพสูงในการจัดการกับข้อมูลที่มีความคลุมเครือสำหรับค่า  $\alpha$  หรือค่าสัมประสิทธิ์โมเมนต์ที่ควบคุมปริมาณการปรับน้ำหนักในครั้งก่อนกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0.9 และกำหนดจำนวนรอบ (Epoch) สูงสุดที่ใช้ในการฝึกสอนไว้ที่ 50,000 รอบ

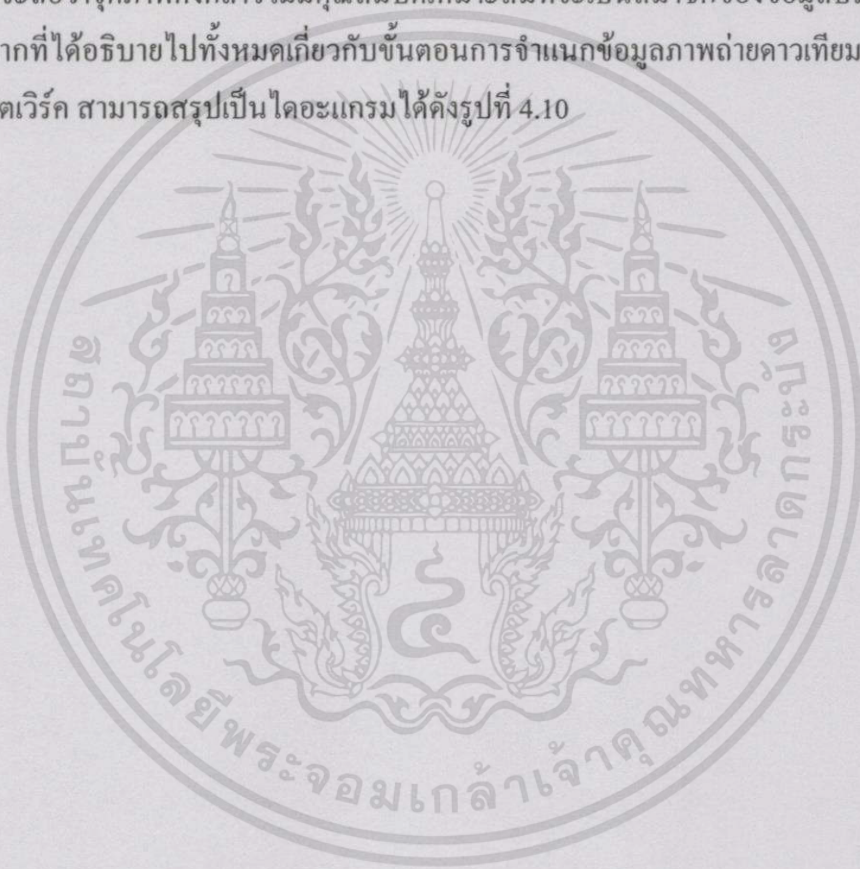
#### 4.2.4 การนำเน็ตเวิร์คไปใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

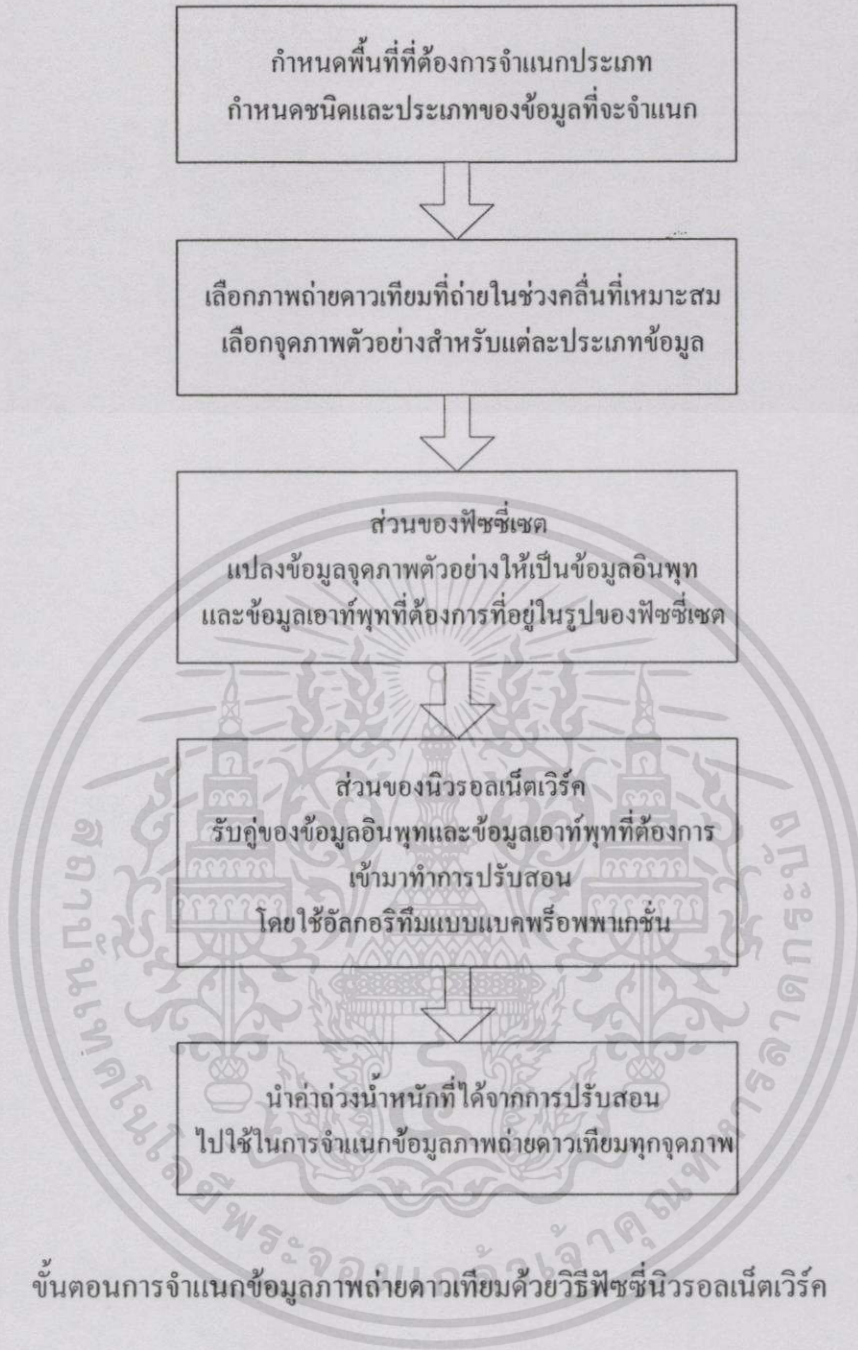
เน็ตเวิร์คที่ผ่านการฝึกสอนจะถูกนำมาใช้ในกระบวนการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ซึ่งจะเริ่มจากการรับค่าอินพุตที่ได้จากการแปลงค่าระดับความเข้มของสีเทาของแต่ละจุดภาพที่ปรากฏบนภาพถ่ายดาวเทียมให้ในรูปของพีชชีแนตตามวิธีการในหัวข้อ 4.2.2 เน็ตเวิร์คจะรับค่าของข้อมูลอินพุตดังกล่าวมาทำการคำนวณร่วมกับค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอนโดยใช้สมการที่

4.11-4.16 และสร้างเป็นค่าเอาท์พุท ซึ่งค่าเอาท์พุทที่ได้จากการคำนวณจะเป็นค่าเอาท์พุทที่แสดงถึงระดับความเป็นสมาชิกของแต่ละประเภทที่แตกต่างกันออกไปตามลำดับของเซลล์ในชั้นเอาท์พุท

การตัดสินใจจุดภาพนั้นเป็นสมาชิกของข้อมูลประเภทใด มีหลักเกณฑ์การพิจารณาเช่นเดียวกับการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีนิเวศเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิม กล่าวคือ ค่าความเป็นสมาชิกของข้อมูลประเภทใดมีค่าสูงสุด จุดภาพนั้นก็จะถูกตัดสินให้เป็นข้อมูลประเภทนั้น นอกจากนี้ถ้าจุดภาพสามารถเป็นข้อมูลประเภทอื่นที่อยู่นอกเหนือจากประเภทที่เรากำลังทำการจำแนกประเภท ผู้วิจัยสามารถทำการกำหนดค่าเทร โชลด์ (Threshold) ขึ้นมาเพื่อใช้เป็นขอบเขตในการตัดสินใจได้ โดยถ้าค่าความเป็นสมาชิกที่คำนวณได้ของจุดภาพนั้นมีค่าต่ำกว่าค่าเทร โชลด์ที่กำหนด ก็จะถือว่าจุดภาพดังกล่าวไม่มีคุณสมบัติเหมาะสมที่จะเป็นสมาชิกของข้อมูลประเภทใดเลย

จากที่ได้อธิบายไปทั้งหมดเกี่ยวกับขั้นตอนการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีพีซซีนิเวศเน็ตเวิร์ค สามารถสรุปเป็นไดอะแกรมได้ดังรูปที่ 4.10





รูปที่ 4.10 ขั้นตอนการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

## การทดลองและผลการทดลอง

หลังจากที่ได้อธิบายถึงขั้นตอนและวิธีการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยพีซีซีนิวรอลเน็ตเวิร์คไปในบทที่แล้ว เนื้อหาในบทนี้จะเป็นการทดลองและทดสอบการทำงาน ซึ่งทำโดยการเขียนโปรแกรม MATLAB จำลองการทำงานของพีซีซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค จากนั้นนำมาทดสอบผลความถูกต้องของการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมจำนวน 2 ชุด ซึ่งภาพถ่ายดาวเทียมทั้ง 2 ชุดเป็นภาพถ่ายจากดาวเทียม LANDSAT-5 ระบบ TM (Thematic Mapper) ที่ผู้เขียนได้เคยอธิบายถึงรายละเอียดและคุณสมบัติต่างๆ ของดาวเทียมดวงนี้ไว้แล้วในบทที่ 2

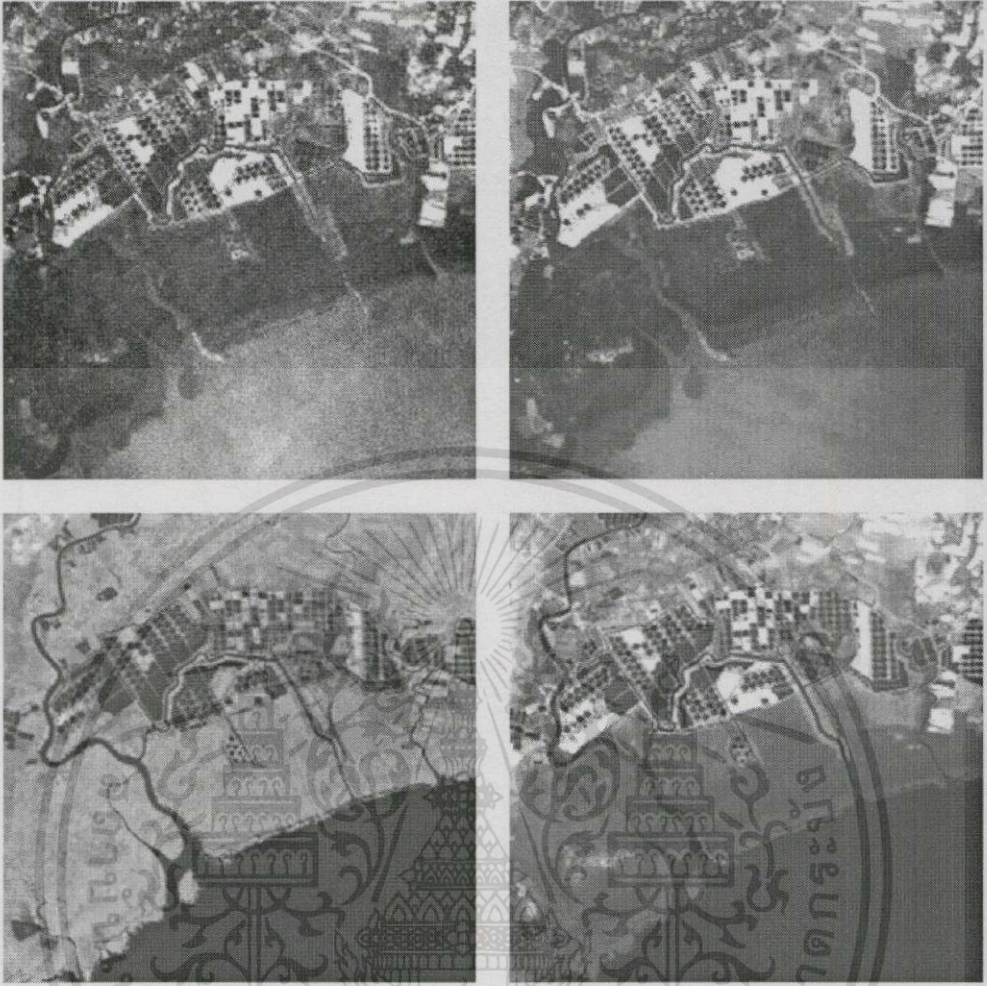
### 5.1 ขอบเขตของการทดลอง

ขอบเขตของการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมครั้งนี้ มีดังต่อไปนี้

#### 5.1.1 ข้อมูลภาพที่นำมาวิเคราะห์

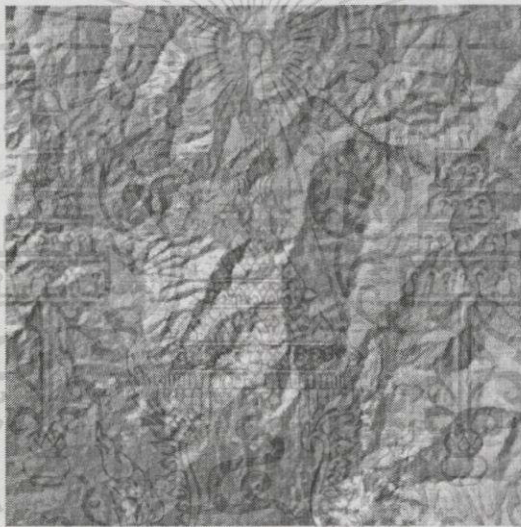
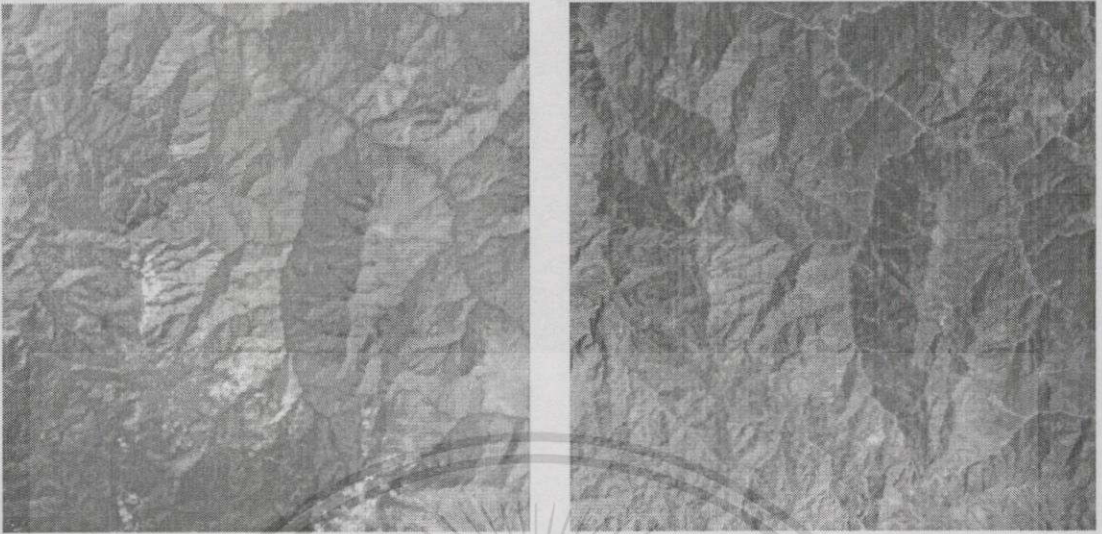
ภาพถ่ายจากดาวเทียม LANDSAT-5 ระบบ TM ที่ใช้ในการทดลองครั้งนี้ มี 2 ชุด โดยมีรายละเอียดของภาพถ่ายแต่ละชุดดังนี้

ภาพถ่ายดาวเทียมที่ใช้ในการทดลองชุดแรกเป็นภาพถ่ายของจังหวัดชุมพร ทำการบันทึกข้อมูลวันที่ 10 มีนาคม 2541 มีขนาดของภาพ 256x256 จุดภาพ วัตถุประสงค์ในการทดลองต้องการจำแนกข้อมูล 4 ประเภท อันได้แก่ พื้นที่การเกษตร (Vegetation area) พื้นน้ำ (Water body) ที่ดินรกร้าง-มีไม้แคระเข้ (Waste land) และพื้นดินเปิดโล่ง (Bare soil) ผู้วิจัยจึงเลือกใช้ภาพถ่ายในแบนด์ที่ 1, 3, 4 และ 5 เนื่องจากภาพที่ถ่ายในแบนด์ที่ 1 มีคุณสมบัติในการแยกดินจากพืชพรรณต่างๆ ในขณะที่ภาพแบนด์ที่ 3 ใช้ในการแสดงความแตกต่างของการดูดกลืนคลอโรฟิลล์ในพืชพรรณชนิดต่างๆ ได้ดี ส่วนภาพแบนด์ที่ 4 จะมีคุณสมบัติในการแสดงความแตกต่างของน้ำและส่วนที่ไม่ใช่น้ำ และแบนด์ที่ 5 จะใช้ในการตรวจปริมาณความชื้นในพืช ภาพถ่ายทั้ง 4 แบนด์ของจังหวัดชุมพรแสดงดังรูปที่ 5.1



รูปที่ 5.1 ภาพถ่ายดาวเทียมของจังหวัดชุมพร ขนาด 256x256 จุดภาพ แบนด์ 1 (บนซ้าย), แบนด์ 3 (บนขวา), แบนด์ 4 (ล่างซ้าย) และแบนด์ 5 (ล่างขวา)

สำหรับภาพถ่ายชุดที่ 2 เป็นภาพถ่ายครอบคลุมพื้นที่ป่าไม้ในจังหวัดเชียงใหม่ ทำการบันทึกข้อมูลเมื่อวันที่ 11 มีนาคม 2542 มีขนาดของภาพ 512x512 จุดภาพ มีวัตถุประสงค์ต้องการจำแนกข้อมูล 4 ประเภท ได้แก่ ป่าดงดิบ (Evergreen forest) ป่าเต็งรัง (Dry dipterocarp forest) ทุ่งหญ้า (Paddy field) และพื้นดินเปิดโล่ง (Bare soil) ผู้วิจัยจึงเลือกใช้ภาพที่ถ่ายในแบนด์ที่ 3, 4 และ 5 ภาพถ่ายทั้ง 3 แบนด์ ของพื้นที่ดังกล่าวแสดงดังรูปที่ 5.2



รูปที่ 5.2 ภาพถ่ายดาวเทียมของจังหวัดเชียงใหม่ ขนาด 512x512 จุดภาพ แบนด์ 3 (บนซ้าย), แบนด์ 4 (บนขวา) และแบนด์ 5 (ล่าง)

### 5.1.2 จุดภาพตัวอย่างสำหรับฝึกสอนและทดสอบ

สำหรับจำนวนของจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนนั้น ทางทฤษฎีระบุว่าแต่ละประเภทควรมีจำนวนอย่างน้อย  $10n$  จุดภาพ เมื่อ  $n$  แทนจำนวนแบนด์ของภาพถ่ายดาวเทียมที่เลือกใช้ ดังนั้นในกรณีของภาพซุมพรเราเลือกใช้ภาพถ่ายจำนวน 4 แบนด์ จึงควรมีจำนวนจุดภาพตัวอย่างของแต่ละประเภทไม่ต่ำกว่า 40 จุดภาพ และสำหรับภาพเชียงใหม่ควรมีจำนวนไม่ต่ำกว่า 30 จุดภาพ ซึ่งจำนวนของจุดภาพแต่ละประเภทที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบ โครงการในงานวิจัยครั้งนี้แสดงดังตารางที่ 5.1 สำหรับภาพซุมพร และตารางที่ 5.2 สำหรับภาพเชียงใหม่ ส่วนรูปที่ 5.3 และ 5.4 แสดงบริเวณจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบของภาพซุมพรและเชียงใหม่ ตามลำดับ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.1 จำนวนจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบของภาพชุมพร

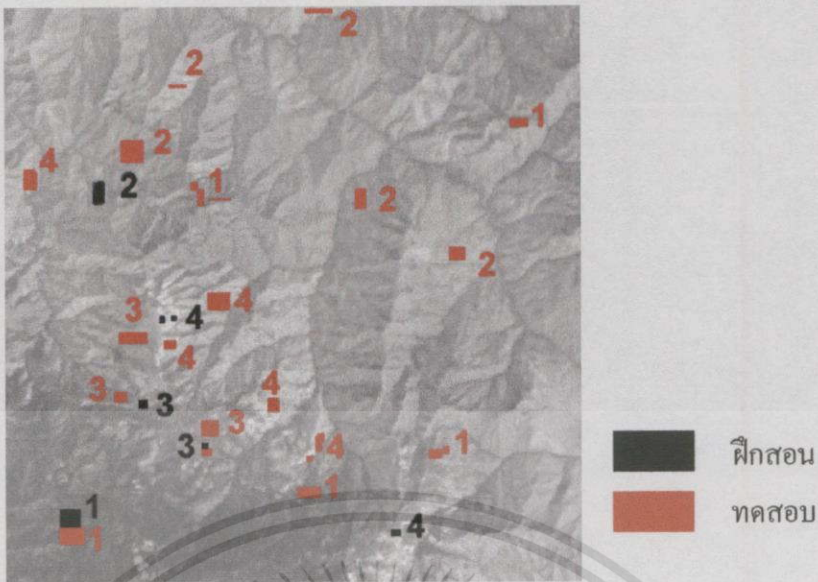
จำนวนจุดภาพ	ประเภทข้อมูล				รวม
	1. พื้นที่การเกษตร	2. พื้นน้ำ	3. ที่ดินรกร้าง- มีไม้แคระขึ้น	4. พื้นดินเปิดโล่ง	
ฝึกสอน	344	198	126	180	848
ทดสอบ	1,243	870	824	451	3,388
รวม	1,587	1,068	950	631	4,236



รูปที่ 5.3 บริเวณจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบของภาพชุมพร (แสดงบนภาพแบนด์ 1)

ตารางที่ 5.2 จำนวนจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบของภาพเชียงใหม่

จำนวนจุดภาพ	ประเภทข้อมูล				รวม
	1. ป่าดงดิบ	2. ป่าเต็งรัง	3. ทุ่งหญ้า	4. พื้นดินเปิดโล่ง	
ฝึกสอน	255	231	100	107	693
ทดสอบ	1,105	1,479	640	931	4,155
รวม	1,360	1,710	740	1,038	4,848



รูปที่ 5.4 บริเวณจุดภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบของภาพเรียงใหม่ (แสดงบนภาพแบนด์ 3)

### 5.1.3 โครงสร้างของพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

โครงสร้างของพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ ประกอบไปด้วย ชั้นอินพุท ชั้นซ่อน 2 ชั้น และชั้นเอาต์พุท สำหรับค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปของพีชชีเซต และใช้ในการฝึกสอนนิวรอลเน็ตเวิร์ค เป็นไปตามที่ระบุไว้ในหัวข้อ 4.2.2 ทุกประการ

### 5.1.4 วิธีการอื่นที่นำมาเปรียบเทียบ

เพื่อชี้ให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คอย่างเด่นชัด จึงได้ทำการทดลองเปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลกับวิธีอื่นอีก 2 วิธี คือ วิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิม (อธิบายรายละเอียดไว้ในบทที่ 4 หัวข้อ 4.1) และวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด (อธิบายในบทที่ 2 หัวข้อ 2.3 ภาคผนวก ข.) โดยที่ข้อมูลภาพถ่ายและจุดภาพตัวอย่างที่ใช้ในการฝึกสอนของวิธีทั้งสองเป็นชุดเดียวกับที่ใช้ในวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คทุกประการ

## 5.2 การทดลองจำแนกข้อมูลด้วยวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

การประมวลผลกระทำบนเครื่องไมโครคอมพิวเตอร์รุ่นเพนเทียม III ความเร็ว 667 MHz หน่วยความจำขนาด 128 MB ผลการทดลองที่ได้ มีดังนี้

### 5.2.1 การฝึกสอนเน็ตเวิร์ค

เริ่มจากการแปลงข้อมูลของแต่ละจุดภาพซึ่งประกอบไปด้วยค่าระดับความเข้มของสีเทาในแต่ละแบนด์ที่มีค่าเป็นเลขจำนวนเต็มตั้งแต่ 0 ถึง 255 ให้เป็นข้อมูลอินพุทที่อยู่ในรูปพีชชีเซตที่มีค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระดับความเป็นสมาชิกของ 3 เทอมเซต อันได้แก่ low, medium และ high โดยใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก  $\pi$  (อธิบายไว้ในหัวข้อ 4.2.2) ผลการคำนวณหาค่ารัศมี  $\lambda$  และตำแหน่งจุดศูนย์กลาง  $c$  ของฟังก์ชัน  $\pi$  แสดงดังตารางที่ 5.3 ตารางที่ 5.4 แสดงค่าต่ำสุด ( $F_{\min}$ ) และค่าสูงสุด ( $F_{\max}$ ) ของค่าระดับความเข้มสีเทาในแต่ละแบนด์ของภาพทั้ง 2 ชุด ตารางที่ 5.5 แสดงตัวอย่างของจุดภาพจำนวน 1 จุดภาพ ที่ผ่านการแปลงให้อยู่ในรูปพีชคณิตของข้อมูลอินพุท โดยจุดภาพดังกล่าวเป็นจุดภาพตัวอย่างของภาพเชิงใหม่ ประเภทป่าดงดิบ

ตารางที่ 5.3 ค่ารัศมี  $\lambda$  และตำแหน่งจุดศูนย์กลาง  $c$  ของฟังก์ชัน  $\pi$

ภาพ		รัศมี $\lambda$			จุดศูนย์กลาง $c$		
		low	medium	high	low	medium	high
ชุมพร	แบนด์ 1	159.3750	127.5000	159.3750	47.8125	127.5000	207.1875
	แบนด์ 3	141.8750	113.5000	141.8750	70.5625	141.5000	212.4375
	แบนด์ 4	131.2500	105.0000	131.2500	84.3750	150.0000	215.6250
	แบนด์ 5	123.1250	98.5000	123.1250	94.9375	156.5000	218.0625
เชียงใหม่	แบนด์ 3	95.0000	76.0000	95.0000	131.5000	179.0000	226.5000
	แบนด์ 4	105.0000	84.0000	105.0000	118.5000	171.0000	223.5000
	แบนด์ 5	116.2500	93.0000	116.2500	103.8750	162.0000	220.1250

ตารางที่ 5.4 ค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดของค่าระดับความเข้มสีเทาในแต่ละแบนด์

ภาพ		ค่าต่ำสุด ( $F_{\min}$ )	ค่าสูงสุด ( $F_{\max}$ )
ชุมพร	แบนด์ 1	0	255
	แบนด์ 3	28	255
	แบนด์ 4	45	255
	แบนด์ 5	58	255
เชียงใหม่	แบนด์ 3	103	255
	แบนด์ 4	87	255
	แบนด์ 5	69	255

ตารางที่ 5.5 ตัวอย่างของจุดภาพที่ผ่านการแปลงให้อยู่รูปพีชคณิตของข้อมูลอินพุท (เป็นจุดภาพของภาพเชิงใหม่ประเภทป่าดงดิบ)

ค่าระดับความเข้มของสีเทา	แบนด์ 3			แบนด์ 4			แบนด์ 5		
	low	medium	high	low	medium	high	low	medium	high
แปลงให้อยู่ในรูปพีชคณิต	0.9933	0.1832	0.0000	0.7311	0.9444	0.2689	0.9615	0.5921	0.0385

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ต่อไปเป็นการแปลงข้อมูลเอาท์พุทที่ต้องการ (Target Output) ให้อยู่ในรูปพีชชีเซต (ตามหัวข้อ 4.2.2) จากการทดลองสามารถคำนวณหาค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท (ตามสมการที่ 4.10) ได้ดังตารางที่ 5.6 และ 5.7 ส่วนตารางที่ 5.8 แสดงตัวอย่างของจุดภาพจำนวน 1 จุดภาพที่ผ่านการแปลงให้อยู่ในรูปพีชชีเซตของข้อมูลเอาท์พุทที่ต้องการ โดยเป็นจุดภาพเดียวกับที่ได้แปลงให้อยู่ในรูปพีชชีเซตของข้อมูลอินพุทตามตารางที่ 5.5

ตารางที่ 5.6 ค่าเฉลี่ยของค่าระดับความเข้มของสีเทาของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท

ภาพรวมพร	ค่าเฉลี่ยของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท			
	พื้นที่การเกษตร	พื้นน้ำ	ที่ดินรกร้าง-มีไม้แคระขึ้น	ที่ดินเปิดโล่ง
แบนด์ 1	78.2035	152.7879	112.5397	253.1667
แบนด์ 3	84.4302	125.3636	168.7540	254.5833
แบนด์ 4	187.9651	62.0253	149.7619	203.8278
แบนด์ 5	102.0291	64.7071	218.1825	253.7444
ภาพเชิงใหม่	ป่าคงคิบ	ป่าเต็งรัง	ทุ่งหญ้า	ที่ดินเปิดโล่ง
แบนด์ 3	131.4431	173.1342	169.3000	250.3645
แบนด์ 4	179.4471	118.9654	141.9800	202.7103
แบนด์ 5	133.7059	146.1818	183.6400	252.7757

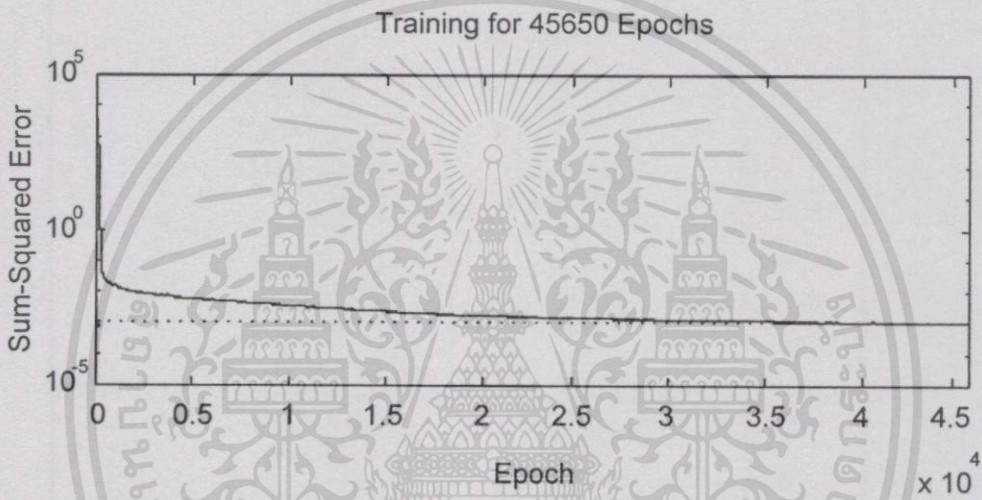
ตารางที่ 5.7 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าระดับความเข้มของสีเทาของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท

ภาพรวมพร	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท			
	พื้นที่การเกษตร	พื้นน้ำ	ที่ดินรกร้าง-มีไม้แคระขึ้น	ที่ดินเปิดโล่ง
แบนด์ 1	30.3279	48.0142	19.9237	8.1915
แบนด์ 3	13.6647	25.4766	15.2450	2.4651
แบนด์ 4	8.0105	3.5200	11.0442	28.0920
แบนด์ 5	7.3440	3.2657	19.3859	3.9226
ภาพเชิงใหม่	ป่าคงคิบ	ป่าเต็งรัง	ทุ่งหญ้า	ที่ดินเปิดโล่ง
แบนด์ 3	7.3952	10.0141	7.0115	8.7322
แบนด์ 4	14.9557	9.7690	6.7255	12.7731
แบนด์ 5	13.7599	17.2095	7.8142	6.0662

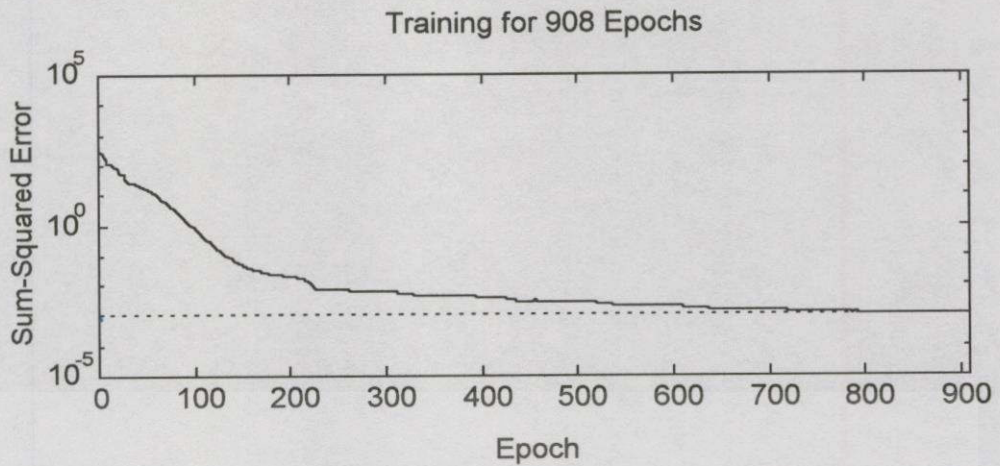
ตารางที่ 5.8 ข้อมูลเอาท์พุทที่ต้องการในรูปพีชชีเซตของจุดภาพตัวอย่างตามตารางที่ 5.5

การจัดเรียงเซลล์ ในชั้นเอาท์พุท	เซลล์ที่ 1 (ป่าคงคิบ)	เซลล์ที่ 2 (ป่าเต็งรัง)	เซลล์ที่ 3 (ทุ่งหญ้า)	เซลล์ที่ 4 (ที่ดินเปิดโล่ง)
ข้อมูลเอาท์พุทที่ต้องการ ในรูปพีชชีเซต	0.9906	0	0	0

และเมื่อผ่านกระบวนการแปลงข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการให้อยู่ในรูปพีชคณิตแล้ว นิวรอลเน็ตเวิร์คจะเริ่มทำการฝึกสอนโดยหาความสัมพันธ์ระหว่างคู่ของข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ ซึ่งมีขั้นตอนในการทำงานเป็นไปตามที่ได้อธิบายไว้ใน หัวข้อ 4.2.3 ผลจากการฝึกสอนมีดังนี้ ภาพรวมใช้เวลาในการฝึกสอน 1 ชั่วโมง 47 นาที โดยใช้จำนวนรอบ (Epoch) ในการฝึกสอน 45,650 รอบ ส่วนผลการฝึกสอนของภาพเชิงใหม่นั้น ใช้เวลาในการฝึกสอนเพียง 1 นาที โดยใช้จำนวนรอบในการฝึกสอน 908 รอบ รูปที่ 5.5 และ 5.6 เป็นกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของภาพรวมและภาพเชิงใหม่ตามลำดับ



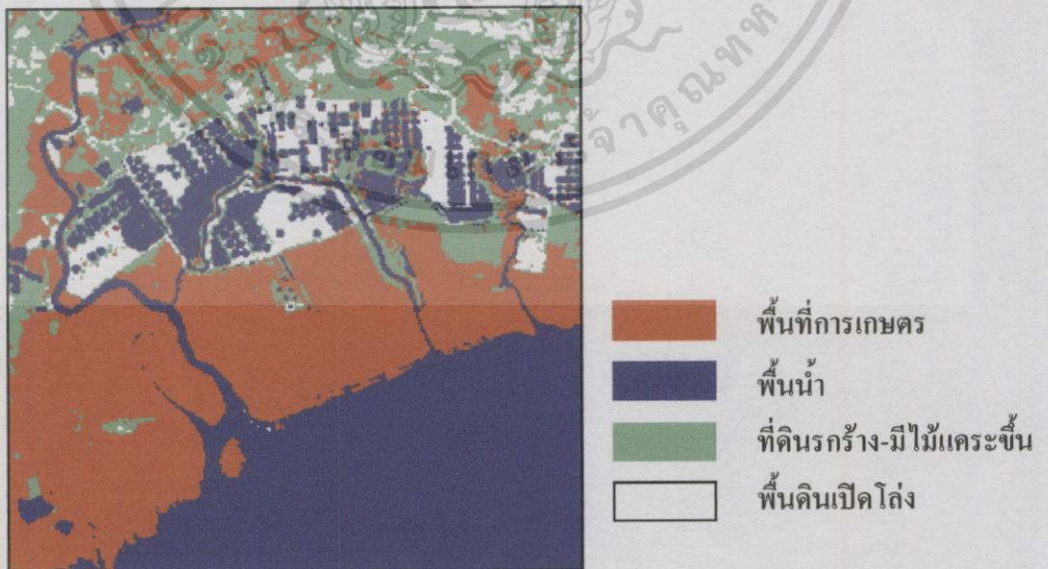
รูปที่ 5.5 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของวิธีพีชคณิตนิวรอลเน็ตเวิร์ค (ภาพรวม)



รูปที่ 5.6 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค (ภาพเชียงใหม่)

### 5.2.2 ผลการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม

หลังจากผ่านกระบวนการฝึกสอน เน็ตเวิร์คที่ได้จะถูกนำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่ละจุดภาพ จากนั้นจะนำผลที่ได้มาทำการทดสอบความถูกต้อง โดยเทียบกับจุดภาพตัวอย่างที่เลือกไว้ สำหรับภาพซุมพรใช้จำนวนจุดภาพในการทดสอบ 3,388 จุดภาพ และสำหรับภาพเชียงใหม่ใช้จำนวน 4,155 จุดภาพ รูปที่ 5.7-5.8 และตารางที่ 5.9-5.10 แสดงผลการจำแนกข้อมูลภาพซุมพรและภาพเชียงใหม่ตามลำดับ

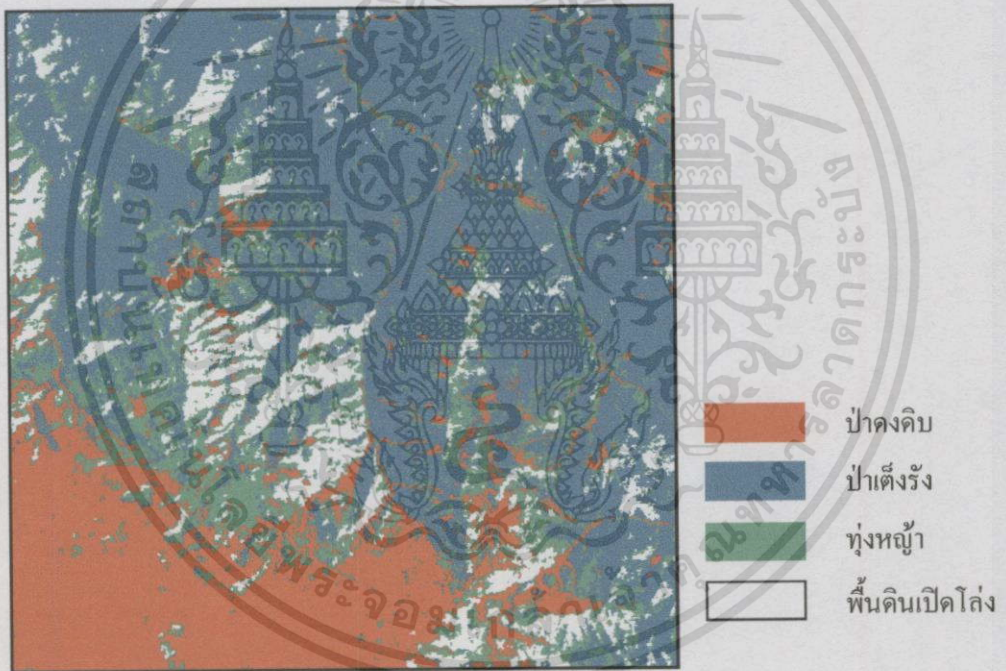


รูปที่ 5.7 ผลการจำแนกข้อมูลภาพซุมพรด้วยวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.9 ผลการจำแนกข้อมูลภาพรวมพร้อมด้วยวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

ประเภท	ผลการจำแนกข้อมูล (จุดภาพ)				รวม
	1. พื้นที่การเกษตร	2. พื้นน้ำ	3. ที่ดินรกร้าง-มีไม้แคระขึ้น	4. พื้นดินเปิดโล่ง	
พื้นที่การเกษตร	1,133	5	3	0	1,141
พื้นน้ำ	0	853	0	0	853
ที่ดินรกร้าง-มีไม้แคระขึ้น	109	8	820	7	944
พื้นดินเปิดโล่ง	1	4	1	444	450
รวม	1,243	870	824	451	3,388
ความถูกต้อง (%)	91.2	98.0	99.5	98.4	96.8



รูปที่ 5.8 ผลการจำแนกข้อมูลภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

ตารางที่ 5.10 ผลการจำแนกข้อมูลภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

ประเภท	ผลการจำแนกข้อมูล (จุดภาพ)				
	1. ป่าดงดิบ	2. ป่าเต็งรัง	3. ทุ่งหญ้า	4. พื้นดินเปิดโล่ง	รวม
ป่าดงดิบ	994	0	16	0	1,010
ป่าเต็งรัง	25	1,318	30	19	1,392
ทุ่งหญ้า	86	68	545	48	747
พื้นดินเปิดโล่ง	0	93	49	864	1,006
รวม	1,105	1,479	640	931	4,155
ความถูกต้อง (%)	90.0	89.1	85.2	92.8	89.3

พิจารณาผลการทดลองจากตารางที่ 5.9 และ 5.10 จะเห็นว่าวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการจำแนกข้อมูลอยู่ในเกณฑ์ที่ดีมาก กล่าวคือ ภาพชุมชนให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในประเภทพื้นที่การเกษตร 91.2 % ประเภทพื้นน้ำ 98 % ประเภทที่ดินรกร้าง-มีไม้แคระขึ้น 99.5 % และประเภทพื้นดินเปิดโล่ง 98.4 % โดยให้ค่าความถูกต้องโดยรวม 96.8 % ทั้งนี้ใช้เวลาในการประมวลผลภาพทั้งหมด 1 ชม. 25 นาที และสำหรับภาพเชิงใหม่ให้ค่าความถูกต้องในประเภทป่าดงดิบ 90 % ประเภทป่าเต็งรัง 89.1 % ประเภททุ่งหญ้า 85.2 % ประเภทพื้นดินเปิดโล่ง 92.8 % และให้ค่าความถูกต้องโดยรวม 89.3 % โดยใช้เวลาในการประมวลผลภาพทั้งหมด 5 ชม. 41 นาที

### 5.3 การทดลองจำแนกข้อมูลด้วยวิธีอื่น

สำหรับการทดลองจำแนกข้อมูลของวิธีอื่นอีก 2 วิธี คือ วิธีจำแนกข้อมูลด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์ค และวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุดนั้น ปรากฏผลดังนี้

#### 5.3.1 วิธีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

จากที่ได้อธิบายถึงขั้นตอนการจำแนกข้อมูลด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์คในบทที่ 4 หัวข้อ 4.1 จะพบว่าการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีนี้มีการแทนค่าข้อมูลอินพุตใน 2 รูปแบบ กล่าวคือ รูปแบบแรกเป็นการแทนข้อมูลอินพุตแบบค่าต่อเนื่องตั้งแต่ 0 ถึง 255 สำหรับการแทนข้อมูลแบบนี้จะได้เซลล์ประสาทในชั้นอินพุตเท่ากับจำนวนแบนด์ของภาพถ่ายความเทียมที่ใช้ กับอีกรูปแบบหนึ่งคือการแทนข้อมูลแบบไบนารี ซึ่งการแทนค่าแบบนี้จะได้จำนวนเซลล์ประสาทเป็น 8 เท่าของจำนวนแบนด์ที่ใช้ (ดูรูปที่ 4.2 ประกอบ)

สำหรับการกำหนดข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ ซึ่งเป็นตัวบ่งบอกว่าแต่ละจุดภาพเป็นข้อมูลของประเภทใดนั้น (จำนวนเซลล์ในชั้นเอาต์พุตจะมีค่าเท่ากับจำนวนประเภทข้อมูลที่ทำการ

จำแนก) วิธีนิรอลเน็ตเวิร์คทั้ง 2 วิธี จะกำหนดเหมือนกัน คือ กำหนดให้มีค่าเป็น 1 ในกรณีที่เซลล์นั้นตรงกับประเภทของตัวเอง และมีค่าเป็น 0 ในประเภทอื่นๆ ดังนั้น (ดูรูปที่ 4.3 ประกอบ)

ในส่วนของกาหนดจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อน จะยึดหลักเดียวกับวิธีพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค กล่าวคือ กำหนดให้มีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น และมีจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนเท่ากับสองเท่าของจำนวนเซลล์ในชั้นอินพุท ดังนั้น เราสามารถสรุปเกี่ยวกับจำนวนเซลล์ในชั้นต่างๆ ของนิรอลเน็ตเวิร์คทั้ง 2 วิธี ได้ดังนี้

- วิธีนิรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบค่าต่อเนื่อง

กรณีภาพชมพรจะมีจำนวนเซลล์ในชั้นอินพุทเท่ากับจำนวนแบนด์คือ 4 เซลล์ มีจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้น 8 เซลล์ และมีจำนวนเซลล์ในชั้นเอาต์พุทเท่ากับจำนวนประเภทของข้อมูลคือ 4 เซลล์ ในขณะที่กรณีของภาพเชียงใหม่จะมีจำนวนเซลล์ในชั้นอินพุท 3 เซลล์ มีจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้นเท่ากับ 6 เซลล์ และมีจำนวนเซลล์ในชั้นเอาต์พุท 4 เซลล์

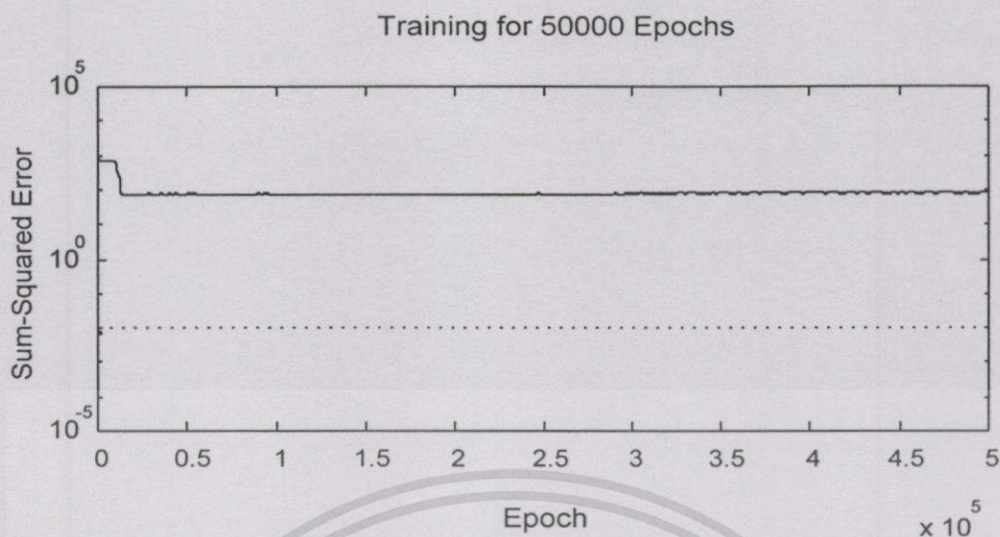
- วิธีนิรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารี

จะมีจำนวนเซลล์ในชั้นอินพุทเป็น 8 เท่าของจำนวนแบนด์ ดังนั้นในกรณีภาพชมพรจะมีจำนวนเซลล์ในชั้นอินพุทเท่ากับ 32 เซลล์ มีจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้นเท่ากับ 64 เซลล์ และมีจำนวนเซลล์ในชั้นเอาต์พุท 4 เซลล์ ส่วนภาพเชียงใหม่จะมีจำนวนเซลล์ในชั้นอินพุท 24 เซลล์ มีจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้นเท่ากับ 48 เซลล์ และมีจำนวนเซลล์ในชั้นเอาต์พุท 4 เซลล์ ในส่วนของกาหนดค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการฝึกสอนจะกำหนดเป็นค่าเดียวกับที่ใช้ในวิธีพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค (อธิบายไว้ในบทที่ 4 หัวข้อ 4.2.3)

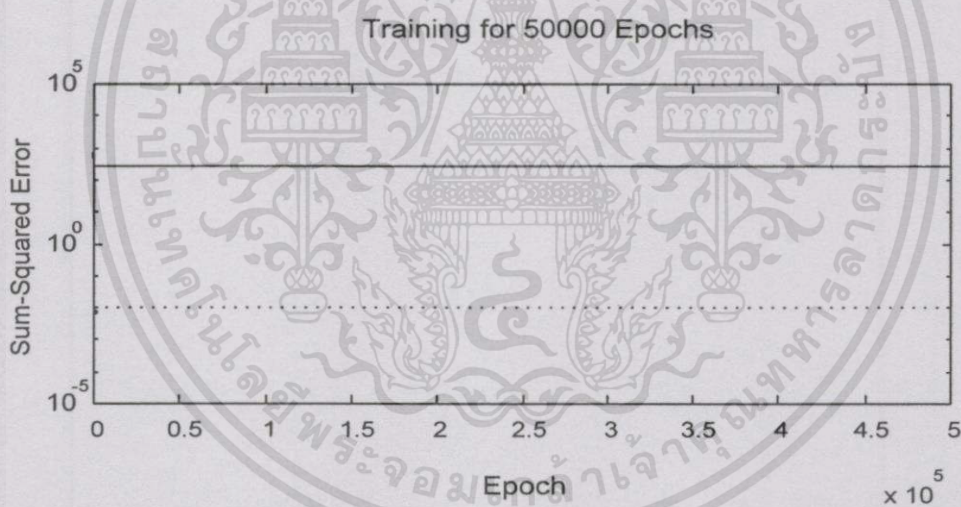
ผลจากการฝึกสอนนิรอลเน็ตเวิร์คทั้ง 2 วิธี ปรากฏดังนี้

- วิธีนิรอลเน็ตเวิร์คแทนข้อมูลอินพุทแบบค่าต่อเนื่อง

พบว่าเมื่อทำการฝึกสอนจนถึงรอบ (Epoch) ที่ 50,000 (เป็นจำนวนรอบสูงสุดที่ตั้งไว้ให้ทำการเรียนรู้) ภาพชมพรยังมีค่าความคลาดเคลื่อนโดยรวมอยู่ที่ 84 และภาพเชียงใหม่มีค่าความคลาดเคลื่อนโดยรวมอยู่ที่ 267 ซึ่งค่าความคลาดเคลื่อนของทั้งสองภาพไม่มีแนวโน้มที่จะลดลงจนถึงจุดที่ยอมรับได้ หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งก็คือ ไม่มีแนวโน้มว่าจะทำการเรียนรู้ได้สำเร็จ ทั้งนี้ อาจสืบเนื่องมาจากวิธีนี้เป็นวิธีที่ไม่มีประสิทธิภาพในการแยกแยะข้อมูลที่มีความคล้ายคลึงกันมากๆ ตามที่ได้เคยกล่าวไว้ในบทที่ 4 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของวิธีนิรอลเน็ตเวิร์ควิธีนี้ แสดงดังรูปที่ 5.9 (ภาพชมพร) และรูปที่ 5.10 (ภาพเชียงใหม่)



รูปที่ 5.9 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบค่าต่อเนื่อง (กรณีภาพชมพู)

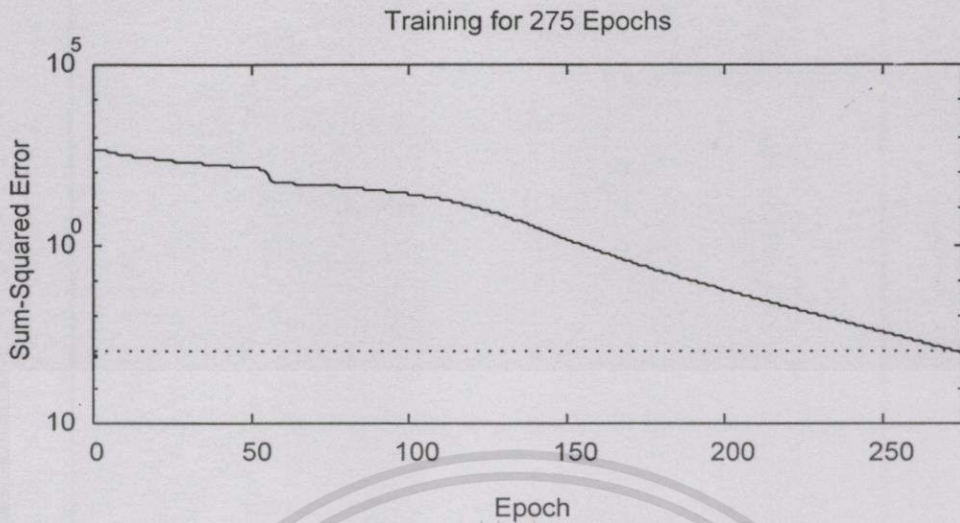


รูปที่ 5.10 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบค่าต่อเนื่อง (กรณีภาพเชียงใหม่)

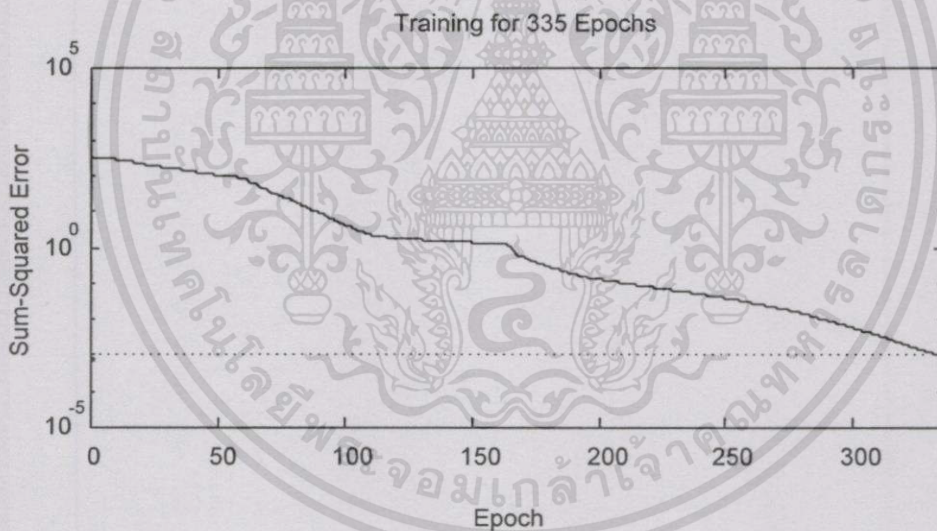
- วิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารี

พบว่าภาพชมพูใช้เวลาในการฝึกสอน 2 นาที จำนวนรอบ 275 รอบ และใช้เวลาในการประมวลผลภาพทั้งหมด 4 ชม. 16 นาที ส่วนภาพเชียงใหม่ใช้เวลาฝึกสอน 1 นาที จำนวนรอบ 335 รอบ และใช้เวลาในการประมวลผลภาพทั้งหมด 16 ชม. 58 นาที กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของวิธีนี้ แสดงดังรูปที่ 5.11 (ภาพชมพู) และรูปที่ 5.12 (ภาพเชียงใหม่)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

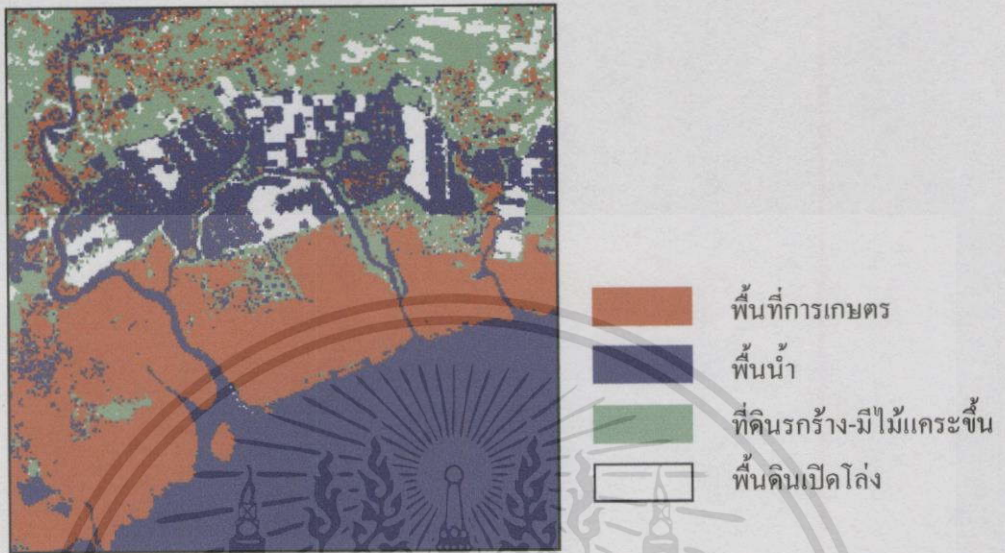


รูปที่ 5.11 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารี (กรณีภาพซุนพร)



รูปที่ 5.12 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนรอบในการฝึกสอนกับค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนของวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารี (กรณีภาพเชียงใหม่)

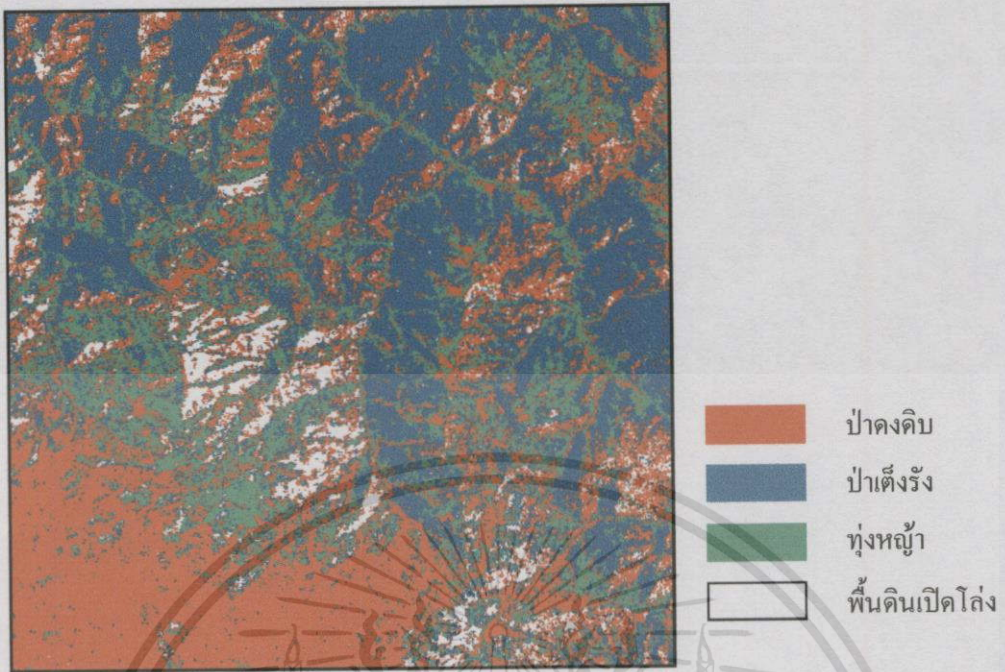
สำหรับผลการจำแนกข้อมูลภาพรวมพรและภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารี แสดงดังรูปที่ 5.13 - 5.14 และตารางที่ 5.11 - 5.12 ตามลำดับ



รูปที่ 5.13 ผลการจำแนกข้อมูลภาพรวมพรด้วยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบ ไบนารี

ตารางที่ 5.11 ผลการจำแนกข้อมูลภาพรวมพรด้วยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบ ไบนารี

ประเภท	ผลการจำแนกข้อมูล (จุดภาพ)				รวม
	1. พื้นที่การเกษตร	2. พื้นน้ำ	3. ที่คั้นรกร้าง-มีไม้แคระขึ้น	4. พื้นดินเปิดโล่ง	
พื้นที่การเกษตร	987	4	24	0	1,015
พื้นน้ำ	62	860	50	4	976
พื้นที่รกร้าง-มีไม้แคระขึ้น	184	3	736	16	939
พื้นดินเปิดโล่ง	10	3	14	431	458
รวม	1,243	870	824	451	3,388
ความถูกต้อง (%)	79.4	98.9	89.3	95.6	90.8



รูปที่ 5.14 ผลการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายเชิงใหม่ด้วยวิธีนิรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบ  
ไบนารี

ตารางที่ 5.12 ผลการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายเชิงใหม่ด้วยวิธีนิรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบ  
ไบนารี

ประเภท	ผลการจำแนกข้อมูล (จุดภาพ)				รวม
	1. ป่าดงดิบ	2. ป่าเต็งรัง	3. หุบหญ้า	4. พื้นดินเปิดโล่ง	
ป่าดงดิบ	902	440	151	140	1,633
ป่าเต็งรัง	85	876	49	59	1,069
หุบหญ้า	118	63	427	6	614
พื้นดินเปิดโล่ง	0	100	13	726	839
รวม	1,105	1,479	640	931	4,155
ความถูกต้อง (%)	81.6	59.2	66.7	78.0	71.4

### 5.3.2 วิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด

สำหรับการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด ซึ่งเป็นวิธีที่อาศัยการคำนวณหาค่าความน่าจะเป็นที่จุดภาพใดๆ จะเป็นสมาชิกของข้อมูลแต่ละประเภท โดยที่ความน่าจะเป็นได้ที่จะเป็นสมาชิกของประเภทใดมากที่สุดจุดภาพนั้นก็จะถูกตัดสินให้เป็นสมาชิกของประเภทนั้น (แนวคิดของวิธีนี้ ตลออดจนการพิสูจน์ที่มาของสมการคูได้จากบทที่ 2 และในภาคผนวก ข)

จากการทดลองเราสามารถคำนวณหาค่าเฉลี่ย (Mean Vector) และค่าโคเวเรียนเมทริกซ์ (Covariance Matrix) ของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท (ตามสมการที่ 9 ในภาคผนวก ข) แสดงได้ดังตารางที่ 5.6, 5.13 และ 5.14 ตามลำดับ

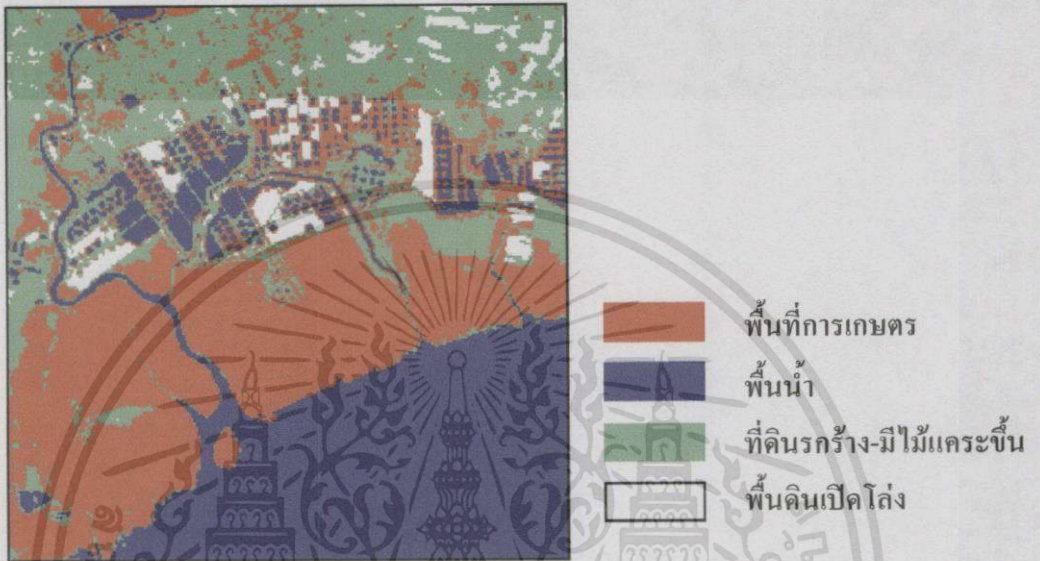
ตารางที่ 5.13 ค่าโคเวเรียนเมทริกซ์ของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท (กรณีภาพชมพู)

ค่าโคเวเรียนเมทริกซ์ของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท							
พื้นที่การเกษตร				พื้นที่ป่า			
919.7835	353.2037	-92.4768	174.9766	2.3054	1.1718	0.1339	0.0264
353.2037	186.7240	-52.4514	84.3490	1.1718	0.6491	0.0721	0.0146
-92.4768	-52.4514	64.1679	-22.3459	0.1339	0.0721	0.0124	0.0053
174.9766	84.3490	-22.3459	53.9350	0.0264	0.0146	0.0053	0.0107
ที่ดินรกร้าง-มีไม้แคระขึ้น				ที่ดินเปิดโล่ง			
396.9544	230.9658	133.6655	262.8927	67.1006	8.0307	82.4423	18.0205
230.9658	232.4110	96.9650	252.9973	8.0307	6.0768	18.4083	6.7533
133.6655	96.9650	121.9749	86.7958	82.4423	18.4083	789.1601	53.0395
262.8927	252.9973	86.7958	375.8144	18.0205	6.7533	53.0395	15.3868

ตารางที่ 5.14 ค่าโคเวเรียนเมทริกซ์ของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท (กรณีภาพเชียงใหม่)

ค่าโคเวเรียนเมทริกซ์ของข้อมูลตัวอย่างแต่ละประเภท					
ป่าดงดิบ			ป่าเต็งรัง		
54.6887	64.5334	70.3592	100.2819	86.2134	158.4581
64.5334	223.6734	180.1163	86.2134	95.4336	148.9368
70.3592	180.1163	189.3344	158.4581	148.9368	296.1668
ทุ่งหญ้า			ที่ดินเปิดโล่ง		
49.1616	12.2283	29.9778	71.1017	50.0406	22.8844
12.2283	45.2319	-1.1487	50.0406	163.1511	22.0287
29.9778	-1.1487	61.0610	22.8844	22.0287	36.7983

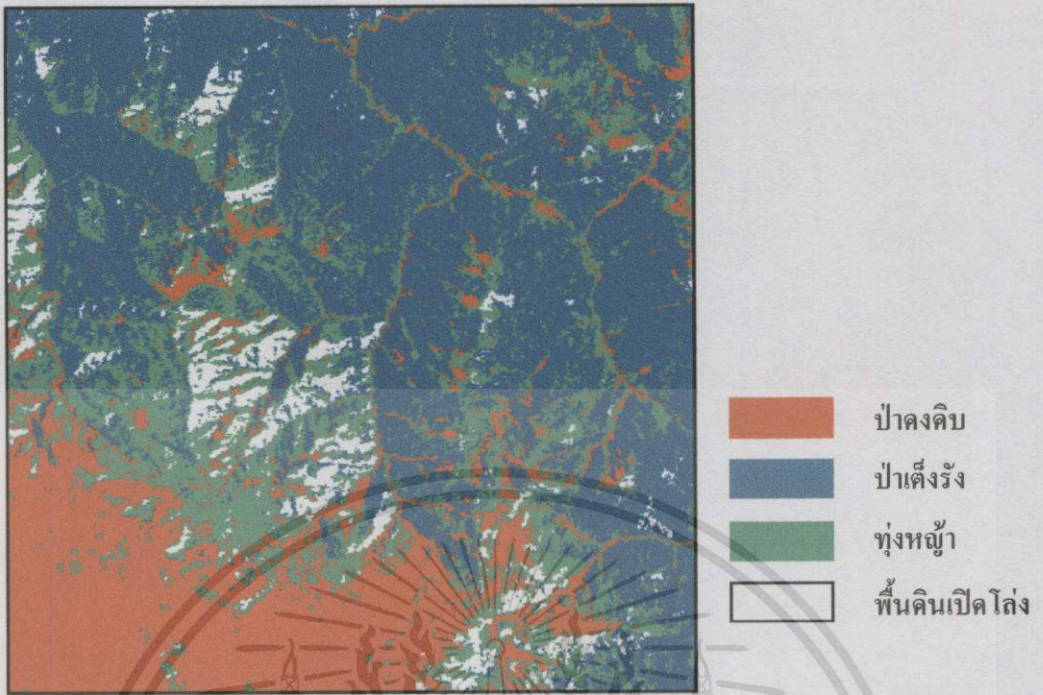
สำหรับผลของการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีนี้ พบว่าภาพรวมพรใช้เวลาในการประมวลผลภาพทั้งหมด 51 นาที ในขณะที่ภาพเชียงใหม่ใช้เวลาในการประมวลผล 3 ชั่วโมง 25 นาที ผลการจำแนกข้อมูลภาพรวมพรและเชียงใหม่ด้วยวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุดแสดงดังรูปที่ 5.15 – 5.16 และตารางที่ 5.15 – 5.16 ตามลำดับ



รูปที่ 5.15 ผลการจำแนกข้อมูลภาพรวมพรด้วยวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด

ตารางที่ 5.15 ผลการจำแนกข้อมูลภาพรวมพรด้วยวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด

ประเภท	ผลการจำแนกข้อมูล (จุดภาพ)				รวม
	1. พื้นที่การเกษตร	2. พื้นน้ำ	3. ที่คินรกร้าง-มีไม้แคระขึ้น	4. พื้นดินเปิดโล่ง	
พื้นที่การเกษตร	1,109	9	0	1	1,119
พื้นน้ำ	0	830	0	0	830
ที่คินรกร้าง-มีไม้แคระขึ้น	134	31	824	24	1,013
พื้นดินเปิดโล่ง	0	0	0	426	426
รวม	1,243	870	824	451	3,388
ความถูกต้อง (%)	89.2	95.4	100	94.5	94.8



รูปที่ 5.16 ผลการจำแนกข้อมูลภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด

ตารางที่ 5.16 ผลการจำแนกข้อมูลภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด

ประเภท	ผลการจำแนกข้อมูล (จุดภาพ)				รวม
	1. ป่าดงดิบ	2. ป่าเต็งรัง	3. ทุ่งหญ้า	4. พื้นดินเปิดโล่ง	
ป่าดงดิบ	992	5	4	0	1,001
ป่าเต็งรัง	2	1,227	27	105	1,361
ทุ่งหญ้า	111	190	579	69	949
พื้นดินเปิดโล่ง	0	57	30	757	844
รวม	1,105	1,479	640	931	4,155
เปอร์เซ็นต์	89.9	83.0	90.5	81.3	86.1

#### 5.4 เปรียบเทียบผลการทดลอง

จากที่ได้ทำการทดลองจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมจำนวน 2 ชุด คือ ภาพชมพูร (ใช้จำนวนภาพถ่ายทั้งหมด 4 ภาพ 4 แบนด์) และภาพเชิงใหม่ (ใช้จำนวนภาพถ่าย 3 ภาพ 3 แบนด์) โดยใช้วิธีการจำแนกข้อมูลทั้งสิ้น 3 วิธี คือ วิธีพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค วิธีนิรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมที่สามารถแยกออกเป็นวิธีย่อยๆ ตามรูปแบบของการกำหนดข้อมูลอินพุทอีก 2 วิธี อันได้แก่ วิธีนิรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบค่าต่อเนื่อง และวิธีนิรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แบบไบนารี และวิธีสุดท้าย คือ วิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด ผลจากการทดลองพบว่าวิธีนิรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบค่าต่อเนื่องนั้นไม่สามารถทำการเรียนรู้ได้สำเร็จ อันเนื่องมาจากวิธีนี้เป็นวิธีที่มีข้อจำกัดในด้านการจำแนกข้อมูลที่มีความคล้ายคลึงกันมากๆ ซึ่งได้เคยกล่าวไว้แล้วในบทที่ 4 ดังนั้นในตารางที่ 5.17-5.18 ซึ่งเป็นการแสดงผลเปรียบเทียบการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีต่างๆ นั้น ผลของวิธีนิรอลเน็ตเวิร์คที่ระบุในตารางจึงหมายถึงผลที่ได้จากวิธีนิรอลเน็ตเวิร์คที่แทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารี

ตารางที่ 5.17 การเปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลของภาพชุมชนด้วยวิธีต่างๆ

ประเภท	ผลการจำแนกข้อมูล		
	วิธีพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค	วิธีนิรอลเน็ตเวิร์ค	วิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด
	ความถูกต้อง (%)	ความถูกต้อง (%)	ความถูกต้อง (%)
1. พื้นที่การเกษตร	91.2	79.4	89.2
2. พื้นน้ำ	98.0	98.9	95.4
3. ที่ดินรกร้าง - มีไม้กระช้าน	99.5	89.3	100
4. พื้นดินเปิดโล่ง	98.4	95.6	94.5
เฉลี่ยทุกประเภท	96.8	90.8	94.8
เวลาในการประมวลผล	1 ชม. 25 นาที	4 ชม. 16 นาที	51 นาที

ตารางที่ 5.18 การเปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลของภาพเชิงใหม่ด้วยวิธีต่างๆ

ประเภท	ผลการจำแนกข้อมูล		
	วิธีพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์ค	วิธีนิรอลเน็ตเวิร์ค	วิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด
	ความถูกต้อง (%)	ความถูกต้อง (%)	ความถูกต้อง (%)
1. ป่าดงดิบ	90.0	81.6	89.8
2. ป่าเต็งรัง	89.1	59.2	83.0
3. หุบหญ้า	85.2	66.7	90.5
4. พื้นดินเปิดโล่ง	92.8	78.0	81.3
เฉลี่ยทุกประเภท	89.3	71.4	86.1
เวลาในการประมวลผล	5 ชม. 41 นาที	16 ชม. 58 นาที	3 ชม. 25 นาที

กรณีของภาพชุมชนในตารางที่ 5.17 เมื่อเปรียบเทียบผลความถูกต้องระหว่างวิธีพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์คกับวิธีนิรอลเน็ตเวิร์ค (แทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารี) พบว่าวิธีพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์คให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยรวมสูงกว่าวิธีนิรอลเน็ตเวิร์ค 6 % ทั้งนี้วิธีพีชชีนิรอลเน็ตเวิร์คให้ผลการจำแนกข้อมูลที่ดีกว่าใน 3 ประเภท คือ ประเภทพื้นที่การเกษตรให้ผลดีกว่า 11.8

% ประเภทที่ดินรกร้าง-มีไม้แคระขึ้นให้ผลดีกว่า 10.2 % และประเภทพื้นดินเปิดโล่ง ให้ผลดีกว่า 2.8 % ในขณะที่วิธีนิรอลเนตเวิร์คให้ผลที่ต่ำกว่าเพียงประเภทเดียว คือ ประเภทพื้นน้ำ 0.9 % สำหรับการเปรียบเทียบผลความถูกต้องระหว่างวิธีพืชชนิดนิรอลเนตเวิร์คกับวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด พบว่าวิธีพืชชนิดนิรอลเนตเวิร์คให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยรวมสูงกว่าวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด 2 % โดยวิธีพืชชนิดนิรอลเนตเวิร์คให้ผลการจำแนกข้อมูลที่ดีกว่าใน 3 ประเภท คือ ประเภทพื้นที่การเกษตรให้ผลดีกว่า 2 % ประเภทพื้นน้ำให้ผลดีกว่า 2.6 % และประเภทพื้นดินเปิดโล่งให้ผลดีกว่า 3.9 % ในขณะที่วิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุดให้ผลที่ดีกว่าเพียงประเภทเดียวคือ ประเภทที่ดินรกร้าง-มีไม้แคระขึ้น 0.5 %

กรณีของภาพเชิงใหม่ในตารางที่ 5.18 เมื่อเปรียบเทียบผลความถูกต้องระหว่างวิธีพืชชนิดนิรอลเนตเวิร์คกับวิธีนิรอลเนตเวิร์ค พบว่าวิธีพืชชนิดนิรอลเนตเวิร์คให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยรวมสูงกว่าวิธีนิรอลเนตเวิร์ค 17.9 % โดยวิธีพืชชนิดนิรอลเนตเวิร์คให้ผลการจำแนกที่ดีกว่าในทุกประเภทข้อมูล กล่าวคือ ประเภทป่าดงดิบให้ผลที่ดีกว่า 8.4 % ประเภทป่าเต็งรังให้ผลที่ดีกว่า 29.9 % ประเภททุ่งหญ้าให้ผลดีกว่า 18.5 % และประเภทพื้นดินเปิดโล่งให้ผลดีกว่า 14.8 % สำหรับการเปรียบเทียบระหว่างวิธีพืชชนิดนิรอลเนตเวิร์คกับวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด พบว่าวิธีพืชชนิดนิรอลเนตเวิร์คให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยรวมสูงกว่าวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด 3.2 % โดยวิธีพืชชนิดนิรอลเนตเวิร์คให้ผลการจำแนกข้อมูลที่ดีกว่าใน 3 ประเภท คือ ประเภทป่าดงดิบให้ผลดีกว่า 0.2 % ประเภทป่าเต็งรังให้ผลดีกว่า 6.1 % และประเภทพื้นดินเปิดโล่ง ให้ผลดีกว่า 11.5 % ในขณะที่วิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุดให้ผลที่ดีกว่าเพียงประเภทเดียว คือ ประเภททุ่งหญ้า 5.3 %

## บทสรุป

ในงานวิจัยนี้ เราได้นำเสนอการจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค ซึ่งเป็นวิธีใหม่ที่มีการนำเอาหลักการของพีชชีเซตมาใช้งานร่วมกับนิวรอลเน็ตเวิร์ค สำหรับในบทที่ผ่านมาเป็นการทดลองและทดสอบประสิทธิภาพของวิธีที่นำเสนอ โดยได้ทำการทดลองเปรียบเทียบกับอีก 2 วิธี คือ วิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมและวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด ซึ่งจากผลที่ได้จะเห็นว่าวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมและวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุดให้ผลของการจำแนกข้อมูลบางประเภทดีกว่าวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค แต่เมื่อพิจารณาถึงค่าความถูกต้องโดยรวมของทุกประเภทแล้วจะเห็นว่าวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คให้ผลการจำแนกข้อมูลที่ดีที่สุด โดยผู้วิจัยใช้จำนวนจุดภาพตัวอย่างในการฝึกสอนเพียงเล็กน้อยเท่านั้นก็สามารถให้ผลของความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลอยู่ในเกณฑ์ที่ดีมาก และเมื่อพิจารณาถึงเวลาที่ใช้ในการประมวลผลจะพบว่าวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คใช้เวลาในการประมวลผลนานกว่าวิธีความน่าจะเป็นได้สูงสุด แต่ทั้งนี้ทั้งนั้นเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมซึ่งเป็นวิธีต้นแบบแล้ว พบว่าวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คมีพัฒนาการทางด้านเวลาในการประมวลผลดีขึ้นมาก โดยใช้เวลาน้อยลงจากวิธีดั้งเดิมอย่างเห็นได้ชัด

ถ้าวิเคราะห์ลงไปถึงความเป็นไปได้ของความสำเร็จในขั้นตอนของการฝึกสอน โดยเปรียบเทียบระหว่างวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่นำเสนอกับวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิม ซึ่งสามารถแบ่งย่อยลงไปได้เป็น 2 วิธี คือ วิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมที่แทนข้อมูลอินพุทแบบค่าต่อเนื่อง และวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมที่แทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารี เราจะพบว่าการจำแนกข้อมูลที่มีความคลุมเครือสูงหรือมีความคล้ายคลึงกันมากๆ นั้น วิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมที่แทนข้อมูลอินพุทแบบค่าต่อเนื่องจะมีแนวโน้มของความสำเร็จในการฝึกสอนน้อยมาก ทั้งนี้เนื่องมาจากวิธีนี้มีช่วงของข้อมูลอินพุทและข้อมูลเอาต์พุทอยู่ในระดับที่แตกต่างกันมากจึงทำให้มีความยากต่อการฝึกสอน ในขณะที่วิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมที่แทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารี จะมีช่วงของข้อมูลอินพุทและข้อมูลเอาต์พุทอยู่ในระดับเดียวกัน จึงมีแนวโน้มของความสำเร็จในการฝึกสอนสูงกว่า สำหรับวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คนั้นจะเห็นว่าแนวโน้มของความสำเร็จในการฝึกสอนสูงเช่นเดียวกัน เนื่องจากมีการนำเอาทฤษฎีของพีชชีเซตมาช่วยในการกำหนดรูปแบบของข้อมูลอินพุทให้มีช่วงของข้อมูลอยู่ในระดับเดียวกับข้อมูลเอาต์พุทที่ต้องการ

ถึงแม้ว่าวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมที่แทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารีและวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์ค จะมีแนวโน้มของความสำเร็จในการฝึกสอนสูงเช่นเดียวกัน แต่ถ้าพิจารณาถึงโครงสร้างของโครงข่ายของทั้ง 2 วิธีแล้ว ก็ จะเห็นว่าวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คมีโครงสร้างของโครงข่ายที่เล็ก

กว่า กล่าวคือ ถึงแม้จะมีจำนวนชั้นของโครงข่ายเท่ากัน แต่จะมีจำนวนเซลล์ในชั้นต่างๆ น้อยกว่ามาก อันส่งผลให้วิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คสามารถทำการจำแนกข้อมูลในชั้นตอนสุดท้ายได้รวดเร็วกว่าวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมที่แทนข้อมูลอินพุทแบบไบนารี

นอกจากนี้วิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คยังสามารถแก้ไขข้อบกพร่องอีกประการหนึ่งที่พบในวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิม คือ เรื่องของข้อจำกัดในการกำหนดรูปแบบข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการในชั้นตอนของการฝึกสอน ซึ่งวิธีดั้งเดิมไม่เอื้ออำนวยต่อการกำหนดรูปแบบข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการของข้อมูลที่มีความคลุมเครือหรือเป็นข้อมูลที่ไม่อาจสรุปได้ว่าเป็นของประเภทใดประเภทหนึ่งเต็มร้อยเปอร์เซ็นต์ กล่าวคือ วิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบดั้งเดิมนั้นมีการกำหนดให้แต่ละจุดภาพตัวอย่างเป็นของข้อมูลประเภทใดประเภทใดประเภทหนึ่งเพียงประเภทเดียว โดยกำหนดให้มีค่าระดับความเป็นสมาชิกเพียงค่าเดียว คือ กำหนดให้มีค่าเป็นจำนวนเต็ม 1 ในประเภทนั้น และมีค่าเป็น 0 ในประเภทอื่นๆ ในขณะที่วิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คมีการนำเอาหลักการของพีชชีเซตเข้ามาใช้ในการกำหนดรูปแบบของข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการให้สามารถมีค่าความเป็นสมาชิกอยู่ในช่วงทศนิยมตั้งแต่ 0 ถึง 1 ทำให้สามารถกำหนดข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการได้ละเอียดตรงต่อความเป็นจริงมากยิ่งขึ้น ส่งผลให้สามารถลดความคลาดเคลื่อนในการฝึกสอนลงได้และทำให้การจำแนกข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

สรุปโดยรวมจะเห็นว่าการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คมีคุณสมบัติโดดเด่นในด้านการจัดการกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนหรือมีความคลุมเครือระหว่างประเภทข้อมูลสูง โดยที่ผู้วิจัยสามารถใช้จำนวนจุดภาพตัวอย่างของแต่ละประเภทเพื่อการฝึกสอนเพียงจำนวนน้อย ก็สามารถใช้ผลการจำแนกข้อมูลที่มีความถูกต้องอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ แต่อย่างไรก็ตามจากการทดลองเราพบว่าความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลจะมากหรือน้อยเพียงไรนั้น ขึ้นอยู่กับการออกแบบโครงสร้างของพีชชีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่เหมาะสมด้วย อันได้แก่ ค่าพารามิเตอร์, จำนวนชั้น และจำนวนเซลล์ประสาทในแต่ละชั้น จะต้องกำหนดให้มีความเหมาะสมกับความซับซ้อนของข้อมูล โดยข้อมูลที่มีความซับซ้อนมากมีความคลุมเครือสูงอาจมีความจำเป็นต้องใช้โครงข่ายที่มีจำนวนชั้นมากขึ้นตามไปด้วยจึงจะสามารถทำการฝึกสอนได้สำเร็จ แต่การเพิ่มจำนวนชั้นให้มากขึ้นก็จะส่งผลโดยตรงต่อเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลเช่นกัน

## เอกสารอ้างอิง

- [1] Heermann P.D. and Khozenie N. "Classification of Multispectral Remote Sensing Data Using a Back-Propagation Neural Network." IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 30, Jan. 1992. pp. 81-88.
- [2] Bischof H., Scheider W., and Pinz A.J. "Multispectral Classification of Landsat Images Using Neural Networks." IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing., vol. 30, no. 3, May 1992. pp. 482-490.
- [3] สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ. จากห้วงอวกาศสู่พื้นแผ่นดินไทย. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์คุรุสภาลาดพร้าว
- [4] สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ. คำบรรยายเรื่องการสำรวจจากระยะไกล. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์คุรุสภาลาดพร้าว
- [5] Zurada J.M. **Introduction to Artificial Neural System**. Singapore : West Info Access. 1992.
- [6] Arbib M.A. **Brains, Machines and Mathematics**. 2nd Ed. New York : Springer Verlag. 1987.
- [7] Kempka A.A. "Activating Neural Networks : Part I." **AI Expert**. June 1994.
- [8] Kempka A.A. "Activating Neural Networks : Part II." **AI Expert**. Aug. 1994.
- [9] Rumelhart D.E. and McClelland J.L. **Exploration in Parallel Distributed Processing; A Handbook of Model Programs; and Exercises**. Massachusette : MIT Press. 1988.
- [10] Wassermann P.D. **Neural Computing Theory and Practice**. USA : ANZA Research. 1989.
- [11] McClelland J.L. and Rumelhart D.E. **Parallel Distributed Processing vol 1**. Cambridge. MA : MIT Press. 1986.
- [12] Lippmann R.P. **An Introduction to Computing with Neural Networks**. USA : Addison-Wesley. 1989.
- [13] Yoh-Han P. **Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks**. USA : Addison-Wesley. 1989.
- [14] Anne A. and Johan A. **Feed-Forward Neural Networks : Vector Decomposition Analysis Modelling and Analog Implementation**. Kluwer Academic Publishers. 1995.
- [15] Mark B. and Howard D. **Neural Network Toolbook for use with Matlab**. Mass : The Math Works, Inc. 1996.

- [16] Zadeh L.A. "Outline of a New Approach to Analysis of Complex Systems and Decision Process." IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol. SMC-3, no. 1, Jan. 1973. pp. 28-44.
- [17] Zadeh L.A. "The Concept of The Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning, Part 1," Information Sciences, vol. 8, 1975. pp. 199-249.
- [18] Pal S.K., Dwijesh K., and Dutta M. **Fuzzy Mathematical Approach to Pattern Recognition**. New Delhi : Wiley Eastern Limited. 1986.
- [19] Pal S.K. and Pramanik P. K. "Fuzzy Measures in Determining Seed Points in Clustering ." Pattern Recognition Lett., vol. 4, 1986. pp. 159-164.
- [20] Zadeh L.A. "Fuzzy Sets." Information and Control, vol. 8, 1965. pp. 338-353.
- [21] Zimmermann H.J. **Fuzzy Set Theory and Its Applications**. 2nd Ed. USA : Kluwer Academic Publishers. 1991.
- [22] Kaufmann A. **Introduction to The Theory of Fuzzy Subsets. vol. 1**. New York. 1975.
- [23] Zadeh L.A. "A Fuzzy-Set-Theoretic Interpretation of Linguistic Hedges." J. of Cybernetics, vol. 2, no. 2, 1972. pp. 4-34.
- [24] Cox E. "Adaptive Fuzzy Systems." IEEE Spectrum, Feb. 1993. pp. 67-70.
- [25] Cox E. "Fuzzy Fundamentals." IEEE Spectrum, Oct. 1992. pp. 58-61.
- [26] Kosko B. "Neural Networks and Fuzzy Systems." A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence. New Jersey : Prentice-Hall, Inc. 1992.
- [27] Chen C.H. **Fuzzy Logic and Neural Network Handbook**. USA : McGraw-Hill. 1996. pp. 15.2-15.3.
- [28] Richards. J.A. **Remote Sensing Digital Image Analysis**. 2nd Ed. New York : Springer Verlag. 1994.

## ภาคผนวก ก

## พินิจที่มาจากสมการแบคหรือพพาเกชั่น

สมการที่ 1 เป็นสมการค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างเอาท์พุทที่คำนวณได้ ( $o_{pk}$ ) และเอาท์พุทที่ต้องการ ( $t_{pk}$ ) สำหรับแต่ละแพทเทิร์น  $p$  ส่วนค่าพารามิเตอร์  $k$  ครอบคลุมทุกเซลล์ประสาทในชั้นเอาท์พุทของโครงข่าย

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (t_{pk} - o_{pk})^2 \quad (1)$$

สมการที่ 2 และ 3 เป็นสมการคำนวณผลรวมของสัญญาณอินพุทในลักษณะป้อนไปข้างหน้า จากเซลล์ประสาท  $i$  ในชั้นอินพุท ไปยังเซลล์ประสาท  $j$  ในชั้นซ่อน

$$\text{net}_{pj} = \sum_i w_{ji} x_{pi} + \theta_j \quad (2)$$

$$i_{pj} = f_j(\text{net}_{pj}) = \frac{1}{1 + e^{-(\text{net}_{pj})}} \quad (3)$$

สมการ 4 และ 5 เป็นสมการคำนวณผลรวมของสัญญาณอินพุทในลักษณะป้อนไปข้างหน้า จากเซลล์ประสาท  $j$  ในชั้นซ่อน ไปยังเซลล์ประสาท  $k$  ในชั้นเอาท์พุท

$$\text{net}_{pk} = \sum_j w_{kj} i_{pj} + \theta_k \quad (4)$$

$$o_{pk} = f_k(\text{net}_{pk}) = \frac{1}{1 + e^{-(\text{net}_{pk})}} \quad (5)$$

การลดค่าความคลาดเคลื่อน ( $E_p$ ) ระหว่างเอาท์พุทที่คำนวณได้ ( $o_{pk}$ ) และเอาท์พุทที่ต้องการ ( $t_{pk}$ ) ของแต่ละแพทเทิร์น ทำโดยการปรับเปลี่ยนค่าที่เหมาะสมให้กับค่าถ่วงน้ำหนัก

$w_{ji}$  และ  $w_{kj}$  ซึ่งสามารถคำนวณได้จากอนุพันธ์อันดับแรกของ  $E_p$  เทียบกับ  $w_{kj}$  และ  $w_{ji}$  ในลักษณะป้อนกลับ

1. พิสูจน์หาสมการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนัก  $w_{kj}$  ในชั้นเอาต์พุต (เชื่อมระหว่างเซลล์ประสาทในชั้นเอาต์พุตและชั้นซ่อน) โดยคำนวณจากการหาอนุพันธ์อันดับแรกของ  $E_p$  เทียบกับ  $w_{kj}$  ในลักษณะป้อนกลับ ดังนี้

$$\Delta w_{kj} \propto -\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}} \quad (6)$$

$$\Delta w_{kj} = -\eta \cdot \frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}} \quad (7)$$

$$= \eta \cdot \left( -\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}} \right) \quad (8)$$

เมื่อ  $\eta$  เป็น ค่าอัตราการเรียนรู้ ใช้ Chain Rule หาค่า  $\left( -\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}} \right)$  ดังนี้

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E_p}{\partial \text{net}_{pk}} \cdot \frac{\partial \text{net}_{pk}}{\partial w_{kj}} \quad (9)$$

กำหนดให้  $\delta_{pk} = \frac{\partial E_p}{\partial \text{net}_{pk}} \quad (10)$

$$= \frac{\partial E_p}{\partial o_{pk}} \cdot \frac{\partial o_{pk}}{\partial \text{net}_{pk}} \quad (11)$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_{pk}} = \frac{\partial}{\partial o_{pk}} \left( \frac{1}{2} \sum_k (t_{pk} - o_{pk})^2 \right) \quad (12)$$

$$= -(t_{pk} - o_{pk}) \quad (13)$$

$$\frac{\partial o_{pk}}{\partial \text{net}_{pk}} = f'_k(\text{net}_{pk}) \quad (14)$$

$$= o_{pk} (1 - o_{pk}) \quad (15)$$

แทนค่าสมการ 13 และ 15 ลงในสมการ 11 จะได้ว่า

$$\delta_{pk} = (t_{pk} - o_{pk}) o_{pk} (1 - o_{pk}) \quad (16)$$

จากสมการที่ 9 คำนวณหา  $\frac{\partial \text{net}_{pk}}{\partial w_{kj}}$

$$\frac{\partial \text{net}_{pk}}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial}{\partial w_{kj}} \left( \sum_j w_{kj} i_{pj} + b_k w_{ko} \right) \quad (17)$$

$$= i_{pj} \quad (18)$$

แทนค่าสมการที่ 16 และ 18 ลงในสมการที่ 9 จะได้ว่า

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}} = \delta_{pk} i_{pj} \quad (19)$$

แทนค่าสมการที่ 19 ลงในสมการที่ 8 จะได้ค่าสมการปรับน้ำหนักสำหรับ  $w_{kj}$  ดังนี้

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta_{pk} i_{pj} \quad (20)$$

โดยที่  $\delta_{pk} = (t_{pk} - o_{pk}) o_{pk} (1 - o_{pk})$

2. พิสูจน์การหาสมการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนัก  $w_{ji}$  ในชั้นซ่อน (เชื่อมระหว่างเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนและชั้นอินพุต) ซึ่งมีลักษณะเดียวกับการคำนวณในข้อ 1 โดยคำนวณจากการหาอนุพันธ์อันดับแรกของ  $E_p$  เทียบกับ  $w_{ji}$  ในลักษณะป้อนกลับ ดังนี้

$$\Delta w_{ji} = -\eta \cdot \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} \quad (21)$$

$$= \eta \cdot \left( -\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} \right) \quad (22)$$

ใช้ Chain Rule เพื่อหาค่า  $(-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}})$  ดังนี้

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = -\frac{\partial E_p}{\partial net_{pj}} \cdot \frac{\partial net_{pj}}{\partial w_{ji}} \quad (23)$$

กำหนดให้  $\delta_{pj} = -\frac{\partial E_p}{\partial net_{pj}}$  (24)

$$= -\frac{\partial}{\partial net_{pj}} \left( \frac{1}{2} \sum_k (t_{pk} - o_{pk})^2 \right) \quad (25)$$

$$= -\frac{1}{2} \sum_k \left( \frac{\partial}{\partial net_{pj}} (t_{pk} - o_{pk})^2 \right) \quad (26)$$

$$= -\sum_k \left( (t_{pk} - o_{pk}) \frac{\partial}{\partial net_{pj}} (t_{pk} - o_{pk}) \right) \quad (27)$$

$$= \sum_k \left( (t_{pk} - o_{pk}) \frac{\partial o_{pk}}{\partial net_{pj}} \right) \quad (28)$$

ใช้ Chain Rule เพื่อหาค่า  $\frac{\partial o_{pk}}{\partial net_{pj}}$  ดังนี้

$$\frac{\partial o_{pk}}{\partial net_{pj}} = \frac{\partial o_{pk}}{\partial net_{pk}} \frac{\partial net_{pk}}{\partial i_{pj}} \frac{\partial i_{pj}}{\partial net_{pj}} \quad (29)$$

$$= f'_k(net_{pk}) \cdot w_{kj} \cdot f'_j(net_{pj}) \quad (30)$$

แทนค่าสมการ 30 ในสมการที่ 28 จะได้ว่า

$$\delta_{pj} = \sum_k \left( (t_{pk} - o_{pk}) (f'_k(net_{pk}) \cdot w_{kj} \cdot f'_j(net_{pj})) \right) \quad (31)$$

$$= f'_j(\text{net}_{pj}) \sum_k (t_{pk} - o_{pk}) f'_k(\text{net}_{pk}) w_{kj} \quad (32)$$

$$= i_{pj}(1-i_{pj}) \sum_k (t_{pk} - o_{pk}) o_{pk}(1-o_{pk}) w_{kj} \quad (33)$$

$$= i_{pj}(1-i_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (34)$$

จากสมการที่ 23 หาค่า  $\frac{\partial \text{net}_{pj}}{\partial w_{ji}}$

$$\frac{\partial \text{net}_{pj}}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial}{\partial w_{ji}} \left( \sum_i w_{ji} x_{pi} + b_j w_{jo} \right) \quad (35)$$

$$= x_{pi} \quad (36)$$

แทนสมการที่ 34 และ 36 ลงในสมการที่ 23 จะได้ว่า

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \delta_{pj} x_{pi} \quad (37)$$

แทนค่าสมการที่ 37 ลงในสมการที่ 22 จะได้ค่าสมการปรับน้ำหนักสำหรับ  $w_{ji}$  ดังนี้

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_{pj} x_{pi} \quad (38)$$

$$\text{โดยที่ } \delta_{pj} = i_{pj}(1-i_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj}$$

จบการพิสูจน์การหาที่มาของสมการปรับน้ำหนักในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุท

## ภาคผนวก ข

## พินิจนัยสมการการจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุด

กำหนดให้  $\omega_i, i=1, \dots, M$  แทนการแสดงประเภทของข้อมูลในภาพถ่ายดาวเทียม เมื่อ  $M$  เป็นจำนวนของประเภทข้อมูลทั้งหมด การจะตัดสินใจจุดภาพ ณ ตำแหน่ง  $x$  เป็นข้อมูลของประเภทใดนั้น ขึ้นอยู่กับเงื่อนไขของความน่าจะเป็นที่จุดภาพ  $x$  จะเป็นสมาชิกของประเภท  $\omega_i$  ซึ่งแทนโดย

$$p(\omega_i | x), i=1, \dots, M$$

โดยมีเงื่อนไขว่า

$$x \in \omega_i \text{ ถ้า } p(\omega_i | x) > p(\omega_j | x) \text{ สำหรับทุกๆ } j \neq i \quad (1)$$

เมื่อ  $x$  เป็น คอลัมน์เวกเตอร์ที่แสดงค่าระดับความเข้มของสีเทาในแต่ละแบนด์ของจุดภาพ  $x$  การคำนวณหา  $p(\omega_i | x)$  สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2 ดังนี้

$$p(\omega_i | x) = p(x | \omega_i) p(\omega_i) / p(x) \quad (2)$$

เมื่อ  $p(x | \omega_i)$  เป็นความน่าจะเป็นที่จุดภาพ  $x$  จะเป็นประเภท  $\omega_i$  โดยคิดจากข้อมูลตัวอย่าง ส่วน  $p(\omega_i)$  แทนค่าความน่าจะเป็นของการเกิดข้อมูลประเภท  $\omega_i$  ขึ้นในภาพ ตัวอย่างเช่น ถ้า 15% ของจำนวนจุดภาพทั้งหมดจะต้องเป็นของข้อมูลประเภท  $\omega_i$  แล้ว จะได้ว่า  $p(\omega_i) = 0.15$  ในขณะที่  $p(x)$  หมายถึง ความน่าจะเป็นของการพบจุดภาพจากประเภทอื่น (คิดจากทุกประเภท) ณ ตำแหน่ง  $x$  ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3

$$p(x) = \sum_{i=1}^M p(x | \omega_i) p(\omega_i) \quad (3)$$

ในกรณีนี้เราต้องคำนวณหา  $p(\omega_i | x)$  สำหรับทุกประเภทว่าค่า  $p(\omega_i | x)$  ของประเภทใดมีค่าสูงสุด จุดภาพ  $x$  ก็จะถูกตัดสินใจให้เป็นประเภทนั้น ซึ่งในกรณีที่ต้องการผลการเปรียบเทียบระหว่างประเภทเช่นนี้จะเห็นว่าเราสามารถตัดเทอม  $p(x)$  ในสมการที่ 2 ทิ้งได้ เนื่องจาก  $p(x)$  ตามสมการที่ 3 จะมีค่าเท่ากันเสมอไม่ว่าจะเป็นการคำนวณหา  $p(\omega_i | x)$  ของประเภทใดก็ตาม นั่นคือ จะได้ว่า

$$x \in \Omega_i \quad \text{ถ้า } p(x|\Omega_i)p(\Omega_i) > p(x|\Omega_j)p(\Omega_j) \quad \text{สำหรับทุกๆ } j \neq i \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \text{กำหนดให้ } g_i(x) &= \ln\{p(x|\Omega_i)p(\Omega_i)\} \\ &= \ln p(x|\Omega_i) + \ln p(\Omega_i) \end{aligned} \quad (5)$$

พิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างสมการที่ 4 และ 5 เราจะได้ว่า

$$x \in \Omega_i \quad \text{ถ้า } g_i(x) > g_j(x) \quad \text{สำหรับทุกๆ } j \neq i \quad (6)$$

สมมติว่ามีภาพถ่ายดาวเทียมจำนวน  $N$  แบนด์ เราสามารถคำนวณหา  $p(x|\Omega_i)$  ได้ดังนี้

$$p(x|\Omega_i) = (2\pi)^{-N/2} |\Sigma_i|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-m_i)^t \Sigma_i^{-1}(x-m_i)\right\} \quad (7)$$

เมื่อ  $m_i$  และ  $\Sigma_i$  เป็นค่าเวกเตอร์เฉลี่ย (Mean Vector) และโคเวเรียนเมทริกซ์ (Covariance Matrix) ของข้อมูลตัวอย่างประเภท  $\Omega_i$

แทนค่าสมการที่ 7 ลงในสมการที่ 5 จะได้ว่า

$$g_i(x) = \ln p(\Omega_i) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2} (x-m_i)^t \Sigma_i^{-1} (x-m_i) \quad (8)$$

ในกรณีที่เรากำหนดให้  $p(\Omega_i)$  (ค่าความน่าจะเป็นของการเกิดข้อมูลประเภท  $\Omega_i$  ขึ้นในภาพ) มีค่าเท่ากันสำหรับทุกประเภท เราจะสามารถลดรูปสมการที่ 8 ได้ดังนี้

$$g_i(x) = -\ln |\Sigma_i| - (x-m_i)^t \Sigma_i^{-1} (x-m_i) \quad (9)$$

นั่นคือ เราสรุปได้ว่า จุดภาพ  $x$  จะเป็นสมาชิกของประเภท  $\Omega_i$  ( $x \in \Omega_i$ ) ตามวิธีการจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุด ก็ต่อเมื่อ

$$g_i(x) > g_j(x) \quad \text{สำหรับทุกๆ } j \neq i \quad \text{โดยที่}$$

$$g_i(x) = -\ln |\Sigma_i| - (x-m_i)^t \Sigma_i^{-1} (x-m_i)$$

จบการพิสูจน์การลดรูปสมการการจำแนกประเภทแบบความน่าจะเป็นได้สูงสุด

## ภาคผนวก ค

## บทความและผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

## 1. A study of neural network classification of JERS-1/OPS images

*Y. Rangsanseri, P. Thitimajshima, and S. Promcharoen*

19<sup>th</sup> Asian Conference on Remote Sensing,  
Manila (Philippines), 22-25 November 1998.

## 2. Supervised classification of multispectral satellite images using fuzzy logic and neural network

*S. Promcharoen, Y. Rangsanseri, S. Ongsomwang, and J. Jarupatt*

20<sup>th</sup> Asian Conference on Remote Sensing,  
Hong Kong (China), 22-25 November 1999.

## 3. A fuzzy neural network approach for multispectral imagery analysis

*Y. Rangsanseri, S. Promcharoen, and P. Thitimajshima*

Second International Conference on Geospatial Information in Agriculture and Forestry,  
Florida (USA), 10-12 January 2000.

## 4. การจำแนกประเภทข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม JERS-1 ระบบ OPS

โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

สมหญิง พรหมเจริญ และ ยุทธพงษ์ รังสรรค์เสรี

การประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ครั้งที่ 37, 3-5 กุมภาพันธ์ 2542.

## 5. การจำแนกประเภทข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยวิธีฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

สมหญิง พรหมเจริญ และ ยุทธพงษ์ รังสรรค์เสรี

การประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ครั้งที่ 38, 1-4 กุมภาพันธ์ 2543.

## ประวัติผู้เขียน

นางสาวสมหญิง พรหมเจริญ เกิดวันที่ 2 มิถุนายน 2515 ที่จังหวัดชลบุรี สำเร็จการศึกษาหลักสูตร วิทยาศาสตร์บัณฑิต (วท.บ. คณิตศาสตร์) จากมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ วิทยาเขตบางแสน (มหาวิทยาลัยบูรพา) ปีการศึกษา 2536

ปี พ.ศ. 2538 เข้าทำงานตำแหน่งโปรแกรมเมอร์ บริษัทเว็ลค้ออิเล็กทริก ประเทศไทย จำกัด ปี พ.ศ. 2541 จนถึงปัจจุบัน ทำงานตำแหน่งเจ้าหน้าที่ระบบงานคอมพิวเตอร์ ภาควิชาสถาปัตยกรรมภายใน คณะสถาปัตยกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

