

การรู้จำวัตถุ 2 มิติโดยหลักการฟัซซี่ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

2D OBJECT RECOGNITION BY FUZZY AND NEURAL NETWORK



สุชิน อาดาน
SUCHIN ADHAN

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2544

ISBN 974-646-309-9

การรู้จำวัตถุ 2 มิติโดยหลักการฟัซซีร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

2D OBJECT RECOGNITION BY FUZZY AND NEURAL NETWORK



สุชิน อางหาญ
SUCHIN ADHAN

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ.2544

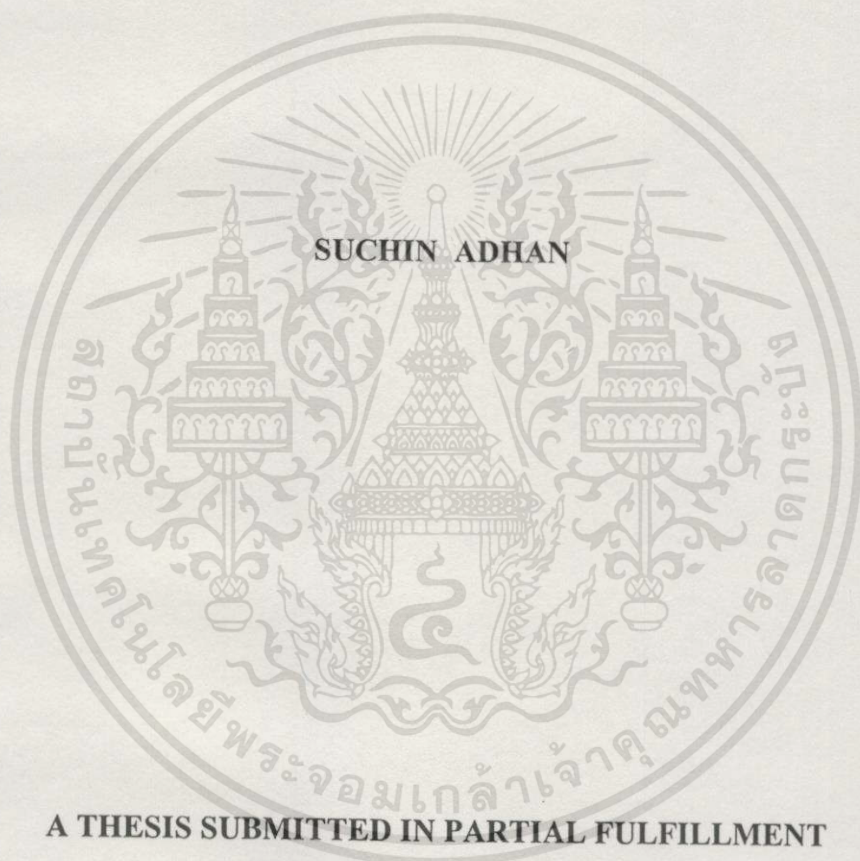
ISBN 974-648-309-9

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน..... 40122
เลขสารบัญ.....
วัน, เดือน, ปี 16 ส.ค. 2544

b. H093022
1.....

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่ใช้การนำไปใช้

2D OBJECT RECOGNITION BY FUZZY AND NEURAL NETWORK



SUCHIN ADHAN

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 974-648-309-9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การรู้จำวัตถุ 2 มิติโดยหลักการฟัซซีร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม
2D OBJECT RECOGNITION BY FUZZY AND NEURAL NETWORK
ชื่อนักศึกษา นายสุชิน อางหาญ
รหัสประจำตัว 41061141
ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.ชม กิมปาน

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
ดร.วิศิษฎ์	หิรัญกิตติ	
ผศ.ดร.บุญธีร์	เครือตราฐ	
รศ.ดร.บุญวัฒน์	อัครฐ	
รศ.สมศักดิ์	มิตะถา	
รศ.ดร.ชม	กิมปาน	

วัน/เดือน/ปี ที่สอบ 18 เมษายน 2544 เวลา 11.00-12.00 น.

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

บัณฑิตวิทยาลัยรับรองแล้ว

(รศ.ดร.บุญวัฒน์ อัครฐ)
คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่ 15 เดือน พ.ศ. 2544

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การรู้จำวัตถุ 2 มิติโดยหลักการฟัซซีร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม
นักศึกษา	นายสุชิน อางหาญ
รหัสประจำตัว	41061141
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2544
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.ชม กิมปาน

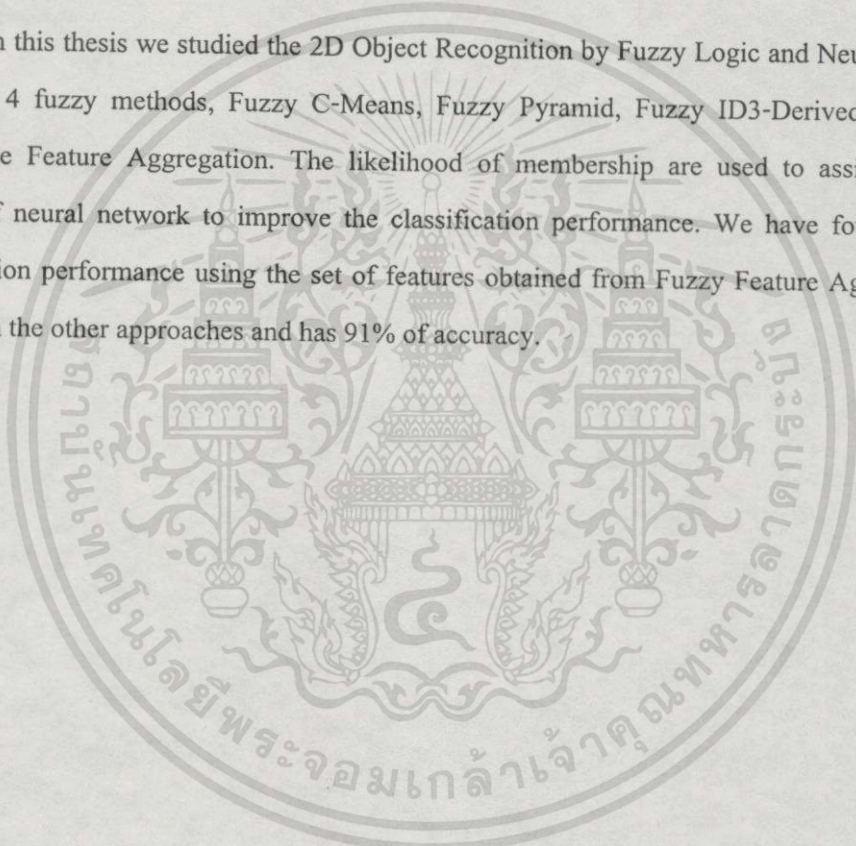
บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ศึกษาหลักการรู้จำภาพวัตถุ 2 มิติ โดยอาศัยหลักการฟัซซีลอจิกร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม ในการวิจัยได้ศึกษาและเปรียบเทียบหลักการฟัซซีลอจิก 4 ชนิด เพื่อเปรียบเทียบลักษณะ, ความสามารถ, คุณสมบัติ และข้อดีข้อเสียของแต่ละวิธีการ หลักการฟัซซีลอจิกที่นำเสนอคือ Fuzzy C-Means, Fuzzy Pyramid, ID3-Derived Fuzzy Rule และ Fuzzy Feature Aggregation ค่าความเป็นสมาชิกที่ได้จากหลักการฟัซซีลอจิกแต่ละแบบจะถูกป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ เพื่อช่วยให้การแยกแยะวัตถุมีประสิทธิภาพสูงขึ้น จากการทดลองกับภาพวัตถุ 36 ชิ้นเราพบว่าประสิทธิภาพของการแยกแยะของวิธีการ Fuzzy Feature Aggregation ซึ่งมี features จำนวน 108 ค่า เหนือกว่าอีกสามวิธีและมีอัตราการเรียนรู้ 91%

Thesis Title	2D Object Recognition by Fuzzy and Neural Network
Student	Mr. Suchin Adhan
Student ID.	41061141
Degree	Master of Engineering
Programme	Electrical Engineering
Year	2001
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr.Chom Kimpan

ABSTRACT

In this thesis we studied the 2D Object Recognition by Fuzzy Logic and Neural Network based on 4 fuzzy methods, Fuzzy C-Means, Fuzzy Pyramid, Fuzzy ID3-Derived and Fuzzy Multi-State Feature Aggregation. The likelihood of membership are used to assign as input vectors of neural network to improve the classification performance. We have found that the classification performance using the set of features obtained from Fuzzy Feature Aggregation is better than the other approaches and has 91% of accuracy.



กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้อย่างดี ก็ด้วยคำแนะนำและได้รับคำปรึกษาต่างๆ จาก รศ.ดร. ชม กิมปาน ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์จาก ท่านและขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบคุณ อ.พิศิษฎ์ โภการัตน์กุล และเพื่อนนักศึกษาทุกท่าน ที่มีส่วนในการให้คำชี้แนะ อันเป็นประโยชน์ต่อการวิจัยและให้กำลังใจ

ขอขอบคุณ อ. อมรชัย ชัยชนะ ที่มีส่วนทำให้หลายรูปในวิทยานิพนธ์ออกมาสวยงาม

ขอขอบคุณบัณฑิตวิทยาลัย ที่ได้ให้การสนับสนุนในการทำวิทยานิพนธ์ครั้งนี้

ขอขอบคุณ คุณกาญจนา อาจหาญ ที่อยู่เบื้องหลังในความสำเร็จ เป็นแหล่งเก็บกำลังใจ

ขอขอบพระคุณ บิดา และ มารดา ผู้สร้างข้าพเจ้าให้เกิด เลี้ยงดู อบรมสั่งสอนข้าพเจ้า

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอบอบแต่ บิดา มารดา ครู อาจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่าน

สุชิน อาจหาญ

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	VIII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	3
1.3 ขอบเขตเบื้องต้นในการทำวิทยานิพนธ์.....	4
1.4 เนื้อหาของวิทยานิพนธ์.....	4
บทที่ 2 การวิเคราะห์ภาพวัตถุโดยหลักการฟัซซี่.....	6
2.1 ทฤษฎีฟัซซี่เซต.....	6
2.2 การแทนข้อมูลโดยฟัซซี่เซต.....	6
2.3 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก.....	8
2.3.1 เซตเอกภพสัมพัทธ์.....	8
2.3.2 เซตฟอर्टเซต.....	9
2.3.3 การเทรตโฮลด์ฟัซซี่เซต.....	9
2.4 ตัวดำเนินการของฟัซซี่เซต.....	12
2.5 การเตรียมข้อมูลภาพวัตถุ.....	13
2.5.1 การปรับระดับภาพ.....	13
2.5.2 การหมุนภาพวัตถุให้อยู่ในมุมปกติ.....	14
2.5.3 การหาขอบภาพและการแยกเส้นขอบภาพออกเป็นส่วนๆ.....	15
2.6 ทฤษฎีของ Fuzzy C-Means.....	20
2.6.1 การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยการวัดระยะทางในภาพวัตถุ.....	20
2.6.2 อัลกอริทึมของ Fuzzy C-Means.....	20
2.6.3 การใช้ Fuzzy C-Means กับภาพวัตถุ.....	21
2.6.4 การหาค่าลักษณะเด่นจากการใช้ Fuzzy C-Means.....	21

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.7 ทฤษฎีของ Fuzzy Pyramid.....	22
2.7.1 การสร้างชั้นของพีระมิดจากภาพวัตถุ.....	22
2.7.2 การแบ่งพีระมิดออกเป็นส่วนๆ แบบวงแหวนและแบบเชกเตอร์.....	23
2.7.3 การรวมค่าลักษณะเด่นจากการแบ่งภาพทั้งสองวิธี.....	24
2.8 ทฤษฎีของ ID3-Derived Fuzzy Rule.....	25
2.8.1 การ Fuzzified Rules.....	26
2.8.2 การ Defuzzification.....	29
2.8.3 การแบ่งส่วนของภาพออกเป็นส่วนย่อยๆ.....	29
2.9 ทฤษฎีของ Fuzzy Feature Aggregation.....	30
2.9.1 การแบ่งส่วนของภาพออกเป็นส่วนย่อยๆ.....	30
2.9.2 การหาค่าลักษณะเด่นจากเส้นขอบภาพ.....	30
2.9.3 อัลกอริทึมของ Fuzzy Feature Aggregation.....	34
2.9.4 ค่าความเป็นสมาชิกของ Fuzzy Feature Aggregation.....	35
บทที่ 3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม.....	38
3.1 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียม.....	39
3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ.....	43
3.2.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	45
3.2.2 การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม.....	46
3.2.3 วัตถุประสงค์ของการเทรนนิ่ง.....	46
3.2.4 การเทรนนิ่งแบบควบคุม.....	47
3.2.5 การเทรนนิ่งแบบอิสระ.....	47
3.2.6 วิธีการแก้ปัญหาการฝึกสอน.....	48
3.3 ทฤษฎีหลักการแพร่ย้อนกลับ.....	49
3.3.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายบีพีเอ็น.....	49
3.3.2 การฝึกหัดโครงข่ายด้วยวิธีการแพร่ย้อนกลับ.....	50

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 4 การทดสอบระบบรู้จำภาพวัตถุ.....	52
4.1 การเตรียมการทดสอบ.....	52
4.2 การทดสอบกับภาพวัตถุที่ใช้ทดสอบกับ Fuzzy C-Means.....	54
4.3 การทดสอบกับภาพวัตถุที่ใช้ทดสอบกับ Fuzzy Pyramid.....	60
4.4 การทดสอบกับภาพวัตถุที่ใช้ทดสอบกับ ID3-Derived Fuzzy Rule.....	66
4.5 การทดสอบกับภาพวัตถุที่ใช้ทดสอบกับ Fuzzy Feature Aggregation.....	74
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	83
5.1 ข้อสรุปและเปรียบเทียบของการรู้จำ.....	83
5.2 ข้อจำกัดของระบบ.....	86
5.3 ข้อเสนอแนะสำหรับแนวทางการพัฒนา.....	86
เอกสารอ้างอิง.....	87
ภาคผนวก.....	92
ภาคผนวก ก. ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	92
ประวัติผู้เขียน.....	93

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ลักษณะเด่นสำคัญที่สามารถหาได้จากส่วนของเส้นทั้ง 8 แบบ	29
4.1 ค่าลักษณะเด่น (Features) ที่ได้จาก Fuzzy C-Means ของวัตถุทั้ง 36 ชิ้น	57
4.2 การวัดประสิทธิภาพของลักษณะเด่นที่ได้จากวิธี Fuzzy C-means	58
4.3 ค่าลักษณะเด่น (Features) ที่ได้จาก Fuzzy Pyramid ของวัตถุทั้ง 36 ชิ้น	63
4.4 การวัดประสิทธิภาพของลักษณะเด่นที่ได้จากวิธี Fuzzy Pyramid	64
4.5 ค่าลักษณะของเส้นทั้ง 16 เส้นของภาพวัตถุหมายเลข 1	67
4.6 กลุ่มกฎที่ได้จาก ID3-Derived Fuzzy Rules ของวัตถุทั้ง 36 ชิ้น	68
4.7 หมายเลขลักษณะเส้น	69
4.8 ค่าลักษณะเด่น (Features) ที่ได้จาก ID3-Derived Fuzzy Rules ของวัตถุทั้ง 36 ชิ้น	70
4.9 การวัดประสิทธิภาพของลักษณะเด่นที่ได้จากวิธี ID3-Derived Fuzzy Rules	72
4.10 พื้นที่ที่ 16 เส้นย่อยวางตัวอยู่ของวัตถุต้นแบบหมายเลข 1	75
4.11 พื้นที่ที่ 16 เส้นย่อยวางตัวอยู่ภายหลังเรียงลำดับของวัตถุต้นแบบหมายเลข 1	76
4.12 ผลการ Aggregation ค่าลักษณะเส้นของวัตถุต้นแบบหมายเลข 1	77
4.13 ค่าลักษณะเด่น (Features) ที่ได้จาก Fuzzy Feature Aggregation ของวัตถุทั้ง 36 ชิ้น	78
4.14 การวัดประสิทธิภาพของลักษณะเด่นที่ได้จากวิธี Fuzzy Feature Aggregation	81
5.1 เปรียบเทียบสรุปความสามารถของหลักการทั้ง 4 แบบ	83

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1 แผนผังระบบการรู้จำภาพวัตถุ 2 มิติโดยหลักการฟัซซีร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม	3
2.1 ค่าความเป็นสมาชิกของเซต A ในกรณีที่เป็นเซตธรรมดา	7
2.2 ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต A ในกรณีที่เป็นฟัซซีเซต	8
2.3 แสดงกราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของตัวแปร “ความสูง” ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซต	9
2.4 ฟัซซีรูปสามเหลี่ยม	10
2.5 แสดงเส้นโค้งรูปตัว S	11
2.6 แสดงค่าฟัซซีเซตรูปประฆังคว่ำ	12
2.7 ภาพวัตถุก่อนและหลังการปรับเป็นภาพสองระดับ	14
2.8 การหมุนวัตถุให้อยู่ในมุมปกติให้ขนานกับแกนนอน	15
2.9 ตัวอย่างภาพวัตถุหลังจากหาขอบภาพ	16
2.10 ผลการแบ่งเป็นเส้นหลัก	17
2.11 จากเส้นหลักที่ 1 แบ่งเป็นเส้นย่อย 4 เส้น	18
2.12 จากเส้นหลักที่ 2 แบ่งเป็นเส้นย่อย 4 เส้น	18
2.13 จากเส้นหลักที่ 3 แบ่งเป็นเส้นย่อย 4 เส้น	19
2.14 จากเส้นหลักที่ 4 แบ่งเป็นเส้นย่อย 4 เส้น	19
2.15 พีระมิดข้อมูลขนาดสามระดับชั้น	23
2.16 การหาจุดกึ่งกลางของวัตถุ	23
2.17 โครงสร้างพีระมิด (ก) แบบวงแหวน (ข) แบบเชกเตอร์	24
2.18 Decision tree ที่ได้จาก ID3	26
2.19 ผลของ membership functions (a) ก่อนและ (b) หลังจากทำให้เป็น fuzzy rule	28
2.20 ค่าความเป็นสมาชิกของเส้นตรงในแนวตั้ง	31
2.21 ค่าความเป็นสมาชิกของเส้นตรงในแนวนอน	32
2.22 ค่าความเป็นสมาชิกของเส้นตรงในแนวเฉียงทางขวา	32
2.23 ค่าความเป็นสมาชิกของเส้นตรงในแนวเฉียงทางซ้าย	33
2.24 การแยกแยะตำแหน่งของเส้นขอบภาพ	36
2.25 แผนผังขั้นตอนของการรู้จำภาพวัตถุโดยหลักการ Fuzzy Feature Aggregation	37
3.1 โครงสร้างและส่วนประกอบของเซลล์ประสาท	39
3.2 ไดอะแกรมของนิวรอลที่สร้างขึ้น (Artificial Neuron)	40

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.3 โมดูลนิวรอลที่สร้างขึ้นร่วมกับ Activation Function	41
3.4 กราฟที่ได้จากสมการซิกมอยด์ลอจิสติกฟังก์ชัน (Sigmoidal logistic function)	42
3.5 Hyperbolic Tangent Function	43
3.6 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single-Layer Neural Networks)	44
3.7 โค้ดอะแกรมของ Backpropagation Neural Networks แบบสองชั้น	45
3.8 กราฟในลักษณะ S-shape ของฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์	51
4.1 วัตถุที่นำมาใช้ในการทดสอบและหมายเลขอ้างอิง	52
4.2 โครงสร้างการทำงานของหลักการ Fuzzy C-Means	55
4.3 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพของ Fuzzy C-Means	56
4.4 โครงสร้างการทำงานของหลักการ Fuzzy Pyramid	60
4.5 ชั้นพีระมิดของภาพวัตถุชั้นที่ 1 จำนวนสามชั้น	61
4.6 ส่วนของข้อมูลภาพวัตถุชั้นที่ 1 เมื่อแบ่งเขตข้อมูลแบบวงแหวน	61
4.7 ส่วนของข้อมูลภาพวัตถุชั้นที่ 1 เมื่อแบ่งเขตข้อมูลแบบเซกเตอร์	62
4.8 โครงสร้างการทำงานของหลักการ ID3-Derived Fuzzy Rules	66
4.9 โครงสร้างการทำงานของหลักการ Fuzzy Feature Aggregation	74
5.1 กลุ่มภาพวัตถุที่มักแยกแยะผิดพลาด	84
5.2 ส่วนของขอบภาพวัตถุที่มักแยกแยะผิดพลาด	85

บทที่ 1

บทนำ

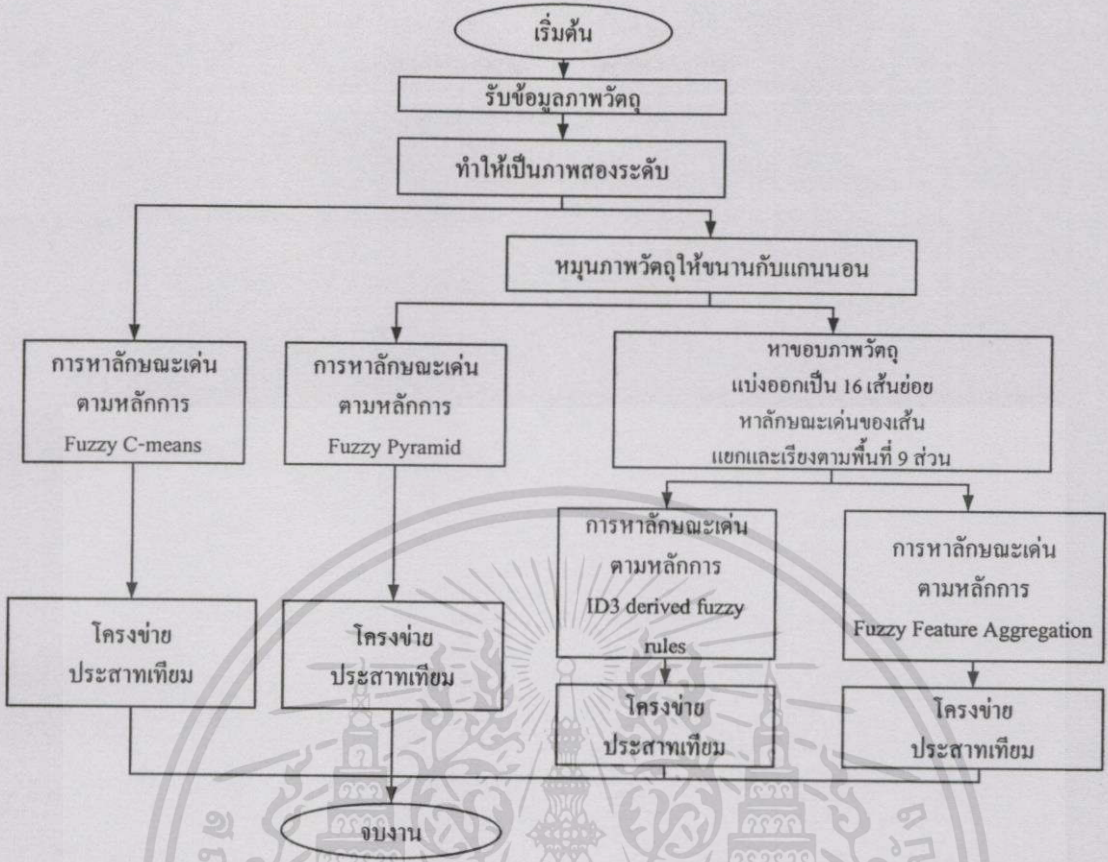
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การแก้ปัญหาคำถามรู้จำภาพวัตถุ 2 มิติ มีด้วยกันหลายวิธี หลักการที่น่าสนใจและได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้คือหลักการฟัซซี่ ที่มีการจัดแบ่งค่าความเป็นสมาชิกที่ใกล้เคียงความเป็นธรรมชาติมากกว่าระบบลอจิกธรรมดาทั่วไป จึงทำให้มีความยืดหยุ่นของการแยกแยะ ได้ดี ปัจจุบัน ได้มีผู้คิดค้นวิธีการจัดแบ่งค่าความเป็นสมาชิกในหลายลักษณะ การศึกษาวิจัยเปรียบเทียบความสามารถของวิธีการต่างๆ ที่อิงหลักการฟัซซี่ จะทำให้ทราบถึงความสามารถ, ประสิทธิภาพ และข้อดีข้อเสียของแต่ละวิธี โดยจะใช้โครงข่ายประสาทเทียมในขั้นตอนของการตัดสินใจจากข้อมูลของฟัซซี่แต่ละแบบ

จากการวิจัยเกี่ยวกับการรู้จำภาพ 2 มิติแบบต่างๆ ที่มีผู้ได้คิดค้นไว้มากมายหลากหลายวิธี ซึ่งมีข้อดีและข้อด้อยต่างกันไป วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ศึกษาหลักการรู้จำภาพ 2 มิติที่น่าสนใจซึ่งได้มีผู้วิจัยไว้แล้วและถูกนำไปใช้ในการวิจัยอย่างต่อเนื่องคือ Fuzzy Pyramid, ID3-derived Fuzzy Rules และ Fuzzy Feature Aggregation อีกทั้งได้นำเอาหลักการ Fuzzy C-means ซึ่งใช้ในการแยกแยะแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นหลักมาประยุกต์ใช้ในการรู้จำภาพวัตถุ และยังเปรียบเทียบถึงความสามารถในการแยกแยะหรือประสิทธิภาพของ Feature ที่ได้จากหลักการทั้งสี่รวมถึงการวัดและเปรียบเทียบถึงอัตราการเรียนรู้โดยรวมอีกด้วย หลักการที่มีผู้นำไปประยุกต์ใช้แพร่หลายอย่าง Quinlan's ID3 [38] ได้แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของการแยกแยะที่ดีโดยอาศัยกฎที่เป็น โครงสร้างแบบต้นไม้ (tree) เพื่อให้สามารถใช้ได้ดีกับข้อมูลที่มีความคลุมเครือได้ดียิ่งขึ้น หลักการ Uncertain Reasoning ID3 [8][37][39][40][45] หรือ Fuzzy ID3 จึงถูกแนะนำ ซึ่งรวมถึงการหา operator ต่างๆ มาร่วมในการออกแบบอีกด้วย ผลทำให้หลักการ ID3 เดิมมีความยืดหยุ่นในการแยกแยะได้ดีขึ้น ซึ่ง [8] ได้นำหลักการที่ปรับปรุงไปเทียบกับหลักการ ID3 เดิมและโครงข่ายประสาทเทียมก็ให้ผลการแยกแยะที่ดีกว่า งานวิจัยบางชิ้น [34][35][55][63] ได้นำเสนอการรวม Fuzzy ID3 เข้ากับ Neural Network เป็นลักษณะของ Fuzzy Neural ผลการวิจัยให้ผลที่ดีซึ่งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ก็ได้นำหลักการนี้เช่นเดียวกัน งานวิจัยหลายชิ้นได้นำเอาหลักการนี้ไปประยุกต์ใช้เช่น [3][43][46][50][52][54] และ [64] เป็นต้น หลักการที่มีผู้นำไปประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายเช่นกันคือ Pyramid หรืออาจเรียกว่า Multi Resolution ก็ได้ มักใช้ในการวิเคราะห์หา feature และ classification บทความบางอันได้แสดงถึงการออกแบบการวิเคราะห์ด้วยหลักการ Pyramid รูปแบบต่างๆ [5][9][22][31][32][44][59] เป็นต้น การนำเสนอได้แสดงให้เห็นประสิทธิภาพที่ดีของหลักการนี้ งานวิจัยบางชิ้น [30][31][32][60][61][62] ได้เสนอการประยุกต์ใช้กับงานอย่างอื่นที่ไม่ใช่การรู้จำภาพรูปร่างต่างๆ แต่ก็เป็นงานที่เกี่ยวข้อง

เนื่องกับการรู้จำภาพทั้งสิ้น งานวิจัยต่างๆ เหล่านี้ได้แสดงให้เห็นผลของการแบ่งข้อมูล หรือโครงสร้างของวิธีการเช่น tree ออกเป็นชั้นที่มีความละเอียดไม่เท่ากันมาใช้วิเคราะห์ ทำให้สามารถจัดการกับข้อมูลได้ดีทั้งโดยรวมและในรายละเอียด งานวิจัยอย่าง [1][10][25][26][30][44][56][59][65] เป็นต้น ได้นำเอาหลักการ Pyramid ไปใช้ในการรู้จำภาพที่ให้ผลการรู้จำที่ดี อีกหลักการที่ใช้ในการวิจัยของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ก็คือ Aggregation เป็นหลักการที่อาศัยการรวมค่าหรือการมองข้อมูลที่ได้มีการเตรียมเบื้องต้นแล้วโดยรวม เพื่อทราบถึงลักษณะและสามารถแยกแยะข้อมูลที่นำเข้ามาวิเคราะห์ได้ [12][15][20][21][29] เป็นตัวอย่างของงานวิจัยที่นำเสนอกระบวนการและการปรับปรุงวิธีการให้มีประสิทธิภาพดีขึ้น Feature ที่นำมาใช้ในวิธีการนี้จะแตกต่างกันไปในแต่ละการประยุกต์ใช้เช่น [4][51] จะหา feature ได้จากลักษณะเส้นของภาพ การ Aggregation กันนั้นจะต้องใช้ค่าน้ำหนักในการรวมกัน ดังเช่นใน [29] ได้เสนอการใช้ Fuzzy sets กับวิธีการ Aggregation รวมถึงการปรับค่าน้ำหนักของการรวมด้วย ทำนองเดียวกับหลักการอื่นๆ ที่ใช้กันทั่วไป หลักการนี้ยังมีผู้นำไปปรับปรุงใช้ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมดัง [12][17][18][19] เป็นต้น ทำให้ประสิทธิภาพการแยกแยะดีขึ้น การนำเอาหลักการนี้ไปประยุกต์ใช้ในการรู้จำได้มีผู้นำไปวิจัยเช่น [4][11][14][16][24][28][51] เป็นต้น หลักการนี้สามารถใช้หา feature หรือใช้เป็นส่วนของการ classification ก็ได้ ขึ้นกับการนำไปใช้ หลักการสุดท้ายที่กล่าวถึงในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้คือ Fuzzy C-means โดยปกติแล้วหลักการ Fuzzy C-means จะนำไปประยุกต์ใช้กับงานเกี่ยวกับการ clustering เพื่อแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นหลัก ซึ่งมีงานวิจัยที่เขียนถึงมากมาย จากการสำรวจของผู้วิจัยจากฐานข้อมูลบทความของ IEEE แล้วพบว่าอาจจะยังไม่มีผู้นำเอาหลักการ Fuzzy C-mean มาใช้ในการหา feature เพื่อนำมาใช้ในการรู้จำภาพ 2 มิติ ซึ่งจะพบ [2][28][33] แต่เพียงการ clustering เพื่อ segmentation ภาพเพื่อแยกเฉพาะข้อมูลที่ต้องการก่อนนำไปสู่ขั้นตอนประมวลผลภาพแบบต่างๆ หรือใน [27] ก็นำเสนอการใช้กับวิธีการเลือก feature เท่านั้นเป็นต้น ในการวิจัยจึงต้องการจะศึกษาว่าการหา feature จากหลักการ Fuzzy C-means จะมีคุณภาพที่ดีและเหมาะสมหรือไม่ซึ่งจะได้กล่าวถึงในบทต่อๆ ไป

ในการวิจัยนี้ได้ศึกษาและเปรียบเทียบหลักการรู้จำภาพ 2 มิติสี่แบบ ซึ่งหลักการที่มีผู้นำไปประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายคือหลักการ ID3-derived fuzzy rules และ Fuzzy Pyramid จะถูกใช้เป็นหลักการอ้างอิงเพื่อเทียบกับหลักการที่เหลือคือ Fuzzy Feature Aggregation และ Fuzzy C-means หลักการพีชซีเหล่านี้จะให้ความยืดหยุ่นของการแยกแยะได้ดีกว่าวิธีการธรรมดา เช่น การแมชชีน (Matching) หรือการออโต้คอร์เรลชัน (Autocorrelation) ขั้นตอนของการแยกแยะว่าเป็นวัตถุใดนั้นจะใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ซึ่งจะเป็นส่วนสุดท้ายของระบบการรู้จำที่ได้สร้างขึ้นในการวิจัย รูปที่ 1.1 จะแสดงให้เห็นถึงโครงสร้างทั้งหมดของระบบการรู้จำภาพวัตถุ 2 มิติ



รูปที่ 1.1 แผนผังระบบการรู้จำภาพวัตถุ 2 มิติโดยหลักการฟัซซีซึ่งร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียม

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

การวิจัยในวิทยานิพนธ์นี้ได้ศึกษาถึงหลักการของฟัซซีทั้งสี่แบบ และใช้ร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อใช้ในการรู้จำภาพ 2 มิติ โดยมีวัตถุประสงค์ดังนี้

1. ศึกษาทฤษฎีของฟัซซี 4 แบบ คือ Fuzzy Feature Aggregation, Fuzzy Pyramid, Fuzzy C-Means และ ID3-Derived Fuzzy Rule
2. ศึกษาทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ
3. เพื่อหาประสิทธิภาพของการแยกแยะของลักษณะเด่นที่ได้จากหลักการฟัซซีทั้ง 4 แบบ
4. เพื่อหาอัตราการรู้จำภาพ 2 มิติของฟัซซีทั้ง 4 แบบ
5. เพื่อเปรียบเทียบอัตราการรู้จำ เวลาที่ใช้ในการฝึกและการทดสอบ

1.3 ข้อตกลงเบื้องต้นในการทำวิทยานิพนธ์

1.3.1 งานวิจัยนี้มุ่งเน้นศึกษาการใช้ฟัซซี่ทั้ง 4 แบบ ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหาอัตราการเรียนรู้และคุณสมบัติอื่นๆ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบ

1.3.2 รูปภาพวัตถุที่ใช้ในการทดลอง จะต้องเป็นรูปที่มีวัตถุที่ต้องการทดสอบอยู่เพียงชิ้นเดียวภายในภาพนั้น และสีของฉากหลังจะต้องเป็นสีดำ

1.3.3 วัตถุที่ใช้ในการทดลองต้องมีลักษณะรูปทรงคงที่ ถ้าเปลี่ยนไปจะถือว่าเป็นคนละชิ้นกัน เช่นคิมที่กางจะเป็นคนละชิ้นกับคิมที่หุบขาเป็นต้น

1.3.4 ผลการวิจัยได้จากอุปกรณ์ตามข้อกำหนดคุณลักษณะดังนี้
เครื่องคอมพิวเตอร์

CPU : Intel Celeron 400 MHz

RAM : 96 MB

Harddisk : 6 GB

1.4 เนื้อหาของวิทยานิพนธ์

บทที่ 1 กล่าวถึง บทนำ กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหาวัตถุประสงค์ของงานวิจัย และเนื้อหาโดยรวมของวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 หลักการฟัซซี่ จะกล่าวถึง ทฤษฎีของฟัซซี่เซตที่ใช้กันทั่วไป การเตรียมข้อมูลภาพวัตถุ กล่าวถึงการเตรียมภาพวัตถุล่วงหน้าให้พร้อมก่อนนำไปวิเคราะห์ด้วยหลักการต่างๆ ขั้นตอนการเตรียมการนั้นประกอบด้วย การปรับระดับภาพวัตถุให้เป็นภาพสองระดับ ขั้นตอนนี้สำคัญที่สุดเพราะจะถูกใช้กับทุกหลักการ หลักการที่ต้องการเพียงขั้นตอนแรกคือ Fuzzy C-Means ต่อมาจะเป็นการหมุนภาพวัตถุให้อยู่ในมุมปกติที่ขนานกับแกนนอน หลังขั้นตอนนี้จะสามารถใช้กับหลักการ Fuzzy Pyramid ได้ จากนั้นจะเป็นขั้นตอนการเตรียมการสุดท้ายคือ การหาขอบภาพซึ่งจะได้ภาพขอบวัตถุไปใช้กับสองหลักการที่เหลือคือ ID3-Derived Fuzzy Rules และ Fuzzy Aggregation จากนั้นจะเป็นส่วนที่อธิบายหลักการของฟัซซี่ทั้ง 4 แบบที่อ้างอิงจาก [1] [2] [3] และ [4] โดยได้แสดงถึงหลักการ สมการที่ใช้กับทฤษฎีและในการทดลอง โดยเรียงลำดับจากหลักการที่ต้องใช้การเตรียมข้อมูลเข้าน้อยจนถึงมากที่สุด เริ่มจากทฤษฎี Fuzzy C-Means ที่อธิบายถึงหลักการและการแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยการวัดระยะทางในภาพวัตถุ และแปลงเป็นอัลกอริทึมที่จะนำมาใช้งาน การใช้งานกับภาพวัตถุจนกระทั่งได้ค่าลักษณะเด่นออกมา จากฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่เกี่ยวข้อง ทฤษฎีต่อมาคือ Fuzzy Pyramid อธิบายการสร้างชั้นพีระมิดจากภาพวัตถุ การแบ่งภาพวัตถุออกเป็นส่วนๆ

และการหาค่าลักษณะเด่นจากโครงสร้างพีระมิด วิธีที่สามคือ Fuzzy ID3-Derived Fuzzy Rules อธิบายหลักการและอัลกอริทึมของการสร้างกฎ การสร้างกฎจากการวิเคราะห์ภาพวัตถุและหาค่าลักษณะเด่นจากกฎเหล่านั้น สุดท้ายจะกล่าวถึง Fuzzy Feature Aggregation ที่อธิบายหลักการและอัลกอริทึม การแบ่งส่วนของภาพออกเป็นส่วนย่อยๆ ก่อนจากนั้นจึงหาค่าลักษณะเด่นออกมา ค่าลักษณะเด่นที่สามารถหาได้จากหลักการทั้งสี่นี้จะถูกนำเสนอในบทที่ 5 ซึ่งค่าลักษณะเด่นเหล่านั้นจะถูกนำไปเป็นอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมที่จะกล่าวถึงในบทที่ 4

บทที่ 3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม อธิบายถึงความเป็นมาและยกตัวอย่างการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ และได้อธิบายถึงโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับซึ่งจะถูกนำมาใช้เป็นส่วนที่จะทำการแยกแยะการรู้จำภาพวัตถุในขั้นตอนสุดท้าย

บทที่ 4 การทดสอบระบบรู้จำภาพวัตถุ แสดงการเตรียมการทดสอบ ข้อมูลภาพที่ใช้ในการทดสอบและการทดสอบกับพีซีทั้ง 4 แบบ โดยนำเอาหลักการที่ได้กล่าวไว้แล้วในบทที่ 2, 3 และ 4 มาใช้ในการทดลอง ผลที่ได้จากการทดลองจะถูกแสดงไว้ในตารางเพื่อการเปรียบเทียบที่ชัดเจน

บทที่ 5 บทสรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ บทนี้จะนำผลทั้งหมดที่เกิดจากการทดลองมาเปรียบเทียบ วิเคราะห์ และสรุปออกมาในแง่มุมต่างๆ ที่เป็นวัตถุประสงค์ของการวิจัย ตลอดจนข้อจำกัดและข้อเสนอแนะก็ได้ถูกกล่าวถึงในตอนท้ายด้วย

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก. ผลงานวิจัยของผู้เขียนที่ได้รับการตีพิมพ์

บทที่ 2

การวิเคราะห์ภาพวัตถุโดยหลักการฟัซซี

2.1 ทฤษฎีฟัซซีเซต

ความสัมพันธ์ของสมาชิกภายในกลุ่มแต่ละตัวกับค่าจำกัดความของเซตนั้น จะถูกแสดงในลักษณะของระดับความเป็นสมาชิกที่มีค่าอยู่ในช่วง $[0,1]$ ซึ่งจะแสดงว่าสมาชิกตัวใดเป็นสมาชิกหรือไม่เป็นสมาชิกของเซตที่แสดงถึงการเป็นฟัซซีเซตนั้น อย่างเช่นเซตธรรมดา ซึ่งมีค่าเป็น $\{0,1\}$ ถ้าเรากำหนดให้เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ และ ฟัซซีเซต A มีสมาชิกของเซตเป็น $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ โดยที่ X_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) เป็นค่าฟัซซีเซต ดังนั้นฟัซซีเซต A สามารถแสดงในรูปแบบของความสัมพันธ์ในฟัซซีเซตได้โดย $\mu_A(X_i)$ ความสัมพันธ์เช่นนี้ในทางทฤษฎี ของฟัซซีเซตจะเรียกว่า ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership Function) และสามารถเขียนเป็นสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ได้คือ

$$\mu_A(X_i); U \rightarrow [0,1] \quad (2.1)$$

โดยที่ $\mu_A(X_i)$ ก็คือฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเซต A

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเซตใดก็จะสอดคล้องกับค่าจำกัดความของเซตนั้น และค่าจำกัดความ เหล่านี้ก็คือตัวแปรต่างๆ ของฟัซซีเซตที่อยู่ภายใต้ขอบเขตของเซตเอกภพสัมพัทธ์ หรือระบบใดๆ ที่เราสนใจ

ตัวแปรฟัซซี (Fuzzy Variable) ซึ่งก็คือฟัซซีเซตใดๆ ของระบบที่เราสนใจดังที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้น ตัวอย่างเช่น ถ้าเราพิจารณา “อุณหภูมิ” เป็นตัวแปรฟัซซี และค่าของตัวแปรของเซตนี้คือ {ต่ำ, ปานกลาง, สูง} จะเรียกเซตของค่าตัวแปรฟัซซีนี้ว่าเทอมเซต (Term Set) หรือเซตย่อย นอกจากนี้ตัวแปรฟัซซีแต่ละตัวอาจจะมีส่วนขยาย (Hedges หรือ Qualifiers) เพื่อปรับค่าตัวแปรให้มีความยืดหยุ่นมากยิ่งขึ้น เช่น จากค่าของตัวแปรอุณหภูมิ “ต่ำ \rightarrow ต่ำมาก”, “สูง \rightarrow ก่อนข้างสูง” เป็นต้น คำว่า “มาก” หรือ “ก่อนข้าง” ในที่นี้เป็นส่วนขยายของตัวแปรฟัซซี ซึ่งในทางปฏิบัติสามารถแทนด้วยฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์

2.2 การแทนข้อมูลโดยฟัซซีเซต

การแทนข้อมูล โดยฟัซซีเซต ตัวอย่างของเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในชีวิตประจำวันคือ เราจะพิจารณาความสูง โดย “ความสูง” ในที่นี้จะเป็นตัวแปรฟัซซีเซต และเพื่อให้เข้าใจความหมายของเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟัชชีเซตได้เด่นชัดยิ่งขึ้นเราจะเปรียบเทียบการแทนข้อมูลของฟัชชีเซตกับเซตธรรมดา การแปลงข้อมูลเพื่อคำนวณค่าความเป็นสมาชิกธรรมดาจะต้องมีการกำหนดค่าเทรชโฮลด์เพื่อจะนำมาเป็นตัวตัดสินว่าสมาชิกเซตที่กำลังพิจารณาอยู่บ้าง สำหรับในตัวอย่างของเซตความสูงของผู้ชาย สมมุติอยู่ในช่วง 140 – 180 cm (โดเมนของเซตเอกภพสัมพัทธ์) แต่ในที่นี้เราสนใจคนที่สูง ถ้าเรากำหนดให้เซต A เป็นเซตของคนสูง (“สูง” ในกรณีของฟัชชีเซตจะเป็นเทอมเซต) ดังนั้นเซต A ในกรณีของเซตธรรมดาจะต้องมีค่าขีดเริ่มเปลี่ยนหรือค่าเทรชโฮลด์ (Threshold) ซึ่งในที่นี้จะ กำหนดให้เท่ากับ 180 cm นั่นคือถ้า คนใดมีความสูงมากกว่าหรือเท่ากับ 180 cm จะถือว่าคนนั้นสูง (เป็นสมาชิกของเซต A) ซึ่งสามารถเขียนเป็นฟังก์ชันคุณลักษณะ (Characteristic Function) หรือฟังก์ชัน ความเป็นสมาชิกได้ดังนี้

$$\mu_A(X_1); \{X_1 \geq 180\} \quad (2.2)$$



รูปที่ 2.1 ค่าความเป็นสมาชิกของเซต A ในกรณีที่เป็นเซตธรรมดา

โดยที่ X_1 คือความสูงของผู้ชาย คนที่ 1

ในสมการที่ (2.2) สามารถนำมาเขียนเป็นกราฟของความเป็นสมาชิกได้ดังรูปที่ 2.1

ตามรูปที่ 2.1 บนแนวแกนตั้งแทนค่าระดับความเป็นสมาชิกที่มีค่าเป็น 0 (ไม่เป็นสมาชิกของเซต A) และ 1 (เป็นสมาชิกของเซต A) และจะเห็นว่าคนที่มีความสูงมากกว่าหรือเท่ากับ 180 cm ขึ้นไปเท่านั้นจึงจะถือว่าผู้ชายคนนั้นสูง นอกจากนั้นจะไม่ใช่สมาชิกของเซต A

ฟัชชีเซตฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะมีความยืดหยุ่นกว่า และสอดคล้องกับความเป็นจริงมากกว่าเซตธรรมดา ดังในสมการที่ (2.3)

$$\begin{aligned} & \frac{1}{(180-170)}(X_1-170); & \text{ถ้า } 170 \leq 180 \\ \mu_A(X_1) = & 1; & \text{ถ้า } X_1 > 180 \\ & 0; & \text{ในกรณีอื่นๆ} \end{aligned} \quad (2.3)$$



รูปที่ 2.2 ค่าความเป็นสมาชิกของเทอมเซต A ในกรณีที่เป็นฟuzzyเซต

จากรูปที่ 2.1 และรูปที่ 2.2 จะเห็นว่ากราฟแสดงความเป็นสมาชิกของฟuzzyเซตจะมีความต่อเนื่องในค่าระดับความเป็นสมาชิกในช่วง $[0, 1]$ เช่น คนที่มีความสูง 175 cm ก็จะถือว่าเป็นคนสูงเช่นกัน แต่เขาจะมี ระดับความเป็นสมาชิกของเซตของคนสูงเท่ากับ 0.5 ถ้าเปรียบเทียบกับเซตธรรมดาคนที่มีความสูง 175 cm จะไม่เป็นสมาชิกของเซต A ทั้งที่เขามีความสูงแตกต่างจากคนสูงไม่กี่เซนติเมตรเท่านั้น หรือแม้แต่คนที่มีความสูง 179 cm ซึ่งมีความสูงต่างจากคนที่ สูงต่างจากคนที่ ถือว่าสูงเพียง 1 cm เท่านั้น แต่ในเซตธรรมดาจะถือว่าเขาไม่ใช่คนสูงซึ่งจะไม่ตรงกับความเป็นจริง แต่สำหรับการแทน ข้อมูลโดยฟuzzyเซตจะถือว่าคนนี้เป็นเซตของคนสูงด้วยค่าระดับความเป็นสมาชิกเท่ากับ 0.9 (คือเกือบจะเป็นคนสูงเลยทีเดียว)

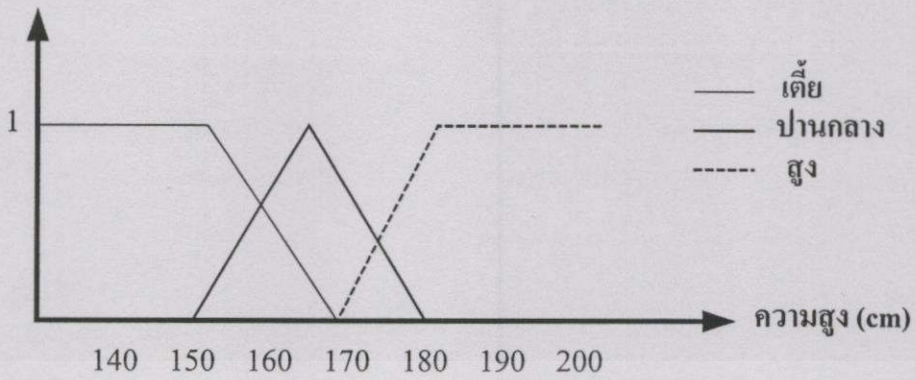
2.3 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก

เรามาศึกษาคุณสมบัติบางประการของฟuzzyเซต ก่อนที่จะพิจารณาถึงฟังก์ชันความเป็นสมาชิกชนิดต่างๆ ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกหรือฟังก์ชันคุณลักษณะในกรณีของฟuzzyเซต เช่น

2.3.1 เซตเอกภพสัมพัทธ์

เมื่อพิจารณาถึงกราฟรูปที่ 2.2 แกนนอนของกราฟจะแทน โดเมนของฟuzzyเซต ส่วนแกนตั้งจะแทน ค่าระดับความเป็นสมาชิก แต่ในกราฟรูปที่ 2.2 มีเทอมเซตเพียงเทอมเดียว ซึ่งเป็นเทอมของคนสูงเท่านั้นเพื่อให้ครอบคลุมกลุ่มประชากรที่เราสนใจจึงเพิ่มเทอมเซตอีกสองเทอมคือเทอมเซตของคน “เตี้ย” และ เทอมเซตของคนที่มีความสูง “ปานกลาง” ดังรูปที่ 2.3 ซึ่งในกรณีที่โดเมนของตัวแปรฟuzzyเซตที่ครอบคลุมประชากรทั้งหมดที่ทำการศึกษา เราจะเรียก โดเมนของตัวแปรนี้ว่า เซตเอกภพสัมพัทธ์ และในแต่ละเทอม เซตก็จะมีโดเมนของตัวเองอย่างเช่น เทอมเซตของคนเตี้ยจะมีโดเมนอยู่ในช่วง 140 – 170 cm, เทอมเซตของคนที่มีความสูงปานกลางจะมีโดเมนอยู่ในช่วง 150 – 180 cm, และเทอมเซตของคนที่สูงจะมี โดเมนอยู่ในช่วง 160 – 200 cm

ระดับความเป็นสมาชิก : $\mu_A(X_i)$



รูปที่ 2.3 กราฟฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของตัวแปร “ความสูง” ที่ประกอบด้วย 3 เทอมเซต

2.3.2 ซัพพอร์ตเซต

ในกรณีที่ $X_i (V_i)$ ในบางเทอมเซตมีค่าน้อยกว่าโดเมนของมัน เช่นในเทอมเซตของคนเตี้ยซึ่งมี โดเมนอยู่ในช่วง $[140 - 170]$ เมื่อทำการวัดความสูงของประชากรกลุ่มนี้ปรากฏว่าความสูงที่วัดได้จริงๆ ของพวกเขาอยู่ในช่วง $[145 - 170]$ ซึ่งช่วงของข้อมูลที่วัดได้จริงๆ จะเรียกว่าซัพพอร์ตเซต (Support Set) ของเทอมเซตนั้นๆ สำหรับซัพพอร์ตเซตจะมีประโยชน์ในการปรับขนาดของเทอมเซตโดยอัตโนมัติ

2.3.3 การเทรซโฮลด์ฟัซซี่เซต

การเทรซโฮลด์หรืออัลฟาคัท (Alpha-Cut, หรือ α - Cut) ของฟัซซี่เซตจะมีความสัมพันธ์กับซัพพอร์ตเซต คือค่าระดับของ α ($0 \leq \alpha \leq 1$) จะเป็นค่าเทรซโฮลด์ภายในขอบเขตโดเมนของเทอมเซตที่ค่า α เป็นค่าขอบเขตล่างของซัพพอร์ตเซต หรืออาจจะเป็นค่าใดๆ ที่เราสนใจในช่วง $[0, 1]$ α - Cut มีอยู่สองชนิดด้วยกันคือ

2.3.3.1. Strong α - Cut ซึ่งกำหนดได้โดย

$$\mu_\alpha(x_i) = \begin{cases} \mu_A(x_i); & \text{ถ้า } \mu_A(x_i) \geq \alpha \\ 0; & \text{ในกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (2.4)$$

2.3.3.2. Weak α - Cut สามารถกำหนดได้โดย

$$\mu_\alpha(x_i) = \begin{cases} \mu_A(x_i); & \text{ถ้า } \mu_A(x_i) > \alpha \\ 0; & \text{ในกรณีอื่นๆ} \end{cases} \quad (2.5)$$

เมื่อ A เป็นเทอมเซตใดๆ ประโยชน์ของ α - Cut มีอยู่สองประการด้วยกัน อย่างแรกคือ Strong α - Cut ใช้ในการกำหนดซัพพอร์ต อย่างที่สองคือทำให้มีความยืดหยุ่นสำหรับระบบการควบคุมที่ใช้ฟัซซี่เซตในกรณีที่มีการอินเตอร์เซกชันกันหลายเทอมซึ่งจะได้อธิบายในหัวข้อของกฎฟัซซี่เซตต่อไป ตอนนี้เราจะพิจารณาถึงฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบต่างๆ ที่จะใช้ในการประมาณเอกสารนี้เป็นเอกสารที่ส่งวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าระดับความเป็นสมาชิกของแต่ละเทอมเซต โดยมีทั้งแบบที่ประมาณค่าเป็นเชิงเส้น เช่น รูปสามเหลี่ยม, รูปสี่เหลี่ยมคางหมู และแบบที่ประมาณค่าโดยฟังก์ชันต่อเนื่อง เช่น S, S^{-1} , ระบ่งคว่าเป็นต้น ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

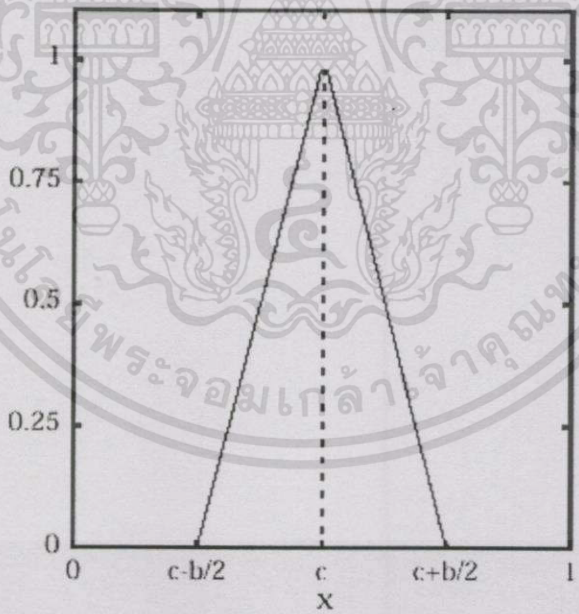
- สมการเชิงเส้น

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบสมการเชิงเส้นที่ใช้ในแปลงค่าความสัมพันธ์ของโดเมนไปยังเรนจ์ สำหรับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เป็นเชิงเส้น ดังสมการที่ (2.3)

- รูปสามเหลี่ยม

การกำหนดฟังก์ชันความเป็นสมาชิกโดยใช้รูปสามเหลี่ยม นิยมใช้กันมากในระบบควบคุมที่ใช้

พีชชีเซต เทอมเซตที่กำหนดโดยฟังก์ชันนี้จะต้องมีค่าที่เหมาะสมที่สุดอยู่เพียงค่าเดียวที่ทำให้ค่าความเป็นสมาชิกเท่ากับหนึ่ง ส่วนค่าอื่นๆ จะมีความเป็นสมาชิกลดลงเรื่อยๆ เมื่อยิ่งห่างจากค่านี้มากขึ้น ในตัวอย่างของตัวแปรความสูง เทอมเซต “ปานกลาง” มีฟังก์ชันความเป็นสมาชิกเป็นรูปสามเหลี่ยม ถ้ากำหนดให้ $a \leq b \leq c$ เมื่อ a, b และ c เป็นเลขจำนวนจริงๆ ดังนั้นสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของรูปสามเหลี่ยมสามารถกำหนดได้ดังนี้



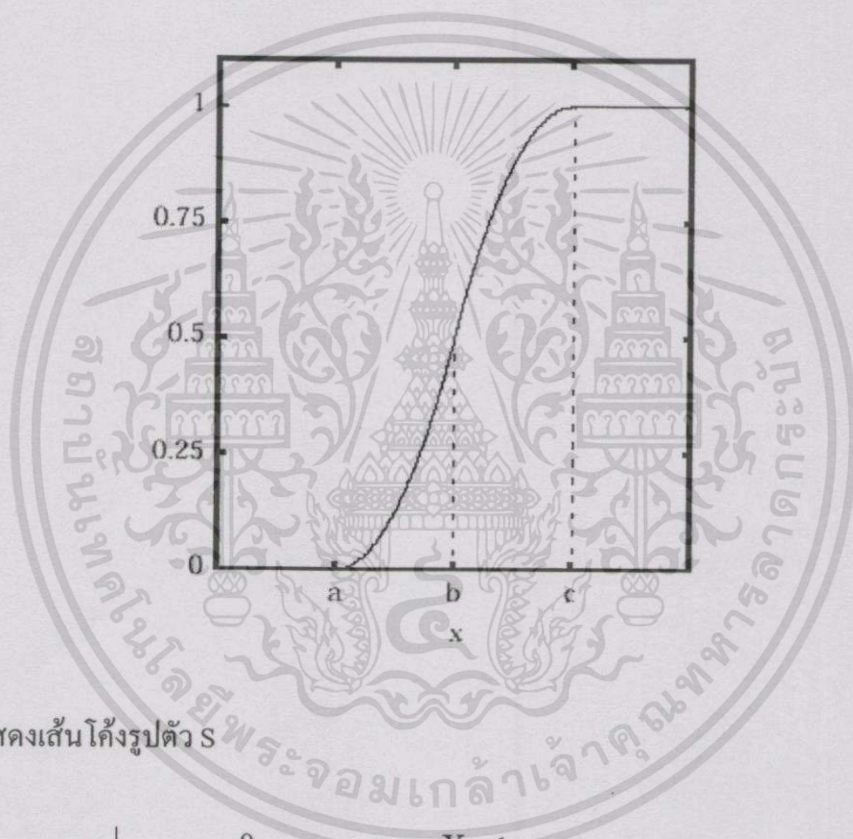
รูปที่ 2.4 พีชชีรูปสามเหลี่ยม

$$\mu_A(X_1) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}(X_1 - a); & a \leq X_1 \leq b \text{ and } a \neq b \\ \frac{1}{c-b}(c - X_1); & a \leq X_1 \leq b \text{ and } a \neq b \\ 0; & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2.6}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เส้นโค้งรูปตัว S

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่กำหนดด้วยเส้นโค้งรูปตัว S (S-Curve, Sigmoid หรือ Logistic) เป็นการกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างโดเมนไปยังเรนจ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น ตัวแปรที่เหมาะสมที่จะใช้ฟังก์ชันนี้คือพวกอายุการใช้งานของอุปกรณ์ต่างๆ , ตัวแปรส่วนใหญ่ที่ใช้ในทางการประมวลผลภาพ เป็นต้น ซึ่งตัวแปรพวกนี้มักจะมีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นที่เป็นรูปตัว S หรือ s' ถ้ากำหนดให้ $a \leq b \leq c$ เมื่อ a, b และ c เป็นเลขจำนวนจริงใดๆ ดังนั้นสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเส้นโค้งรูปตัว S สามารถกำหนดได้ดังสมการที่ (2.7) และ s' สามารถคำนวณได้โดยหาค่าคอมพลิเมนต์ของสมการที่ (2.8) ($s' = 1 - \mu_\lambda(x_i)$) โดยที่ $\mu_\lambda(x_i)$ ได้จากสมการที่ (2.8)

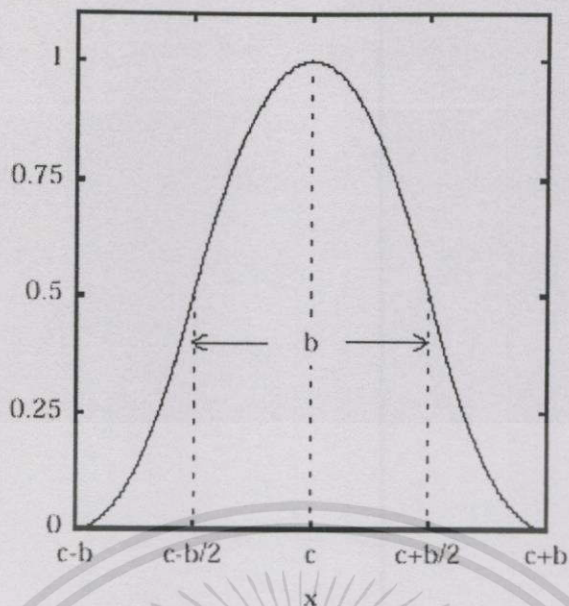


รูปที่ 2.5 แสดงเส้นโค้งรูปตัว S

$$\mu_\lambda(X_1) = \begin{cases} 0 & ; X_1 \leq a \\ 2((X_1 - a)/(c - a))^2 & ; a < X_1 \leq b \\ 1 - 2((X_1 - a)/(c - a))^2 & ; a < X_1 \leq b \\ 1 & ; X_1 > c \end{cases} \quad (2.7)$$

- รูประฆังคว่ำ

เทอมเซตที่ใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบรูประฆังคว่ำ จะมีคุณสมบัติของข้อมูลคล้ายกับสมการรูปสามเหลี่ยม แต่ข้อมูลของโดเมนที่แปลงไปยังเรนจ์จะมีความสัมพันธ์ในลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น สมการของรูประฆังคว่ำมีด้วยกันหลายสมการแต่ที่ใช้กันมากคือ ฟังก์ชัน π [1,30] ดังนี้



รูปที่ 2.6 แสดงค่าฟัซซี่เซตรูประฆังคว่ำ

- ฟังก์ชัน คำนวณได้จากสมการที่ (2.7)

$$S(X_1; a, b, c) = \begin{cases} 0 & ; X_1 \leq a \\ 2((X_1 - a)/(c - a))^2 & ; a < X_1 \leq b \\ 1 - 2((X_1 - a)/(c - a))^2 & ; a < X_1 \leq b \\ 1 & ; X_1 > c \end{cases} \quad (2.8)$$

โดยที่ $b = \frac{c-a}{2}$

ดังนั้นฟังก์ชัน π สามารถกำหนดได้โดย

$$\Pi(X_1, b, c) = \begin{cases} S(X_1; c-b, c-b/2, c) & ; (X_1) \leq c \\ 1 - S(X_1; c-b, c-b/2, c) & ; (X_1) > c \end{cases} \quad (2.9)$$

2.4 ตัวดำเนินการของฟัซซี่เซต

ตัวดำเนินการของฟัซซี่เซตส่วนใหญ่แล้วจะมีตัวดำเนินการคล้ายกับเซตธรรมดา เช่น อินเตอร์เซกชัน ยูเนียน คอมพลิเมนต์ เป็นต้น ซึ่งตัวดำเนินการเหล่านี้จะใช้ในการอนุมานฟัซซี่เซตเพื่อประโยชน์ในการตัดสินใจ โดยการประมาณค่าของตัวแปร ในที่นี้เราจะเสนอตัวดำเนินการของฟัซซี่

ซึ่งเซตบางส่วนเฉพาะที่ใช้ในแบบจำลองการตัดสินใจของระบบควบคุมโดยใช้ฟัซซี่เซตเท่านั้น ส่วนตัวดำเนินการอื่นของฟัซซี่เซตสามารถหาได้โดย

กำหนดให้ U เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ A, B เป็นเทอมเซตใดๆ ที่อยู่ใน U และตัวดำเนินการพื้นฐานต่างๆ สามารถกำหนดได้ดังนี้

- เซตย่อย

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

$$\mu_A(X_i) \leq \mu_B(X_i); \forall X_i \in U \quad (2.10)$$

- คอมพลิเมนต์

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

$$\mu_A(X_i) = \mu_{B'}(X_i) = 1 - \mu_B(X_i); \quad \forall X_i \in U \quad (2.11)$$

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

$$\mu_{A \cap B}(X_i) = \text{Min } \mu_A(X_i), \mu_B(X_i); \quad \forall X_i \in U \quad (2.12)$$

- ยูเนียนของ A กับ B ($A \cup B$) กำหนดได้โดย

$$\mu_{A \cup B}(X_i) = \text{Max } \mu_A(X_i), \mu_B(X_i); \quad \forall X_i \in U \quad (2.13)$$

- A ยกกำลังด้วยค่า α (A^α) กำหนดได้โดย

$$\mu_A^\alpha(X_i) = (\mu_A(X_i))^\alpha; \quad \forall X_i \in U \quad (2.14)$$

- Concentration ของเซต A กำหนดได้โดย

$$\text{CON}(A) \Rightarrow \mu_{\text{CON}(A)}(X_i) = (\mu_A(X_i))^2; \quad \forall X_i \in U \quad (2.15)$$

- Dilation ของเซต A กำหนดได้โดย

$$\text{DIL}(A) \Rightarrow \mu_{\text{DIL}(A)}(X_i) = (\mu_A(X_i))^2; \quad \forall X_i \in U \quad (2.16)$$

- Contrast Intensification ของเซต A กำหนดได้โดย

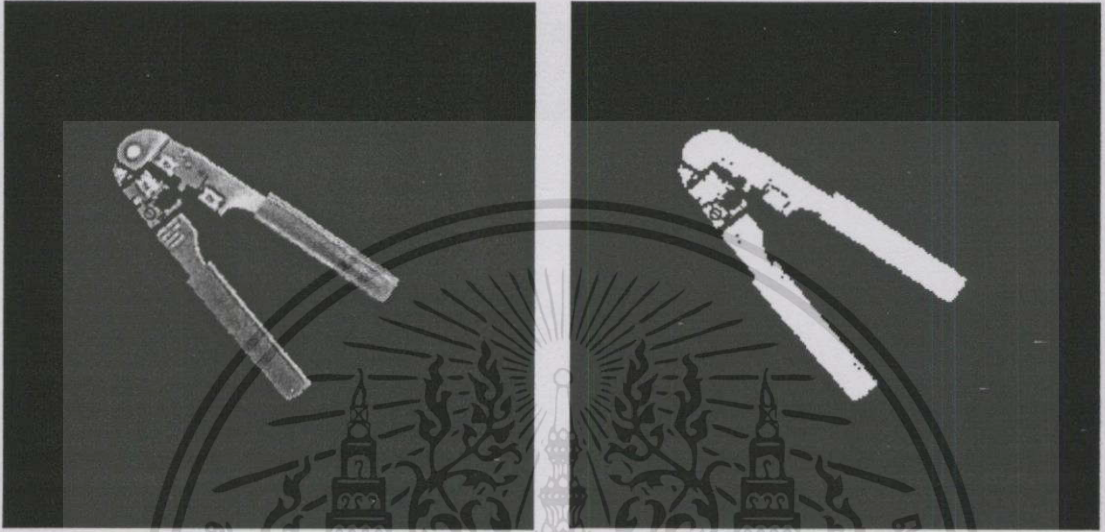
$$\text{INT}(A) \Rightarrow \mu_{\text{INT}(A)}(X_i) = \begin{cases} 2(\mu_A(X_i))^2 & ; 0 \leq \mu_A(X_i) \leq 0.5 \\ 1 - 2(\mu_A(X_i))^2 & ; 0.5 \leq \mu_A(X_i) \leq 1 \end{cases} \quad (2.17)$$

2.5 การเตรียมข้อมูลภาพวัตถุ

2.5.1 การปรับระดับภาพ

รูปที่ใช้ในการทดลองนี้จะได้จากกล้องมีขนาด 256X256 จุด รูปที่มีขนาด $N \times N$ สามารถเขียนให้อยู่ในรูปของฟังก์ชันได้ คือ $f_0(i, j) \in [0, C]$ เมื่อ $i, j = 1, 2, \dots, n$ และ C คือ เลขจำนวนจริงที่มีค่าเป็นบวกหรือว่าเป็นค่าแสดงระดับเทาของจุดภาพนั่นเอง ค่าระดับเทาจะถูกทำให้ อยู่ในรูปของภาพสองระดับ (Binary) โดยการนำค่าระดับเทาเทียบกับค่า threshold τ ให้จุดภาพมีค่า

เป็น 1 เมื่อมีค่ามากกว่า τ และ 0 เมื่อน้อยกว่าหรือเท่ากับ τ การเปลี่ยนภาพให้อยู่ในรูปของภาพสองระดับ จะทำให้เป็นการตัดฉากหลังออก ในขณะที่ขยายให้เห็นลักษณะเด่นของวัตถุในภาพได้ดีขึ้น ซึ่งค่า τ ได้จากค่าที่ได้ตั้งไว้ให้ เหมาะสมกับรูปที่ใช้ในการทดลอง ซึ่งขึ้นอยู่กับหรือได้รับอิทธิพล จากลักษณะของวัตถุและแสงเงาในขณะทดลอง



รูปที่ 2.7 ภาพวัตถุก่อนและหลังการปรับเป็นภาพสองระดับ

2.5.2 การหมุนภาพวัตถุให้อยู่ในมุมปกติ

ภาพสองระดับที่ได้จะถูกทำการหมุนวัตถุให้อยู่ในมุมปกติ (Normalization) ซึ่งจำเป็นต้องทำเพื่อใช้ในการหาจุดอ้างอิงของการหา Feature หรือลักษณะเด่น โดยกำหนดให้ i เป็นค่าทางแกน X และ j เป็นค่าทางแกน Y การหมุนวัตถุให้อยู่ในมุมปกติในกรณีนี้เรียกว่า การหาแกนหลักของวัตถุและหมุนวัตถุไปสู่แกนที่ขนานกับแกน X โดยให้

$$E_x = \frac{(\sum_i i)}{n}, E_y = \frac{(\sum_j j)}{n} \quad (2.18)$$

และให้

$$A = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

เมื่อ

$$a = (\sum_i (i - E_x)^2) / n$$

$$b = c = (\sum_{i,j} (i - E_x)(j - E_y)) / n$$

$$d = (\sum_j (j - E_y)^2) / n$$

ค่าไอเก้น (eigen values) ของ A ซึ่งมาจากสมการ $|\lambda I - A| = 0$ และจะได้ไอเก้นเวกเตอร์ (eigen vector) $\phi_{\max} = [p_{\max} \ q_{\max}]^T$ เมื่อได้ค่าไอเก้นสูงสุด λ_{\max} จะกำหนดให้เป็นแกนหลักของวัตถุ และสามารถหาได้จากการแก้สมการ $p_{\max} \ q_{\max}$

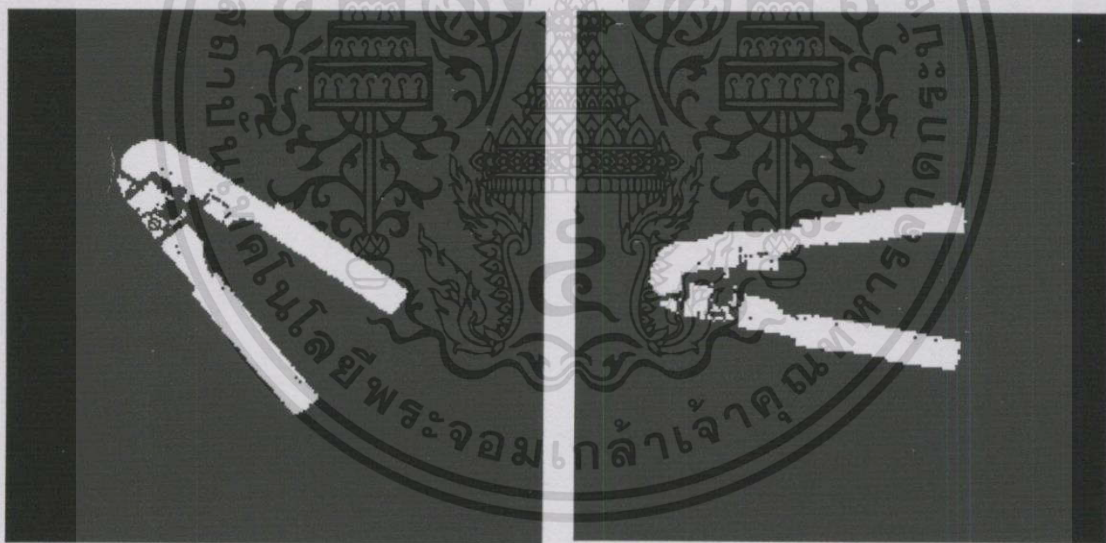
$$(\lambda_{\max} I - A)\phi_{\max} = 0, \quad p_{\max}^2 + q_{\max}^2 = 1 \quad (2.20)$$

สามารถเขียนเป็น

$$\phi_{\max} = \begin{bmatrix} p_{\max} \\ q_{\max} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha \\ \sin \alpha \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

เมื่อ α คือมุมระหว่างแกน X กับ ϕ_{\max} ซึ่งภาพเป็น 2 มิติ ไอเก้นเวกเตอร์ ϕ_1 จะตั้งฉากกับ ϕ_{\max} ดังนั้น การหมุน matrix ใดๆ ขนาด 2×2 เป็นมุม α คือ

$$\begin{aligned} \phi_{\max} = [\phi_{\max} \ \phi_1] &= \begin{bmatrix} \cos \alpha & \cos(\alpha + 90^\circ) \\ \sin \alpha & \sin(\alpha + 90^\circ) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.22)$$



รูปที่ 2.8 การหมุนวัตถุให้อยู่ในมุมปกติให้ขนานกับแกนนอน

2.5.3 การหาขอบภาพและการแยกเส้นขอบภาพออกเป็นส่วนๆ

ก่อนที่จะนำภาพวัตถุมาใช้ฝึกและทดสอบ จำเป็นต้องนำภาพที่ได้หมุนให้ขนานกับแนวแกนแล้วมาหาขอบภาพก่อน เมื่อได้รูปที่มีเฉพาะขอบของวัตถุจึงแบ่งภาพขอบวัตถุออกเป็นส่วนๆ จากนั้นคุณสมบัติของลักษณะเด่นจะถูกพิจารณาจากลักษณะของเส้นในแต่ละส่วนเหล่านั้น

2.5.3.1 การหาขอบภาพ

การหาขอบภาพใช้หลักการ Sobel ซึ่งเป็นวิธีการ gradient modulus แบบหนึ่งโดยการพิจารณาจากการสร้างหน้าต่างขนาด 3X3 และใช้การคำนวณที่กึ่งกลางหน้าต่างโดยใช้สมการที่ (2.23) กระทำกับทั้งภาพโดยขยับหน้าต่างไปที่ละตำแหน่งในภาพจนครบจะได้ผลดังรูปที่ 2.9

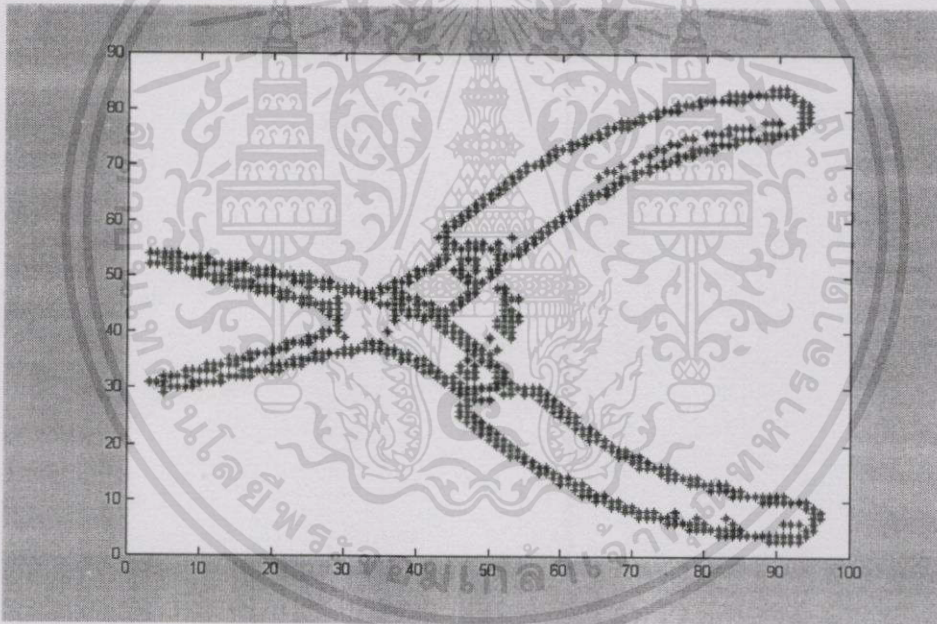
+1	+2	+1
-1	-2	-1

 ΔX

-1		+1
-2		+2
-1		+1

 ΔY

$$G = \sqrt{(\Delta X)^2 + (\Delta Y)^2} \quad (2.23)$$



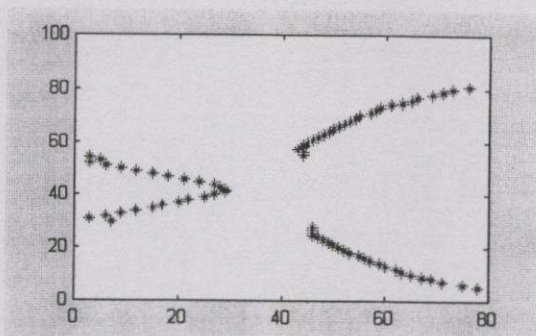
รูปที่ 2.9 ตัวอย่างภาพวัตถุหลังจากหาขอบภาพ

2.5.3.2 การแยกเส้นขอบภาพออกเป็นส่วนๆ

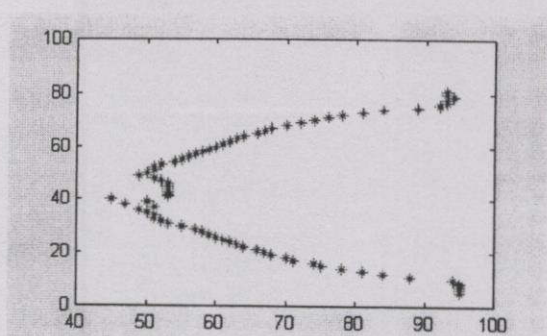
แบ่งออกเป็น 2 ชั้นตอนคือ

1 แบ่งออกเป็นเส้นหลัก

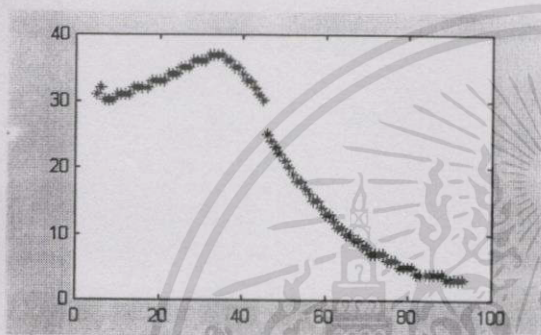
จะใช้วิธีการพิจารณาเอาเฉพาะส่วนเส้นขอบภาพที่สามารถมองเห็นได้โดยตรงจากขอบของภาพทั้ง 4 ด้าน ด้วยวิธีการนี้จะทำให้สามารถแบ่งเส้นขอบภาพของวัตถุออกเป็น 4 เส้นดังรูปตัวอย่าง



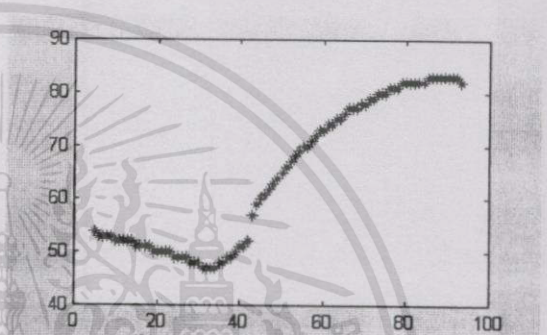
(ก) เส้นหลักที่ 1



(ข) เส้นหลักที่ 2



(ค) เส้นหลักที่ 3



(ง) เส้นหลักที่ 4

รูปที่ 2.10 ผลการแบ่งเป็นเส้นหลัก (ก) เส้นหลักที่ 1 (ข) เส้นหลักที่ 2 (ค) เส้นหลักที่ 3 (ง) เส้นหลักที่ 4

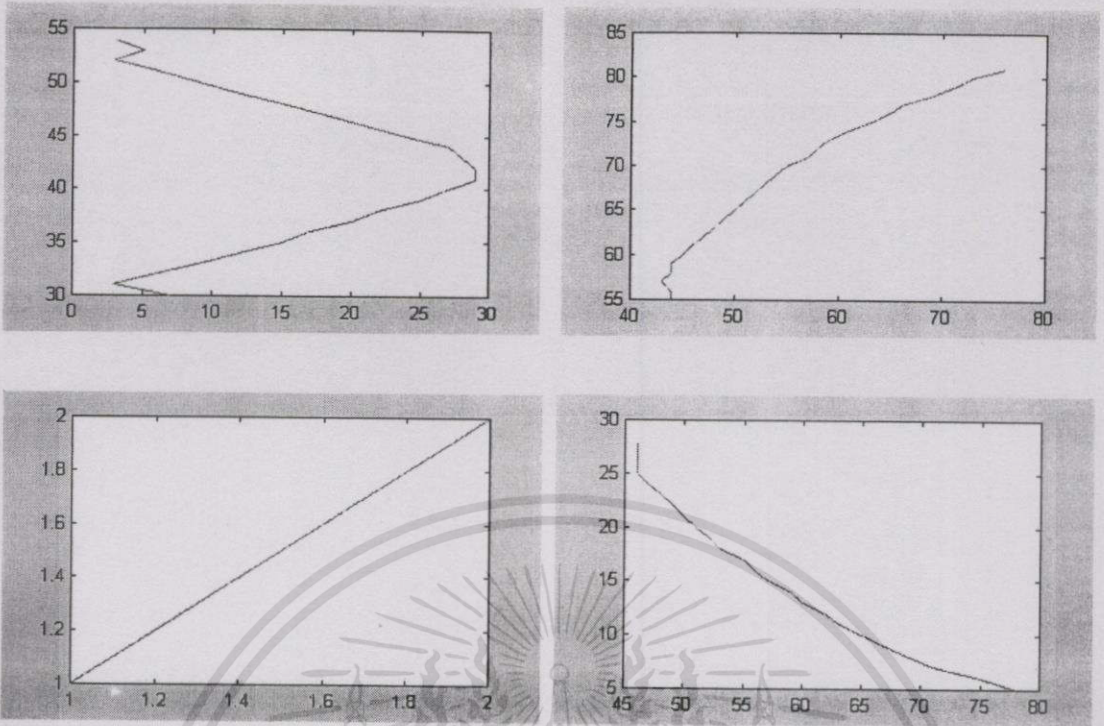
2 แบ่งจากเส้นหลักเป็นส่วนย่อยๆ

จากเส้นหลักทั้ง 4 เส้นจึงทำการแบ่งเป็นเส้นย่อยๆ ซึ่งได้จำกัดจำนวนไว้ไม่เกิน 16 ส่วน โดยการพิจารณาแยกเป็นเส้นย่อยจากจุดบนเส้นที่วางห่างจากกันหรือเส้นที่ขาดจากกันนั่นเอง แต่ละเส้นหลักจะแบ่งไม่เกิน 4 เส้นย่อย ถ้ามีจำนวนเส้นย่อยที่พบมากกว่า 4 เส้นจะเลือกเฉพาะเส้นที่มีจำนวนจุดบนเส้นมากที่สุด 4 อันแรก แต่ถ้าไม่ถึง ก็จะพิจารณาว่าถ้าลักษณะของเส้นใดมีความโค้งมากๆ หรือหักเป็นมุมแหลม ก็จะทำการตัดออกจากกัน โดยหาได้จาก

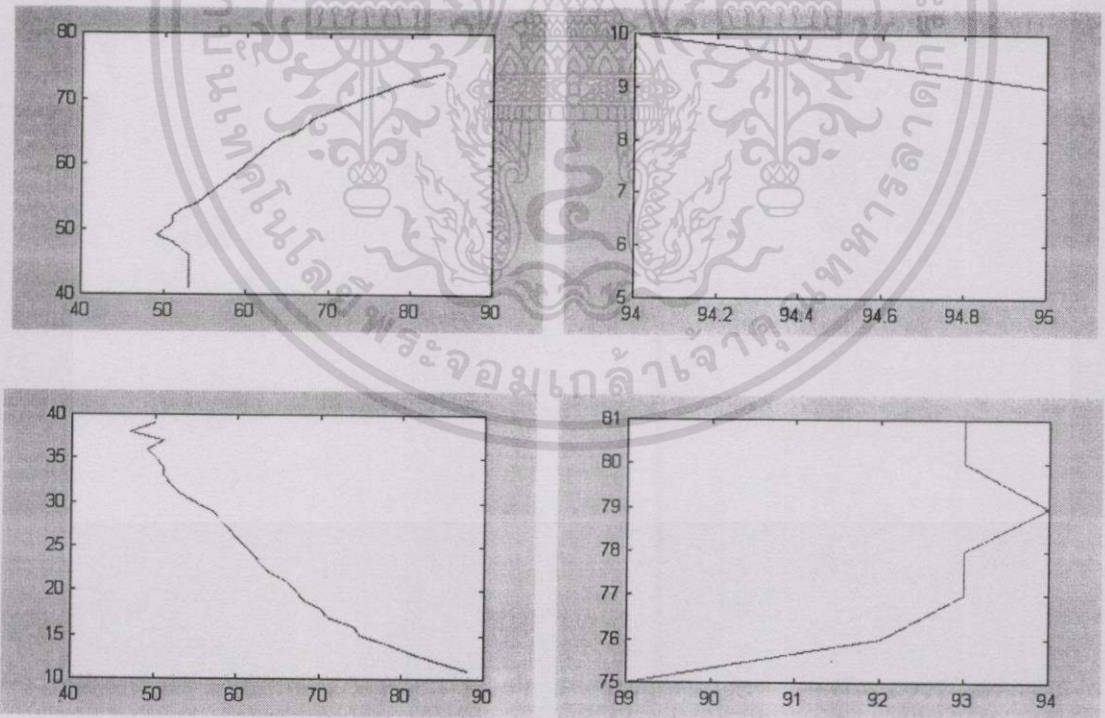
$$k = \left| \frac{\Delta\theta}{\Delta s} \right| \tag{2.24}$$

เมื่อ Δs คือ ระยะห่างระหว่างจุดสองจุดที่ทำมุมกัน

$\Delta\theta$ คือ ค่าความต่างของมุมระหว่างเส้นสองเส้น

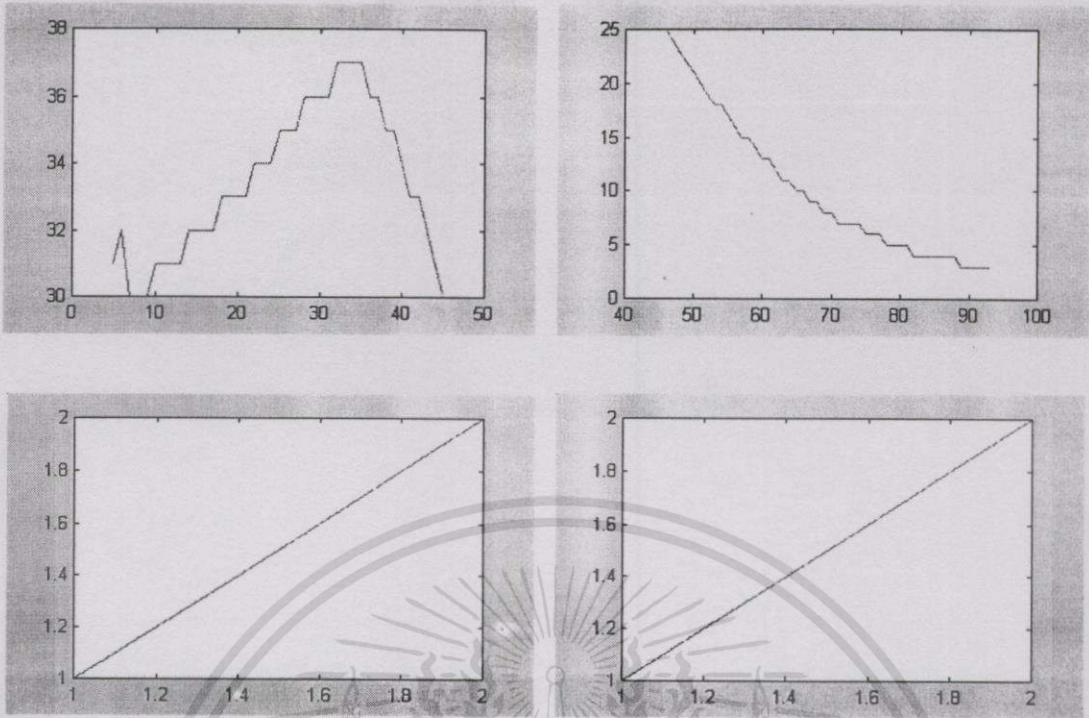


รูปที่ 2.11 จากเส้นหลักที่ 1 แบ่งเป็นเส้นย่อย 4 เส้น

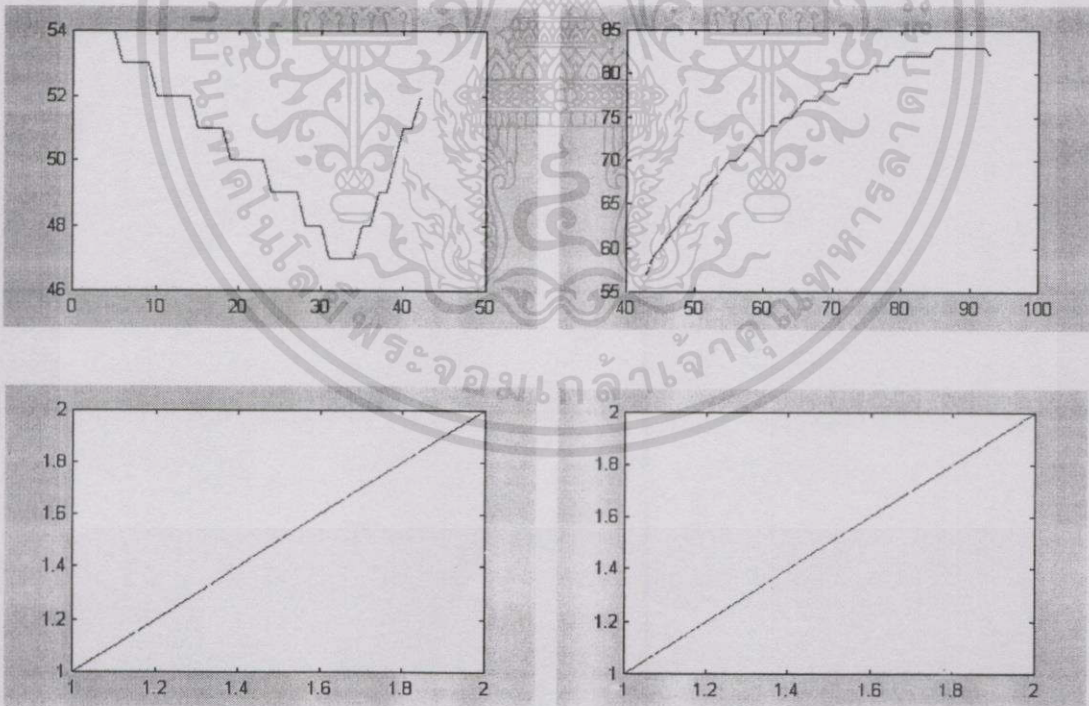


รูปที่ 2.12 จากเส้นหลักที่ 2 แบ่งเป็นเส้นย่อย 4 เส้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.13 จากเส้นหลักที่ 3 แบ่งเป็นเส้นย่อย 4 เส้น



รูปที่ 2.14 จากเส้นหลักที่ 4 แบ่งเป็นเส้นย่อย 4 เส้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.6 ทฤษฎีของ Fuzzy C-Means

2.6.1 การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยการวัดระยะทางในภาพวัตถุ

ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลของภาพโดยวิธี Fuzzy C-Means จะอาศัยการวัดระยะทางที่สั้นที่สุดระหว่างข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล โดยระยะทางนี้เรียกว่า Euclidean distance ซึ่งสามารถกำหนดได้โดยสมการ

$$d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|^2 \quad (2.25)$$

เมื่อ d_{ik} เป็นระยะทางระหว่างข้อมูลและจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล

x_k เป็นข้อมูลตัวที่ k

v_i เป็นจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลตัวที่ i

$1 \leq k \leq n$ เมื่อ n คือจำนวนของกลุ่มข้อมูลทั้งหมด

$1 \leq i \leq c$ เมื่อ c คือจำนวนกลุ่มที่ต้องการแบ่ง

การกำหนดว่าข้อมูลตัวใดควรอยู่กลุ่มไหนนั้น จะต้องมีการคำนวณระยะทางจากข้อมูล (x) ทุกตัวไปยังจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) ทุกๆ กลุ่ม ถ้าระยะทางจาก x ไปถึง v กลุ่มใดสั้นที่สุดเมื่อเทียบกับ v กลุ่มอื่น ก็แสดงว่าข้อมูลตัวดังกล่าวจะเป็นสมาชิกของกลุ่มนั้น

จากคุณสมบัตินี้แสดงให้เห็นว่าสมาชิกของ v_i จะไม่เป็นสมาชิกของ v_j ถ้าให้ c เป็นจำนวนของกลุ่มที่ต้องการจะแบ่ง ดังนั้นความหมายของ v_i ก็คือการแบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็น c กลุ่ม เราสามารถหาค่าความเป็นสมาชิกได้จาก

$$\begin{aligned} u_{ik} &\in [0,1] \quad ; \quad 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n \\ \sum_{i=1}^c u_{ik} &= 1 \quad ; \quad \forall k \in \{1,2,3,\dots,n\} \\ 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} &< n \quad ; \quad \forall i \in \{1,2,3,\dots,c\} \end{aligned} \quad (2.26)$$

2.6.2 อัลกอริทึมของ Fuzzy C-Means

ขั้นที่ 1 กำหนดค่าเริ่มต้นของ u และจำนวนกลุ่ม c ที่ต้องการจะแบ่ง โดยที่ $2 \leq c \leq n$

ขั้นที่ 2 คำนวณจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (v) โดยสมการ

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n x_k (u_{ik})^m}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad ; \quad 1 \leq i \leq c \quad (2.27)$$

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

ขั้นที่ 3 คำนวณหาค่าความเป็นสมาชิกในลำดับต่อไป ($u^{(l+1)}$) จากสมการ

$$u_{ik}^{(l+1)} = \frac{\left(\frac{1}{\|x_k - v_i\|_G^2} \right)^{\frac{1}{(m-1)}}}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{1}{\|x_k - v_j\|_G^2} \right)^{\frac{1}{(m-1)}}} ; 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n \quad (2.28)$$

ขั้นที่ 4 คำนวณ $\Delta = \|u^{(l+1)} - u^{(l)}\|$ ถ้า $\Delta > \epsilon$ ($\epsilon =$ ค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้) ให้ $l = l+1$ และกลับไปทำขั้นตอนที่ 2 แต่ถ้า $\Delta \leq \epsilon$ ให้สิ้นสุดกระบวนการ

2.6.3 การใช้ Fuzzy C-Means กับภาพวัตถุ

ภาพวัตถุที่จะใช้กับ Fuzzy C-Means จะเป็นภาพสองระดับ จุดที่เป็นเนื้อวัตถุจะเป็นตำแหน่งข้อมูลของภาพ ดังนั้นจะใช้ตำแหน่งดังกล่าวเป็นข้อมูลป้อนให้กับระบบ Fuzzy C-Means โดยการกำหนดจำนวนกลุ่มของข้อมูลเป็น 7 กลุ่ม

2.6.4 การหาค่าลักษณะเด่นจากการใช้ Fuzzy C-Means

การหาค่าลักษณะเด่นจะสามารถหาได้หลังจากภาพวัตถุได้ผ่านระบบ Fuzzy C-Means แล้วจะหาได้จากสามลักษณะ

1 จำนวนของจุดภาพในแต่ละกลุ่ม

หาได้โดยการนับจำนวนจุดภาพของเนื้อวัตถุภายในกลุ่มเดียวกัน

$$\mu_Q = \frac{Q_i}{\sum_{i=1}^7 Q_i} \quad (2.29)$$

เมื่อ Q_i คือจำนวนจุดภาพภายในกลุ่มที่ i

2 ระยะทางจากจุดกึ่งกลางกลุ่มกับจุดอ้างอิง

หาได้จาก

$$d_i = \sqrt{(x_c - x_i)^2 + (y_c - y_i)^2}$$

เมื่อ X_c, Y_c คือจุดอ้างอิง

X_i, Y_i คือจุดกึ่งกลางแต่ละกลุ่ม

d คือระยะทาง

$$\mu_d = \frac{d_i}{\sum_{i=1}^7 d_i} \quad (2.30)$$

3 การหาองศาที่แต่ละกลุ่มวางตัวอยู่

จะกำหนดให้จุดกึ่งกลางของกลุ่มที่ใกล้ที่สุดเป็นกลุ่มแรกจากนั้นจะวัดองศาของกลุ่มถัดไป ในทิศทางตามเข็มนาฬิกาจนครบ 7 กลุ่มจากสมการ

$$\phi_i = \arctan \left(\frac{y_c - y_i}{x_c - x_i} \right) \quad (2.31)$$

หาค่าลักษณะเด่นขององศาทั้งหมดจากสมการ

$$\mu_\phi = \frac{\phi_i}{\sum_{i=1}^7 \phi_i} \quad (2.32)$$

เมื่อ ϕ_i องศาจากจุดอ้างอิง

เมื่อนำลักษณะเด่นทั้งสามมารวมกันจะได้เวกเตอร์ขนาด 21 ค่า แล้วจะนำเวกเตอร์ที่ได้นี้จะ ถูกป้อนเป็นอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการตัดสินใจต่อไป

2.7 ทฤษฎีของ Fuzzy Pyramid

2.7.1 การสร้างชั้นของพีระมิดจากภาพวัตถุ

ในการสร้างพีระมิดกับข้อมูลภาพวัตถุที่มีจำนวนระดับชั้นเท่ากับ $(m + 1)$ สามารถสร้างได้จากฟังก์ชันที่อ้างอิงกับระดับชั้น K ดังสมการ

$$f_{k+1}(i, j) = \frac{1}{4} [f_k(2i, 2j) + f_k(2i+1, 2j+1) \times f_k(2i, 2j+1) \times f_k(2i+1, 2j)]$$

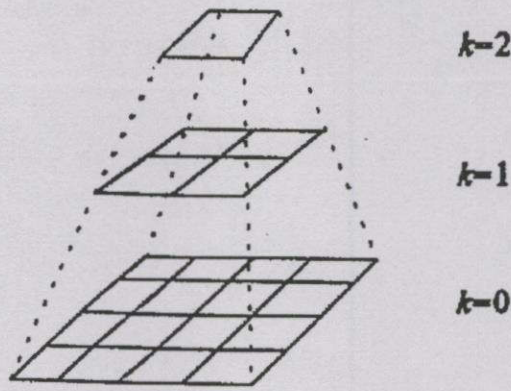
เมื่อ $k = 0, 1, 2, \dots, m$

ด้วยโครงสร้างนี้มิติของพีระมิดที่ระดับชั้นที่ K จะหาได้จาก

$$\frac{n}{2^k} \times \frac{n}{2^k} \quad (2.33)$$

รูปตัวอย่างของพีระมิดที่มี 3 ชั้นแสดงดังรูปที่ 2.15

การหาพีเจอร์รี่ในข้อมูลภาพแบบพีระมิดนี้ จะทำการสร้างขอบเขตหรือแบ่งส่วนของภาพในแต่ละระดับชั้น โดยการแบ่งออกเป็นสองลักษณะ คือ การแบ่งภาพวัตถุออกเป็นวงแหวนและเป็นเซกเตอร์ ซึ่งมีลักษณะเป็นวงกลม



รูปที่ 2.15 พีระมิดข้อมูลขนาดสามระดับชั้น

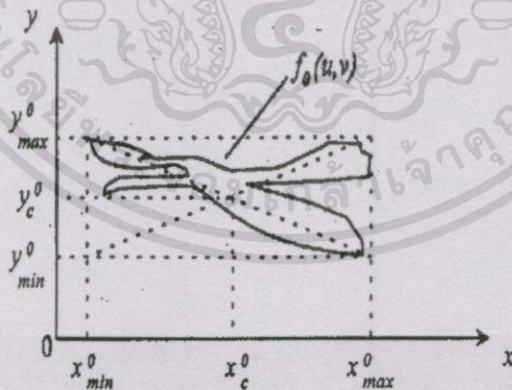
2.7.2 การแบ่งพีระมิดออกเป็นส่วนๆ แบบวงแหวนและแบบเชกเตอร์

ในการลากวงกลม (วงแหวน) ที่ทุกๆ ระดับชั้นของพีระมิดข้อมูลภาพ เริ่มที่ระดับชั้นที่ศูนย์ โดย $f_k(u,v)$ เป็นภาพของวัตถุ เมื่อ $K=0$ สร้าง $f_k(u,v)$ โดยแยกพิจารณาทั้งแกน X และ Y เราจะได้เขตจำกัดบน X_{\max}^0, Y_{\max}^0 และเขตจำกัดล่าง X_{\min}^0, Y_{\min}^0 ของภาพ ดังนั้นจุดอ้างอิงกึ่งกลางของภาพวัตถุ X_c^0, Y_c^0 ที่ระดับชั้นที่ 0 คือ

$$X_c^0 = \frac{(X_{\max}^0 + X_{\min}^0)}{2}, Y_c^0 = \frac{(Y_{\max}^0 + Y_{\min}^0)}{2}$$

(2.34)

จะได้ดังรูปที่ 2.16



รูปที่ 2.16 การหาจุดกึ่งกลางของวัตถุ

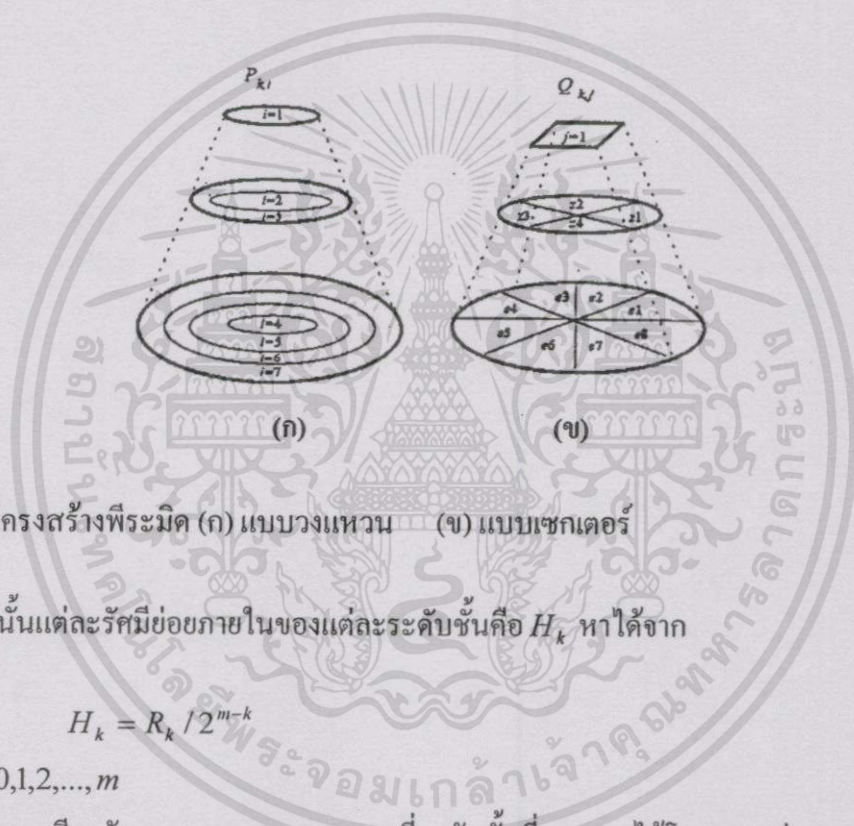
การสร้างเขตวงแหวนจะยึดเอา X_c^0, Y_c^0 เป็นจุดศูนย์กลาง ดังนั้นรัศมี R_0 จะได้

$$R_0 = \frac{1}{2} \sqrt{((X_{\max}^0 - X_{\min}^0)^2 + (Y_{\max}^0 - Y_{\min}^0)^2)} \quad (2.35)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อเรารู้ค่า X_c^0, Y_c^0 และ R_0 แล้วการหาจุดศูนย์กลางและรัศมีของระดับชั้นที่ K จะทำได้โดยจุดศูนย์กลางของแต่ละชั้นคือ $X_c^k = X_c^0$, $Y_c^k = Y_c^0$ และรัศมีของแต่ละระดับชั้นคือ $R_k = R_0 / 2^k$ เมื่อ $k = 0, 1, 2, \dots, m$ โดยค่ารัศมีที่ได้นี้จะมีขนาดที่ล้อมรอบตัววัตถุได้พอดีกับขนาดของวัตถุนั้นๆ

เมื่อได้จุดศูนย์กลางร่วมแล้วจะทำการแบ่งพื้นที่ภายในออกเป็นสองลักษณะคือ แบบวงแหวน และแบบเซกเตอร์ (sector) แบบวงแหวนจะแบ่งพื้นที่ภายในวงกลมออกเป็นวงกลมย่อยๆ ซ้อนกัน โดยมีจุดกลางร่วมของวงกลมรอบจุดศูนย์กลาง X_c^k, Y_c^k ซึ่งวงกลมทั้งหมดถูกจำกัดเขตโดย R_k



รูปที่ 2.17 โครงสร้างพีระมิด (ก) แบบวงแหวน (ข) แบบเซกเตอร์

ดังนั้นแต่ละรัศมีย่อยภายในของแต่ละระดับชั้นคือ H_k หาได้จาก

$$H_k = R_k / 2^{m-k} \quad (2.36)$$

เมื่อ $k = 0, 1, 2, \dots, m$

ทำนองเดียวกันขอบเขตแบบ Sector ที่ระดับชั้นที่ K หาได้โดยการแบ่งวงกลมออกเป็น ส่วนๆ ส่วนละเท่าๆกัน โดยมุมแต่ละมุมภายในวงกลมจะเท่ากับ S_k ที่หาได้จากสมการ

$$S_k = \pi / 2^k \quad (2.37)$$

เมื่อ $k = 0, 1, 2, \dots, m$

2.7.3 การหาลักษณะเด่นจากการแบ่งภาพทั้งสองวิธี

เมื่อได้ $f_k(u, v)$ เป็นภาพแบบไบนารีภายหลังจากการหมุนวัตถุให้อยู่ในมุมปกติแล้วของระดับชั้นที่ K กำหนดให้ $P_{k,i}$ แทนขอบเขตแบบวงแหวนลำดับที่ i $Q_{k,j}$ แทนขอบเขตแบบ sector ลำดับที่ j ณ ระดับชั้นที่ K

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ให้ $s_{k,i}$ แทนผลรวมของจุดภาพใน $P_{k,i}$
 และ $t_{k,i}$ คือผลรวมของจุดภาพใน $Q_{k,i}$
 ดังนั้น

$$\sum P_{k,i} f_k(u,v) \quad (2.38)$$

และ $\sum Q_{k,i} f_k(u,v)$

คือค่าของภาพส่วนของเนื้อวัตถุในแต่ละขอบเขตที่แบ่งไว้แน่นอน ค่าที่ได้นี้นอกจากจะไม่ขึ้นกับการเลื่อนตำแหน่งของวัตถุแล้วยังไม่ขึ้นกับการหมุนของวัตถุอีกด้วย และเพื่อไม่ให้มีผลกระทบจากขนาดของภาพวัตถุ เราจะได้ฟังก์ชันของภาพวัตถุที่ต้องการจากสมการ

$$\mu_{k,i}^c = \left(\sum_{P_{k,i}} f_k(u,v) \right) / s_{k,i} \quad (2.39)$$

$$\mu_{k,i}^s = \left(\sum_{Q_{k,i}} f_k(u,v) \right) / t_{k,i} \quad (2.40)$$

นั่นคือ สมการ (2.34) และ (2.35) $\mu_{k,i}^c$ ($\mu_{k,i}^s$) คือการวัดหาการจับจองพื้นที่ในแต่ละขอบเขตของวัตถุ

เมื่อ

$$\sum P_{k,i} f_k(u,v) = 0, \mu_{k,i}^c = 0 \quad (2.41)$$

จะไม่มีวัตถุอยู่ในพื้นที่ส่วนที่ i และในทำนองเดียวกัน

เมื่อ

$$\sum P_{k,i} f_k(u,v) = s_{k,i}, \mu_{k,i}^c = 1 \quad (2.42)$$

พื้นที่ส่วนที่ i คือส่วนที่ถูกจับจองโดยวัตถุ

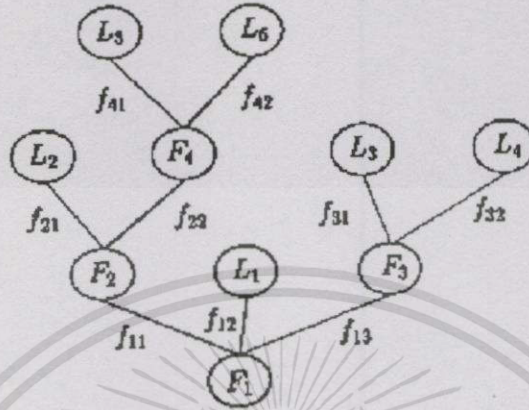
เมื่อพิจารณาในทอมนทางคณิตศาสตร์ของฟัซซี่ ค่า $\mu_{k,i}^c$ ($\mu_{k,i}^s$) จะแสดงเกรดหรือระดับของความเป็นสมาชิกของวัตถุของการเป็นส่วนหนึ่งของ $P_{k,i}$ ($Q_{k,i}$) ซึ่งค่า $\mu_{k,i}^c$ ($\mu_{k,i}^s$) ที่ได้จะถูกนำไปสร้างเป็นเวกเตอร์เพื่อป้อนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการรู้จำวัตถุต่อไป

2.8 ทฤษฎีของ ID3-Derived Fuzzy Rules

หลักการ Quinlan's Interactive Dichotomizer Trees หรือ ID3 เป็นหลักการที่ใช้เพื่อการแยกแยะกลุ่มหรือชนิดของข้อมูล โดยอาศัยการพิจารณาลักษณะเด่นที่สำคัญของข้อมูลที่ใช้ฝึก ลักษณะเด่นที่ดึงมาพิจารณาแล้วสร้างเป็น branch โดยใช้กฎเพื่อเชื่อมโยงไปยังโหนดของลักษณะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เด่นอันอื่น และจะกระทำจนกระทั่งหมดตัวอย่างข้อมูลที่จะใช้ฝึก ผลที่ได้คือ โครงสร้างที่เรียกว่า decision tree ที่ซึ่งส่วนปลายสุดของ tree ในแต่ละสาขาเป็นกลุ่มของข้อมูลที่ถูกพิจารณาแล้วว่า ลักษณะเช่นนี้จะอยู่ในกลุ่มใด



รูปที่ 2.18 Decision tree ที่ได้จาก ID3

2.8.1 การ Fuzzified Rules

เพื่อให้หลักการ ID3 ใช้งานได้ดีขึ้นกับข้อมูลอินพุตที่คลุมเครือ โดยการปรับปรุงในส่วนของการตัดสินใจให้เป็นกฎแบบฟัซซี หรือ Fuzzy rule based ของ ID3 ซึ่งแต่เดิมกฎของ ID3 จะอยู่ในรูปของ

IF $F_{i1}(f_{i1j1})$ is true $F_{i2}(f_{i2j2})$ is true, ..., $F_{im}(f_{imjm})$ is true, THEN the class is ω_k

หรือ

$$F_i(f_{ij}) = \begin{cases} 1 & \text{IF } F_i \text{ is in the region } f_{ij} \text{ of feature } F_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.43)$$

อย่างไรก็ตาม เมื่อจำนวนของพีเจอร์และตัวแบบที่นำมาใช้ฝึกมีจำนวนมากขึ้น จึงมีผลทำให้เกิดกลุ่มของกฎที่มีขนาดใหญ่และยังทำให้กฎ (IF-part) มีขนาดที่ยาวอีกด้วย ซึ่งไม่เป็นผลดีต่อการใช้งาน โดยหลักการ Uncertain Reasoning in an ID3 (UR-ID3) ที่นำเสนอโดย Maher และ St Clair [8] เป็นวิธีการรวมเอาการให้เหตุผลกับความคลุมเครือและกลุ่มของกฎที่สร้างโดย ID3 เพื่อจัดการกับข้อมูลที่ใช้ในการฝึกและทดสอบที่มีความคลุมเครือ

หลักการนี้ได้มองกลุ่มของค่าในแต่ละ branch ของ tree ใหม่ว่ามันคือค่าของ feature และได้ใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกสามเหลี่ยมกับค่า feature เหล่านั้น การแยกแยะของกลุ่มตัวอย่างจะทำโดยพิจารณาการตอบสนองของแต่ละกลุ่มที่เป็นไปได้

สำหรับ ID3 เงื่อนไขดั้งเดิมจะอยู่ในรูปของไม่ TRUE(1) ก็ FALSE(0) และมีเพียงกฎเดียวเท่านั้นที่จะใช้ในการแยกแยะ เพื่อที่จะเปลี่ยนกฎเหล่านี้ให้เป็น fuzzy rule เราใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแทนค่าไบนารี 0 และ 1 วิธีการ defuzzification เพื่อใช้กับ fuzzy rule ทั้งหมด ถ้าพีเจอร์จำนวน L เป็นค่าที่ไม่ต่อเนื่อง เมตริกขนาด $L \times L$ ของฟัซซี่จะถูกสร้างขึ้นหรือ สมมุติว่า line, curve และ circle ถูกใช้เพื่ออธิบายส่วนของเส้นขอบภาพ เราจะได้เมตริกความสัมพันธ์ของฟัซซี่คือ

	Line	Curve	Circle
Line	1.0	0.25	0
Curve	0.25	1.0	0.25
Circle	0	0.25	1.0

เมื่อแนวตั้งใช้แทนชนิดของเส้นที่ได้เข้ามาและแนวนอนคือชนิดของเส้นที่กฎได้เก็บไว้ จากเมตริกจะเห็นว่า ส่วนที่เป็น Line จะตรงกับกฎที่ต้องการ Curve ที่มีค่าความเป็นเส้นโค้ง 0.25 และไม่ใช่ช่วงกลมคือ Circle จะเป็น 0

มีลักษณะพื้นฐาน 4 อย่างของบริเวณค่าที่ใช้สำหรับพีเจอร์ด้วยค่าต่อเนื่องใน ID3-derived rules นั่นคือ $F_i > f_{ij}$, $F_i \geq f_{ij}$, $F_i < f_{ij}$ และ $F_i \leq f_{ij}$ ดังรูปที่ 2.12 (a) ดังนั้นสำหรับ $F_i > f_{ij}$ และ $F_i \geq f_{ij}$ เรากำหนดฟังก์ชันความเป็นสมาชิกคือ

$$m(F_i) = \begin{cases} 1.0 & \text{IF } F_i \geq f_{ij} \\ 0.0 & \text{IF } F_i \leq (1-a)f_{ij} \\ \frac{F_i - (1-a)f_{ij}}{af_{ij}} & \text{IF } (1-a)f_{ij} < F_i < f_{ij} \end{cases} \quad (2.44)$$

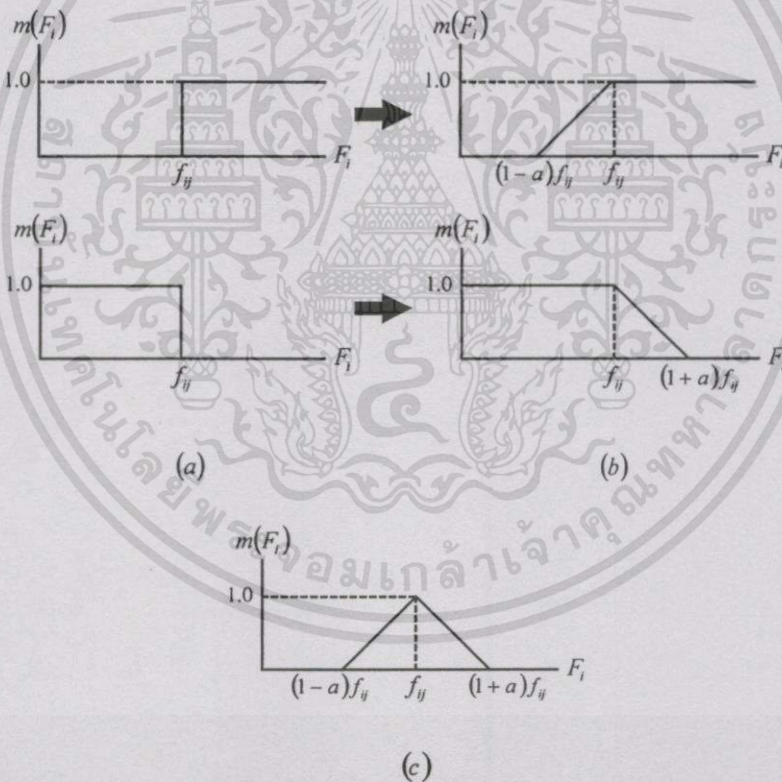
และสำหรับ $F_i < f_{ij}$ และ $F_i \leq f_{ij}$ เรากำหนดฟังก์ชันความเป็นสมาชิกคือ

$$m(F_i) = \begin{cases} 1.0 & \text{IF } F_i \leq f_{ij} \\ 0.0 & \text{IF } F_i \leq (1+a)f_{ij} \\ \frac{(1+a)f_{ij} - F_i}{af_{ij}} & \text{IF } f_{ij} < F_i \leq (1+a)f_{ij} \end{cases} \quad (2.45)$$

ผลของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะเป็นดังรูปที่ 2.19 (b) ด้วยการใช้ค่าความเป็นสมาชิกแทนค่าไบนารี 0 และ 1 ทำให้ ID3-derived rules กลายเป็นกลุ่มของ fuzzy rules ในกรณีที่เราต้องการให้แต่ละเงื่อนไขในกฎสามารถหาค่าความเป็นสมาชิกที่จำเพาะค่าที่มีในกฎ จะใช้ฟังก์ชันรูปสามเหลี่ยมในการหาค่า จึงกำหนดฟังก์ชันความเป็นสมาชิกใหม่คือ

$$m(F_i) = \begin{cases} 1 & \text{IF } F_i = f_{ij} \\ \frac{F_i - (1-a)f_{ij}}{af_{ij}} & \text{IF } (1-a)f_{ij} \leq F_i < f_{ij} \\ \frac{(1+a)f_{ij} - F_i}{af_{ij}} & \text{IF } f_{ij} < F_i \leq (1+a)f_{ij} \\ 0.0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.46)$$

ผลของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะเป็นดังรูปที่ 2.19 (c)



รูปที่ 2.19 ผลของ membership functions (a) ก่อนและ (b), (c) หลังจากทำให้เป็น fuzzy rule

ในการใช้งานจริงนั้น ส่วนของการสร้างกฎนั้น จะเหมือนกันกับวิธีที่ใช้ในแบบ ID3 ธรรมดา กฎที่ได้จะมีลักษณะเหมือนกัน โดยแต่ละโหนดก็คือลักษณะเด่นของเส้นแบบต่างๆ และ branch จะเป็นค่าของลักษณะเด่นที่มีค่ามากที่สุดของเส้นนั้นๆ เนื่องจากเราแบ่งเส้นขอบวัตถุออกเป็น 16 ส่วน และมีลักษณะเส้นสำคัญที่แตกต่างกัน 8 แบบ ดังนั้นในหนึ่งกฎจะมี 16 โหนด ซึ่งจะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เก็บหมายเลขของลักษณะเด่นที่มีค่ามากที่สุดของเส้นนั้น และ branch ก็จะเก็บค่าของความเป็นสมาชิกของลักษณะเด่นนั้น การเทียบกับกฎทดสอบนั้น จะใช้ฟังก์ชันสามเหลี่ยมในการหาค่าความเป็นสมาชิกในแต่ละโหนด

ตารางที่ 2.1 ลักษณะเด่นสำคัญที่สามารถหาได้จากส่วนของเส้นทั้ง 8 แบบ

Vertical Straight line (VS)	1	C like (CL)	5
Horizontal Straight line (HS)	2	A like (AL)	6
Positive slant (PS)	3	D like (DL)	7
Negative slant (NS)	4	U like (UL)	8

2.8.2 การ Defuzzification

ในการ defuzzification เรากำหนดโดย

$$P_j = \sum_{i=1}^k w_{ji} D_p^i \quad (2.47)$$

เมื่อ w_{ji} เป็นค่าน้ำหนักถ่วงให้กฎ i ในกลุ่ม j และ P_j คือดีกรีของตัวแบบที่เป็นส่วนหนึ่งของกลุ่ม j กลุ่มที่ชนะคือกลุ่มที่มีค่า P_j มากที่สุด D_p^i ใช้วัดว่าตัวแบบลำดับที่ p เข้ากันได้กับเงื่อนไขดั้งเดิม (IF-part) ของกฎลำดับที่ i ซึ่ง D_p^i หาได้จาก

$$D_p^i = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} m_{ki}}{M_i} \quad (2.48)$$

เมื่อ M_i คือจำนวนของพีเจอร์ที่ถูกใช้ในกฎหรืออาจเรียกว่า ขนาดของกฎ และ m_{ki} คือระดับความเป็นสมาชิกของพีเจอร์ k ในกฎลำดับที่ i เก็บอยู่จากสมการที่ 2.46

ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ เพื่อใช้ในการกำหนด w_{ji} เอาต์พุตของโครงข่ายคือ P_j ซึ่งจำนวนของเอาต์พุตโหนดจะมีจำนวนเท่ากับจำนวนของกลุ่ม ส่วนอินพุตจะถูกป้อนโดย D_p^i และจำนวนของอินพุตโหนดจะเท่ากับจำนวนของ fuzzy rules

2.8.3 การแบ่งส่วนของภาพออกเป็นส่วนย่อยๆ

ก่อนที่จะนำภาพวัตถุมาใช้ฝึกและทดสอบกับระบบ ID3-Derived Fuzzy Rules จำเป็นต้องเตรียมภาพก่อน โดยการนำภาพมาหมุนให้ขนานกับแนวแกนแล้วหาขอบภาพก่อน เมื่อได้รูปที่มีเฉพาะขอบของวัตถุจึงแบ่งภาพขอบวัตถุออกเป็นส่วนๆ คุณสมบัติของลักษณะเด่นจะถูกพิจารณาจากลักษณะของเส้นในแต่ละส่วน ลักษณะเด่นที่จะหาจากลักษณะของเส้นจะใช้วิธีการเดียวกับ Fuzzy Feature Aggregation ซึ่งจะได้อธิบายในหัวข้อถัดไป

2.9 ทฤษฎีของ Fuzzy Feature Aggregation

หลักการ Fuzzy Feature Aggregation มาจากการพิจารณาลักษณะเด่นที่หาได้จากภาพวัตถุ ซึ่งมีการจัดแบ่งลักษณะเด่นที่ต้องการหาออกเป็นแบบ โดยรวมและแบบเฉพาะอย่างตามแต่ที่เราจะออกแบบ จากนั้นจะนำเอา matrix ของลักษณะเด่นมาจัดแบ่งเป็น matrix ย่อยขึ้นมาใหม่ โดยพิจารณาจากจำนวนที่มากที่สุดของกลุ่มลักษณะเด่นที่สัมพันธ์กัน จากนั้นจึงสร้าง matrix ของน้ำหนักที่เกิดขึ้นในแต่ละลักษณะเด่นของ matrix นั้นๆ นั่นคือ weighted generalized means (WGM) จะได้จาก

$$WGM(a_1, \dots, a_m; w_1, \dots, w_m) = \sum_{i=1}^M w_i a_i \quad (2.49)$$

เมื่อ $\sum_{i=1}^M w_i = 1$

เมื่อผ่านการคำนวณระหว่าง matrix ของลักษณะเด่นและน้ำหนักแล้วจะทำให้ทราบค่าแนวโน้มของลักษณะเด่นที่วัดได้จากรูปวัตถุออกมา ที่มีลักษณะแตกต่างกันไปตามรูปร่างของวัตถุ

2.9.1 การแบ่งส่วนของภาพออกเป็นส่วนย่อยๆ

ก่อนที่จะนำภาพวัตถุมาใช้ฝึกและทดสอบกับระบบ Fuzzy Feature Aggregation จำเป็นต้องเตรียมภาพก่อน โดยการนำภาพมาหมุนให้ขนานกับแนวแกนแล้วหาขอบภาพก่อน เมื่อได้รูปที่มีเฉพาะขอบของวัตถุจึงแบ่งภาพขอบวัตถุออกเป็นส่วนๆ คุณสมบัติของลักษณะเด่นจะถูกพิจารณาจากลักษณะของเส้นในแต่ละส่วน

2.9.2 การหาลักษณะเด่นจากเส้นขอบภาพ

2.9.2.1 Position Feature

เป็นการหาลักษณะเด่นจากตำแหน่งของส่วนของเส้นขอบภาพวัตถุว่าจะอยู่บริเวณใดของภาพ เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างบริเวณที่มีเส้นขอบภาพอยู่กับจุดกึ่งกลางอ้างอิงของภาพวัตถุ จุดกึ่งกลางอ้างอิงของภาพหาได้จาก centroid (X_m, Y_m) ของภาพ โดยส่วนของเส้นขอบรูปที่ใช้ในการหาจะประกอบด้วย $S_{xmin}, S_{xmax}, S_{ymin}$ และ S_{ymax} จะได้ฟังก์ชันสมาชิกคือ

Vertical position

เป็นการหาค่าความเป็นสมาชิกในแนวตั้งโดยอ้างอิงกับ centroid Y_m

$$\mu_{vp} = 1 - \frac{y_m}{s_{y_{max}} - s_{y_{min}}} \quad (2.50)$$

Horizontal position

เป็นการหาค่าความเป็นสมาชิกในแนวนอน โดยอ้างอิงกับ centroid X_m

$$\mu_{HP} = 1 - \frac{X_m}{SX_{\max} - SX_{\min}} \quad (2.51)$$

2.9.2.2 การหาความเป็นเส้นตรงและเส้นโค้ง

เราสามารถหาหรือตรวจสอบความเป็นเส้นตรงหรือโค้งของเส้น ได้ดังนี้

การหาค่าความเป็นสมาชิกของเส้นตรงหาได้จาก

$$\mu_{Straightline\ ss}(S_j) = \left[\frac{d_{p_j o p_{k_j}}}{\sum_{k=0}^{K_j-1} d_{p_{jk} p_{j(k+1)}}} \right]^\beta \quad (2.52)$$

การหาค่าความเป็นสมาชิกของเส้นโค้งหาได้จาก

$$\mu_{Arc}(S_j) = \left[1 - \frac{d_{p_j o p_{k_j}}}{\sum_{k=0}^{K_j-1} d_{p_{jk} p_{j(k+1)}}} \right]^\beta \quad (2.53)$$

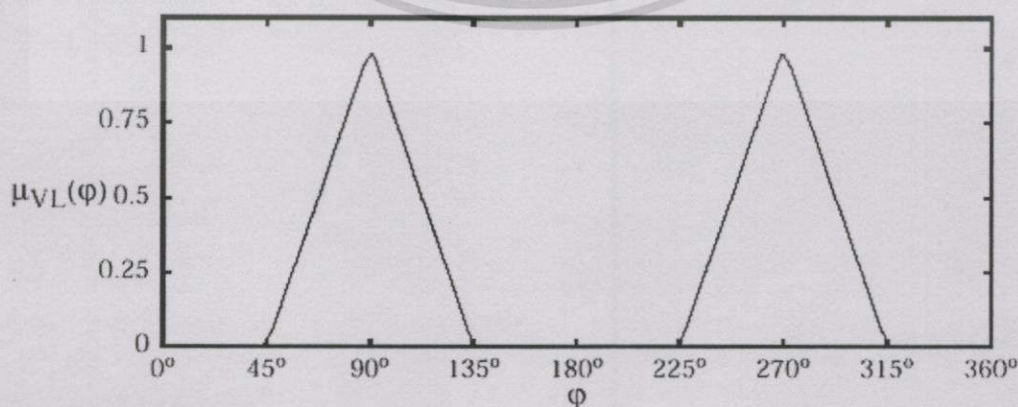
2.9.2.3 การหารูปแบบของเส้นตรง

เราสามารถหาลักษณะของเส้นตรงได้ โดยจะแบ่งออกเป็น 4 รูปแบบคือ

Vertical straight line

เป็นการหาค่าความเป็นสมาชิกของการเป็นเส้นตรงในแนวตั้ง (\updownarrow) กำหนดให้เส้นตรงที่อยู่ในแนว 90 หรือ 270 องศาจะเป็นเส้นตรงแนวตั้ง ซึ่งหาได้จาก

$$\mu_{VSL}(\varphi) = MAX(\Lambda(\varphi, 90^\circ, 90^\circ), \Lambda(\varphi, 90^\circ, 270^\circ)) \quad (2.54)$$

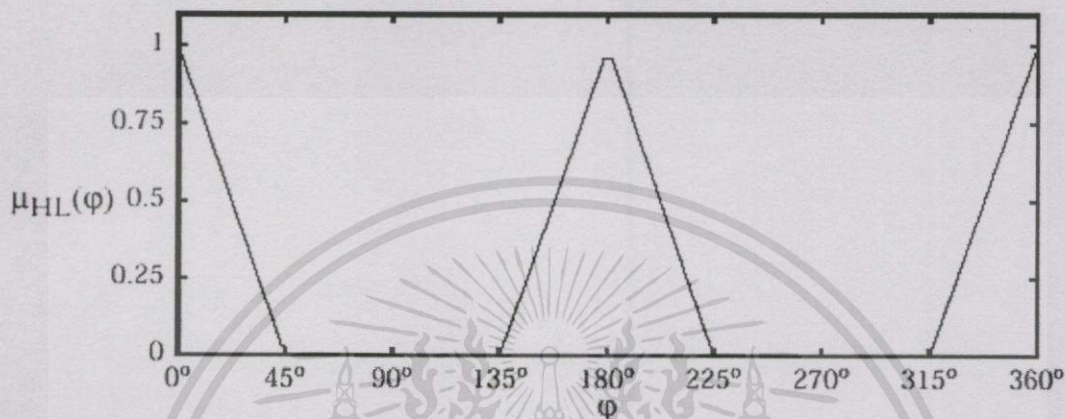


รูปที่ 2.20 ค่าความเป็นสมาชิกของเส้นตรงในแนวตั้ง

Horizontal straight line

เป็นการหาค่าความเป็นสมาชิกของการเป็นเส้นตรงในแนวนอน (—) กำหนดให้เส้นตรงที่อยู่ในแนว 180 หรือ 360 องศาจะเป็นเส้นตรงแนวนอน ซึ่งหาได้จาก

$$\mu_{HSL}(\varphi) = \text{MAX}(\text{MAX}(\Lambda(\varphi, 90^\circ, 0^\circ), \Lambda(\varphi, 90^\circ, 180^\circ)), \Lambda(\varphi, 90^\circ, 360^\circ)) \quad (2.55)$$

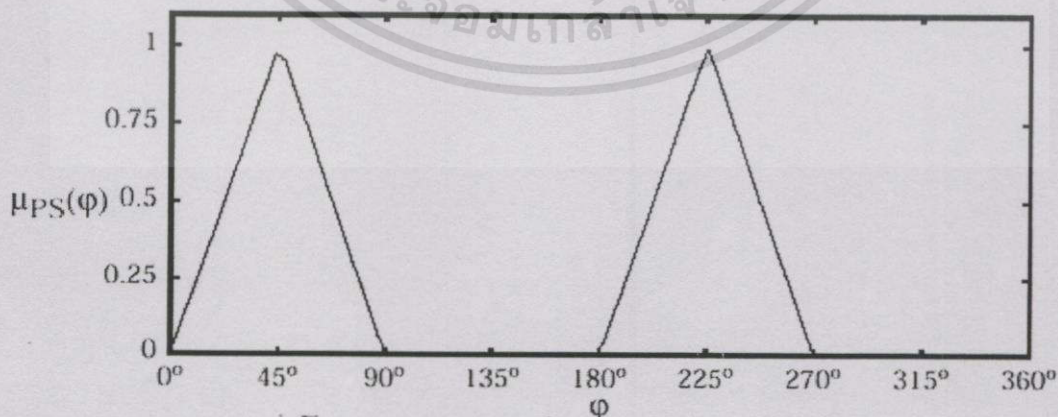


รูปที่ 2.21 ค่าความเป็นสมาชิกของเส้นตรงในแนวนอน

Positive slant

เป็นการหาค่าความเป็นสมาชิกของการเป็นเส้นตรงในแนวเฉียงทางขวา (/) กำหนดให้เส้นตรงที่อยู่ในแนว 45 หรือ 225 องศาจะเป็นเส้นตรงแนวเฉียงทางขวา ซึ่งหาได้จาก

$$\mu_{PS}(\varphi) = \text{MAX}(\Lambda(\varphi, 90^\circ, 45^\circ), \Lambda(\varphi, 90^\circ, 225^\circ)) \quad (2.56)$$

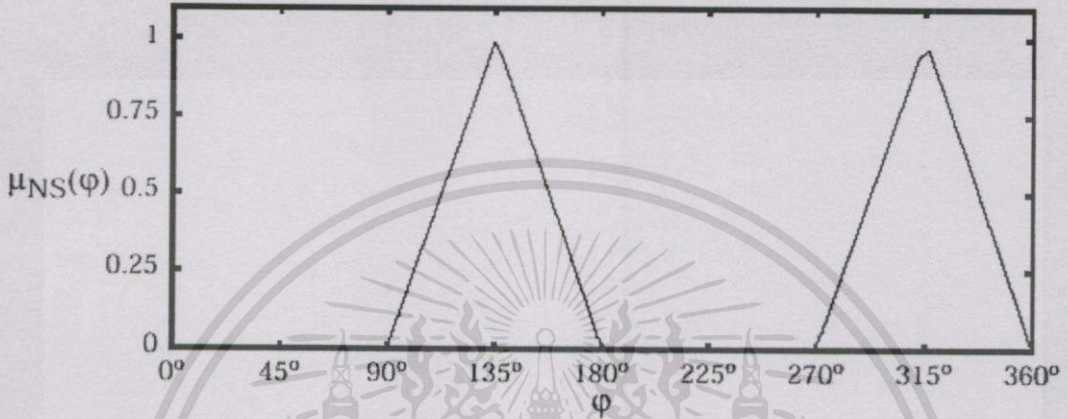


รูปที่ 2.22 ค่าความเป็นสมาชิกของเส้นตรงในแนวเฉียงทางขวา

Negative slant

เป็นการหาค่าความเป็นสมาชิกของการเป็นเส้นตรงในแนวเฉียงทางซ้าย (\backslash) กำหนดให้เส้นตรงที่อยู่ในแนว 135 หรือ 315 องศาจะเป็นเส้นตรงแนวเฉียงทางซ้าย ซึ่งหาได้จาก

$$\mu_{NS}(\varphi) = \text{MAX}(\Lambda(\varphi, 90^\circ, 135^\circ), \Lambda(\varphi, 90^\circ, 315^\circ)) \quad (2.57)$$



รูปที่ 2.23 ค่าความเป็นสมาชิกของเส้นตรงในแนวเฉียงทางซ้าย

2.9.2.4 การหารูปแบบของเส้นโค้ง

ทำนองเดียวกันกับเส้นตรง เราสามารถแบ่งเส้นโค้งออกได้หลายลักษณะดังนี้

Vertical curve

เป็นการหาค่าความเป็นสมาชิกของเส้นโค้งที่มีรูปทรงในแนวตั้ง (\cap, \cup) โดยการกำหนดองศาของรูปโค้งที่ 90 หรือ 270 องศา

$$\mu_{VC}(\varphi) = \text{MAX}(\Lambda(\varphi, 180^\circ, 90^\circ), \Lambda(\varphi, 180^\circ, 270^\circ)) \quad (2.58)$$

Horizontal curve

เป็นการหาค่าความเป็นสมาชิกของเส้นโค้งที่มีรูปทรงในแนวนอน (\supset, \subset) โดยการกำหนดองศาของรูปโค้งที่ 180 หรือ 360 องศา

$$\mu_{HC}(\varphi) = \text{MAX}(\text{MAX}((\Lambda(\varphi, 180^\circ, 0^\circ), \Lambda(\varphi, 180^\circ, 180^\circ))), \Lambda(\varphi, 180^\circ, 360^\circ)) \quad (2.59)$$

C-like curve

เส้นโค้งที่มีลักษณะ \subset รูปทรงของเส้นโค้งจะอยู่ในแนวนอนเราสามารถหาค่าความเป็นสมาชิกได้จาก

$$\mu_{CL} = \min\left(1, \left(\sum_{i=0}^n l_{x_i}\right) / n\right) \quad \text{where } l_{x_i} = \begin{cases} 1, & \text{if } (x_i < (x_A + x_B) / 2) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2.60)$$

D-like curve

เส้นโค้งที่มีลักษณะ \supset รูปทรงของเส้นโค้งจะอยู่ในแนวนอนเราสามารถหาค่าความเป็นสมาชิกได้จาก

$$\mu_{DL} = \min\left(1, \left(\sum_{i=0}^n r_{x_i}\right) / n\right) \quad \text{where } r_{x_i} = \begin{cases} 1, & \text{if } (x_i > (x_A + x_B) / 2) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2.61)$$

A-like curve

เส้นโค้งที่มีลักษณะ \cap รูปทรงของเส้นโค้งจะอยู่ในแนวนอนเราสามารถหาค่าความเป็นสมาชิกได้จาก

$$\mu_{AL} = \min\left(1, \left(\sum_{i=0}^n a_{y_i}\right) / n\right) \quad \text{where } a_{y_i} = \begin{cases} 1, & \text{if } (y_i > (y_A + y_B) / 2) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2.62)$$

U-like curve

เส้นโค้งที่มีลักษณะ \cup รูปทรงของเส้นโค้งจะอยู่ในแนวนอนเราสามารถหาค่าความเป็นสมาชิกได้จาก

$$\mu_{UL} = \min\left(1, \left(\sum_{i=0}^n b_{y_i}\right) / n\right) \quad \text{where } b_{y_i} = \begin{cases} 1, & \text{if } (y_i < (y_A + y_B) / 2) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2.63)$$

2.9.3 อัลกอริทึมของ Fuzzy Feature Aggregation

ขั้นที่ 1 หาค่าลักษณะเด่นที่มาจากส่วนของขอบภาพแต่ละส่วน อยู่ในรูปของ Fuzzy set $\{x\}$ จากจำนวน k ส่วน

ขั้นที่ 2 ทำการสร้าง matrix ย่อยๆ ตามกลุ่มของลักษณะเด่นที่มีความสัมพันธ์กัน โดยพิจารณาจากจำนวนที่เกิดขึ้นมากที่สุดในแต่ละกลุ่ม จะได้

$$M_{ij} = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m\}, \quad i = [1, N], j = [1, k]$$

เมื่อ N คือจำนวนทั้งหมดของลักษณะเด่น

L คือจำนวนกลุ่มของลักษณะเด่น

สร้าง matrix นำหนัก W ที่สัมพันธ์กับ matrix M ในแต่ละอัน จะได้

$$W_{ij} = \{w_1, w_2, \dots, w_m\}, \quad i = [1, N], j = [1, k]$$

ขั้นที่ 3 ทำการคำนวณหา generalized weighted aggregation จากสมการ WGM ที่กระทำกับ M_{ij} และ W_{ij} จะได้

$$\mu_{ij} = \sum_{l=1}^L W_{ij}^l \cdot M_{ij}^l \quad (2.64)$$

2.9.4 ค่าความเป็นสมาชิกของ Fuzzy Feature Aggregation

ค่าความเป็นสมาชิกต่างๆ จะได้จากการนำเส้นขอบภาพมาแบ่งเป็นเส้นย่อยๆ แล้วจึงทำการหาค่าความเป็นสมาชิกของรูปแบบของเส้นเหล่านั้น ผลจากการแบ่งเส้นออกจากรูปวัตถุที่มีรูปทรงต่างกัน จะได้จำนวนของเส้นย่อยๆ เหล่านั้นไม่เท่ากัน ในการออกแบบจะใช้วิธีหาองค์ประกอบของเส้นที่มีขนาดยาวที่สุดแต่ไม่เกิน 16 เส้น แล้วจึงส่งเข้าทำการหาค่าความเป็นสมาชิกจากสมการข้างต้น จะทำให้ได้ค่าความเป็นสมาชิก 192 ค่า จากนั้นจะนำมาผ่านวิธีการของ Fuzzy Aggregation เพื่อรวมกับค่าความเป็นสมาชิกของตำแหน่งบริเวณที่เส้นเหล่านั้นอยู่ การแบ่งพื้นที่ที่จะแบ่งออกเป็น 9 พื้นที่ โดยใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบระฆังคว่ำในการพิจารณา การแบ่งจะแยกออกเป็นการมองทางแนวตั้งและในแนวนอน โดยแนวตั้งจะแบ่งเป็น 3 ช่วงคือ Bottom, Middle และ Top ในขณะที่แนวนอนจะแบ่งเป็น Left, Center และ Right ดังรูปที่ 2.24 เมื่อนำเอาค่าทั้ง 6 มาหาความสัมพันธ์จะทำให้เราทราบหรือแบ่งพื้นที่ที่ออกได้ถึง 9 บริเวณ จากสมการที่ (2.9) เมื่อแบ่งค่าความเป็นสมาชิกตามความสัมพันธ์ทั้ง 6 จะสามารถหาได้จาก

$$\text{Top} = \Pi(VP; 0.5, Z) \quad (2.65)$$

$$\text{Middle} = \Pi(VP; 0.5, M) \quad (2.66)$$

$$\text{Bottom} = \Pi(VP; 0.5, H) \quad (2.67)$$

$$\text{Left} = \Pi(HP; 0.5, Z) \quad (2.68)$$

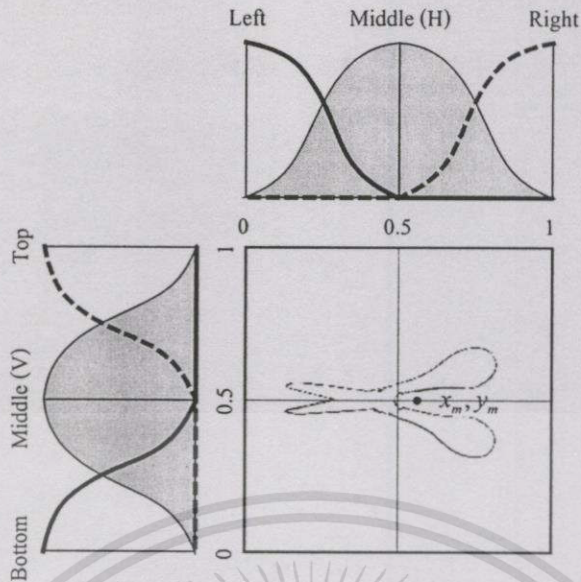
$$\text{Mediam} = \Pi(HP; 0.5, M) \quad (2.69)$$

$$\text{Right} = \Pi(HP; 0.5, H) \quad (2.70)$$

$$\text{เมื่อ } Z = 0$$

$$M = 0.5$$

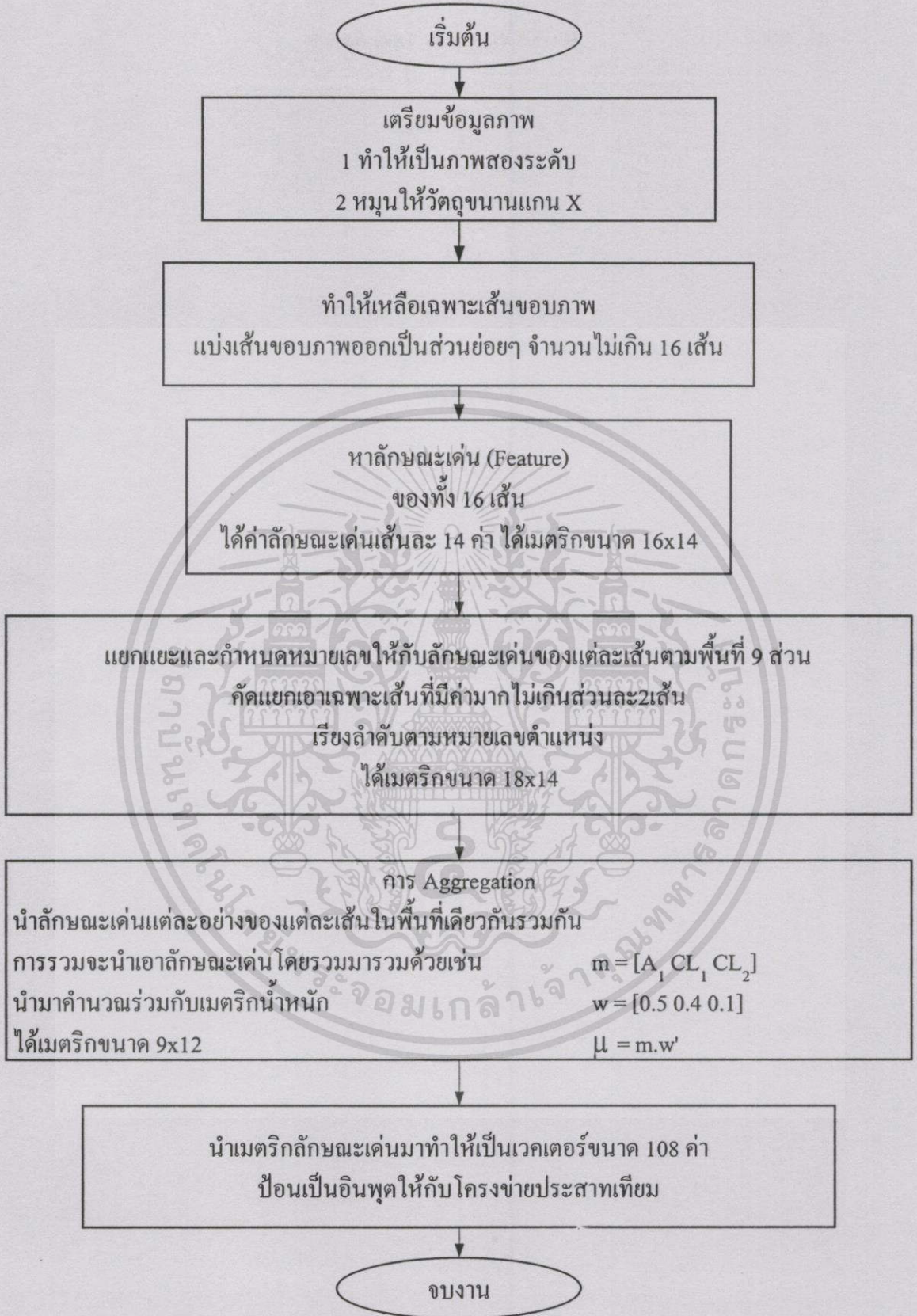
$$H = 1$$



รูปที่ 2.24 การแยกแยะตำแหน่งของเส้นขอบภาพ

เมื่อผ่านการหาตำแหน่งพื้นที่ที่เส้นเหล่านี้วางตัวอยู่แล้วจะทำการเรียงใหม่จากพื้นที่บริเวณที่ 1 ถึง 9 ถ้าภายในพื้นที่เดียวกันมีมากกว่า 2 เส้น จะเลือกเอาเฉพาะเส้นที่มีจำนวนจุดของเส้นมากที่สุด 2 เส้นเท่านั้น

จากนั้นจะถึงขั้นตอนการ Aggregation กล่าวคือ จะจับคู่ค่าลักษณะของเส้นในพื้นที่เดียวกันทั้งสองเส้น แล้วสร้างเป็นเวกเตอร์ m ที่มีลักษณะของเส้น โดยรวมรวมด้วยดังตัวอย่างในรูปที่ 2.25 เมื่อ Aggregation กันกับเวกเตอร์น้ำหนัก w จากสมการที่ 2.62 ผลที่ได้จะเป็นค่าลักษณะเด่นของภาพวัตถุที่ได้จากกระบวนการ Fuzzy Feature Aggregation เมื่อทำให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ก็สามารถใช้เป็นอินพุตให้แก่โครงข่ายประสาทเทียมในขั้นของการตัดสินใจ รูปที่ 2.25 แสดงถึงขั้นตอนทั้งหมดของหลักการ Fuzzy Feature Aggregation



รูปที่ 2.25 แผนผังขั้นตอนของการรู้จำภาพวัตถุ โดยหลักการ Fuzzy Feature Aggregation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมได้เริ่มมีการคิดค้นมานานนับมาตั้งแต่ปี ค.ศ.1940 โดยในช่วงเวลาที่ก่อให้เกิดสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่างๆ ในปี ค.ศ.1943 วอร์เรน แมคคูลล็อก (Warren McCulloch) และวอลเตอร์ พิทท์ (Walter Pitts) ได้ออกแบบนิรอนที่ถือเป็นต้นกำเนิดและพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบัน โครงข่ายของแมคคูลล็อก และพิทท์ ประกอบด้วยโครงข่ายจำนวน 2 ชั้น คือ ชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต โครงข่ายจะมีการเชื่อมโยงจากชั้นอินพุตไปยังชั้นเอาต์พุตโดยผ่านน้ำหนัก (weight) ซึ่งค่าน้ำหนักจะถูกกำหนดค่าไว้ตายตัว การทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายคือนำไปใช้จำลองฟังก์ชันทางลอจิก พื้นฐานคือ ฟังก์ชัน AND ฟังก์ชัน OR ฟังก์ชัน NOT และฟังก์ชัน XOR โดยนำเสนอการกำหนดค่าน้ำหนักเพื่อให้โครงข่ายทำงานได้กับการจำลองตามฟังก์ชันดังกล่าว

ในปี ค.ศ. 1949 โดแนลด์ เฮบบ์ (Donald Hebb) ได้ออกแบบกฎการเรียนรู้สำหรับ โครงข่ายประสาทเทียมเป็นคนแรก กฎการเรียนรู้ก็คือขั้นตอนของกระบวนการปรับแต่งค่าน้ำหนักเพื่อทำให้เกิดค่าเอาต์พุต

ในปี ค.ศ. 1957 แฟรงค์ โรเซนบลัทท์ (Frank Rosenblatt) ได้นำเสนอรูปแบบที่สำคัญ รูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นก็คือรูปแบบที่เรียกว่าเพอร์เซพตรอนเป็นสถาปัตยกรรมอันประกอบไปด้วยชั้นอินพุตต่อผ่านน้ำหนักไปยังชั้นนิรอนที่ชั้นเอาต์พุต และใช้กฎการเรียนรู้ของเพอร์เซพตรอนในการปรับแต่งค่าน้ำหนักที่มีประสิทธิภาพดีกว่ากฎการเรียนรู้ของเฮบบ์

ในปี ค.ศ. 1960 เบอร์นาร์ด วิดโรว์ (Bernard Widrow) และมาเซียฮ ฮอฟฟ์ (Marcian Hoff) ได้พัฒนาการเรียนรู้ซึ่งใกล้เคียงกับการเรียนรู้ของเพอร์เซพตรอน และนำทฤษฎีนี้ไปใช้กับระบบหรือรูปแบบที่ชื่อว่าอะคาไลน์ รูปแบบมาคาไลน์คือรูปแบบที่พัฒนาจากอะคาไลน์โดยวิดโรว์

ในปี ค.ศ. 1972 ทูโว คาโคเนน (Teuvo Kohonen) ได้เริ่มพัฒนาการเรียนรู้แบบจัดตัวเอง (self-organized) สถาปัตยกรรมของโครงข่ายคาโคเนนนี้ประกอบด้วยจำนวนชั้น 2 ชั้น คือชั้น อินพุตและชั้นเอาต์พุต การเชื่อมโยงที่ชั้นอินพุตไปยังนิรอนที่ชั้นเอาต์พุตนั้นจะต่อผ่านน้ำหนัก ข้อแตกต่างจากโครงข่ายอื่นๆ คือกระบวนการเรียนรู้ที่สามารถจัดกลุ่มข้อมูลอินพุตได้ด้วยตัวของมันเองและเรียกการเรียนรู้ว่าการเรียนรู้แบบแข่งขัน (competitive learning)

หลังจากปี ค.ศ. 1980 เป็นต้นมาได้มีพัฒนารูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่างๆ เช่น รูปแบบจัดตัวเองที่เรียกว่า ART คิดค้นโดย สตีเฟน กรอสเบิร์ก (Stephen Grossberg) และเกียลคาร์เพนเตอร์ (Gail Carpenter) รูปแบบโครงข่ายฮอปฟิลด์ คิดค้นโดย จอห์น ฮอปฟิลด์ (John Hopfield) นีโอะคอกนิตรอน คิดค้นโดยคุนิฮิโกะ ฟูกูชิมะ (Kunihiko Fukushima) รูปแบบ โบลต

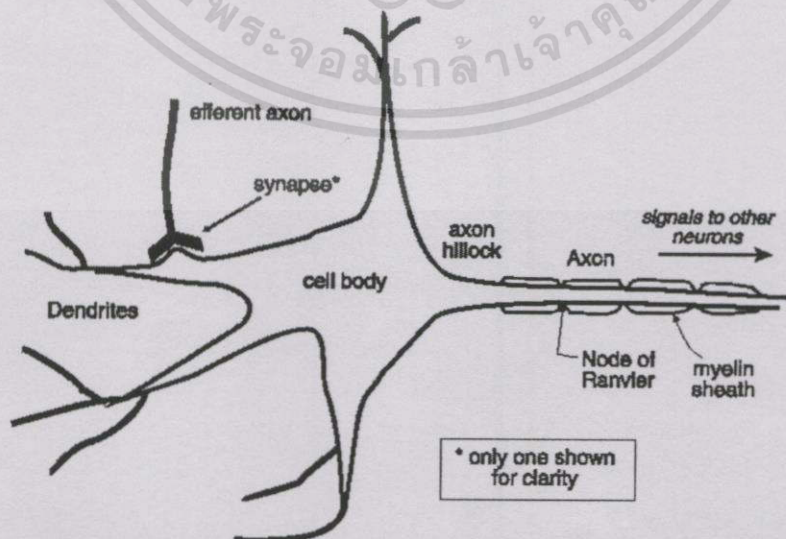
แมนน์แมชชีน (Boltzmann machine) คิดค้นโดยนักวิจัยหลายคน และรูปแบบที่นิยมใช้กันมากคือรูปแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation) คิดค้นโดยเดวิด ปาร์กเกอร์ (David Parker) และเดวิด รุมลฮาร์ด (David Rumelhard)

3.1 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียม

นิวรอนเน็ตเวิร์ค หมายถึง โครงข่ายใยประสาทที่เชื่อมต่อกันระหว่างเซลล์ประสาทจำนวนมากมาย มีความสามารถประมวลผลสูง ทำหน้าที่เป็นจุดศูนย์กลางการควบคุมกิจกรรมต่างๆ การวิจัยสร้างโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) มีแนวคิดเลียนแบบการทำงานของสมองชีวภาพ โดยเรียนรู้และศึกษาการทำงานของสมองชีวภาพเพื่อกำหนดแนวทางสำหรับการสร้างแบบจำลองขึ้นมา แล้วพยายามสมมติฐานลักษณะการทำงาน โดยจำลองเป็น โมเดลคณิตศาสตร์ที่มีลักษณะเดียวกันแล้วดำเนินการคำนวณ โดยใช้คอมพิวเตอร์

เซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิตมีหลายประเภทแล้วแต่หน้าที่ของมันเซลล์ประสาทในตัวของคนเราก็เช่นกันมีอยู่หลายประเภทตามตำแหน่งและหน้าที่ของมันเช่นเซลล์ประสาทของกล้ามเนื้อ เซลล์ประสาทในสมอง เซลล์ประสาทที่เดินและจุมูกเป็นต้น โครงสร้างและส่วนประกอบของเซลล์ประสาทโดยทั่วไป

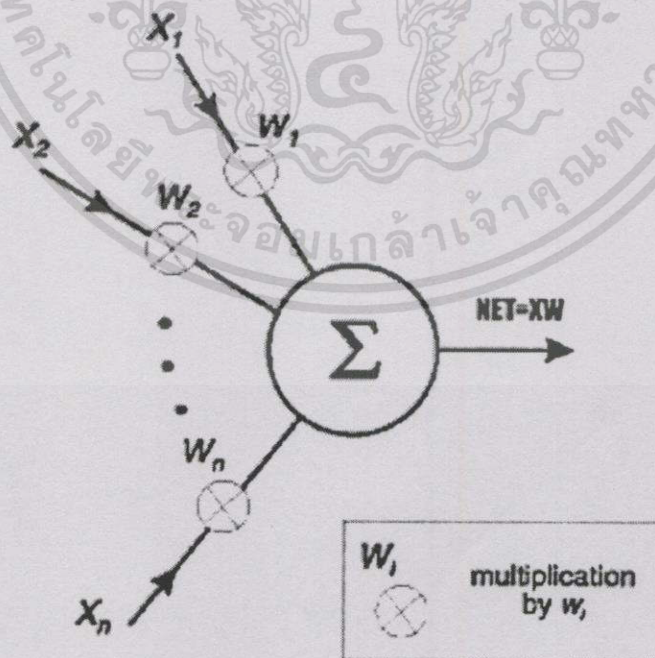
ระบบคิดคำนึงของมนุษย์ มีโครงสร้างพื้นฐานจากเซลล์สมองที่เรียกว่านิวรอน (Neurons) เรียงเป็นชั้นๆ อย่างซับซ้อนจำนวนมาก ประมาณหมื่นล้าน (10^7) นิวรอนและอาจมีจุดเชื่อมโยงส่งผ่านจุดเชื่อมโยงภายในถึงพันล้านล้าน (10^{14}) จุด (Philip D. Wasserman, 1989:12) แต่ละนิวรอนจะมีคุณลักษณะแตกต่างกันไปโดยมีการทำงานคล้ายกันคือ รับเข้า, ประมวลผล, ส่งออกสัญญาณไฟฟ้าเคมีผ่านไปยังนิวรอน ซึ่งจะส่งสื่อสารไปตามระบบของสมอง



รูปที่ 3.1 โครงสร้างและส่วนประกอบของเซลล์ประสาท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 3.1 ส่วนแขนงที่ขยายแยกออกไปจากตัวเซลล์ต่อไปยังเซลล์อื่นๆ เพื่อรับสัญญาณ เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrites) จุดรับสัญญาณจากเซลล์อื่นเข้ามายังตัวเซลล์จะผ่านมาทางจุดเชื่อมต่อที่เรียกว่า ซินแนปส์ (Synapse) ซึ่งแอกซอน (Axon) จะเป็นตัวส่งสัญญาณเอาที่พุดออกไปยังนิวโรนอื่นจากผลการวิจัยพบว่า แต่ละนิวโรนจะเชื่อมต่อออกไปยังนิวโรนอื่นๆ ซึ่งแต่ละนิวโรนจะมีคุณสมบัติในการเพิ่มขยายหรือลดทอนความเข้มของสัญญาณบางสัญญาณที่เข้ามาทาง เดนไดรต์ของเซลล์ (ซึ่งมีแขนงมากมาย) อาจสามารถกระตุ้นตัวเซลล์ แต่บางสัญญาณก็อาจจะยับยั้งตัวเซลล์ เนื่องจากเซลล์ประสาทหนึ่งเซลล์มีเดนไดรต์มาก ฉะนั้น สัญญาณ กระตุ้นจากเดนไดรต์ ที่รับเข้ามาจากเซลล์ประสาทอื่นๆ จะถูกนำ เดนไดรต์ ที่รับเข้ามาจากเซลล์ประสาทอื่นๆ จะถูกนำมารวมกันที่ตัวเซลล์ประสาทที่เซลล์ประสาทจะมีค่าเทรชโฮลด์ (Threshold) ค่าหนึ่งหากผลรวมของสัญญาณไฟฟ้าเคมี (Electrochemical) มีค่ามากกว่า เทรชโฮลด์เซลล์ เซลล์ประสาทก็จะส่งสัญญาณขนาดหนึ่งผ่านทางแอกซอน ไปยังนิวโรนอื่นๆ การจัดเรียงชั้น (Layer) และลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างนิวโรนในสมองนั้นมีการจัดเรียงที่ซับซ้อน สอดคล้องกับหน้าที่การทำงานเฉพาะส่วน มีการเจริญเติบโตสัมพันธ์กับสิ่งแวดล้อมและมีการเรียนรู้ตลอดเวลาซึ่งใช้เวลานานนับปีดังนั้นจึงยากที่จะสร้างโมเดลขึ้นมาเพื่อเลียนแบบให้มีคุณลักษณะคล้ายสมองชีวภาพ ได้ทั้งหมด ผลงานที่ได้จากการทำวิจัยในปัจจุบันเป็นเพียงการจำลอง การเลียนแบบและการทำงานเฉพาะบางส่วนของโครงข่ายประสาท มาใช้เฉพาะกับงานใดงานหนึ่ง ซึ่งมีการวิจัยลักษณะของโครงข่ายแบบต่างๆ ขึ้นมา โดยแต่ละแบบจะเหมาะกับงานประเภทหนึ่งๆ เท่านั้น



รูปที่ 3.2 โคอะแกรมของนิวโรนที่สร้างขึ้น (Artificial Neuron)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

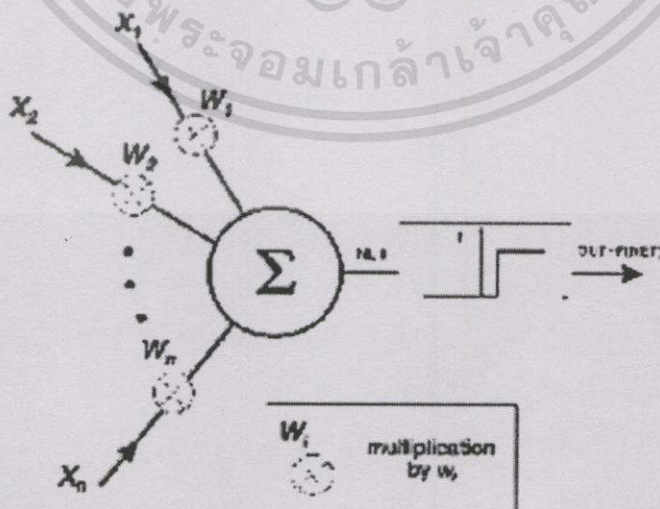
การออกแบบ โครงสร้างประสาทเทียมนั้นมีสมมติฐานขั้นแรกจากคุณสมบัติของระบบประสาทชีวภาพ ดังที่กล่าวมา ชุดรับสัญญาณข้อมูล อินพุตของเซลล์ประสาทหนึ่งได้จากสัญญาณเอาต์พุตของเซลล์ประสาทอื่นๆ ผ่านทางซินแนปส์และเดนไดรต์ ข้อมูลแต่ละค่าที่รับมาจะถูกลดขนาดด้วย ซินแนปติกส์ ซึ่ง ภายในประกอบด้วยสารเคมีบางประเภท ซึ่งจะมีลักษณะทางความนำพัลส์ (Pulse) สัญญาณ ไฟฟ้าเคมีที่แตกต่างกัน (James A. Freeman and David M. Skapura, 1991:8-9) ด้วยเหตุนี้ โมเดล ประสาทเทียมที่สร้างขึ้น จะต้องมีการถ่วงน้ำหนักให้กับ โมเดลก่อนที่จะนำเข้าสู่โมเดลประสาทเทียม จุดนี้เรียกว่า ซินแนปติกส์เวกท์ ปริมาณของข้อมูลที่เข้าสู่นิวรอล จะถูกนำมา รวมกัน และตัดสินใจด้วยระดับความสนใจของ นิวรอล (Activation level) แล้วจะส่งเป็นเอาต์พุตออกที่เอกซอน ไปยังนิวรอลอื่นๆ

จากรูปที่ 3.2 แสดงถึงโมเดลที่สร้างขึ้น โดยแนวความคิดจากเซลล์สมองชีวภาพ สัญญาณอินพุต คือ x_1, x_2, \dots, x_n จะถูกป้อนเข้าไปยังนิวรอลที่สร้างขึ้น ซึ่งเปรียบเทียบกับสัญญาณที่ป้อนเข้ายังซินแนปส์ของ นิวรอลชีวภาพ สัญญาณอินพุตนี้จะนำไปคูณกับค่าซินแนปติกส์เวกท์ที่มีค่าตั้งแต่ 0.00-1 (Weight: ค่าที่ใช้ถ่วงน้ำหนัก) w_1, w_2, \dots, w_n ก่อนที่จะเข้าสู่บล็อกซัมเมชัน (Σ : Summation) ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักนี้จะสอดคล้องกับค่าสเตรงท์ (Strength) ของจุดต่อซินแนปส์ชีวภาพแต่ละจุด (Single biological synaptic connection) บล็อกซัมเมชันนี้ก็จะทำหน้าที่สอดคล้องคล้ายกับตัวเซลล์สมองชีวภาพ ผลรวมทางคณิตศาสตร์ของอินพุตและเวกท์จะได้เป็นเอาต์พุต เราเรียกว่า เน็ต (NET) ซึ่งเราจะรวมกันในรูปของเวกเตอร์ได้ดังนี้

$$NET = X_1W_1 + X_2W_2 + \dots + X_nW_n \quad (3.1)$$

$$\text{จะได้ } NET = XW \quad (3.2)$$

ฟังก์ชันกระตุ้นความสนใจ (Activation Function)



รูปที่ 3.3 โมเดลนิวรอลที่สร้างขึ้นร่วมกับ Activation Function

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อได้สัญญาณ NET แล้วกระบวนการต่อมาที่นิวรอลต้องทำคือตัดสินใจเราจึงต้องกำหนดฟังก์ชันการตัดสินใจเพื่อใช้เป็นระดับของการตัดสินใจให้กับนิวรอล เพื่อให้ได้สัญญาณเอาต์พุตของ นิวรอลออกมา ซึ่งเชื่อมต่อ ไปยังนิวรอลตัวอื่นๆ เป็น โครงข่าย OUT ที่ได้อาจเป็น Simple linear function ด้วย

$$\text{OUT} = K[\text{NET}] \quad (3.3)$$

โดย K เป็นค่าคงที่ ที่เรียกว่า Threshold function
ตัวอย่างเช่น

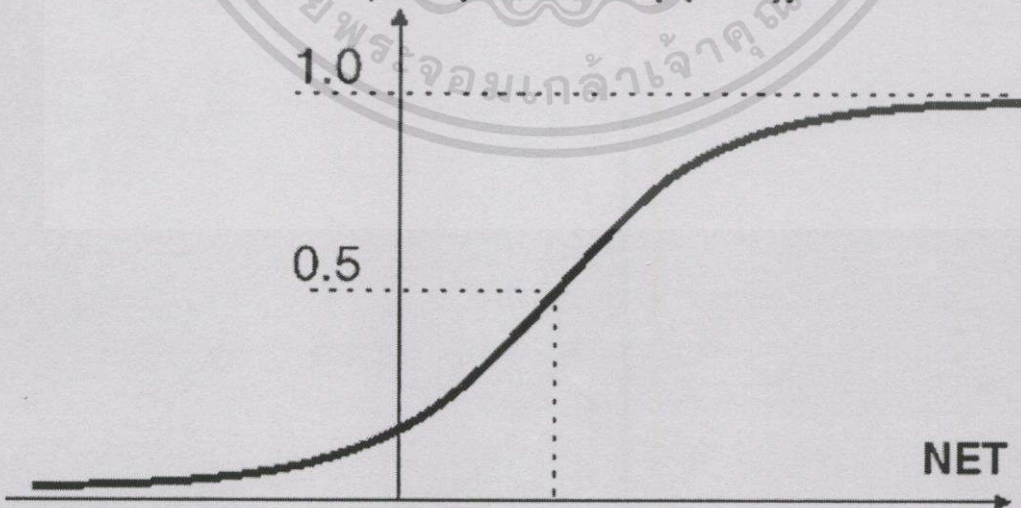
$$\begin{aligned} \text{OUT} &= 1 \text{ ถ้า } \text{NET} > T \\ \text{OUT} &= 0 \text{ เมื่อเป็นกรณีอื่น} \end{aligned} \quad (3.4)$$

และ T เป็นค่าเทรชโฮลด์ฟังก์ชัน หรืออาจเป็น Function อื่นๆ ที่เลียนแบบคุณสมบัติที่ไม่เป็นเชิงเส้นของเซลล์ประสาทชีวภาพได้อย่างใกล้เคียงกว่า และใช้เป็นฟังก์ชันให้กับ โครงข่ายทั่วไปได้

ในรูปที่ 3.3 บล็อก F จะรับผลที่ได้จาก NET มาสร้างเป็นสัญญาณเอาต์พุตที่ OUT โดยกระบวนการภายในบล็อก F จะบีบช่วงของ OUT ให้อยู่ในขอบเขตจำกัด ตามต้องการดังนั้น ค่า OUT จะมีค่าไม่ต่ำกว่าช่วงที่กำหนด โดยค่าของ NET เราเรียกบล็อก F นี้ว่าสแควชซิงฟังก์ชัน (Squashing function) และโดยทั่วไปสแควชซิงฟังก์ชันที่ใช้เป็นแบบลอจิสติกฟังก์ชัน หรือซิกมอยด์ (Logistic function or "Sigmoid") ซึ่งมีรูปร่างคล้ายตัว S โดยเขียนเป็นสมการคณิตศาสตร์ได้ดังนี้คือ

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.5)$$

$$\text{OUT} = F(\text{NET}) = 1 / (1 + \exp(-\text{net}))$$

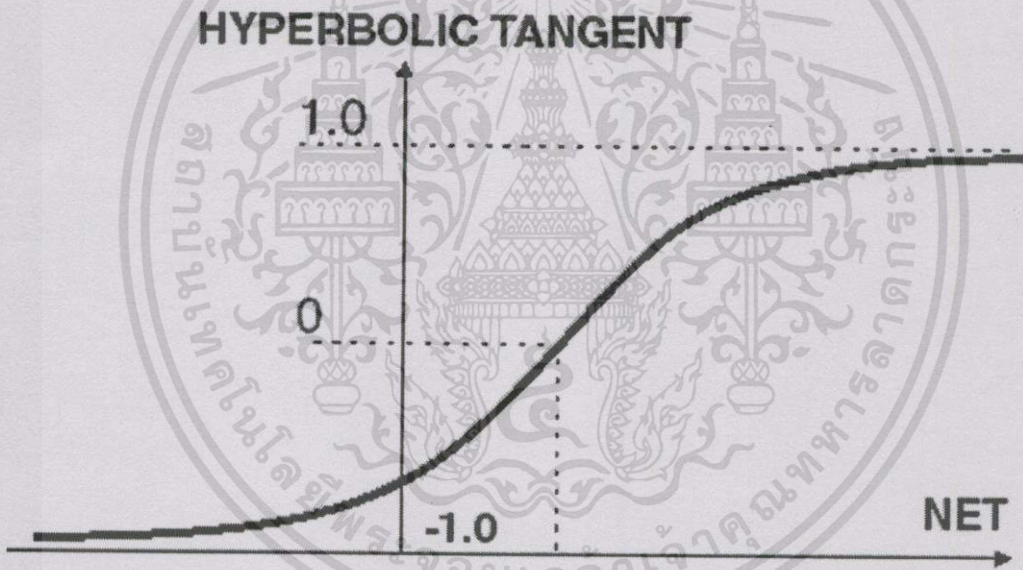


รูปที่ 3.4 กราฟที่ได้จากสมการซิกมอยด์ลอจิสติกฟังก์ชัน (Sigmoidal logistic function)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลักษณะของเทรสโพลฟังก์ชันมีลักษณะเป็น Non-linear function เช่น S-Curve เราจะได้ค่าเอาต์พุต ที่มีความไวต่อสัญญาณอินพุตที่มีขนาดเล็กๆ และเฉลี่ยต่อสัญญาณแรงๆ ซึ่งสัญญาณอ่อนๆ ไปทางบวกเพียงเล็กน้อยก็จะให้ OUT ใกล้เคียง “1” กระตุ้นหรือสัญญาณอ่อนๆ ทางลบเพียงเล็กน้อยก็จะทำให้ Output ใกล้เคียง “0” (ขยับขึ้น) ขณะที่สัญญาณแรงๆ ทางบวกก็ยังคงให้ Output ใกล้เคียง “1” และสัญญาณทางลบแรงๆ ก็คงให้ Output ใกล้เคียง “0” เช่นกัน คุณลักษณะแบบนี้ เป็นแบบ NON-LINEAR GAIN ซึ่งคลอสต์เบอร์ก (Grossberg, 1973) พบว่า คุณลักษณะที่เป็น Non-linear gain นี้สามารถแก้ปัญหา Noise-saturation dilemma ได้ และทำให้นิวรอลเทียมที่สร้างขึ้นสามารถทำงานกับขนาดของอินพุตได้กว้างมากขึ้น

ยังมีฟังก์ชันอื่นๆ อีกคือ ไฮเปอร์โบลิก แทนเจนท์ (Hyperbolic tangent) มันจะมีลักษณะคล้ายกับ Logistic function และนิยมใช้บ่อยๆ ในการสร้างโมเดลคณิตศาสตร์ การกระตุ้นเร้าความสนใจของเซลล์สมองเทียม ซึ่งมีคุณสมบัติคล้ายชีวภาพของเซลล์สมอง คือ $OUT = \text{Tanh}(X)$



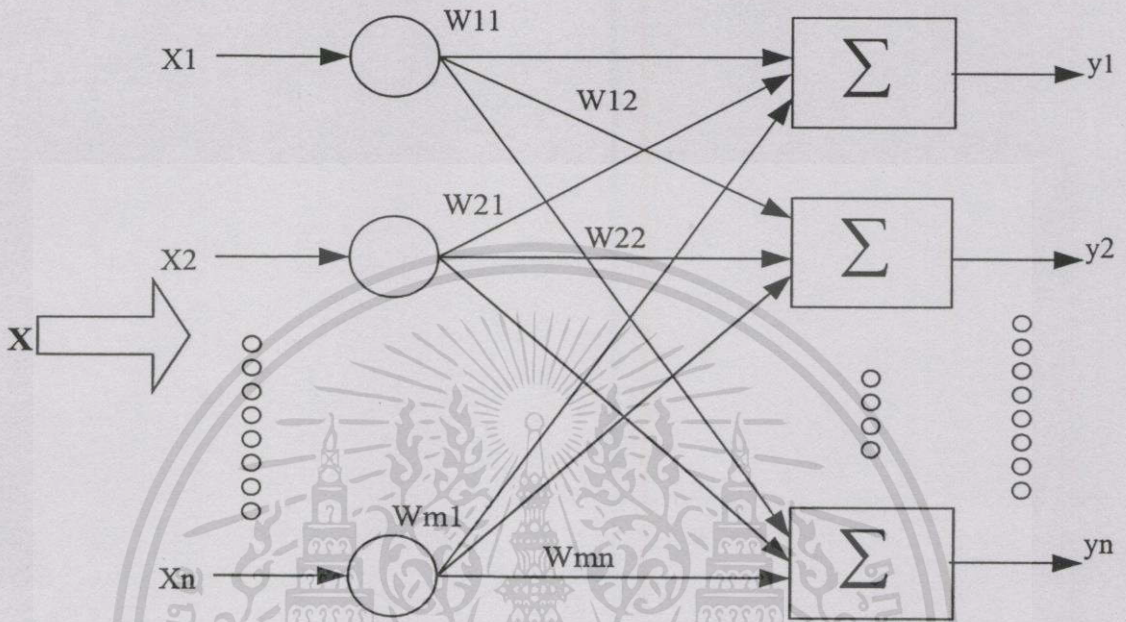
รูปที่ 3.5 Hyperbolic Tangent Function

จากรูปที่ 3.5 ส่วนที่เหมือนกับ ซิกมอยด์ ลอจิสติก ฟังก์ชัน คือมีลักษณะเป็น S แต่เนื่องจากมันจะมีความสมมาตรจึงให้ OUTPUT อยู่ระหว่าง “-1” ถึง “1” OUTPUT จะเป็น “0” เมื่อ NET เป็น “0” OUTPUT เข้าใกล้ “1” เมื่ออินพุตไปทางบวกและเข้าใกล้ “-1” เมื่อ อินพุตมีทิศทางไปทางลบ

3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ

ในการสร้างเซลล์ประสาทเทียมเพียงหนึ่งเซลล์ โดยใช้แนวความคิดจากเซลล์ประสาทชีวภาพ การจะนำเซลล์ประสาทเทียมมาใช้งานได้นั้น ต้องใช้เซลล์ประสาทเทียมที่มีคุณลักษณะต่างๆ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กัน (ค่า Weight จะทำให้คุณสมบัติของเซลล์ประสาทเทียมแต่ละเซลล์มีคุณลักษณะแตกต่างกันไป) มาเชื่อมโยงเป็นโครงข่ายในลักษณะเดียวกับเซลล์สมองชีวภาพเสียก่อน ซึ่งลักษณะการเชื่อมโยงมีหลายชนิด แต่ละชนิดก็มีคุณลักษณะเด่นที่แตกต่างกันไป



รูปที่ 3.6 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single-Layer Neural Networks)

จากรูปที่ 3.6 เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว ที่ประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียมง่ายๆ หลายๆ ชุด ความสามารถในการคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียมได้มาจากลักษณะการเชื่อมต่อเป็นโครงข่ายประสาทเทียมโครงข่ายง่ายๆ เป็นกลุ่มโมดูลประสาทเทียมที่เชื่อมต่อกัน เป็นชั้นๆ (Layer) ในรูปที่ 3.6 เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single layer) ที่ประกอบด้วยเอาต์พุตเลเยอร์ (กลุ่มของบล็อกรับเข้าที่อยู๋ทางขวามือ) และอินพุตเลเยอร์ (วงกลมทางซ้ายมือ) โดยไม่พิจารณาอินพุตเลเยอร์ว่าเป็นนิวรอลเลเยอร์ เนื่องจากอินพุตเลเยอร์จะทำหน้าที่เชื่อมต่อกับอินพุตที่รับมาและส่งออกไปให้ยังแต่ละอินพุตนิวรอลเลเยอร์ (ในที่นี้คือ Output layer) ในชั้น ถัดไป โดยแต่ละอินพุตจะถูกคูณโดยค่าเวกต์เฉพาะแต่ละอินพุต โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นในขั้นแรกไม่ซับซ้อน โดยแต่ละนิวรอลจะได้เอาต์พุตจาก

$$\text{OUT} = \text{Logistic Function} \text{ คูณ (ผลรวมของ Input X กับ Weight)}$$

หรือ

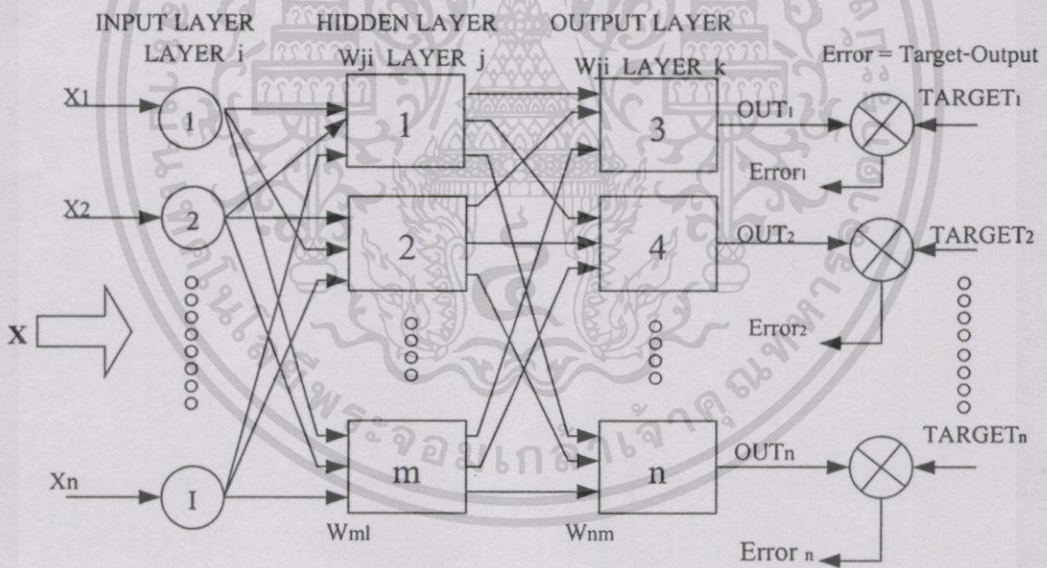
$$\text{OUT} = F(\text{NET}) \quad (3.6)$$

อย่างไรก็ดีลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างโครงข่ายไม่ได้มีแบบเดียว การเชื่อมโยงระหว่างเลเยอร์อาจมีการเชื่อมโยงย้อนกลับไปที่อินพุตเลเยอร์อีก ซึ่งโครงข่ายประสาทชีวภาพก็มีลักษณะดัง

กล่าวเช่นกัน สำหรับค่า Weight ในรูปที่ 3.6 มีวิธีการพิจารณาในรูปของ เวกต์เมตริก (Weight matrix) ซึ่งหากโครงข่ายมีหลายชั้น จะช่วยให้ระบุค่าเวกต์ได้ง่ายขึ้น และเพื่อหลีกเลี่ยงความสับสนจะกำหนดเป็น ไอเมนชัน (Dimensions) ของเมตริก โดยให้ m แทนจำนวนแถว หรือจำนวนของ อินพุตและ n แทนจำนวนของนิวรอน ที่สร้างขึ้น ตัวอย่างเช่น เวกต์ ที่เชื่อมระหว่างอินพุต ตัวที่ 4 กับนิวรอนตัวที่ 2 คือ $W_{4,2}$

3.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Artificial Neural Networks)

โครงข่ายที่ซับซ้อนจะมีความสามารถในการคำนวณที่ซับซ้อนมันจะเป็นโครงข่ายที่มีโครงสร้างเป็นจินตนาการที่นำไปได้ โดยการจัดการเชื่อมโยงนิวรอนมีโครงสร้างเป็นชั้นๆ คล้ายส่วนหนึ่งของสมอง และมีการพัฒนาอัลกอริทึมเกี่ยวกับการฝึกสอนให้โครงข่ายแบบหลายชั้นทำงานได้ตามความต้องการแล้วเมื่อไม่นานมานี้ โครงข่ายแบบหลายชั้น อาจจะสร้างจาก กลุ่มของโครงข่ายแบบชั้นเดียวเอาที่พุตของ Layer หนึ่ง จะใช้เป็นอินพุตของ Layer ถัดไป ในรูปที่ 43 แสดงเน็ตเวิร์คที่มีการเชื่อมต่อแบบสองชั้น



รูปที่ 3.7 โค้ดแกรมของ Backpropagation Neural Networks แบบสองชั้น

รูปที่ 3.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ที่ต่อเชื่อมโยงแบบเต็มชั้น ในโครงข่ายแบบหลายชั้นมีการเรียกชื่อชั้นต่างๆ ดังนี้ คือ ชั้นที่ต่อโดยตรงกับอินพุต เรียกว่า อินพุตเลเยอร์ (Input layer) ชั้น นี้จะ ไม่มีการคำนวณ แต่จะทำหน้าที่ต่อเชื่อมข้อมูลไปยังชั้นถัดไป ชั้นที่อยู่ท้ายสุดทางขวามือเรียกว่า เอาท์พุตเลเยอร์ (Output layer) เป็นชั้นที่โครงข่ายจะให้ผลลัพธ์ ส่วนชั้นที่อยู่

ระหว่างอินพุตเลเยอร์และเอาต์พุต เลเยอร์จะมีที่ชั้นก็ตามจะเรียกว่า ฮิดเดนเลเยอร์ (Hidden layer) หากฮิดเดนเลเยอร์ มีหลายๆ ชั้นก็จะมีการตั้งชื่อเฉพาะลงไปให้กับแต่ละชั้น

ฟังก์ชันกระตุ้นความสนใจแบบไม่เป็นเชิงเส้น (The Nonlinear Activation Function)

การนำเอาต์พุตของเลเยอร์หนึ่ง มาเชื่อมกับอินพุตของเลเยอร์ชั้นถัดไป โดยผ่านฟังก์ชันกระตุ้นความสนใจแบบไม่เป็นเชิงเส้น จะทำให้โครงข่ายมีความสามารถในการคำนวณเพิ่มขึ้น (หากไม่ผ่านฟังก์ชันดังกล่าวความสามารถการคำนวณจะไม่เพิ่มขึ้นและจะมีความสามารถไม่แตกต่างไปจาก Single layer networks) และสามารถกำหนดขอบเขตของเอาต์พุตให้อยู่ในช่วงที่ต้องการได้

3.2.2 การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม (Training of Artificial Neural Networks)

คำเวท มีความสัมพันธ์กับอะไร เปลี่ยนแปลงอย่างไร นั่นก็เช่นเดียวกับเด็กที่เพิ่งคลอด ออกมาก็มีสมองแล้วแต่สมองยังไม่เจริญเติบโตเพียงพอและยังไม่ได้รับการฝึกสอนและเรียนรู้ เด็กจึงไม่สามารถ ทำกิจกรรมใดๆ ด้วยตนเอง เว้นแต่กิจกรรมที่ธรรมชาติสร้างมาพร้อมกับการกำเนิดที่เรียกว่า “สัญชาตญาณ” ซึ่งธรรมชาติใส่คุณลักษณะบางอย่างให้เซลล์สมองบางส่วนตั้งแต่ทารกเจริญเติบโตอยู่ในครรภ์มารดา เช่น ระบบควบคุมการหายใจ, ความรู้สึก, การเรียกกร้องเมื่อหิว, การตอบสนองต่อสิ่งเร้า ฯลฯ เด็กจะพัฒนาการเรียนรู้ไปตามขั้นตอน หลังจากนั้นสมองของเขาจะได้รับการฝึกสอน และเจริญเติบโตไปพร้อมๆ กัน เซลล์สมองจะได้รับการปรับคุณลักษณะสอดคล้องกับการฝึกสอน และจะเจริญเป็น โครงข่ายสอดคล้องกัน

โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมีลักษณะเช่นเดียวกัน คือ เมื่อสร้างเสร็จ แต่ละเซลล์ประสาทที่สร้างขึ้นมานั้น จะยังไม่มีคุณลักษณะใดเลย เนื่องจากยังไม่มีกำหนดค่าซินแนปติกส์เวทที่เหมาะสมกับงานที่ต้องการ ให้กับมัน จึงต้องมีการฝึกสอนเพื่อให้เน็ตเวิร์กที่สร้างขึ้นมี คุณลักษณะตามที่ต้องการ การฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม จะกระทำโดยการปรับเปลี่ยนค่าซินแนปติกส์เวทเพื่อให้โครงข่ายจดจำ แพลตฟอร์มความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตได้ โดยในขั้นแรกอาจกำหนดเป็นค่าสุ่มใดๆ (Random weight) ก่อนแล้วถึงปรับเปลี่ยนเวทไปตาม อัลกอริทึมสมมติฐาน หลากๆ รอบจนกว่าจะได้เอาต์พุตของ เน็ตเวิร์ก เหมือนกับเอาต์พุตที่ต้องการในเงื่อนไขความผิดพลาดที่ยอมรับได้

3.2.3 วัตถุประสงค์ของการเทรนนิ่ง (Objective of Training)

เนื่องจากค่าเวทที่ให้เป็นค่าสุ่มใดๆ โครงข่ายจึงไม่แสดงคุณลักษณะใดออกมา การฝึกสอน (Training) ให้โครงข่ายก็คือการปรับค่าเวทต่างๆ จุดให้สอดคล้องกับอินพุตหลายๆ แบบ เพื่อให้ได้เอาต์พุตตามต้องการนั่นเอง การฝึกสอนโครงข่าย จะต้องบรรลุถึงกระบวนการเข้าใจพื้นฐานเสียก่อน คือ การเรียนรู้ในโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีขีดจำกัด ปัญหาต่างๆ ผู้ใช้คงต้องแก้ให้มัน เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก่อน แล้วนำผลนั้น ไปอ้างอิงสำหรับการปรับปรุงค่าเวกต์ หลังจากปรับเวกต์จน ได้ค่าผิดพลาดที่ เอาท์พุตเทียบกับเป้าหมายน้อยลงเป็นที่พอใจแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมนั้นก็พร้อมที่จะวิเคราะห์ อินพุต และให้เอาท์พุตตามลักษณะตัวอย่างที่มันเคยเรียนรู้มา การเรียนรู้จะมีการปรับเวกต์หลายๆ รอบ จนค่าเวกต์สอดคล้องกับตัวอย่างหลายๆ ตัวอย่าง และให้เอาท์พุตตามต้องการ พบว่าโครงข่าย ได้ตัวอย่างสำหรับการเทรนนิ่งมากๆ โครงข่ายก็จะมี ความแม่นยำสูงขึ้น แต่ก็ใช้เวลาในการเทรน นิ่งเพิ่มขึ้นเช่นกัน หากพิจารณาต่อไปจะพบว่า โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นจะมี พฤติกรรม คล้ายกับระบบการเรียนรู้ของมนุษย์มาก เป็นเพราะมีคั่นแบบมาจากระบบประ เสาทชีวภาพนั่นเอง

3.2.4 การเทรนนิ่งแบบควบคุม (Supervised Training)

เทรนนิ่งอัลกอริทึมถูกจัดเป็น 2 ประเภท คือ แบบควบคุม (Supervised training) และแบบ อิสระ (Unsupervised training) โดย การเทรนนิ่งแบบควบคุม จะต้องการคู่ของการเทรนนิ่งระหว่าง อินพุตกับเป้าหมายที่ต้องการ ที่เรียกว่า เทรนนิ่งแพร์ (Training pairs) โครงข่ายจะถูกเทรนไปตาม จำนวนของคู่ที่ เทรนนิ่ง (จำนวนคู่ของ Input กับ Output ที่ต้องการให้โครงข่ายรู้จัก) เอาท์พุตที่ คำนวณได้จากโครงข่ายจะถูกเปรียบเทียบกับความสอดคล้องกับเป้าหมาย ค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นจะ ถูกป้อนกลับ ไปยังโครงข่ายและเปลี่ยนแปลงค่าเวกต์ให้สอดคล้องกับอัลกอริทึม ที่ทำให้แนวโน้ม ของค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นระหว่างเอาท์พุตกับเป้าหมาย โดยเฉลี่ยมีค่าลดต่ำลง ตัวอย่างการเทรนนิ่ง แบบนี้ ได้แก่ การเทรนนิ่งแบบแพร่กลับ (Back propagation)

3.2.5 การเทรนนิ่งแบบอิสระ (Unsupervised Training)

ถึงแม้ว่าอัลกอริทึมแบบควบคุม (Supervised training) สามารถจะประยุกต์ใช้เพื่อปรับคุณ ลักษณะของโครงข่ายได้สำเร็จ แต่ก็ยังมีข้อวิจารณ์อยู่ คือ มันเป็น ไปอย่างแบบชีวภาพไม่ได้ และ ยากที่จะเชื่อได้ว่า กลไกการเทรนนิ่งของสมองจะต้องการ การเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ต้องการกับ เอาท์พุตจริง โดยกระบวนการป้อนกลับ ไปแก้ไขคุณลักษณะของ โครงข่าย และถ้าสมมติว่าถ้าสมอง มีกลไกเช่นนี้ ต้องมีผู้หาเอาท์พุตที่ต้องการเพื่อนำมาเป็นเป้าหมายตลอดเวลา และจะเอามาจากที่ใด สรุปลือ คือ ต้องมีผู้คิดเป้าหมายให้กับโครงข่ายก่อน โครงข่ายไม่สามารถคิดและปรับคุณลักษณะได้ ก่อนด้วยตนเอง ในทางตรงกันข้ามหากพิจารณาทารกแรกเกิดสมองของเขาสามารถจัดระบบเองได้ อย่างไร การเทรนนิ่งแบบอิสระ (Unsupervised learning) ที่สร้างขึ้นคงยังห่างไกลความเป็นไปได้ที่ จะมีลักษณะการเทรนนิ่งแบบระบบของสมอง จนกระทั่งมีการพัฒนาการ เทรนนิ่งแบบอิสระนี้ขึ้น ราวปี 1984 โดยโคโฮเนน (Kohonen) และบุคคลอื่นๆ โดยได้เสนอแนวคิดที่เป็นการเทรนนิ่งแบบ ไม่ต้องการเป้าหมาย ไม่มีการตัดสินใจด้วยเหตุผลในอุดมคติมาก่อน ชุดของการเทรนนิ่งจะมีเพียง อินพุต เวกเตอร์เท่านั้น เทรนนิ่งอัลกอริทึมจะเปลี่ยนแปลงค่าเวกต์ของ โครงข่ายเพื่อสร้างเอาท์พุตที่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มีความมั่นคง ยกตัวอย่าง เช่น หากให้โครงข่ายรู้จำภาพหน้าคนหนึ่ง หากภาพหน้าคนคนนั้น เปลี่ยนแปลงไปเล็กน้อย (Image อาจมี Noise ร่วมอยู่บ้าง) โครงข่ายนั้นก็ยังสามารถบอกได้ว่าคนคนนั้น เป็นคนเดิมเป็นต้น การเทรนนิ่งจะ ไม่มีการตัดสินใจมาก่อน ไม่มีการกำหนดแบบเอาท์พุตมาก่อน (อาจกล่าวได้ว่าแบบเอาท์พุตจะถูกกำหนดโดยอินพุตเวกเตอร์นั่นเอง) ดังนั้น เอาท์พุตของโครงข่าย ก็เช่นกัน ส่วนใหญ่จะถูกแปรรูปซึ่งจะเข้าใจได้ภายหลังกระบวนการ เทรนนิ่ง ดังนั้นจึงไม่สามารถ แก้ปัญหาที่เคร่งครัดสำคัญได้ แต่มักนิยมใช้โครงข่ายแบบนี้กับงานง่ายๆ ประเภทการเปรียบเทียบ เอกลักษณ์, รูปแบบที่สัมพันธ์กันระหว่างอินพุต-เอาท์พุต ที่ถูกกำหนดโดยโครงข่าย

3.2.6 วิธีการแก้ปัญหาการฝึกสอน (Training Algorithm)

ส่วนใหญ่แล้วทุกวันนี้ การแก้ปัญหาฝึกสอนของโครงข่ายค่อยๆ พัฒนาก้าวหน้าขึ้นจาก แนวความคิดของ ดี โอ เฮบบ์ (ปี 1961) เขาได้เสนอ โมเดลของ การเทรนนิ่ง แบบอิสระ (Unsupervised training) ในแบบซินแนปติกส์สเตรงท์ หรือเวกท์ ซึ่งจะเพิ่มขึ้นถ้าทั้งแหล่งกำเนิด (Input Source) และจุดหมายปลายทาง (Destination) ของนิวรอนได้รับการสนใจ กรณีนี้ถ้ามีการใช้ งานทางเส้นนี้บ่อยๆ ก็จะทำให้ซินแนปติกส์สเตรงท์ (หรือเวกท์) แข็งแรงขึ้น (เซลล์สมองที่ใช้งาน มากบ่อยๆ ก็จะทำให้ ซินแนปส์ ใหญ่ขึ้น การส่งผ่านข้อมูล พัลส์ไฟฟ้าทำได้ดีขึ้น ทำให้มีประสิทธิภาพ ดีขึ้น เช่นสามารถคิดหรือจดจำได้เร็วและดีขึ้น) โครงข่าย ประสาทเทียมนี้ ใช้การเรียนรู้แบบ เฮบบิน (Hebbian learning) จะเพิ่มค่าเวกท์ของโครงข่ายอย่างสอดคล้องกับผลคูณของระดับความ สนใจของแหล่งกำเนิดและจุดหมายของนิวรอน ตามสมการดังนี้

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \alpha OUT_i OUT_j \quad (3.7)$$

โดย

$W_{ij}(n)$ คือค่าเวกท์ จากนิวรอน i ไปยังนิวรอน j ก่อนปรับปรุงค่า

$W_{ij}(n+1)$ คือค่าเวกท์ จากนิวรอน i ไปยังนิวรอน j หลังปรับปรุงค่า

α คือค่าคงที่ของการเรียนรู้

OUT_i คือเอาท์พุตของนิวรอน i และเป็นอินพุตของนิวรอน j

OUT_j คือเอาท์พุตของนิวรอน j

โครงข่ายที่มีลักษณะการเทรนนิ่งแบบ เฮบบิน นั้น เป็นผลมาจากการพัฒนาแล้วกว่า 20-30 ปี โดยเฉพาะงานของ โรเซนเบลทท์ (Rosenblatt: 1962), วิโดรว (Widrow: 1959), วิโดรวและ ฮอฟฟ์ (Widrow&Hoff: 1960) และอีกหลายๆ คนที่พยายามพัฒนาระบบการเทรนนิ่งแบบควบคุม ที่สร้างโครงข่ายที่สามารถเรียนรู้แบบของอินพุตได้อย่างกว้างขวาง และมีอัตราการเรียนรู้สูง ที่ บรรลุผลได้จากหลักการพื้นฐานของการเรียนรู้หรือเทรนนิ่งให้กับ โครงข่าย เช่น Perceptrons, Hopfieldnets, Backpropagation Networks และ Counter propagation.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3 ทฤษฎีหลักการแพร่ย้อนกลับ Backpropagation Networks

หลักการแพร่ย้อนกลับได้รับการพัฒนาโดยรูเมลฮาร์ท และถูกนำเสนอในช่วงปี ค.ศ.1986s หลักการแพร่ย้อนกลับนี้สามารถนำไปใช้แก้ปัญหาในลักษณะเชิงเส้น (linear) และปัญหาที่ไม่เชิงเส้นได้ (nonlinear) ทำให้ประยุกต์เข้ากับโครงการต่างๆ ได้อย่างหลากหลายและได้รับความนิยมมากที่สุดในปัจจุบัน หลักการแพร่ย้อนกลับมีพื้นฐานมาจากกฎเดลต้า (delta-rule) ที่พัฒนาขึ้นโดย วิดโรว์ และ ฮอฟฟ์ ในช่วงปี ค.ศ.1960-1962 ซึ่งกระบวนการของกฎเดลต้าจะลดค่าผิดพลาดที่เอาต์พุตของโครงข่ายเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมายโดยค่าผิดพลาดที่ลดลงนี้เกิดจากการปรับแต่งค่าน้ำหนักที่อินพุตของแต่ละนิวรอน

3.3.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายบีพีเอ็น

โครงข่ายบีพีเอ็น (BPN, Back Propagation Neural Network) เป็น โครงข่ายที่มีจำนวนชั้นมากกว่า 2 ชั้นคือมีได้ตั้งแต่ 3 ชั้นขึ้นไปคือ ชั้นอินพุต (input layer) ชั้นซ่อน (hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (output layer) ลักษณะของโครงข่ายบีพีเอ็น ซึ่งเป็นฟีดฟอร์เวิร์ดเน็ตเวิร์ค (feedforward network) โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบฟูลลี นั่นคือทุกๆ นิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรก และทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นถัดไปจนในที่สุดทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นสุดท้ายจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นเอาต์พุต จากภาพแสดง โครงข่ายที่มี 3 ชั้น คือชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุต ในทางปฏิบัติที่ชั้นซ่อนสามารถที่จะมีได้มากกว่า 1 ชั้น

โครงข่ายประสาทเทียมเรียกได้ว่าเป็นแมปปิงเน็ตเวิร์ค (mapping network) ถ้าหากโครงข่ายสามารถคำนวณฟังก์ชันในบางลักษณะที่กำเนิดความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตในโครงข่าย ตัวอย่างเช่น ถ้ามีอินพุตป้อนให้กับโครงข่ายซึ่งมีค่าเป็นมุม (angle) และเอาต์พุตคือค่าโคไซน์ (cosine) ของมุมที่อินพุต โครงข่ายจะมีการแมปปิงคือ $\theta \rightarrow \cos(\theta)$ สิ่งสำคัญที่ทำให้การแมปปิงถูกต้องนั้นจำเป็นต้องมีการฝึกหัด โครงข่าย และการฝึกหัดโครงข่ายโดยอาศัยหลักการแพร่ย้อนกลับนั้น แบ่งออกได้เป็นสามขั้นตอนคือ

1. แพร่สัญญาณที่ชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อนแรก และแพร่สัญญาณไปยังชั้นซ่อนถัดไปจนถึงชั้นเอาต์พุต โดยผ่านฟังก์ชันกระตุ้น
2. คำนวณค่าผิดพลาดของค่าเอาต์พุตกับค่าเป้าหมายและแพร่ย้อนกลับค่าผิดพลาดเหล่านี้ไปยังชั้นซ่อน
3. ปรับแต่งค่าน้ำหนักที่ชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อนเพื่อลดค่าผิดพลาด โดยทำให้ค่าเอาต์พุตมีค่าใกล้เคียงหรือเท่ากับค่าเป้าหมาย

3.3.2 การฝึกหัดโครงข่ายด้วยวิธีการแพร่ย้อนกลับ

ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้ใช้อินพุตเลเยอร์ 512 โหนด, ฮิดเดนเลเยอร์ 100 โหนดและเอาต์พุตเลเยอร์ 72 โหนดเริ่มต้นด้วยการพิจารณาโครงข่ายขนาด 3 ชั้น ที่มีอินพุตเวกเตอร์ $X_p = (X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{pn})^t$ อินพุต X_p นี้จะถูกป้อนให้กับชั้นอินพุตของโครงข่าย และที่ชั้นอินพุตนี้จะกระจายค่าไปยังนิวรอนในชั้นซ่อนที่ชั้นซ่อนนี้เองจะทำการคำนวณค่าเน็ต สมการหาค่าเน็ตที่นิวรอน j ในชั้นซ่อนคือ

$$\text{net}_{pj}^h = \sum_{i=1}^n W_{ji}^h X_{pi} + \theta_{hj} \quad (3.8)$$

เมื่อ คือนำหนักที่ชั้นซ่อนตรงจุดต่อจากโหนดอินพุต i ไปยังนิวรอน j และ คี้อค่าเทอมไบแอส เมื่อได้ค่าเน็ตแล้วขั้นถัดไปคือคำนวณค่าเอาต์พุตของแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนโดยคำนวณได้ดังนี้

$$I_{pj} = f_j^h(\text{net}_{pj}^h) \quad (3.9)$$

ใช้สมการทั้งสองคำนวณค่าในชั้นซ่อนทุกๆ ชั้น จากนั้นจึงทำการคำนวณค่าเน็ตและค่าเอาต์พุตที่ชั้นเอาต์พุตโดยใช้สมการที่คล้ายคลึงกันคือ

$$\text{net}_{pk}^o = \sum_{i=1}^L W_{ki}^o i_{pj} + \theta_k \quad (3.10)$$

$$O_k = f_k^o(\text{net}_{pk}^o) \quad (3.11)$$

การหาค่าผิดพลาดและการปรับน้ำหนักที่ชั้นเอาต์พุต

สมการปรับค่านำหนักที่ชั้นเอาต์พุตแสดงได้ดังนี้

$$W_{kj}^o(t+1) = W_{kj}^o(t) + \Delta_p W_{kj}^o(t) \quad (3.12)$$

$$\Delta W_{kj}^o = \eta(Y_{pk} - O_{pk}) f_k^o(\text{net}_{pk}^o) i_{pj} \quad (3.13)$$

$$i_{pj} = f_j^h(\text{net}_{pj}^h) \quad (3.14)$$

องค์ประกอบ η คืออัตราการเรียนรู้ โดยปกติค่านี้อาจมีค่าเป็นบวกและน้อยกว่า 1 ส่วน Y_{pk} คือค่าเป้าหมาย ลองกลับไปดูฟังก์ชันกระตุ้น f_k^o และ f_j^h ซึ่งมี 2 รูปแบบคือ

$$f_k^o(\text{net}_{jk}^o) = \text{net}_{jk}^o \quad (3.15)$$

$$f_k^o(\text{net}_{jk}^o) = (1 + \exp(-\text{net}_{jk}^o))^{-1} \quad (3.16)$$

ฟังก์ชันกระตุ้นรูปแบบแรกเป็นการกำหนดเอาต์พุตเป็นแบบลิเนียร์ ส่วนฟังก์ชันรูปแบบหลังเรียกว่าไบนารีซิกมอยด์ (binary sigmoid) ถ้าเลือกฟังก์ชันรูปแบบแรก $f_k^o = 1$ ถ้าเลือกรูปแบบที่ 2 ฟังก์ชัน $f_k^o = f_k^o(1 - f_k^o) = O_{pk}(O_{pk})$ ดังนั้นการปรับน้ำหนักในกรณีของลิเนียร์จะกำหนดได้ดังนี้

$$W_{kj}^o(t + 1) = W_{kj}^o(t) + \eta(Y_{pk} - O_{pk})I_{pj} \tag{3.17}$$

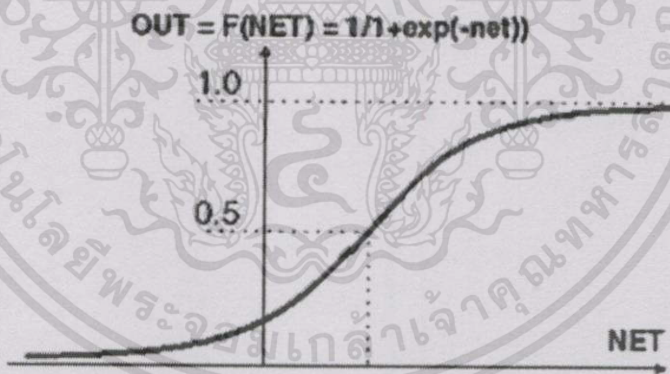
ส่วนฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์กำหนดได้ดังนี้

$$W_{kj}^o(t + 1) = W_{kj}^o(t) + \eta(Y_{pk} - O_{pk})O_{pk}(1 - O_{pk})I_{pj} \tag{3.18}$$

เขียนสมการให้ดูง่ายขึ้นได้ดังนี้

$$\sigma_{pk}^o = (Y_{pk} - O_{pk})f_k^{o'}(net_{pk}^o) \tag{3.19}$$

$$W_{kj}^o(t + 1) = \eta W_{kj}^o(t) + \eta \sigma_{pk}^o I_{pj} \tag{3.20}$$



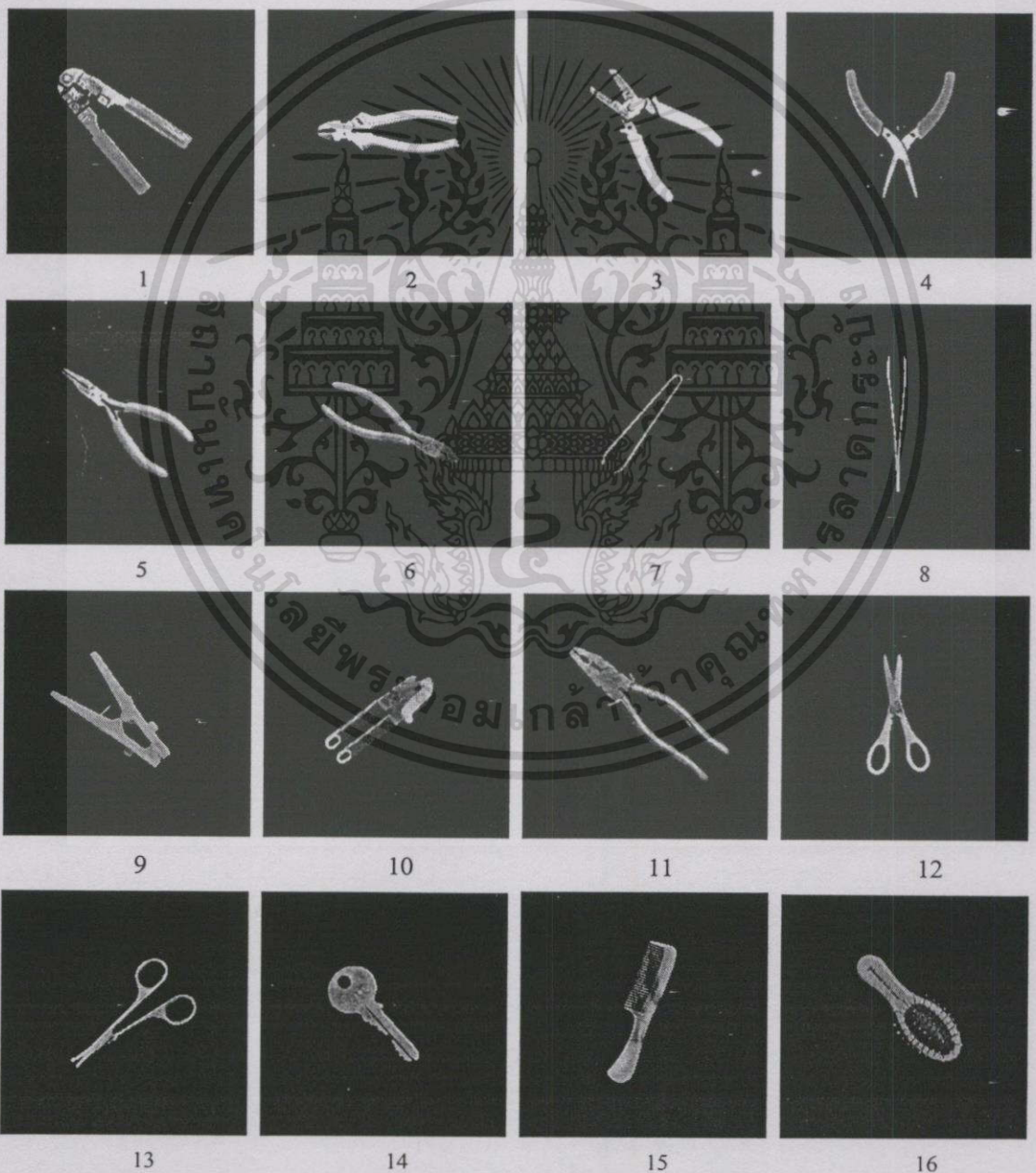
รูปที่ 3.8 กราฟในลักษณะ S-shape ของฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์

บทที่ 4

การทดสอบระบบรู้จำภาพวัตถุ

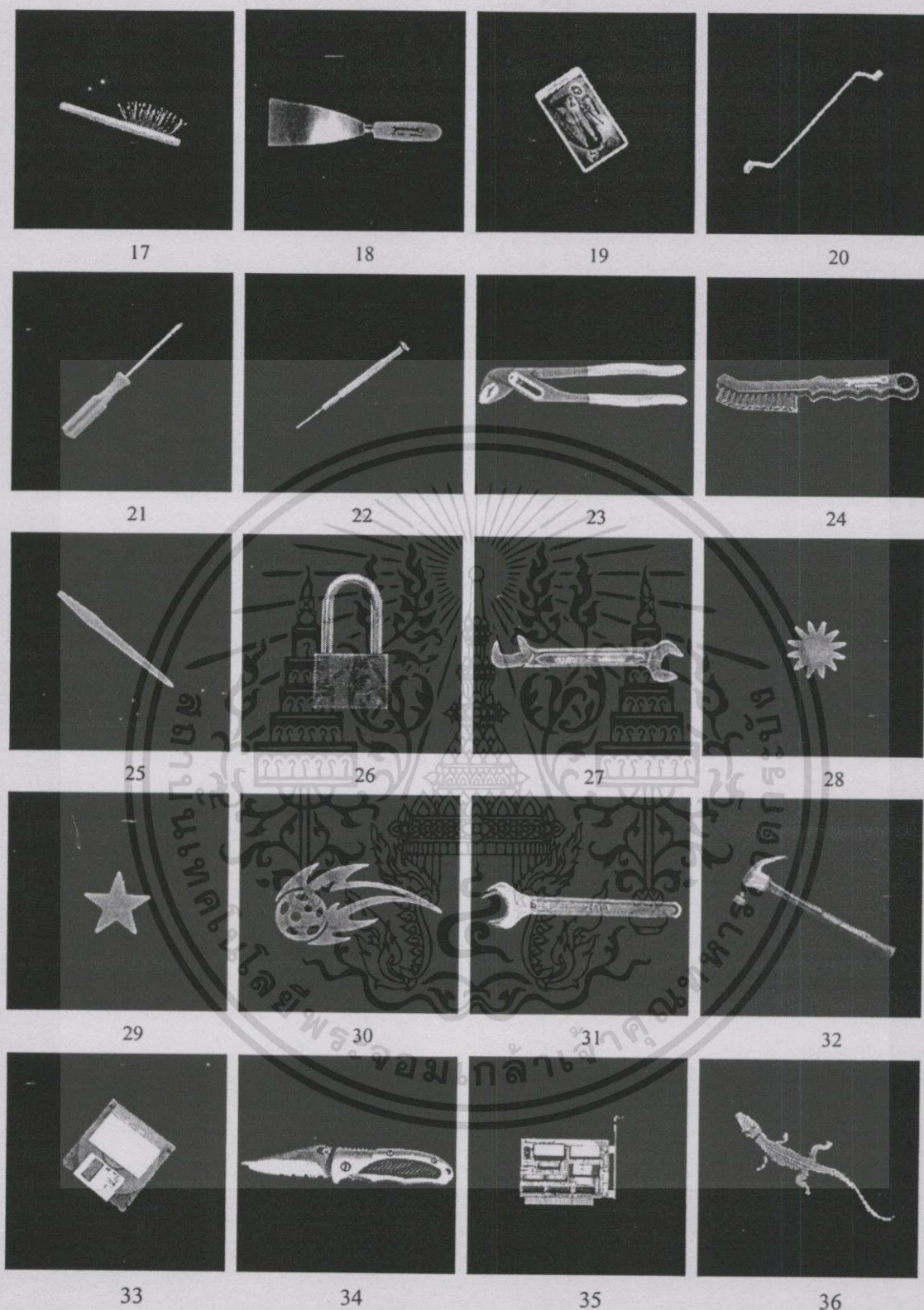
4.1 การเตรียมการทดสอบ

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึง สิ่งที่ใช้ในการทดสอบความสามารถในการรู้จำรูปภาพโดยใช้หลักการ Fuzzy ทั้ง 4 แบบ ซึ่งจะใช้ภาพวัตถุที่มีขนาดของภาพ 256 จุดแนวตั้งและ 256 จุดแนวนอน



รูปที่ 4.1 วัตถุที่นำมาใช้ในการทดสอบและหมายเลขอ้างอิง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.1 (ต่อ)

รูปภาพวัตถุที่ใช้จะประกอบด้วย ภาพวัตถุรูปร่างต่างๆ กัน บางก็มีลักษณะคล้ายกัน เพื่อใช้ทดสอบการแยกแยะของแต่ละวิธีวัตถุตัวอย่างที่ได้บันทึกเตรียมไว้มีทั้งสิ้น 36 ชิ้น จำนวน 200 ภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยทำการบันทึกภาพวัตถุแต่ละชิ้นในลักษณะที่ต่างกันคือ มีขนาดของตัววัตถุต่างกัน การจัดวางในภาพในทิศทางที่ต่างกัน ทำให้ภาพที่ได้ต่อวัตถุหนึ่งชิ้นมีหลายภาพเพื่อใช้ในการทดสอบ ดังรูปที่ 4.1 คือ ภาพวัตถุทั้งหมดที่จะนำมาใช้ในการทดสอบ หมายเลขที่อยู่ด้านล่างของรูปวัตถุจะถูกใช้เป็นหมายเลขอ้างอิงในการทดลอง ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลภาพวัตถุนั้นจะประกอบด้วยสามขั้นตอนหลักๆ ซึ่งแต่ละขั้นตอนก็จะถูกนำไปใช้เป็นอินพุตของระบบการรู้จำตามความต้องการของแต่ละแบบ ผลการทำงานได้แสดงไว้แล้วในบทที่ 2 จึงไม่นำมาแสดงในบทนี้ ขั้นตอนทั้งสามคือ

การทำให้เป็นภาพสองระดับ ซึ่งกล่าวถึงในหัวข้อ 2.5.1 ภาพวัตถุที่ใช้เป็นตัวอย่างเป็นตัวอย่างคือวัตถุหมายเลข 1 และผลที่ได้แสดงในรูปที่ 2.7 ซึ่งสามารถนำไปใช้กับหลักการ Fuzzy C-Means ได้เลย

การหมุนให้วัตถุมาขนานกับแนวแกน ที่ได้อธิบายในหัวข้อ 2.5.2 จากการใช้สมการ (2.18) (2.19) และ (2.20) จะทำให้เราทราบค่าของมุมที่วัตถุวางตัวอยู่ ก็สามารถใช้สมการ (2.22) เพื่อหมุนภาพวัตถุให้ขนานกับแนวแกน ผลที่ได้แสดงในรูปที่ 2.8 จากนั้นจะถูกนำไปใช้กับหลักการ Fuzzy Pyramid

การหาขอบภาพวัตถุและแบ่งออกเป็นส่วนย่อยๆ 16 ส่วนจากหัวข้อ 2.5.3 ผลการหาขอบและส่วนของเส้นย่อยแสดงในรูปที่ 2.9, 2.10, 2.11, 2.12, 2.13 และ 2.14 ตามลำดับ เมื่อภาพวัตถุผ่านขั้นตอนนี้จึงสามารถนำไปใช้กับหลักการ ID3-Derived Fuzzy Rules และ Fuzzy Aggregation

ในการวัดประสิทธิภาพในการแยกแยะของลักษณะเด่นหรือ features นั้น เราจะใช้ Euclidean Distance Measures [66] เพื่อหาค่าความแตกต่างหรือระยะห่างของลักษณะเด่นที่ทำได้จากวัตถุแต่ละชิ้น โดยการหารด้วยรากที่สองของจำนวนของลักษณะเด่นของแต่ละหลักการเพื่อ normalization จำนวนแกนของ features ที่ต่างกันจากสมการ

$$J[k, l] = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^d (x_{ik} - x_{il})^2}}{\sqrt{d}} \quad (4.1)$$

เมื่อ $J[k, l]$ คือ distance จากวัตถุลำดับที่ k และลำดับที่ l

d คือจำนวนของ features ที่หาได้จากวัตถุ

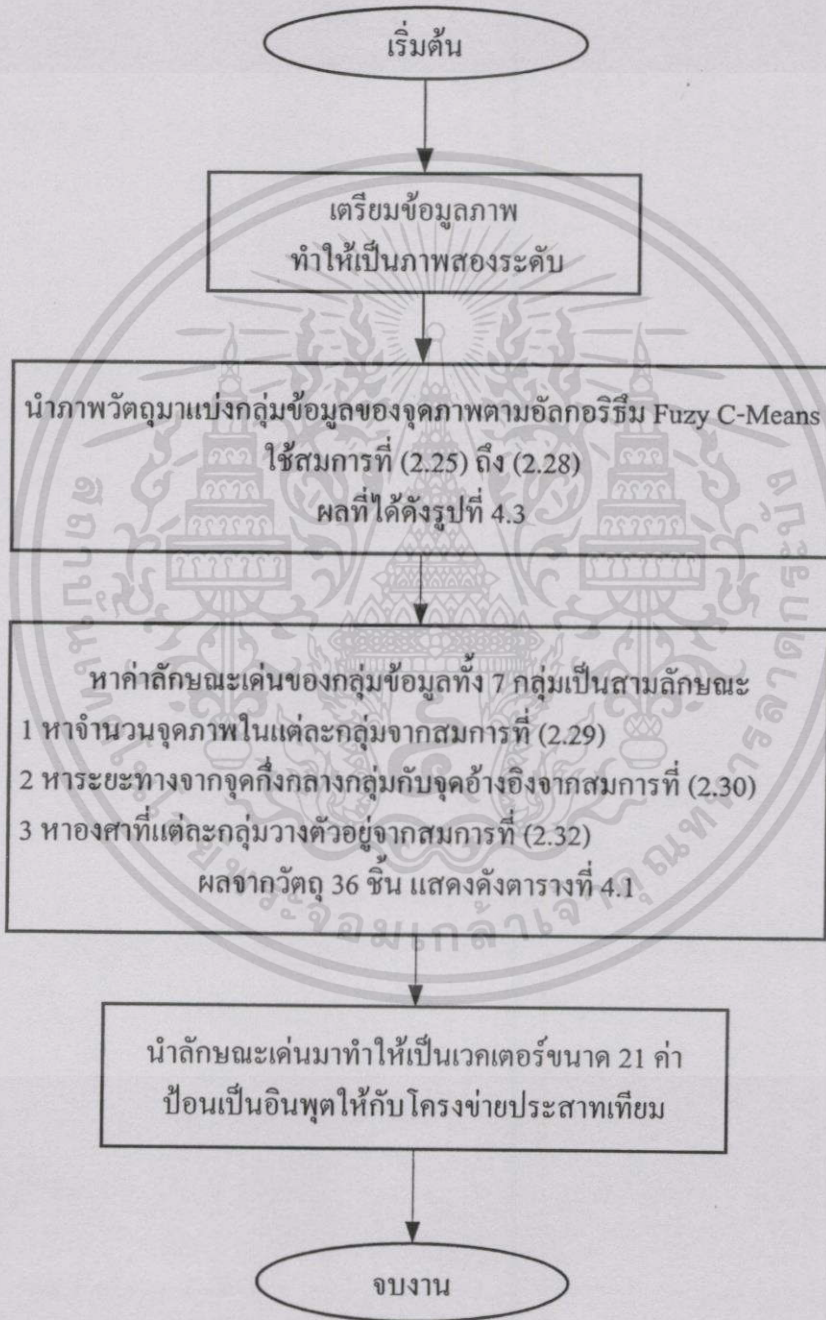
x คือ features ของวัตถุ

4.2 การทดสอบภาพวัตถุโดยหลักการ Fuzzy C-Means

การทดสอบกับหลักการ Fuzzy C-Means นั้นข้อมูลภาพวัตถุที่จะนำมาทดสอบจะถูกทำให้อยู่ในรูปของภาพสองระดับก่อน จากนั้นจึงใช้อัลกอริทึมของ Fuzzy C-Means ในการแยกกลุ่มข้อมูล ซึ่งก็คือจุดของภาพที่เป็นเนื้อวัตถุนั้นเอง เมื่อผ่านกระบวนการนี้แล้วจะได้กลุ่มของข้อมูลจำนวน 7 กลุ่มและค่าตำแหน่งของจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลทั้ง 7 นั้น จากนั้นทำการหาค่าลักษณะเด่นในสามลักษณะคือ

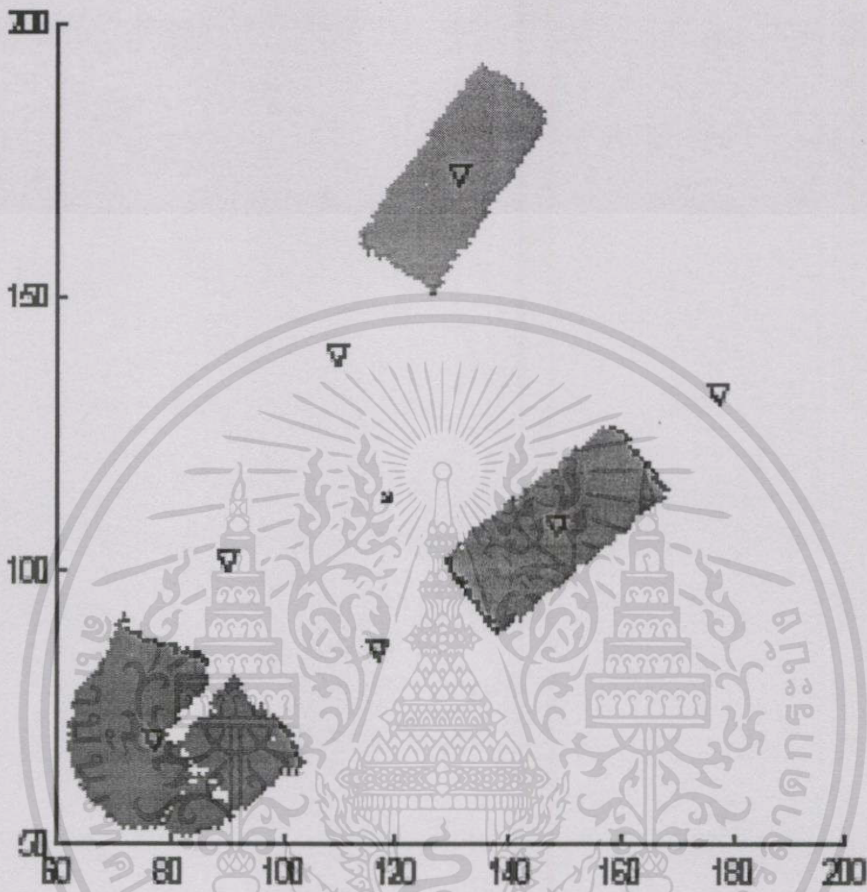
- 1 การหาอัตราส่วนของจำนวนจุดภาพแต่ละกลุ่มจากจุดภาพทั้งหมด
- 2 การหาอัตราส่วนของระยะห่างระหว่างกลุ่มกับจุดอ้างอิง
- 3 การหาอัตราส่วนขององศาที่กลุ่มต่างๆ วางตัวอยู่รอบจุดอ้างอิง

เมื่อได้ค่าลักษณะเด่นทั้งสามแบบแล้วจึงนำไปเป็นอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้เป็นส่วนของการแยกแยะต่อไป โครงสร้างการทำงานของหลักการ Fuzzy C-Means แสดงในรูปแบบที่ 4.2



รูปที่ 4.2 โครงสร้างการทำงานของหลักการ Fuzzy C-Means

ตัวอย่างผลการทดลองจะอ้างอิงกับภาพวัตถุหมายเลข 1 เพื่อสะดวกในการอ้างอิง จากขั้นตอนของการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพผลที่ได้แสดงในรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.3 ผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพของ Fuzzy C-Means

จากการหาค่าลักษณะเด่นทั้งสามแบบกับภาพวัตถุทั้ง 36 ชิ้นนั้น ผลที่ได้แสดงในตารางที่ 4.1 เมื่อนำค่าลักษณะเด่นเหล่านี้มาวัดหาประสิทธิภาพการแยกแยะแล้วจะได้ผลดังตารางที่ 4.2 จากค่าลักษณะเด่นที่ได้จากสามกลุ่มจำนวน 21 ค่า จะอยู่ในรูปของเวกเตอร์ ซึ่งจะถูกใช้เป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ซึ่งจะมีทั้งหมด 3 เลเยอร์ คือ อินพุตเลเยอร์ ฮิดเดนเลเยอร์ และ เอาต์พุตเลเยอร์ โดยกำหนดโหนดในแต่ละเลเยอร์คือ อินพุตเลเยอร์จำนวน 21 โหนด เอาต์พุตเลเยอร์จำนวน 36 โหนด และ ฮิดเดนเลเยอร์จำนวน 64 โหนด และได้ตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เท่ากับ 0.1 และค่าความผิดพลาด (Sum-Square Error) เท่ากับ 0.01 เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนประมาณ 15 นาที

ผลการทดสอบที่ได้จากการรู้จำของวิธีนี้จากภาพวัตถุทั้งหมด 200 ภาพของวัตถุ 36 ชิ้น สามารถบอกได้ถูกต้อง 142 ภาพ คิดเป็น 71%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 ค่าลักษณะเด่น (Features) ที่ได้จาก Fuzzy C-Means ของวัตถุทั้ง 36 ชิ้น

วัตถุ	สัดส่วนจำนวนจุดภาพในแต่ละกลุ่ม							สัดส่วนระยะทางจากจุดอ้างอิง							สัดส่วนของศรอบจุดอ้างอิง						
1	0.14	0.17	0.16	0.14	0.13	0.12	0.14	0.09	0.20	0.10	0.09	0.21	0.21	0.10	0.11	0.07	0.27	0.08	0.16	0.07	0.24
2	0.14	0.12	0.11	0.13	0.17	0.17	0.17	0.08	0.21	0.22	0.09	0.09	0.21	0.10	0.08	0.08	0.07	0.32	0.06	0.05	0.32
3	0.14	0.14	0.12	0.14	0.17	0.17	0.12	0.08	0.11	0.21	0.20	0.09	0.12	0.19	0.19	0.07	0.22	0.10	0.26	0.05	0.12
4	0.14	0.13	0.11	0.15	0.18	0.18	0.11	0.08	0.14	0.22	0.20	0.10	0.08	0.18	0.10	0.05	0.29	0.09	0.26	0.02	0.20
5	0.15	0.16	0.13	0.14	0.16	0.15	0.12	0.05	0.09	0.19	0.19	0.09	0.16	0.25	0.32	0.08	0.16	0.08	0.34	0.00	0.02
6	0.17	0.14	0.12	0.13	0.14	0.14	0.16	0.05	0.08	0.20	0.20	0.09	0.23	0.15	0.36	0.08	0.10	0.08	0.38	0.00	0.01
7	0.15	0.16	0.17	0.13	0.12	0.13	0.13	0.04	0.23	0.14	0.08	0.21	0.22	0.08	0.03	0.00	0.41	0.05	0.07	0.05	0.39
8	0.16	0.10	0.14	0.17	0.17	0.12	0.15	0.03	0.21	0.23	0.06	0.15	0.21	0.11	0.02	0.48	0.00	0.00	0.48	0.02	0.00
9	0.16	0.17	0.15	0.16	0.11	0.11	0.14	0.06	0.20	0.11	0.08	0.22	0.23	0.09	0.11	0.07	0.28	0.07	0.15	0.05	0.27
10	0.15	0.16	0.15	0.16	0.14	0.11	0.13	0.04	0.14	0.22	0.08	0.09	0.23	0.20	0.29	0.04	0.08	0.36	0.04	0.06	0.15
11	0.18	0.13	0.11	0.10	0.13	0.20	0.16	0.04	0.09	0.22	0.23	0.09	0.12	0.20	0.40	0.07	0.07	0.06	0.40	0.00	0.01
12	0.17	0.17	0.13	0.15	0.10	0.11	0.16	0.04	0.14	0.23	0.09	0.20	0.21	0.09	0.00	0.00	0.40	0.03	0.15	0.02	0.40
13	0.14	0.17	0.10	0.10	0.17	0.18	0.13	0.04	0.09	0.20	0.20	0.09	0.14	0.25	0.39	0.01	0.17	0.01	0.41	0.00	0.02
14	0.16	0.16	0.14	0.14	0.16	0.12	0.12	0.04	0.08	0.16	0.17	0.08	0.16	0.29	0.37	0.06	0.12	0.06	0.37	0.01	0.01
15	0.14	0.13	0.14	0.14	0.15	0.15	0.15	0.03	0.23	0.17	0.10	0.06	0.16	0.25	0.06	0.02	0.01	0.46	0.01	0.01	0.43
16	0.15	0.15	0.14	0.12	0.15	0.14	0.15	0.05	0.15	0.22	0.11	0.05	0.26	0.16	0.06	0.06	0.08	0.38	0.02	0.00	0.39
17	0.15	0.13	0.12	0.15	0.13	0.15	0.17	0.05	0.18	0.30	0.05	0.15	0.20	0.08	0.04	0.01	0.32	0.13	0.07	0.02	0.40
18	0.16	0.15	0.12	0.16	0.14	0.13	0.13	0.03	0.17	0.20	0.09	0.05	0.28	0.17	0.01	0.07	0.00	0.46	0.01	0.00	0.45
19	0.15	0.12	0.15	0.16	0.15	0.13	0.13	0.07	0.20	0.18	0.08	0.09	0.19	0.20	0.18	0.12	0.05	0.26	0.08	0.13	0.19
20	0.14	0.14	0.13	0.17	0.13	0.13	0.15	0.00	0.08	0.17	0.23	0.18	0.09	0.25	0.40	0.01	0.03	0.47	0.00	0.03	0.06
21	0.15	0.08	0.15	0.09	0.18	0.18	0.17	0.02	0.34	0.09	0.22	0.05	0.11	0.17	0.01	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.49
22	0.16	0.17	0.13	0.08	0.14	0.15	0.17	0.01	0.09	0.18	0.29	0.23	0.14	0.06	0.01	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.49
23	0.16	0.18	0.17	0.13	0.12	0.11	0.13	0.05	0.21	0.13	0.07	0.21	0.23	0.11	0.03	0.02	0.41	0.05	0.05	0.03	0.42
24	0.15	0.14	0.15	0.11	0.17	0.16	0.12	0.01	0.09	0.18	0.25	0.08	0.15	0.23	0.16	0.00	0.00	0.47	0.03	0.00	0.33
25	0.15	0.17	0.16	0.13	0.14	0.11	0.13	0.00	0.08	0.15	0.23	0.09	0.27	0.18	0.47	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.03
26	0.17	0.18	0.17	0.17	0.10	0.10	0.10	0.07	0.14	0.14	0.07	0.16	0.26	0.17	0.13	0.15	0.12	0.22	0.08	0.08	0.22
27	0.15	0.13	0.16	0.12	0.12	0.15	0.16	0.01	0.20	0.10	0.20	0.24	0.08	0.17	0.01	0.01	0.03	0.47	0.00	0.00	0.47
28	0.16	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.01	0.17	0.17	0.17	0.16	0.17	0.16	0.02	0.16	0.17	0.16	0.17	0.17	0.16
29	0.17	0.13	0.14	0.12	0.17	0.14	0.14	0.06	0.18	0.17	0.19	0.06	0.17	0.17	0.06	0.20	0.20	0.01	0.19	0.19	0.14
30	0.16	0.16	0.16	0.17	0.15	0.11	0.08	0.07	0.10	0.16	0.12	0.10	0.16	0.29	0.18	0.12	0.13	0.21	0.17	0.02	0.16
31	0.16	0.14	0.15	0.10	0.14	0.15	0.17	0.00	0.19	0.09	0.29	0.18	0.17	0.09	0.02	0.47	0.00	0.00	0.47	0.03	0.01
32	0.14	0.10	0.18	0.21	0.13	0.13	0.11	0.00	0.17	0.10	0.15	0.10	0.19	0.28	0.42	0.06	0.02	0.48	0.00	0.00	0.01
33	0.15	0.13	0.15	0.14	0.14	0.15	0.13	0.10	0.17	0.11	0.17	0.15	0.12	0.18	0.13	0.15	0.13	0.15	0.15	0.16	0.12
34	0.18	0.15	0.12	0.12	0.12	0.15	0.17	0.00	0.08	0.18	0.27	0.24	0.16	0.08	0.40	0.01	0.03	0.49	0.00	0.00	0.07
35	0.16	0.14	0.14	0.14	0.13	0.14	0.14	0.08	0.17	0.17	0.10	0.16	0.16	0.15	0.11	0.15	0.14	0.17	0.12	0.12	0.20
36	0.19	0.17	0.16	0.16	0.11	0.06	0.16	0.03	0.10	0.21	0.07	0.18	0.33	0.08	0.04	0.03	0.39	0.07	0.03	0.08	0.35

ตารางที่ 4.2 การวัดประสิทธิภาพของลักษณะเด่นที่ได้จากวิธี Fuzzy C-means

วัตถุ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0.00	0.08	0.07	0.07	0.10	0.11	0.06	0.15	0.02	0.10	0.13	0.07	0.12	0.11	0.13	0.10	0.07	0.13
2	0.08	0.00	0.10	0.10	0.13	0.13	0.11	0.16	0.09	0.07	0.15	0.11	0.15	0.14	0.06	0.04	0.08	0.06
3	0.07	0.10	0.00	0.03	0.05	0.07	0.11	0.13	0.08	0.09	0.07	0.10	0.07	0.07	0.14	0.12	0.10	0.14
4	0.07	0.10	0.03	0.00	0.08	0.10	0.09	0.14	0.07	0.11	0.10	0.08	0.09	0.09	0.13	0.11	0.08	0.14
5	0.10	0.13	0.05	0.08	0.00	0.04	0.15	0.13	0.11	0.10	0.04	0.14	0.03	0.02	0.16	0.14	0.14	0.17
6	0.11	0.13	0.07	0.10	0.04	0.00	0.16	0.13	0.12	0.11	0.03	0.15	0.04	0.04	0.17	0.15	0.15	0.17
7	0.06	0.11	0.11	0.09	0.15	0.16	0.00	0.19	0.05	0.14	0.17	0.04	0.16	0.16	0.14	0.12	0.05	0.14
8	0.15	0.16	0.13	0.14	0.13	0.13	0.19	0.00	0.15	0.17	0.14	0.18	0.15	0.14	0.20	0.18	0.18	0.20
9	0.02	0.09	0.08	0.07	0.11	0.12	0.05	0.15	0.00	0.10	0.13	0.06	0.13	0.12	0.13	0.10	0.07	0.13
10	0.10	0.07	0.09	0.11	0.10	0.11	0.14	0.17	0.10	0.00	0.12	0.14	0.13	0.11	0.09	0.08	0.11	0.10
11	0.13	0.15	0.07	0.10	0.04	0.03	0.17	0.14	0.13	0.12	0.00	0.16	0.04	0.04	0.18	0.16	0.16	0.19
12	0.07	0.11	0.10	0.08	0.14	0.15	0.04	0.18	0.06	0.14	0.16	0.00	0.15	0.15	0.14	0.12	0.04	0.14
13	0.12	0.15	0.07	0.09	0.03	0.04	0.16	0.15	0.13	0.13	0.04	0.15	0.00	0.03	0.18	0.17	0.16	0.19
14	0.11	0.14	0.07	0.09	0.02	0.04	0.16	0.14	0.12	0.11	0.04	0.15	0.03	0.00	0.17	0.16	0.15	0.18
15	0.13	0.06	0.14	0.13	0.16	0.17	0.14	0.20	0.13	0.09	0.18	0.14	0.18	0.17	0.00	0.04	0.11	0.04
16	0.10	0.04	0.12	0.11	0.14	0.15	0.12	0.18	0.10	0.08	0.16	0.12	0.17	0.16	0.04	0.00	0.09	0.03
17	0.07	0.08	0.10	0.08	0.14	0.15	0.05	0.18	0.07	0.11	0.16	0.04	0.16	0.15	0.11	0.09	0.00	0.11
18	0.13	0.06	0.14	0.14	0.17	0.17	0.14	0.20	0.13	0.10	0.19	0.14	0.19	0.18	0.04	0.03	0.11	0.00
19	0.08	0.05	0.08	0.09	0.10	0.11	0.12	0.14	0.09	0.05	0.12	0.12	0.12	0.11	0.09	0.07	0.10	0.09
20	0.14	0.12	0.12	0.14	0.12	0.13	0.18	0.21	0.15	0.07	0.13	0.18	0.14	0.13	0.12	0.12	0.16	0.14
21	0.15	0.09	0.16	0.15	0.19	0.19	0.15	0.22	0.15	0.13	0.20	0.16	0.21	0.20	0.05	0.08	0.14	0.07
22	0.14	0.09	0.16	0.15	0.18	0.19	0.15	0.22	0.14	0.13	0.19	0.15	0.20	0.20	0.08	0.08	0.13	0.08
23	0.06	0.11	0.11	0.10	0.15	0.16	0.01	0.19	0.05	0.13	0.18	0.04	0.16	0.16	0.14	0.11	0.05	0.14
24	0.13	0.08	0.12	0.12	0.14	0.15	0.15	0.20	0.13	0.08	0.15	0.15	0.16	0.15	0.06	0.06	0.13	0.07
25	0.16	0.13	0.14	0.16	0.13	0.13	0.19	0.22	0.16	0.07	0.14	0.20	0.15	0.14	0.14	0.13	0.18	0.14
26	0.06	0.06	0.08	0.09	0.10	0.11	0.10	0.14	0.06	0.06	0.13	0.10	0.13	0.11	0.10	0.07	0.09	0.09
27	0.13	0.08	0.15	0.14	0.18	0.18	0.14	0.21	0.13	0.12	0.19	0.14	0.20	0.19	0.06	0.07	0.12	0.07
28	0.06	0.08	0.07	0.07	0.10	0.11	0.10	0.12	0.07	0.09	0.12	0.10	0.12	0.11	0.12	0.10	0.09	0.12
29	0.07	0.10	0.06	0.07	0.09	0.10	0.11	0.12	0.08	0.12	0.12	0.10	0.11	0.11	0.15	0.12	0.11	0.15
30	0.08	0.08	0.05	0.07	0.07	0.09	0.12	0.14	0.08	0.06	0.10	0.12	0.10	0.08	0.11	0.09	0.11	0.11
31	0.15	0.17	0.13	0.14	0.13	0.13	0.19	0.06	0.15	0.18	0.13	0.18	0.15	0.14	0.21	0.19	0.19	0.20
32	0.15	0.12	0.13	0.15	0.13	0.13	0.19	0.20	0.15	0.07	0.14	0.19	0.15	0.13	0.13	0.13	0.17	0.14
33	0.06	0.08	0.06	0.07	0.08	0.10	0.11	0.13	0.07	0.08	0.10	0.11	0.11	0.10	0.12	0.11	0.11	0.13
34	0.14	0.12	0.13	0.15	0.13	0.13	0.18	0.21	0.15	0.08	0.14	0.18	0.15	0.14	0.13	0.12	0.16	0.14
35	0.05	0.06	0.06	0.07	0.09	0.10	0.09	0.13	0.06	0.07	0.12	0.09	0.12	0.11	0.10	0.08	0.08	0.11
36	0.07	0.10	0.11	0.10	0.14	0.15	0.05	0.19	0.06	0.12	0.17	0.05	0.16	0.16	0.14	0.11	0.06	0.13
เฉลี่ย	0.10	0.10	0.10	0.10	0.11	0.12	0.12	0.17	0.10	0.10	0.13	0.12	0.13	0.12	0.12	0.11	0.12	0.13

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

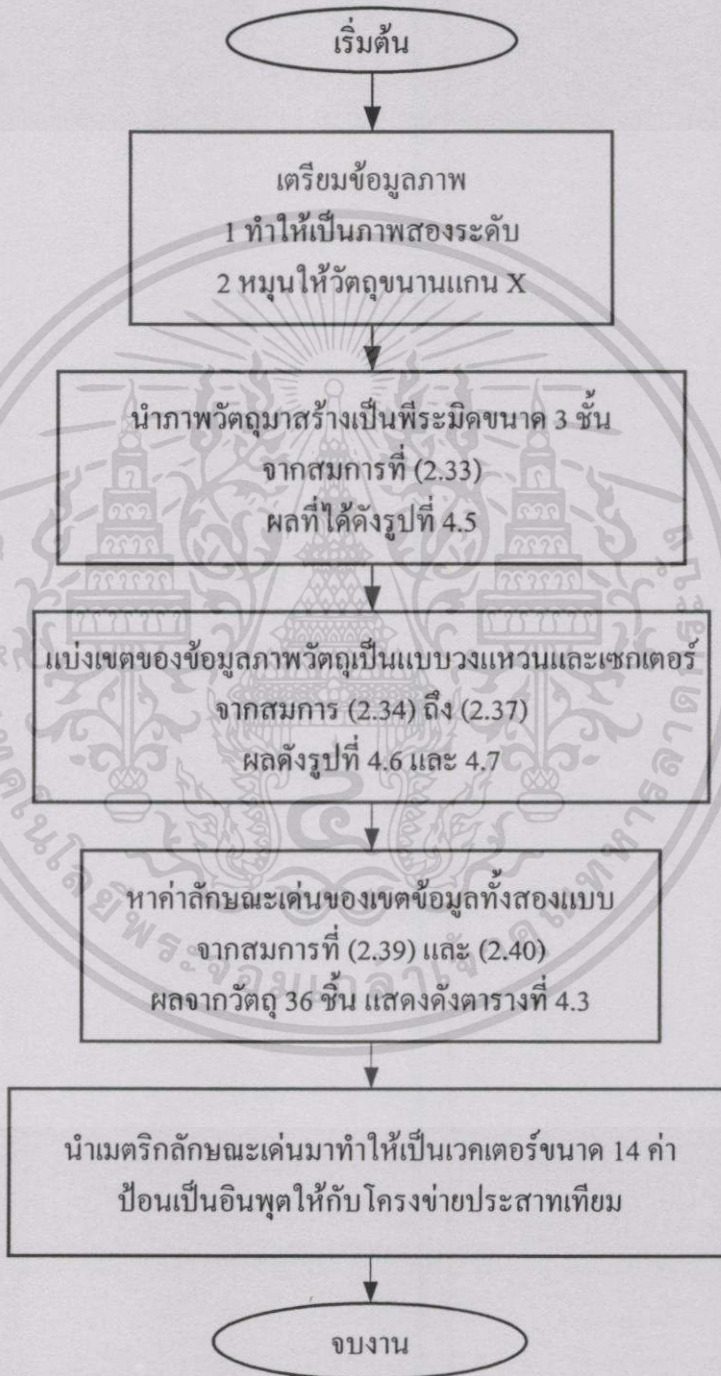
ตารางที่ 4.2 (ต่อ)

วัตถุ	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
1	0.08	0.14	0.15	0.14	0.06	0.13	0.16	0.06	0.13	0.06	0.07	0.08	0.15	0.15	0.06	0.14	0.05	0.07
2	0.05	0.12	0.09	0.09	0.11	0.08	0.13	0.06	0.08	0.08	0.10	0.08	0.17	0.12	0.08	0.12	0.06	0.10
3	0.08	0.12	0.16	0.16	0.11	0.12	0.14	0.08	0.15	0.07	0.06	0.05	0.13	0.13	0.06	0.13	0.06	0.11
4	0.09	0.14	0.15	0.15	0.10	0.12	0.16	0.09	0.14	0.07	0.07	0.07	0.14	0.15	0.07	0.15	0.07	0.10
5	0.10	0.12	0.19	0.18	0.15	0.14	0.13	0.10	0.18	0.10	0.09	0.07	0.13	0.13	0.08	0.13	0.09	0.14
6	0.11	0.13	0.19	0.19	0.16	0.15	0.13	0.11	0.18	0.11	0.10	0.09	0.13	0.13	0.10	0.13	0.10	0.15
7	0.12	0.18	0.15	0.15	0.01	0.15	0.19	0.10	0.14	0.10	0.11	0.12	0.19	0.19	0.11	0.18	0.09	0.05
8	0.14	0.21	0.22	0.22	0.19	0.20	0.22	0.14	0.21	0.12	0.12	0.14	0.06	0.20	0.13	0.21	0.13	0.19
9	0.09	0.15	0.15	0.14	0.05	0.13	0.16	0.06	0.13	0.07	0.08	0.08	0.15	0.15	0.07	0.15	0.06	0.06
10	0.05	0.07	0.13	0.13	0.13	0.08	0.07	0.06	0.12	0.09	0.12	0.06	0.18	0.07	0.08	0.08	0.07	0.12
11	0.12	0.13	0.20	0.19	0.18	0.15	0.14	0.13	0.19	0.12	0.12	0.10	0.13	0.14	0.10	0.14	0.12	0.17
12	0.12	0.18	0.16	0.15	0.04	0.15	0.20	0.10	0.14	0.10	0.10	0.12	0.18	0.19	0.11	0.18	0.09	0.05
13	0.12	0.14	0.21	0.20	0.16	0.16	0.15	0.13	0.20	0.12	0.11	0.10	0.15	0.15	0.11	0.15	0.12	0.16
14	0.11	0.13	0.20	0.20	0.16	0.15	0.14	0.11	0.19	0.11	0.11	0.08	0.14	0.13	0.10	0.14	0.11	0.16
15	0.09	0.12	0.05	0.08	0.14	0.06	0.14	0.10	0.06	0.12	0.15	0.11	0.21	0.13	0.12	0.13	0.10	0.14
16	0.07	0.12	0.08	0.08	0.11	0.06	0.13	0.07	0.07	0.10	0.12	0.09	0.19	0.13	0.11	0.12	0.08	0.11
17	0.10	0.16	0.14	0.13	0.05	0.13	0.18	0.09	0.12	0.09	0.11	0.11	0.19	0.17	0.11	0.16	0.08	0.06
18	0.09	0.14	0.07	0.08	0.14	0.07	0.14	0.09	0.07	0.12	0.15	0.11	0.20	0.14	0.13	0.14	0.11	0.13
19	0.00	0.10	0.12	0.12	0.12	0.09	0.11	0.04	0.11	0.06	0.08	0.05	0.15	0.10	0.05	0.11	0.04	0.11
20	0.10	0.00	0.15	0.14	0.18	0.08	0.05	0.12	0.13	0.13	0.16	0.10	0.20	0.05	0.12	0.04	0.12	0.17
21	0.12	0.15	0.00	0.08	0.15	0.08	0.16	0.13	0.06	0.14	0.16	0.14	0.22	0.15	0.14	0.15	0.13	0.16
22	0.12	0.14	0.08	0.00	0.15	0.07	0.15	0.12	0.05	0.13	0.17	0.14	0.21	0.16	0.14	0.12	0.13	0.15
23	0.12	0.18	0.15	0.15	0.00	0.15	0.19	0.10	0.13	0.10	0.11	0.12	0.19	0.19	0.11	0.18	0.09	0.05
24	0.09	0.08	0.08	0.07	0.15	0.00	0.10	0.10	0.07	0.11	0.14	0.09	0.20	0.10	0.11	0.09	0.10	0.15
25	0.11	0.05	0.16	0.15	0.19	0.10	0.00	0.13	0.15	0.15	0.17	0.12	0.21	0.05	0.14	0.05	0.14	0.18
26	0.04	0.12	0.13	0.12	0.10	0.10	0.13	0.00	0.11	0.06	0.08	0.05	0.15	0.11	0.05	0.12	0.04	0.09
27	0.11	0.13	0.06	0.05	0.13	0.07	0.15	0.11	0.00	0.12	0.16	0.12	0.21	0.14	0.13	0.13	0.11	0.14
28	0.06	0.13	0.14	0.13	0.10	0.11	0.15	0.06	0.12	0.00	0.05	0.07	0.12	0.14	0.04	0.14	0.03	0.10
29	0.08	0.16	0.16	0.17	0.11	0.14	0.17	0.08	0.16	0.05	0.00	0.08	0.12	0.16	0.05	0.16	0.06	0.11
30	0.05	0.10	0.14	0.14	0.12	0.09	0.12	0.05	0.12	0.07	0.08	0.00	0.14	0.10	0.05	0.12	0.05	0.11
31	0.15	0.20	0.22	0.21	0.19	0.20	0.21	0.15	0.21	0.12	0.12	0.14	0.00	0.20	0.12	0.20	0.13	0.19
32	0.10	0.05	0.15	0.16	0.19	0.10	0.05	0.11	0.14	0.14	0.16	0.10	0.20	0.00	0.12	0.07	0.12	0.18
33	0.05	0.12	0.14	0.14	0.11	0.11	0.14	0.05	0.13	0.04	0.05	0.05	0.12	0.12	0.00	0.12	0.03	0.11
34	0.11	0.04	0.15	0.12	0.18	0.09	0.05	0.12	0.13	0.14	0.16	0.12	0.20	0.07	0.12	0.00	0.12	0.17
35	0.04	0.12	0.13	0.13	0.09	0.10	0.14	0.04	0.11	0.03	0.06	0.05	0.13	0.12	0.03	0.12	0.00	0.09
36	0.11	0.17	0.16	0.15	0.05	0.15	0.18	0.09	0.14	0.10	0.11	0.11	0.19	0.18	0.11	0.17	0.09	0.00
เฉลี่ย	0.09	0.13	0.14	0.14	0.12	0.12	0.14	0.09	0.13	0.10	0.11	0.09	0.17	0.14	0.10	0.13	0.09	0.12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

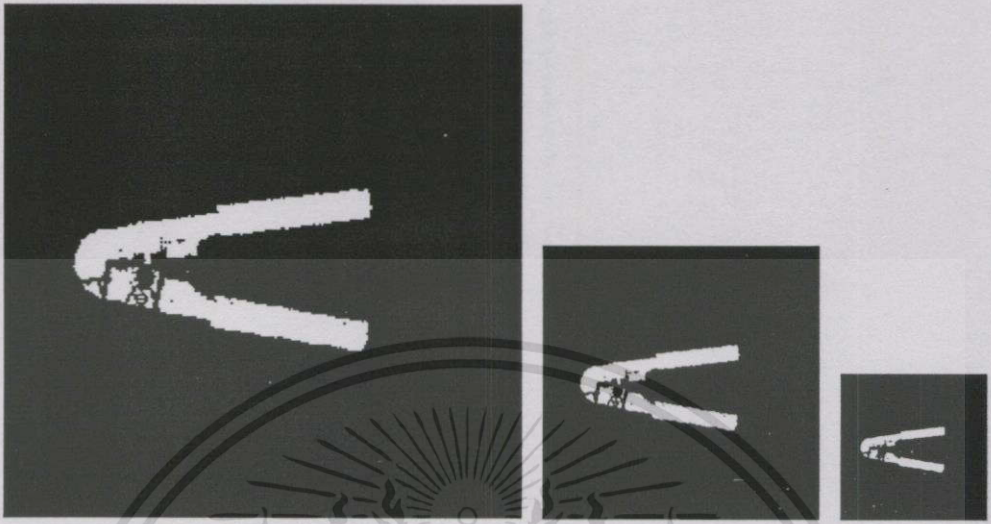
4.3 การทดสอบภาพวัตถุโดยหลักการ Fuzzy Pyramid

ขั้นตอนการทำงานของหลักการ Fuzzy Pyramid แสดงในรูปที่ 4.4 ซึ่งขั้นตอนการเตรียมข้อมูลเบื้องต้นจะเพิ่มการหมุนภาพวัตถุเข้าหาแกนนอนอีกขั้นตอนหนึ่ง



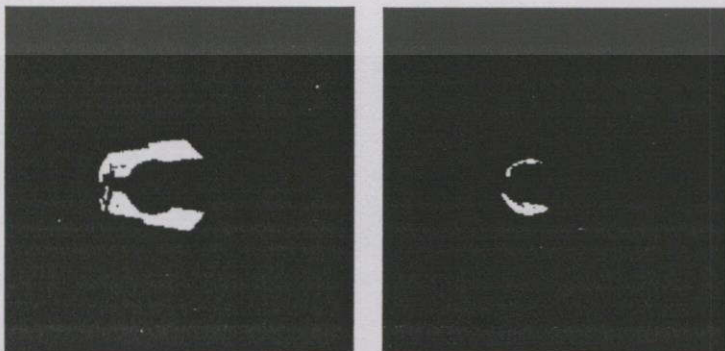
รูปที่ 4.4 โครงสร้างการทำงานของหลักการ Fuzzy Pyramid

หลังจากผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลภาพแล้วก็จะทำการสร้างเป็นชั้นพีระมิดจำนวนสามชั้นผลจิงรูปที่ 4.5 ชั้นล่างจะใหญ่เป็น 4 เท่าของชั้นบนเสมอ



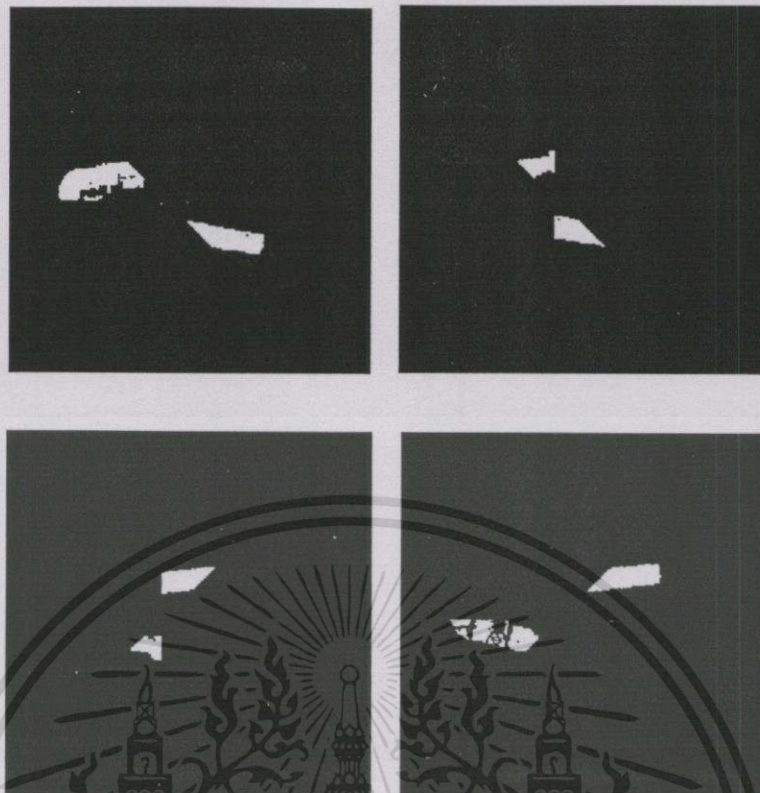
รูปที่ 4.5 ชั้นพีระมิดของภาพวัตถุชิ้นที่ 1 จำนวนสามชั้น

เมื่อได้ชั้นของพีระมิดแล้วจึงนำไปแบ่งเป็นเขตข้อมูลแบบวงแหวนผลแสดงในรูปที่ 4.6 และเซคเตอร์แสดงในรูปที่ 4.7



รูปที่ 4.6 ส่วนของข้อมูลภาพวัตถุชิ้นที่ 1 เมื่อแบ่งเขตข้อมูลแบบวงแหวน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.7 ส่วนของข้อมูลภาพวัตถุชิ้นที่ 1 เมื่อแบ่งเขตข้อมูลแบบเซกเตอร์

จากการหาค่าลักษณะเด่นจากเขตข้อมูลภาพทั้งสองแบบกับภาพวัตถุทั้ง 36 ชิ้นนั้น ผลที่ได้แสดงในตารางที่ 4.3 เมื่อนำค่าลักษณะเด่นเหล่านี้มาวัดหาประสิทธิภาพการแยกแยะแล้ว จะได้ผลดัง ตารางที่ 4.4

จากค่าลักษณะเด่นที่ได้จากสามกลุ่มจำนวน 14 ค่า จะอยู่ในรูปของเวกเตอร์ ซึ่งจะถูกใช้เป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ โดยกำหนดโหนดในแต่ละเลเยอร์คือ อินพุตเลเยอร์จำนวน 14 โหนด เฮดจ์พุตเลเยอร์จำนวน 36 โหนด และ อีตเดนเลเยอร์จำนวน 32 โหนด และได้ตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เท่ากับ 0.1 และค่าความผิดพลาด (Sum-Square Error) เท่ากับ 0.01 เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนประมาณ 11 นาที

ผลการทดสอบที่ได้จากการรู้จำของวิธีนี้จากภาพวัตถุทั้งหมด 200 ภาพของวัตถุ 36 ชิ้นสามารถบอกได้ถูกต้อง 169 ภาพ คิดเป็น 84.5%

ตารางที่ 4.3 ค่าลักษณะเด่น (Features) ที่ได้จาก Fuzzy Pyramid ของวัตถุทั้ง 36 ชิ้น

วัตถุ	ค่าจากส่วนวงแหวน							ค่าจากส่วนเซกเตอร์						
1	0.09	0.19	0.44	0.18	0.15	0.21	0.19	0.29	0.11	0.12	0.24	0.26	0.12	0.38
2	0.06	0.14	0.33	0.51	0.09	0.38	0.18	0.27	0.06	0.06	0.25	0.26	0.07	0.48
3	0.05	0.14	0.39	0.25	0.11	0.29	0.17	0.19	0.14	0.14	0.15	0.18	0.14	0.29
4	0.05	0.11	0.23	0.45	0.07	0.30	0.12	0.10	0.16	0.16	0.08	0.09	0.17	0.19
5	0.04	0.11	0.21	0.42	0.07	0.27	0.12	0.23	0.06	0.06	0.13	0.18	0.06	0.28
6	0.06	0.13	0.20	0.48	0.08	0.26	0.15	0.26	0.06	0.05	0.16	0.21	0.06	0.38
7	0.03	0.04	0.07	0.16	0.02	0.09	0.06	0.08	0.01	0.01	0.08	0.08	0.01	0.18
8	0.02	0.03	0.05	0.15	0.02	0.08	0.04	0.09	0.00	0.00	0.07	0.07	0.00	0.18
9	0.08	0.18	0.38	0.69	0.14	0.40	0.21	0.29	0.11	0.11	0.30	0.29	0.12	0.44
10	0.08	0.24	0.47	0.80	0.14	0.59	0.25	0.39	0.08	0.08	0.44	0.42	0.09	0.67
11	0.05	0.11	0.23	0.41	0.07	0.27	0.12	0.21	0.04	0.04	0.20	0.20	0.04	0.43
12	0.05	0.11	0.21	0.45	0.08	0.28	0.12	0.25	0.02	0.02	0.20	0.23	0.02	0.24
13	0.04	0.08	0.18	0.29	0.06	0.20	0.11	0.22	0.01	0.01	0.14	0.18	0.01	0.19
14	0.10	0.25	0.31	0.69	0.16	0.43	0.25	0.38	0.03	0.03	0.45	0.41	0.03	0.49
15	0.10	0.14	0.21	0.61	0.11	0.32	0.17	0.25	0.03	0.04	0.35	0.29	0.04	0.58
16	0.09	0.23	0.39	0.88	0.19	0.35	0.26	0.41	0.07	0.07	0.42	0.40	0.08	0.67
17	0.07	0.14	0.28	0.52	0.11	0.30	0.17	0.25	0.05	0.05	0.28	0.27	0.05	0.50
18	0.11	0.16	0.26	0.48	0.13	0.30	0.18	0.39	0.01	0.02	0.29	0.33	0.02	0.56
19	0.23	0.49	0.76	0.90	0.36	0.66	0.46	0.67	0.28	0.29	0.58	0.60	0.29	0.78
20	0.04	0.03	0.05	0.17	0.03	0.09	0.04	0.14	0.00	0.00	0.05	0.09	0.00	0.13
21	0.05	0.07	0.10	0.31	0.06	0.16	0.08	0.17	0.01	0.01	0.18	0.16	0.01	0.75
22	0.02	0.04	0.08	0.28	0.03	0.13	0.09	0.13	0.00	0.00	0.09	0.11	0.00	0.71
23	0.07	0.11	0.21	0.37	0.09	0.25	0.13	0.23	0.03	0.03	0.23	0.22	0.03	0.52
24	0.03	0.09	0.15	0.34	0.05	0.20	0.09	0.11	0.01	0.02	0.22	0.16	0.01	0.37
25	0.03	0.07	0.12	0.34	0.05	0.18	0.07	0.17	0.01	0.01	0.16	0.15	0.01	0.81
26	0.18	0.39	0.64	0.14	0.26	0.56	0.35	0.15	0.49	0.50	0.16	0.17	0.50	0.62
27	0.06	0.12	0.15	0.44	0.08	0.22	0.12	0.23	0.01	0.01	0.24	0.22	0.01	0.45
28	0.01	0.45	0.96	1.00	0.22	0.97	0.43	0.36	0.40	0.38	0.39	0.40	0.41	0.62
29	0.01	0.22	0.74	1.00	0.11	0.80	0.28	0.25	0.28	0.29	0.25	0.27	0.29	0.45
30	0.06	0.22	0.42	0.49	0.13	0.44	0.24	0.24	0.10	0.10	0.39	0.32	0.09	0.43
31	0.03	0.10	0.13	0.38	0.07	0.20	0.09	0.21	0.01	0.01	0.17	0.19	0.01	0.33
32	0.06	0.05	0.07	0.20	0.06	0.10	0.07	0.11	0.00	0.00	0.18	0.13	0.00	0.16
33	0.15	0.87	0.99	0.97	0.46	0.99	0.60	0.56	0.63	0.60	0.53	0.55	0.63	0.92
34	0.04	0.08	0.15	0.51	0.06	0.24	0.11	0.17	0.02	0.02	0.20	0.18	0.02	0.53
35	0.02	0.30	0.77	0.81	0.24	0.58	0.36	0.37	0.20	0.23	0.38	0.42	0.26	0.56
36	0.02	0.05	0.12	0.46	0.03	0.22	0.08	0.12	0.03	0.03	0.13	0.12	0.03	0.21

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.4 การวัดประสิทธิภาพของลักษณะเด่นที่ได้จากวิธี Fuzzy Pyramid

วัตถุ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0.00	0.11	0.06	0.14	0.11	0.11	0.17	0.17	0.15	0.22	0.10	0.12	0.12	0.18	0.15	0.22	0.12	0.12
2	0.11	0.00	0.11	0.13	0.08	0.06	0.19	0.20	0.06	0.14	0.06	0.08	0.13	0.10	0.06	0.14	0.03	0.06
3	0.06	0.11	0.00	0.09	0.08	0.10	0.14	0.15	0.14	0.23	0.09	0.10	0.09	0.19	0.16	0.23	0.12	0.14
4	0.14	0.13	0.09	0.00	0.07	0.09	0.13	0.14	0.15	0.25	0.10	0.09	0.10	0.21	0.16	0.24	0.13	0.17
5	0.11	0.08	0.08	0.07	0.00	0.04	0.12	0.12	0.12	0.22	0.05	0.03	0.05	0.16	0.12	0.21	0.08	0.11
6	0.11	0.06	0.10	0.09	0.04	0.00	0.14	0.15	0.10	0.20	0.03	0.04	0.08	0.14	0.09	0.18	0.06	0.08
7	0.17	0.19	0.14	0.13	0.12	0.14	0.00	0.01	0.23	0.33	0.13	0.13	0.08	0.27	0.21	0.31	0.18	0.20
8	0.17	0.20	0.15	0.14	0.12	0.15	0.01	0.00	0.24	0.34	0.14	0.13	0.08	0.27	0.22	0.32	0.19	0.21
9	0.15	0.06	0.14	0.15	0.12	0.10	0.23	0.24	0.00	0.11	0.11	0.12	0.17	0.08	0.08	0.10	0.07	0.09
10	0.22	0.14	0.23	0.25	0.22	0.20	0.33	0.34	0.11	0.00	0.20	0.21	0.26	0.09	0.14	0.07	0.15	0.15
11	0.10	0.06	0.09	0.10	0.05	0.03	0.13	0.14	0.11	0.20	0.00	0.05	0.08	0.15	0.09	0.19	0.05	0.08
12	0.12	0.08	0.10	0.09	0.03	0.04	0.13	0.13	0.12	0.21	0.05	0.00	0.06	0.15	0.11	0.20	0.08	0.10
13	0.12	0.13	0.09	0.10	0.05	0.08	0.08	0.08	0.17	0.26	0.08	0.06	0.00	0.20	0.16	0.25	0.12	0.14
14	0.18	0.10	0.19	0.21	0.16	0.14	0.27	0.27	0.08	0.09	0.15	0.15	0.20	0.00	0.09	0.08	0.10	0.09
15	0.15	0.06	0.16	0.16	0.12	0.09	0.21	0.22	0.08	0.14	0.09	0.11	0.16	0.09	0.00	0.12	0.04	0.06
16	0.22	0.14	0.23	0.24	0.21	0.18	0.31	0.32	0.10	0.07	0.19	0.20	0.25	0.08	0.12	0.00	0.14	0.13
17	0.12	0.03	0.12	0.13	0.08	0.06	0.18	0.19	0.07	0.15	0.05	0.08	0.12	0.10	0.04	0.14	0.00	0.05
18	0.12	0.06	0.14	0.17	0.11	0.08	0.20	0.21	0.09	0.15	0.08	0.10	0.14	0.09	0.06	0.13	0.05	0.00
19	0.35	0.31	0.37	0.40	0.38	0.36	0.49	0.49	0.27	0.20	0.36	0.37	0.42	0.25	0.31	0.22	0.32	0.31
20	0.17	0.20	0.15	0.13	0.12	0.14	0.03	0.02	0.24	0.34	0.14	0.13	0.08	0.27	0.22	0.32	0.19	0.21
21	0.16	0.14	0.17	0.18	0.14	0.12	0.16	0.17	0.19	0.24	0.10	0.15	0.15	0.20	0.13	0.22	0.12	0.13
22	0.17	0.15	0.17	0.18	0.14	0.13	0.14	0.15	0.21	0.27	0.11	0.16	0.15	0.23	0.15	0.25	0.14	0.15
23	0.10	0.07	0.11	0.13	0.07	0.05	0.14	0.15	0.12	0.20	0.03	0.08	0.10	0.15	0.08	0.18	0.05	0.07
24	0.12	0.11	0.11	0.11	0.06	0.07	0.09	0.10	0.15	0.24	0.05	0.07	0.06	0.18	0.12	0.23	0.10	0.12
25	0.17	0.14	0.18	0.19	0.15	0.13	0.18	0.18	0.19	0.24	0.12	0.16	0.17	0.21	0.13	0.22	0.13	0.13
26	0.24	0.27	0.23	0.27	0.30	0.29	0.35	0.36	0.27	0.30	0.29	0.31	0.32	0.31	0.30	0.32	0.28	0.30
27	0.12	0.07	0.12	0.12	0.06	0.04	0.14	0.14	0.12	0.20	0.03	0.06	0.09	0.14	0.08	0.18	0.06	0.08
28	0.38	0.33	0.37	0.39	0.40	0.38	0.50	0.51	0.29	0.24	0.39	0.40	0.44	0.31	0.35	0.28	0.35	0.36
29	0.30	0.23	0.28	0.27	0.28	0.27	0.39	0.40	0.19	0.17	0.28	0.29	0.33	0.22	0.26	0.21	0.25	0.27
30	0.12	0.06	0.12	0.15	0.12	0.11	0.22	0.23	0.06	0.12	0.11	0.12	0.16	0.09	0.09	0.14	0.08	0.09
31	0.12	0.10	0.11	0.10	0.04	0.05	0.10	0.10	0.15	0.24	0.05	0.05	0.05	0.18	0.12	0.22	0.09	0.11
32	0.15	0.17	0.13	0.13	0.10	0.13	0.04	0.04	0.21	0.31	0.12	0.11	0.06	0.24	0.19	0.29	0.16	0.18
33	0.51	0.48	0.52	0.54	0.54	0.53	0.65	0.65	0.44	0.38	0.53	0.55	0.59	0.44	0.49	0.41	0.50	0.49
34	0.15	0.08	0.13	0.13	0.08	0.06	0.15	0.15	0.12	0.20	0.05	0.09	0.11	0.15	0.07	0.18	0.06	0.09
35	0.24	0.20	0.25	0.27	0.27	0.25	0.37	0.38	0.16	0.12	0.25	0.26	0.31	0.17	0.22	0.15	0.21	0.22
36	0.16	0.13	0.12	0.08	0.06	0.08	0.09	0.10	0.16	0.26	0.08	0.06	0.06	0.20	0.15	0.24	0.12	0.15
เฉลี่ย	0.17	0.14	0.17	0.18	0.15	0.14	0.21	0.21	0.16	0.22	0.14	0.15	0.17	0.18	0.16	0.21	0.14	0.16

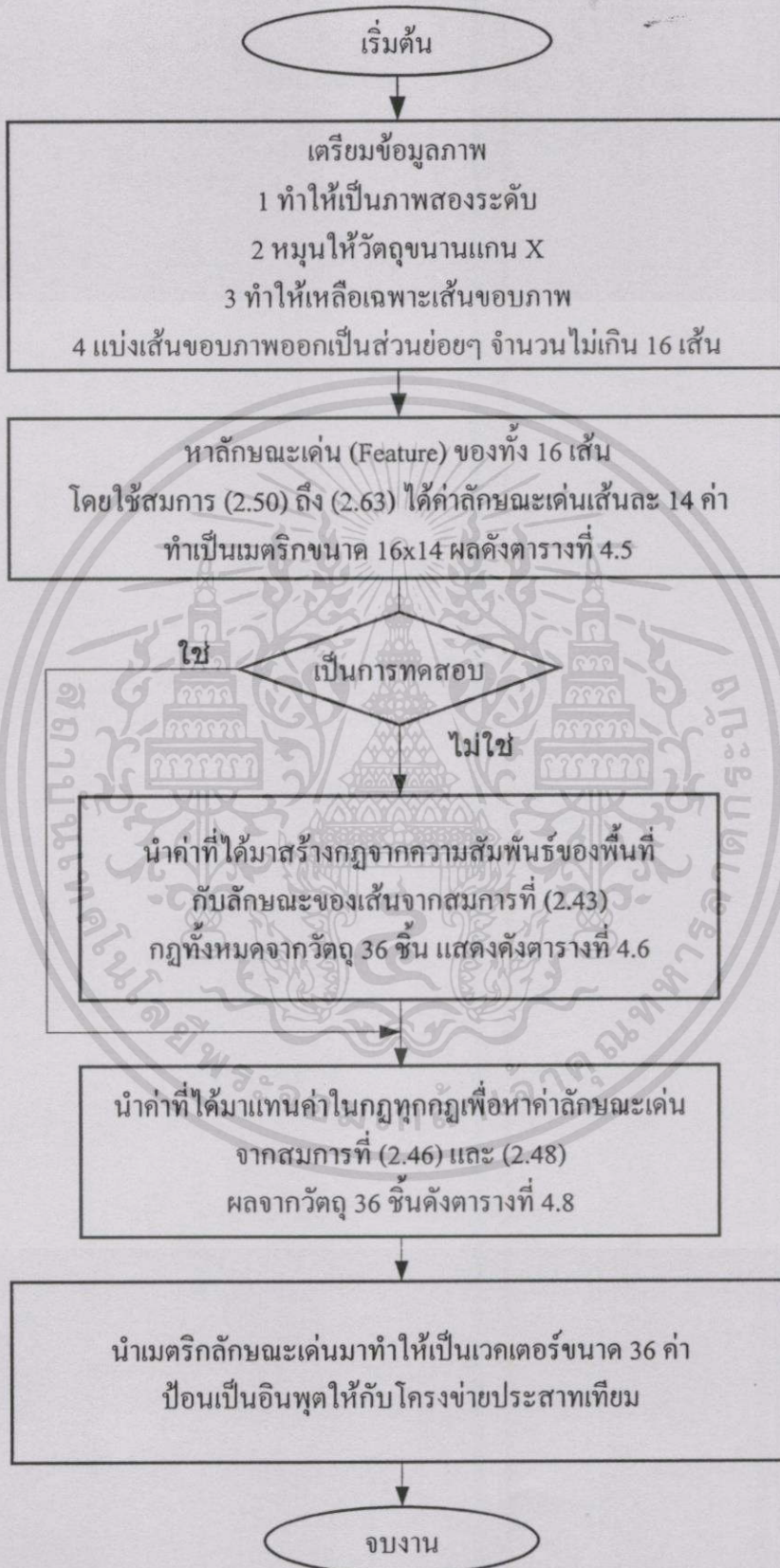
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.4 (ต่อ)

วัตถุ	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
1	0.35	0.17	0.16	0.17	0.10	0.12	0.17	0.24	0.12	0.38	0.30	0.12	0.12	0.15	0.51	0.15	0.24	0.16
2	0.31	0.20	0.14	0.15	0.07	0.11	0.14	0.27	0.07	0.33	0.23	0.06	0.10	0.17	0.48	0.08	0.20	0.13
3	0.37	0.15	0.17	0.17	0.11	0.11	0.18	0.23	0.12	0.37	0.28	0.12	0.11	0.13	0.52	0.13	0.25	0.12
4	0.40	0.13	0.18	0.18	0.13	0.11	0.19	0.27	0.12	0.39	0.27	0.15	0.10	0.13	0.54	0.13	0.27	0.08
5	0.38	0.12	0.14	0.14	0.07	0.06	0.15	0.30	0.06	0.40	0.28	0.12	0.04	0.10	0.54	0.08	0.27	0.06
6	0.36	0.14	0.12	0.13	0.05	0.07	0.13	0.29	0.04	0.38	0.27	0.11	0.05	0.13	0.53	0.06	0.25	0.08
7	0.49	0.03	0.16	0.14	0.14	0.09	0.18	0.35	0.14	0.50	0.39	0.22	0.10	0.04	0.65	0.15	0.37	0.09
8	0.49	0.02	0.17	0.15	0.15	0.10	0.18	0.36	0.14	0.51	0.40	0.23	0.10	0.04	0.65	0.15	0.38	0.10
9	0.27	0.24	0.19	0.21	0.12	0.15	0.19	0.27	0.12	0.29	0.19	0.06	0.15	0.21	0.44	0.12	0.16	0.16
10	0.20	0.34	0.24	0.27	0.20	0.24	0.24	0.30	0.20	0.24	0.17	0.12	0.24	0.31	0.38	0.20	0.12	0.26
11	0.36	0.14	0.10	0.11	0.03	0.05	0.12	0.29	0.03	0.39	0.28	0.11	0.05	0.12	0.53	0.05	0.25	0.08
12	0.37	0.13	0.15	0.16	0.08	0.07	0.16	0.31	0.06	0.40	0.29	0.12	0.05	0.11	0.55	0.09	0.26	0.06
13	0.42	0.08	0.15	0.15	0.10	0.06	0.17	0.32	0.09	0.44	0.33	0.16	0.05	0.06	0.59	0.11	0.31	0.06
14	0.25	0.27	0.20	0.23	0.15	0.18	0.21	0.31	0.14	0.31	0.22	0.09	0.18	0.24	0.44	0.15	0.17	0.20
15	0.31	0.22	0.13	0.15	0.08	0.12	0.13	0.30	0.08	0.35	0.26	0.09	0.12	0.19	0.49	0.07	0.22	0.15
16	0.22	0.32	0.22	0.25	0.18	0.23	0.22	0.32	0.18	0.28	0.21	0.14	0.22	0.29	0.41	0.18	0.15	0.24
17	0.32	0.19	0.12	0.14	0.05	0.10	0.13	0.28	0.06	0.35	0.25	0.08	0.09	0.16	0.50	0.06	0.21	0.12
18	0.31	0.21	0.13	0.15	0.07	0.12	0.13	0.30	0.08	0.36	0.27	0.09	0.11	0.18	0.49	0.09	0.22	0.15
19	0.00	0.49	0.40	0.43	0.36	0.41	0.40	0.32	0.37	0.18	0.23	0.28	0.40	0.47	0.23	0.37	0.16	0.43
20	0.49	0.00	0.18	0.16	0.15	0.10	0.19	0.36	0.14	0.51	0.40	0.23	0.10	0.04	0.65	0.16	0.38	0.09
21	0.40	0.18	0.00	0.04	0.08	0.10	0.02	0.32	0.09	0.44	0.35	0.18	0.12	0.16	0.57	0.08	0.31	0.15
22	0.43	0.16	0.04	0.00	0.10	0.10	0.05	0.33	0.11	0.46	0.36	0.20	0.11	0.15	0.60	0.09	0.34	0.15
23	0.36	0.15	0.08	0.10	0.00	0.06	0.09	0.29	0.03	0.40	0.30	0.11	0.06	0.13	0.54	0.05	0.26	0.11
24	0.41	0.10	0.10	0.10	0.06	0.00	0.12	0.32	0.05	0.43	0.32	0.14	0.04	0.08	0.58	0.07	0.30	0.06
25	0.40	0.19	0.02	0.05	0.09	0.12	0.00	0.32	0.11	0.44	0.35	0.19	0.13	0.18	0.57	0.09	0.31	0.17
26	0.32	0.36	0.32	0.33	0.29	0.32	0.32	0.00	0.31	0.29	0.28	0.25	0.32	0.35	0.37	0.31	0.25	0.34
27	0.37	0.14	0.09	0.11	0.03	0.05	0.11	0.31	0.00	0.41	0.30	0.12	0.04	0.12	0.55	0.04	0.27	0.09
28	0.18	0.51	0.44	0.46	0.40	0.43	0.44	0.29	0.41	0.00	0.14	0.30	0.43	0.49	0.21	0.40	0.15	0.44
29	0.23	0.40	0.35	0.36	0.30	0.32	0.35	0.28	0.30	0.14	0.00	0.21	0.32	0.38	0.34	0.29	0.12	0.32
30	0.28	0.23	0.18	0.20	0.11	0.14	0.19	0.25	0.12	0.30	0.21	0.00	0.15	0.20	0.45	0.13	0.17	0.17
31	0.40	0.10	0.12	0.11	0.06	0.04	0.13	0.32	0.04	0.43	0.32	0.15	0.00	0.08	0.57	0.07	0.29	0.05
32	0.47	0.04	0.16	0.15	0.13	0.08	0.18	0.35	0.12	0.49	0.38	0.20	0.08	0.00	0.63	0.14	0.36	0.08
33	0.23	0.65	0.57	0.60	0.54	0.58	0.57	0.37	0.55	0.21	0.34	0.45	0.57	0.63	0.00	0.55	0.31	0.59
34	0.37	0.16	0.08	0.09	0.05	0.07	0.09	0.31	0.04	0.40	0.29	0.13	0.07	0.14	0.55	0.00	0.27	0.09
35	0.16	0.38	0.31	0.34	0.26	0.30	0.31	0.25	0.27	0.15	0.12	0.17	0.29	0.36	0.31	0.27	0.00	0.31
36	0.43	0.09	0.15	0.15	0.11	0.06	0.17	0.34	0.09	0.44	0.32	0.17	0.05	0.08	0.59	0.09	0.31	0.00
เฉลี่ย	0.35	0.21	0.19	0.20	0.14	0.15	0.19	0.30	0.14	0.37	0.28	0.16	0.15	0.19	0.50	0.15	0.25	0.17

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4 การทดสอบภาพวัตถุโดยหลักการ ID 3-Derived Fuzzy Rule



รูปที่ 4.8 โครงสร้างการทำงานของหลักการ ID3-Derived Fuzzy Rules

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลภาพเบื้องต้นของวิธีการ ID3-Derived Fuzzy Rules นั้น จะมีขั้นตอนเพิ่มขึ้นจากการทดลองที่แล้วคือ การหาขอบภาพวัตถุและการแบ่งเส้นขอบภาพวัตถุออกเป็นเส้นย่อยๆ โดยแบ่งออกเป็น 16 ส่วนแล้วทำการหาค่าลักษณะของแต่ละเส้นว่าจะมีลักษณะอย่างไร ค่าที่ได้แสดงในตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 ค่าลักษณะของเส้นทั้ง 16 เส้นของภาพวัตถุหมายเลข 1

เส้นที่	VP	HP	A	S	CL	AL	DL	UL	VC	HC	VS	HS	PS	NS
1	0.06	0.74	0.56	0.89	0.50	0.31	0.50	0.55	0.06	0.94	0.00	0.87	0.00	0.13
2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
3	0.29	0.25	0.59	0.86	0.49	0.23	0.49	0.77	0.16	0.84	0.00	0.68	0.00	0.32
4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
5	0.87	0.63	0.65	0.78	0.50	0.73	0.50	0.27	0.11	0.89	0.00	0.78	0.22	0.00
6	0.76	0.22	0.82	0.39	0.50	0.70	0.50	0.05	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00
7	0.70	0.09	0.89	0.20	0.50	0.44	0.50	0.39	0.22	0.78	0.00	0.57	0.43	0.00
8	0.63	0.03	0.53	0.92	0.40	0.40	0.40	0.60	0.70	0.30	0.41	0.00	0.59	0.00
9	0.52	0.05	0.78	0.51	0.95	0.50	0.05	0.50	0.91	0.09	0.83	0.00	0.17	0.00
10	0.25	0.20	0.35	0.99	0.50	0.50	0.25	0.50	0.19	0.81	0.00	0.63	0.00	0.37
11	0.88	0.48	0.57	0.88	0.75	0.50	0.25	0.50	0.16	0.84	0.00	0.68	0.32	0.00
12	0.15	0.44	0.63	0.81	0.29	0.43	0.71	0.57	0.21	0.79	0.00	0.57	0.00	0.43
13	0.58	0.34	0.76	0.55	0.53	0.53	0.47	0.47	0.37	0.63	0.00	0.26	0.74	0.00
14	0.90	0.99	0.62	0.83	0.15	0.46	0.85	0.46	0.95	0.05	0.89	0.00	0.00	0.11
15	0.10	0.98	0.69	0.71	0.07	0.50	0.93	0.50	0.90	0.10	0.81	0.00	0.00	0.19
16	0.37	0.47	0.67	0.75	0.86	0.50	0.14	0.50	0.30	0.70	0.00	0.41	0.00	0.59

ในกรณีที่ไม่ได้ทดสอบจะเป็นการสร้างฐานของกฎ จำนวนที่สร้างจะเท่ากับจำนวนของภาพวัตถุต้นแบบที่ต้องการให้รู้จำ ดังนั้นจะมีอยู่ทั้งสิ้น 36 กฎ โดยตารางที่ 4.6 จะแสดงกฎทั้งหมดที่สร้างจากวัตถุต้นแบบทุกชิ้น ค่าที่อยู่หน้าวงเล็บคือค่าหมายเลขที่ใช้แทนค่าลักษณะเส้นและค่าหลังวงเล็บคือค่าความเป็นสมาชิกของลักษณะเส้นนั้น ตารางที่ 4.7 แสดงค่าหมายเลขลักษณะเส้นแบบต่างๆ

ตารางที่ 4.6 กลุ่มกฎที่ได้จาก ID3-Derived Fuzzy Rules ของวัตถุทั้ง 36 ชิ้น

วัตถุ	เงื่อนไขทั้ง 16 ของแต่ละกฎ															
1	2)0.87	0)0.00	2)0.68	0)0.00	2)0.78	6)0.70	5)0.50	3)0.59	5)0.95	2)0.63	2)0.68	2)0.57	5)0.53	1)0.89	1)0.81	4)0.59
2	2)0.95	4)0.72	2)0.68	2)0.72	2)0.94	3)0.71	2)0.83	0)0.00	3)0.64	5)0.79	3)0.93	4)0.93	1)0.69	2)0.64	5)0.93	7)0.79
3	2)0.80	0)0.00	4)0.75	8)0.80	2)0.70	8)0.98	2)1.00	0)0.00	3)0.56	3)0.59	7)0.70	2)0.55	3)0.51	7)0.91	2)0.57	1)0.71
4	4)0.59	0)0.00	4)0.69	2)0.67	3)0.57	0)0.00	3)0.65	2)0.70	3)0.87	0)0.00	7)0.96	4)0.81	3)0.78	5)0.67	5)0.78	4)0.73
5	2)0.88	0)0.00	2)0.90	0)0.00	2)0.81	0)0.00	3)0.70	2)0.89	3)0.63	0)0.00	4)0.55	5)0.62	3)0.52	5)0.68	7)0.85	7)0.91
6	2)0.93	0)0.00	0)0.00	0)0.00	2)0.86	0)0.00	2)0.52	0)0.00	5)0.60	4)0.75	3)0.50	2)0.65	5)0.80	0)0.00	3)0.84	7)0.77
7	2)0.92	0)0.00	0)0.00	0)0.00	2)0.93	0)0.00	0)0.00	0)0.00	7)0.86	0)0.00	5)0.60	3)0.75	7)0.92	0)0.00	0)0.00	0)0.00
8	2)0.91	0)0.00	0)0.00	0)0.00	2)0.96	0)0.00	0)0.00	0)0.00	2)0.85	3)0.52	1)0.59	2)0.89	2)0.86	0)0.00	1)1.00	2)0.91
9	2)0.65	2)0.77	2)0.84	0)0.00	6)0.86	2)0.79	2)0.85	0)0.00	1)0.77	1)1.00	2)0.59	2)0.57	1)1.00	1)0.65	2)0.75	5)0.88
10	2)0.96	0)0.00	2)0.82	0)0.00	6)0.72	2)0.88	2)0.77	0)0.00	5)0.85	2)0.52	5)0.92	1)0.59	4)0.97	5)0.64	0)0.00	0)0.00
11	2)0.98	0)0.00	2)0.80	0)0.00	2)0.94	6)0.56	2)0.83	0)0.00	5)0.96	3)1.00	4)0.59	2)0.59	2)0.61	4)0.52	7)0.89	7)0.88
12	2)0.82	0)0.00	0)0.00	0)0.00	2)0.78	0)0.00	0)0.00	0)0.00	3)0.65	0)0.00	4)0.62	7)0.65	4)0.70	1)0.61	7)0.94	5)0.90
13	2)0.86	0)0.00	2)0.96	0)0.00	2)0.81	0)0.00	6)0.97	0)0.00	2)0.61	6)0.45	4)0.97	0)0.00	4)0.75	3)0.56	7)0.92	5)0.83
14	2)0.96	4)0.75	2)0.97	2)1.00	2)0.90	2)1.00	6)0.97	2)0.62	5)0.98	0)0.00	0)0.00	0)0.00	7)0.85	3)0.92	4)0.61	3)0.61
15	2)0.79	5)0.50	8)0.95	5)0.50	2)1.00	0)0.00	0)0.00	0)0.00	5)0.96	0)0.00	4)0.59	0)0.00	4)0.70	1)0.87	0)0.00	0)0.00
16	2)0.84	0)0.00	2)0.82	8)0.67	2)0.84	0)0.00	2)0.69	2)0.69	5)0.94	0)0.00	3)0.54	2)0.59	4)0.75	7)0.81	0)0.00	0)0.00
17	8)0.58	1)0.59	2)0.98	8)0.67	2)0.99	0)0.00	0)0.00	0)0.00	3)0.75	6)0.50	1)0.77	0)0.00	4)0.62	3)0.59	7)0.92	1)1.00
18	2)0.69	0)0.00	2)0.99	0)0.00	2)0.84	0)0.00	2)0.98	0)0.00	1)0.98	0)0.00	0)0.00	0)0.00	2)0.67	0)0.00	7)0.95	0)0.00
19	2)1.00	0)0.00	0)0.00	0)0.00	2)0.99	0)0.00	0)0.00	0)0.00	1)0.98	0)0.00	0)0.00	0)0.00	1)1.00	0)0.00	0)0.00	0)0.00
20	2)0.94	0)0.00	2)1.00	2)0.59	2)0.78	2)0.84	2)0.87	0)0.00	3)0.82	1)0.52	3)0.59	0)0.00	3)0.86	0)0.00	0)0.00	3)0.59
21	2)0.96	0)0.00	2)0.98	0)0.00	2)1.00	0)0.00	2)0.98	0)0.00	5)0.75	0)0.00	1)1.00	0)0.00	1)1.00	0)0.00	0)0.00	0)0.00
22	2)0.97	0)0.00	0)0.00	0)0.00	2)0.97	0)0.00	2)0.96	3)0.59	5)0.91	0)0.00	0)0.00	0)0.00	1)1.00	0)0.00	0)0.00	0)0.00
23	2)0.98	0)0.00	3)0.59	0)0.00	2)0.79	4)0.51	2)0.98	0)0.00	4)0.52	0)0.00	0)0.00	0)0.00	3)0.51	0)0.00	7)0.92	7)0.92
24	8)0.89	6)0.63	4)0.82	3)1.00	6)0.64	6)0.82	8)0.69	8)0.71	3)0.55	7)0.53	4)0.59	4)0.82	4)0.93	5)0.55	1)0.87	0)0.00
25	2)0.99	0)0.00	0)0.00	0)0.00	2)0.99	0)0.00	0)0.00	0)0.00	5)0.90	0)0.00	0)0.00	0)0.00	4)0.71	2)0.93	0)0.00	0)0.00
26	8)0.97	0)0.00	2)1.00	2)1.00	2)1.00	0)0.00	0)0.00	0)0.00	1)0.70	0)0.00	1)0.96	0)0.00	1)0.69	0)0.00	1)0.98	0)0.00
27	6)0.62	2)0.97	2)0.92	8)0.67	2)0.92	0)0.00	2)0.59	0)0.00	1)0.68	5)0.55	3)0.75	0)0.00	5)0.93	7)0.53	3)1.00	0)0.00
28	5)0.48	2)1.00	3)0.59	2)0.65	5)0.50	2)0.75	2)0.62	2)1.00	5)0.52	1)1.00	1)0.52	1)0.62	6)0.50	1)1.00	4)0.55	1)0.62
29	8)0.77	2)0.95	2)0.63	0)0.00	3)0.67	4)0.59	4)0.75	3)0.78	1)0.63	3)1.00	1)0.56	0)0.00	5)0.76	0)0.00	1)0.59	0)0.00
30	3)0.50	0)0.00	2)0.74	4)0.83	6)0.94	0)0.00	2)0.78	0)0.00	5)0.93	0)0.00	0)0.00	0)0.00	3)0.55	4)0.70	7)0.82	0)0.00
31	2)0.92	0)0.00	8)0.73	4)1.00	6)0.91	2)0.89	4)0.52	0)0.00	5)0.78	7)0.92	4)0.78	5)0.82	7)0.95	0)0.00	3)0.63	4)0.95
32	2)0.96	0)0.00	4)0.98	0)0.00	2)0.91	0)0.00	6)0.94	0)0.00	1)0.76	4)0.86	1)0.86	1)1.00	4)0.79	0)0.00	5)0.80	1)1.00
33	2)1.00	0)0.00	0)0.00	0)0.00	2)0.98	0)0.00	4)0.64	2)1.00	1)0.91	0)0.00	7)0.76	3)0.75	1)1.00	5)0.67	5)0.50	5)0.50
34	2)0.80	8)0.96	8)0.92	8)0.59	2)0.98	2)0.70	2)0.81	2)0.88	2)0.54	2)0.69	1)0.69	0)0.00	4)0.82	3)0.91	0)0.00	0)0.00
35	6)0.89	2)0.98	0)0.00	0)0.00	2)0.98	0)0.00	0)0.00	0)0.00	1)0.93	0)0.00	1)1.00	1)1.00	1)0.97	0)0.00	0)0.00	0)0.00
36	6)0.86	8)0.87	6)0.56	4)0.93	2)0.88	6)0.60	8)0.61	6)0.63	4)0.64	5)0.55	7)0.54	1)0.69	7)0.66	4)0.79	4)0.86	3)0.95

ตารางที่ 4.7 หมายเลขลักษณะเส้น

Vertical straight line (VS)	1
Horizontal straight line (HS)	2
Positive slant (PS)	3
Negative slant (NS)	4
C like	5
A like	6
D like	7
U like	8

เมื่อได้ค่าลักษณะเส้นย่อยทั้ง 16 เส้นมาแล้วจะทดสอบกับกฎที่ได้สร้างขึ้นไว้แล้ว โดยการเทียบกับทุกกฎจึงจะได้ค่าลักษณะเด่นออกมา ผลที่ได้จะแสดงในตารางที่ 4.8 เมื่อนำค่าลักษณะเด่นเหล่านี้มาวัดหาประสิทธิภาพการแยกแยะแล้วจะได้ผลดังตารางที่ 4.9

การเทียบกับกฎทั้งหมดที่ได้สร้างขึ้นจากขั้นตอนการฝึก จะถูกมองเป็นค่าลักษณะเด่นหรือ Feature จากการให้ฝึกวัตถุต้นแบบ จะได้กฎจำนวน 36 กฎ จากผลในตารางที่ 4.8 จะทำให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ ซึ่งจะถูกใช้เป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ซึ่งจะมีทั้งหมด 3 เลเยอร์ คือ อินพุตเลเยอร์จำนวน 36 โหนด เอาต์พุต เลเยอร์จำนวน 36 โหนด และ ฮิดเดนเลเยอร์จำนวน 72 โหนด และได้ตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เท่ากับ 0.1 และค่าความผิดพลาด (Sum-Square Error) เท่ากับ 0.01 เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนประมาณ 18 นาที

ผลการทดสอบที่ได้จากการรู้จำของวิธีนี้จากภาพวัตถุทั้งหมด 200 ภาพของวัตถุ 36 ชิ้น สามารถบอกได้ถูกต้อง 176 ภาพ คิดเป็น 88%

ตารางที่ 4.8 ค่าลักษณะเด่น (Features) ที่ได้จาก ID3-Derived Fuzzy Rules ของวัตถุทั้ง 36 ชิ้น

วัตถุ	ค่าลักษณะเด่นที่ได้จากกฎทั้ง 36 กฎ (กฎที่1-18)																	
1	1.00	0.17	0.24	0.11	0.29	0.34	0.24	0.29	0.30	0.35	0.46	0.27	0.27	0.20	0.22	0.36	0.06	0.25
2	0.17	1.00	0.26	0.20	0.27	0.27	0.19	0.19	0.21	0.24	0.36	0.23	0.20	0.23	0.17	0.23	0.20	0.22
3	0.24	0.26	1.00	0.19	0.30	0.29	0.22	0.28	0.27	0.21	0.32	0.30	0.24	0.09	0.15	0.37	0.21	0.30
4	0.11	0.20	0.19	1.00	0.42	0.12	0.19	0.12	0.00	0.12	0.06	0.23	0.12	0.14	0.12	0.25	0.12	0.19
5	0.29	0.27	0.30	0.42	1.00	0.36	0.37	0.30	0.16	0.30	0.48	0.55	0.44	0.27	0.29	0.41	0.28	0.47
6	0.34	0.27	0.29	0.12	0.36	1.00	0.50	0.53	0.22	0.31	0.45	0.43	0.37	0.13	0.24	0.43	0.18	0.41
7	0.24	0.19	0.22	0.19	0.37	0.50	1.00	0.56	0.15	0.39	0.31	0.55	0.36	0.25	0.49	0.43	0.25	0.53
8	0.29	0.19	0.28	0.12	0.30	0.53	0.56	1.00	0.17	0.25	0.36	0.48	0.40	0.12	0.30	0.26	0.30	0.45
9	0.30	0.21	0.27	0.00	0.16	0.22	0.15	0.17	1.00	0.38	0.33	0.30	0.28	0.11	0.15	0.22	0.12	0.33
10	0.35	0.24	0.21	0.12	0.30	0.31	0.39	0.25	0.38	1.00	0.43	0.27	0.34	0.22	0.32	0.46	0.12	0.36
11	0.46	0.36	0.32	0.06	0.48	0.45	0.31	0.36	0.33	0.43	1.00	0.41	0.42	0.23	0.29	0.41	0.23	0.48
12	0.27	0.23	0.30	0.23	0.55	0.43	0.55	0.48	0.30	0.27	0.41	1.00	0.57	0.17	0.50	0.37	0.41	0.49
13	0.27	0.20	0.24	0.12	0.44	0.37	0.36	0.40	0.28	0.34	0.42	0.57	1.00	0.31	0.36	0.37	0.53	0.55
14	0.20	0.23	0.09	0.14	0.27	0.13	0.25	0.12	0.11	0.22	0.23	0.17	0.31	1.00	0.29	0.35	0.20	0.34
15	0.22	0.17	0.15	0.12	0.29	0.24	0.49	0.30	0.15	0.32	0.29	0.50	0.36	0.29	1.00	0.48	0.37	0.42
16	0.36	0.23	0.37	0.25	0.41	0.43	0.43	0.26	0.22	0.46	0.41	0.37	0.37	0.35	0.48	1.00	0.28	0.43
17	0.06	0.20	0.21	0.12	0.28	0.18	0.25	0.30	0.12	0.12	0.23	0.41	0.53	0.20	0.37	0.28	1.00	0.36
18	0.25	0.22	0.30	0.19	0.47	0.41	0.53	0.45	0.33	0.36	0.48	0.49	0.55	0.34	0.42	0.43	0.36	1.00
19	0.22	0.20	0.19	0.19	0.35	0.49	0.75	0.56	0.24	0.37	0.31	0.53	0.41	0.31	0.54	0.41	0.31	0.69
20	0.20	0.36	0.33	0.24	0.30	0.38	0.36	0.30	0.26	0.42	0.34	0.29	0.37	0.36	0.28	0.40	0.29	0.46
21	0.28	0.27	0.26	0.19	0.41	0.48	0.62	0.44	0.31	0.52	0.45	0.40	0.48	0.34	0.53	0.53	0.35	0.70
22	0.35	0.20	0.20	0.19	0.36	0.45	0.62	0.44	0.20	0.42	0.37	0.41	0.36	0.37	0.48	0.51	0.19	0.64
23	0.24	0.28	0.36	0.15	0.49	0.42	0.43	0.36	0.19	0.29	0.48	0.42	0.43	0.31	0.27	0.26	0.23	0.64
24	0.12	0.12	0.12	0.19	0.17	0.00	0.06	0.05	0.04	0.24	0.09	0.16	0.05	0.00	0.16	0.11	0.08	0.06
25	0.28	0.21	0.19	0.19	0.35	0.45	0.68	0.50	0.14	0.47	0.37	0.59	0.47	0.37	0.67	0.54	0.37	0.57
26	0.16	0.23	0.15	0.20	0.29	0.30	0.50	0.44	0.19	0.23	0.23	0.35	0.36	0.31	0.44	0.35	0.42	0.58
27	0.09	0.27	0.17	0.06	0.18	0.38	0.25	0.19	0.25	0.23	0.21	0.18	0.31	0.19	0.31	0.43	0.37	0.40
28	0.06	0.10	0.07	0.08	0.06	0.12	0.00	0.06	0.21	0.18	0.04	0.01	0.00	0.11	0.06	0.08	0.04	0.01
29	0.25	0.06	0.00	0.06	0.09	0.19	0.19	0.19	0.20	0.17	0.17	0.06	0.14	0.08	0.12	0.11	0.16	0.27
30	0.19	0.18	0.22	0.22	0.36	0.23	0.31	0.19	0.24	0.41	0.41	0.31	0.35	0.29	0.37	0.43	0.28	0.57
31	0.18	0.12	0.18	0.10	0.20	0.34	0.31	0.25	0.21	0.35	0.28	0.23	0.23	0.22	0.24	0.17	0.06	0.22
32	0.24	0.24	0.27	0.21	0.30	0.49	0.44	0.46	0.20	0.30	0.31	0.41	0.49	0.19	0.29	0.30	0.35	0.44
33	0.22	0.14	0.19	0.34	0.47	0.36	0.50	0.37	0.20	0.25	0.25	0.41	0.30	0.19	0.23	0.31	0.12	0.38
34	0.16	0.18	0.17	0.05	0.17	0.13	0.24	0.19	0.17	0.38	0.17	0.16	0.30	0.29	0.43	0.46	0.30	0.28
35	0.10	0.15	0.09	0.12	0.24	0.37	0.62	0.44	0.28	0.25	0.19	0.42	0.23	0.12	0.44	0.30	0.29	0.49
36	0.11	0.10	0.10	0.00	0.06	0.06	0.09	0.06	0.00	0.06	0.15	0.06	0.06	0.15	0.06	0.06	0.06	0.06

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.8 (ต่อ)

วัตถุ	ค่าลักษณะเด่นที่ได้จากกฎทั้ง 36 กฎ (กฎที่ 19-36)																	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0.22	0.20	0.28	0.35	0.24	0.12	0.28	0.16	0.09	0.06	0.25	0.19	0.18	0.24	0.22	0.16	0.10	0.11
2	0.20	0.36	0.27	0.20	0.28	0.12	0.21	0.23	0.27	0.10	0.06	0.18	0.12	0.24	0.14	0.18	0.15	0.10
3	0.19	0.33	0.26	0.20	0.36	0.12	0.19	0.15	0.17	0.07	0.00	0.22	0.18	0.27	0.19	0.17	0.09	0.10
4	0.19	0.24	0.19	0.19	0.15	0.19	0.19	0.20	0.06	0.08	0.06	0.22	0.10	0.21	0.34	0.05	0.12	0.00
5	0.35	0.30	0.41	0.36	0.49	0.17	0.35	0.29	0.18	0.06	0.09	0.36	0.20	0.30	0.47	0.17	0.24	0.06
6	0.49	0.38	0.48	0.45	0.42	0.00	0.45	0.30	0.38	0.12	0.19	0.23	0.34	0.49	0.36	0.13	0.37	0.06
7	0.75	0.36	0.62	0.62	0.43	0.06	0.68	0.50	0.25	0.00	0.19	0.31	0.31	0.44	0.50	0.24	0.62	0.09
8	0.56	0.30	0.44	0.44	0.36	0.05	0.50	0.44	0.19	0.06	0.19	0.19	0.25	0.46	0.37	0.19	0.44	0.06
9	0.24	0.26	0.31	0.20	0.19	0.04	0.14	0.19	0.25	0.21	0.20	0.24	0.21	0.20	0.20	0.17	0.28	0.00
10	0.37	0.42	0.52	0.42	0.29	0.24	0.47	0.23	0.23	0.18	0.17	0.41	0.35	0.30	0.25	0.38	0.25	0.06
11	0.31	0.34	0.45	0.37	0.48	0.09	0.37	0.23	0.21	0.04	0.17	0.41	0.28	0.31	0.25	0.17	0.19	0.15
12	0.53	0.29	0.40	0.41	0.42	0.16	0.59	0.35	0.18	0.01	0.06	0.31	0.23	0.41	0.41	0.16	0.42	0.06
13	0.41	0.37	0.48	0.36	0.43	0.05	0.47	0.36	0.31	0.00	0.14	0.35	0.23	0.49	0.30	0.30	0.23	0.06
14	0.31	0.36	0.34	0.37	0.31	0.00	0.37	0.31	0.19	0.11	0.08	0.29	0.22	0.19	0.19	0.29	0.12	0.15
15	0.54	0.28	0.53	0.48	0.27	0.16	0.67	0.44	0.31	0.06	0.12	0.37	0.24	0.29	0.23	0.43	0.44	0.06
16	0.41	0.40	0.53	0.51	0.26	0.11	0.54	0.35	0.43	0.08	0.11	0.43	0.17	0.30	0.31	0.46	0.30	0.06
17	0.31	0.29	0.35	0.19	0.23	0.08	0.37	0.42	0.37	0.04	0.16	0.28	0.06	0.35	0.12	0.30	0.29	0.06
18	0.69	0.46	0.70	0.64	0.64	0.06	0.57	0.58	0.40	0.01	0.27	0.57	0.22	0.44	0.38	0.28	0.49	0.06
19	1.00	0.42	0.75	0.81	0.54	0.06	0.81	0.60	0.33	0.00	0.26	0.44	0.25	0.47	0.56	0.29	0.75	0.06
20	0.42	1.00	0.53	0.42	0.44	0.03	0.35	0.36	0.31	0.15	0.13	0.29	0.31	0.30	0.17	0.34	0.23	0.07
21	0.75	0.53	1.00	0.80	0.54	0.06	0.68	0.64	0.38	0.05	0.26	0.50	0.31	0.49	0.44	0.37	0.62	0.06
22	0.81	0.42	0.80	1.00	0.55	0.06	0.75	0.45	0.26	0.02	0.29	0.48	0.24	0.37	0.50	0.35	0.56	0.06
23	0.54	0.44	0.54	0.55	1.00	0.00	0.48	0.35	0.19	0.07	0.25	0.47	0.25	0.37	0.29	0.20	0.29	0.11
24	0.06	0.03	0.06	0.06	0.00	1.00	0.10	0.18	0.06	0.00	0.14	0.08	0.08	0.10	0.06	0.12	0.06	0.10
25	0.81	0.35	0.68	0.75	0.48	0.10	1.00	0.50	0.31	0.01	0.19	0.50	0.24	0.43	0.44	0.35	0.56	0.06
26	0.60	0.36	0.64	0.45	0.35	0.18	0.50	1.00	0.43	0.01	0.31	0.40	0.19	0.43	0.31	0.21	0.56	0.06
27	0.33	0.31	0.38	0.26	0.19	0.06	0.31	0.43	1.00	0.12	0.32	0.34	0.07	0.25	0.16	0.28	0.37	0.16
28	0.00	0.15	0.05	0.02	0.07	0.00	0.01	0.01	0.12	1.00	0.12	0.05	0.08	0.03	0.06	0.21	0.07	0.08
29	0.26	0.13	0.26	0.29	0.25	0.14	0.19	0.31	0.32	0.12	1.00	0.18	0.10	0.20	0.14	0.18	0.27	0.00
30	0.44	0.29	0.50	0.48	0.47	0.08	0.50	0.40	0.34	0.05	0.18	1.00	0.28	0.19	0.19	0.19	0.25	0.12
31	0.25	0.31	0.31	0.24	0.25	0.08	0.24	0.19	0.07	0.08	0.10	0.28	1.00	0.25	0.18	0.15	0.12	0.08
32	0.47	0.30	0.49	0.37	0.37	0.10	0.43	0.43	0.25	0.03	0.20	0.19	0.25	1.00	0.38	0.22	0.47	0.08
33	0.56	0.17	0.44	0.50	0.29	0.06	0.44	0.31	0.16	0.06	0.14	0.19	0.18	0.38	1.00	0.16	0.44	0.09
34	0.29	0.34	0.37	0.35	0.20	0.12	0.35	0.21	0.28	0.21	0.18	0.19	0.15	0.22	0.16	1.00	0.21	0.12
35	0.75	0.23	0.62	0.56	0.29	0.06	0.56	0.56	0.37	0.07	0.27	0.25	0.12	0.47	0.44	0.21	1.00	0.14
36	0.06	0.07	0.06	0.06	0.11	0.10	0.06	0.06	0.16	0.08	0.00	0.12	0.08	0.08	0.09	0.12	0.14	1.00

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.9 การวัดประสิทธิภาพของลักษณะเด่นที่ได้จากวิธี ID3-Derived Fuzzy Rules

วัตถุ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0.00	0.20	0.19	0.24	0.17	0.19	0.22	0.19	0.20	0.21	0.18	0.20	0.16	0.20	0.23	0.22	0.19	0.20
2	0.20	0.00	0.18	0.23	0.22	0.23	0.27	0.24	0.18	0.24	0.19	0.24	0.25	0.21	0.25	0.27	0.20	0.28
3	0.19	0.18	0.00	0.22	0.17	0.18	0.25	0.22	0.19	0.21	0.19	0.21	0.20	0.22	0.26	0.23	0.22	0.23
4	0.24	0.23	0.22	0.00	0.22	0.28	0.31	0.28	0.24	0.26	0.27	0.27	0.28	0.23	0.26	0.29	0.25	0.30
5	0.17	0.22	0.17	0.22	0.00	0.19	0.21	0.20	0.24	0.22	0.19	0.14	0.16	0.22	0.23	0.22	0.20	0.18
6	0.19	0.23	0.18	0.28	0.19	0.00	0.14	0.12	0.25	0.22	0.19	0.14	0.17	0.26	0.21	0.20	0.20	0.17
7	0.22	0.27	0.25	0.31	0.21	0.14	0.00	0.14	0.27	0.22	0.21	0.15	0.19	0.28	0.17	0.16	0.23	0.15
8	0.19	0.24	0.22	0.28	0.20	0.12	0.14	0.00	0.25	0.21	0.18	0.15	0.18	0.26	0.20	0.21	0.20	0.17
9	0.20	0.18	0.19	0.24	0.24	0.25	0.27	0.25	0.00	0.17	0.17	0.27	0.25	0.20	0.26	0.24	0.25	0.26
10	0.21	0.24	0.21	0.26	0.22	0.22	0.22	0.21	0.17	0.00	0.14	0.23	0.21	0.22	0.22	0.17	0.25	0.21
11	0.18	0.19	0.19	0.27	0.19	0.19	0.21	0.18	0.17	0.14	0.00	0.20	0.19	0.21	0.22	0.20	0.22	0.20
12	0.20	0.24	0.21	0.27	0.14	0.14	0.15	0.15	0.27	0.23	0.20	0.00	0.14	0.26	0.21	0.19	0.18	0.16
13	0.16	0.25	0.20	0.28	0.16	0.17	0.19	0.18	0.25	0.21	0.19	0.14	0.00	0.22	0.22	0.18	0.15	0.15
14	0.20	0.21	0.22	0.23	0.22	0.26	0.28	0.26	0.20	0.22	0.21	0.26	0.22	0.00	0.23	0.24	0.21	0.25
15	0.23	0.25	0.26	0.26	0.23	0.21	0.17	0.20	0.26	0.22	0.22	0.21	0.22	0.23	0.00	0.16	0.20	0.20
16	0.22	0.27	0.23	0.29	0.22	0.20	0.16	0.21	0.24	0.17	0.20	0.19	0.18	0.24	0.16	0.00	0.22	0.16
17	0.19	0.20	0.22	0.25	0.20	0.20	0.23	0.20	0.25	0.25	0.22	0.18	0.15	0.21	0.20	0.22	0.00	0.22
18	0.20	0.28	0.23	0.30	0.18	0.17	0.15	0.17	0.26	0.21	0.20	0.16	0.15	0.25	0.20	0.16	0.22	0.00
19	0.26	0.32	0.30	0.35	0.26	0.19	0.10	0.18	0.31	0.25	0.26	0.19	0.22	0.30	0.18	0.17	0.26	0.14
20	0.21	0.22	0.18	0.26	0.21	0.21	0.23	0.23	0.18	0.16	0.18	0.23	0.20	0.18	0.22	0.17	0.22	0.20
21	0.23	0.30	0.26	0.33	0.24	0.19	0.14	0.19	0.27	0.19	0.21	0.21	0.19	0.27	0.18	0.14	0.25	0.14
22	0.21	0.29	0.26	0.31	0.23	0.18	0.13	0.18	0.26	0.19	0.21	0.20	0.20	0.26	0.17	0.15	0.25	0.15
23	0.21	0.27	0.22	0.29	0.17	0.15	0.15	0.17	0.26	0.21	0.20	0.15	0.17	0.24	0.21	0.18	0.22	0.10
24	0.31	0.28	0.32	0.25	0.34	0.37	0.40	0.35	0.28	0.29	0.30	0.37	0.35	0.27	0.32	0.35	0.31	0.40
25	0.22	0.28	0.26	0.32	0.22	0.18	0.11	0.17	0.27	0.21	0.20	0.15	0.18	0.26	0.18	0.13	0.23	0.14
26	0.22	0.25	0.24	0.27	0.22	0.19	0.15	0.18	0.25	0.23	0.22	0.19	0.20	0.23	0.13	0.17	0.20	0.15
27	0.22	0.23	0.21	0.26	0.24	0.24	0.26	0.25	0.16	0.15	0.18	0.26	0.22	0.20	0.23	0.19	0.24	0.24
28	0.34	0.29	0.31	0.26	0.35	0.39	0.44	0.38	0.30	0.34	0.35	0.40	0.39	0.29	0.37	0.41	0.34	0.43
29	0.25	0.26	0.28	0.23	0.28	0.29	0.33	0.29	0.26	0.27	0.27	0.32	0.30	0.25	0.26	0.32	0.27	0.32
30	0.20	0.25	0.20	0.23	0.18	0.23	0.22	0.23	0.20	0.18	0.19	0.21	0.19	0.20	0.19	0.16	0.22	0.17
31	0.23	0.22	0.22	0.24	0.25	0.24	0.28	0.24	0.21	0.22	0.23	0.27	0.26	0.22	0.25	0.28	0.24	0.29
32	0.18	0.27	0.24	0.28	0.20	0.16	0.15	0.16	0.27	0.22	0.21	0.15	0.14	0.24	0.19	0.16	0.18	0.13
33	0.21	0.25	0.24	0.23	0.21	0.21	0.22	0.18	0.25	0.23	0.22	0.22	0.24	0.23	0.21	0.24	0.23	0.21
34	0.23	0.23	0.25	0.24	0.26	0.27	0.29	0.27	0.21	0.19	0.22	0.29	0.25	0.19	0.22	0.22	0.23	0.28
35	0.24	0.25	0.24	0.26	0.24	0.21	0.18	0.20	0.20	0.18	0.22	0.22	0.24	0.24	0.18	0.18	0.25	0.19
36	0.24	0.22	0.23	0.24	0.26	0.31	0.36	0.30	0.26	0.30	0.28	0.32	0.30	0.22	0.31	0.34	0.26	0.34
เฉลี่ย	0.22	0.24	0.23	0.27	0.22	0.22	0.22	0.22	0.24	0.22	0.21	0.22	0.22	0.23	0.22	0.21	0.23	0.22

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

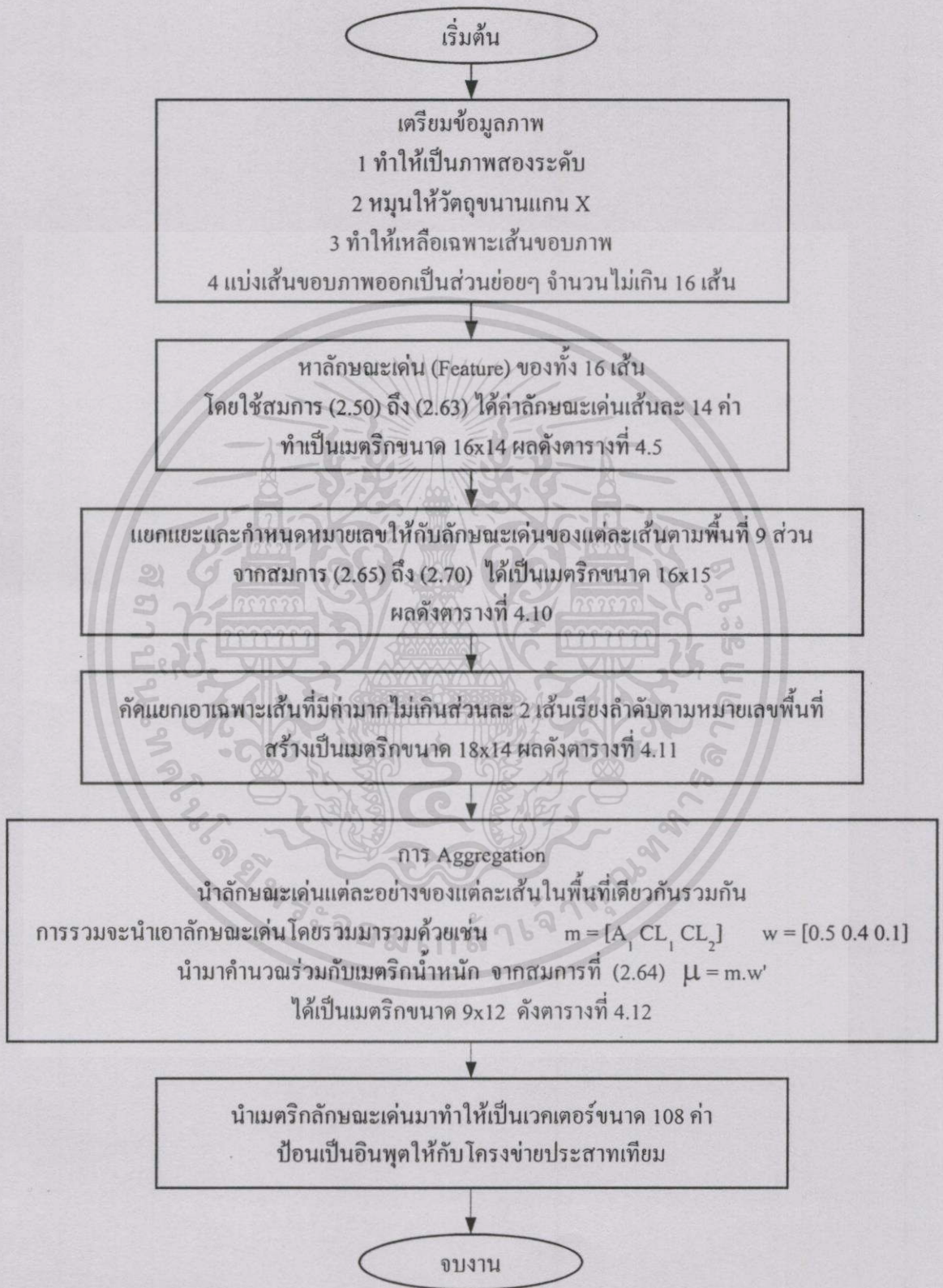
ตารางที่ 4.9 (ต่อ)

วัตถุ	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
1	0.26	0.21	0.23	0.21	0.21	0.31	0.22	0.22	0.22	0.34	0.25	0.20	0.23	0.18	0.21	0.23	0.24	0.24
2	0.32	0.22	0.30	0.29	0.27	0.28	0.28	0.25	0.23	0.29	0.26	0.25	0.22	0.27	0.25	0.23	0.25	0.22
3	0.30	0.18	0.26	0.26	0.22	0.32	0.26	0.24	0.21	0.31	0.28	0.20	0.22	0.24	0.24	0.25	0.24	0.23
4	0.35	0.26	0.33	0.31	0.29	0.25	0.32	0.27	0.26	0.26	0.23	0.23	0.24	0.28	0.23	0.24	0.26	0.24
5	0.26	0.21	0.24	0.23	0.17	0.34	0.22	0.22	0.24	0.35	0.28	0.18	0.25	0.20	0.21	0.26	0.24	0.26
6	0.19	0.21	0.19	0.18	0.15	0.37	0.18	0.19	0.24	0.39	0.29	0.23	0.24	0.16	0.21	0.27	0.21	0.31
7	0.10	0.23	0.14	0.13	0.15	0.40	0.11	0.15	0.26	0.44	0.33	0.22	0.28	0.15	0.22	0.29	0.18	0.36
8	0.18	0.23	0.19	0.18	0.17	0.35	0.17	0.18	0.25	0.38	0.29	0.23	0.24	0.16	0.18	0.27	0.20	0.30
9	0.31	0.18	0.27	0.26	0.26	0.28	0.27	0.25	0.16	0.30	0.26	0.20	0.21	0.27	0.25	0.21	0.20	0.26
10	0.25	0.16	0.19	0.19	0.21	0.29	0.21	0.23	0.15	0.34	0.27	0.18	0.22	0.22	0.23	0.19	0.18	0.30
11	0.26	0.18	0.21	0.21	0.20	0.30	0.20	0.22	0.18	0.35	0.27	0.19	0.23	0.21	0.22	0.22	0.22	0.28
12	0.19	0.23	0.21	0.20	0.15	0.37	0.15	0.19	0.26	0.40	0.32	0.21	0.27	0.15	0.22	0.29	0.22	0.32
13	0.22	0.20	0.19	0.20	0.17	0.35	0.18	0.20	0.22	0.39	0.30	0.19	0.26	0.14	0.24	0.25	0.24	0.30
14	0.30	0.18	0.27	0.26	0.24	0.27	0.26	0.23	0.20	0.29	0.25	0.20	0.22	0.24	0.23	0.19	0.24	0.22
15	0.18	0.22	0.18	0.17	0.21	0.32	0.18	0.13	0.23	0.37	0.26	0.19	0.25	0.19	0.21	0.22	0.18	0.31
16	0.17	0.17	0.14	0.15	0.18	0.35	0.13	0.17	0.19	0.41	0.32	0.16	0.28	0.16	0.24	0.22	0.18	0.34
17	0.26	0.22	0.25	0.25	0.22	0.31	0.23	0.20	0.24	0.34	0.27	0.22	0.24	0.18	0.23	0.23	0.25	0.26
18	0.14	0.20	0.14	0.15	0.10	0.40	0.14	0.15	0.24	0.43	0.32	0.17	0.29	0.13	0.21	0.28	0.19	0.34
19	0.00	0.24	0.12	0.11	0.15	0.44	0.11	0.15	0.29	0.48	0.35	0.23	0.33	0.15	0.23	0.32	0.19	0.40
20	0.24	0.00	0.19	0.20	0.20	0.34	0.23	0.21	0.16	0.34	0.29	0.20	0.23	0.22	0.23	0.19	0.17	0.30
21	0.12	0.19	0.00	0.09	0.16	0.41	0.14	0.15	0.24	0.45	0.33	0.21	0.30	0.15	0.23	0.28	0.17	0.37
22	0.11	0.20	0.09	0.00	0.14	0.38	0.13	0.17	0.24	0.42	0.30	0.20	0.28	0.16	0.21	0.26	0.17	0.35
23	0.15	0.20	0.16	0.14	0.00	0.39	0.15	0.18	0.24	0.41	0.30	0.17	0.27	0.15	0.19	0.28	0.18	0.33
24	0.44	0.34	0.41	0.38	0.39	0.00	0.40	0.36	0.27	0.24	0.23	0.31	0.24	0.37	0.31	0.22	0.34	0.26
25	0.11	0.23	0.14	0.13	0.15	0.40	0.00	0.16	0.25	0.45	0.34	0.19	0.31	0.14	0.24	0.29	0.21	0.37
26	0.15	0.21	0.15	0.17	0.18	0.36	0.16	0.00	0.22	0.40	0.28	0.18	0.27	0.14	0.19	0.26	0.17	0.32
27	0.29	0.16	0.24	0.24	0.24	0.27	0.25	0.22	0.00	0.32	0.24	0.18	0.21	0.24	0.25	0.17	0.21	0.29
28	0.48	0.34	0.45	0.42	0.41	0.24	0.45	0.40	0.32	0.00	0.25	0.36	0.27	0.42	0.32	0.27	0.36	0.24
29	0.35	0.29	0.33	0.30	0.30	0.23	0.34	0.28	0.24	0.25	0.00	0.26	0.23	0.30	0.24	0.23	0.28	0.24
30	0.23	0.20	0.21	0.20	0.17	0.31	0.19	0.18	0.18	0.36	0.26	0.00	0.25	0.20	0.23	0.23	0.21	0.28
31	0.33	0.23	0.30	0.28	0.27	0.24	0.31	0.27	0.21	0.27	0.23	0.25	0.00	0.27	0.23	0.22	0.23	0.26
32	0.15	0.22	0.15	0.16	0.15	0.37	0.14	0.14	0.24	0.42	0.30	0.20	0.27	0.00	0.20	0.27	0.20	0.34
33	0.23	0.23	0.23	0.21	0.19	0.31	0.24	0.19	0.25	0.32	0.24	0.23	0.23	0.20	0.00	0.24	0.17	0.27
34	0.32	0.19	0.28	0.26	0.28	0.22	0.29	0.26	0.17	0.27	0.23	0.23	0.22	0.27	0.24	0.00	0.24	0.27
35	0.19	0.17	0.17	0.17	0.18	0.34	0.21	0.17	0.21	0.36	0.28	0.21	0.23	0.20	0.17	0.24	0.00	0.33
36	0.40	0.30	0.37	0.35	0.33	0.26	0.37	0.32	0.29	0.24	0.24	0.28	0.26	0.34	0.27	0.27	0.33	0.00
เฉลี่ย	0.24	0.22	0.23	0.22	0.21	0.33	0.22	0.21	0.23	0.35	0.28	0.22	0.25	0.21	0.23	0.25	0.22	0.30

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.5 การทดสอบภาพวัตถุโดยหลักการ Fuzzy Feature Aggregation



รูปที่ 4.9 โครงสร้างการทำงานของหลักการ Fuzzy Feature Aggregation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลักษณะการเตรียมข้อมูลเบื้องต้นจะเหมือนกันกับวิธี ID3-Derived Fuzzy Rules หลังจากได้แบ่งเส้นขอบภาพออกเป็น 16 ส่วนแล้ว ในวิธีการนี้จะต้องหาว่าแต่ละเส้นอยู่ในบริเวณพื้นที่ใด ในการแบ่งออกเป็น 9 พื้นที่ ตัวอย่างในตารางที่ 4.9 เป็นผลที่ได้หลังจากการหาว่าเส้นย่อยต่างๆ นั้นวางตัวอยู่ในพื้นที่ใดใน 9 พื้นที่

ตารางที่ 4.10 พื้นที่ที่ 16 เส้นย่อยวางตัวของวัตถุต้นแบบหมายเลข 1

เส้นที่	VP	HP	A	S	CL	AL	DL	UL	VC	HC	VS	HS	PS	NS	พื้นที่
1	0.06	0.74	0.56	0.89	0.50	0.31	0.50	0.55	0.06	0.94	0.00	0.87	0.00	0.13	8
2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	7
3	0.29	0.25	0.59	0.86	0.49	0.23	0.49	0.77	0.16	0.84	0.00	0.68	0.00	0.32	4
4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	7
5	0.87	0.63	0.65	0.78	0.50	0.73	0.50	0.27	0.11	0.89	0.00	0.78	0.22	0.00	2
6	0.76	0.22	0.82	0.39	0.50	0.70	0.50	0.05	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	1
7	0.70	0.09	0.89	0.20	0.50	0.44	0.50	0.39	0.22	0.78	0.00	0.57	0.43	0.00	4
8	0.63	0.03	0.53	0.92	0.40	0.40	0.40	0.60	0.70	0.30	0.41	0.00	0.59	0.00	4
9	0.52	0.05	0.78	0.51	0.95	0.50	0.05	0.50	0.91	0.09	0.83	0.00	0.17	0.00	4
10	0.25	0.20	0.35	0.99	0.50	0.50	0.25	0.50	0.19	0.81	0.00	0.63	0.00	0.37	7
11	0.88	0.48	0.57	0.88	0.75	0.50	0.25	0.50	0.16	0.84	0.00	0.68	0.32	0.00	2
12	0.15	0.44	0.63	0.81	0.29	0.43	0.71	0.57	0.21	0.79	0.00	0.57	0.00	0.43	8
13	0.58	0.34	0.76	0.55	0.53	0.53	0.47	0.47	0.37	0.63	0.00	0.26	0.74	0.00	5
14	0.90	0.99	0.62	0.83	0.15	0.46	0.85	0.46	0.95	0.05	0.89	0.00	0.00	0.11	3
15	0.10	0.98	0.69	0.71	0.07	0.50	0.93	0.50	0.90	0.10	0.81	0.00	0.00	0.19	9
16	0.37	0.47	0.67	0.75	0.86	0.50	0.14	0.50	0.30	0.70	0.00	0.41	0.00	0.59	5

จากนั้นทำการเรียงลำดับใหม่โดยกำหนดให้แต่ละพื้นที่ไม่เกินสองเส้นถ้าเกินจะเลือกเอาเส้นที่มีจำนวนจุดมากที่สุดสองเส้นแรกเท่านั้น ในกรณีที่พื้นที่ส่วนใดมีเส้นขอบภาพวัตถุที่วางตัวอยู่ในพื้นที่นั้นน้อยกว่าสองหรือไม่มีอยู่เลย จะกำหนดให้มีค่าเท่ากับศูนย์ไว้ ผลการเรียงจะแสดงในตารางที่ 4.10

ตารางที่ 4.11 พื้นที่ที่ 16 เส้นย่อยวางตัวอยู่ภายหลังเรียงลำดับของวัตถุต้นแบบหมายเลข 1

ลำดับที่	VP	HP	A	S	CL	AL	DL	UL	VC	HC	VS	HS	PS	NS	พื้นที่
1	0.76	0.22	0.82	0.39	0.50	0.70	0.50	0.05	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	1
2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0
3	0.88	0.63	0.65	0.88	0.75	0.73	0.50	0.50	0.16	0.89	0.00	0.78	0.32	0.00	2
4	0.87	0.48	0.57	0.78	0.50	0.50	0.25	0.27	0.11	0.84	0.00	0.68	0.22	0.00	2
5	0.90	0.99	0.62	0.83	0.15	0.46	0.85	0.46	0.95	0.05	0.89	0.00	0.00	0.11	3
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0
7	0.70	0.25	0.89	0.92	0.95	0.50	0.50	0.77	0.91	0.84	0.83	0.68	0.59	0.32	4
8	0.63	0.09	0.78	0.86	0.50	0.44	0.49	0.60	0.70	0.78	0.41	0.57	0.43	0.00	4
9	0.58	0.47	0.76	0.75	0.86	0.53	0.47	0.50	0.37	0.70	0.00	0.41	0.74	0.59	5
10	0.37	0.34	0.67	0.55	0.53	0.50	0.14	0.47	0.30	0.63	0.00	0.26	0.00	0.00	5
11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0
12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0
13	0.25	0.20	0.35	0.99	0.50	0.50	0.25	0.50	0.19	0.81	0.00	0.63	0.00	0.37	7
14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	7
15	0.15	0.74	0.63	0.89	0.50	0.43	0.71	0.57	0.21	0.94	0.00	0.87	0.00	0.43	8
16	0.06	0.44	0.56	0.81	0.29	0.31	0.50	0.55	0.06	0.79	0.00	0.57	0.00	0.13	8
17	0.10	0.98	0.69	0.71	0.07	0.50	0.93	0.50	0.90	0.10	0.81	0.00	0.00	0.19	9
18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0

เมื่อได้ข้อมูลการวางตัวของเส้นในพื้นที่ทั้ง 9 ส่วนดังตารางที่ 4.11 แล้วก็จะเข้าสู่ขั้นตอนของการ Aggregation หรือการรวมค่าลักษณะเส้นที่เป็นลักษณะเดียวกันและอยู่ในพื้นที่เดียวกันรวมเข้าด้วยกัน โดยใช้สมการที่ 2.64 ผลที่ได้แสดงในตารางที่ 4.12 ผลการรวมกันจะได้เป็นเมตริกขนาด 9X12 ซึ่งเราจะนำไปใช้เป็นค่าลักษณะเด่นของหลักการนี้

ตารางที่ 4.12 ผลการ Aggregation ค่าลักษณะเส้นของวัตถุต้นแบบหมายเลข 1

พื้นที่	A	S	CL	AL	DL	UL	VC	HC	VS	HS	PS	NS
1	0.82	0.39	0.61	0.69	0.61	0.43	0.41	0.81	0.19	0.59	0.19	0.19
2	0.65	0.88	0.67	0.67	0.55	0.55	0.40	0.76	0.44	0.82	0.59	0.44
3	0.62	0.83	0.37	0.49	0.65	0.49	0.69	0.33	0.77	0.41	0.41	0.46
4	0.89	0.92	0.87	0.69	0.69	0.81	0.88	0.86	0.83	0.79	0.74	0.59
5	0.76	0.75	0.78	0.64	0.58	0.63	0.56	0.73	0.38	0.57	0.67	0.61
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
7	0.35	0.99	0.38	0.38	0.28	0.38	0.25	0.50	0.49	0.75	0.49	0.64
8	0.63	0.89	0.54	0.52	0.65	0.60	0.41	0.77	0.45	0.85	0.45	0.63
9	0.69	0.71	0.37	0.54	0.72	0.54	0.71	0.38	0.68	0.36	0.36	0.43

ผลการทดลองกับภาพวัตถุทั้ง 36 ชิ้นแสดงในตารางที่ 4.13 เมื่อนำค่าลักษณะเด่นเหล่านี้มาวัดหาประสิทธิภาพการแยกแยะแล้วจะได้ผลดังตารางที่ 4.14

ค่าลักษณะเด่นหรือ Feature จากการให้ฝึกวัตถุต้นแบบในเมตริกขนาด 9X12 จำนวน 108 ค่า จะถูกทำให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ ซึ่งจะถูกใช้เป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ จะมีทั้งหมด 3 เลเยอร์ คือ อินพุตเลเยอร์จำนวน 108 โหนด เอาต์พุตเลเยอร์จำนวน 36 โหนด และ ฮิดเดนเลเยอร์จำนวน 216 โหนด และได้ตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เท่ากับ 0.1 และค่าความผิดพลาด (Sum-Square Error) เท่ากับ 0.01 เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนประมาณ 50 นาที

ผลการทดสอบที่ได้จากการรู้จำของวิธีนี้จากภาพวัตถุทั้งหมด 200 ภาพของวัตถุ 36 ชิ้นสามารถบอกได้ถูกต้อง 182 ภาพ คิดเป็น 91%

ตารางที่ 4.13 ค่าลักษณะเด่น (Features) ที่ได้จาก Fuzzy Feature Aggregation ของวัตถุทั้ง 36 ชิ้น

วัตถุ	ค่าลักษณะเด่นจำนวน 108 ค่าของวัตถุแต่ละชิ้น (1-36)																																			
1	0.82	0.39	0.61	0.69	0.61	0.43	0.41	0.81	0.19	0.59	0.19	0.19	0.65	0.88	0.67	0.55	0.55	0.40	0.76	0.44	0.82	0.59	0.44	0.62	0.83	0.37	0.49	0.65	0.49	0.69	0.33	0.77	0.41	0.41	0.46	
2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.59	0.99	0.55	0.62	0.55	0.56	0.52	0.75	0.49	0.90	0.94	0.52	0.80	0.46	0.46	0.60	0.71	0.60	0.57	0.62	0.23	0.28	0.58	
3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.62	0.83	0.59	0.60	0.55	0.44	0.72	0.42	0.74	0.67	0.42	0.63	0.42	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.61	0.86	0.64	0.65	0.53	0.52	0.51	0.65	0.43	0.62	0.84	0.43	0.63	0.81	0.54	0.52	0.49	0.52	0.47	0.56	0.40	0.49	0.72	0.40	
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.64	0.94	0.61	0.71	0.56	0.53	0.46	0.75	0.47	0.83	0.74	0.47	0.81	0.42	0.44	0.59	0.77	0.59	0.73	0.48	0.46	0.21	0.21	0.36	
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.62	0.99	0.58	0.60	0.55	0.55	0.42	0.75	0.49	0.89	0.71	0.49	0.74	0.61	0.43	0.55	0.68	0.55	0.55	0.31	0.34	0.31	0.67		
7	0.68	0.72	0.64	0.54	0.44	0.54	0.59	0.49	0.46	0.36	0.66	0.36	0.51	0.93	0.45	0.50	0.45	0.35	0.27	0.64	0.47	0.84	0.47	0.49	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
8	0.69	0.70	0.65	0.55	0.45	0.55	0.45	0.64	0.35	0.55	0.56	0.35	0.47	1.00	0.49	0.48	0.49	0.52	0.26	0.72	0.50	0.97	0.50	0.54	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00		
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.72	0.88	0.61	0.76	0.61	0.54	0.46	0.79	0.44	0.81	0.63	0.52	0.65	0.78	0.38	0.53	0.68	0.53	0.65	0.40	0.65	0.39	0.53		
10	0.56	0.89	0.48	0.61	0.48	0.31	0.33	0.63	0.45	0.76	0.54	0.45	0.61	0.86	0.65	0.51	0.53	0.72	0.63	0.70	0.67	0.78	0.61	0.43	0.71	0.67	0.55	0.64	0.55	0.45	0.45	0.66	0.33	0.55	0.33	0.52
11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.79	0.88	0.73	0.83	0.64	0.60	0.74	0.83	0.62	0.82	0.46	0.84	0.70	0.69	0.40	0.50	0.70	0.60	0.41	0.70	0.34	0.63	0.34	0.45
12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.63	0.97	0.55	0.55	0.62	0.64	0.46	0.74	0.48	0.83	0.77	0.48	0.77	0.53	0.41	0.58	0.76	0.58	0.68	0.49	0.46	0.27	0.47	0.27	
13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.76	0.68	0.59	0.82	0.80	0.59	0.71	0.79	0.58	0.72	0.50	0.36
14	0.69	0.71	0.55	0.72	0.55	0.37	0.37	0.72	0.36	0.71	0.40	0.36	0.61	0.84	0.59	0.49	0.42	0.49	0.43	0.58	0.42	0.58	0.42	0.66	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.54	0.91	0.47	0.67	0.47	0.27	0.27	0.67	0.46	0.86	0.46	0.46	0.62	0.83	0.40	0.49	0.62	0.49	0.45	0.57	0.42	0.53	0.42	0.70	
16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.60	0.88	0.55	0.52	0.55	0.72	0.43	0.75	0.44	0.84	0.67	0.56	0.65	0.86	0.55	0.71	0.67	0.52	0.49	0.73	0.43	0.73	0.43	0.76	
17	0.65	0.78	0.66	0.53	0.36	0.53	0.68	0.37	0.70	0.39	0.39	0.48	0.42	0.97	0.41	0.61	0.41	0.22	0.21	0.61	0.49	0.88	0.49	0.49	0.75	0.59	0.40	0.56	0.74	0.56	0.75	0.40	0.65	0.29	0.29	0.34
18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.58	0.87	0.49	0.58	0.49	0.40	0.32	0.66	0.44	0.77	0.44	0.50	0.82	0.93	0.46	0.65	0.46	0.26	0.26	0.65	0.46	0.86	0.46	0.47	
19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.41	0.98	0.41	0.60	0.41	0.21	0.21	0.60	0.49	0.88	0.49	0.49	0.64	0.86	0.54	0.73	0.66	0.53	0.62	0.77	0.59	0.84	0.71	0.43	
20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.64	0.86	0.54	0.73	0.66	0.53	0.62	0.77	0.59	0.84	0.71	0.43	
21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.49	0.95	0.44	0.24	0.44	0.37	0.24	0.64	0.47	0.87	0.47	0.47	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.59	0.86	0.43	0.56	0.43	0.41	0.58	0.43	0.59	0.67	0.43	0.43	
23	0.60	0.85	0.49	0.57	0.49	0.43	0.40	0.60	0.43	0.62	0.43	0.63	0.55	0.90	0.47	0.62	0.47	0.33	0.32	0.63	0.45	0.77	0.53	0.45	0.81	0.94	0.61	0.85	0.82	0.60	0.66	0.84	0.58	0.86	0.76	0.48
24	0.88	0.86	0.76	0.82	0.67	0.66	0.56	0.89	0.43	0.83	0.66	0.43	0.83	0.93	0.65	0.72	0.72	0.62	0.80	0.79	0.81	0.80	0.55	0.47	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.47	0.95	0.43	0.62	0.43	0.24	0.24	0.63	0.48	0.87	0.48	0.48	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
26	0.48	0.95	0.36	0.44	0.25	0.44	0.63	0.25	0.86	0.48	0.48	0.49	0.00	1.00	0.20	0.00	0.00	0.40	0.50	0.90	0.50	0.50	0.45	0.96	0.28	0.43	0.58	0.43	0.62	0.23	0.87	0.48	0.49	0.48	0.48	
27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.59	0.86	0.50	0.36	0.50	0.64	0.31	0.68	0.43	0.80	0.46	0.43	0.57	0.89	0.47	0.47	0.44	0.47	0.53	0.43	0.54	0.44	0.74	0.44
28	0.59	0.86	0.60	0.55	0.52	0.52	0.64	0.64	0.68	0.68	0.43	0.62	0.82	1.00	0.61	0.65	0.60	0.65	0.83	0.75	0.90	0.78	0.50	0.62	0.66	0.77	0.41	0.53	0.61	0.65	0.40	0.63	0.39	0.54	0.39	
29	0.59	0.86	0.47	0.49	0.48	0.49	0.62	0.37	0.68	0.43	0.43	0.58	0.65	0.82	0.57	0.64	0.57	0.51	0.49	0.68	0.41	0.61	0.68	0.65	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.94	0.66	0.68	0.90	0.85	0.68	0.81	0.87	0.59	0.70	0.33	0.48	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
31	0.82	0.99	0.78	0.64	0.62	0.64	0.68	0.67	0.53	0.51	0.86	0.87	0.65	0.79	0.52	0.44	0.52	0.36	0.35	0.70	0.39	0.75	0.39	0.44	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
32	0.81	1.00	0.84	0.84	0.61	0.65	0.90	0.59	0.99	0.50	0.81	0.79	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
33	0.79	1.00	0.65	0.74	0.77	0.62	0.82	0.86	0.87	0.94	0.81	0.75	0.52	0.93	0.46	0.62	0.46	0.30	0.26	0.66	0.46	0.86	0.46	0.47	0.95	0.68	0.79	0.72	0.72	0.72	0.72	0.34	0.34	0.84	0.34	
34	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.63	0.87	0.61	0.66	0.57	0.58	0.67	0.78	0.71	0.86	0.57	0.56	0.59	0.91	0.53	0.70	0.57	0.48	0.53	0.73	0.53	0.85	0.46	0.78
35	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.65	0.78	0.52	0.72	0.52	0.34	0.33	0.72	0.39	0.78	0.40	0.39	0.00	1.00	0.00	0.10	0.00	0.30	0.40	0.00	0.90	0.50	0.50	
36	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.87	0.84	0.69	0.73	0.82	0.73	0.76	0.84	0.57	0.73	0.83	0.84	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

ตารางที่ 4.14 การวัดประสิทธิภาพของลักษณะเด่นที่ได้จากวิธี Fuzzy Feature Aggregation

วัตถุ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0.00	0.31	0.32	0.28	0.28	0.29	0.50	0.44	0.42	0.31	0.29	0.37	0.42	0.39	0.35	0.42	0.36	0.48
2	0.31	0.00	0.26	0.18	0.19	0.10	0.55	0.54	0.46	0.41	0.22	0.26	0.38	0.52	0.28	0.32	0.37	0.42
3	0.32	0.26	0.00	0.21	0.20	0.25	0.52	0.47	0.47	0.42	0.22	0.34	0.40	0.45	0.31	0.40	0.40	0.45
4	0.28	0.18	0.21	0.00	0.15	0.18	0.56	0.51	0.43	0.39	0.16	0.28	0.33	0.49	0.26	0.36	0.37	0.43
5	0.28	0.19	0.20	0.15	0.00	0.15	0.53	0.49	0.41	0.37	0.13	0.28	0.34	0.48	0.25	0.35	0.36	0.42
6	0.29	0.10	0.25	0.18	0.15	0.00	0.51	0.50	0.43	0.39	0.18	0.24	0.36	0.49	0.25	0.30	0.36	0.38
7	0.50	0.55	0.52	0.56	0.53	0.51	0.00	0.23	0.42	0.39	0.55	0.47	0.56	0.34	0.47	0.43	0.46	0.38
8	0.44	0.54	0.47	0.51	0.49	0.50	0.23	0.00	0.36	0.35	0.51	0.46	0.51	0.25	0.44	0.49	0.44	0.44
9	0.42	0.46	0.47	0.43	0.41	0.43	0.42	0.36	0.00	0.30	0.43	0.35	0.40	0.40	0.33	0.40	0.39	0.43
10	0.31	0.41	0.42	0.39	0.37	0.39	0.39	0.35	0.30	0.00	0.38	0.33	0.38	0.30	0.31	0.34	0.29	0.40
11	0.29	0.22	0.22	0.16	0.13	0.18	0.55	0.51	0.43	0.38	0.00	0.30	0.36	0.48	0.25	0.33	0.39	0.41
12	0.37	0.26	0.34	0.28	0.28	0.24	0.47	0.46	0.35	0.33	0.30	0.00	0.28	0.45	0.20	0.24	0.31	0.33
13	0.42	0.38	0.40	0.33	0.34	0.36	0.56	0.51	0.40	0.38	0.36	0.28	0.00	0.49	0.26	0.37	0.35	0.44
14	0.39	0.52	0.45	0.49	0.48	0.49	0.34	0.25	0.40	0.30	0.48	0.45	0.49	0.00	0.42	0.48	0.42	0.44
15	0.35	0.28	0.31	0.26	0.25	0.25	0.47	0.44	0.33	0.31	0.25	0.20	0.26	0.42	0.00	0.23	0.28	0.30
16	0.42	0.32	0.40	0.36	0.35	0.30	0.43	0.49	0.40	0.34	0.33	0.24	0.37	0.48	0.23	0.00	0.34	0.23
17	0.36	0.37	0.40	0.37	0.36	0.36	0.46	0.44	0.39	0.29	0.39	0.31	0.35	0.42	0.28	0.34	0.00	0.39
18	0.48	0.42	0.45	0.43	0.42	0.38	0.38	0.44	0.43	0.40	0.41	0.33	0.44	0.44	0.30	0.23	0.39	0.00
19	0.48	0.42	0.38	0.44	0.42	0.39	0.34	0.39	0.47	0.44	0.42	0.37	0.48	0.41	0.34	0.32	0.43	0.22
20	0.47	0.53	0.53	0.48	0.49	0.50	0.50	0.45	0.43	0.42	0.51	0.49	0.41	0.41	0.45	0.49	0.50	0.45
21	0.43	0.39	0.29	0.36	0.34	0.36	0.41	0.37	0.44	0.40	0.35	0.35	0.42	0.35	0.30	0.38	0.40	0.31
22	0.48	0.44	0.45	0.39	0.42	0.42	0.56	0.49	0.48	0.46	0.45	0.41	0.30	0.49	0.37	0.45	0.40	0.44
23	0.25	0.30	0.33	0.26	0.24	0.27	0.50	0.47	0.46	0.32	0.25	0.35	0.38	0.47	0.31	0.36	0.32	0.42
24	0.40	0.51	0.47	0.50	0.50	0.49	0.36	0.33	0.48	0.33	0.50	0.45	0.55	0.20	0.44	0.48	0.41	0.43
25	0.44	0.40	0.31	0.37	0.35	0.37	0.38	0.33	0.42	0.38	0.36	0.33	0.40	0.33	0.29	0.35	0.39	0.29
26	0.46	0.46	0.49	0.47	0.46	0.43	0.39	0.45	0.50	0.39	0.47	0.40	0.47	0.43	0.36	0.34	0.33	0.26
27	0.44	0.47	0.50	0.48	0.47	0.45	0.40	0.45	0.41	0.37	0.47	0.41	0.50	0.38	0.39	0.33	0.46	0.28
28	0.37	0.45	0.50	0.48	0.47	0.45	0.42	0.47	0.42	0.27	0.46	0.40	0.51	0.41	0.39	0.35	0.35	0.40
29	0.48	0.47	0.43	0.49	0.47	0.45	0.33	0.40	0.52	0.40	0.47	0.42	0.53	0.36	0.40	0.38	0.37	0.30
30	0.41	0.44	0.37	0.41	0.40	0.41	0.36	0.31	0.35	0.35	0.40	0.36	0.46	0.24	0.35	0.40	0.44	0.36
31	0.45	0.55	0.52	0.57	0.55	0.53	0.28	0.36	0.51	0.37	0.55	0.51	0.60	0.29	0.50	0.47	0.46	0.41
32	0.48	0.60	0.54	0.57	0.57	0.58	0.42	0.35	0.54	0.43	0.59	0.56	0.52	0.31	0.53	0.59	0.49	0.54
33	0.43	0.47	0.51	0.48	0.46	0.44	0.38	0.42	0.52	0.37	0.47	0.42	0.51	0.44	0.40	0.36	0.37	0.32
34	0.44	0.43	0.48	0.45	0.43	0.41	0.39	0.46	0.40	0.36	0.43	0.38	0.49	0.41	0.36	0.30	0.42	0.24
35	0.42	0.35	0.37	0.38	0.38	0.33	0.45	0.49	0.42	0.39	0.37	0.30	0.40	0.50	0.28	0.22	0.36	0.30
36	0.44	0.39	0.31	0.37	0.35	0.36	0.43	0.39	0.43	0.40	0.36	0.32	0.44	0.34	0.32	0.38	0.39	0.33
เฉลี่ย	0.40	0.39	0.40	0.39	0.38	0.37	0.43	0.42	0.43	0.37	0.38	0.36	0.43	0.40	0.34	0.37	0.39	0.37

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.14 (ต่อ)

วัตถุ	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
1	0.48	0.47	0.43	0.48	0.25	0.40	0.44	0.46	0.44	0.37	0.48	0.41	0.45	0.48	0.43	0.44	0.42	0.44
2	0.42	0.53	0.39	0.44	0.30	0.51	0.40	0.46	0.47	0.45	0.47	0.44	0.55	0.60	0.47	0.43	0.35	0.39
3	0.38	0.53	0.29	0.45	0.33	0.47	0.31	0.49	0.50	0.50	0.43	0.37	0.52	0.54	0.51	0.48	0.37	0.31
4	0.44	0.48	0.36	0.39	0.26	0.50	0.37	0.47	0.48	0.48	0.49	0.41	0.57	0.57	0.48	0.45	0.38	0.37
5	0.42	0.49	0.34	0.42	0.24	0.50	0.35	0.46	0.47	0.47	0.47	0.40	0.55	0.57	0.46	0.43	0.38	0.35
6	0.39	0.50	0.36	0.42	0.27	0.49	0.37	0.43	0.45	0.45	0.45	0.41	0.53	0.58	0.44	0.41	0.33	0.36
7	0.34	0.50	0.41	0.56	0.50	0.36	0.38	0.39	0.40	0.42	0.33	0.36	0.28	0.42	0.38	0.39	0.45	0.43
8	0.39	0.45	0.37	0.49	0.47	0.33	0.33	0.45	0.45	0.47	0.40	0.31	0.36	0.35	0.42	0.46	0.49	0.39
9	0.47	0.43	0.44	0.48	0.46	0.48	0.42	0.50	0.41	0.42	0.52	0.35	0.51	0.54	0.52	0.40	0.42	0.43
10	0.44	0.42	0.40	0.46	0.32	0.33	0.38	0.39	0.37	0.27	0.40	0.35	0.37	0.43	0.37	0.36	0.39	0.40
11	0.42	0.51	0.35	0.45	0.25	0.50	0.36	0.47	0.47	0.46	0.47	0.40	0.55	0.59	0.47	0.43	0.37	0.36
12	0.37	0.49	0.35	0.41	0.35	0.45	0.33	0.40	0.41	0.40	0.42	0.36	0.51	0.56	0.42	0.38	0.30	0.32
13	0.48	0.41	0.42	0.30	0.38	0.55	0.40	0.47	0.50	0.51	0.53	0.46	0.60	0.52	0.51	0.49	0.40	0.44
14	0.41	0.41	0.35	0.49	0.47	0.20	0.33	0.43	0.38	0.41	0.36	0.24	0.29	0.31	0.44	0.41	0.50	0.34
15	0.34	0.45	0.30	0.37	0.31	0.44	0.29	0.36	0.39	0.39	0.40	0.35	0.50	0.53	0.40	0.36	0.28	0.32
16	0.32	0.49	0.38	0.45	0.36	0.48	0.35	0.34	0.33	0.35	0.38	0.40	0.47	0.59	0.36	0.30	0.22	0.38
17	0.43	0.50	0.40	0.40	0.32	0.41	0.39	0.33	0.46	0.35	0.37	0.44	0.46	0.49	0.37	0.42	0.36	0.39
18	0.22	0.45	0.31	0.44	0.42	0.43	0.29	0.26	0.28	0.40	0.30	0.36	0.41	0.54	0.32	0.24	0.30	0.33
19	0.00	0.49	0.23	0.46	0.45	0.40	0.21	0.30	0.34	0.45	0.26	0.31	0.38	0.49	0.36	0.34	0.30	0.30
20	0.49	0.00	0.45	0.32	0.49	0.49	0.44	0.47	0.37	0.53	0.55	0.41	0.49	0.36	0.51	0.40	0.52	0.49
21	0.23	0.45	0.00	0.40	0.42	0.37	0.14	0.36	0.38	0.47	0.30	0.27	0.42	0.45	0.42	0.38	0.37	0.18
22	0.46	0.32	0.40	0.00	0.44	0.53	0.40	0.45	0.50	0.57	0.53	0.47	0.58	0.43	0.50	0.49	0.44	0.45
23	0.45	0.49	0.42	0.44	0.00	0.48	0.41	0.39	0.48	0.41	0.45	0.47	0.50	0.51	0.34	0.45	0.39	0.45
24	0.40	0.49	0.37	0.53	0.48	0.00	0.37	0.39	0.38	0.36	0.31	0.29	0.24	0.36	0.39	0.40	0.49	0.35
25	0.21	0.44	0.14	0.40	0.41	0.37	0.00	0.36	0.38	0.48	0.31	0.24	0.41	0.45	0.41	0.37	0.36	0.20
26	0.30	0.47	0.36	0.45	0.39	0.39	0.36	0.00	0.34	0.37	0.27	0.44	0.36	0.46	0.24	0.32	0.37	0.40
27	0.34	0.37	0.38	0.50	0.48	0.38	0.38	0.34	0.00	0.33	0.37	0.32	0.32	0.50	0.40	0.18	0.39	0.40
28	0.45	0.53	0.47	0.57	0.41	0.36	0.48	0.37	0.33	0.00	0.37	0.43	0.33	0.52	0.36	0.34	0.37	0.47
29	0.26	0.55	0.30	0.53	0.45	0.31	0.31	0.27	0.37	0.37	0.00	0.36	0.29	0.47	0.31	0.36	0.39	0.30
30	0.31	0.41	0.27	0.47	0.47	0.29	0.24	0.44	0.32	0.43	0.36	0.00	0.35	0.43	0.47	0.33	0.42	0.23
31	0.38	0.49	0.42	0.58	0.50	0.24	0.41	0.36	0.32	0.33	0.29	0.35	0.00	0.37	0.37	0.37	0.48	0.43
32	0.49	0.36	0.45	0.43	0.51	0.36	0.45	0.46	0.50	0.52	0.47	0.43	0.37	0.00	0.47	0.53	0.57	0.50
33	0.36	0.51	0.42	0.50	0.34	0.39	0.41	0.24	0.40	0.36	0.31	0.47	0.37	0.47	0.00	0.38	0.41	0.46
34	0.34	0.40	0.38	0.49	0.45	0.40	0.37	0.32	0.18	0.34	0.36	0.33	0.37	0.53	0.38	0.00	0.38	0.37
35	0.30	0.52	0.37	0.44	0.39	0.49	0.36	0.37	0.39	0.37	0.39	0.42	0.48	0.57	0.41	0.38	0.00	0.41
36	0.30	0.49	0.18	0.45	0.45	0.35	0.20	0.40	0.40	0.47	0.30	0.23	0.43	0.50	0.46	0.37	0.41	0.00
เฉลี่ย	0.38	0.47	0.36	0.45	0.39	0.41	0.35	0.39	0.40	0.42	0.40	0.37	0.43	0.49	0.42	0.39	0.39	0.38

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 ข้อสรุปและเปรียบเทียบของการรู้จำ

ในการศึกษาวิจัยการรู้จำวัตถุสองมิติโดยอาศัยหลักการพีชคณิตถึง 4 แบบ และนำ Feature ที่หาได้จากวัตถุต่างๆ นั้นนำไปเป็นอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ จำนวนวัตถุที่ใช้ในการทดสอบมีทั้งสิ้น 36 ชนิด แต่ละชนิดจะถูกบันทึกเป็นภาพขาวดำมีขนาด 256 จุดแนวตั้ง และ 256 จุดแนวนอน การบันทึกจะเปลี่ยนมุมการวางและระยะการบันทึกเพื่อให้เกิดการเปลี่ยนตำแหน่งและทิศทางของตัววัตถุในรูป จากการทดสอบทำให้สามารถสรุปและเปรียบเทียบในแง่มุมต่างๆ ได้

จากการตารางการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการแยกแยะของหลักการแต่ละแบบหรือ Distance of Features ที่ได้แสดงในตารางที่ 4.2, 4.4, 4.9, 4.14 สามารถสรุปได้ดังตารางที่ 5.1 ค่าที่ได้คิดเป็นเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยของความห่างของ feature ถ้ามีค่ามากก็หมายความว่าค่าลักษณะเด่นนั้นๆ มีค่าห่างกันมาก ก็หมายถึงประสิทธิภาพในการแยกแยะจะสูงหรือดีกว่า

ตารางที่ 5.1 เปรียบเทียบสรุปความสามารถของหลักการทั้ง 4 แบบ

ชนิดของพีชคณิต	อัตราการรู้จำ	เวลาที่ใช้ในการฝึก	จำนวน Feature	Average Distance of Features	จำนวนโหนดของ Neural Net
Fuzzy C-Mean	71%	15 นาที	21	0.1188	21-64-36
Fuzzy Pyramid	84.5%	11 นาที	14	0.1986	14-32-36
ID3-Derive Fuzzy Rule	88%	18 นาที	36	0.2350	36-72-36
Fuzzy Feature Aggregation	91%	50 นาที	108	0.3980	108-216-36

ผลการทดลองทำให้ทราบว่าหลักการแต่ละแบบมีจุดดีและจุดด้อยแตกต่างกัน ซึ่งสรุปได้คือ

คุณภาพของการแยกแยะของค่าลักษณะเด่นที่ได้จากหลักการ Fuzzy Feature Aggregation มีคุณภาพดีที่สุด คือมีค่าความต่างกันสูงที่สุดในหลักการทั้งสี่แบบ คือประมาณ 0.39 ในขณะที่ค่าลักษณะเด่นจากหลักการ Fuzzy C-Means จะมีคุณภาพต่ำที่สุดในสี่แบบ คือมีค่าความต่างเพียง 0.11 ประสิทธิภาพของการแยกแยะจากค่าลักษณะเด่นของสองวิธีที่เหลือมีค่าใกล้เคียงกันคือ 0.235 สำหรับ ID3-Derived Fuzzy Rules และ 0.198 สำหรับ Fuzzy Pyramid นั้นย่อมแสดงให้เห็นว่าวิธี

การ Fuzzy Pyramid นั้นมีความสามารถในการแยกแยะได้ดีใกล้เคียงกันในขณะที่มีการเตรียมข้อมูลล่วงหน้าไม่มากนักถ้าเทียบกับวิธีการ ID3-Derived Fuzzy Rules ซึ่งต้องเก็บฐานข้อมูลของ กฎที่ได้สร้างขึ้นจากขั้นตอนการฝึกอีกด้วย

ในด้านของอัตราการรู้จำถูกต้องนั้น วิธีการที่ใช้ Fuzzy Feature Aggregation สามารถแยกแยะได้ดีที่สุด เนื่องจากวิธีการนี้ให้จำนวนของ Feature ที่มีจำนวนมากกว่าชนิดอื่นๆ และจากความสามารถในการแยกแยะของ Feature ที่ดีที่สุดในสี่แบบที่ได้ทดลองนี้ด้วยนั่นเอง ในขณะที่แบบ Fuzzy C-Mean จะมีความถูกต้องต่ำที่สุด สาเหตุเกิดจากค่า Feature ที่ได้นั้นมีค่าใกล้เคียงกันเกินไปจึงทำให้การแยกแยะทำได้ไม่ดีดังแสดงในตารางที่ 5.1

ในด้านจำนวน Feature ที่ได้จากแต่ละวิธี ถ้ามีจำนวนน้อยการแยกแยะอาจขาดความละเอียด แต่ถ้ามีหลักการในการแยกความแตกต่างที่ดี ย่อมทำให้จำนวนของ Feature ที่มีจำนวนน้อยมีความประหยัดและรวดเร็วกว่า จากการทดลองพบว่า Fuzzy Pyramid ได้จำนวนของ Feature น้อยที่สุดคือ 14 ค่า ในขณะที่มีอัตราการรู้จำที่อยู่ในระดับปานกลาง ที่ได้มากที่สุดคือ Fuzzy Feature Aggregation ได้มากถึง 108 ค่า จึงมีผลให้ได้อัตราการรู้จำที่ดีที่สุด แต่ก็ทำให้ใช้เวลาในการฝึกมากที่สุดด้วยเช่นกัน

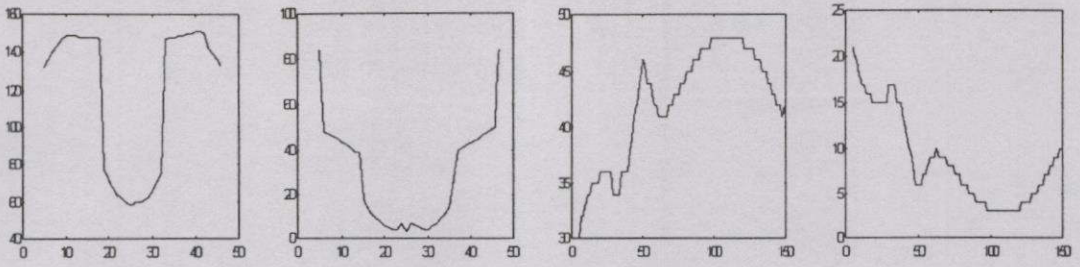
ในด้านความสิ้นเปลืองทั้งเวลาและขนาดของระบบนั้น Fuzzy Feature Aggregation มีความสิ้นเปลืองมากที่สุดและน้อยที่สุดคือ Fuzzy Pyramid

จากการทดลองพบว่าภาพวัตถุบางลักษณะมีปัญหาในการแยกแยะ มักจะผิดพลาดเมื่อป้อนภาพวัตถุเหล่านี้ให้ระบบ โดยอ้างหมายเลขวัตถุในการทดลองคือ วัตถุหมายเลข 2, 5, 6 และ 11 ดังแสดงในรูปที่ 5.1 วัตถุทั้ง 4 ชิ้นนี้มีความคล้ายกันมากจึงเป็นกลุ่มภาพที่มักแยกแยะผิดพลาด

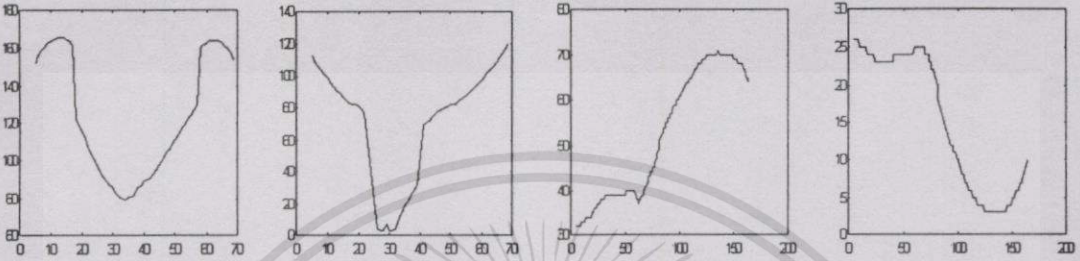


รูปที่ 5.1 กลุ่มภาพวัตถุที่มักแยกแยะผิดพลาด

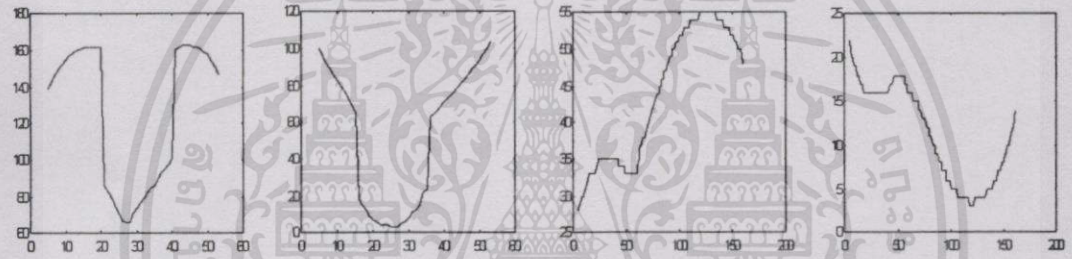
สาเหตุส่วนใหญ่เกิดจากขั้นตอนการเตรียมข้อมูลภาพเบื้องต้น ถ้าพิจารณาการแยกภาพวัตถุออกเป็นเส้นย่อยๆ นั้นจะพบว่าภาพวัตถุทั้งสี่จะมีความคล้ายกันมากดังนั้นเมื่อทำการหาค่าลักษณะของเส้นแบบต่างๆ แล้วจะได้ค่าออกมาใกล้เคียงกัน ตำแหน่งหรือพื้นที่การวางตัวก็ใกล้เคียงกันเช่นกันรูปที่ 5.2 แสดงส่วนของเส้นขอบภาพจากวัตถุทั้ง 4 เปรียบเทียบกัน



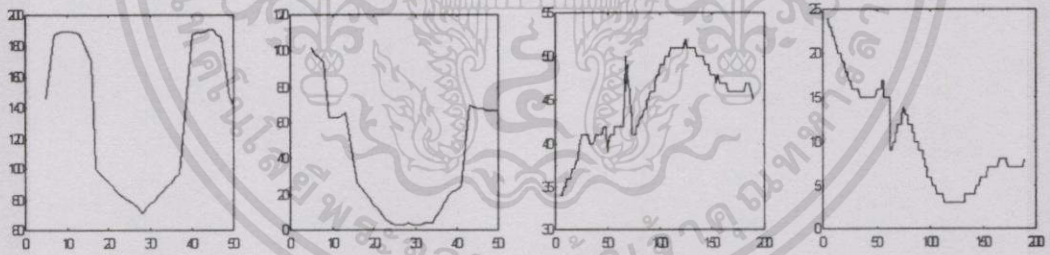
เส้นขอบภาพจากวัตถุหมายเลข 2



เส้นขอบภาพจากวัตถุหมายเลข 5



เส้นขอบภาพจากวัตถุหมายเลข 6



เส้นขอบภาพจากวัตถุหมายเลข 11

รูปที่ 5.2 ส่วนของขอบภาพวัตถุที่มักแยกแยะผิดพลาด

ดังนั้นภาพที่จะนำมาใช้ได้ดีกับวิธีการต่างๆ จึงควรมีความแตกต่างกันในรูปทรง โดยเฉพาะถ้ามีความต่างกันของรูปร่างแต่ละด้านไม่เหมือนกันก็จะทำให้ระบบสามารถแยกแยะได้ดีขึ้น

5.2 ข้อจำกัดของระบบ

จากการทดลองถึงวิธีการต่างๆ ในการทำวิจัยนี้ ทำให้เราทราบข้อจำกัดของระบบที่ทำการศึกษาดังนี้

1. รูปภาพวัตถุที่ใช้ในการทดลอง คุณภาพของการบันทึกต่ำ จึงทำให้พบข้อผิดพลาดในการทำงานเช่น แสงเงาไม่ชัดเจน สีของฉากหลังสว่างมากเกินไป
2. ในกระบวนการหมุนภาพวัตถุให้อยู่ในแนวแกนนอนนั้น การคำนวณหามุมทำได้ลำบาก เพราะวัตถุที่รูปร่างต่างกันจะตอบสนองต่อสมการที่ใช้หาแตกต่างกันออกไปด้วย

5.3 ข้อเสนอแนะสำหรับแนวทางการพัฒนา

เนื่องจากในการทำวิจัยนี้ยังพบข้อจำกัดอยู่บางอย่าง ซึ่งถ้าได้ทำการปรับปรุงในส่วนเหล่านี้แล้ว ก็น่าจะเป็นแนวทางที่ดีในการเพิ่มประสิทธิภาพของระบบการรู้จำวัตถุแบบสองมิติให้ดีขึ้นต่อไป

1. ควรปรับปรุงการบันทึกภาพให้มีความชัดเจน โดยการจัดแสงเงาที่จะตกกระทบทั้งที่ตัววัตถุและฉากหลัง เพื่อให้เกิดการตัดกันให้มากที่สุด ซึ่งจะทำให้ลดความผิดพลาดจากกรณีความข้อมูลภาพผิดเพราะมีส่วนของสีฉากหลังที่มารบกวน ทำให้แยกแยะได้สมบูรณ์มากขึ้น
2. ในการเตรียมข้อมูลเบื้องต้น โดยการหมุนวัตถุให้ขนานกับแนวแกนนอนนั้น จากที่ได้ใช้ในการวิจัยนี้จะใช้วิธีการหาค่าไอเก้น เพียงอย่างเดียว ทำให้การหมุนวัตถุยังมีความผิดพลาดเกิดขึ้น โดยเฉพาะถ้าวัตถุชิ้นนั้นมีรูปทรงจตุรัส ควรหาวิธีการอื่นๆ เสริมเพื่อให้การหามุมในการหมุนถูกต้องมากขึ้น
3. การผสานกันของหลักการตั้งแต่ 2 อย่างขึ้นไปน่าจะทำให้ได้ระบบที่มีความถูกต้องมากขึ้น

เอกสารอ้างอิง

1. Xiaofan Liu, Shaohua Tan, V. Srinivasan, S.H. Ong, Weixin Xie, "Fuzzy Pyramid-based invariant object recognition", Pattern Recognition Vol. 27, 1994 pp. 741-756
2. Ramze Rezaee., M. Nyqvist., "Segmentation of MR images by a fuzzy c-means algorithm", Computer in Cardiology., 1995. pp. 21-24
3. Zheru Chi., Mark Suters., and Hong Yan., "Hand Written Digit Recognition Using Combined ID 3-Derived Fuzzy Rules and Markov Chains", Pattern Recognition., Vol. 29, No.11, 1996. pp. 1821-1833
4. A. Malaviya and L. Peters, "Extracting meaningful hand-writing feature with fuzzy aggregation method", Third ICDAR, Montreal 1995.
5. Hiroto Yoshii., "Pyramid Architecture Classification Tree", IEEE Proc. ICPR'96, 1996. pp. 310-314
6. Yannis A., and Stavros M. Panas., "On Applying Spatial Constraints in Fuzzy Image Clustering Using a Fuzzy Rule-Based System", IEEE Signal Processing Letter, Vol. 5, No. 10, 1998. pp. 245-247
7. Z. Chi and M. Jabri, "A comparison of MLP and ID3-Derived approaches for ECG classification", Proc. Second Australian Conf. Neural Networks, Sydney 1991
8. Peter E. Maher., and Daniel St. Clair., "Uncertain Reasoning in an ID3 Machine Learning Framework", IEEE , Fuzzy System, Vol. 1, 1993. pp. 7-12
9. X. F. Liu and S. H. Tan," Selection of Key Features for Invariant Object Recognition Using Fuzzy Entropy", IEEE, ISSIPNN, April 1994. pp. 217-220
10. S. H. Ong and V. srinivasan," Map Recognition Using An Adaptive Fuzzy Pyramid Decision Approach", IEEE, TENCON'94, vol. 2,1994. pp. 918-922
11. H. J. Zimmermann and P. Zysno, "Decisions and Evaluations by Hierarchical Aggregation of Information", Fuzzy Set and Systems, vol. 10 ,1983. pp. 243-260
12. Jame M. Keller and Hong Yang,"Fuzzy Aggregation Network of Hybrid Neurons with Generalized Yarger Operators
13. Peijun Guo and Hideo Tanaka,"An Aggregation Model via Fuzzy Linear Programming to Rank the Objects with Multiple Attributes", IEEE, IFSCP, August 1999. pp.1175-1180
14. Kim le,"Fuzzy Measures of Aggregation Evidences", IEEE, 1996. pp. 572-576

15. Vicenc Torra." Fuzzy sets as the aggregation of weighted observations", IEEE,1997. pp. 1333-1337
16. Ashutosh Malaviya and Liliane Peters,"Fuzzy Feature description of Handwriting Patterns", Pattern Recognition, Vol. 30 No. 10, 1997. pp. 1591-1604
17. Madan M. Gupta,"Fuzzy Logic and Neural Networks", IEEE,1992. pp. 636-639
18. Miyoshi Tsutomu and Kato Yasunori,"Operator tuning in Fuzzy Production Rules Using Neural Network", IEEE, 1993. pp.641-646
19. Ronald R. Yager,"OWA Neurons: A New Class of Fuzzy Neurons", IEEE, 1992. pp. 226-231
20. Ronald R. Yager and Alexander Rybalov,"Class of Weak Uni-norm Operators and Aggregation of Fuzzy Rules", IEEE, 2000. pp 424-428
21. Ronald R. Yager,"Aggregation Operators and Fuzzy System Modeling", Fuzzy Sets and System, 67, 1994. pp. 129-146
22. Horst Bischof and Walter G. Kropatsch,"Fuzzy Curve Pyramid", IEEE, 1994. pp. 505-509
23. EE. Stannard and D. Pycok,"Recognizing 2-D Shape From Incomplete Boundaries",IEEE,1990. pp. 121-126
24. Cho Huak The and Roland T. Chin,"Two Dimensional CAD-Based Object Recognition", IEEE, 1988. pp. 382-384
25. V. Cantoni, L. Lombardi, L. Cinque, S. Levaldi and C. Guerra,"Recognizing 2D Object by Multi-Resolution Approach", IEEE, 1994. pp. 310-316
26. V. Cantoni, L. Lombardi, L. Cinque, S. Levaldi and C. Guerra,"Tree Pattern Matching for 2D Multiresolution Objects", IEEE, 1993. pp. 43-46
27. Graziano Frosini, Beatrice Lazzarini and Francesco Marcelloni,"A modified Fuzzy C-means Algorithm for Feature Selection", IEEE, 2000. pp. 148-152
28. Mika Sato and Yoshiharu Sato,"Fuzzy Clustering Model for Asymmetry and self-similarity", IEEE, 1997. pp. 963-968
29. Vicenc Torra,"Fuzzy Sets as the Aggregation of weighted observations", IEEE, 1997. pp. 1333-1337
30. Gunilla Borgefors, Giuliana Ramella and Gabriella Sanniti di Baja,"Coarse-to-Fin Skeletons from Grey-Level Pyramid", IEEE, Pattern Recognition 1998. pp. 400-402

31. Arne Stoschek, Thomas P.Y. Yu and Reiner Hegerl, "Rotation-Invariant and Robust Multiple-2D-Object Detection Using Steerable Pyramid Denoising and Optimized Circular Harmonic Filters", IEEE, Proc. of ICPR' 96, 1996. pp. 376-380
32. K. Wohm and S. R. Maeng, "Pyramid-based Estimation of 2D Motion for Object Tracking", IEEE, Proc. IROS'90, 1990. pp. 687-693
33. J.C. Noordam, W.H.A.M. van den Broek and L.M.C. Buydens, "Geometrically Guided Fuzzy C-means Clustering for Multivariate Image Segmentation", IEEE, 2000. pp. 462-465
34. Lilly Spirkovska and Max B. Reid, "An empirical comparison of ID3 and HONNs for distortion invariant object recognition", IEEE, 1990. pp. 577-582
35. Tutsuya Nomura and Tsutomu Mirshi, "An adaptive rule extraction with the fuzzy self-organizing map and a comparison with other methods", IEEE, Proc. ISUMA-NAFIPS'95, 1995. pp. 311-316
36. Ryo Furukawa, Takeshi Uno and Masakazu Imai, "Active tubes in multiscale image queue", IEEE, Proc. ICPR'96, 1996. pp. 488-492
37. Isao Hayashi, "Acquisition of fuzzy rules using fuzzy ID3 with ability of learning for AND/OR operators", IEEE, Conf. On IIS., 1996. pp. 562-568
39. I. Hayashi and J. Osawa, "A proposal of fuzzy ID3 with ability of learning for AND/OR operators", IEEE, 1996. pp. 24-31
40. Pei Lei Tu and Jen Yao Chung, "A new decision-tree classification algorithm for machine learning", IEEE, Conf. On Tools with AI., 1992. pp. 370-377
41. Femando Moura-Pires and Adolfo Steiger-Garcao, "A decision tree algorithm with segmentation", IEEE, IECON, 1991. pp. 2077-2082
42. Jorge S. Marques and Arnaldo J. Abrantes, "A class of probabilistic shape models", IEEE, 1997. pp. 1054-1059
43. Yunxin Zhao, "Binary shape recognition based on an automatic morphological shape decomposition", IEEE, 1989. pp. 1691-1694
44. Sven Behnke, "Hebbian learning and competition in the neural abstraction pyramid", IEEE, 1999. pp. 1356-1361
45. I. Hayashi, T. Maeda, A. Bastain and L. C. Jain, "Generation of fuzzy decision trees by fuzzy ID3 with adjusting mechanism of AND/OR operators", IEEE, 1988. pp. 681-685
46. Tedsuji Tani and Makoto Sakoda, "Fuzzy modeling by ID3 algorithm and its application to prediction of heater outlet temperature", IEEE, 1992. pp. 972-980

50. Motohide Umano, Hirotaka Okamoto, Itsuo Hatono and Hiroyuki Tamura, "Fuzzy decision trees by fuzzy ID3 algorithm and its application to diagnosis systems", IEEE, 1994. pp. 2113-2118
51. T. A. Jemison and R. J. Schalkov, "Feature extraction and shape classification of 2-D polygons using a neural network", IEEE, 1989. pp. 953-958
52. Myung Won Kim, Joong Geun Lee and Changwoo Min, "Efficient fuzzy rule generation based on fuzzy decision tree for data mining", IEEE, Conf. on IFSCP, 1999. pp. 1223-1228
53. Silvia Hollfelder and Ulrich Thiel, "Designing for semantic access a video browsing system", IEEE, 1999. pp. 394-399
54. Amine M. Bensiad, Nadia Bouhouch, Rachida Bouhouch, Roukiya Fellat and Rachida Amri, "Classification of ECG patterns using fuzzy rules derived from ID3-induced decision trees", IEEE, 1998. pp. 34-38
55. Quian Yun-tao and Xie Wei-xin, "Building fuzzy neural classifiers by fuzzy ID3 algorithm", IEEE, Proc. ICSP, 1996. pp. 1292-1295
56. L. Prasad and S.S. Iyenger, "High performance algorithms for object recognition problem by multiresolution template matching", IEEE, 1995. pp. 362-365
57. M.M. Amirfathi, S. Moris, P. Ororke, W.E. Born and D.C. St. Clair, "Pattern recognition for nondestructive evaluation", IEEE, 1991. pp. 361-371
58. Gunilla Borgefore and Gabriella Saniti Baja, "Pattern recognition for nondestructive evaluation", IEEE, 1990. pp. 745-748
59. Antonio F. Limas Serafim, "Natural images segmentation for patterns recognition using edges pyramids and its application to the leather defects", IEEE, 1993. pp. 1357-1380
60. Gunilla Borgefore and Gabriella Saniti Baja, "Multiresolution skeletonization in binary pyramids", IEEE, Proc. ICPR, 1996. pp. 570-575
61. Gad Ron and Shmuel Peleg, "Multiresolution shape from shading", IEEE, 1989. pp. 350-355
62. Cornelia Fermuller and Walter Kropatsch, "Multi-resolution shape description by corners", IEEE, 1992. pp. 271-276
63. E.T.C.C. Tsang X.Z. Wang and D.S. Yeung, "Improving learning accuracy of fuzzy decision trees by hybrid neural networks", IEEE, Trans. on Fuzzy Systems., Vol. 8, No. 5, 2000. pp. 601-614

64. Zheru Chi and Hong Yan, "ID3-derived fuzzy rules and optimized defuzzification for handwritten numeral recognition", IEEE, Trans. on Fuzzy Systems., Vol. 4, No. 1, 1996. pp. 24-31
65. สุชิน อางหาญ., ชม กิมปาน., "2D Object Recognition by Fuzzy Pyramid and Neural Network", NCSEC, 2000. pp. 145-149
66. Morton Nadler and Elic P. Smith., "Pattern Recognition Engineering", John Wiley & Sons, Inc., 1993. pp.289.



ภาคผนวก ก.

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

สุชิน อางหาญ., ชม กิมปาน., “2D Object Recognition by Fuzzy Pyramid and Neural Network”, NCSEC, 2000. pp. 145-149



ประวัติผู้เขียน

นายสุชิน อัจฉาญ เกิดเมื่อวันที่ 6 มิถุนายน 2513 ที่จังหวัดอุตรธานี สำเร็จการศึกษาศาสตรบัณฑิตสาขารัฐศาสตร์ (วิศวกรรมโทรคมนาคม) จากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปีการศึกษา 2534

ปี พ.ศ. 2536 จนถึงปัจจุบันดำรงตำแหน่ง อาจารย์ ระดับ 3 สังกัดคณะครุศาสตร์อุตสาหกรรม สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทบวงมหาวิทยาลัย

