

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

เทคนิคการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้ไฮบริดจ์อัลกอริทึม

DATA FORECASTING TECHNIQUE BY HYBRID ALGORITHM

โดย



T139308

พิชญ์ ประทุมศิริ

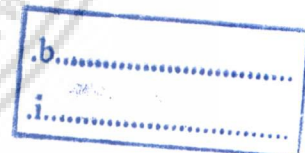
PICHAYA PRATOOMSIRI

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ.ดร. อาริต ธรรมโน

กท.  
ท 639 ก  
2554

เลขหมู่.....  
เลขทะเบียน.....139308  
วันเดือนปี 130 ต.ค. 2558



b 12719857

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาการศึกษาระดับ  
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2554

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# **DATA FORECASTING TECHNIQUE BY HYBRID ALGORITHM**



**A REPORT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE  
REQUIREMENTS OF THE COURSE  
INDEPENDENT STUDY  
MASTER OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY  
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

**1/2011**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**COPYRIGHT 2011**

**FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY**

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

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	เทคนิคการพยากรณ์ข้อมูล โดยใช้ไฮบริดอัลกอริทึม
นักศึกษา	นายพิชญา ประทุมศิริ
รหัสนักศึกษา	51066420
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2554
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ. ดร. อาริต ธรรมโน

### บทคัดย่อ

รายงานฉบับนี้ได้นำเสนอเกี่ยวกับวิธีการและเทคนิคในการพยากรณ์ข้อมูล โดยใช้หลักการของไฮบริดอัลกอริทึม (Hybrid Algorithm) ซึ่งจะเป็นการประยุกต์และการผสมผสานทฤษฎีของฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic), นิวรอลเน็ตเวิร์ค (Neural Network) และ เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm) เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพออกมาดีที่สุด ซึ่งได้ทำการทดลองกับข้อมูลสถิติของตลาดหุ้นของประเทศไทย รายงานนี้จะใช้ขั้นตอนการทำงานของไฮบริดที่ได้ออกแบบไว้เพื่อการพยากรณ์ข้อมูล รวมถึงยังแสดงการเปรียบเทียบของรูปแบบต่างๆ ในการพยากรณ์ เพื่อให้เห็นถึงความแตกต่างของการพยากรณ์

<b>Title</b>	Data forecasting technique by Hybrid Algorithm
<b>Student</b>	MR. Pichaya Pratoomsiri
<b>Student ID</b>	51066420
<b>Degree</b>	Master of Science
<b>Program</b>	Information Technology
<b>Major</b>	Information Science
<b>Academic Year</b>	2554
<b>Advisor</b>	Assoc. Prof. Dr. Arit Tummano

## ABSTRACT

This thesis was presented about the methods and technique in forecasting using the principles of the hybrid algorithm, which will be applied and integrated theory of fuzzy logic, neural network and genetic algorithm to get the best performance. The experiments were performed with the statistical data of the stock market in Thailand. This thesis will apply the hybrid system is designed to forecast data. The model also shows a comparison of various forecasting. To see the difference of the forecasts.

## กิตติกรรมประกาศ

โครงการพัฒนาระบบงานนี้เกิดขึ้น และสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ผู้จัดทำโครงการขอกราบ  
ขอบพระคุณ รศ.ดร. อาริต ธรรมโน ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาโครงการที่ได้ให้โอกาสริเริ่มแนะนำ  
โครงการนี้และให้คำปรึกษาที่เป็นประโยชน์ในการทำโครงการ ให้ความช่วยเหลือด้านต่างๆ  
ตลอดจนปรับปรุงแก้ไขเรียบเรียงเอกสารจนเอกสารมีความสมบูรณ์ ผู้จัดทำมีความซาบซึ้งในความ  
กรุณาเป็นอย่างยิ่ง จึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

ขอขอบคุณ นายพงศ์เลิศ สังกะเพศ ที่ช่วยแนะนำทางด้านการพัฒนาโปรแกรม จึงทำให้  
โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นมานั้นสำเร็จลุล่วงด้วยดีขอขอบคุณเพื่อนๆทุกคนที่คอยรับฟังปัญหา ให้  
คำแนะนำรวมทั้งให้กำลังใจเสมอมา

สุดท้ายนี้ผู้จัดทำขอกราบขอขอบคุณครอบครัวที่เป็นกำลังใจ เป็นแรงผลักดัน และให้การสนับสนุนแก่  
ข้าพเจ้าในทุกด้าน คุณค่าและประโยชน์อันพึงมาจากโครงการฉบับนี้ ขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

พิชญ์ ประทุมศิริ

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญรูป.....	VII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	1
1.3 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการศึกษา.....	2
1.4 ขอบเขตการดำเนินงาน.....	2
1.5 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน.....	2
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 ทฤษฎี Neural Network .....	4
2.1.1 หลักการและการทำงาน.....	4
2.1.2 การเรียนรู้สำหรับ Neural Network .....	6
2.2 ทฤษฎี Fuzzy Logic.....	7
2.2.1 พื้นฐานแนวคิดแบบฟัซซี.....	8
2.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี.....	8
2.3 Genetic Algorithm .....	9
2.3.1 รูปแบบการนำเสนอ.....	9
2.3.2 การวัดค่าความเหมาะสม.....	10
2.3.3 การคัดเลือก.....	10
2.3.4 การครอสโอเวอร์.....	13
2.3.5 การมิวเตชัน.....	14
2.4 การประยุกต์การใช้งานในการสร้างแบบจำลอง Hybrid.....	16

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.4.1 โครงสร้างระบบนิเวโร-ฟัซซี (Neuro-fuzzy).....	16
2.4.2 การเรียนรู้ของระบบ Neuro-Fuzzy.....	20
<b>บทที่ 3 ขั้นตอนการทำงาน.....</b>	<b>25</b>
3.1 การออกแบบระบบและกระบวนการทำงาน.....	25
3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาระบบการพยากรณ์.....	25
3.3 การทำงานของระบบการพยากรณ์ราคาหุ้น.....	44
3.3.1 การนำข้อมูลเข้า.....	44
3.3.2 การเรียนรู้ของเครือข่าย.....	45
3.3.3 การพยากรณ์ราคาหุ้น.....	45
3.4 รายละเอียดหน้าจอของระบบ.....	45
3.4.1 หน้าจอแสดงข้อมูลตัวอย่าง.....	46
3.4.2 หน้าจอแสดงเลเยอร์ฟัซซี.....	46
3.4.3 หน้าจอแสดงเลเยอร์กฎ.....	47
3.4.4 หน้าจอแสดงการเรียนรู้ข้อมูล.....	48
3.4.5 หน้าจอแสดงผลลัพธ์.....	50
<b>บทที่ 4 ผลการทดลอง.....</b>	<b>51</b>
4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้และการพยากรณ์หุ้น.....	51
4.2 การกำหนดค่าเริ่มต้นสำหรับการฝึกสอน.....	53
4.3 การแสดงหน้าจอของโปรแกรมสำหรับการเรียนรู้และการพยากรณ์.....	53
4.4 ผลการทดสอบระบบ.....	58
<b>บทที่ 5 สรุปและข้อเสนอแนะ.....</b>	<b>60</b>
5.1 เปรียบเทียบผลการทดลอง.....	60
5.1.1 เปรียบเทียบโดยใช้จำนวนอินพุตและจำนวนฟังก์ชันสมาชิกเท่ากัน.....	60
5.1.2 เปรียบเทียบโดยใช้จำนวนอินพุตต่างกันฟังก์ชันสมาชิกเท่ากัน.....	62

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.1.3 เปรียบเทียบ โดยใช้จำนวนอินพุตเท่ากันฟังก์ชันสมาชิกต่างกัน.....	65
5.2 สรุป.....	68
5.3 ข้อเสนอแนะ.....	68
บรรณานุกรม.....	69
ประวัติผู้เขียน.....	70



# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 แสดง Model ของ Neuron ในสมองมนุษย์.....	4
2.2 แสดง Model ของ Neuron ในคอมพิวเตอร์.....	4
2.3 แสดงการแยกแยะระหว่างสี่เหลี่ยมและสามเหลี่ยม.....	5
2.4 แสดงโครงสร้างวงจร Neural Network .....	5
2.5 แสดงการเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning).....	6
2.6 แสดงการเรียนรู้แบบ ไม่มีการสอน Unsupervised Learning.....	6
2.7 การกำหนดค่าความเป็นสมาชิกของเซตทวินัยและเซตแบบฟัซซี.....	7
2.8 ตรรกะแบบเท็จจริงและตรรกะแบบฟัซซี.....	8
2.9 วงลัทธิจากค่าความเหมาะสมของแต่ละ โคร โม โซม.....	11
2.10 วงลัทธิจากวิธีการจัดอันดับ.....	12
2.11 แสดงครอสโอเวอร์แบบจุดเดียว.....	13
2.12 แสดงครอสโอเวอร์แบบหลายจุด.....	14
2.13 การทำงานของ Hybrid Algorithm.....	15
2.14 ระบบอนุมานฟัซซีแบบ Mamdani.....	17
2.15 การรวมกฎของฟัซซี.....	17
2.16 neuro-fuzzy systems.....	18
2.17 นิเวรอนการทำฟัซซี.....	19
2.18 ผลของพารามิเตอร์ a, b และ c ต่อรูปร่างของฟังก์ชันสมาชิก.....	19
2.19 ตัวอย่างข้อมูลรูปแบบของ XOR.....	20
2.20 เครือข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้น.....	21
2.21 ค่าโครโม โซมเริ่มต้น.....	21
2.22 การเข้ารหัสโดยตรง.....	22
2.23 โครโม โซมการเชื่อมต่อระหว่างนิเวรอน.....	23
2.24 เปรียบเทียบแบบเมตริก.....	24
3.1 Class Membership Function.....	25
3.2 Class Trapmf.....	26
3.3 Class Tripmf.....	27

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.4 Class LingVariable.....	27
3.5 Class LVInput Layer.....	28
3.6 Class Rule Layer.....	29
3.7 Class Create Rule.....	30
3.8 Class Fuzzy Output Layer.....	31
3.9 Class Output Layer.....	32
3.10 Class Variable.....	34
3.11 Class Save Data.....	36
3.12 Class Genetic.....	37
3.13 Class Train Data.....	38
3.14 Class Test Data.....	40
3.15 Class ของระบบ.....	40
3.16 รูปแสดงไฟล์ Text ของตลาดหุ้น.....	44
3.17 หน้าจอแสดงข้อมูลตัวอย่าง.....	46
3.18 หน้าจอแสดงเลเยอร์ฟัชชี.....	47
3.19 หน้าจอแสดงเลเยอร์กฎ.....	48
3.20 แสดงส่วนของการเรียนรู้.....	48
3.21 แสดงหน้าจอการตั้งค่าพารามิเตอร์.....	49
3.22 แสดงหน้าจอผลลัพธ์ของการเรียนรู้.....	49
3.23 แสดงหน้าจอผลลัพธ์.....	50
4.1 แสดงหน้าจอข้อมูลที่จะใช้ในการพยากรณ์.....	51
4.2 กราฟแสดงราคาหุ้นที่ใช้ในการฝึกสอน.....	52
4.3 กราฟแสดงราคาหุ้นที่ใช้ในการพยากรณ์.....	52
4.4 แสดงข้อมูลนำเข้าและจำนวนอินพุตของระบบ.....	54
4.5 แสดงเลเยอร์ฟัชชี.....	54
4.6 แสดงเลเยอร์กฎ.....	55
4.7 แสดงการเรียนรู้ข้อมูล.....	56

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.8 แสดงส่วนของค่า Mean square error.....	56
4.9 แสดงส่วนของการตั้งค่าการเรียนรู้.....	57
4.10 แสดงส่วนผลลัพธ์จากการเรียนรู้.....	57
4.11 แสดงผลลัพธ์ของการเรียนรู้ข้อมูลเทียบกับข้อมูลจริง.....	58
4.12 แสดงผลลัพธ์ของการเรียนรู้ข้อมูลทดสอบเทียบกับข้อมูลจริง.....	59
5.1 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	60
5.2 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	60
5.3 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	61
5.4 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	61
5.5 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	61
5.6 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 3 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	61
5.7 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	62
5.8 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 3 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	62
5.9 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	62
5.10 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	63
5.11 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	63
5.12 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	63
5.13 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	64
5.14 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	64
5.15 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	64
5.16 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	65
5.17 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	65
5.18 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	66
5.19 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	66
5.20 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 4 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม.....	66
5.21 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	67
5.22 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	67

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.23 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	67
5.24 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 4 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบคางหมู.....	68



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในช่วงเวลาที่ผ่านมา จะเห็นได้ชัดว่า การลงทุนในลักษณะต่างๆ เริ่มเป็นที่สนใจของประชาชนทั่วไป ไม่ว่าจะเป็นตลาดหลักทรัพย์ ทอง หรือน้ำมันดิบ เป็นต้น อย่างไรก็ตาม การลงทุนที่มีผลตอบแทนสูงย่อมมีความเสี่ยงสูงตามมาด้วย ดังนั้นผู้ที่ต้องการจะลงทุนจึงต้องศึกษาและพิจารณาถึงปัจจัยต่างๆ ที่มีผลกระทบต่อทั้งข้อมูล ข่าวสาร รวมถึงประสบการณ์มาช่วยในการวิเคราะห์ การตัดสินใจในการลงทุนด้วย โดยการวิเคราะห์ประกอบด้วย ขั้นตอนในการรวบรวมข้อมูล การศึกษาและการวิเคราะห์ข้อมูล รวมถึงการตีความของผลลัพธ์ที่ได้จากข้อมูลที่วิเคราะห์ออกมา เพื่อนำมากำหนดเป็นแนวทางในการลงทุน ซึ่งการวิเคราะห์นั้นสามารถทำได้หลายวิธีวิเคราะห์โดยใช้ปัจจัยพื้นฐาน และการวิเคราะห์ทางเทคนิค โดยในโครงการนี้จะใช้ Hybrid Algorithm ในการวิเคราะห์

Hybrid Algorithm เป็นการนำหลักการของ fuzzy logic, neural network และ genetic Algorithm มาผสมผสานกันเพื่อให้ได้แบบจำลองที่มีความถูกต้องแม่นยำมากขึ้น โดยประยุกต์ใช้หลักการคำนวณแบบ soft computing (SC) โดย Soft computing (SC) นั้นสามารถทำงานได้ดีกับข้อมูลที่เราไม่แน่ใจ คลุมเครือ และ ไม่สมบูรณ์ได้ โดยใช้รูปแบบวิธีการในการไตร่ตรองเลียนแบบมนุษย์ ในชีวิตจริงนั้นในการอธิบายต่างๆ มนุษย์จะใช้ข้อมูลที่มีความยืดหยุ่น โดยใช้เป็นคำพูดมากกว่าที่จะใช้ตัวเลขในการอธิบาย เราจึงคิดที่จะใช้เหตุผลในการตัดสินใจ โดยไม่ใช้ตัวเลข

### 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

โครงการพัฒนาโปรแกรม Data forecasting technique by Hybrid Algorithm เพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลมีวัตถุประสงค์ดังนี้

1.2.1 เพื่อศึกษาถึงกระบวนการ Hybrid Algorithm การเลือกอัลกอริทึมมาใช้ คุณสมบัติโดยทั่วไปของอัลกอริทึมแบบต่างๆที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลได้

1.2.2 เพื่อพัฒนาโปรแกรมในการพยากรณ์ข้อมูลให้มีประสิทธิภาพและมีความแม่นยำเพื่อที่จะนำไปใช้ในการประยุกต์การใช้งานจริงได้

### 1.3 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการศึกษา

ศึกษาทฤษฎีที่ใช้พัฒนา โครงการ มีดังนี้

- ศึกษาทฤษฎีของ Neural Network
- ศึกษาทฤษฎีของ Fuzzy Logic
- ศึกษาทฤษฎีของ Genetic Algorithm
- ศึกษาการนำทฤษฎีมาประยุกต์ในการใช้งานร่วมกันเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพมากที่สุด

### 1.4 ขอบเขตการดำเนินงาน

การศึกษาโครงการนี้ได้กำหนดขอบเขตในการศึกษาเป็นการพัฒนาโปรแกรมการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้ Hybrid Algorithm โดยใช้ทฤษฎีของ Neural Network , Fuzzy Logic และ Genetic Algorithm มาประยุกต์ในการใช้งาน เพื่อเพิ่มความสามารถในการตัดสินใจเกี่ยวกับการลงทุนในประเภทต่างๆ

ขอบเขตในการศึกษามีดังต่อไปนี้

- การออกแบบโปรแกรมเพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลเพื่อช่วยในการตัดสินใจโดยใช้หลักการของ Hybrid Algorithm
- การพัฒนาโปรแกรม Hybrid Algorithm เพื่อให้สามารถนำมาใช้งานได้จริงและมีความถูกต้องแม่นยำ

### 1.5 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน

เพื่อให้การศึกษาเป็นไปตามวัตถุประสงค์ และขอบเขตที่กำหนด จึงได้กำหนดขั้นตอนในการดำเนินงานไว้ ดังนี้

- ศึกษาทฤษฎีของ Neural Network
- ศึกษาทฤษฎีของ Fuzzy Logic
- ศึกษาทฤษฎีของ Genetic Algorithm
- ศึกษาการนำทฤษฎีมาประยุกต์ในการใช้งานร่วมกันเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพมากที่สุด
- ศึกษาทฤษฎีในการพยากรณ์ข้อมูลแบบจำลองต่างๆเพื่อนำไปปรับในการใช้งาน
- วิเคราะห์และออกแบบ โครงการ
- พัฒนา โปรแกรม
- ทดสอบการทำงานของโปรแกรม
- ประเมินประสิทธิภาพการทำงานของโปรแกรมและให้ข้อคิดเห็นและเสนอแนะ
- สรุปผลและจัดทำเอกสารประกอบ โครงการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.6.1 สามารถนำโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลได้ เพื่อช่วยในการตัดสินใจในการลงทุนประเภทต่างๆ

1.6.2 สามารถประยุกต์ใช้ทฤษฎีต่างๆที่ได้ศึกษามากับงานประเภทอื่นๆที่เกี่ยวข้องได้



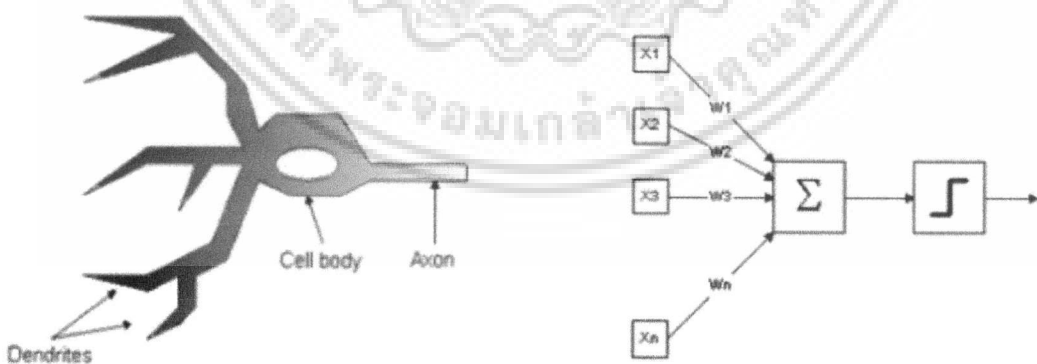
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 ทฤษฎี Neural Network

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ (connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการอุปมานความรู้ (Knowledge deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์

แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ “นิวรอน” (neurons) และ จุดประสานประสาท (synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาทเรียกว่า “เดนไดรต์” (Dendrite) ซึ่งเป็น input และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า “แอกซอน” (Axon) ซึ่งเป็นเหมือน output ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่นๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่นๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของมัน โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน



รูปที่ 2.1 แสดง Model ของ Neuron ในสมองมนุษย์

รูปที่ 2.2 แสดง Model ของ Neuron

#### 2.1.1 หลักการและการทำงาน

สำหรับในคอมพิวเตอร์ Neurons ประกอบด้วย input และ output เหมือนกัน โดยทำการจำลองให้ input แต่ละอันมี weight ( $w$ ) เป็นตัวกำหนดน้ำหนักของ input แต่ละอัน โดย neuron แต่ละอันเป็นเอกสารที่ส่งวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยามให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

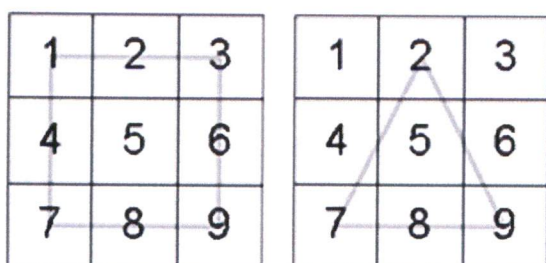
หน่วยจะมีค่า threshold ( $\Sigma$ ) เป็นตัวกำหนดว่าน้ำหนักรวมของ input ต้องมากขนาดไหนจึงจะสามารถส่ง output ไปยัง neurons ตัวอื่นได้ เมื่อนำ neuron แต่ละหน่วยมาต่อกันให้ทำงานร่วมกัน การทำงานนี้ในทางตรรกะแล้วก็จะเหมือนกับปฏิกิริยาเคมีที่เกิดในสมอง เพียงแต่ในคอมพิวเตอร์ทุกอย่างเป็นตัวเลขเท่านั้นเอง

การทำงานของ Neural networks คือเมื่อมี input เข้ามายัง network ก็เอา input มาคูณกับ weight ของแต่ละขา ผลที่ได้จาก input ทุกขาของ neuron จะเอามารวมกันแล้วก็เอามาเทียบกับ threshold ที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่า threshold แล้ว neuron ก็จะส่ง output ออกไป output นี้ก็จะถูกส่ง ไปยัง input ของ neuron อื่น ๆ ที่ เชื่อมกัน ใน network ถ้าค่าน้อยกว่า threshold ก็จะ ไม่เกิด output การทำงานของ Neural สามารถเขียนออกมาได้ดังนี้

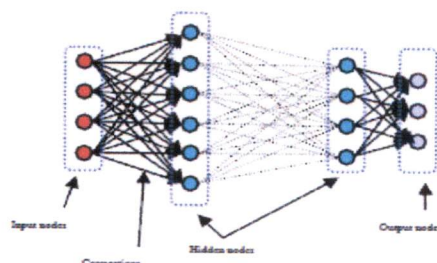
If (sum (input \* weight) > threshold) then output

สิ่งสำคัญคือเราต้องทราบค่า weight และ threshold สำหรับสิ่งที่เราต้องการเพื่อให้คอมพิวเตอร์รู้จัก ซึ่งเป็นค่าที่ไม่แน่นอน แต่สามารถกำหนดให้คอมพิวเตอร์ปรับค่าเหล่านั้นได้โดยการสอนให้คอมพิวเตอร์รู้จัก pattern ของสิ่งที่เราต้องการให้คอมพิวเตอร์รู้จัก เรียกว่า "back propagation" ซึ่งเป็นกระบวนการย้อนกลับของการรู้จักในการฝึก feed-forward neural networks จะมีการใช้อัลกอริทึมแบบ back-propagation เพื่อใช้ในการปรับปรุงน้ำหนักคะแนนของเครือข่าย (network weight) หลังจากได้รูปแบบข้อมูลสำหรับฝึกให้แก่เครือข่ายในแต่ละครั้งแล้ว ค่าที่ได้รับ (output) จากเครือข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับผลที่คาดหวังแล้วทำการคำนวณหาความผิดพลาด ซึ่งค่าความผิดพลาดนี้จะถูกส่งกลับเข้าสู่เครือข่ายเพื่อใช้แก้ไขค่าน้ำหนักคะแนนต่อไป

ตัวอย่างเช่น จะรู้จักรูปสามเหลี่ยม กับรูปสี่เหลี่ยม เราอาจแบ่ง input เป็น 9 ตัวคือเป็นตาราง 3x3 ถ้าวาดรูปสี่เหลี่ยมหรือสามเหลี่ยมให้เต็มกรอบ 3x3 พอดี สี่เหลี่ยมจะมีส่วนของขอบอยู่ในช่อง 1,2,3,4,6,7,8,9 ก็สมมติให้น้ำหนักตรงช่องเหล่านี้มีค่ามาก ๆ ถ้ามีเส้นขีดผ่านก็เอามาคูณกับน้ำหนัก แล้วก็เอามารวมกัน ตั้งค่าให้พอเหมาะก็จะสามารถแยกแยะระหว่างสี่เหลี่ยมกับสามเหลี่ยมได้ ซึ่งนี่คือหลักการของ neural network



รูปที่ 2.3 การแยกแยะระหว่างสี่เหลี่ยมและสามเหลี่ยม



รูปที่ 2.4 โครงสร้าง Neural Network

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Output ของแต่ละ Node

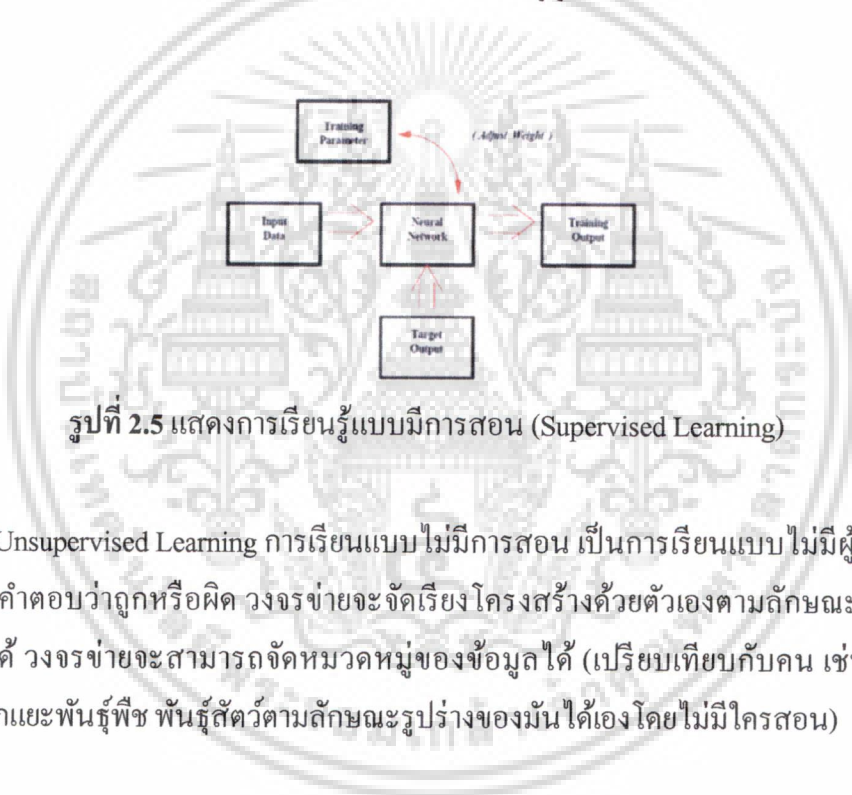
$$y_i = f(w_1^1 x_1 + w_1^2 x_2 + w_1^3 x_3 + \dots + w_1^m x_m) = f\left(\sum_j w_j^i x_j\right)$$

เมื่อ  $X_j$  = input จากโหนดอื่นๆ

$W_{ij}$  = น้ำหนัก (weight) ของแต่ละแขน (connection)

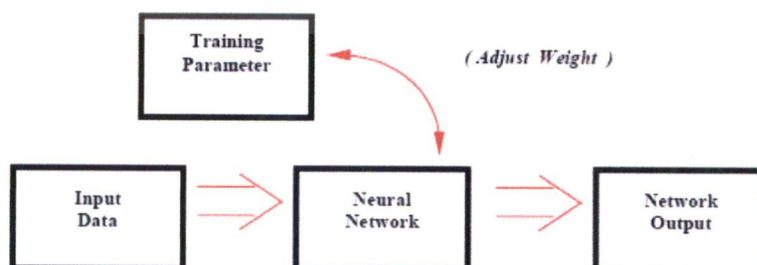
## 2.1.2 การเรียนรู้สำหรับ Neural Network

1. Supervised Learning การเรียนแบบมีการสอน เป็นการเรียนแบบที่มีการตรวจคำตอบ เพื่อให้ Neural Network ปรับตัว ชุดข้อมูลที่ใส่สอน Neural Network จะมีคำตอบไว้คอยตรวจดูว่า Neural Network ให้คำตอบที่ถูกหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูก วงจรข่ายก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น (เปรียบเทียบกับคน เหมือนกับการสอนนักเรียน โดยมีครูผู้สอนคอยแนะนำ)



รูปที่ 2.5 แสดงการเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)

2. Unsupervised Learning การเรียนแบบไม่มีการสอน เป็นการเรียนแบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด วงจรข่ายจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูล ผลลัพธ์ที่ได้ วงจรข่ายจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ (เปรียบเทียบกับคน เช่น การที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้เอง โดยไม่มีใครสอน)



รูปที่ 2.6 แสดงการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน Unsupervised Learning

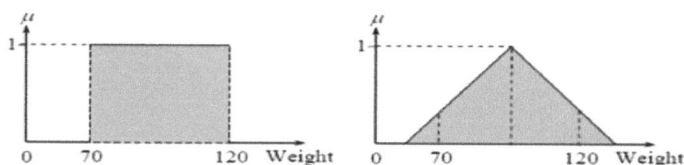
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.2 ทฤษฎี Fuzzy Logic

เป็นระบบด้านคอมพิวเตอร์ที่ทำงานโดยอาศัยพีชคณิตลอจิกที่คิดค้นโดย L. A. Zadeh ในปี ค.ศ. 1965 ซึ่งเป็นผลงานวิทยานิพนธ์ระดับปริญญาเอก พีชคณิตลอจิกเป็นตรรกะที่อยู่บนพื้นฐานความเป็นจริงที่ว่า ทุกสิ่งบนโลกแห่งความเป็นจริงไม่ใช่มีเฉพาะสิ่งที่มีความแน่นอนเท่านั้น แต่มีหลายสิ่งหลายเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นอย่างไม่เที่ยงและไม่แน่นอน อาจเป็นสิ่งที่คลุมเครือ (fuzzy) ไม่ใช่ชัดเจน ยกตัวอย่างเช่น เซตของอายุคนอาจแบ่งเป็น วัยทารก วัยเด็ก วัยรุ่น วัยกลางคน และวัยชรา จะเห็นได้ว่าในแต่ละช่วงอายุคนไม่สามารถระบุได้แน่ชัดว่าวัยทารกกับวัยเด็กแยกจากกันแน่ชัดช่วงใด วัยทารกอาจถูกตีความว่าเป็นอายุระหว่าง 0 ถึง 1 ปี บางคนอาจตีความว่าวัยทารกอยู่ในช่วงอายุ 0 ถึง 2 ปี ในทำนองเดียวกัน วัยเด็กและวัยรุ่นก็ไม่สามารถระบุได้ชัดเจนว่าช่วงต่อของอายุควรอยู่ในช่วงใด อาจตีความว่าวัยเด็กมีอายุอยู่ในช่วง 1 ถึง 12 ปี หรืออาจเป็น 2 ถึง 10 ปี เป็นต้น สิ่งเหล่านี้เป็นตัวอย่างของความไม่แน่นอน ซึ่งเป็นลักษณะทางธรรมชาติที่เกิดขึ้นทั่วไป เซตของเหตุการณ์ที่ไม่แน่นอนเช่นนี้เรียกว่าฟัซซีเซต (Fuzzy set)

ฟัซซีเซต (Fuzzy Set) เป็นเซตที่มีขอบเขตที่ราบเรียบ ทฤษฎีฟัซซีเซตจะครอบคลุมทฤษฎีเซตแบบฉบับ โดยเซตแบบฉบับคือ (classical set) หรือเซตทวินัย (crisp set) เป็นเซตที่มีค่าความเป็นสมาชิกเป็น 0 หรือ 1  $\{0, 1\}$  เท่านั้น เซตในทฤษฎีเซตแบบฉบับจะมีขอบเขตแบบแข็ง (sharp boundary) ซึ่งเป็นขอบเขตที่ตัดขาดจากกันแบบทันทีทันใด เซตแบบฉบับมีการกำหนดค่าความเป็นสมาชิกตามแนวคิเลขฐานสอง โดยที่ตัวแปรหนึ่ง ๆ จะมีค่าความเป็นสมาชิกเพียงสองค่า คือ 0 ไม่เป็นสมาชิก และ 1 เป็นสมาชิก ตัวอย่างเช่น เซตของกลุ่มแต่งงาน โดยฟัซซีเซตยอมให้มีค่าความเป็นสมาชิกของเซตระหว่าง 0 และ 1 ในโลกแห่งความเป็นจริงเซตไม่ใช่มีเฉพาะเซตแบบฉบับเท่านั้น จะมีเซตแบบฟัซซีด้วย ฟัซซีเซตจะมีขอบเขตแบบฟัซซีไม่ใช่เปลี่ยนแปลงทันทีทันใดจากขาวเป็นดำ ตัวอย่างเช่น เซตของกลุ่มแต่งงานที่มีความสุข จะเห็นได้ว่าสมาชิกในเซตนี้จะไม่มีการแต่งงานที่มีความสุขระดับเดียวกันหมด บางคู่จะมีความสุขมาก บางคู่มีความสุขน้อย แตกต่างกันไป การใช้เซตแบบดั้งเดิมจึงไม่เหมาะสม

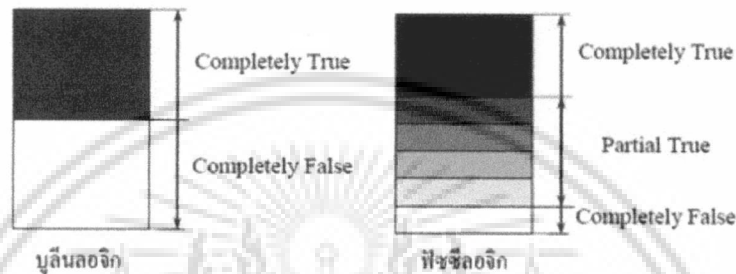
ยกตัวอย่างเกี่ยวกับความอ้วน นิยามคำว่าคนอ้วนในเซตทวินัยอาจกำหนดเป็นคนที่มีน้ำหนักตั้งแต่ 70 ถึง 120 กิโลกรัม โดยนิยามแบบฟัซซีเซตอาจกำหนดเป็นคนที่มีความอ้วนประมาณ 80 กิโลกรัม ซึ่งเป็นการให้นิยามที่ไม่แสดงถึงขอบเขตที่แน่นอน



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ 2.7 การกำหนดค่าความเป็นสมาชิกของเซตทวินัยและเซตแบบฟัซซี ระเบียบขั้นตอนการดำเนินการคำนวณว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.2.1 พื้นฐานแนวคิดแบบฟัซซี

ตรรกะแบบฟัซซี (Fuzzy logic) เป็นเครื่องมือที่ช่วยในการตัดสินใจภายใน ใต้ความไม่แน่นอนของข้อมูลโดยยอมให้มีความยืดหยุ่นได้ ใช้หลักเหตุผลที่คล้ายการเลียนแบบวิถีความคิดที่ซับซ้อนของมนุษย์ ฟัซซีลอจิกมีลักษณะที่พิเศษกว่าตรรกะแบบจริงเท็จ (Boolean logic) เป็นแนวคิดที่มีการต่อขยายในส่วนของความจริง (partial true) โดยค่าความจริงจะอยู่ในช่วงระหว่างจริง (completely true) กับเท็จ (completely false) ส่วนตรรกศาสตร์เดิมจะมีค่าเป็นจริงกับเท็จเท่านั้น



รูปที่ 2.8 ตรรกะแบบเท็จจริงและตรรกะแบบฟัซซี

## 2.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี

ฟัซซีลอจิกและ โครงข่ายประสาทเทียมต่างก็มีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกัน ฟัซซีลอจิกมีข้อดีในเรื่องการมีเหตุผลเชิงตรรกะ โครงสร้างของระบบฟัซซีสามารถเข้าใจได้เนื่องจากสามารถตีความได้ในรูป If-Then ซึ่งสอดคล้องกับตรรกะความคิดของมนุษย์ และนอกจากนั้นฟัซซีลอจิกยังช่วยในการตัดสินใจที่คลุมเครือที่ยอมให้การตัดสินใจเป็นแบบส่วน ไม่ใช่ผิดหรือถูกเพียงสองสถานะ แต่จะเป็นคิกริขของความจริงหรือผิด ซึ่งเป็นเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในธรรมชาติอยู่แล้ว

สำหรับข้อเสียของระบบฟัซซีก็คือ ไม่มีกระบวนการเรียนรู้ในการปรับแต่งโครงสร้างซึ่งกฎและตัวแปรต่างๆ ในตัวระบบเอง โครงสร้างของระบบจะถูกกำหนดโดยผู้เชี่ยวชาญในโดเมนที่กำลังพิจารณาพร้อมกับนักเขียน โปรแกรมคอมพิวเตอร์ เช่น ถ้าหากต้องการสร้างระบบเพื่อการวิเคราะห์โรคมะเร็ง แพทย์ผู้เชี่ยวชาญด้าน โรคมะเร็งจะต้องเป็นผู้กำหนดกฎและตัวแปรต่างๆ ของระบบ และนอกจากนั้นแพทย์ผู้เชี่ยวชาญต้องตรวจสอบประเมินความถูกต้องของระบบ ซึ่งบ่อยครั้งในการสร้างระบบฟัซซีอาจไม่มีผู้เชี่ยวชาญในโดเมนดังกล่าว การสร้างระบบจึงอาจไม่สัมฤทธิ์ผล การที่ระบบฟัซซีไม่มีกระบวนการเรียนรู้ด้วยตนเองจึงถือเป็นข้อด้อย แต่อย่างไรก็ตามปัจจุบันนักวิจัยได้มีการใส่กระบวนการเรียนรู้เข้าไปในระบบฟัซซีโดยอาศัยทฤษฎีการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมมีจุดเด่นด้านการเรียนรู้จากข้อมูล โครงข่ายประสาทเทียมมีการปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ภายในเครือข่ายที่มีการต่อเชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่น มีการส่งผ่านข้อมูลที่ประมวผลผลจากอินพุตไปยังเอาต์พุตแบบขนาน การประมวผลของโครงข่ายประสาทเทียมจึงเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เป็นไปอย่างรวดเร็ว แต่ถึงอย่างไรก็ตาม โครงข่ายประสาทเทียมก็มีจุดด้อยในด้านการตีความหาเหตุผล โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถให้เหตุผลได้ว่าเพราะเหตุใดจึงมีข้อสรุปออกมาดังที่ปรากฏที่เอาต์พุตของโครงข่าย จุดด้อยข้อนี้เป็นที่รู้จักกันดีในนาม “Black box” หรือกล่องดำ

จากข้อดีของพีชชี ในด้านการให้เหตุผลเชิงมนุษย์และข้อดีโครงข่ายประสาทเทียมด้านการเรียนรู้จากข้อมูล เมื่อนำสองศาสตร์นี้มารวมกันจะกลายเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบพีชชี ซึ่งเป็นระบบที่กระบวนการเรียนรู้ในตัวเอง และ โครงสร้างของระบบสามารถตีความหมายและให้เหตุผลได้ เช่นเดียวกับระบบพีชชี

## 2.3 Genetic Algorithm

ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithms: GA) เป็นวิธีการค้นหาที่เลียนแบบการวิวัฒนาการของสิ่งมีชีวิตในธรรมชาติ GA จะค้นหาโดยใช้กลุ่มหรือประชากรของคำตอบ การค้นหาดำเนินแบบสุ่มโดยมีค่าความเหมาะสมของคำตอบเป็นตัวกำหนดทิศทาง คำตอบแต่ละตัวจะถูกเข้ารหัส (encode) อยู่ในรูปของโครโมโซม (chromosome) ที่เป็นเลขฐานสอง โครโมโซมแต่ละตัวในกลุ่มประชากรเดียวกันจะมีจำนวนบิตเท่ากัน GA มักจะถูกใช้ในการหาคำตอบของปัญหาที่มีปริภูมิการค้นหาที่ใหญ่เกินกว่าจะหาโดยการค้นทุกรูปแบบ (exhaustive search) ขนาดของปริภูมิการค้นหาเป็นปัจจัยหนึ่งที่กำหนดความยากง่ายของปัญหา ปัญหาประเภทเดียวกันที่มีคำตอบที่ต้องใช้จำนวนบิตมากกว่าจะใช้เวลาในการค้นหามากกว่า ทั้งนี้เพราะการค้นหาจะต้องทำในปริภูมิการค้นหา (search space) ที่มีขนาดใหญ่กว่าจำนวนบิตที่เพิ่มขึ้นของโครโมโซมนั้นทำให้ปริภูมิการค้นหามีขนาดใหญ่ขึ้น

Genetic Algorithm : มีองค์ประกอบที่สำคัญ 5 องค์ประกอบ คือ

- 1) รูปแบบโครโมโซมที่ใช้ในการนำเสนอทางเลือกที่สามารถจะเป็นได้ของแต่ละปัญหา
- 2) วิธีสร้างประชากรต้นกำเนิด (initial population) ของทางเลือกที่สามารถจะเป็นไปได้
- 3) ฟังก์ชันสำหรับประเมินค่าความเหมาะสม (fitness) เพื่อให้คะแนนแต่ละทางเลือก
- 4) จีเนติกโอเปอเรเตอร์ (Genetic Operator) ซึ่งใช้ในการปรับเปลี่ยนองค์ประกอบของข้อมูลตลอดกระบวนการ ได้แก่การคัดเลือก การครอสโอเวอร์ และการมิวเตชัน
- 5) ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ซึ่งต้องใช้สำหรับ จีเนติกอัลกอริทึม เช่น ขนาดของประชากร, ความน่าจะเป็นของการใช้จีเนติกโอเปอเรเตอร์ และจำนวนรุ่น เป็นต้น

### 2.3.1 รูปแบบการนำเสนอ

ระบบค้นคืนสารสนเทศออนไลน์โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมนี้ จัดทำขึ้นภายใต้เวกเตอร์สเปซโมเดล โดยแต่ละเอกสารแทนด้วยเวกเตอร์ของคำสำคัญและคิ่วรีแทนด้วยเวกเตอร์ของคำที่ใช้ในคิ่วรี (query terms) การใช้เวกเตอร์คิ่วรี ในการค้นคืนทำได้โดยการจับคู่ ระหว่างเอกสารกับคิ่วรีแล้วทำการคำนวณหาค่าความคล้ายคลึง โดยถ้าหากปรากฏคำนวณค่าเหล่านั้นในเอกสารหรือคิ่วรี เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จะให้ค่าเป็น “1” หากไม่ปรากฏให้ค่าเป็น “0” ค่าที่คำนวณได้เป็นการแสดงว่าเอกสารนั้น ๆ ตรงกับคิวิรีเพียงใด ซึ่งค่าความคล้ายคลึงที่วัดได้นี้จะถูกนำไปใช้ในขั้นตอนการคัดเลือกของกระบวนการเจเนติก

### 2.3.2 การวัดค่าความเหมาะสม

เนื่องจากโครโมโซมเป็นตัวเลขฐานสองที่ใช้นำเสนอคำตอบของปัญหาต่างๆกัน เราจึงต้องนำโครโมโซมมาถอดรหัส (decode) เสียก่อน การถอดรหัสนี้คือการแปลงเลขฐานสองให้อยู่ในรูปแบบที่เราสามารถนำไปใช้งานอย่างอื่นต่อไปได้ เช่น อาจจะแปลงเลขฐานสองที่ต่อเรียงกันให้เป็นเลขจำนวนเต็ม เลขทศนิยม หรือโปรแกรมหุ่นยนต์ เป็นต้น

### 2.3.3 การคัดเลือก

การคัดเลือกสายพันธุ์เป็นขั้นตอนในการคัดเลือกโครโมโซม ที่ดีที่สุดจากภายในกลุ่มประชากรทั้งหมด ซึ่งโครโมโซมที่ดีจะถูกนำไปใช้เป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์หรือ ‘พ่อแม่’ เพื่อใช้ในการให้กำเนิดลูกหลานในรุ่นถัดไป โดยปกติแล้วเพื่อให้ได้สายพันธุ์ที่ดีต้นกำเนิดของสายพันธุ์จะต้องดีด้วย จึงกลายเป็นปัญหาว่าจะทำการคัดเลือกต้นกำเนิดสายพันธุ์ที่ดีได้อย่างไร การคัดเลือกสายพันธุ์เป็นการจำลองการคัดเลือกโครโมโซมที่จะสามารถอยู่รอดได้ในแต่ละรุ่น สำหรับ GA นั้น จะทำการคัดเลือกโครโมโซมโดยการพิจารณาที่ค่าความเหมาะสมของโครโมโซมนั้นๆ ดังนั้นโครโมโซมไหนมีค่าความเหมาะสมที่ดีย่อมหมายถึงการเป็นโครโมโซมที่ดีและควรมีโอกาสที่จะให้ลูกหลาน (off-spring) ในจำนวนที่มากกว่าได้ซึ่งย่อมเป็นการบ่งบอกว่าโอกาสในการอยู่รอดในรุ่นถัดไปก็จะมีเพิ่มมากขึ้นด้วย ได้มีการนำเสนอเทคนิควิธีการคัดเลือกสายพันธุ์อย่างหลากหลาย ซึ่งทั้งหมดสามารถแบ่งออกได้เป็นสองกลุ่มหลักคือ

1. วิธีที่ใช้ค่าความเหมาะสมโดยตรง วิธีนี้จะใช้ค่าความเหมาะสม (fitness value) ของแต่ละโครโมโซมสำหรับการคัดเลือกสายพันธุ์
2. วิธีที่ใช้ค่าความเหมาะสมโดยอ้อม วิธีนี้จะมีการแปลงค่าความเหมาะสมให้อยู่ในช่วงที่ต้องการ เช่นการทำให้เป็นบรรทัดฐานอยู่ในช่วง  $[0, 1]$  แล้วใช้สำหรับการคัดเลือกสายพันธุ์ต่อไป

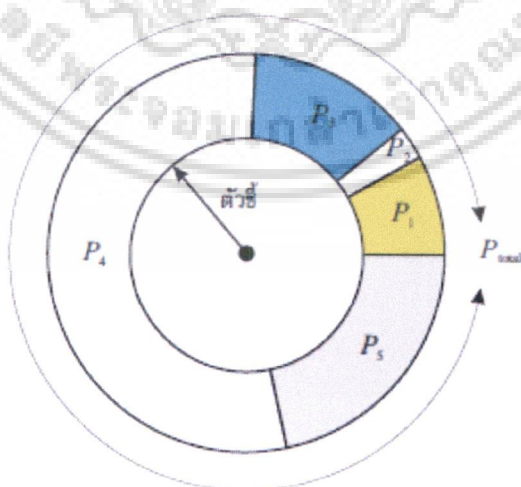
การกำหนดค่าโอกาสในการถูกคัดเลือก หลักการโดยทั่วไปของกำหนดโอกาส  $P$  คือการใช้ค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซม เพื่อช่วยในการคัดเลือกตัวอย่างวิธีการกำหนดค่าโอกาสดังนี้

- การคัดเลือกด้วยการแบ่งเป็นสัดส่วน
- การคัดเลือกแบบโบลต์ซมันน์
- การคัดเลือกแบบจัดอันดับ
- การคัดเลือกแบบจัดการแข่งขัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

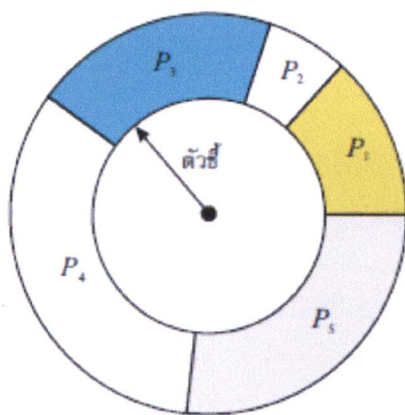
หลังจากที่ได้ทำการกำหนดค่าโอกาส  $P$  ในการถูกคัดเลือกให้กับแต่ละโครโมโซมทั้งหมดแล้ว ขั้นตอนต่อไปก็คือการชักตัวอย่าง ซึ่งเป็นการนำเอาค่าโอกาสนั้นไปทำการแปลงให้เป็นค่าตัวเลข ตัวเลขดังกล่าวจะแสดงถึงจำนวนของลูกหลานที่โครโมโซมนั้นๆ จะสามารถให้กำเนิดในขั้นต่อไป ได้วิธีการแปลงค่าโอกาสให้เป็นจำนวนโครโมโซมลูกหลานที่นิยมใช้มีดังต่อไปนี้

วิธีการชักตัวอย่างแบบวงล้อรูเล็ต (Roulette Wheel Sampling) ในขั้นตอนแรกจะทำการสร้างวงล้อรูเล็ตขึ้นมาก่อน โดยกำหนดให้  $P_{total}$  คือผลรวมของค่าโอกาสในการถูกคัดเลือกของโครโมโซมในประชากรทั้งกลุ่ม ค่านี้จะมีค่าเทียบเท่ากับเส้นรอบวงของวงล้อรูเล็ต หลังจากนั้นค่า  $P$  ของโครโมโซมแต่ละตัวจะถูกแปลงไปยังบนวงล้อรูเล็ตภายในช่วง  $[0, P_{total}]$  โดยที่ขนาดบนวงล้อรูเล็ตสำหรับแต่ละโครโมโซมจะสัมพันธ์กับค่า  $P$  ของโครโมโซมนั้นๆ รูปที่ 2.9 แสดงตัวอย่างของวงล้อรูเล็ตสำหรับกลุ่มประชากร  $S$  ที่มีค่าความเหมาะสม  $E = \{3, 1, 5, 20, 8\}$  ค่า  $P_i$  คือค่าโอกาสในการถูกคัดเลือกของโครโมโซมตัวที่  $i$  ซึ่งได้มาจากวิธีการแบ่งเป็นสัดส่วน สังเกตว่าค่า  $P$  ของโครโมโซมจะสัมพันธ์โดยตรงกับค่าความเหมาะสมของโครโมโซม จากรูปดังกล่าวโครโมโซม  $S_4$  ซึ่งมีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 20 เป็นค่าสูงที่สุดในกลุ่มจะมีขนาดบนวงล้อรูเล็ตมากที่สุดและมีโอกาสในการถูกคัดเลือกสูงที่สุด (ด้วยค่า  $P_4$ ) ในขณะที่โครโมโซม  $S_2$  ซึ่งมีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 1 เป็นค่าต่ำที่สุดในกลุ่มจะมีขนาดบนวงล้อรูเล็ตเล็กที่สุดและมีโอกาสในการถูกคัดเลือกต่ำที่สุด (ด้วยค่า  $P_2$ ) ขั้นตอนในการคัดเลือกโครโมโซมจะเริ่มจากการสุ่มค่าตัวชี้ซึ่งเป็นตัวเลขระหว่าง 0 ถึง  $P_{total}$  และถ้าตัวเลขดังกล่าวตรงกับโครโมโซมใดบนวงล้อรูเล็ต โครโมโซมนั้นจะถูกเลือกกระบวนการนี้เปรียบได้กับการหมุนวงล้อในเกมรูเล็ตนั่นเอง



รูปที่ 2.9 วงล้อรูเล็ตจากค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.10 วงล้อรูเล็ตจากวิธีการจัดอันดับ

ในแต่ละครั้งของการหมุนวงล้อก็จะได้โครโมโซมที่จะเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์มาหนึ่งตัว การสุ่มตัวเลขเพื่อคัดเลือกโครโมโซมจะดำเนินไปเรื่อยๆ จนกระทั่งได้ต้นกำเนิดสายพันธุ์เท่ากับจำนวนที่ต้องการ ดังนั้นสำหรับการคัดเลือกต้นกำเนิดสายพันธุ์จำนวน  $N$  โครโมโซมจะต้องทำการหมุนวงล้อรูเล็ตทั้งหมด  $N$  ครั้ง เราจะเห็นได้ชัดเจนว่าโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่สูง จะมีโอกาสถูกคัดเลือกมากกว่าโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่ต่ำกว่า ซึ่งเป็นปรากฏการณ์ปกติในธรรมชาติทั่วไป ค่า  $P$  ที่ใช้จากตัวอย่างในรูปที่ 2.9 ได้มาจากวิธีการแบ่งเป็นสัดส่วน เราจะเห็นได้ชัดเจนว่าโอกาสของโครโมโซมตัวที่สองที่จะถูกเลือกนั้น อาจมีค่าน้อยมากอันจะทำให้เกิดความเหลื่อมล้ำในการคัดเลือกขึ้น วิธีอื่นๆ ที่มีประสิทธิภาพดีกว่าจึงเป็นที่นิยมใช้มากกว่า ยกตัวอย่างเช่น วิธีการจัดอันดับ ซึ่งจะให้ค่าของโอกาสในการถูกคัดเลือกที่ไม่แปรผันไปตามขนาดของค่าความเหมาะสม ดังแสดงในรูปที่ 2.10 เราจะเห็นได้ว่าโอกาสการถูกคัดเลือกของ  $P_2$  เพิ่มขึ้นเป็นสัดส่วน

ที่เหมาะสม (ถูกจัดเป็นอันดับสุดท้าย) ในขณะที่  $P_4$  และ  $P_5$  มีค่าโอกาสในการถูกคัดเลือกที่ใกล้เคียงกันอันเนื่องมาจากมีอันดับที่ติดกัน วิธีวงล้อรูเล็ตเป็นขบวนการสุ่มคัดเลือกโครโมโซมในบางโอกาสอาจจะมีโครโมโซมใดโครโมโซมหนึ่งเท่านั้นที่บังเอิญถูกสุ่มในการคัดเลือกทุกครั้ง ถ้าเกิดกรณีดังกล่าวขึ้น ประชากรในรุ่นถัดไปจะประกอบไปด้วยโครโมโซมชนิดเดียวกันหมดทั้งกลุ่ม ซึ่งไม่เป็นประโยชน์ต่อการค้นหาคำตอบแต่อย่างใด วิธีวงล้อรูเล็ตสามารถปรับปรุงได้หลายวิธี วิธีหนึ่งที่ย่างและมีประสิทธิภาพคือ กำหนดให้ในแต่ละครั้งที่โครโมโซมถูกคัดเลือก ขนาดของโครโมโซมนั้นๆ บนวงล้อรูเล็ตจะมีค่าลดลงจนกระทั่งมีขนาดเป็นศูนย์วิธีนี้ทำให้แต่ละโครโมโซมที่เหลื้อมอยู่มีขอบเขตในการถูกเลือกที่เท่าเทียมกัน ในขณะเดียวกัน ก็ช่วยลดโอกาสความเป็นใหญ่ในหมู่ประชากรของโครโมโซมตัวใดตัวหนึ่งได้

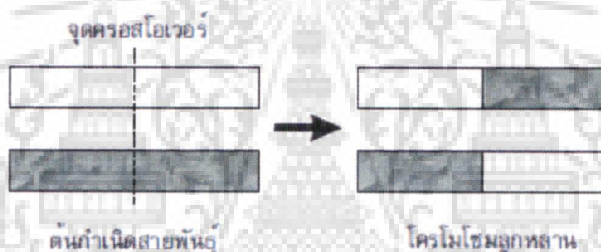
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.3.4 การครอสโอเวอร์

การครอสโอเวอร์เป็นวิธีการรวมตัวใหม่ของโครโมโซม (Recombination operator) โดยทำการรวมส่วนย่อยระหว่างโครโมโซมต้นกำเนิดสายพันธุ์ตั้งแต่สองโครโมโซมขึ้นไป เพื่อให้กลายเป็นโครโมโซมลูกหลาน โครโมโซมลูกหลานที่ได้จากการครอสโอเวอร์นี้จะมีพันธุกรรมจากต้นกำเนิดสายพันธุ์อยู่ในตัว โดยปกติทั่วไปแล้วจะมีการกำหนดอัตราการทำการครอสโอเวอร์เอาไว้ซึ่งส่วนใหญ่จะใช้เวลาที่น่าจะเป็น ( $P_c$ ) เป็นตัวกำหนดอัตราดังกล่าว วิธีการทำการครอสโอเวอร์มีได้หลายแบบดังรายละเอียดในตัวอย่างต่อไปนี้

#### 1. การทำการครอสโอเวอร์แบบจุดเดียว (Single-Point Crossover)

การทำการครอสโอเวอร์แบบจุดเดี่ยวนั้น โครโมโซมลูกหลานจะมีสายพันธุ์ของแต่ละต้นกำเนิดอยู่อย่างละหนึ่งส่วน จุดตัดในการทำการครอสโอเวอร์นั้นโดยปกติจะได้อาจมาจากการสุ่มเลือก ตัวอย่างของการทำการครอสโอเวอร์แบบจุดเดียวแสดงอยู่ในรูปที่ 2.11

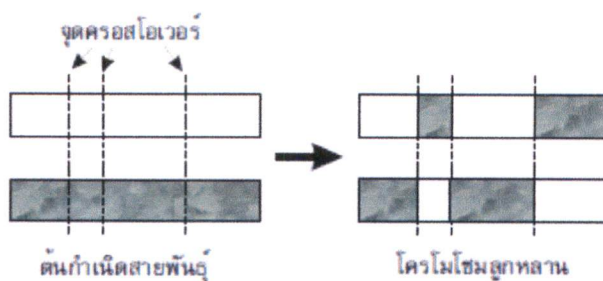


รูปที่ 2.11 แสดงครอสโอเวอร์แบบจุดเดียว

#### 2. การทำการครอสโอเวอร์แบบหลายจุด (Multiple-Point Crossover)

พิจารณาตัวอย่างการทำการครอสโอเวอร์แบบหลายจุด ดังแสดงในรูปที่ 2.12 ที่ซึ่งมีการใช้จุดตัดทั้งหมด 3 จุด ดังนั้น โครโมโซมลูกหลานจะมีสายพันธุ์ของต้นกำเนิดอยู่มากกว่าหนึ่งส่วน หลักการเลือกจุดของครอสโอเวอร์นั้นมีอยู่หลายแบบ แต่ละแบบจะให้ผลต่อการเปลี่ยนแปลงของสายพันธุ์ในโครโมโซมลูกหลานที่แตกต่างกันออกไปด้วย วิธีที่ง่ายและเป็นที่ยอมรับทั่วไปคือการสุ่มเลือกจุดครอสโอเวอร์ การทำการครอสโอเวอร์แบบหลายจุดจะให้ผลของลูกหลานที่มีความหลากหลายกว่าการทำการครอสโอเวอร์แบบจุดเดียว อันจะมีผลให้การเข้าสู่คำตอบของระบบสามารถครอบคลุมพื้นที่ของคำตอบได้มากยิ่งขึ้น อย่างไรก็ตามการทำการครอสโอเวอร์แบบหลายจุด ซึ่งทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของโครโมโซมลูกหลานได้มากกว่าการทำการครอสโอเวอร์แบบจุดเดี่ยวนั้น อาจจะทำให้มีโอกาสเบี่ยงเบนของคำตอบที่มีอยู่ในโครโมโซมลูกหลานได้ในอัตราที่สูงกว่าเช่นกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.12 แสดงครอสโอเวอร์แบบหลายจุด

### 2.3.5 การมิวเตชัน

การมิวเตชัน (Mutation) เป็นลักษณะของการผ่าเหล่าคือการนำโครโมโซมเก่ามาสุ่มแก้ไข บางส่วนของโครโมโซม เช่น บิตบางบิตให้เปลี่ยนไป ทำให้ได้โครโมโซมใหม่ที่มีสายพันธุ์ต่างจากเดิม ซึ่งมีโอกาสที่จะเป็นโครโมโซมที่ดีขึ้นหรือเลวลงก็ได้ หากโครโมโซมที่ได้ใหม่นี้เป็นโครโมโซมที่เลวลง โครโมโซมที่ได้นี้ก็จะถูกคัดออกไปในขั้นตอนการคัดเลือกเอง วัตถุประสงค์ของการมิวเตชันคือเพื่อป้องกันการสูญหายของข้อมูลและเพื่อความหลากหลายของข้อมูล ตัวอย่างของการทำมิวเตชัน เช่น สุ่มเลือกเปลี่ยนโครโมโซมตำแหน่งที่ 10

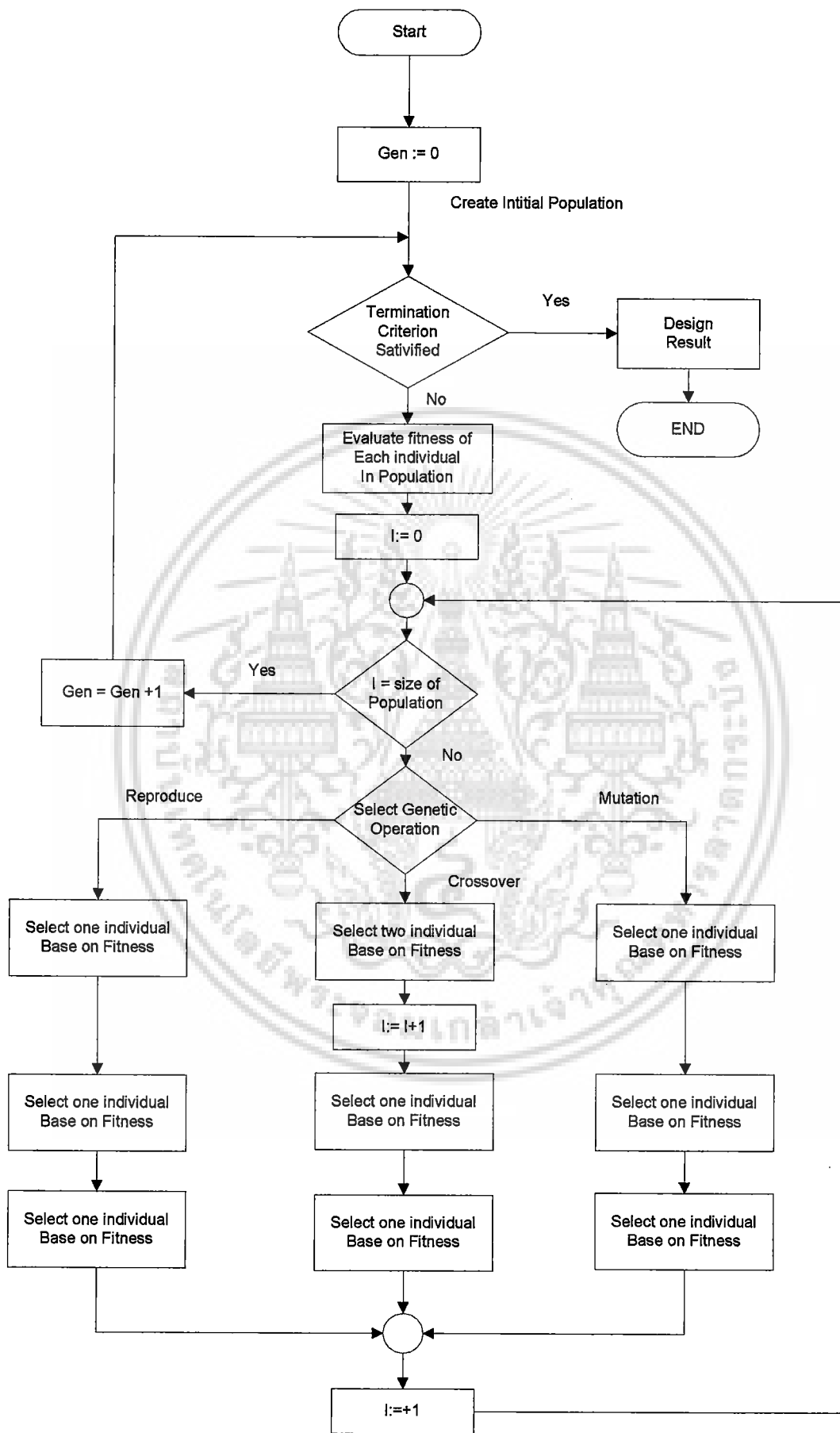
10111110011101

ผลที่ได้คือ

10111110711101

เจเนติกอัลกอริทึม จะทำเป็นวัฏจักรหมุนเวียนอยู่ เช่นนี้ จนกระทั่งถึงจุดหนึ่งตามเงื่อนไข โดยอาจสิ้นสุดเมื่อถึงรุ่น (Generation) ตามที่กำหนดหรือสิ้นสุดเมื่อพบคำตอบที่ดีที่สุดแล้วหรือถึง (threshold) ตามที่ได้กำหนดไว้ล่วงหน้าแล้วนั้น

หลักการทำงานของเจเนติกอัลกอริทึมคือการกำหนดฟังก์ชันความเหมาะสมรวมทั้งรูปแบบโครโมโซมเสียก่อน จากนั้นจึงเริ่มสร้างประชากรต้นกำเนิดตามรูปแบบโครโมโซมที่ได้กำหนดไว้ เมื่อได้ประชากรต้นกำเนิดแล้วก็ทำการวัดค่าความเหมาะสม (Fitness) ของแต่ละโครโมโซม เพื่อคัดเลือกเข้าสู่กระบวนการจีเนติกโอเปอเรเตอร์ โดยทำการคัดเลือกเอาเฉพาะโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมเป็นที่น่าพอใจจุดหนึ่งเก็บไว้ โครโมโซมที่คัดเลือกไว้นั้นจะถูกนำมาทำการครอสโอเวอร์และมิวเตชันได้เป็นโครโมโซมชุดใหม่ ซึ่งเราจะนำโครโมโซมชุดใหม่นี้มาวัดค่าความเหมาะสมเพื่อทำการคัดเลือกและทำการดำเนินการต่อไปจนสิ้นสุดตามเงื่อนไขที่ได้กำหนดไว้ ก็จะได้โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมเป็นที่น่าพอใจ หรือได้คำตอบของปัญหาที่ต้องการ ดังแสดงในรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.13 การทำงานของ Hybrid Algorithm

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานภายในเท่านั้น ไม่ควรเผยแพร่ให้ภายนอกนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.4 การประยุกต์การใช้งานในการสร้างแบบจำลอง Hybrid

จากการศึกษาทฤษฎีข้างต้นแบบจำลอง Hybrid ที่จะสร้างขึ้นมานี้จะใช้หลักการของ Fuzzy logic , Neural network และ Genetic Algorithm ซึ่งจะใช้หลักการทำงานของ Neuro – Fuzzy ในการทำงานแต่จะมีการประยุกต์การใช้งานโดยใช้หลักการของ Genetic Algorithm เข้ามาช่วยในเรื่องการปรับค่าน้ำหนักแทนวิธีการ Back-propagation

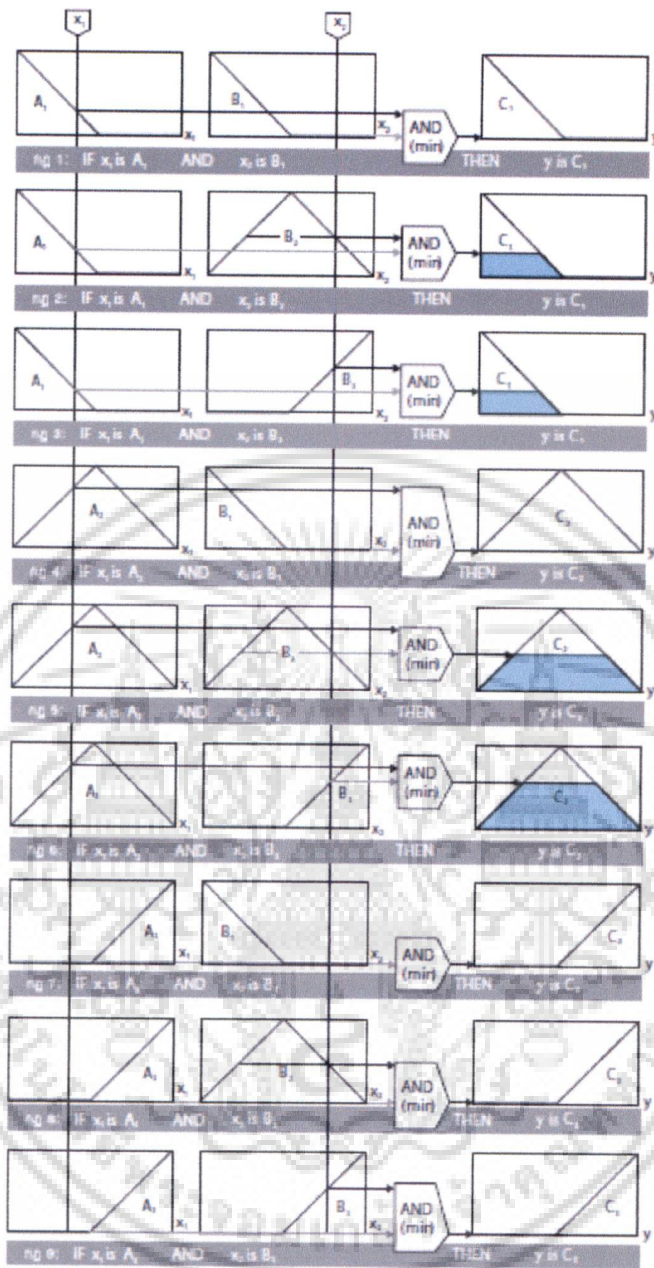
ฟัซซีลอจิกและเครือข่ายประสาทเทียมถือเป็นเครื่องมือสำหรับระบบชาญฉลาดที่เป็นส่วนเติมเต็มของกันและกันได้อย่างเป็นธรรมชาติเครือข่ายประสาทเทียมมีโครงสร้างการคำนวณในระดับล่างที่มีความสามารถในการทำงานกับข้อมูลเชิงตัวเลขโดยตรง ในขณะที่ฟัซซีลอจิกมีความสามารถในการทำงานอย่างเป็นเหตุเป็นผลในระดับสูงโดยใช้ข้อมูลเชิงภาษาที่ซึ่งออกแบบโดยผู้เชี่ยวชาญที่เป็นมนุษย์ อย่างไรก็ตามฟัซซีลอจิกไม่มีความสามารถในการเรียนรู้ และไม่สามารถปรับตัวเองสำหรับสถานะแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงไปได้ ในทางตรงกันข้าม เครือข่ายประสาทเทียมไม่ได้มีโครงสร้างเชิงภาษาที่ทำให้ผู้ใช้เข้าใจขั้นตอนการทำงานของระบบแต่อย่างไรก็ตาม การนำเอาฟัซซีลอจิกมารวมกับเครือข่ายประสาทเทียมจึงเป็นการนำเอาส่วนที่ถือว่าเป็นจุดเด่นที่สุดของทั้งสองระบบมาอยู่ด้วยกันทำให้ได้ระบบชาญฉลาดที่มีการประมวลผลแบบขนานและความสามารถในการปรับตัวและเรียนรู้พร้อมทั้งการใช้งานข้อมูลในรูปแบบข้อมูลความรู้ของมนุษย์และความกระจำของขั้นตอนการทำงานเชิงภาษาแก่ผู้ใช้ระบบ

ระบบที่มีการนำเอาเครือข่ายประสาทเทียมมาใช้แทนส่วนการอนุมานฟัซซีเดิมของฟัซซีลอจิกเรียกว่าระบบนิวโร-ฟัซซี (neuro-fuzzy) ระบบดังกล่าวสามารถถูกฝึกสอนให้ทำการเรียนรู้กฎ IF-THEN ของฟัซซีลอจิก รวมไปถึงการปรับแก้พารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปรอินพุตและเอาต์พุต ผู้เชี่ยวชาญที่เป็นมนุษย์สามารถแก้ไขเพิ่มเติมโครงสร้างกฎของระบบนิวโร-ฟัซซีได้อย่างมีประสิทธิภาพ รายละเอียดต่างๆ ของระบบนิวโร-ฟัซซีมีดังต่อไปนี้

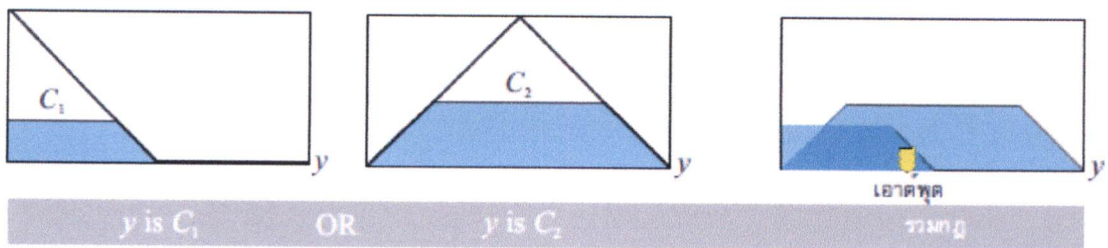
### 2.4.1 โครงสร้างระบบนิวโร-ฟัซซี (neuro-fuzzy)

โครงสร้างของระบบนิวโร-ฟัซซีมีความคล้ายคลึงกับเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นโดยปกติแล้วระบบนิวโร-ฟัซซีจะมีชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อนเร้นที่ซึ่งใช้แทนฟังก์ชันสมาชิกและกฎของฟัซซีพิจารณาตัวอย่างการอนุมานฟัซซีแบบ Mamdani ในรูปที่ 2.10 และการรวมกฎในรูปที่ 2.11 ระบบตัวอย่างมี 2 อินพุตคือ  $x_1$  และ  $x_2$  และ 1 เอาต์พุตคือ  $y$  อินพุต  $x_1$  มีค่าเชิงภาษาคือ  $A_1$   $A_2$  และ  $A_3$  อินพุต  $x_2$  มีค่าเชิงภาษาคือ  $B_1$   $B_2$  และ  $B_3$  และเอาต์พุต  $y$  มีค่าเชิงภาษาคือ  $C_1$   $C_2$  และ  $C_3$  ตัวอย่างเครือข่ายประสาทเทียมของระบบฟัซซีนี้แสดงในรูปที่ 2.12 สังเกตว่าแต่ละชั้นของเครือข่ายประสาทเทียมจะสัมพันธ์กับขั้นตอนการอนุมานในระบบฟัซซีดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้จัดทำเห็นว่าเนื้อหาเกี่ยวข้องกับการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

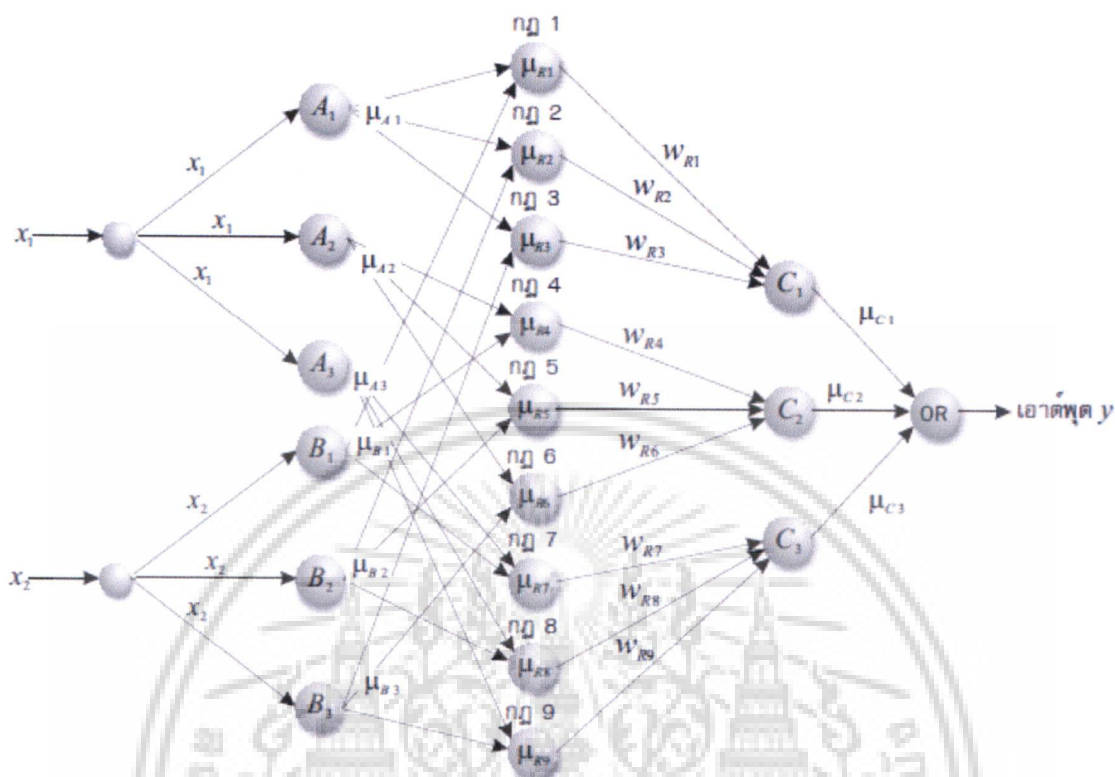


รูปที่ 2.14 ระบบอนุมานฟัซซีแบบ Mamdani



รูปที่ 2.15 การรวมกฎของฟัซซี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลง 139308 ของอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.16 neuro-fuzzy systems

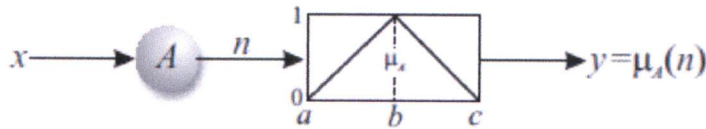
ชั้นอินพุต – ทำหน้าที่รับค่าอินพุต  $x_1$  และ  $x_2$  จากภายนอกระบบเข้าสู่ชั้นต่อไปของเครือข่าย

ชั้นการทำฟัซซีของอินพุต – ทำหน้าที่ในการแปลงค่าอินพุตให้อยู่ในค่าของฟังก์ชันสมาชิกนั่นเอง แต่ละนิวรอนในชั้นนี้จะเป็นส่วนเงื่อนไข IF จากกฎของฟัซซีและทำหน้าที่คำนวณค่าระดับความเป็นสมาชิกของอินพุตที่เข้ามาสู่นิวรอน ดังนั้นฟังก์ชันถ่ายโอนของนิวรอนในชั้นการทำฟัซซีนี้จะสัมพันธ์กับฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปรอินพุตนั้นๆ ยกตัวอย่างเช่น ถ้าฟังก์ชันสมาชิกเป็นรูปสามเหลี่ยม ฟังก์ชันถ่ายโอนของนิวรอนนี้จะเป็นรูปสามเหลี่ยมด้วย ตัวอย่างฟังก์ชันสมาชิกสามเหลี่ยมที่มีพารามิเตอร์  $\{0/a, 1/b, 0/c\}$  มีความสัมพันธ์ดังต่อไปนี้ (ดูรูปที่ 2.14 ประกอบ)

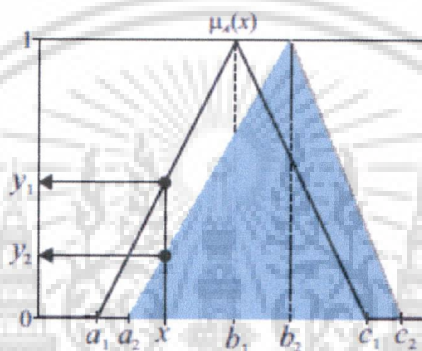
$$y = \begin{cases} 0; & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}; & a < x \leq b \\ \frac{x-c}{b-c}; & b < x < c \\ 0; & x \geq c \end{cases}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พารามิเตอร์  $a$ ,  $b$  และ  $c$  มีผลโดยตรงต่อรูปร่างของฟังก์ชันสมาชิก ซึ่งจากรูปที่ 2.14 จะเห็นได้ว่า นอกจากค่าอินพุต  $x$  แล้ว (มาจากภายนอกระบบ) ค่าเอาต์พุตของนิเวรอนการทำฟัซซียังขึ้นอยู่กับพารามิเตอร์เหล่านี้ด้วย ดังนั้นค่าพารามิเตอร์เหล่านี้สามารถเปรียบเทียบได้กับค่าน้ำหนักประสาทในเครือข่ายประสาทเทียมนั่นเอง



รูปที่ 2.17 นิเวรอนการทำฟัซซี



รูปที่ 2.18 ผลของพารามิเตอร์  $a$ ,  $b$  และ  $c$  ต่อรูปร่างของฟังก์ชันสมาชิก

**ชั้นกฎของฟัซซี** - ประกอบไปด้วยนิเวรอนที่ใช้แทนกฎแต่ละข้อ นิเวรอนกฎนี้จะรับอินพุต (ฟังก์ชันสมาชิก) มาจากชั้นการทำฟัซซีโดยรับจากนิเวรอนที่สัมพันธ์กับเงื่อนไข IF จากแต่ละกฎ ยกตัวอย่างเช่น นิเวรอนกฎข้อ 1 จะรับอินพุตจาก A1 และ B1 เป็นต้น

ในกรณีของนิเวรอนกฎที่รับอินพุตมากกว่า 1 เงื่อนไข เครือข่ายจะต้องใช้ตัวปฏิบัติการทางเซตในการรวมเงื่อนไข ยกตัวอย่างเช่นการรวมเงื่อนไขด้วยตัวกระทำแบบ AND เราสามารถใช้การคูณค่าระดับความเป็นสมาชิกของแต่ละเงื่อนไข กล่าวคือสำหรับการรวม  $K$  เงื่อนไขจะได้ว่า

$$Y = X_1 \times X_2 \times X_3 \times \dots \times X_k$$

โดยที่  $X_1, X_2, \dots, X_k$  คืออินพุตจากส่วนเงื่อนไข IF  $y$  คือเอาต์พุตของนิเวรอนกฎ ยกตัวอย่างเช่น เอาต์พุตนิเวรอนกฎข้อที่ 1 จะมีค่าเท่ากับ  $\mu_{A1} \times \mu_{B1}$  ค่าเอาต์พุตของกฎข้อที่  $n$  คือ  $\mu_{Rn}$  ค่าเอาต์พุตของนิเวรอนกฎนี้จะถูกปรับตามค่าน้ำหนักประสาท  $w_{Rn}$  ในระหว่างขั้นตอนของการเรียนรู้

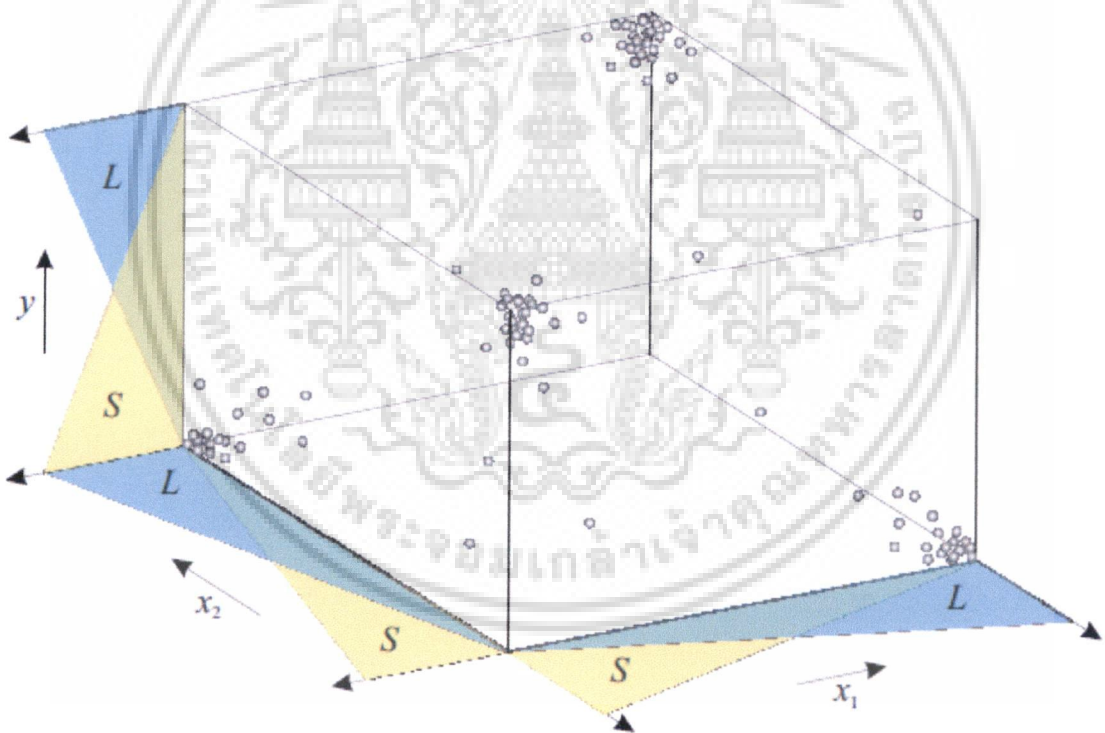
**ชั้นการทำฟัซซีของเอาต์พุต** - คล้ายคลึงกับชั้นการทำฟัซซีของอินพุต ชั้นการทำฟัซซีของเอาต์พุต

ทำการแปลงอินพุตจากกฎที่ผ่านเงื่อนไข IF มาจากในชั้นกฎของฟัซซีนั่นคือนิเวรอนในชั้นนี้จะมีเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จำนวนเท่ากับค่าเชิงภาษาของตัวแปรเอาต์พุตของระบบฟัซซีนั่นเอง หลังจากนั้นแล้วจะทำการรวมกฎเข้าด้วยกันโดยใช้ตัวกระทำ OR ดังนี้

$$y = x_1 \oplus x_2 \oplus x_3 \dots \oplus x_R$$

โดยที่ R คือจำนวนนิเวรอนกฎทั้งหมดและ x คือเอาต์พุตจากนิเวรอนกฎ ยกตัวอย่างเช่นเอาต์พุตนิเวรอน C<sub>1</sub> จะรับอินพุตจากนิเวรอนกฎข้อ 1 2 และ 3 โดยที่เอาต์พุตจากนิเวรอนกฎข้อ 2 และ 3 เท่านั้นที่มีค่ามากกว่าศูนย์ (อย่างไรก็ดีเอาต์พุตจากทั้ง 3 นิเวรอนกฎข้อ 1 2 และ 3 จะถูกประมวลผลด้วยตัวกระทำ OR) เอาต์พุตของนิเวรอนในขั้นนี้คือ  $\mu_{C1}$   $\mu_{C2}$  และ  $\mu_{C3}$  (ตามค่าเชิงภาษาของตัวแปรเอาต์พุต) เอาต์พุตแต่ละตัวของนิเวรอนในขั้นนี้จะเป็นค่าในการนำไปตัดยอดฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปรเอาต์พุต แล้วนำผลของค่าเอาต์พุตทั้งหมดไปทำการดีฟัซซีในขั้นต่อไป



รูปที่ 2.19 ตัวอย่างข้อมูลรูปแบบของ XOR

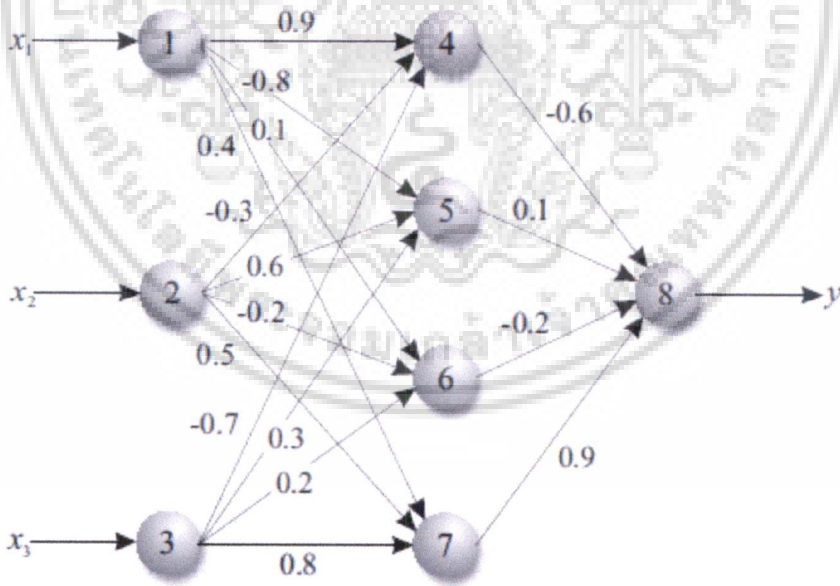
**ขั้นการทำดีฟัซซี** - เอาต์พุตของนิเวรอนในขั้นนี้เป็นค่าเอาต์พุตที่นำออกไปใช้ภายนอกระบบ (เช่น นำไปควบคุมระบบ) การทำดีฟัซซีของขั้นนี้ใช้ปฏิบัติการดีฟัซซีปกติในระบบฟัซซีลอจิก เช่น วิธีหาค่าจุดศูนย์ถ่วง เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.4.2 การเรียนรู้ของระบบ Neuro-Fuzzy

ถึงแม้ว่าเครือข่ายประสาทเทียมจะถูกใช้ในการแก้ไขปัญหาต่างๆ ได้อย่างมากมาย ตัวเครือข่ายประสาทเทียมเองยังมีข้อจำกัดอยู่บางประการ ข้อจำกัดที่สำคัญอย่างหนึ่งคือกรรมวิธีการเรียนรู้ยกตัวอย่างเช่น การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-propagation) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ที่นิยมใช้มากที่สุดวิธีหนึ่ง การเรียนรู้แบบแพร่กลับมีข้อจำกัดที่เด่นชัดอยู่อย่างหนึ่งคือไม่สามารถรับประกันการเข้าสู่ค่าตอบที่เหมาะสมที่สุดได้ ในการประยุกต์ใช้งานจริง อัลกอริทึมแพร่กลับอาจจะเข้าสู่ค่าตอบที่เป็นวงแคบเฉพาะถิ่นทำให้ไม่สามารถให้คำตอบที่ต้องการจริงๆ ได้ ปัญหาอีกอย่างหนึ่งของการออกแบบใช้งานเครือข่ายประสาทเทียมคือการเลือกพารามิเตอร์ของเครือข่าย ไม่ว่าจะเป็นจำนวนชั้น จำนวนนิวรอนหรือลักษณะการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอน ซึ่งในทางทฤษฎีแล้วไม่มีหลักการที่แน่นอนในการเลือกพารามิเตอร์ของเครือข่ายให้เหมาะสมกับงาน

Genetic Algorithm หรือ GA ถือเป็นเทคนิคการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่มีประสิทธิภาพมากวิธีหนึ่ง การนำเอา GA มาใช้งานร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียมจึงเป็นที่คาดหวังในการช่วยเพิ่มประสิทธิภาพ ในการหาค่าน้ำหนักประสาทที่เหมาะสมที่สุดของเครือข่าย รวมไปถึงการค้นหาพารามิเตอร์ของเครือข่ายที่เหมาะสมกับงานด้วย ระบบดังกล่าวรวมเรียกว่า เครือข่ายประสาทเทียมเชิงวิวัฒนาการ (evolutionary neural network)



รูปที่ 2.20 เครือข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้น

0.9	-0.3	-0.7	-0.8	0.6	0.3	0.1	-0.2	0.2	0.4	0.5	0.8	-0.6	0.1	-0.2	0.9
-----	------	------	------	-----	-----	-----	------	-----	-----	-----	-----	------	-----	------	-----

รูปที่ 2.21 ค่าโครโมโซมเริ่มต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.4.2.1 โครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียมเชิงวิวัฒนาการ (evolutionary neural network)

#### 2.4.2.1.1 โครโมโซม

จุดประสงค์ในการนำเอา GA มาใช้ในที่นี้คือการค้นหาค่าน้ำหนักประสาทของเครือข่ายประสาทเทียม เราจึงต้องออกแบบค่าน้ำหนักประสาทเทียมดังกล่าวในรูปแบบของ โครโมโซมที่ซึ่งใช้งานโดย GA พิจารณาการคำนวณหาค่าน้ำหนักประสาทของเครือข่ายไปข้างหน้าแบบ 3 ชั้นในรูปแบบที่ 2.16 เครือข่ายประกอบไปด้วย 3 นิวรอนในชั้นอินพุต 4 นิวรอนในชั้นฮอนเร้นและ 1 นิวรอนในชั้นเอาต์พุต ในรูปแสดงค่าเริ่มต้นของน้ำหนักประสาทเทียม

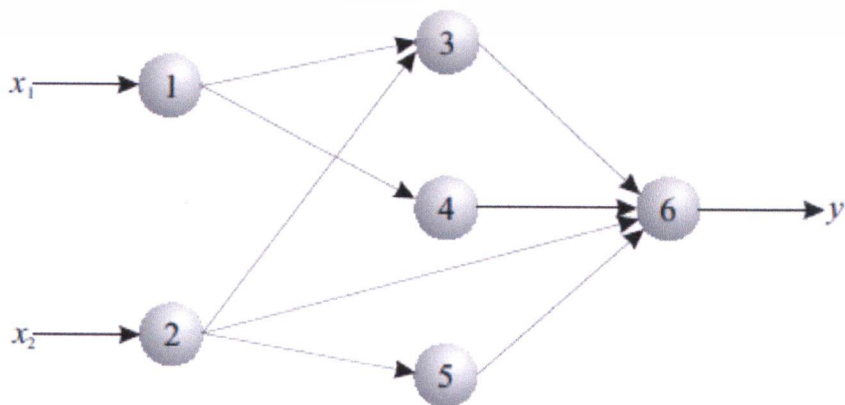
พิจารณาจำนวนการเชื่อมต่อด้วยค่าน้ำหนักประสาทในเครือข่ายทั้งหมด 16 ค่า เมื่อทำการนำเอาค่าน้ำหนักประสาทไปเข้ารหัสในเป็นโครโมโซมจะได้โครโมโซมขนาด 16 ตัวแปร อย่างไรก็ตามก็ดีในการออกแบบโครโมโซมจะต้องพิจารณาการวางตำแหน่งของตัวแปรค่าน้ำหนักประสาทเหล่านี้เราสามารถวางค่าน้ำหนักประสาทเรียงจากนิวรอนในชั้นที่ 1 ซึ่งจะได้โครโมโซมเริ่มต้นคือ

0.9	-0.8	0.1	0.4	-0.3	0.6	-0.2	0.5	-0.7	0.3	0.2	0.8	-0.6	0.1	-0.2	0.9
-----	------	-----	-----	------	-----	------	-----	------	-----	-----	-----	------	-----	------	-----

เราสามารถวางเรียงค่าน้ำหนักประสาทในรูปแบบอื่นๆ ซึ่งมีผลต่อการทำงานของ GA ที่แตกต่างกันออกไป ยกตัวอย่างเช่น โครโมโซมในรูปแบบที่ 2.17 แสดงการวางเรียงค่าน้ำหนักประสาทโดยพิจารณาตามลำดับค่าอินพุตที่ป้อนเข้าสู่แต่ละนิวรอน ดังนั้นจะได้ค่าโครโมโซมเริ่มต้นคือ

0.9	-0.3	-0.7	-0.8	0.6	0.3	0.1	-0.2	0.2	0.4	0.5	0.8	-0.6	0.1	-0.2	0.9
-----	------	------	------	-----	-----	-----	------	-----	-----	-----	-----	------	-----	------	-----

การวางเรียงค่าน้ำหนักประสาทในกรณีหลังนี้ทำให้เราสามารถพิจารณากลุ่มของยีนในโครโมโซม ที่สัมพันธ์กับนิวรอนที่มีค่าน้ำหนักประสาทในกลุ่มของยีนนั้นๆ ได้อย่างสะดวก



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้รูปที่ 2.22 กริรเข้ารหัสโดยตรง ญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 2.4.2.1.2 ฟังก์ชันค่าความเหมาะสม

ขั้นตอนต่อไปของการใช้ GA คือการออกแบบฟังก์ชันสำหรับกำหนดค่าความเหมาะสม ที่ซึ่งทำหน้าที่ในการประเมินค่าความเหมาะสมของโครโมโซมต่างๆ โดยปกติแล้วฟังก์ชันกำหนดค่าความเหมาะสมใช้ค่าวัตถุประสงคในการประเมิน ค่าวัตถุประสงค์ในกรณีนี้คือค่าความผิดพลาดแบบผลรวมกำลังสอง (Sum-squared error หรือ SSE) ของเครือข่าย จุดประสงค์ของ GA ในที่นี้ก็คือการหาค่าน้ำหนักประสาทของเครือข่ายที่ทำให้ค่าความผิดพลาดแบบผลรวมกำลังสองมีค่าน้อยที่สุด

#### 2.4.2.1.3 ปฏิบัติการทางสายพันธุ์

ปฏิบัติการทางสายพันธุ์ประกอบไปด้วยการทำครอสโอเวอร์และการทำมิวเทชัน เครือข่ายลูกซึ่งมีโครงสร้างเดียวกันกับเครือข่ายพ่อแม่จะได้ค่าน้ำหนักประสาทที่เป็นผลมาจากการทำปฏิบัติการทางสายพันธุ์นี้พารามิเตอร์ของปฏิบัติการทางสายพันธุ์ เช่น ค่าความน่าจะเป็นของการทำครอสโอเวอร์และมิวเทชัน จะให้ผลลัพธ์ที่แตกต่างกันออกไปตามหลักการของ GA

#### 2.4.2.1.4 พารามิเตอร์ อื่นๆ ของ GA

พารามิเตอร์อื่นๆ ที่เหลือของ GA เป็นส่วนที่เกี่ยวข้องกับการใช้งาน GA เท่านั้น ไม่ว่าจะ เป็นวิธีการคัดเลือก วิธีการแทนที่ จำนวนประชากร (โครโมโซม) เริ่มต้นซึ่งหมายถึงจำนวนเครือข่ายที่มีค่าน้ำหนักประสาทที่แตกต่างกันตามค่าที่อยู่ในโครโมโซม หรือจำนวนรุ่นทั้งหมดที่จะทำการวนรอบหาคำตอบ

#### 2.4.2.2 การประยุกต์ใช้ GA ในการค้นหาพารามิเตอร์ของเครือข่ายประสาทเทียม

รายละเอียดการนำเอา GA มาใช้ข้างต้น เป็นการค้นหาค่าน้ำหนักประสาทที่เหมาะสมของเครือข่ายประสาทเทียมที่ซึ่งมีโครงสร้างคงที่ อย่างไรก็ตามเราก็สามารถนำเอา GA มาค้นหาโครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่สุดได้ นั่นคือคำตอบที่ GA ต้องทำการค้นหา เช่นจำนวนนิวรอนและการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอน เป็นต้น โดยทั่วไปแล้วค่าพารามิเตอร์ของเครือข่ายนี้จะใช้การสุ่มโดยผู้ออกแบบเครือข่าย เนื่องจากไม่มีทฤษฎีที่แน่นอนใดๆ ในการกำหนดพารามิเตอร์ดังกล่าวสำหรับงานหนึ่งๆ

ในการนำเอา GA มาใช้ในการค้นหาพารามิเตอร์ของเครือข่ายประสาทเทียม สิ่งแรกที่ต้องพิจารณาคือการออกแบบโครโมโซมซึ่งมีหลายวิธีในการเข้ารหัสโครโมโซม ขึ้นอยู่กับจำนวนของตัวแปรของเครือข่ายที่ต้องการจะค้นหา พิจารณาตัวอย่างการใช้วิธีการเข้ารหัสโดยตรง ถึงแม้ว่า

วิธีการนี้จะมีข้อจำกัดคือใช้กับเครือข่ายที่มีจำนวนนิรอนคงที่แต่วิธีการดังกล่าวสามารถใช้ศึกษาการค้นหาค่าการเชื่อมต่อของนิรอนต่างๆ ภายในเครือข่ายได้ดังรายละเอียดต่อไปนี้

การเชื่อมต่อระหว่างนิรอนภายในเครือข่ายสามารถเขียนในรูปของเมตริกซ์ได้ ยกตัวอย่างเช่น เครือข่าย ในรูปที่ 2.18 สามารถเขียนความสัมพันธ์ ของการเชื่อมต่อระหว่างนิรอนภายในเครือข่ายได้ดังนี้

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

รูปที่ 2.23 โครโมโซมการเชื่อมต่อระหว่างนิรอน

มาจากนิรอน:	1	2	3	4	5	6
ไปยังนิรอน:	1	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0
3	1	1	0	0	0	0
4	1	0	0	0	0	0
5	0	1	0	0	0	0
6	0	1	1	1	1	0

รูปที่ 2.24 เปรียบเทียบแบบเมตริก

ค่าองค์ประกอบของเมตริกซ์ข้างต้นแสดงถึงการเชื่อมต่อจากนิรอนหนึ่งไปยังอีกนิรอนหนึ่งตามกำหนดไว้ด้วยค่า 0 (ไม่เชื่อมต่อ) หรือ 1 (เชื่อมต่อ) การเชื่อมต่อที่มีค่า 1 จะมีผลต่อการเรียนรู้ที่ซึ่งอนุญาตให้มีการปรับค่าน้ำหนักประสาทระหว่างนิรอนคู่ต่างๆ เราสามารถทำการเข้ารหัสเมตริกซ์ข้างต้นได้ดังรูปที่ 2.19

นอกจากการค้นหาค่าน้ำหนักประสาทและการเชื่อมต่อของนิรอน GA ยังสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการหาค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันถ่ายโอนหรือพารามิเตอร์อื่นๆ เช่น จำนวนอินพุตที่จำเป็นต่อเครือข่าย การนำเอา GA มาใช้ค้นหาพารามิเตอร์ของเครือข่าย ทำให้ได้เครือข่ายที่มีพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด เช่นมีจำนวนชั้นและนิรอนในจำนวนที่เหมาะสมที่สุด รวมไปถึงค่าน้ำหนักประสาทที่เหมาะสมที่สุดด้วย

# บทที่ 3

## ขั้นตอนการทำงาน

### 3.1 การออกแบบระบบและกระบวนการทำงาน

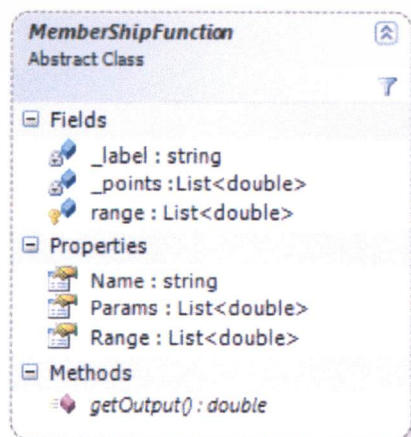
ระบบการพยากรณ์ข้อมูลที่พัฒนาขึ้นมา นี้เป็นการพยากรณ์ข้อมูลแบบระยะสั้น โดยใช้การประยุกต์กระบวนการพยากรณ์ข้อมูลแบบไฮบริดจ์อัลกอริทึม โดยการใช้ Fuzzy Logic, Neural Network และ Genetic Algorithm ในการพยากรณ์

โดยการออกแบบ โครงสร้างของระบบการพยากรณ์ข้อมูลในครั้งนี้แบ่งออกเป็น 3 ส่วนใหญ่ๆ คือ

- การนำข้อมูลเข้าโดยการนำข้อมูลเข้านั้นสามารถนำเข้าได้ทั้งแบบไฟล์ Text หรือ Excel ก็ได้ ซึ่งข้อมูลที่นำเข้านั้นเป็นข้อมูลของตลาดหุ้นที่จะใช้ในการพยากรณ์
- ส่วนที่สองเป็นส่วนของการประมวลผลซึ่งในส่วนนี้จะใช้การทำงานของระบบไฮบริดจ์อัลกอริทึมในการพยากรณ์ข้อมูล
- ส่วนสุดท้ายจะเป็นส่วนของการแสดงผล ซึ่งในส่วนนี้จะทำการแสดงผลลัพธ์ของโปรแกรมหลังการประมวลผลแล้วออกมาในรูปแบบข้อมูลและกราฟ

### 3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาระบบการพยากรณ์

ในการพัฒนาระบบการพยากรณ์หุ้นครั้งนี้ทางผู้พัฒนาได้พัฒนาโดยใช้โปรแกรม Visual Studio 2010 ในการพัฒนาโดยเลือกใช้ C# เหตุผลที่เลือกใช้ C# นั้นเนื่องจากโปรแกรมนั้นมี Object ต่างๆ ที่ใช้ช่วยในการพัฒนาโปรแกรมมากมาย ทำให้สามารถพัฒนาได้รวดเร็ว สำหรับในส่วนของโปรแกรมนั้นประกอบด้วย Class ต่างๆดังนี้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับรูปที่ 3.1 Class Membership Function อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Class MemberShipFunction: เป็น Abstract Class ที่ทำหน้าที่เหมือนกับฟังก์ชันสมาชิกในชั้นของพีชคณิต

#### Attribute

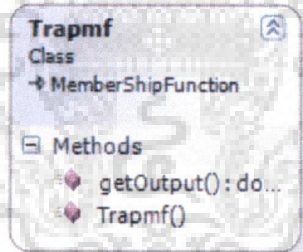
- `_label` เป็นข้อมูลชนิด string ทำหน้าที่เก็บชื่อของฟังก์ชันสมาชิก
- `_points` เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Double ทำหน้าที่เก็บตำแหน่งฐานของฟังก์ชันสมาชิกที่ใช้คำนวณค่าความเป็นสมาชิก
- `range` เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Double ทำหน้าที่เก็บช่วงของตำแหน่งฐานของฟังก์ชันนี้ที่มากที่สุดและน้อยที่สุด

#### Properties

- Name เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ `_label`
- Params เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ `_points`
- Range เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ `range`

#### Methods

- `getOutput` เป็น abstract ฟังก์ชันที่ถูก implement ใน Class `Trapmf` และ Class `Trimf` ทำหน้าที่คำนวณค่าความเป็นสมาชิกของฟังก์ชันสมาชิกแต่ละแบบ



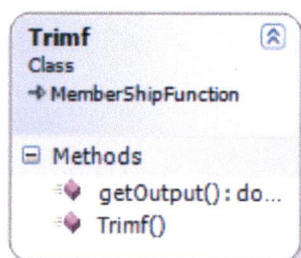
รูปที่ 3.2 Class Trapmf

Class `Trapmf`: เป็น Class สืบทอดจาก Class `MemberShipFunction` ที่ทำหน้าที่แทนรูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมูในชั้นของพีชคณิต

#### Methods

- `getOutput` เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คำนวณค่าความเป็นสมาชิกของฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

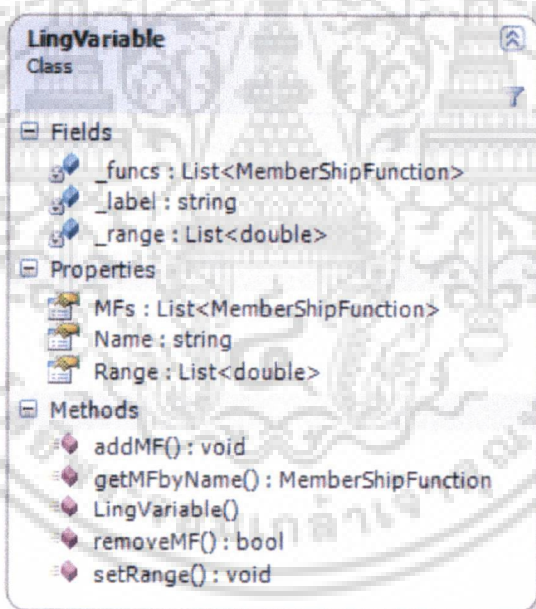


รูปที่ 3.3 Class Tripmf

Class Tripmf: เป็น Class สืบทอดจาก Class MemberShipFunction ที่ทำหน้าที่แทนรูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยมในชั้นของพีชชีอินพุต

Methods

- getOutput เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คำนวณค่าความเป็นสมาชิกของฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม



รูปที่ 3.4 Class LingVariable

Class LingVariable: เป็น Class ที่ทำหน้าที่เหมือนกับตัวแปรภาษาในชั้นของอินพุต

Attribute

- \_funcs เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Class MemberShipFunction เก็บฟังก์ชันสมาชิกแต่ละตัวของตัวแปรภาษานี้
- \_label เป็นข้อมูลชนิด string ทำหน้าที่เก็บชื่อของตัวแปรภาษา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

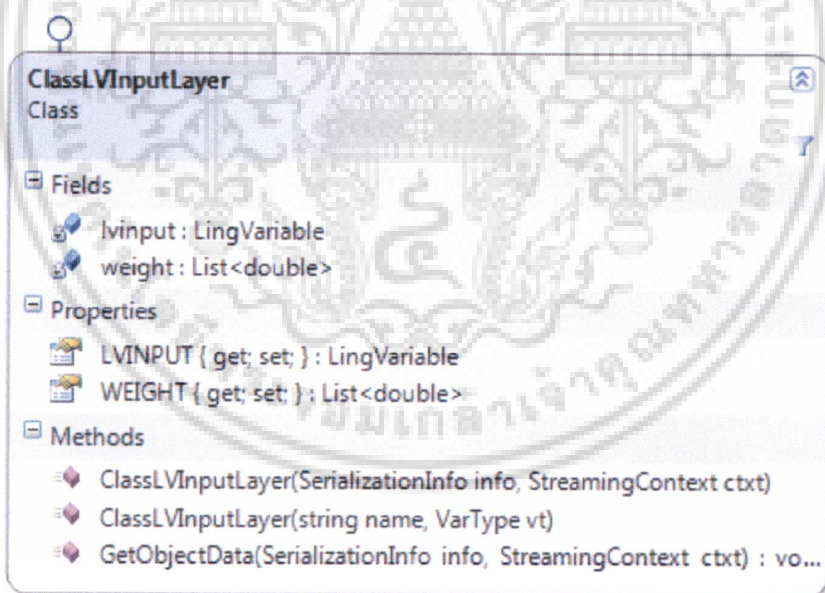
- `_range` เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Double ทำหน้าที่เก็บช่วงของตำแหน่งฐานของฟังก์ชันที่มากที่สุดและน้อยที่สุด

#### Properties

- Name เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอสทริบิวต์ `_label`
- MFs เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอสทริบิวต์ `_funcs`
- Range เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอสทริบิวต์ `_range`

#### Methods

- `addMF` เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่เพิ่มออบเจกต์ฟังก์ชันสมาชิกเข้าไปในแอสทริบิวต์ `_funcs`
- `getMFbyName` เป็นฟังก์ชันที่ค้นหาออบเจกต์ฟังก์ชันสมาชิกจากชื่อที่ต้องการค้นหา
- `LingVariable` เป็น Constructor ของ Class
- `removeMF` เป็นฟังก์ชันลบออบเจกต์ฟังก์ชันสมาชิกออกจากแอสทริบิวต์ `_funcs`
- `setRange` เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่เซตค่าช่วงของตำแหน่งฐานของฟังก์ชันที่มากที่สุดและน้อยที่สุด



รูปที่ 3.5 Class LVIInput Layer

Class `ClassLVIInputLayer`: เป็น Class ที่ทำหน้าที่เหมือนกับตัวแปรภาษาในชั้นของอินพุตแต่จะเพิ่มน้ำหนักประสาทที่ใช้ในการเรียนรู้

#### Attribute

- `lvinput` เป็นข้อมูลชนิด Class `LingVariable` เก็บออกเจกต์ตัวแปรภาษา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

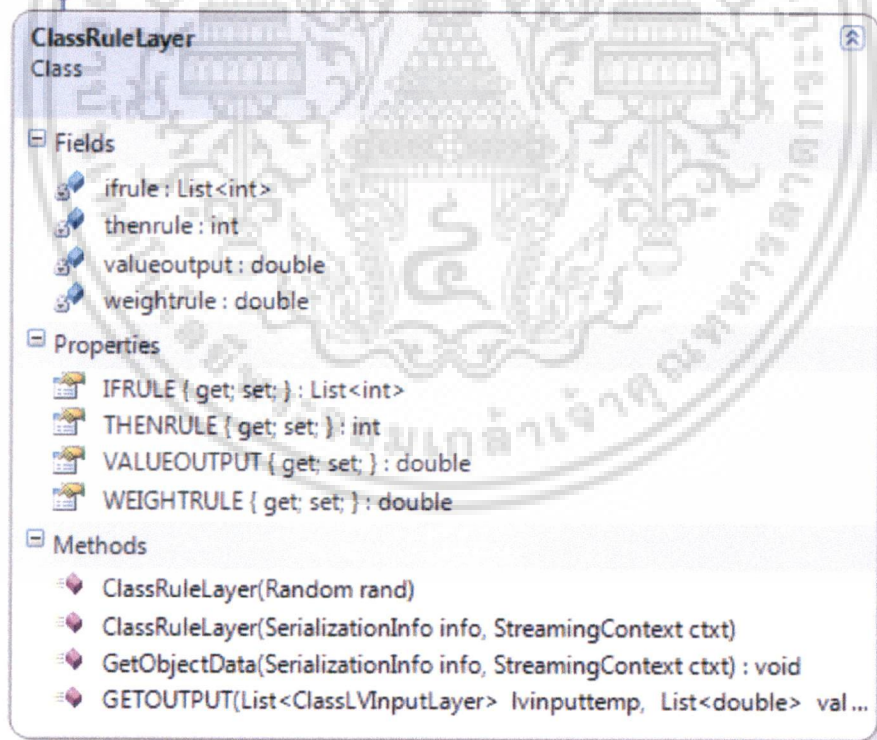
- weight เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Double ทำหน้าที่เก็บค่าน้ำหนักประสาทของแต่ละฟังก์ชันสมาชิกที่ตัวแปรภาษานั้นมีอยู่

#### Properties

- LVINPUT เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ lvinput
- WEIGHT เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ weight

#### Methods

- ClassLVInputLayer(SerializationInfo info, StreamingContext ctxt) เป็น Constructor ของ Class ที่จะทำงานเมื่อมีการบันทึกข้อมูลของ Class นี้ลงไฟล์ ทำหน้าที่นำข้อมูลจากแอตทริบิวต์ใน Class ลงไฟล์
- ClassLVInputLayer เป็น Constructor ของ Class
- GetObjectData เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คืนค่าข้อมูลจากไฟล์มาใส่ในแอตทริบิวต์ใน Class



รูปที่ 3.6 Class Rule Layer

Class ClassRuleLayer: เป็น Class ที่ทำหน้าที่กฎของพีชชีในชั้นกฎของพีชชี

#### Attribute

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

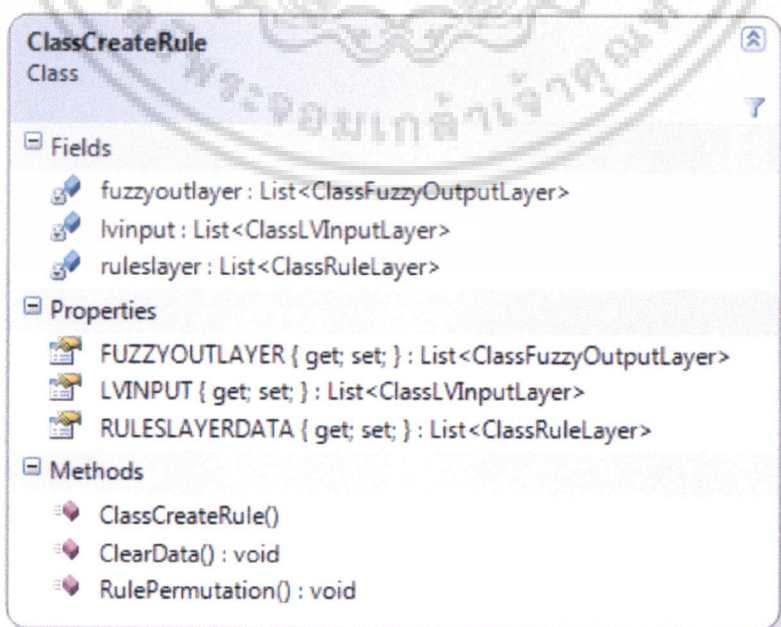
- ifrule เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด int ทำหน้าที่เก็บดัชนีของฟังก์ชันสมาชิกที่เป็นอินพุตเข้าในโหนดของกฎนี้
- thenrule เป็นข้อมูลชนิด int ทำหน้าที่เก็บดัชนีของในชั้นพีชซีของเอาต์พุตที่จะส่งออกไปเป็นอินพุตในชั้นต่อไป
- valueoutput เป็นข้อมูลชนิด Double ทำหน้าที่เก็บค่าเอาต์พุตของโหนดกฎนี้
- weightrule เป็นข้อมูลชนิด Double ทำหน้าที่เก็บค่าน้ำหนักประสาทในกฎของพีชซี

#### Properties

- IFRULE เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ ifrule
- THENRULE เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ thenrule
- VALUEOUTPUT เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ valueoutput
- WEIGHTRULE เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ weightrule

#### Methods

- ClassRuleLayer(SerializationInfo info, StreamingContext ctxt) เป็น Constructor ของ Class ที่จะทำงานเมื่อมีการบันทึกข้อมูลของ Class นี้ลงไฟล์ ทำหน้าที่นำข้อมูลจากแอตทริบิวต์ใน Class ลงไฟล์
- ClassRuleLayer เป็น Constructor ของ Class
- GetObjectData เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คืนค่าข้อมูลจากไฟล์มาใส่ในแอตทริบิวต์ใน Class
- GETOUTPUT เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คำนวณเอาต์พุตของโหนดในชั้นกฎของพีชซี



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการ **รูปที่ 3.7 Class Create Rule** ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Class ClassCreateRule: เป็น Class ที่ทำหน้าที่สร้างกฎให้กับชั้นกฎของฟัซซีแบบอัตโนมัติ

#### Attribute

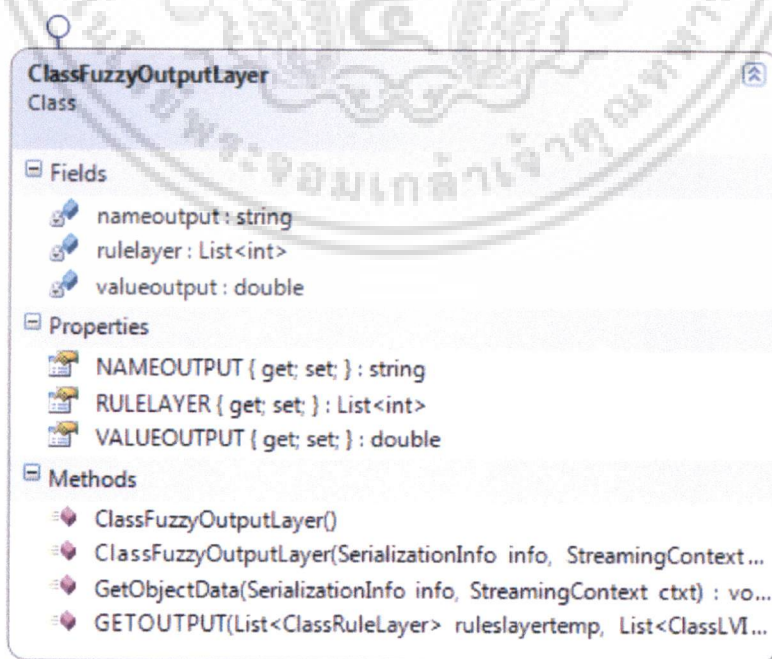
- fuzzyoutlayer เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Class ClassFuzzyOutputLayer ทำหน้าที่เก็บออกเจ็ทต์ของ ClassFuzzyOutputLayer เพื่อนำมาใช้สร้างกฎในส่วน then
- lvininput เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Class ClassLVInputLayer ทำหน้าที่เก็บออกเจ็ทต์ของ ClassLVInputLayer เพื่อนำมาใช้สร้างกฎในส่วน if
- ruleslayer เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Class ClassRuleLayer ทำหน้าที่เก็บออกเจ็ทต์ของ ClassRuleLayer ที่ได้จากการสร้างแบบอัตโนมัติ

#### Properties

- FUZZYOUTLAYER เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ fuzzyoutlayer
- LVINPUT เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ lvininput
- RULESLAYER เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ ruleslayer

#### Methods

- ClassCreateRule เป็น Constructor ของ Class
- ClearData เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่ reset ข้อมูลแอตทริบิวต์ของ Class
- RulePermutation เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่สร้างชั้นกฎของฟัซซีแบบอัตโนมัติ



รูปที่ 3.8 Class Fuzzy Output Layer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Class ClassFuzzyOutputLayer: เป็น Class ที่ทำหน้าที่การรวมกฎในชั้นการทำฟัซซีของเอาต์พุต

#### Attribute

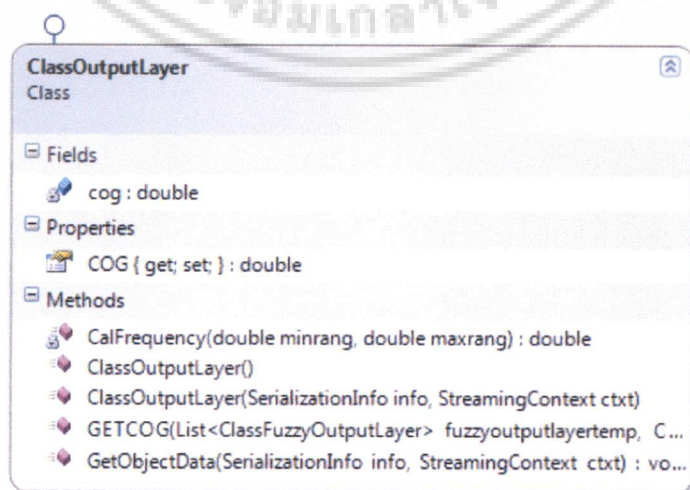
- nameoutput เป็นข้อมูลชนิด string ทำหน้าที่เก็บชื่อ โหนดชั้นการทำฟัซซีของเอาต์พุต
- rulelayer เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด int ทำหน้าที่เก็บดัชนีของกฎของฟัซซี เป็นอินพุตเข้าใน โหนดการทำฟัซซีของเอาต์พุตนี้
- valueoutput เป็นข้อมูลชนิด Double ทำหน้าที่เก็บค่าเอาพุตที่ได้จาก โหนดการทำฟัซซีของเอาต์พุตนี้

#### Properties

- NAMEOUTPUT เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ nameoutput
- RULELAYER เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ rulelayer
- VALUEOUTPUT เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ valueoutput

#### Methods

- ClassFuzzyOutputLayer เป็น Constructor ของ Class
- ClassRuleLayer(SerializationInfo info, StreamingContext ctxt) เป็น Constructor ของ Class ที่จะทำงานเมื่อมีการบันทึกข้อมูลของ Class นี้ลงไฟล์ ทำหน้าที่นำข้อมูลจากแอตทริบิวต์ใน Class ลงไฟล์
- GetObjectData เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คืนค่าข้อมูลจากไฟล์มาใส่ในแอตทริบิวต์ใน Class
- GETOUTPUT เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คำนวณเอาพุตของโหนดในการทำฟัซซีของเอาต์พุต



รูปที่ 3.9 Class Output Layer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Class ClassOutputLayer: เป็น Class ที่ทำหน้าที่การทำดีพีซซีในชั้นการทำดีพีซซี

#### Attribute

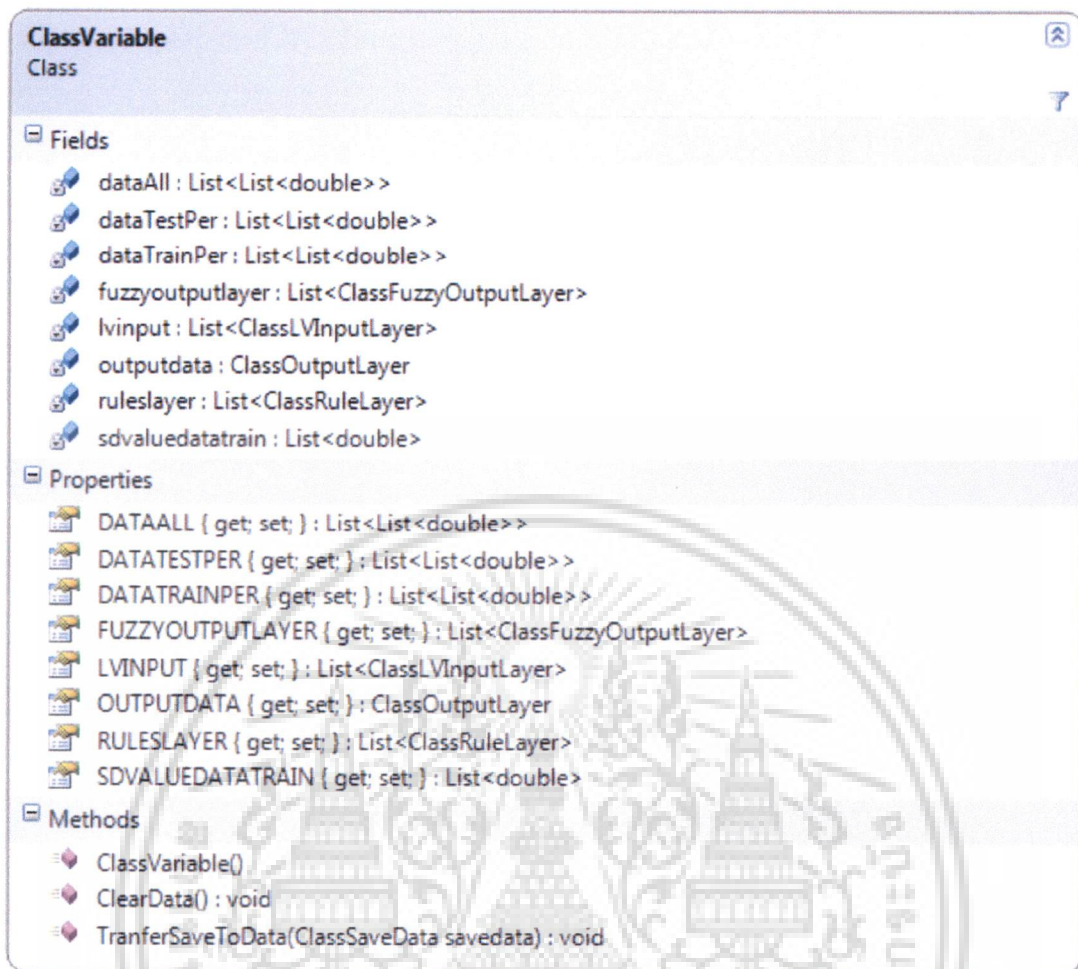
- cog เป็นข้อมูลชนิด double ทำหน้าที่เก็บค่าจุดศูนย์กลางที่คำนวณได้

#### Properties

- COG เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ cog

#### Methods

- ClassOutputLayer เป็น Constructor ของ Class
- ClassOutputLayer(SerializationInfo info, StreamingContext ctxt) เป็น Constructor ของ Class ที่จะทำงานเมื่อมีการบันทึกข้อมูลของ Class นี้ลงไฟล์ ทำหน้าที่นำข้อมูลจากแอตทริบิวต์ใน Class ลงไฟล์
- GetObjectData เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คืนค่าข้อมูลจากไฟล์มาใส่ในแอตทริบิวต์ใน Class
- GETCOG เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คำนวณหาค่าจุดศูนย์กลางซึ่งเอาพุดของ โหนดการทำดีพีซซี
- CalFrequency เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คำนวณค่าความละเอียดของการคำนวณค่าจุดศูนย์กลาง



รูปที่ 3.10 Class Variable

Class ClassVariable: เป็น Class ที่ทำหน้าที่เก็บข้อมูลต่างเพื่อใช้งานในระบบ

Attribute

- dataAll เป็นข้อมูลประเภท Array List 2 มิติ ชนิด Double ทำหน้าที่เก็บข้อมูลของชุดข้อมูลที่อ่านมาจาก file
- dataTestPer เป็นข้อมูลประเภท Array List 2 มิติ ชนิด Double ทำหน้าที่เก็บข้อมูลของชุดข้อมูลใช้ทดสอบที่แบ่งมาจาก dataAll
- dataTrainPer เป็นข้อมูลประเภท Array List 2 มิติ ชนิด Double ทำหน้าที่เก็บข้อมูลของชุดข้อมูลใช้เรียนรู้ที่แบ่งมาจาก dataAll
- fuzzyoutptulayer เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Class ClassFuzzyOutputLayer ทำหน้าที่เก็บข้อมูลชั้นการทำพีชชี่ของเอาต์พุต
- lvinput เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Class ClassLVInputLayer ทำหน้าที่เก็บข้อมูลชั้นการทำพีชชี่ของอินพุต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่จัดทำขึ้นเพื่อใช้ในการเรียนการสอนเท่านั้น ไม่สามารถนำออกจำหน่ายหรือทำซ้ำโดยไม่ได้รับอนุญาต หากมีข้อผิดพลาดประการใด ขออภัยเป็นอย่างสูง และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

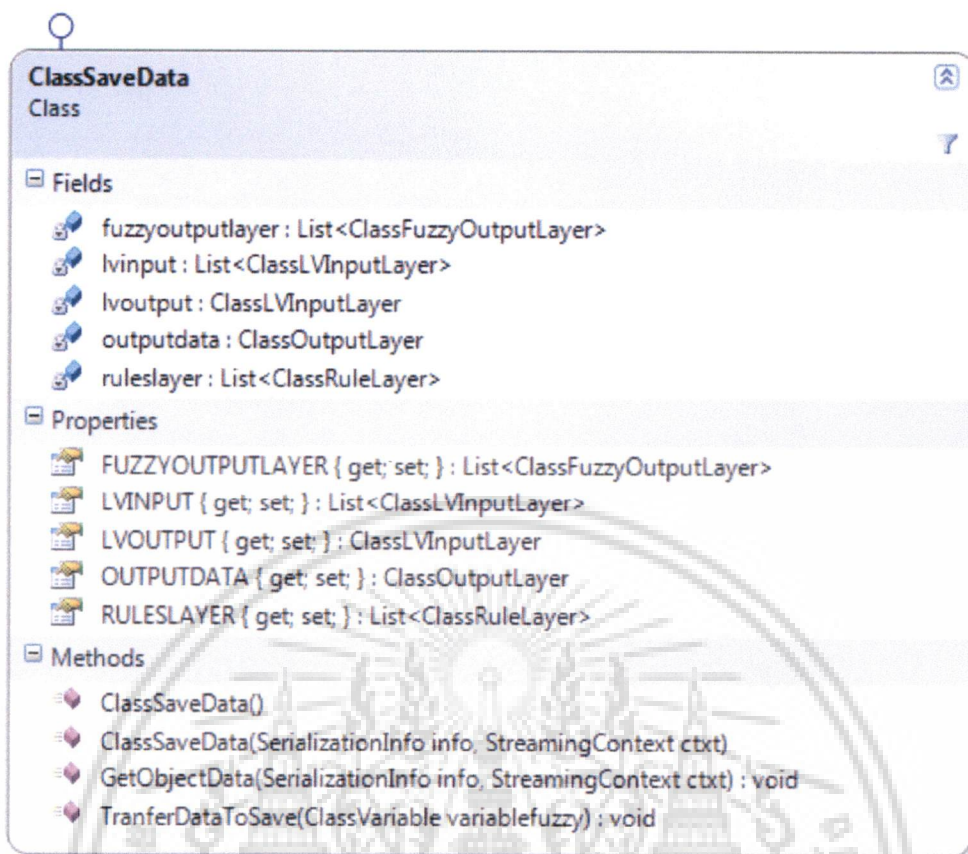
- ruleslayer เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Class ClassRuleLayer ทำหน้าที่เก็บข้อมูลชั้นกฎฟัซซี
- sdvaluedatatrain เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Double ทำหน้าที่เก็บข้อมูลส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของแต่ละอินพุตโหนด

#### Properties

- DATAALL เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอททริบิวต์ dataAll
- DATATESTPER เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอททริบิวต์ dataTestPer
- DATATRINPER เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอททริบิวต์ dataTrainPer
- FUZZYOUTPTULAYER เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอททริบิวต์ fuzzyoutptulayer
- LVINPUT เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอททริบิวต์ lvinput
- OUTPUTDATA เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอททริบิวต์ outputdata
- RULESLAYER เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอททริบิวต์ ruleslayer
- SDVALUEDATATRIN เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอททริบิวต์ sdvaluedatatrain

#### Methods

- ClassVariable เป็น Constructor ของ Class
- ClearData เป็นฟังก์ชันที่ใช้ reset ค่าของแอททริบิวต์ทั้งหมดใน Class
- TranferSaveToData เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่นำข้อมูลจากออกเจ็ทต์ ClassSaveData ที่อ่านจาก file ใต้เก็บลงในแอททริบิวต์ของออบเจ็ทต์ ClassVariable



รูปที่ 3.11 Class Save Data

Class ClassSaveData: เป็น Class ที่ทำหน้าที่เก็บข้อมูลต่างเพื่อใช้งานในระบบ

#### Attribute

- fuzzyoutptulayer เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Class ClassFuzzyOutputLayer ทำหน้าที่เก็บข้อมูลชั้นการทำพีชชีของเอาต์พุต
- lvinput เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Class ClassLVInputLayer ทำหน้าที่เก็บข้อมูลชั้นการทำพีชชีของอินพุต
- outputdata เป็นข้อมูลชนิด Class ClassOutputLayer ทำหน้าที่เก็บข้อมูลชั้นทำดีพีชชี
- ruleslayer เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Class ClassRuleLayer ทำหน้าที่เก็บข้อมูลชั้นกฎพีชชี

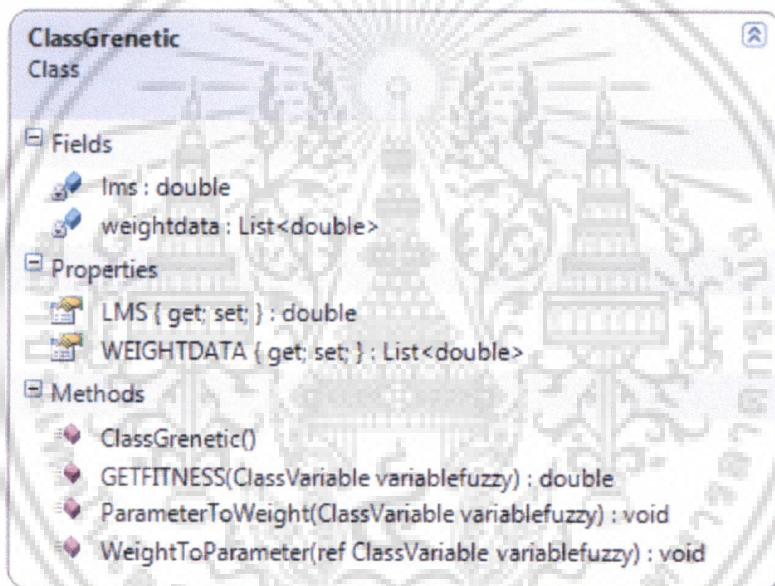
#### Properties

- FUZZYOUTPTULAYER เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ fuzzyoutptulayer
- LVINPUT เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ lvinput
- OUTPUTDATA เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ outputdata

เอกสารนี้เป็นเอกสาร RULESLAYER เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ ruleslayer โดยขึ้นด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## Methods

- ClassSaveData เป็น Constructor ของ Class
- ClassOutputLayer(SerializationInfo info, StreamingContext ctxt) เป็น Constructor ของ Class ที่จะทำงานเมื่อมีการบันทึกข้อมูลของ Class นี้ลงไฟล์ ทำหน้าที่นำข้อมูลจากแอตทริบิวต์ใน Class ลงไฟล์
- GetObjectData เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คืนค่าข้อมูลจากไฟล์มาใส่ในแอตทริบิวต์ใน Class
- TranferDataToSave เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่นำข้อมูลจากออกเจ็ทต์ ClassVariable ใ้เก็บลงในแอตทริบิวต์ของออบเจ็ทต์ ClassSaveData



รูปที่ 3.12 Class Genetic

Class ClassGrenetic: เป็น Class ทำหน้าที่สร้างโครโมโซมที่ใช้ในการเรียนรู้เพื่อปรับน้ำหนักโดยวิธี Genetic Algorithm

### Attribute

- lms เป็นข้อมูลชนิด double ทำหน้าที่เก็บค่า mean squared error ของโครโมโซม
- weightdata เป็นข้อมูลประเภท Array List ชนิด Double เก็บค่าน้ำหนักประสาทของโครงสร้าง Fuzzy Neural Network

### Properties

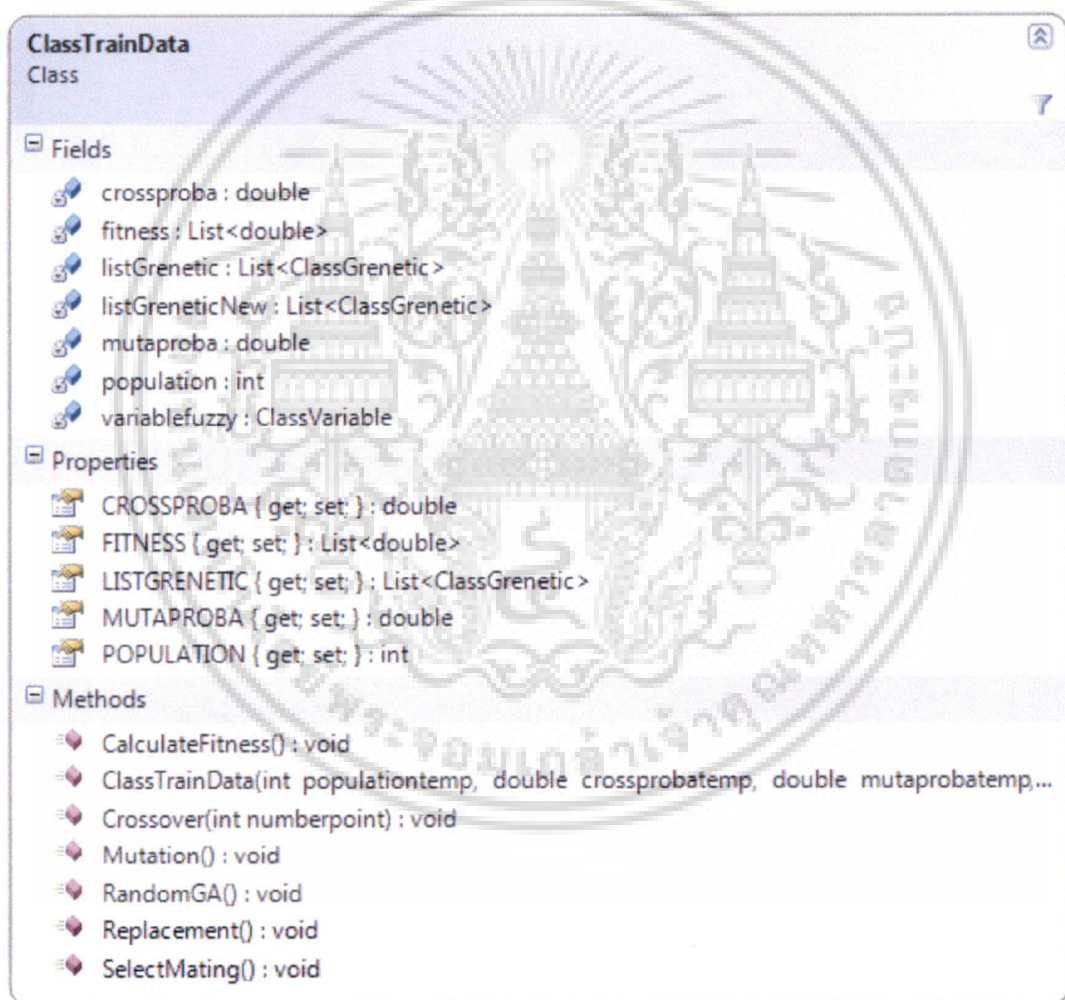
- LMS เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ lms

- WEIGHTDATA เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ weightdata

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## Methods

- ClassGrenetic เป็น Constructor ของ Class
- GETFITNESS เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่คำนวณค่าความเหมาะสมหรือคำนวณค่า mean squared error ของโครโมโซม
- ParameterToWeight เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่นำค่าน้ำหนักประสาทจากโครงสร้าง Fuzzy Neural Network ใส่อัตริบิวต์ weightdata
- WeightToParameter เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่นำค่าน้ำหนักประสาทจากอัตริบิวต์ weightdata ใส่โครงสร้าง Fuzzy Neural Network



รูปที่ 3.13 Class Train Data

Class ClassTrainData: เป็น Class ทำหน้าที่เรียนรู้ปรับน้ำหนักประสาทโดยใช้ Genetic Algorithm

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### Attribute

- `crossproba` เป็นข้อมูลชนิด `Double` ทำหน้าที่เก็บค่าความน่าจะเป็นของการ `Crossover`
- `fitness` เป็นข้อมูลประเภท `Array List` ชนิด `Double` เก็บค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซม
- `listGrenetic` เป็นข้อมูลประเภท `Array List` ชนิด `Class ClassGrenetic` เก็บค่าออบเจกต์ของ `ClassGrenetic` ซึ่งเป็นโครโมโซมในแต่ละรุ่น
- `listGreneticNew` เป็นข้อมูลประเภท `Array List` ชนิด `Class ClassGrenetic` เก็บค่าออบเจกต์ของ `ClassGrenetic` ซึ่งเป็นโครโมโซมลูกที่ได้จากการ `Crossover`
- `mutaproba` เป็นข้อมูลชนิด `Double` ทำหน้าที่เก็บค่าความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์
- `population` เป็นข้อมูลชนิด `int` ทำหน้าที่เก็บจำนวนโครโมโซมในแต่ละรุ่น
- `variablefuzzy` เป็นข้อมูลชนิด `Class ClassVariable` ทำหน้าที่เก็บออบเจกต์ของ `ClassVariable` ซึ่งมีโครงสร้างของ `Fuzzy Neural Network` เก็บอยู่

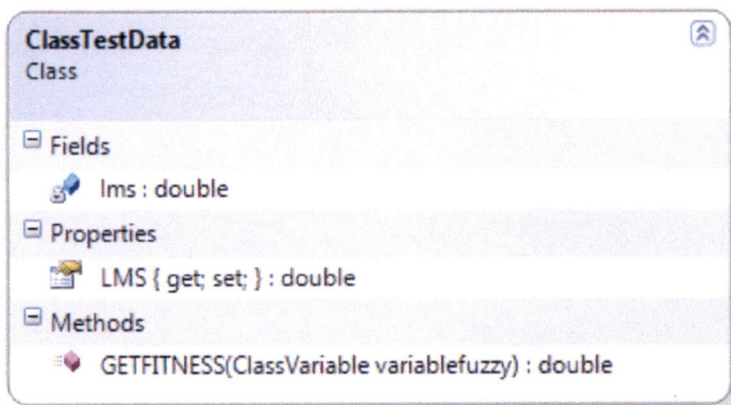
### Properties

- `CROSSPROBA` เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ `crossproba`
- `FITNESS` เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ `fitness`
- `LISTGRENETIC` เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ `listGrenetic`
- `MUTAPROBA` เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ `mutaproba`
- `POPULATION` เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ `population`

### Methods

- `CalculateFitness` เป็นฟังก์ชันคำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมทั้งหมด
- `ClassTrainData` เป็น `Constructor` ของ `Class`
- `Crossover` เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่ทำการ `Crossover` โครโมโซม
- `Mutation` เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่กลายพันธุ์โครโมโซมที่ได้จากการ `Crossover`
- `RandomGA` เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่สุ่มประชากรโครโมโซมเริ่มต้น
- `Replacement` เป็นฟังก์ชันทำหน้าที่แทนที่โครโมโซมรุ่นใหม่หลังจากที่ทำการปฏิบัติการทางพันธุกรรมแล้ว
- `SelectMating` เป็นฟังก์ชันที่ทำหน้าที่เลือกคู่โครโมโซมมาทำการ `Crossover`

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.14 Class Test Data

Class ClassTestData: เป็น Class ทำหน้าที่นำโครงสร้างที่ได้หลังจากการเรียนรู้หน้าหลักประสาทมาทดสอบวัดค่าความเหมาะสมกับชุดข้อมูลทดสอบ

Attribute

- lms เป็นข้อมูลชนิด Double ทำหน้าที่เก็บค่าความเหมาะสมที่คำนวณกับชุดข้อมูลทดสอบ

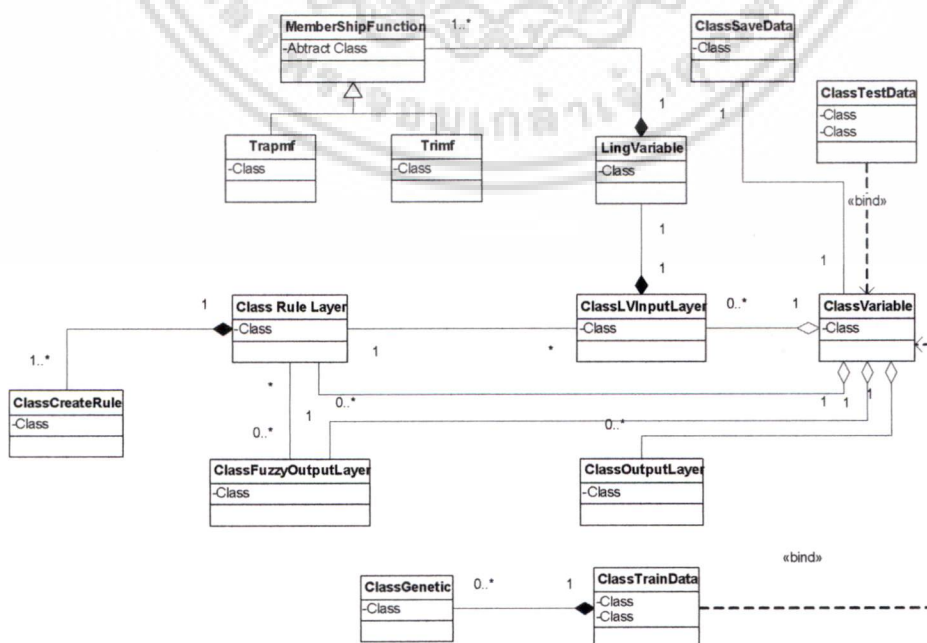
Properties

- LMS เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลแอตทริบิวต์ lms

Methods

- GETFITNESS เป็นฟังก์ชันคำนวณค่าความเหมาะสมกับชุดข้อมูลทดสอบ

Class โดยรวมของระบบสามารถแสดงได้ดังนี้



รูปที่ 3.15 Class ของระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ภายในเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จาก Class ของระบบนั้นสามารถเขียนเป็น Pseudo Code ได้ดังต่อไปนี้

Main()

parent\_chomosomes := InitPopulation()

iter := 0

While iter < MaxIterance

    fitness := EvaluateFitness(parent\_chomosomes, training\_data)

    offset\_pairing := RouletteWheelSelection(fitness)

    child\_chomosomes := Crossover(parent\_chomosomes, offset\_pairing)

    child\_chomosomes := Mutation(child\_chomosomes)

    parent\_chomosomes := Replacement(parent\_chomosomes ,child\_chomosomes,  
training\_data)

    iter := iter + 1

InitPopulation()

    i := 0

    first\_chomosomes := {}

    while i < population

        number\_rand := RandomCommand()

        new\_chromosome := Create\_Chromosome(number\_rand)

        first\_chomosomes := first\_chomosomes  $\cup$  new\_chromosome

        i := i + 1

    return first\_chomosomes

EvaluateFitness(parent\_chomosomes, training\_data)

    fitness := {}

    number\_total\_training\_data := Length(training\_data)

    foreach chromosome in parent\_chomosomes

        MSE := 0

        foreach input in training\_data

            y := Getoutput(fuzzy\_neural\_network\_structure, chromosome, input)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการศึกษา

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

MSE := (Tinput - y)2
fitness := fitness ∪ (MSE/ number_total_training_data)
return fitness

```

RouletteWheelSelection(fitness)

```

Ptotal := 0
rang_value := 0
offset_pairing := {}
rangP := {}
foreach f in fitness
    Ptotal := Ptotal + 1/(f+ε)
foreach f in fitness
    P := (1/(f+ε))/ Ptotal
    rangP := rangP ∪ [rang_value, rang_value + P]
foreach each chromosome is paired
    number_rand := Random()
    foreach rang in rangP
        if number_rand >= rang[0] and number_rand < rang[1]
            value_offset1 := offsetrang
            break
    number_rand := Random()
    foreach rang in rangP
        if number_rand >= rang[0] and number_rand < rang[1]
            value_offset2 := offsetrang
            break
    if value_offspring1 ≠ value_offspring2 and pairing not in offset_pairing
        offset_pairing := offset_pairing ∪ [value_offset1, value_offset2]
return offset_pairing

```

Crossover(parent\_chomosomes, offset\_pairing)

```

child = {}
foreach offset in offset_pairing

```

```

    chromosome1 := parent_chomosomes[offset[0]]
    chromosome2 := parent_chomosomes[offset[1]]
    randomly choose x-over point
    number_rand := Random()
    if number_rand < Crossover_Probability
        [new_chromosome1, new_chromosome2] := chromosome1 ⊗
chromosome2
        child := child ∪ new_chromosome1
        child := child ∪ new_chromosome2
    return child

Mutation(child_chomosomes)
    foreach chromosome in child_chomosomes
        mutation_pt := RandomlyChooseMutationPoint(chromosome)
        foreach weight in chromosome
            number_rand := Random()
            if number_rand < Mutation_Probability
                value_shift := GenerateRandom()
                weight := weight + value_shift
            update value in child_chomosomes
    return child_chomosomes

Replacement(parent_chomosomes ,child_chomosomes, training_data)
    nextgeneration_chomosomes = {}
    parent_fitness := EvaluateFitness(parent_chomosomes, training_data)
    child_fitness := EvaluateFitness(child_chomosomes, training_data)
    fitness := parent_fitness ∪ child_fitness
    [fitness, offset_fitness_after_sort] := sort(fitness)
    chomosomes := parent_chomosomes ∪ child_chomosomes
    foreach offset in offset_fitness_after_sort
        nextgeneration_chomosomes := nextgeneration_chomosomes ∪

```

```
chromosomes[offset]
```

```
return nextgeneration_chromosomes
```

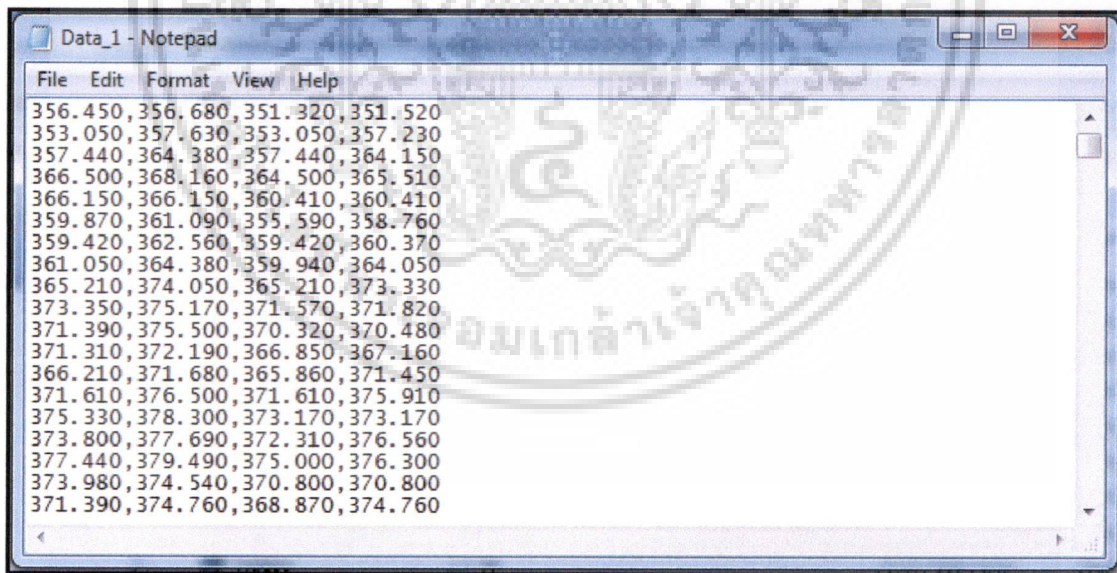
### 3.3 การทำงานของระบบการพยากรณ์หุ้น

ในกระบวนการทำงานของระบบการพยากรณ์หุ้นแบบไฮบริดอัลกอริทึมนี้ ในระบบจะต้องมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ให้ถูกต้องเหมาะสมจึงจะทำให้การพยากรณ์ราคาหุ้นที่ได้ ออกมานั้นมีประสิทธิภาพ ถูกต้อง แม่นยำ และตรงกับความต้องการของผู้ใช้งานมากที่สุด ซึ่งทางผู้พัฒนาโปรแกรมจะอธิบายถึงการกำหนดค่าของพารามิเตอร์ต่างๆ ดังนี้

#### 3.3.1 การนำข้อมูลเข้า

ขั้นตอนในการนำข้อมูลเข้านั้นจะมีการกำหนดรูปแบบของข้อมูลดังนี้

1. นำข้อมูลของราคาหุ้นที่จะใช้งานมาโดยต้องเป็นรูปแบบ Excel หรือ Text File เท่านั้น และจะต้องอยู่ในรูปแบบที่กำหนด โดยเรียงจากบนลงล่างเท่านั้น โดยจะมีก็แถวก็คอลัมน์ก็ได้ ซึ่งในแต่ละคอลัมน์นั้นจะทำการคั่นด้วยเครื่องหมายคอมม่า ( , ) เพื่อจะเป็นการบอกว่าข้อมูลแต่ละตัวสิ้นสุดที่ไหน ดังรูปที่ 3.16



รูปที่ 3.16 รูปแสดงไฟล์ Text ของตลาดหุ้น

2. เมื่อได้ข้อมูลที่จะใช้งานแล้วหลังจากนั้นต้องทำการเลือกคอลัมน์ที่จะใช้งานในการพยากรณ์ว่าต้องการใช้คอลัมน์ไหน จากนั้นทำการกำหนดค่าของอินพุตที่ต้องการใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อินพุตที่ค่าในการพยากรณ์โดยขั้นตอนี่สามารถทำได้ในตัวโปรแกรมที่ทางผู้พัฒนาได้จัดทำขึ้น

### 3.3.2 การเรียนรู้ของเครือข่าย

หลังจากที่มีการนำข้อมูลเข้าสู่ระบบเรียบร้อยแล้วระบบจะต้องทำการเรียนรู้ข้อมูลต่างๆ เพื่อที่จะได้ทำการพยากรณ์ได้ถูกต้อง โดยจะมีขั้นตอนต่างๆดังนี้

1. เมื่อทำการเลือกคอลัมน์และจำนวนอินพุตที่จะใช้งานในระบบเรียบร้อยแล้วหลังจากนั้นกดที่ปุ่ม สร้าง โหนดพีชชีแบบอัตโนมัติ
2. จากนั้นเมื่อระบบทำการสร้างโหนดเรียบร้อยแล้ว ต้องทำการสร้างกฎขึ้นเพื่อที่จะเรียนรู้กฎต่างๆเพื่อที่จะได้สามารถทำการปรับค่าน้ำหนักได้โดยการกดที่ปุ่ม สร้างกฎ ก็จะได้กฎทั้งหมดที่สามารถจะเป็นไปได้ออกมาหลังจากนั้นกดที่ปุ่ม บันทึกกฎ
3. จากนั้นจะเป็นส่วนของ Genetic Algorithm ที่จะใช้ในการเรียนรู้การพยากรณ์ข้อมูลต่างๆ โดยในส่วนนี้นั้นจะมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ เช่น ความน่าจะเป็นที่จะเกิดการครอสโอเวอร์ , ความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ , กำหนดจำนวนประชากร , กำหนดจำนวนรอบที่จะใช้ในการเรียนรู้ข้อมูลเพื่อที่จะใช้ในการปรับค่าน้ำหนักประสาท , การแบ่งข้อมูลออกเป็นข้อมูล Train Set และ Test Set โดยจะแบ่งออกเป็นเปอร์เซ็นต์ของข้อมูล
4. หลังจากทำการกำหนดค่าของพารามิเตอร์ต่างๆแล้วจากนั้นกดที่ปุ่ม เรียนรู้ ซึ่งหลังจากที่กดแล้วระบบจะทำการเรียนรู้ข้อมูลตามจำนวนรอบที่ได้กำหนดไว้

### 3.3.3 การพยากรณ์ราคาหุ้น

การพยากรณ์หุ้นที่ดีนั้นควรที่จะออกแบบให้มีการใช้งานง่ายสามารถเข้าใจผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นได้ ถูกต้องและแม่นยำ โดยในการพยากรณ์ราคาหุ้นในแต่ละครั้งนั้นจะต้องให้ระบบทำการเรียนรู้ข้อมูลเท่าที่ผู้ใช้งานต้องการก่อนเพื่อที่จะได้ทำการพยากรณ์ได้ถูกต้องและแม่นยำ เนื่องจากการพยากรณ์ข้อมูลนั้นจะทำให้ต่อเมื่อระบบได้ทำการเรียนรู้แล้ว จากนั้นในการใช้งานเราต้องใส่ตัวแปรอินพุตตามรูปแบบที่ได้กำหนดไว้ ซึ่งทางระบบได้ทำการออกแบบให้มีการแสดงผลลัพธ์ได้ในแถบผลลัพธ์ (จากหน้าจอของโปรแกรม)

เมื่อระบบทำงานเสร็จเรียบร้อยแล้วจะมีการ Save ผลลัพธ์ออกไปเพื่อการใช้งานในรูปแบบ File Excel โดยการกดที่ปุ่ม ส่งข้อมูลเอาท์พุทหลังจากเรียนรู้ไปไฟล์ จากนั้นก็ทำการเลือกที่จะจัดเก็บไฟล์และทำการกด Save

## 3.4 รายละเอียดหน้าจอของระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หน้าจอกำหนดการทำงานของระบบที่พัฒนาขึ้นมีทั้งหมด 5 หน้าจอ ประกอบไปด้วยหน้าจอต่างๆ ดังนี้

1. หน้าจอแสดงข้อมูลตัวอย่าง
2. เลเยอร์พีชชี
3. เลเยอร์กฎ
4. เรียนรู้ข้อมูล
5. ผลลัพธ์

### 3.4.1 หน้าจอแสดงข้อมูลตัวอย่าง

ซึ่งหน้าจอแสดงข้อมูลตัวอย่างนี้เป็นหน้าจอที่ใช้งานสำหรับการนำข้อมูลอินพุตเข้ามาในระบบ และรวมถึงการเลือกคอลัมน์ที่จะใช้ในการพยากรณ์และจำนวนของอินพุตที่เราต้องการที่จะใช้ในระบบ ซึ่งหน้าจอนี้จะแสดงในรูปที่ 3.17

รูปที่ 3.17 หน้าจอแสดงข้อมูลตัวอย่าง

### 3.4.2 หน้าจอแสดงเลเยอร์พีชชี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

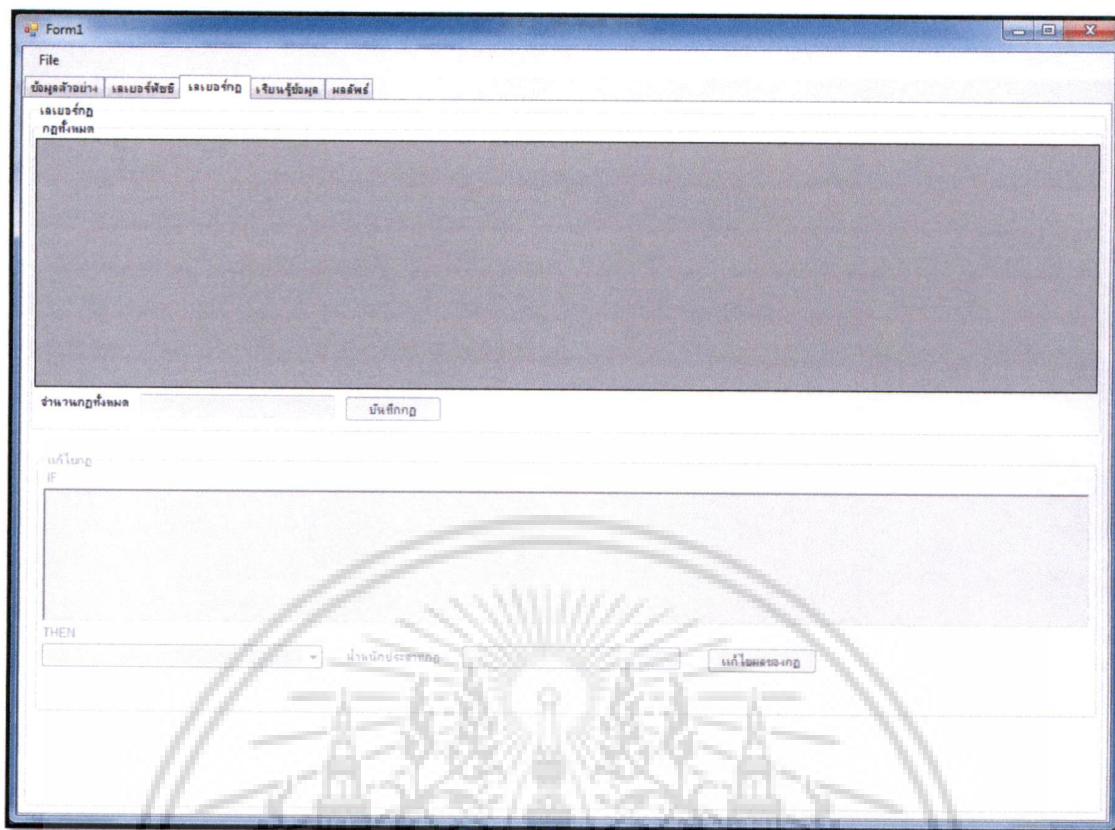
ในหน้าจอนี้จะบอกถึงจำนวนอินพุตพีชชี , เอาท์พุตพีชชี และจำนวนฟังก์ชันสมาชิก ซึ่งในหน้าจอนี้ สามารถแก้ไขข้อมูลได้ซึ่งการแก้ไขนั้นจะใช้เฉพาะผู้ที่เชี่ยวชาญเท่านั้น โดยปกติแล้ว จะทำการสร้างและกำหนดค่าให้แบบอัตโนมัติ ซึ่งจะแสดงดังรูปที่ 3.18

รูปที่ 3.18 หน้าจอแสดงเลเยอร์พีชชี

### 3.4.3 หน้าจอแสดงเลเยอร์กฎ

ในหน้าจอนี้จะแสดงกฎทั้งหมดที่สร้างขึ้นว่ามีอะไรบ้างและยังสามารถแก้ไขได้ เมื่อเราได้กฎทั้งหมดของระบบแล้วก็กดที่ปุ่ม บันทึกกฎ จากนั้นกฎทั้งหมดก็จะถูกบันทึกลงระบบเพื่อทำการเรียนรู้ต่อไป หน้าจอแสดงเลเยอร์กฎดังรูปที่ 3.19

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



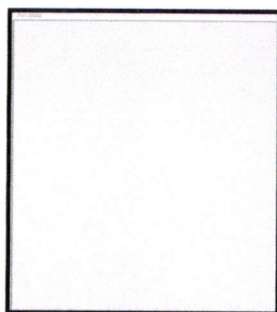
รูปที่ 3.19 หน้าจอแสดงเลเยอร์กฎ

### 3.4.4 หน้าจอแสดงการเรียนรู้ข้อมูล

ในหน้าจอนี้จะแสดงกระบวนการในการเรียนรู้ของระบบรวมทั้งการกำหนดค่าของพารามิเตอร์ต่างๆให้เหมาะสมด้วย อีกทั้งยังสามารถกฎบันทึกข้อมูลที่เรียนรู้มาเป็น File Excel ได้ ซึ่งหน้าจอนี้จะแบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลักๆ คือ

- ส่วนของการเรียนรู้

ในส่วนของการเรียนรู้นี้จะแสดงถึงค่า Mean square error ของระบบ โดยจะแสดงค่าที่คำนวณออกมาในแต่ละรอบ ซึ่งจำนวนรอบที่แสดงนั้นขึ้นอยู่กับที่เรากำหนดให้คำนวณกี่รอบ



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับรูปที่ 3.20 แสดงส่วนของการเรียนรู้ อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- ส่วนของการตั้งค่าพารามิเตอร์

ในส่วนนี้ใช้สำหรับการกำหนดค่าต่างๆเพื่อที่จะทำให้ระบบสามารถเรียนรู้ข้อมูลได้ถูกต้องและตรงตามความต้องการมากที่สุด

ตั้งค่า	ค่า
ความน่าจะเป็น Crossover:	0.75
ความน่าจะเป็นการกลายพันธุ์:	0.3
จำนวนประชากร:	15
จำนวนรอบ:	1000
แบ่งข้อมูลฝึกฝน:	85 %
แบ่งข้อมูลใช้ทดสอบ:	15 %

ข้อมูลฝึกฝน:  ข้อมูลทดสอบ:  แบ่งข้อมูล

รูปที่ 3.21 แสดงหน้าจอการตั้งค่าพารามิเตอร์

- ส่วนของการแสดงผลพัทธ์ของการเรียนรู้

เมื่อเราทำการเรียนรู้เสร็จเรียบร้อยแล้วในส่วนนี้จะแสดงผลพัทธ์ทั้งหมดออกมา คือ ค่า Fitness ที่ดีที่สุด , ค่า Fitness ที่ดีที่สุดเฉลี่ย , ค่าน้ำหนัก Fitness ที่ดีที่สุด รวมทั้งปุ่มกดเพื่อบันทึกข้อมูลออกไปเป็น File Excel

ผลการเรียนรู้

ค่า Fitness ดีที่สุด:

ค่า Fitness ดีที่สุดเฉลี่ย:

ค่าน้ำหนักของ Fitness ดีที่สุด:

ส่งข้อมูลเอาพุดหลังจากเรียนรู้ไปไฟล์

---

ทดสอบ

ค่า Mean Square Error กับข้อมูลทดสอบ:

ส่งข้อมูลเอาพุดหลังจากเรียนรู้ไปทดสอบ

รูปที่ 3.22 แสดงหน้าจอผลลัพธ์ของการเรียนรู้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.4.5 หน้าจอแสดงผลลัพธ์

ในส่วนของหน้าจอนี้ใช้สำหรับกรอกข้อมูลที่ต้องการจะใช้ในการทำนายแล้วกดให้โปรแกรมแสดงผลลัพธ์ออกมา รวมทั้งแสดงค่าเอาต์พุตต่างๆด้วย ดังที่จะแสดงในรูปที่ 3.23

รูปที่ 3.23 แสดงหน้าจอผลลัพธ์

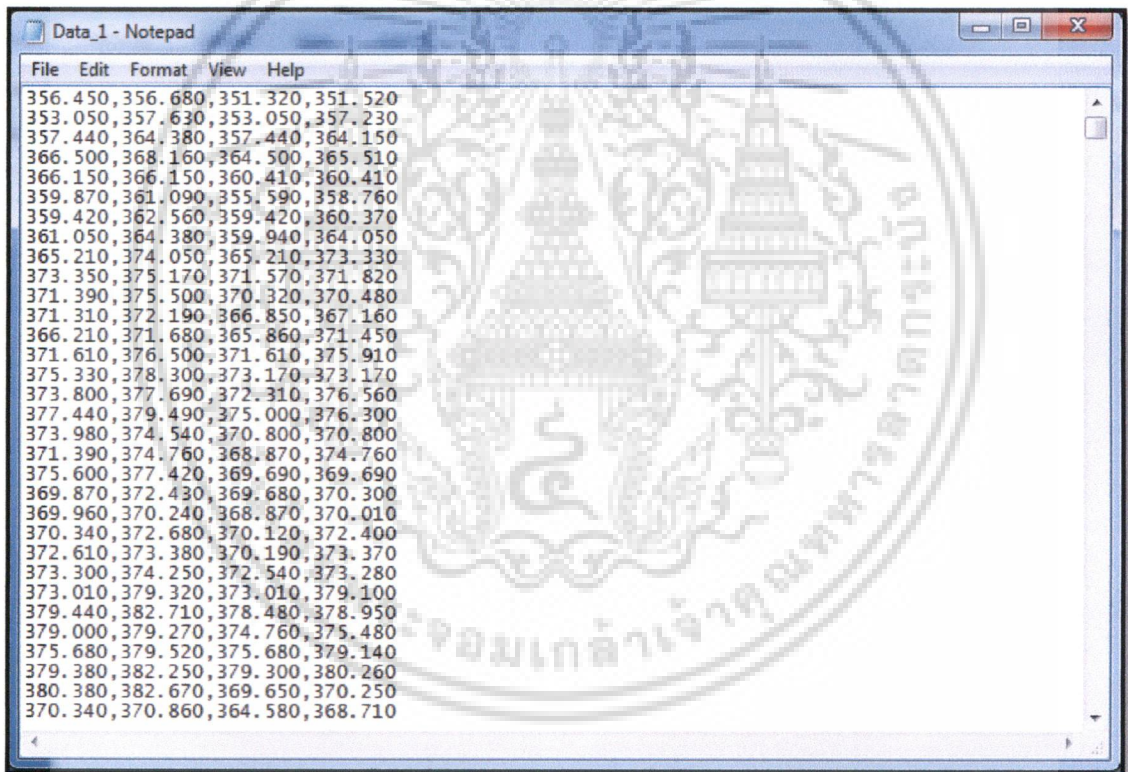
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 4

### ผลการทดลอง

#### 4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้และการพยากรณ์หุ้น

สำหรับข้อมูลที่ให้ในการพยากรณ์หุ้นในครั้งนี้เป็นข้อมูลราคาหุ้นในตลาดโดยรวม แบ่งออกเป็น 4 คอลัมน์ คือ ราคาเปิด , ราคาสูงสุด , ราคาต่ำสุด และราคาปิด ตามลำดับ โดยได้เลือกใช้ราคาปิดการซื้อขายของแต่ละวันมาใช้ในการพยากรณ์ ซึ่งข้อมูลนั้นเริ่มตั้งแต่ปี พ.ศ. 2545 จนถึงปี พ.ศ. 2554 จากนั้นได้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและข้อมูลสำหรับการทำการทดสอบ ซึ่งวิธีการแบ่งข้อมูลนั้นแบ่งเป็นเปอร์เซ็นต์ ซึ่งทางผู้ใช้งานสามารถกำหนดเองได้



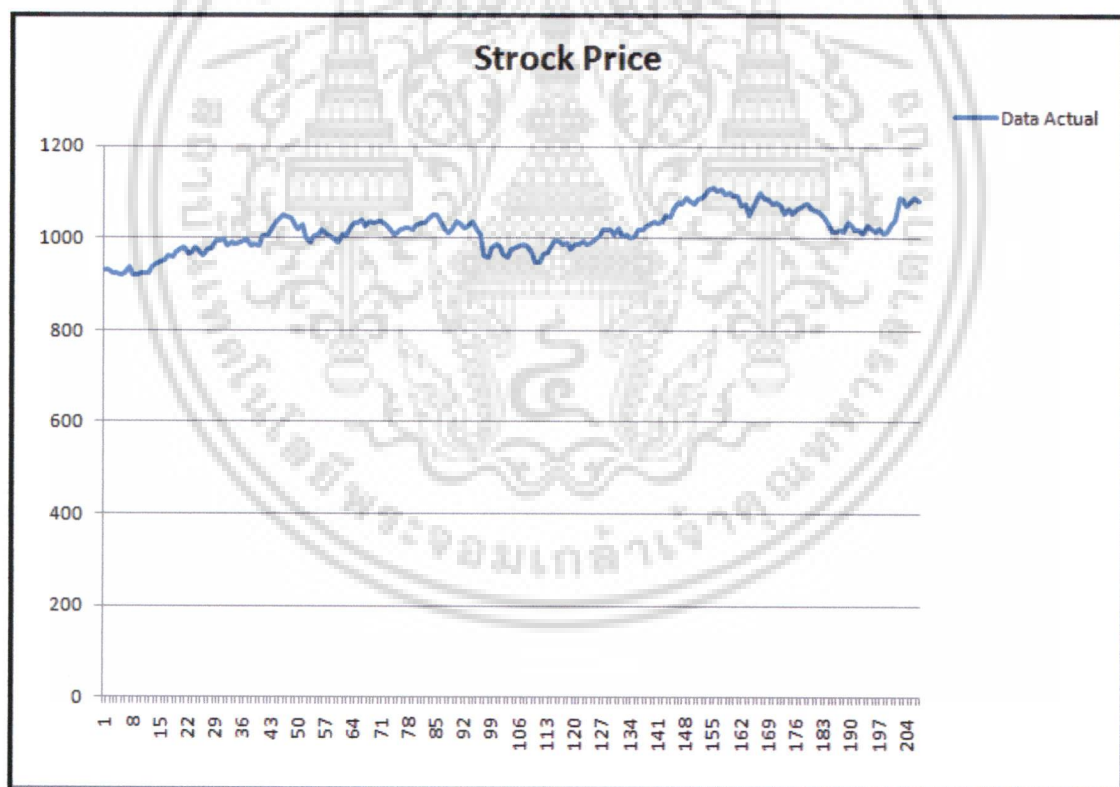
File	Edit	Format	View	Help
356.450	356.680	351.320	351.520	
353.050	357.630	353.050	357.230	
357.440	364.380	357.440	364.150	
366.500	368.160	364.500	365.510	
366.150	366.150	360.410	360.410	
359.870	361.090	355.590	358.760	
359.420	362.560	359.420	360.370	
361.050	364.380	359.940	364.050	
365.210	374.050	365.210	373.330	
373.350	375.170	371.570	371.820	
371.390	375.500	370.320	370.480	
371.310	372.190	366.850	367.160	
366.210	371.680	365.860	371.450	
371.610	376.500	371.610	375.910	
375.330	378.300	373.170	373.170	
373.800	377.690	372.310	376.560	
377.440	379.490	375.000	376.300	
373.980	374.540	370.800	370.800	
371.390	374.760	368.870	374.760	
375.600	377.420	369.690	369.690	
369.870	372.430	369.680	370.300	
369.960	370.240	368.870	370.010	
370.340	372.680	370.120	372.400	
372.610	373.380	370.190	373.370	
373.300	374.250	372.540	373.280	
373.010	379.320	373.010	379.100	
379.440	382.710	378.480	378.950	
379.000	379.270	374.760	375.480	
375.680	379.520	375.680	379.140	
379.380	382.250	379.300	380.260	
380.380	382.670	369.650	370.250	
370.340	370.860	364.580	368.710	

รูปที่ 4.1 แสดงหน้าจอข้อมูลที่จะใช้ในการพยากรณ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.2 กราฟแสดงราคาหุ้นที่ใช้ในการฝึกสอน



รูปที่ 4.3 กราฟแสดงราคาหุ้นที่ใช้ในการพยากรณ์

การแบ่งข้อมูลนั้นในการทดลองนี้กำหนดให้แบ่งข้อมูลเป็น ข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกสอน 90% และ ข้อมูลทดสอบอีก 10% ดังที่แสดงในกราฟที่ 4.2 และ 4.3 ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 4.2 การกำหนดค่าเริ่มต้นสำหรับการฝึกสอน

สำหรับการพยากรณ์การทดลองนี้ได้ทำการกำหนดค่าของพารามิเตอร์ต่างๆที่ใช้สำหรับการเรียนรู้เพื่อการพยากรณ์ ดังนี้

1. ได้เลือกราคาปีคของตลาดหุ้น (คอลัมน์ที่ 3) มาใช้ในการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม
2. ได้กำหนดจำนวนโหนดที่จะใช้ในโครงข่าย ของอินพุตจำนวน 4 โหนด
3. ตั้งค่าของพารามิเตอร์เพื่อเริ่มต้นการเรียนรู้ ซึ่งในการทดลองครั้งนี้ได้กำหนดค่าต่างๆ ดังนี้

3.1 ความน่าจะเป็นของการ Crossover = 0.75

3.2 ความน่าจะเป็นการกลายพันธุ์ = 0.3

3.3 จำนวนประชากร = 15

3.4 จำนวนรอบของการเรียนรู้ = 1000

3.5 การแบ่งข้อมูลฝึกสอน = 90% ข้อมูลทดสอบ = 10%

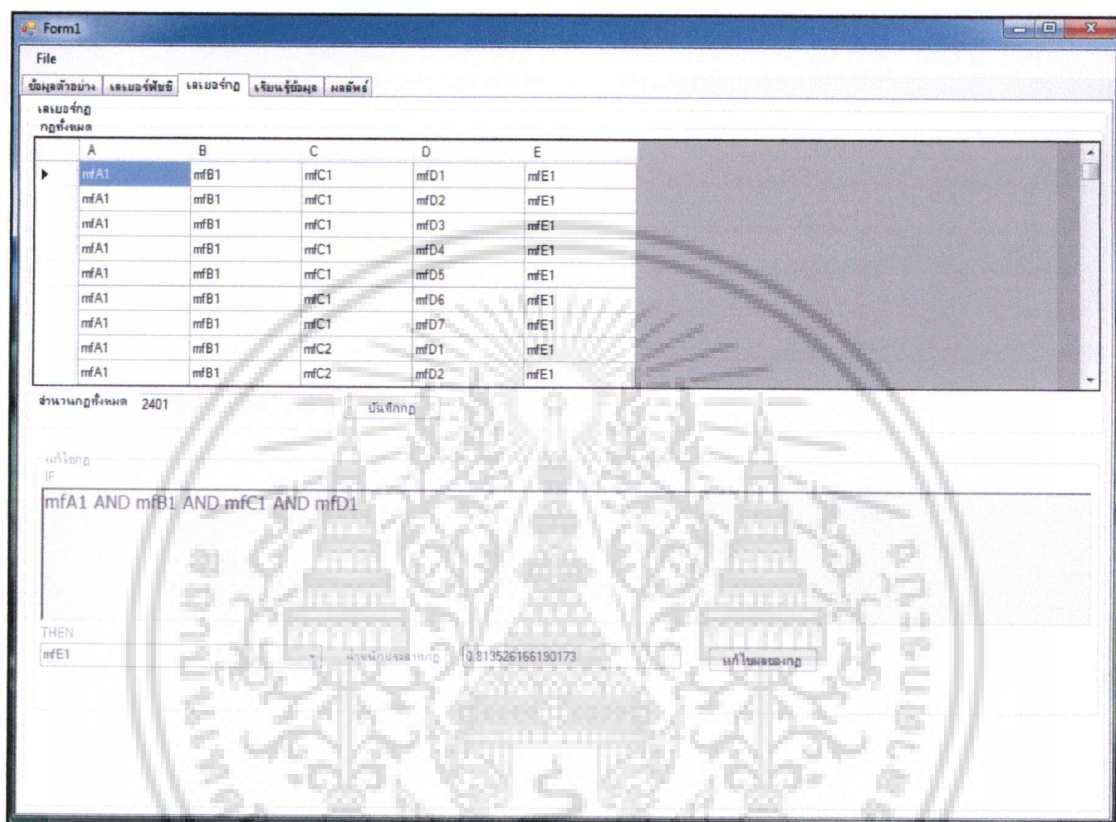
ส่วนค่าอื่นๆที่กำหนดนั้นได้ทำการสร้างโดยอัตโนมัติอยู่แล้ว เนื่องจากทางผู้พัฒนาโปรแกรมเห็นว่าเป็นค่าที่เหมาะสมแล้ว ซึ่งค่าเริ่มต้นต่างๆ (ข้อที่ 1-3) จะมีค่าเริ่มต้นให้อยู่แล้ว แต่ทางผู้ใช้งานสามารถปรับค่าได้ตามความเหมาะสม

## 4.3 การแสดงหน้าจอของโปรแกรมสำหรับการเรียนรู้และการพยากรณ์

ในส่วนนี้จะแสดงตั้งแต่การเริ่มการนำข้อมูลเข้าไปในระบบ รวมทั้งการกำหนดค่าต่างๆในการใช้งานตลอดจนการบันทึกผลลัพธ์จากการพยากรณ์ออกเป็น File Excel



ซึ่งหน้าจอนี้จะบอกจำนวนอินพุตทั้งหมดรวมถึงจำนวนของฟังก์ชันสมาชิก ซึ่งสามารถแก้ไขค่าต่างๆได้ เช่น ชื่อฟังก์ชันสมาชิก ซึ่งสามารถที่จะเพิ่มหรือลบออกก็ได้ เป็นต้น ซึ่งการแก้ไขค่าพารามิเตอร์ต่างๆนั้นออกแบบมาสำหรับผู้เชี่ยวชาญใช้ เพื่อให้สามารถปรับค่าของพารามิเตอร์ต่างให้มีความเหมาะสมกับข้อมูลที่นำเข้ามา

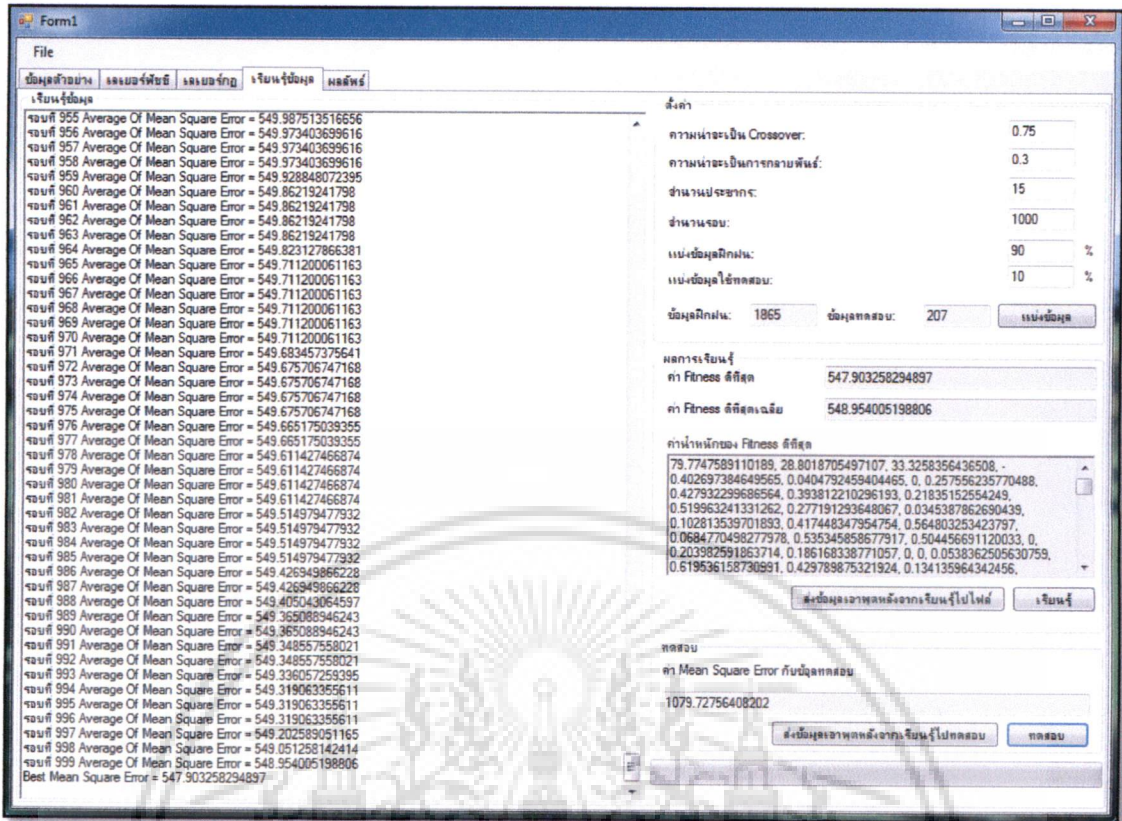


รูปที่ 4.6 แสดงเลเยอร์กฎ

ในหน้าจอนี้จะแสดงจำนวนของกฎที่สามารถเป็นไปได้ทั้งหมด จากรูปจะเห็นได้ว่ากฎทั้งหมดที่สร้างขึ้นมานั้นมีทั้งหมด 625 กฎ ที่สามารถเป็นไปได้ ซึ่งจะสามารถทำการแก้ไขกฎของแต่ละตัวได้และได้ทำการตั้งค่าเริ่มต้นของน้ำหนักประสาทของแต่ละกฎไว้ที่ 1 เพื่อเมื่อเวลาเกิดการเรียนรู้นั้นจะได้เรียนรู้จากทุกๆกฎที่มีจากนั้นกด “บันทึกกฎ” จะเข้าสู่หน้าการเรียนรู้ข้อมูล

จากนั้นจะเป็นขั้นตอนของการเรียนรู้ข้อมูลซึ่งจะมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆให้ถูกต้องและเหมาะสมดังรูปที่ 4.7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.7 แสดงการเรียนรู้ข้อมูล

จากรูปที่ 4.7 จะแบ่งออกเป็น 3 ส่วนใหญ่ๆ ดังนี้

1. ส่วนการแสดงผลค่า mean square error
2. ส่วนของการตั้งค่าการเรียนรู้
3. ส่วนการแสดงผลฟังก์ชันจากการเรียนรู้



รูปที่ 4.8 แสดงส่วนของค่า Mean square error

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 4.8 แสดงค่าเฉลี่ย mean square error ซึ่งค่าที่จะแสดงออกมานั้นจะออกมาเท่ากับจำนวนรอบของโปรแกรมที่ได้ทำการตั้งค่าไว้

ตั้งค่า		
ความน่าจะเป็น Crossover:		0.75
ความน่าจะเป็นการกลายพันธุ์:		0.3
จำนวนประชากร:		15
จำนวนรอบ:		1000
แบ่งข้อมูลฝึกฝน:		90 %
แบ่งข้อมูลใช้ทดสอบ:		10 %
ข้อมูลฝึกฝน:	1865	ข้อมูลทดสอบ: 207
		<input type="button" value="แบ่งข้อมูล"/>

รูปที่ 4.9 แสดงส่วนของการตั้งค่าการเรียนรู้

เริ่มต้นระบบนั้นจะตั้งค่ามาอยู่แล้วแต่ทางผู้ใช้งานสามารถแก้ไขค่าต่างๆได้ตามความต้องการเพื่อความเหมาะสมกับข้อมูลที่ใช้งาน

ผลการเรียนรู้	
ค่า Fitness ดีที่สุด	547.903258294897
ค่า Fitness ดีที่สุดเฉลี่ย	548.954005198806
ค่าในหน่วยของ Fitness ดีที่สุด	79.7747589110189, 28.8018705497107, 33.3258356436508, -0.402697384649565, 0.0404792459404465, 0, 0.257556235770488, 0.427932299686564, 0.393812210296193, 0.21835152554249, 0.519963241331262, 0.277191293648067, 0.0345387862690439, 0.102813539701893, 0.417448347954754, 0.564803253423797, 0.0684770498277978, 0.535345858677917, 0.504456691120033, 0, 0.203982591863714, 0.186168338771057, 0, 0, 0.0538362505630759, 0.619536158730991, 0.429789875321924, 0.134135964342456.
<input type="button" value="ส่งข้อมูลเอาพุดหลังจากเรียนรู้ไปไฟล์"/> <input type="button" value="เรียนรู้"/>	
ทดสอบ	
ค่า Mean Square Error กับข้อมูลทดสอบ	
	1079.72756408202
<input type="button" value="ส่งข้อมูลเอาพุดหลังจากเรียนรู้ไปทดสอบ"/> <input type="button" value="ทดสอบ"/>	

รูปที่ 4.10 แสดงส่วนผลลัพธ์จากการเรียนรู้

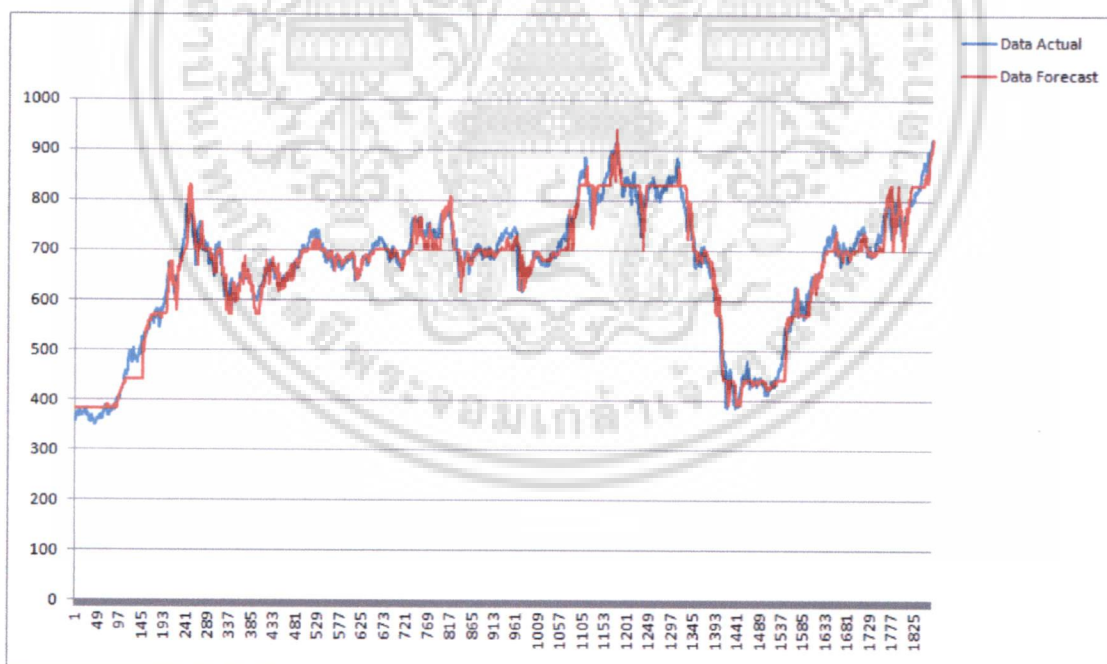
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.4 ผลการทดสอบระบบ

หลังจากที่โปรแกรมได้ทำการเรียนรู้ตามเงื่อนไขที่ได้กำหนดไว้ตอนแรกแล้วนั้น โปรแกรมสามารถบันทึกข้อมูลออกไปเป็น Excel File ได้ โดยเลือกที่ “ส่งข้อมูลเอาพุดหลังจากเรียนรู้ไปไฟล์” ซึ่งจะสามารถดูเป็นการพของ Excel File ได้ รวมทั้งยังสามารถดูของไฟล์ที่ใช้ทดสอบได้อีกด้วยโดยกดที่ “ส่งข้อมูลเอาพุดหลังจากเรียนรู้ไปทดสอบ” จากนั้นถ้าต้องการบันทึกรูปแบบของการเรียนรู้เพื่อที่ในครั้งต่อไปจะได้ไม่ต้องเรียนรู้ก็สามารถทดสอบได้เลย ก็เลือกที่ File -> ส่งออกข้อมูลออกไปยังไฟล์ผลลัพธ์ File ที่ได้ออกไปจะกำหนดให้เป็น File.osl ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองซึ่งกำหนดให้มีดังนี้

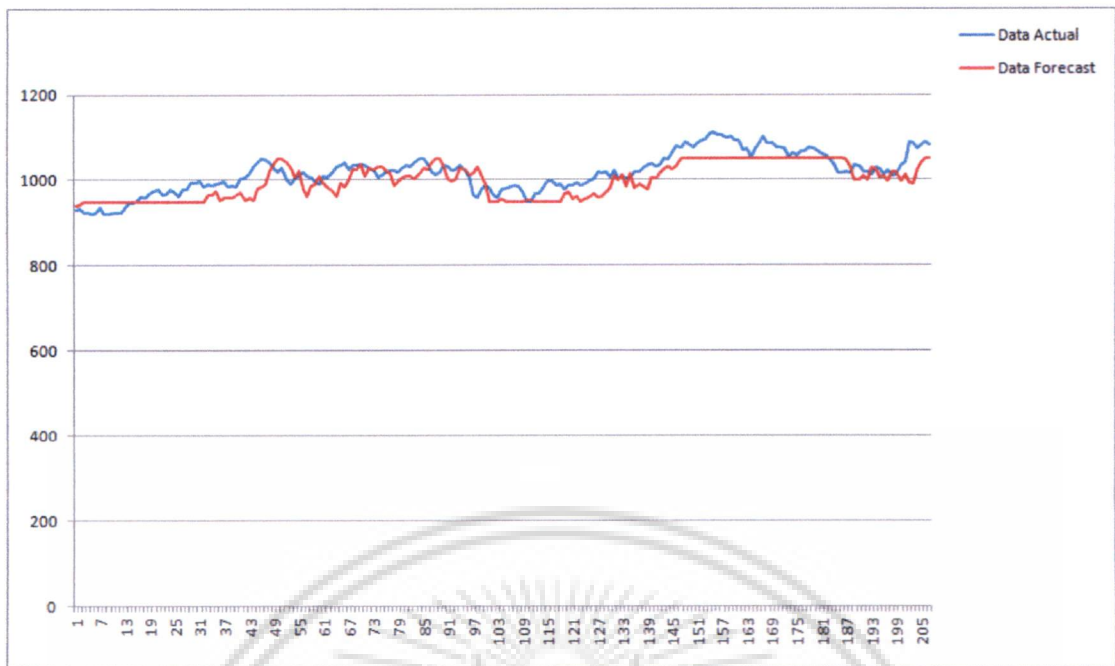
- 4 อินพุต
- กำหนดแบบสี่เหลี่ยมคางหมู
- 7 ฟังก์ชันสมาชิก
- เรียนรู้ 1000 รอบ
- ส่วนที่เหลือตั้งค่าเป็น Default

จะได้ผลลัพธ์ออกมาดังนี้



รูปที่ 4.11 แสดงผลลัพธ์ของการเรียนรู้ข้อมูลเทียบกับข้อมูลจริง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.12 แสดงผลลัพธ์ของการเรียนรู้ข้อมูลทดสอบเทียบกับข้อมูลจริง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 5

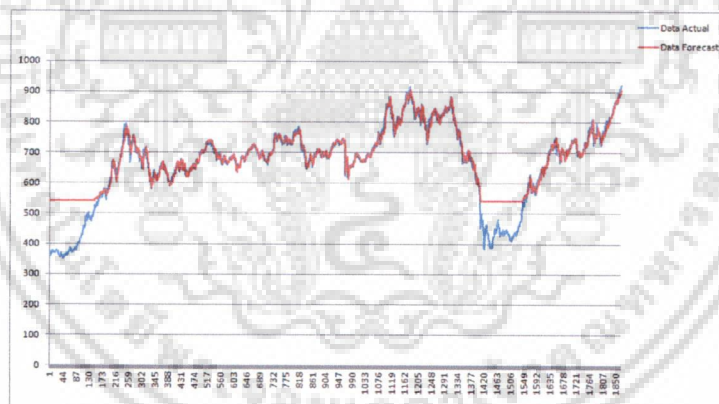
# สรุปและข้อเสนอแนะ

### 5.1 เปรียบเทียบผลการทดลอง

สำหรับผลลัพธ์ของผลการทดลองที่จะใช้ในการเปรียบเทียบนั้นทางผู้จัดทำได้แบ่งออกเป็นแบบต่างๆเพื่อแสดงให้เห็นถึงความชัดเจน โดยได้แบ่งออกเป็นการเปรียบเทียบจากจำนวนอินพุตของแต่ละแบบ (สามเหลี่ยม, สี่เหลี่ยมคางหมู) และการเปรียบเทียบโดยเทียบจากจำนวนฟังก์ชันสมาชิก ซึ่งกำหนดให้ฟังก์ชันสมาชิกที่ใช้คือ 3, 5 และ 7 ตามลำดับ ซึ่งกระบวนการของการเปรียบเทียบนั้นจะแสดงได้ดังนี้

#### 5.1.1 เปรียบเทียบโดยใช้จำนวนอินพุตและจำนวนฟังก์ชันสมาชิกเท่ากัน

การเปรียบเทียบนี้จะใช้หลักการจำนวนอินพุตและจำนวนฟังก์ชันสมาชิกเท่ากัน เทียบกันในแต่ละแบบ

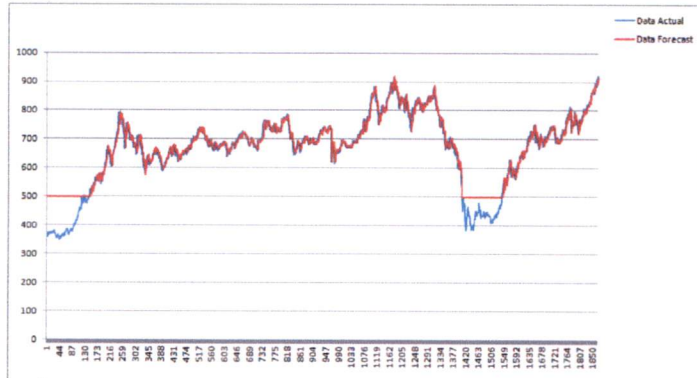


รูปที่ 5.1 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม

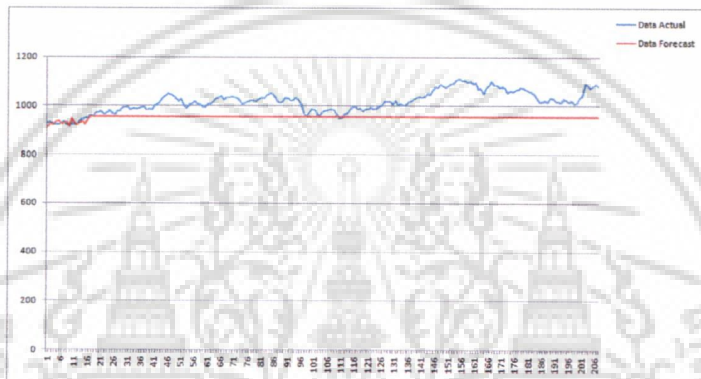


รูปที่ 5.2 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม

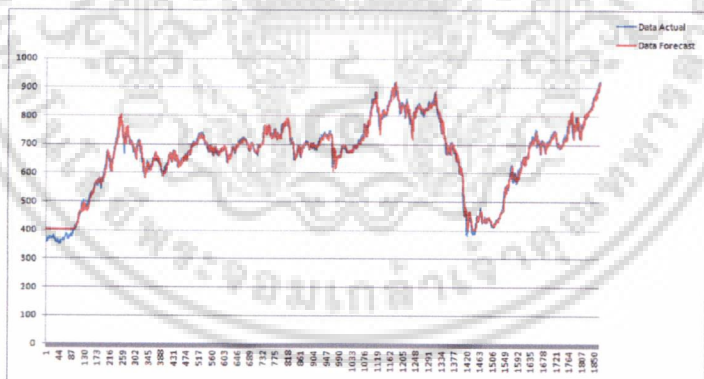
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



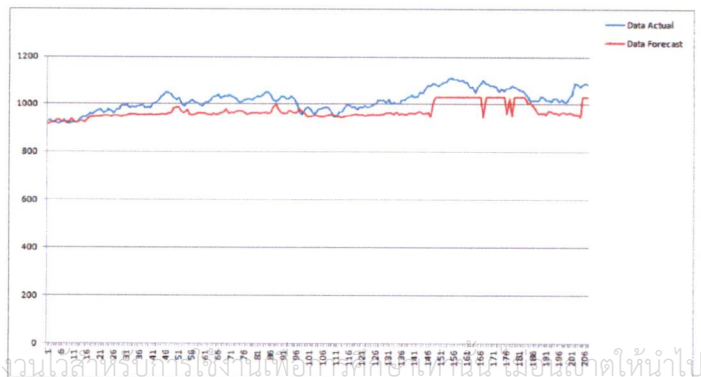
รูปที่ 5.3 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู



รูปที่ 5.4 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู



รูปที่ 5.5 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม

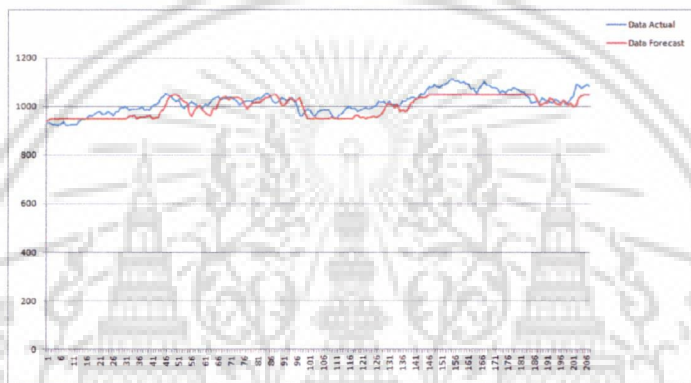


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 5.6 แสดงผลการทดสอบ โดยใช้ 3 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม



รูปที่ 5.7 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบคางหมู



รูปที่ 5.8 แสดงผลการทดสอบ โดยใช้ 3 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบคางหมู

จากการเปรียบเทียบข้างต้นจะแสดงให้เห็นว่าถ้าใช้จำนวนอินพุตและจำนวนฟังก์ชันสมาชิกเท่ากันแล้ว แบบสี่เหลี่ยมคางหมูจะได้ออกมาดีกว่าแบบสามเหลี่ยม

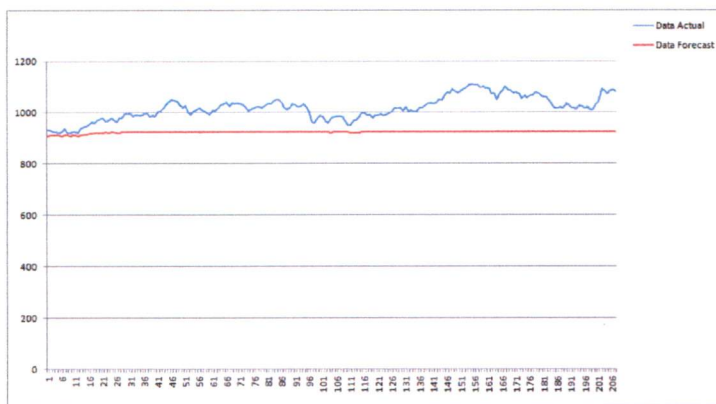
5.1.2 เปรียบเทียบโดยใช้จำนวนอินพุตต่างกันฟังก์ชันสมาชิกเท่ากัน

การเปรียบเทียบนี้เพื่อที่จะดูว่าจำนวนอินพุตมีผลต่อการเรียนรู้ของระบบหรือไม่ ทำการเปรียบเทียบทั้งสามเหลี่ยมและสี่เหลี่ยมคางหมู

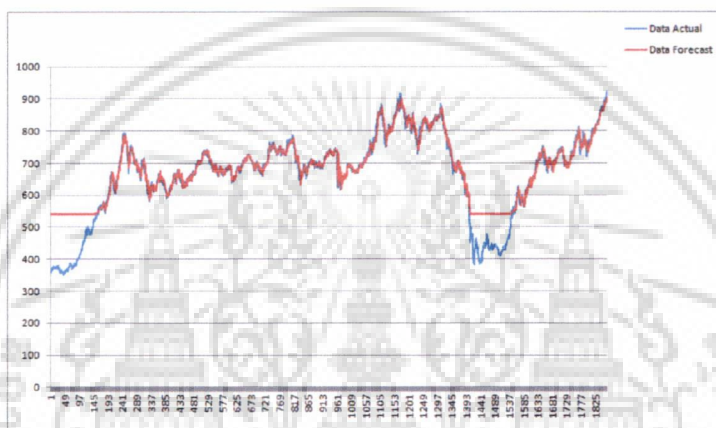


รูปที่ 5.9 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม

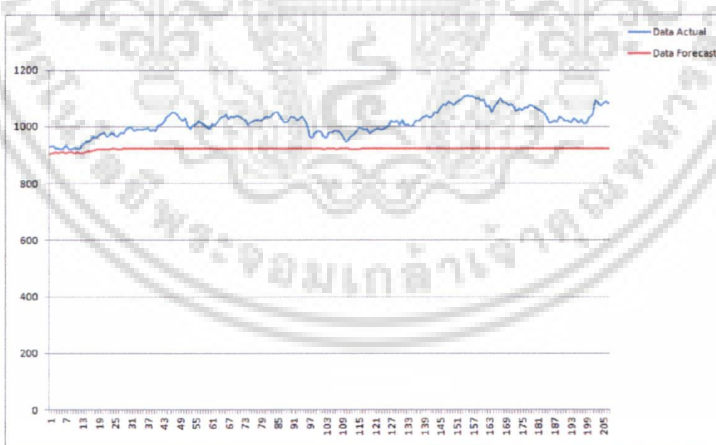
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ประโยชน์ในการศึกษาวิจัยเท่านั้น ไม่สามารถนำออกเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตจากเจ้าของเอกสารได้ หากมีข้อผิดพลาดประการใด ขออภัยไว้ก่อน



รูปที่ 5.10 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม

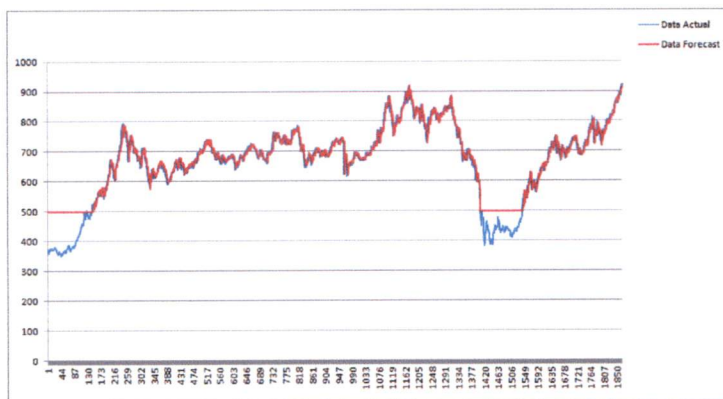


รูปที่ 5.11 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม

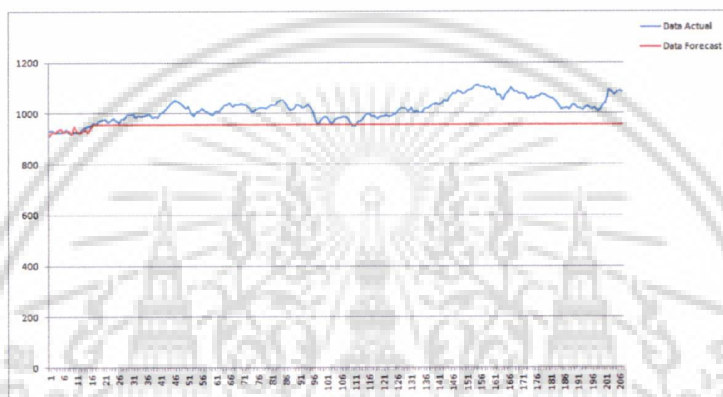


รูปที่ 5.12 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม

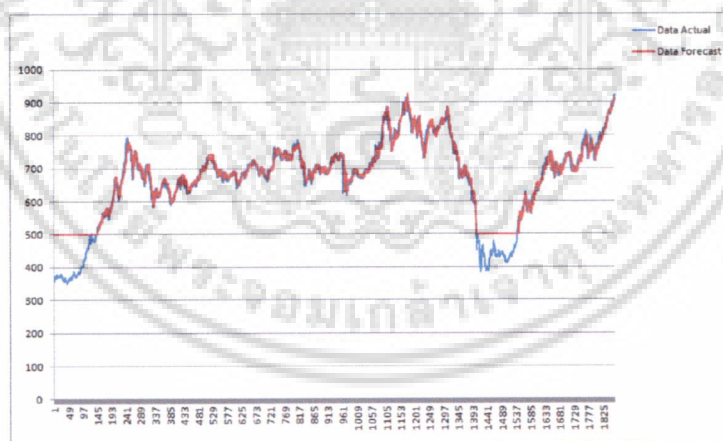
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.13 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู

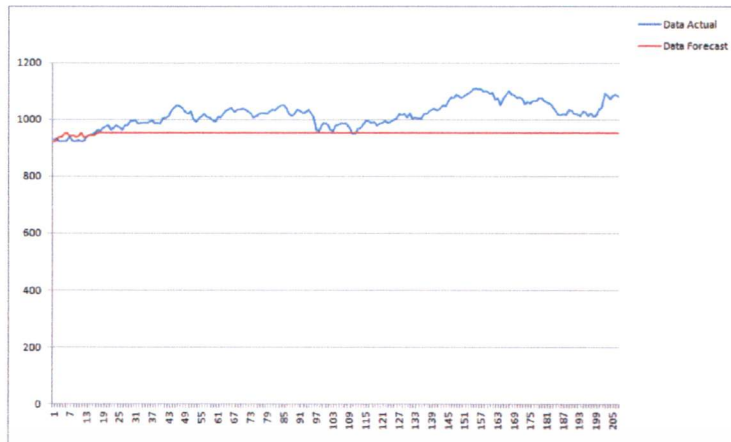


รูปที่ 5.14 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 3 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู



รูปที่ 5.15 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

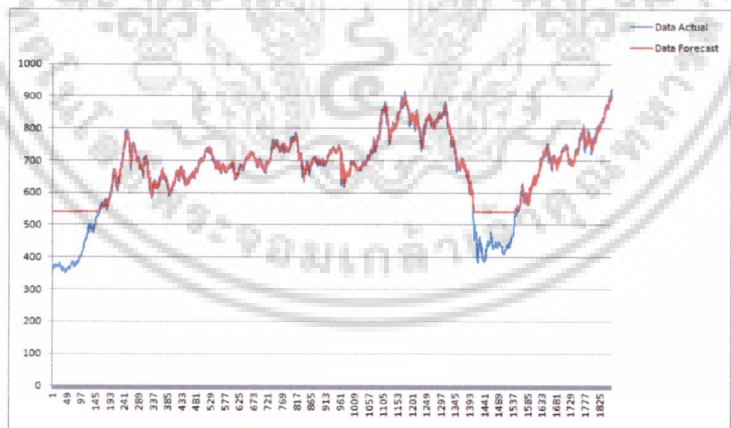


รูปที่ 5.16 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู

จากการเปรียบเทียบจำนวนอินพุตต่างกันแต่จำนวนฟังก์ชันสมาชิกเท่ากันนั้น จะเห็นได้ว่าการกำหนดค่าของจำนวนอินพุตที่ต่างกันนั้นมีผลต่อระบบน้อยมาก ซึ่งถ้าสังเกตจากรูปนั้นเกือบจะเหมือนกัน แต่ถ้าดูในโปรแกรมนั้นจะเห็นว่าถ้าเลือกอินพุตมากขึ้นค่า Fitness จะลดลง (ในโปรแกรมมีการบอกค่า Fitness ไว้)

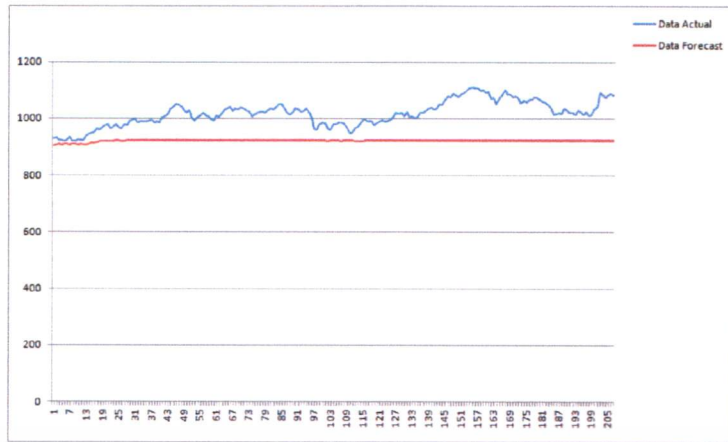
### 5.1.3 เปรียบเทียบโดยใช้จำนวนอินพุตเท่ากันฟังก์ชันสมาชิกต่างกัน

การเปรียบเทียบนี้เพื่อจะดูว่าจำนวนฟังก์ชันสมาชิกมีผลต่อการเรียนรู้หรือไม่

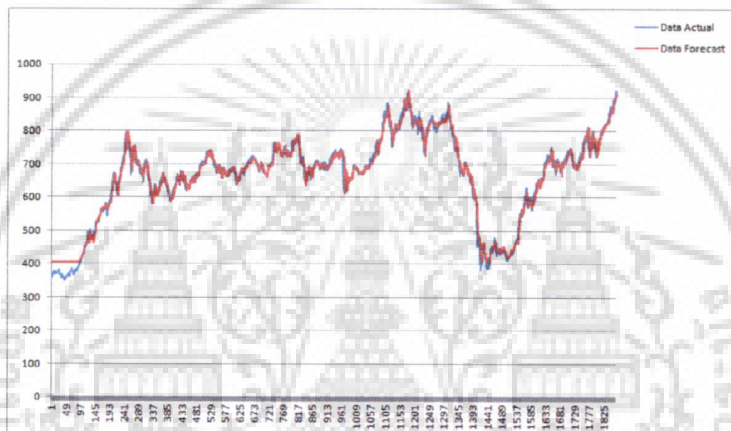


รูปที่ 5.17 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม

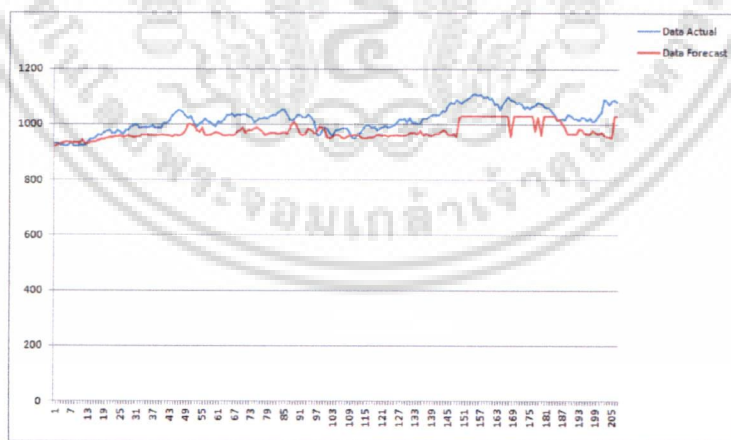
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.18 แสดงผลการทดสอบ โดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม



รูปที่ 5.19 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม

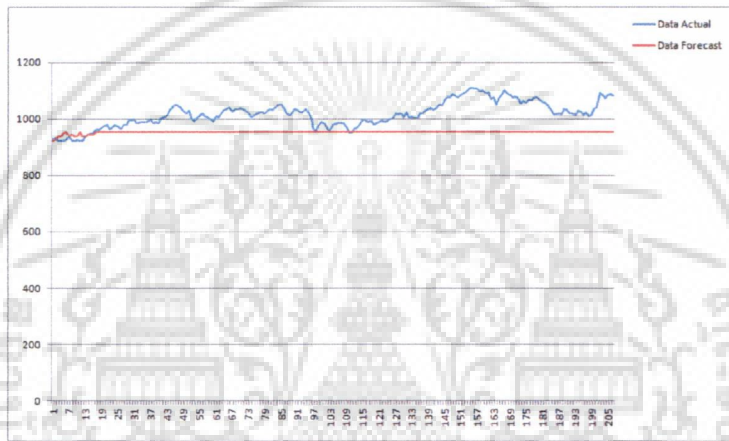


รูปที่ 5.20 แสดงผลการทดสอบ โดยใช้ 4 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบสามเหลี่ยม

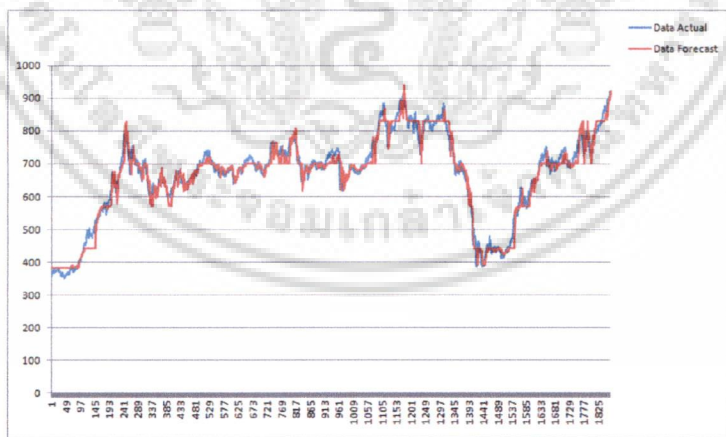
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.21 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู



รูปที่ 5.22 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 4 อินพุต 3 ฟังก์ชัน แบบคางหมู



รูปที่ 5.23 แสดงการเรียนรู้โดยใช้ 4 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบคางหมู

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.24 แสดงผลการทดสอบโดยใช้ 4 อินพุต 7 ฟังก์ชัน แบบคางหมู

จากการเปรียบเทียบว่าถ้าใช้จำนวนอินพุตเท่ากันแต่จำนวนฟังก์ชันสมาชิกต่างกันนั้น จะสังเกตเห็นได้ว่าถ้ามีจำนวนฟังก์ชันสมาชิกที่มากกว่าจะทำให้การพยากรณ์ได้ดีขึ้น

## 5.2 สรุป

จากการเปรียบเทียบผลการทดลองในแบบต่างๆทั้งหมด สามารถสรุปได้ว่าถ้าต้องการจะให้ผลการพยากรณ์ที่ดีนั้น ผลที่ออกมาขึ้นอยู่กับค่าอินพุตและค่าฟังก์ชันสมาชิก ซึ่งการปรับค่าอินพุตนั้นจะส่งผลกระทบต่อระบบน้อยกว่าการปรับค่าฟังก์ชันสมาชิก ถ้าต้องการได้ผลการพยากรณ์ที่ดีต้องกำหนดค่าฟังก์ชันสมาชิกมากๆ ส่วนค่าอินพุตนั้นใช้ตามความเหมาะสม ก็จะทำให้ได้ผลลัพธ์ออกมาแม่นยำมากขึ้น

## 5.3 ข้อเสนอแนะ

ในการใช้งานการพยากรณ์หุ่นจริงานั้น ต้องเพิ่มฟังก์ชันต่างๆมากกว่านี้ เนื่องจากหุ่นนั้นมีหลายๆปัจจัยที่ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของราคาได้ ในส่วนของโปรแกรมต้องมีการปรับปรุงให้มีการเรียนรู้ที่เร็วขึ้น และทางผู้ใช้งานควรจะต้องมีความรู้พื้นฐานเพื่อที่จะใช้ในการปรับค่าต่างๆได้เหมาะสมมากยิ่งขึ้น ซึ่งจะทำให้โปรแกรมมีความแม่นยำในการพยากรณ์มากขึ้น

## บรรณานุกรม

อาทิตย์ ศรีแก้ว, ปัญญาเชิงคำนวณ Computer Intelligence , 65

Huang Fu-yuan , 2008, **Forecasting Stock Price Using a Genetic Fuzzy Neural Network**

Gwo-Ching Liao, Member, IEEE, and Ta-Peng Tsao, June 2006 Application of a Fuzzy Neural Network Combined With a Chaos Genetic Algorithm and Simulated Annealing to Short-Term Load Forecasting



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล นายพิชญ์ ประทุมศิริ  
 วัน เดือน ปีเกิด 6 พฤศจิกายน พ.ศ. 2526  
 ที่อยู่ 80/309 ถ.ประชาอุทิศ อ.เมือง จ.พิษณุโลก 65000  
 ประวัติการศึกษา 2549 มหาวิทยาลัยนเรศวร คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาคอมพิวเตอร์  
 ประสบการณ์การทำงาน  
 พ.ศ.2549 – 2550 บริษัท ไทยแอร์โรว์  
 พ.ศ.2553 – 2554 บริษัท แซจitech ประเทศไทย



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้