ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การใช้อีโวลูชันนารีอัลกอริทึมในการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม

USING EVOLUTIONARY ALGORITHMS FOR LEARNING NEURAL NETWORK

H006350

โดย

สุวรรณี พันธุ์โอภาส

-

SUVANNEE PHUNOPAT

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....06350
วัน,เดือน,ปี.....8 มิ.ย. 2554

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

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2552

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

USING EVOLUTIONARY ALGORITHMS FOR LEARNING NEURAL NETWORK

SUVANNEE PHUNOPAT

A REPORT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE

REQUIREMENTS OF THE COURSE

SYSTEM DEVELOPMENT PROJECT

MASTER OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2/ 2009

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2010

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ใบรับรองโครงการพัฒนาระบบงาน (SYSTEM DEVELOPMENT PROJECT)

เรื่อง

การใช้อีโวลูชันนารีอัลกอริทึมในการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม

USING EVOLUTIONARY ALGORITHMS FOR LEARNING NEURAL NETWORK

นางสาวสุวรรณี พันธุ์โอภาส

รหัสประจำตัว 50066439

ขอรับรองว่ารายงานฉบับนี้ข้าพเจ้าไม่ได้คัดลอกมาจากที่ใด

รายงานฉบับนี้ได้รับการตรวจสอบและอนุมัติให้เป็นส่วนหนึ่งของ

การศึกษาวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (เทคโนโลยีสารสนเทศ)

ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2552

.....อาจารย์ที่ปรึกษา

(รศ.ดร. อาริต ธรรมโน)

.....กรรมการสอบ

(ผศ.ดร. พรฤดี เนติโสภากุล)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	การใช้อีโวลูชันนารีอัลกอริทึมในการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม
นักศึกษา	นางสาวสุวรรณี พันธุ์โอภาส
รหัสนักศึกษา	50066439
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2552
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

บทคัดย่อ

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) เป็นรูปแบบการประมวลผลที่จำลองการทำงานของระบบประสาทภายในสมองของมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือที่มีความสามารถในการเรียนรู้ การจดจำรูปแบบ และการสร้างความรู้ใหม่เช่นเดียวกับที่สมองมนุษย์ทำได้ ส่วนอีโวลูชันนารีอัลกอริทึม (Evolutionary algorithms) เป็นวิธีการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดให้แก่ปัญหา (Optimization) ด้วยแนวคิดการวิวัฒนาการทางธรรมชาติที่มีการปรับปรุงคำตอบให้ดีขึ้นจากคำตอบของรุ่นก่อนหน้า ทำให้ค่อยๆ ลดจำนวนคำตอบลงจนได้คำตอบที่เหมาะสมในที่สุด

โครงงานนี้นำเสนอการใช้อีโวลูชันนารีอัลกอริทึมในการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม โดยนำเทคนิคของอีโวลูชันนารีอัลกอริทึมมาปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักในโครงข่ายประสาทเทียม และมีการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมหลังกระบวนการทางจีเนติกอัลกอริทึม เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมประมวลผลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	Using Evolutionary Algorithms for Learning Neural Network
Student	Miss Suvannee Phunopat
Student ID.	50066439
Degree	Master of Science
Program	Information Technology
Major	Information Science
Academic Year	2009
Advisor	Assoc. Prof. Dr. Arit Thammano

ABSTRACT

Neutral network is a model to simulate the working process of the nervous system within the human brain with the objective to create an ability to learn, recognition pattern and create new knowledge. As for Evolutionary algorithms is a method of breeding computer programs and solutions to optimization with the concept of natural evolution and improved to better answer from the answers of previous versions made to gradually reduce the number of answers and responses to the most appropriate.

This project presents the using evolutionary algorithms for learning neural network. By the techniques of evolutionary algorithms to improve the weight of neural network and improve the weight more after the genetic operation in order to neural network to process effectively.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

โครงการพัฒนาระบบงานนี้สำเร็จลุล่วงได้ ด้วยความช่วยเหลือ กำลังใจ และการสนับสนุนจากบุคคลต่างๆ ข้าพเจ้ารู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์ จึงขอขอบพระคุณทุกท่านเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณ บิดา มารดาและครอบครัวของข้าพเจ้า ที่ให้กำลังใจ ให้โอกาสในการศึกษาเล่าเรียนและให้การสนับสนุนในทุกเรื่อง

ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.อาริต ธรรมโน ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาของโครงการนี้ สำหรับคำแนะนำและความช่วยเหลือ ในการพัฒนาและแก้ไขข้อบกพร่องตลอดจนโครงการสำเร็จ รวมทั้งท่านอาจารย์ทุกท่านที่ให้ความรู้ต่างๆ เพื่อนำความรู้นั้นมาใช้พัฒนาโครงการ

ขอขอบคุณ พี่ๆ เพื่อนๆ ที่ให้คำปรึกษา กำลังใจ และความช่วยเหลือเสมอ

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมาจากโครงการพัฒนาระบบงานฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

สุวรรณี พันธุ์โอภาส

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ II

กิตติกรรมประกาศ III

สารบัญ IV

สารบัญตาราง VII

สารบัญรูป X

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา 1

1.3 ขอบเขตของการศึกษา 2

1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน 2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 2

บทที่ 2 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมและจีเนติกอัลกอริทึม 4

2.1 คาต้าไมนิ่ง 4

2.1.1 ความหมายของคาต้าไมนิ่ง 4

2.1.2 ความสำคัญของคาต้าไมนิ่ง 4

2.1.3 ขั้นตอนการทำงานของคาต้าไมนิ่ง 4

2.2 การจำแนกประเภทข้อมูล 5

2.3 โครงข่ายประสาทเทียม 5

2.3.1 เซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิต 5

2.3.2 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม 6

2.3.3 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม 7

2.3.4 การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม 8

2.4 อีโวลูชันนารีอัลกอริทึม 10

2.5 จีเนติกอัลกอริทึม 10

2.5.1 ขั้นตอนการทำงานของจีเนติกอัลกอริทึม 12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

บทที่ 3 การประยุกต์ใช้จีเนติกอัลกอริทึมร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม 17
3.1 การประยุกต์ใช้จีเนติกอัลกอริทึมร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม 17
3.2 การทำงานของจีเนติกอัลกอริทึมในการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม 17
3.3 การเพิ่มประสิทธิภาพการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมจากกระบวนการของจีเนติกอัลกอริทึม 18
3.4 การปรับปรุงการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยจีเนติกอัลกอริทึมและการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 19
3.4.1 กำหนดตัวแปร 21
3.4.2 การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม 23
3.4.3 การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 28
3.5 การออกแบบโปรแกรมประยุกต์ 30
3.5.1 โมดูลการรับค่าข้อมูล 30
3.5.2 โมดูลการนอร์มอไลเซชัน 30
3.5.3 โมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น 31
3.5.4 โมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม 32
3.5.5 โมดูลการดำเนินการทางพันธุกรรม 32
3.5.6 โมดูลการบันทึกข้อมูล 35
3.5.7 โมดูลการทดสอบ 35
3.5.8 โมดูลแสดงผลลัพธ์ 35
3.6 ผังงานการทำงานของโปรแกรม 35
3.6.1 ส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train) 38
3.6.2 ส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test) 40

บทที่ 4 วิธีดำเนินการศึกษา 42
4.1 โครงสร้างแบบจำลอง 42
4.2 การเตรียมข้อมูล 42
4.2.1 ข้อมูลที่ใช้ทดลอง 42
4.2.2 นอร์มอลไลเซชัน 45

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.3 การทำงานของโปรแกรม 46

4.4 การทดลอง 50

4.4.1 วิธีการทดลอง 50

4.5 ผลการทดลอง 52

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ 67

5.1 สรุปผลการทดลอง 67

5.2 สรุปผลการศึกษาและดำเนินงาน 68

5.3 ข้อเสนอแนะ 68

บรรณานุกรม 69

ประวัติผู้เขียน 70

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ **หน้า**

2.1 แสดงการเปรียบเทียบคำศัพท์ทางชีววิทยากับโครงข่ายประสาทเทียม 7
2.2 ค่าข้อมูลนำเข้า 9
2.3 ค่าถ่วงน้ำหนัก 9
2.4 การคำนวณผลลัพธ์ของโครงข่าย 10
2.5 แสดงการเปรียบเทียบคำศัพท์ที่ใช้ทางพันธุศาสตร์วิทยากับจีเนติกอัลกอริทึม 11
3.1 การแปลงข้อมูลโครงข่ายประสาทเทียมให้เป็นแบบจีเนติกอัลกอริทึม 17
3.2 แสดงข้อมูลนำเข้า 22
3.3 สรุปค่าถ่วงน้ำหนักของประชากรเริ่มต้น 23
3.4 แสดงผลลัพธ์จากการฝึกหัดโครงข่าย 24
3.5 การคำนวณหาค่าความเหมาะสม 25
3.6 สรุปค่าความเหมาะสมของโครโมโซม 25
3.7 การคำนวณ Roulette wheel selection 26
3.8 การเลือกโครโมโซมพ่อแม่โดย Roulette wheel selection 26
3.9 โครโมโซมลูกที่ผ่านการมิวเตชันแล้ว 28
3.10 สรุปค่าความเหมาะสมของโครโมโซม 28
3.11 โครโมโซมลูกที่ผ่านการปรับปรุงค่าเพิ่มเติม 29
4.1 ข้อมูลที่นำมาทดลอง 5 ชุด 42
4.2 ตัวอย่างการแปลงค่ากลุ่มของข้อมูลชุด Diabetes 43
4.3 ตัวอย่างการแปลงค่ากลุ่มของข้อมูลชุด Iris 43
4.4 ตัวอย่างการแปลงค่ากลุ่มของข้อมูลชุด Glass 43
4.5 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลชุดที่ 1 50
4.6 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลชุดที่ 2 50
4.7 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลชุดที่ 3 51
4.8 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลชุดที่ 4 51
4.9 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลชุดที่ 5 51

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่ **หน้า**

4.10 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลทุกชุด 51
4.11 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 1 (Iris) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย จีเนติกอัลกอริทึม 52
4.12 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 1 (Iris) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย เนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 53
4.13 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 2 (Heart) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย จีเนติกอัลกอริทึม 54
4.14 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 2 (Heart) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย เนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 55
4.15 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 3 (Diabetes) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย จีเนติกอัลกอริทึม 56
4.16 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 3 (Diabetes) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย เนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 57
4.17 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 4 (Glass) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย จีเนติกอัลกอริทึม 58
4.18 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 4 (Glass) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย เนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 59
4.19 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 5 (Wine) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย จีเนติกอัลกอริทึม 60
4.20 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 5 (Wine) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย เนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 61
4.21 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 1 (Iris) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย จีเนติกอัลกอริทึม 62
4.22 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 1 (Iris) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย จีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 62
4.23 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 2 (Heart) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วย จีเนติกอัลกอริทึม 63

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่ **หน้า**

4.24 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 2 (Heart) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 63

4.25 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 3 (Diabetes) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม 64

4.26 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 3 (Diabetes) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 64

4.27 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 4 (Glass) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม 65

4.28 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 4 (Glass) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 65

4.29 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 5 (Wine) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม 66

4.30 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 5 (Wine) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม 66

5.1 เปรียบเทียบผลการทดลอง 67

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่		หน้า
2.1	ส่วนประกอบของเซลล์ประสาทสิ่งมีชีวิต	6
2.2	สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Simple multilayer neural network	7
2.3	การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม	8
2.4	ส่วนประกอบของโครโมโซมในจีเนติกอัลกอริทึม	11
2.5	ขั้นตอนการทำงานของจีเนติกอัลกอริทึม	12
2.6	การคัดเลือกประชากรด้วยวงล้อถ่วงน้ำหนัก	14
2.7	ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ 1 จุดของข้อมูลแบบไบนารี	15
2.8	ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ 2 จุดของข้อมูลเลขจำนวนจริง	15
2.9	ตัวอย่างการมิวเตชันของข้อมูลแบบไบนารี	16
2.10	ตัวอย่างการมิวเตชันของข้อมูลแบบเลขจำนวนจริง	16
3.1	โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม	22
3.2	ประชากรเริ่มต้น	23
3.3	Roulette wheel selection	26
3.4	การครอสโอเวอร์ระหว่าง Parent 1 และ Parent 2	27
3.5	การมิวเตชันโครโมโซม Child 1	27
3.6	การทำงานของโมดูลนอร์มอไลเซชัน	31
3.7	การทำงานของโมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น	31
3.8	การทำงานของโมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม	32
3.9	การทำงานของโมดูลการดำเนินการทางพันธุกรรม	33
3.10	การทำงานของโมดูลการดำเนินการทางพันธุกรรม(ต่อ)	34
3.11	ลำดับการทำงานของโปรแกรมส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train)	36
3.12	ลำดับการทำงานของโปรแกรมส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test)	37
3.13	ผังงานการทำงานของโปรแกรมส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train)	39
3.14	ผังงานการทำงานของโปรแกรมส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test)	41
4.1	ข้อมูลชุด Iris	43
4.2	ข้อมูลชุด Heart	44
4.3	ข้อมูลชุด Diabetes	44
4.4	ข้อมูลชุด Glass	44
4.5	ข้อมูลชุด Wine	45

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

4.6 หน้าจอโปรแกรม 46
4.7 ตัวอย่างการกำหนดตัวแปร 47
4.8 ตัวอย่างค่าถวงน้ำหนักที่ผ่านกระบวนการทางจีเนติกอัลกอริทึม 48
4.9 ตัวอย่างค่าถ่วงน้ำหนักที่จะทำการบันทึก 48
4.10 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม 49
4.11 รายละเอียดเมื่อโปรแกรมหยุดทำงาน 49
4.12 กราฟเปรียบเทียบผล 49
4.13 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 1 (Iris) 62
4.14 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 2 (Heart) 63
4.15 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 3 (Diabetes) 64
4.14 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 4 (Glass) 65
4.15 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 5 (Wine) 66

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ตั้งแต่อดีตถึงปัจจุบันมีความพยายามในการพัฒนาความสามารถของคอมพิวเตอร์ให้ใกล้เคียงกับความสามารถของมนุษย์ จนคอมพิวเตอร์สามารถทำงานบางอย่างแทนมนุษย์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่น การจดจำใบหน้า จดจำตัวอักษร หรือการจำแนกประเภทของข้อมูลเพื่อทำนายผลทางธุรกิจ ซึ่งทั้งหมดนั้นมีแนวคิดมาจากการเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ในการคิด จดจำ เรียนรู้ และประมวลผลคำตอบออกมา วิธีการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถคิดหรือทำงานได้เหมือนมนุษย์ วิธีการหนึ่งคือการสร้างโครงข่ายประสาทเทียม โดยเลียนแบบจากสมองมนุษย์ และสร้างการเรียนรู้ให้แก่โครงข่ายที่สร้างขึ้น

จีเนติกอัลกอริทึมเป็นวิธีการแก้ปัญหาแบบหนึ่งที่ช่วยให้ได้คำตอบที่เหมาะสมที่สุดกับปัญหา จีเนติกอัลกอริทึมสามารถช่วยแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้ เนื่องจากมีคุณสมบัติของการเลียนแบบหลักการคัดเลือกตามธรรมชาติและหลักการทางพันธุศาสตร์ จึงจัดได้ว่าจีเนติกอัลกอริทึม เป็นวิธีหนึ่งในกลุ่มของอัลกอริทึมเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary algorithm) ซึ่งในปัจจุบันเป็นที่ยอมรับถึงประสิทธิภาพและมีการนำไปประยุกต์ใช้อย่างกว้างขวางในด้านของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) จึงเป็นที่น่าสนใจว่าจีเนติกอัลกอริทึมจะสามารถทำงานร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมและปรับปรุงโครงข่ายประสาทเทียมได้

สำหรับโครงงานนี้ได้ศึกษาและนำเสนอการใช้อีโวลูชันนารีอัลกอริทึมในการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม โดยนำเทคนิคของอีโวลูชันนารีอัลกอริทึมมาปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมประมวลผลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

โครงการพัฒนาระบบงานเรื่องการใช้อีโวลูชันนารีอัลกอริทึมในการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม มีวัตถุประสงค์ ดังนี้

1. เพื่อศึกษาหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)
2. เพื่อศึกษาหลักการของจีเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm) และการประยุกต์ใช้จีเนติกอัลกอริทึมร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม
3. เพื่อพัฒนาโปรแกรมการปรับปรุงการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมจากกระบวนการของจีเนติกอัลกอริทึม

1.3 ขอบเขตของการศึกษา

การศึกษาโครงงานนี้ได้กำหนดขอบเขตในการศึกษาเป็นการพัฒนาโปรแกรมการปรับปรุงการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยจีเนติกอัลกอริทึม เพื่อให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ขอบเขตในการศึกษา มีดังนี้

- หลักการและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม
- หลักการและทฤษฎีของจีเนติกอัลกอริทึม
- การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการจำแนกประเภทข้อมูล (Classification)
- การปรับปรุงการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยจีเนติกอัลกอริทึม
- การเพิ่มประสิทธิภาพการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมจากกระบวนการของจีเนติกอัลกอริทึม

1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน

การพัฒนาโครงงานนี้ มีขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน ดังนี้

1. ศึกษาแนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับดาต้าไมนิ่ง (Data Mining) การจำแนกประเภท (Classification) โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) และจีเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm)
2. ศึกษาการทำงานร่วมกันของโครงข่ายประสาทเทียมและจีเนติกอัลกอริทึม
3. ศึกษาวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมจากกระบวนการของจีเนติกอัลกอริทึม
4. ออกแบบและพัฒนาโปรแกรม
5. ทดสอบการใช้งานโปรแกรม
6. วิเคราะห์และสรุปผลการทดลอง

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เข้าใจหลักการจำแนกประเภทข้อมูลรวมถึงแนวคิดและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมและทฤษฎีของจีเนติกอัลกอริทึม
2. เข้าใจหลักการการปรับปรุงการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. สามารถพัฒนาโปรแกรมการจำแนกประเภทข้อมูล เพื่อเรียนรู้กระบวนการทำงานร่วมกันของโครงข่ายประสาทเทียมและจีเนติกอัลกอริทึม
4. สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม กับการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมหลังกระบวนการทางจีเนติก
5. สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมจากกระบวนการของจีเนติกอัลกอริทึม เพื่อให้โปรแกรมสามารถจำแนกประเภทข้อมูลได้ถูกต้องมากขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมและจีเนติกอัลกอริทึม

2.1 ดาต้าไมนิ่ง (Data Mining)

2.1.1 ความหมายของดาต้าไมนิ่ง

ดาต้าไมนิ่ง คือกระบวนการในการวิเคราะห์และกลั่นกรองข้อมูลจำนวนมากที่ถูกจัดเก็บอยู่ในฐานข้อมูลขนาดใหญ่ เพื่อค้นหารูปแบบและความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในชุดข้อมูล ผลลัพธ์ที่ได้คือสารสนเทศที่เป็นประโยชน์สามารถนำไปใช้สนับสนุนการตัดสินใจและบริหารจัดการงานต่างๆ ได้ เช่น ด้านการแพทย์ใช้ดาต้าไมนิ่งค้นหาผลข้างเคียงจากการใช้ยา, ด้านการเกษตรใช้ดาต้าไมนิ่งจำแนกประเภทของโรคพืชที่เกิดกับผักสวนครัว, ด้านการเมืองการปกครองใช้ดาต้าไมนิ่งวิเคราะห์ข้อมูลประชากรและทำนายผลการเลือกตั้ง, ด้านการขายและการตลาดใช้ดาต้าไมนิ่งวิเคราะห์หารูปแบบการอุปโภคบริโภคของผู้ซื้อ ตลอดจนวิเคราะห์ความคาดหมายในยอดขายสินค้า เป็นต้น

การทำดาต้าไมนิ่งมีจุดมุ่งหมายหลักอยู่ 2 ประการ คือ เพื่อการทำนาย และเพื่อการอธิบาย

1. การทำดาต้าไมนิ่งเพื่อการทำนาย เป็นการเรียนรู้จากข้อมูลที่มีอยู่ว่ามีรูปแบบข้อมูล (Pattern) เป็นอย่างไร เพื่อทำนายความเป็นไปได้ของข้อมูลใหม่ในอนาคต

2. การทำดาต้าไมนิ่งเพื่อการอธิบาย เป็นการค้นหาแพตเทิร์นที่น่าสนใจจากกลุ่มข้อมูล การทำดาต้าไมนิ่งแบบนี้ต่างจากแบบแรกตรงที่ผู้ใช้ไม่ได้กำหนดล่วงหน้าว่าจะให้โปรแกรมค้นหาแพตเทิร์นของอะไร แต่ให้ค้นหาทุกแพตเทิร์นที่น่าสนใจของข้อมูล

2.1.2 ความสำคัญของดาต้าไมนิ่ง

เนื่องจากปัจจุบันองค์กรต่างๆ มีการพัฒนาอย่างรวดเร็วและมีการแข่งขันกันสูง ข้อมูลเป็นปัจจัยสำคัญที่จะทำให้องค์กรบรรลุเป้าหมายที่วางไว้ แม้จะมีข้อมูลจำนวนมากเก็บอยู่ในฐานข้อมูล แต่ปัญหาคือไม่สามารถดึงข้อมูลที่เป็นประโยชน์ออกมาใช้ได้ อีกทั้งยังมีความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ซ่อนอยู่ ดังนั้นจึงต้องใช้กระบวนการดาต้าไมนิ่งในการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อดึงข้อมูลที่เป็นประโยชน์มาใช้ในการแก้ปัญหาหรือสนับสนุนการตัดสินใจ

2.1.3 ขั้นตอนการทำงานของดาต้าไมนิ่ง

ขั้นตอนการทำงานของดาต้าไมนิ่ง ประกอบด้วย 4 ขั้นตอนหลักๆ ซึ่งแต่ละขั้นตอนต่างมีความเกี่ยวโยงสัมพันธ์กัน ผลลัพธ์จากขั้นตอนหนึ่งจะกลายเป็นข้อมูลเบื้องต้นของอีกขั้นตอน ดังนี้

1. การระบุปัญหา เป็นขั้นตอนที่ระบุปัญหาที่เกิดขึ้นกับองค์กร ระบุโอกาสทางธุรกิจ หรือกำหนดขอบเขตของข้อมูลที่จะนำมาวิเคราะห์ เพื่อหาความได้เปรียบทางการตลาดหรือเพื่อนำมาแก้ไขปัญหา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. การทำเหมืองข้อมูล เป็นขั้นตอนที่นำเทคนิคของการทำเหมืองข้อมูล ไปทำการเปลี่ยนแปลงข้อมูลดิบให้อยู่ในรูปของข้อมูลที่นำไปใช้ประโยชน์ได้จริงในทางธุรกิจ

3. การนำข้อมูลผลลัพธ์ไปใช้ประโยชน์ เป็นขั้นตอนที่นำเอาข้อมูลที่เป็นผลลัพธ์จากการทำดาต้าไมนิ่งมาลองปฏิบัติจริงกับปัญหาที่ต้องการแก้ไขหรือนำมาใช้ในธุรกิจ

4. การวัดประสิทธิภาพจากผลลัพธ์ เป็นขั้นตอนในการวัดประสิทธิภาพของเทคนิคที่ใช้ทำดาต้าไมนิ่ง ซึ่งสามารถตรวจสอบได้หลายทาง เช่น วัดจากส่วนแบ่งตลาด วัดจากความพึงพอใจในการรับบริการของลูกค้า วัดจากปริมาณลูกค้า และวัดจากกำไรสุทธิ เป็นต้น

2.2 การจำแนกประเภทข้อมูล (Data Classification)

การจำแนกประเภทข้อมูล เป็นกระบวนการสร้างแบบจำลองจัดการข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มที่กำหนด เพื่อแสดงให้เห็นความแตกต่างระหว่างคลาสหรือกลุ่มของข้อมูลและเพื่อทำนายว่าข้อมูลนี้ควรจัดอยู่ในคลาสใด

การจำแนกประเภทข้อมูลแบ่งเป็น 2 ขั้นตอน คือ

1. การสร้างแบบจำลอง เป็นขั้นที่ข้อมูลทดลอง (Training Data) จะถูกวิเคราะห์โดยอัลกอริทึมของ Classification และสร้างเป็นแบบจำลองซึ่งสามารถนำเสนอได้หลายรูปแบบ เช่น รูปแบบของกฎการจำแนกประเภทข้อมูล Decision Trees หรือสมการทางคณิตศาสตร์

2. การใช้แบบจำลอง ในขั้นตอนนี้จะมีการตรวจสอบและประเมินความถูกต้องแม่นยำของแบบจำลอง โดยนำเอาข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Testing data) ซึ่งเป็นข้อมูลที่รู้อยู่แล้วว่าจัดอยู่ในกลุ่มใดไปเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จากการจำแนกประเภทข้อมูลจากแบบจำลอง เมื่อมั่นใจว่าแบบจำลองมีความแม่นยำจึงนำไปใช้ทำนายข้อมูลใหม่ได้

2.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นรูปแบบการประมวลผลที่จำลองการทำงานของระบบประสาทภายในสมองของมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือที่มีความสามารถเช่นเดียวกับที่สมองมนุษย์ทำได้ เช่น ความสามารถในการเรียนรู้ จดจำรูปแบบ สร้างความรู้ใหม่ ทำความเข้าใจและแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้

2.3.1 เซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิต (Biological Neurons)

ในสมองของมนุษย์ประกอบด้วยเซลล์ประสาท หรือนิวรอน (Neurons) และในเซลล์ประสาทมีส่วนประกอบหลัก 4 ส่วน ดังนี้

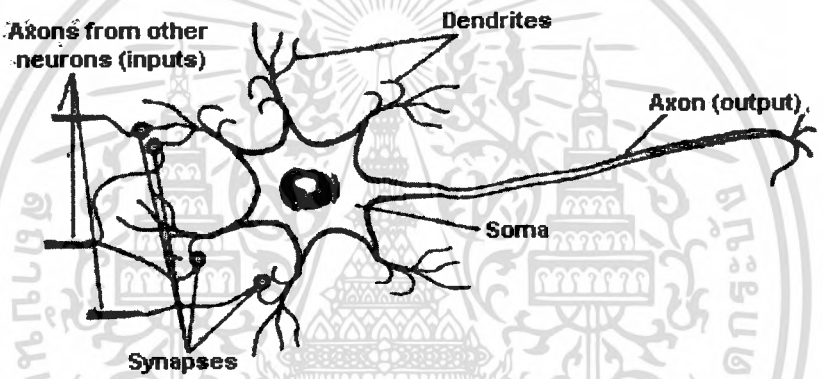
1. Soma คือตัวเซลล์ มีหน้าที่เป็นจุดรวมสัญญาณ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. Axon คือส่วนของใยประสาทที่มีลักษณะเป็นท่อเล็กยาวและที่ปลายท่อแตกแขนงออกเป็นกิ่งก้านย่อยๆ ส่วนปลายของแต่ละกิ่งก้านเป็นปม และเกือบจะสัมผัสกับปลายของเดนไดรต์ของเซลล์ประสาทอื่น ทำหน้าที่ส่งสัญญาณไปยังตัวเซลล์ประสาท (Soma or Cell body) อื่น

3. Dendrite คือ ส่วนของใยประสาทที่ทำหน้าที่รับการกระตุ้นของสิ่งเร้า ทั้งสิ่งเร้าจากภายนอกและจากเซลล์ประสาทอื่นๆ เดนไดรต์มีหลายเส้น ลักษณะเป็นเส้นใยที่แตกแขนงสั้นๆ โดยทั่วไปเป็นใยประสาทที่นำกระแสประสาทในทิศทางเข้าสู่ตัวเซลล์

4. Synapse คือจุดประสานประสาท อยู่บริเวณปลายแอกซอน เป็นจุดเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท เมื่อสัญญาณไฟฟ้าถูกส่งมาถึงปลายแอกซอนจะกระตุ้นให้เกิดการส่งผ่านสัญญาณในเชิงเคมีผ่านไซแนปส์ สัญญาณเชิงเคมีดังกล่าวจะถูกเดนไดรต์ตีความเป็นสัญญาณไฟฟ้าวิ่งเข้าสู่เซลล์ประสาทต่อไป



รูปที่ 2.1 ส่วนประกอบของเซลล์ประสาทสิ่งมีชีวิต

เซลล์ประสาทจะทำการประมวลผลว่าสถานะที่ได้รับมานั้น มีจำนวนการกระตุ้นหรือยับยั้งมากกว่ากัน ถ้าจำนวนการกระตุ้นมากกว่า เซลล์ประสาทจะส่งประจุอิเลคตรอนไปยังเซลล์ประสาทที่เชื่อมติดกัน แต่ถ้าจำนวนการยับยั้งมากกว่าก็จะไม่มีการส่งประจุอิเลคตรอนออกไป

2.3.2 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

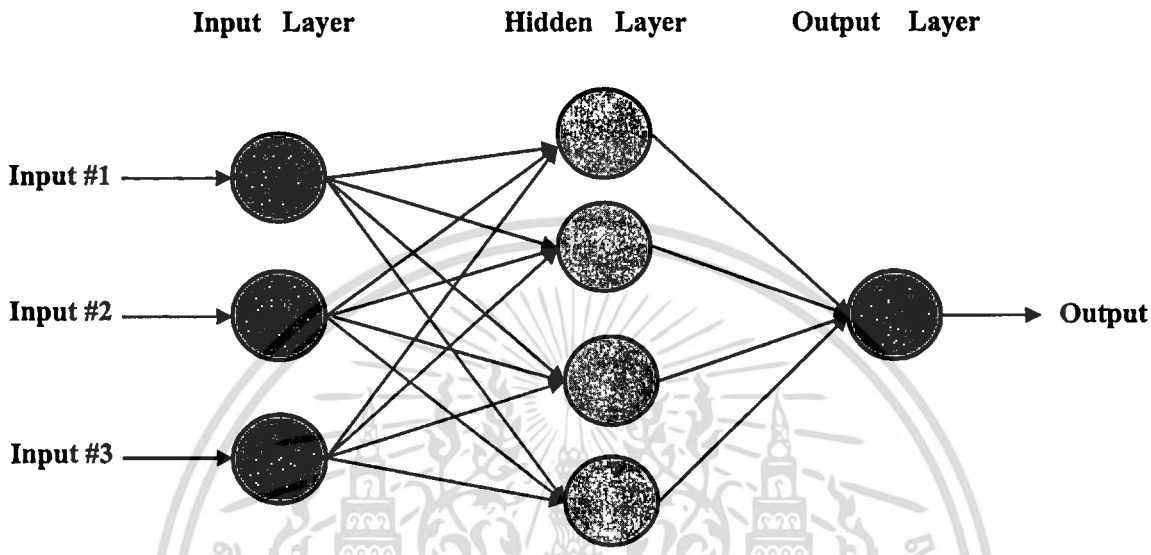
โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยโหนด (Node) จำนวนมาก เชื่อมต่อกันด้วยเส้นเชื่อม (Link) โดยเส้นเชื่อมต่อแต่ละเส้นจะมีค่าน้ำหนัก (Weight) กำกับความสำคัญของแต่ละโหนด โหนดต่างๆ บนเครือข่ายประสาทเทียมจะถูกแยกเป็นชั้น ดังนี้

1. Input Layer เป็นชั้นที่ทำหน้าที่รับค่าอินพุทเข้ามาและส่งต่อค่าอินพุทนั้นให้กับชั้น Hidden Layer โดยจำนวนของโหนดที่รับอินพุท ต้องมีค่าเท่ากับจำนวนข้อมูลที่ต้องการป้อนค่าเข้าไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. Hidden Layer ทำหน้าที่รับค่าอินพุทจาก Input Layer หรือจาก Hidden Layer ที่อยู่ก่อนหน้า มาผ่านค่าน้ำหนัก และส่งข้อมูลที่ผ่านค่าน้ำหนักแล้วไปที่ Output Layer

3. Output Layer ทำหน้าที่แสดงผลลัพธ์ โดยจำนวนโหนดในชั้นนี้ จะมีจำนวนเท่ากับจำนวนผลลัพธ์ที่ต้องการ



รูปที่ 2.2 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Simple multilayer neural network

ตารางที่ 2.1 แสดงการเปรียบเทียบคำศัพท์ทางชีววิทยากับโครงข่ายประสาทเทียม

Biology neural network	Artificial neural network
Soma	Neuron
Dendrite	Input
Axon	Output
Synapse	Weight

2.3.3 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

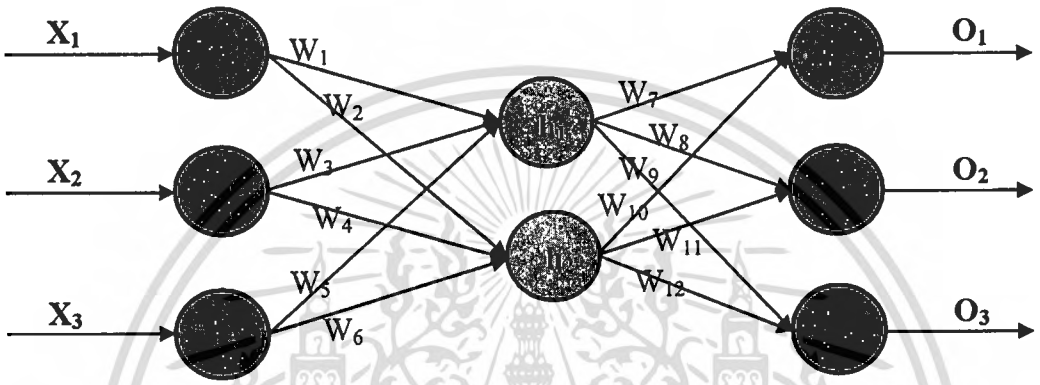
การที่โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถทำงานได้อย่างสมองมนุษย์นั้น โครงข่ายประสาทเทียมจะต้องทำการเรียนรู้ก่อน โดยสามารถแบ่งประเภทการเรียนรู้ได้เป็น 2 ประเภท ดังนี้

1. การเรียนรู้โดยมีผู้สอน (Supervised learning) การเรียนรู้แบบนี้จะต้องรู้ผลลัพธ์ที่แท้จริงของข้อมูลที่นำมาเรียนรู้ก่อน แล้วจึงนำผลลัพธ์ที่ได้จากระบบมาเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่แท้จริง จากนั้นจะปรับค่าน้ำหนักจนได้ผลลัพธ์ที่เหมือนหรือใกล้เคียงกับผลลัพธ์ที่แท้จริงมากที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. การเรียนรู้ด้วยตนเอง (Unsupervised learning) เป็นวิธีการเรียนรู้ที่ไม่รู้ผลลัพธ์ที่แท้จริง จึงต้องทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลหลากหลายรูปแบบ โครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งข้อมูลออกเป็น คลัสเตอร์ (Cluster) โดยสังเกตระยะทางจากข้อมูลไปยังจุดศูนย์กลางของคลัสเตอร์ หากพบข้อมูลที่ไม่สามารถจัดเข้าคลัสเตอร์ใดได้ โครงข่ายประสาทเทียมจะสร้างคลัสเตอร์ใหม่ขึ้นมา

2.3.4 การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 2.3 การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

1. เมื่อรับอินพุทเข้ามาในโครงข่าย จะหาผลรวมของการคูณค่าอินพุทนั้นกับค่าน้ำหนักทุกตัวในโครงข่าย

2. นำผลลัพธ์ที่ได้ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นแบบ Sigmoid Function

$$sum_j = \sum_{i=1}^{n} w_{ji} x_{pi} \tag{2.1}$$

$$out_j = f(sum_j) \tag{2.2}$$

$$f(sum_j) = (1 + e^{-sum_j})^{-1} \tag{2.3}$$

n คือ จำนวนของอินพุท

x_i คือ ข้อมูลที่ป้อนเข้าโครงข่าย

w_i คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.4.1 ตัวอย่างการคำนวณผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม

แสดงตัวอย่างการคำนวณผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมรูปที่ 2.3 กำหนดค่าข้อมูลนำเข้าและค่าถ่วงน้ำหนักดังตารางที่ 2.2 และตารางที่ 2.3

ตารางที่ 2.2 ค่าข้อมูลนำเข้า

Input		
x_1 '	x_2	x_3
0.1058	0.2116	0.9524

ตารางที่ 2.3 ค่าถ่วงน้ำหนัก

Weight	
w_1	0.6003
w_2	-0.9579
w_3	-0.8313
w_4	0.7774
w_5	0.9435
w_6	-0.3194
w_7	-0.9529
w_8	-0.1466
w_9	-0.0971
w_{10}	-0.5115
w_{11}	-0.0214
w_{12}	0.7501

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 2.4 ตัวอย่างการคำนวณผลลัพธ์ของโครงข่าย

ผลลัพธ์ชั้นซ่อน	$h_1 = (0.1058*0.6003) + (0.2116*-0.8313) + (0.9524*0.9435) = 0.7862$ $f(h_1) = 1/(1 + e^{-0.7862}) =$ **0.6870**
	$h_2 = (0.1058*-0.9579) + (0.2116*-0.7774) + (0.9524*-0.3194) = -0.2410$ $f(h_2) = 1/(1 + e^{0.2410}) =$ **0.4400**
ผลลัพธ์ชั้นเอาท์พุท	$O_1 = (0.6870*-0.9529) + (0.4400*-0.5115) = -0.8797$ $f(O_1) = 1/(1 + e^{0.8797}) =$ **0.2932**
	$O_2 = (0.6870*-0.1466) + (0.4400*-0.0214) = -0.1101$ $f(O_2) = 1/(1 + e^{0.1101}) =$ **0.4725**
	$O2 = (0.6870*-0.0971) + (0.4400*0.7501) = 0.2634$ $f(O_2) = 1/(1 + e^{-0.2634}) =$ **0.5655**

2.4 อีโวลูชันนารีอัลกอริทึม (Evolutionary Algorithm: EA)

จีเนติกอัลกอริทึมเป็นวิธีหนึ่งในกลุ่มของอัลกอริทึมเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary algorithm) เนื่องจากมีคุณสมบัติของการเลียนแบบหลักการคัดเลือกตามธรรมชาติและหลักการทางพันธุศาสตร์ จีเนติกอัลกอริทึมจึงเป็นวิธีการแก้ปัญหาแบบหนึ่งที่ช่วยให้ได้คำตอบที่เหมาะสมที่สุดและสามารถช่วยแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้

2.5 จีเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm: GA)

จีเนติกอัลกอริทึมเป็นกระบวนการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดให้แก่ปัญหา โดยได้แนวคิดมาจากการวิวัฒนาการทางธรรมชาติของสิ่งมีชีวิต ในการคัดเลือกและถ่ายทอดสายพันธุ์จากบรรพบุรุษสู่รุ่นลูกรุ่นหลาน คือสิ่งมีชีวิตที่แข็งแกร่งย่อมมีโอกาสอยู่รอดและถ่ายทอดสายพันธุ์ที่ดีต่อไป ส่วนสิ่งมีชีวิตที่อ่อนแอจะไม่ถูกคัดเลือกจนสูญพันธุ์ไปในที่สุด

เนื่องจากจีเนติกอัลริทึมมีแนวคิดมาจากการการคัดเลือกและถ่ายทอดสายพันธุ์ทางธรรมชาติ จึงมีคำศัพท์ทางชีววิทยาที่เกี่ยวข้อง ดังนี้

- ยีน (Genes) เป็นหน่วยเก็บลักษณะทางพันธุกรรม ที่เป็นตัวกำหนดลักษณะต่างๆ ของสิ่งมีชีวิต เช่น สีตา ลักษณะเส้นผม และสภาพผิว

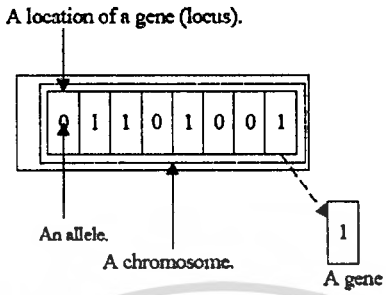
- โครโมโซม (Chromosome) มีลักษณะเป็นเส้นจับกันเป็นคู่ เป็นที่อยู่ของยีน โดยยีนจะเรียงตัวกันอยู่บนเส้นโครโมโซม

- แอลลี (Allele) เป็นค่าที่ใช้แสดงลักษณะต่างๆ ของยีน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- ยีโนไทป์ (Genotype) เป็นแบบต่างๆ ของยีนที่มีแอลลีต่างกัน

- ฟีโนไทป์ (Phenotype) เป็นลักษณะภายนอกที่ปรากฏออกมาให้เห็น เช่น ความสูง ความเตี้ย สีผิว กรุ๊ปเลือด



รูปที่ 2.4 ส่วนประกอบของโครโมโซมในจีเนติกอัลกอริทึม

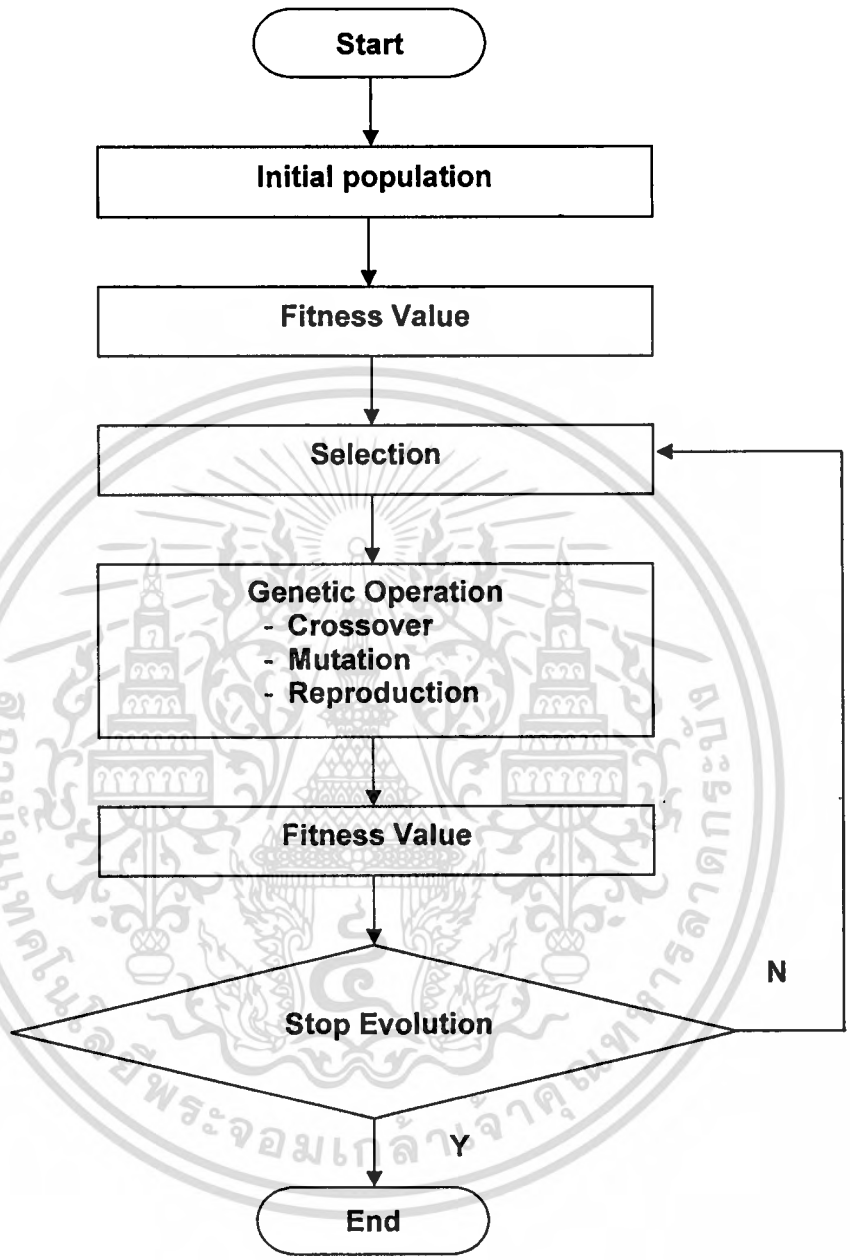
ในทางจีเนติกอัลกอริทึม ตัวแปรหรือพารามิเตอร์ของปัญหาจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปของสตริง (String) เรียกว่าโครโมโซม ซึ่งภายในประกอบด้วยอักขระ (Character) หรือ บิท (Bit) แต่ละตำแหน่งของโครโมโซมจะเก็บค่าอักขระ (Character Value) หรือค่าของบิท (Bit Value) ที่แสดงโครงสร้าง (Structure) ของแต่ละโครโมโซมที่มีค่าตัวแปรหรือพารามิเตอร์ของปัญหาที่แตกต่างกัน สรุปการเปรียบเทียบได้ดังตารางที่ 2.5

ตารางที่ 2.5 แสดงการเปรียบเทียบคำศัพท์ที่ใช้ทางพันธุศาสตร์วิทยากับจีเนติกอัลกอริทึม

Natural Genetic	Genetic Algorithm
chromosome	String
Gene	Character, bit
Allele	Character value, Bit value
Genotype	Structure
Phenotype	Decode structure

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.1 ขั้นตอนการทำงานของจีเนติกอัลกอริทึม



รูปที่ 2.5 ขั้นตอนการทำงานของจีเนติกอัลกอริทึม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จีเนติกอัลกอริทึม แบ่งขั้นตอนการทำงานออกเป็น 2 ขั้นตอน ดังนี้

1. ขั้นเตรียมการ ก่อนจะเข้าสู่กระบวนการของจีเนติกอัลกอริทึมจะต้องมีการเตรียมการก่อน คือ

1.1 กำหนดฟังก์ชันความเหมาะสม (Fitness Function) เพื่อใช้ประเมินค่าความเหมาะสมของผลลัพธ์ ซึ่งฟังก์ชันความเหมาะสมของแต่ละปัญหาก็แตกต่างกันออกไป เช่น ค่าความเหมาะสมอาจวัดจากค่าสูงสุด (MAX) หรือค่าต่ำสุด (MIN) ก็ได้

1.2 กำหนดรูปแบบโครโมโซม (Chromosome) เนื่องจากข้อมูลมีหลากหลายชนิด จึงจำเป็นต้องแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสม เช่น รูปแบบของเลขฐานสอง (Binary Encoding) หรือเลขจำนวนจริง (Value Encoding) และจะต้องมีการเข้ารหัสข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบโครโมโซมที่กำหนด คือ กำหนดจำนวนโครโมโซมและจำนวนยีน

2. ขั้นตอนการดำเนินงาน มีขั้นตอนดังนี้

2.1 สร้างประชากรรุ่นแรก (Initial population) โดยการสุ่มจากสมาชิกของประชากรทั้งหมด และจัดให้อยู่ในรูปแบบโครโมโซมตามที่กำหนดไว้

2.2 วิเคราะห์ค่าความเหมาะสม โดยใช้ฟังก์ชันความเหมาะสม (Fitness Function) เพื่อประเมินว่าโครโมโซมมีค่าความเหมาะสมที่น่าจะถูกคัดเลือกไปเป็นโครโมโซมพ่อแม่หรือไม่

2.3 คัดเลือก (Selection) โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดี เพื่อใช้เป็นประชากรต้นแบบหรือชุดโครโมโซมพ่อแม่ (Mating pool) ในการถ่ายทอดลักษณะที่ดีสู่รุ่นต่อไป

2.4 การดำเนินการทางพันธุกรรม (GA Operation)

- รีโพรดักชัน (Reproduction) ถ่ายทอดสายพันธุ์จากพ่อแม่มาสู่ลูก โดยการคัดลอกพ่อแม่มาเป็นลูก
- ครอสโอเวอร์ (Crossover) โดยนำโครโมโซมพ่อแม่มาแลกเปลี่ยนยีนกัน การครอสโอเวอร์โครโมโซมพ่อแม่ 2 ตัว จะได้โครโมโซมลูก 2 ตัว
- มิวเตชัน (Mutation) โดยเปลี่ยนค่ายีนบางตำแหน่งในโครโมโซมลูกจากการมิวเตชัน เพื่อให้ได้โครโมโซมชุดใหม่ที่มีความหลากหลาย ซึ่งอาจทำให้ได้โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมมากขึ้น การมิวเตชันโครโมโซมพ่อแม่ 1 ตัว จะได้โครโมโซมลูก 1 ตัว

2.5 วัดค่าความเหมาะสมของโครโมโซมรุ่นลูก แล้วเปรียบเทียบกับค่าความเหมาะสมของโครโมโซมรุ่นพ่อแม่ จากนั้นคัดเลือกโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีไว้ใช้ในการถ่ายทอดสายพันธุ์ในรุ่นต่อไป เมื่อได้โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมเป็นที่น่าพอใจหรือครบรอบที่กำหนดจึงหยุดการดำเนินการ

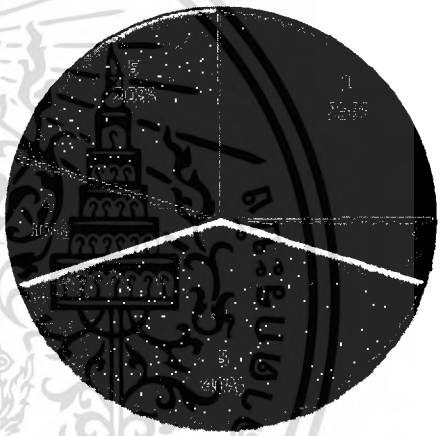
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.1.1 การคัดเลือกประชากร (Population Selection)

หลักการของการคัดเลือกคือโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมสูงจะมีโอกาสถูกเลือกมากกว่าโครโมโซมที่ด้อยกว่า ซึ่งวิธีการคัดเลือกก็มีหลายวิธี เช่น Roulette wheel selection, Local selection, Stochastic universal sampling เป็นต้น

วงล้อถ่วงน้ำหนัก (Roulette wheel selection) เป็นวิธีการคัดเลือกโครโมโซมโดยพิจารณาจากค่าความเหมาะสม วิธีการคือจะแบ่งวงล้อออกเป็นส่วนๆ ทั้งหมด N ส่วน ซึ่งจำนวนช่องของวงล้อจะเท่ากับจำนวนโครโมโซมที่สุ่มเลือกมา และกำหนดความกว้างให้กับแต่ละช่องของวงล้อ โดยขนาดความกว้างนั้นจะขึ้นอยู่กับค่าความเหมาะสมของโครโมโซม ถ้ามีค่าความเหมาะสมมากก็จะมีขนาดช่วงความกว้างในวงล้อมาก ในการสุ่มเลือกโครโมโซมถ้าโครโมโซมใดมีค่าช่วงความกว้างในวงล้อมากก็จะมีโอกาสถูกเลือกมาก

Population	Fitness
1	25
2	5
3	40
4	10
5	20



รูปที่ 2.6 การคัดเลือกประชากรด้วยวงล้อถ่วงน้ำหนัก

2.5.1.2 ตัวดำเนินการจีเนติก (Genetic operator)

1. Reproduction เป็นการสร้างประชากรรุ่นใหม่ โดยคัดลอกโครโมโซมมาจากรุ่นที่แล้วที่ถูกคัดเลือกว่าเป็นโครโมโซมที่ดีที่สุด การรีโพรดักชันจะไม่มีลักษณะใหม่เกิดขึ้น มีแต่สิ่งมีชีวิตที่เกิดใหม่ในลักษณะเหมือนเดิม ซึ่งเป็นการรักษาโครโมโซมที่ดีเอาไว้และทำให้ขอบเขตของคำตอบลดลง

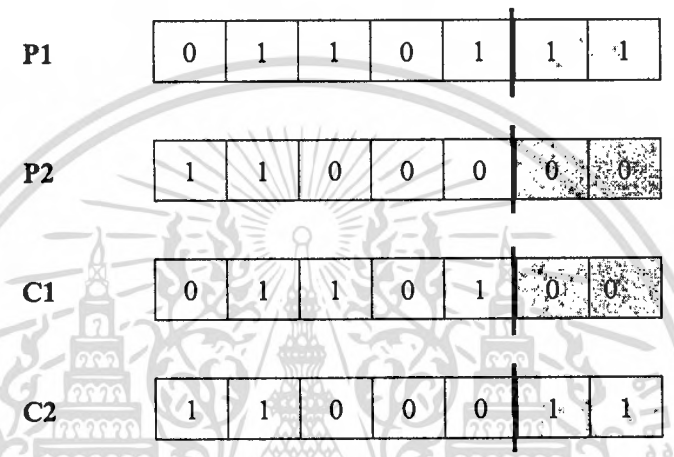
2. Crossover เป็นการแลกเปลี่ยนยีนระหว่างโครโมโซมพ่อแม่ 2 ตัวที่ถูกคัดเลือกขึ้นมา เพื่อสร้างประชากรรุ่นใหม่ที่มีคุณลักษณะแตกต่างไปจากโครโมโซมพ่อแม่ ขั้นตอนการครอสโอเวอร์มีดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

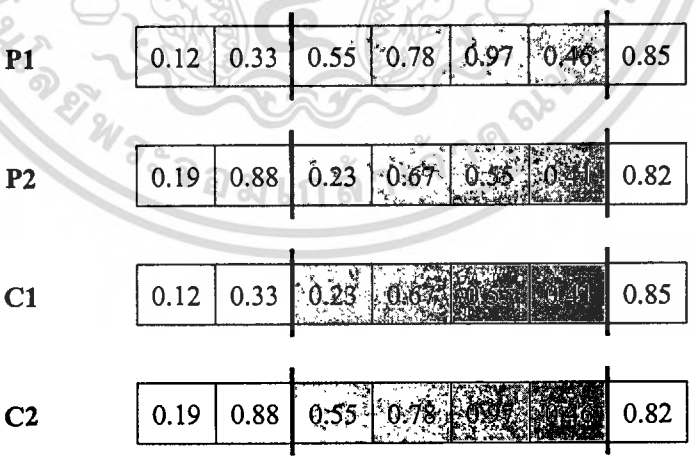
2.1 สุ่มเลือกประชากรพ่อแม่ที่จะใช้แลกเปลี่ยนยีนกัน

2.2 สุ่มเลือกตำแหน่งที่จะแลกเปลี่ยนค่า เรียกตำแหน่งนี้ว่า Crossover point (k) โดยแต่ละชุดของ String จะทำการครอสโอเวอร์ตรงตำแหน่งที่ k ซึ่งตำแหน่งนี้จะอยู่ระหว่าง 1 ถึง ความยาวของ String – 1 การแลกเปลี่ยนค่าเพื่อทำการครอสโอเวอร์คือตำแหน่งที่ k + 1

2.3 แลกเปลี่ยนยีนระหว่างโครโมโซมพ่อแม่ ดังตัวอย่างการครอสโอเวอร์ 1 จุดของข้อมูลแบบไบนารีในรูป 2.7 และ การครอสโอเวอร์ 2 จุดของข้อมูลเลขจำนวนจริงในรูป 2.8



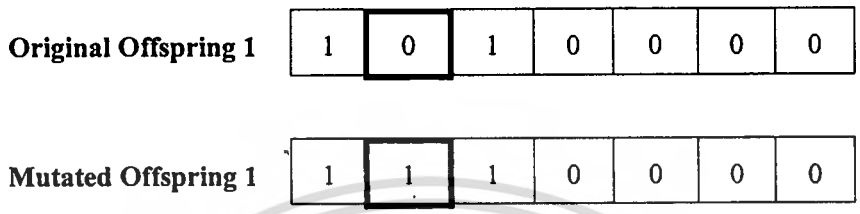
รูปที่ 2.7 ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ 1 จุดของข้อมูลแบบไบนารี



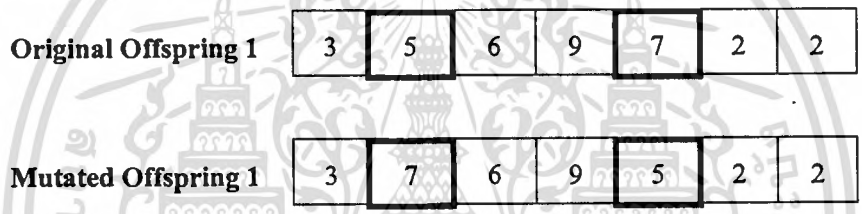
รูปที่ 2.8 ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ 2 จุดของข้อมูลเลขจำนวนจริง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. Mutation คือการเปลี่ยนแปลงค่าบางส่วนของโครโมโซม โดยสุ่มเลือกตำแหน่งที่จะทำการเปลี่ยนค่าของโครโมโซมพ่อแม่ แล้วทำการเปลี่ยนแปลงค่าในตำแหน่งนั้น การมิวเตชันทำให้เกิดความหลากหลายของคำตอบมากขึ้น โดยโครโมโซมหรือคำตอบที่ได้ อาจดีขึ้นหรือแย่ลงก็ได้ ถ้าโครโมโซมใหม่ที่เกิดจากการมิวเตชันมีค่าความเหมาะสมมากขึ้นโครโมโซมนั้นก็จะเป็นโครโมโซมที่ดีที่ถูกคัดเลือกในการสร้างประชากรรุ่นต่อไป



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างการมิวเตชันของข้อมูลแบบไบนารี



รูปที่ 2.10 ตัวอย่างการมิวเตชันของข้อมูลแบบเลขจำนวนจริง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

บทที่ 3
การประยุกต์ใช้จีเนติกอัลกอริทึมร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

3.1 การประยุกต์ใช้จีเนติกอัลกอริทึมร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

เนื่องจากจีเนติกอัลกอริทึมเป็นวิธีการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุด ด้วยการปรับปรุงคำตอบให้ดีขึ้นจากคำตอบของรุ่นก่อนหน้าจนได้คำตอบที่เหมาะสมที่สุดให้แก่ปัญหา ดังนั้นจีเนติกอัลกอริทึมจึงถูกนำมาใช้ในการปรับปรุงการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้จีเนติกอัลกอริทึมในการค้นหาและปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักให้เหมาะสมเพื่อให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพ

การประยุกต์ใช้จีเนติกอัลกอริทึมร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม ต้องมีการแปลงค่าต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมให้อยู่ในรูปแบบของโครโมโซม ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 การแปลงข้อมูลโครงข่ายประสาทเทียมให้เป็นแบบจีเนติกอัลกอริทึม

Natural Genetic	Apply GA & ANN
Chromosome	String
Gene	Character, Bit
Allele	Hidden node
Genotype	Weight value
Phenotype	Parameter ของโครงข่าย

3.2 การทำงานของจีเนติกอัลกอริทึมในการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม

1. สร้างประชากรเริ่มต้น โดยสุ่มค่าน้ำหนักเริ่มต้นและแปลงค่าน้ำหนักที่สุ่มได้ให้อยู่ในรูปแบบโครโมโซม
2. คำนวณผลลัพธ์ของโครงข่าย และคำนวณค่าความเหมาะสมด้วยฟังก์ชันความเหมาะสม (Fitness function)
3. คัดเลือกโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดี 2 โครโมโซม มาเป็นโครโมโซมพ่อแม่
4. ครอสโอเวอร์โดยสับเปลี่ยนยีนระหว่างโครโมโซมพ่อแม่
5. นำโครโมโซมที่ผ่านการครอสโอเวอร์แล้วมามิวเตชันโดยเปลี่ยนค่ายีน
6. คำนวณค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมจนได้โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมตามที่ต้องการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้
06350

3.3 การเพิ่มประสิทธิภาพการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมจากกระบวนการของจีเนติกอัลกอริทึม

การเพิ่มประสิทธิภาพการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก จะเกิดขึ้นหลังจากที่ได้โครโมโซมรุ่นลูกจากการมิวเตชันแล้ว โดยจะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้ค่าเข้าใกล้ค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมดีและปรับค่าออกห่างค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมไม่ดี ส่วนตัวที่มีค่าความเหมาะสมเท่ากันจะไม่ทำการเปลี่ยนแปลง ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

1. นำค่าความเหมาะสมของโครโมโซมที่เป็นตัวตั้ง ไปเทียบกับค่าความเหมาะสมของโครโมโซมที่เหลือ โดยเทียบไปทีละคู่
2. ปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครโมโซมตัวตั้ง ดังสมการ

$$new_i = old_i + \frac{\sum_{i=1}^{m} \gamma\left(w_i - old_i\right)}{m} - \frac{\sum_{i=1}^{n} \beta\left(w_i - old_i\right)}{n} \qquad (3.4)$$

new_i คือ ค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ที่ผ่านการปรับปรุงเพิ่มเติม

old_i คือ ค่าถ่วงน้ำหนักเก่าที่จะนำมาทำการปรับปรุงเพิ่มเติม

w_i คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เป็นตัวเปรียบเทียบ

γ คือ อัตราการเรียนรู้ของการปรับค่าเข้า

β คือ อัตราการเรียนรู้ของการปรับค่าออก

m คือ จำนวนโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมมากกว่าค่าความเหมาะสมของโครโมโซมตัวตั้ง

n คือ จำนวนโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมน้อยกว่าค่าความเหมาะสมของโครโมโซมตัวตั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4 การปรับปรุงการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยจีเนติกอัลกอริทึมและการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

การประยุกต์ใช้จีเนติกอัลกอริทึมร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม มีลักษณะการทำงานที่ใช้จีเนติกอัลกอริทึมในการค้นหาค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นให้แก่โครงข่ายประสาทเทียม และทำการปรับปรุงจนได้ค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมตามที่ต้องการ ส่วนการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมเป็นการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักต่อจากกระบวนการมิวเตชัน เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกประเภทข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีการทำงานในส่วนของการฝึกหัดโครงข่ายและปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก ดังนี้

1. การกำหนดตัวแปรต่างๆ สำหรับใช้ในการทำงาน โดยรับค่าจากการกรอกข้อมูลทางหน้าจอของผู้ใช้ ดังนี้

1.1 ตัวแปรของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN Parameter)

- Input node คือ จำนวนโหนดของชั้นอินพุท มีจำนวนเท่ากับแอททริบิวของชุดข้อมูลนำเข้า
- Hidden node คือ จำนวนโหนดของชั้นซ่อน มีจำนวนโหนดเท่ากับที่ผู้ใช้กำหนด
- Output node คือ จำนวนโหนดของชั้นเอาท์พุท มีจำนวนเท่ากับจำนวนกลุ่มของชุดข้อมูลนำเข้า

1.2 ตัวแปรของจีเนติกอัลกอริทึม (GA Parameter)

- Pop size คือ จำนวนประชากรหรือชุดค่าถ่วงน้ำหนัก
- Max generation คือ จำนวนรอบการเรียนรู้
- Crossover rate คือ อัตราการครอสโอเวอร์ เป็นเงื่อนไขในการตัดสินใจว่าจะครอสโอเวอร์โครโมโซมคู่นั้นหรือไม่
- Mutation rate คือ อัตราการมิวเตชัน เป็นเงื่อนไขในการตัดสินใจว่าจะมิวเตชันยีนตำแหน่งนั้นหรือไม่
- Accuracy (%) คือ ค่าความถูกต้องในการฝึกหัดโครงข่าย เป็นเกณฑ์ในการหยุดการเรียนรู้ของโครงข่ายก่อนครบรอบการเรียนรู้
- Learning Rate (In) คือ อัตราการเรียนรู้ของการปรับเข้าหาค่าน้ำหนักที่มีความเหมาะสมมาก
- Learning Rate (Out) คือ อัตราการเรียนรู้ของการปรับออกจากค่าน้ำหนักที่มีความเหมาะสมน้อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม มีขั้นตอนดังนี้

2.1 สร้างประชากรเริ่มต้น โดยสุ่มค่าในช่วง [-1,1] และแปลงค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นให้อยู่ในรูปแบบโครโมโซม ซึ่งมีจำนวนโครโซมเท่ากับค่า Pop size ที่กำหนด และจำนวนยีนคำนวนได้จาก (Input node x Hidden node) + (Hidden node x Output node)

2.2 ประเมินค่าความเหมาะสมของประชากรเริ่มต้น

- คำนวณผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยรับข้อมูลนำเข้ามาคำนวณผ่านโครงข่าย เพื่อหาว่าผลลัพธ์ที่ได้จัดอยู่ในกลุ่มใด
- คำนวณค่าความเหมาะสมด้วย Accuracy โดยเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่คำนวณได้จากโครงข่ายกับผลลัพธ์เป้าหมาย แล้วนับจำนวนผลลัพธ์ที่ตรงกัน

2.3 คัดเลือกโครโมโซมด้วยวงล้อถ่วงน้ำหนักและจับคู่โครโมโซมพ่อแม่ เพื่อใช้ในกระบวนการทางจีเนติกอัลกอริทึม

2.4 การดำเนินการทางจีเนติกอัลกอริทึม ประกอบด้วย

2.4.1 รีโพรดักชัน คือ การคัดลอกค่าถ่วงน้ำหนักจากโครโมโซมพ่อแม่มาเป็นลูก โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงใดๆ

2.4.2 ครอสโอเวอร์ คือ การสลับค่าระหว่างโครโมโซมพ่อแม่ มีขั้นตอนดังนี้

- สุ่มค่า [0,1] ในทุกคู่ของโครโมโซมพ่อแม่ เพื่อเปรียบเทียบกับ Crossover rate ที่กำหนด
- ถ้าสุ่มได้ค่าที่มากกว่า Crossover rate จะไม่ครอสโอเวอร์โครโมโซมคู่นั้น แต่จะรีโพรดักชันโดยคัดลอกโครโมโซมพ่อแม่มาเป็นลูก
- ถ้าสุ่มได้ค่าที่น้อยกว่า Crossover rate จะครอสโอเวอร์ โดยสุ่มตำแหน่งครอสโอเวอร์ 2 จุด แล้วสลับค่าระหว่างโครโมโซมพ่อแม่

2.4.3 มิวเตชัน คือ การปรับเปลี่ยนค่าในบางตำแหน่งของโครโมโซม มีขั้นตอนดังนี้

- สุ่มค่า [0,1] ในทุกตำแหน่งยีนของโครโมโซมลูกจากการครอสโอเวอร์ เพื่อเปรียบเทียบกับ Mutation rate ที่กำหนด
- ถ้าสุ่มได้ค่าที่มากกว่า Mutation rate จะไม่มิวเตชันตำแหน่งนั้น แต่จะรีโพรดักชัน โดยคัดลอกค่าถ่วงน้ำหนักจากตำแหน่งนั้นมา
- ถ้าสุ่มได้ค่าที่น้อยกว่า Mutation rate จะมิวเตชัน โดยสุ่มค่า [-0.5,0.5] แล้วบวกค่าที่สุ่มได้กับค่าถ่วงน้ำหนักในตำแหน่งนั้น

2.5 ประเมินค่าความเหมาะสมของโครโมโซมรุ่นลูก ด้วยวิธีเดียวกับข้อ 2.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม จะทำเมื่อได้โครโมโซมลูกจากการมิวเตชัน และทำการประเมินค่าความเหมาะสมของโครโมโซรุ่นลูกแล้ว ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

3.1 เปรียบเทียบค่าความเหมาะสมของโครโมโซมตัวตั้ง หรือโครโมโซมที่จะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักกับค่าความเหมาะสมของโครโมโซมที่เหลือ โดยเปรียบเทียบไปทีละคู่ ว่าโครโมโซมตัวตั้งมีค่าความเหมาะสมมากหรือน้อยกว่าค่าความเหมาะสมโครโมโซมที่นำมาเปรียบเทียบ

- ถ้าโครโมโซมตัวตั้งมีค่าความเหมาะสมน้อยกว่าโครโมโซมที่นำมาเปรียบเทียบ จะปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครโมโซมตัวตั้งเข้าใกล้ค่าถ่วงน้ำหนักของโครโมโซมเปรียบเทียบ ดังสมการที่ 3.4
- ถ้าโครโมโซมตัวตั้งมีค่าความเหมาะสมมากกว่าโครโมโซมที่นำมาเปรียบเทียบ จะปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครโมโซมตัวตั้งออกห่างค่าถ่วงน้ำหนักของโครโมโซมเปรียบเทียบ ดังสมการที่ 3.4
- ถ้าโครโมโซมตัวตั้งมีค่าความเหมาะสมเท่ากับโครโมโซมที่นำมาเปรียบเทียบ จะไม่ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในตำแหน่งนั้น

3.2 ประเมินค่าความเหมาะสมของโครโมโซมลูกจากการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมด้วยวิธีเดียวกับข้อ 2.2

4. เปรียบเทียบค่าความเหมาะสมของโครโมโซมรุ่นพ่อแม่กับรุ่นลูก แล้วคัดเลือกโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีเอาไว้ใ เพื่อใช้เป็นประชากรเริ่มต้นในรอบถัดไป

5. วนทำซ้ำตั้งแต่ขั้นตอนการคัดเลือกในข้อ 2.3 จนครบ Max generation หรือได้ Accuracy (%) ที่กำหนดไว้

3.4.1 การกำหนดตัวแปร

ในการทดลองได้มีการกำหนดตัวแปรสำหรับใช้ในการทำงาน โดยรับค่าจากการกรอกข้อมูลทางหน้าจอของผู้ใช้ แต่จะสมมุติค่าขึ้นเพื่อประกอบการอธิบายการทำงานของอัลกอริทึม ดังนี้

1. ตัวแปรของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN Parameter)
   1.1 จำนวนโหนดของชั้นอินพุท (Input node) สมมุติเป็น 2 โหนด
   1.2 จำนวนโหนดของชั้นซ่อน (Hidden node) สมมุติเป็น 2 โหนด
   1.3 จำนวนโหนดของชั้นเอาท์พุท (Output node) สมมุติเป็น 2 โหนด
2. ตัวแปรของจีเนติกอัลกอริทึม (GA Parameter)
   2.1 จำนวนประชากร (Pop size) สมมุติเป็น 4 โครโมโซม
   2.2 จำนวนรุ่น (Max generation) สมมุติเป็น 10 รอบ
   2.3 อัตราการครอสโอเวอร์ (Crossover rate) สมมุติเป็น 0.75

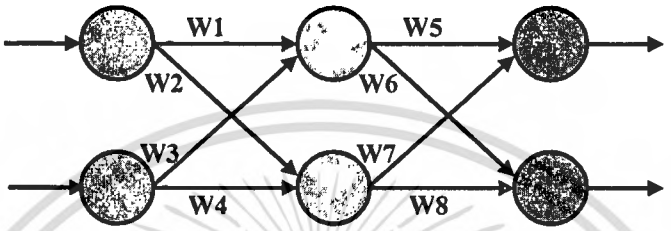
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4 อัตราการมิวเตชัน (Mutation rate) สมมุติเป็น 0.05

2.5 ค่าความถูกต้อง (Accuracy(%)) สมมุติเป็น 90%

2.6 อัตราการเรียนรู้ของการปรับเข้าหาค่าน้ำหนักที่มีความเหมาะสมมาก (Learning Rate(In)) สมมุติเป็น 0.05

2.7 อัตราการเรียนรู้ของการปรับออกจากค่าน้ำหนักที่มีความเหมาะสมน้อย (Learning Rate(Out)) สมมุติเป็น 0.05



รูปที่ 3.1 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

3. ข้อมูลนำเข้าที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย สมมุติให้เป็นดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 แสดงข้อมูลนำเข้า

Pattern 1	Input 1	Input 2	Output
1	0.1	0.2	1
2	0.3	0.4	2
3	0.5	0.6	2
4	0.7	0.8	2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4.2 การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

1. สร้างประชากรเริ่มต้น 4 โครโมโซม โดยสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นและแปลงค่าที่สุ่มได้ให้อยู่ในรูปโครโมโซม โดยให้ค่าน้ำหนักอยู่ในช่วง [-1,1]

Chromosome 1

0.23	0.48	0.83	-0.71	-0.33	0.98	0.40	0.64

Chromosome 2

0.03	-0.64	-0.63	0.08	0.34	0.49	0.92	0.72

Chromosome 3

0.15	0.46	-0.42	0.79	0.29	-0.21	0.91	0.38

Chromosome 4

-0.98	0.45	0.66	0.62	-0.05	-0.01	-0.32	0.85

รูปที่ 3.2 ประชากรเริ่มต้น

ตารางที่ 3.3 สรุปค่าถ่วงน้ำหนักของประชากรเริ่มต้น

Chromosome	W_1	W_2	W_3	W_4	W_5	W_6	W_7	W_8
1	0.23	0.48	0.83	-0.71	-0.33	0.98	0.40	0.64
2	0.03	-0.64	-0.63	0.08	0.34	0.49	0.92	0.72
3	0.15	0.46	-0.42	0.79	0.29	-0.21	0.91	0.38
4	-0.98	0.45	0.66	0.62	-0.05	-0.01	-0.32	0.85

2. คำนวนค่าความเหมาะสมโดยแบ่งเป็น 2 ขั้นตอน คือ

2.1 คำนวณผลลัพธ์ของโครงข่าย

$$sum_j = \sum_{i=1}^{n} w_{ji} x_{pi} \tag{3.1}$$

$$out_j = f(sum_j) \tag{3.2}$$

$$f(sum_j) = (1 + e^{-sum_j})^{-1} \tag{3.3}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.4 แสดงผลลัพธ์จากการฝึกหัดโครงข่าย

Chromosome	Pattern 1		Pattern 2		Pattern 3		Pattern 4	
	Out 1	Out 2	Out 1	Out 2	Out 1	Out 2	Out 1	Out 2
1	0.5025	0.6987	0.4971	0.7078	0.4919	0.7163	0.4869	0.7240
2	0.6476	0.6414	0.6394	0.6334	0.6312	0.6254	0.6230	0.6174
3	0.6550	0.5270	0.6666	0.5334	0.6772	0.5395	0.6868	0.5452
4	0.4504	0.6120	0.4465	0.6226	0.4427	0.6326	0.4392	0.6420

2.2 คำนวณค่าความเหมาะสม ด้วย Accuracy

- หาค่ามากที่สุดของเอาท์พุทโหนด (Output node) ค่าที่มากที่สุดอยู่โหนดได้ หมายความว่าตอบกลุ่มนั้น
- เทียบคำตอบระหว่างกลุ่มจากข้อมูลนำเข้า (Target group) และกลุ่มที่เป็นคำตอบจากการคำนวณผ่านโครงข่าย นับจำนวนคำตอบที่ตรงกันเป็นค่าความเหมาะสม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.5 การคำนวณหาค่าความเหมาะสม

Chromosome	Target group	Output group	Fitness value
1	1	2	3
	2	2	
	2	2	
	2	2	
2	1	1	1
	2	1	
	2	1	
	2	1	
3	1	1	1
	2	1	
	2	1	
	2	1	
4	1	2	3
	2	2	
	2	2	
	2	2	

ตารางที่ 3.6 สรุปค่าความเหมาะสมของโครโมโซม

Chromosome	Fitness value
1	3
2	1
3	1
4	3

3. คัดเลือก (Selection) โครโมโซมจากค่าความเหมาะสม โดยใช้วงล้อถ่วงน้ำหนัก (Roulette wheel selection) ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

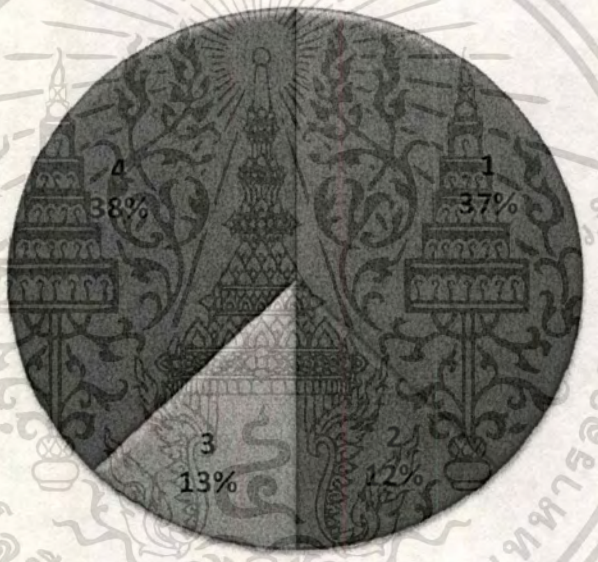
- แบ่งช่องให้วงล้อ โดยใช้ค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมกำหนดความน่าจะเป็นที่จะถูกเลือกในแต่ละครั้ง โดย $pselect_i = \frac{f_i}{\sum_f}$ ถ้ามีค่าความเหมาะสมมากก็จะมีความกว้างในวงล้อมากและมีโอกาสที่จะถูกเลือกสูงกว่าโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมน้อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- สุ่มค่า (0,1) ขึ้นมา ค่าที่สุ่มได้อยู่ในช่วงไหนของวงล้อก็เลือกโครโมโซมนั้น

ตารางที่ 3.7 การคำนวณ Roulette wheel selection

Chromosome	Fitness Value	pselect	Start	End
1	3	0.38	0.00	0.38
2	1	0.13	0.38	0.50
3	1	0.13	0.50	0.63
4	3	0.38	0.63	1.00
Sum	**8**			



รูปที่ 3.3 Roulette wheel selection

ตารางที่ 3.8 การเลือกโครโมโซมพ่อแม่โดย Roulette wheel selection

No.	Random	Parent
1	0.2239	1
2	0.8547	4
3	0.3995	2
4	0.6975	3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. ครอสโอเวอร์ (Crossover) โครโมโซมที่คัดเลือกมา โดยมีขั้นตอนดังนี้

- สุ่มเลขในช่วง [0,1] เพื่อเปรียบเทียบกับอัตราการครอสโอเวอร์ ถ้าค่าที่สุ่มได้มากกว่าอัตราการครอสโอเวอร์ที่กำหนดไม่ต้องครอสโอเวอร์ ให้คัดลอกยีนจากโครโมโซมพ่อแม่มาเป็นลูก แต่ถ้าค่าที่สุ่มได้น้อยกว่าอัตราการครอสโอเวอร์ที่กำหนดให้ครอสโอเวอร์
- สุ่มตำแหน่งครอสโอเวอร์ 2 จุด คือ $k_1 = 2$ และ $k_2 = 7$
- สลับยีนกันระหว่าง Parent 1 และ Parent 2 ดังรูปที่ 3.5

Parent 1	0.03	-0.64	-0.63	0.08	0.34	0.49	0.92	0.72
Parent 4	0.23	0.48	0.83	-0.71	-0.33	0.98	0.40	0.64
Child1	0.03	-0.64	0.83	-0.71	-0.33	0.98	0.40	0.72
Child 2	0.23	0.48	-0.63	0.08	0.34	0.49	0.92	0.64

รูปที่ 3.4 การครอสโอเวอร์ระหว่าง Parent 1 และ Parent 2

5. มิวเตชัน (Mutation) มีขั้นตอนดังนี้

- สุ่มเลขในช่วง [0,1] ในทุกตำแหน่ง เพื่อเปรียบเทียบกับอัตราการมิเตชัน ถ้าค่าที่สุ่มได้มากกว่าอัตราการมิเตชันที่กำหนดไม่ต้องมิวเตชัน ให้คัดลอกยีนจากตำแหน่งนั้นมา แต่ถ้าค่าที่สุ่มได้น้อยกว่าอัตราการมิเตชันที่กำหนดให้มิเตชัน
- ในกรณีที่ต้องมิวเตชัน ให้สุ่มค่าในช่วง [-0.5,0.5] แล้วบวกค่าที่สุ่มได้เพิ่มเข้าไปที่ยีนตำแหน่งนั้น

Mrate	0.52	0.79	0.37	0.13	0.02	0.90	0.81	0.27
Mvalue	-	-	-	-	0.45	-	-	-
Original Offspring 1	0.23	0.48	-0.63	0.08	**0.34**	0.49	0.92	0.64
Mutated Offspring 1	0.23	0.48	-0.63	0.08	**0.79**	0.49	0.92	0.64

รูปที่ 3.5 การมิวเตชันโครโมโซม Child 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. คำนวนค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในรุ่นลูกและเปรียบเทียบกับค่าความเหมาะสมของโครโมโซมพ่อแม่ เลือกโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมมากกว่าไว้

7. วนซ้ำกลับไปขั้น 3 จนครบเงื่อนไข คือ วนครบจำนวนรอบที่กำหนด (Max generation) หรือมีค่าความเหมาะสมดีที่สุดตามที่กำหนด

3.4.3 การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

เมื่อเสร็จสิ้นกระบวนการมิวเตชันจะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม โดยปรับค่าเข้าใกล้ค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมดีและปรับค่าออกห่างค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมแย่ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้โครงข่ายประสาทเทียม มีขั้นตอนดังนี้

1. หาค่าความเหมาะสมของโครโมโซมหรือค่าถ่วงน้ำหนักของรุ่นลูก

ตารางที่ 3.9 โครโมโซมลูกที่ผ่านการมิวเตชันแล้ว

Chromosome	W_1	W_2	W_3	W_4	W_5	W_6	W_7	W_8
1	0.23	0.48	0.83	-0.71	-0.33	0.98	0.40	0.64
2	0.03	-0.64	-0.63	0.08	0.34	0.49	0.92	0.72
3	0.15	0.46	-0.42	0.79	0.29	-0.21	0.91	0.38
4	-0.98	0.45	0.66	0.62	-0.05	-0.01	-0.32	0.85

ตารางที่ 3.10 สรุปค่าความเหมาะสมของโครโมโซม

Chromosome	Fitness value
1	1
2	2
3	3
4	3

2. นำค่าความเหมาะสมของโครโมโซมที่เป็นตัวตั้ง ไปเทียบกับค่าความเหมาะสมของโครโมโซมที่เหลือโดยเทียบไปทีละคู่ แล้วปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่เป็นตัวตั้ง ดังสมการที่ 3.5 เช่น จะปรับค่า W_i ของโครโมโซมที่ 1 เมื่อเทียบค่าความเหมาะสมพบว่า โครโมโซมที่ 1 มีค่าความเหมาะสมน้อยกว่า โครโมโซมที่ 2, 3 และ 4 จึงต้องปรับค่า W_i ของโครโมโซมที่ 1 เข้าไปหาค่า W_i โครโมโซมที่ 2, 3 และ 4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$new_i = old_i + \frac{\sum_{i=1}^{m} \gamma\left(w_i - old_i\right)}{m} - \frac{\sum_{i=1}^{n} \beta\left(w_i - old_i\right)}{n} \quad (3.5)$$

ตารางที่ 3.11 โครโมโซมลูกที่ผ่านการปรับปรุงค่าเพิ่มเติม

Chromosome	W_1	W_2	W_3	W_4	W_5	W_6	W_7	W_8
1	0.25	0.42	0.34	0.09	0.89	0.74	-0.59	-0.84
2	-0.38	0.94	0.98	-0.89	-0.63	0.26	0.27	0.65
3	0.29	0.47	-0.37	-0.53	0.28	0.04	-0.09	0.36
4	-0.94	0.78	0.66	0.57	-0.04	0.01	-0.31	0.83

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5 การออกแบบโปรแกรมประยุกต์

โปรแกรมประยุกต์ที่สร้างขึ้น สามารถแบ่งหน้าที่การทำงานออกเป็นโมดูล (Module) ต่างๆ ได้ดังนี้

1. โมดูลการรับค่าข้อมูล
2. โมดูลการนอร์มอไลเซชัน
3. โมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น
4. โมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม
5. โมดูลการดำเนินการทางพันธุกรรม
6. โมดูลการบันทึกข้อมูล
7. โมดูลการทดสอบ
8. โมดูลแสดงผลลัพธ์

3.5.1 โมดูลการรับค่าข้อมูล

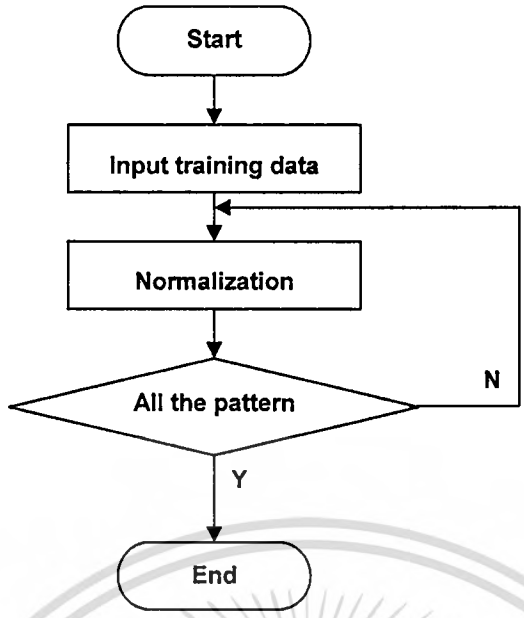
เป็นโมดูลในการรับค่าการกำหนดตัวแปรต่างๆ จากผู้ใช้ เพื่อนำไปใช้ในการทำงานของโปรแกรม ซึ่งจะประกอบด้วยตัวแปร 2 ชุด คือ

1. ตัวแปรของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN Parameter)
   - จำนวนโหนดของชั้นอินพุท (Input node)
   - จำนวนโหนดของชั้นซ่อน (Hidden node)
   - จำนวนโหนดของชั้นเอาท์พุท (Output node)
2. ตัวแปรของจีเนติกอัลกอริทึม (GA Parameter)
   - จำนวนประชากร (Pop size)
   - จำนวนรุ่น (Max generation)
   - อัตราการครอสโอเวอร์ (Crossover rate)
   - อัตราการมิวเตชัน (Mutation rate)
   - ค่าความถูกต้อง (Accuracy(%))
   - อัตราการเรียนรู้ของการปรับเข้าหาค่าน้ำหนักที่มีความเหมาะสมมาก (Learning Rate(In))
   - อัตราการเรียนรู้ของการปรับออกจากค่าน้ำหนักที่มีความเหมาะสมน้อย (Learning Rate(Out))

3.5.2 โมดูลนอร์มอไลเซชัน

เป็นโมดูลสำหรับปรับค่าข้อมูลนำเข้าให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ด้วยวิธีการนอร์มอไลเซชัน เพื่อให้ข้อมูลมีความเหมาะสมในการทำงาน

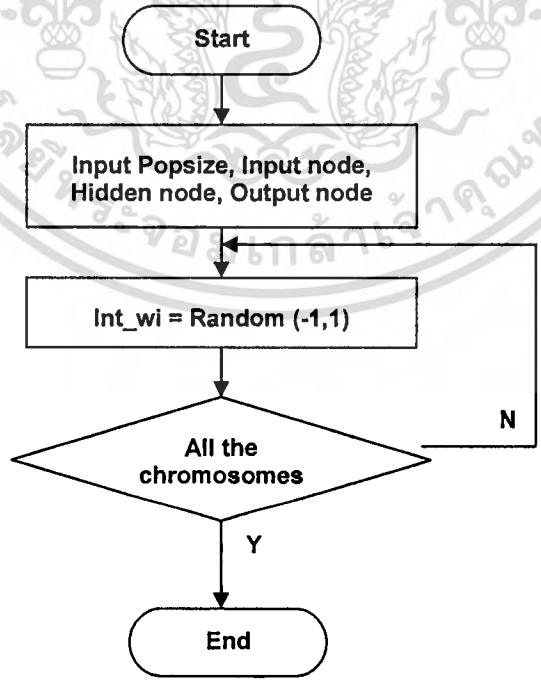
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.6 การทำงานของโมดูลนอร์มอไลเซชัน

3.5.3 โมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น

เป็นโมดูลสำหรับการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักมาเป็นประชากรเริ่มต้น โดยจะสุ่มค่าในช่วง -1 ถึง 1 แล้วจัดให้อยู่ในรูปแบบโครโมโซม ซึ่งจะสร้างโครโมโซมเท่ากับจำนวนประชากรเริ่มต้น (Pop Size) ที่กำหนด และในแต่ละโครโมโซมจะมียีนเท่ากับ (Input node x Hidden node) + (Hidden node x Output node)



รูปที่ 3.7 การทำงานของโมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น

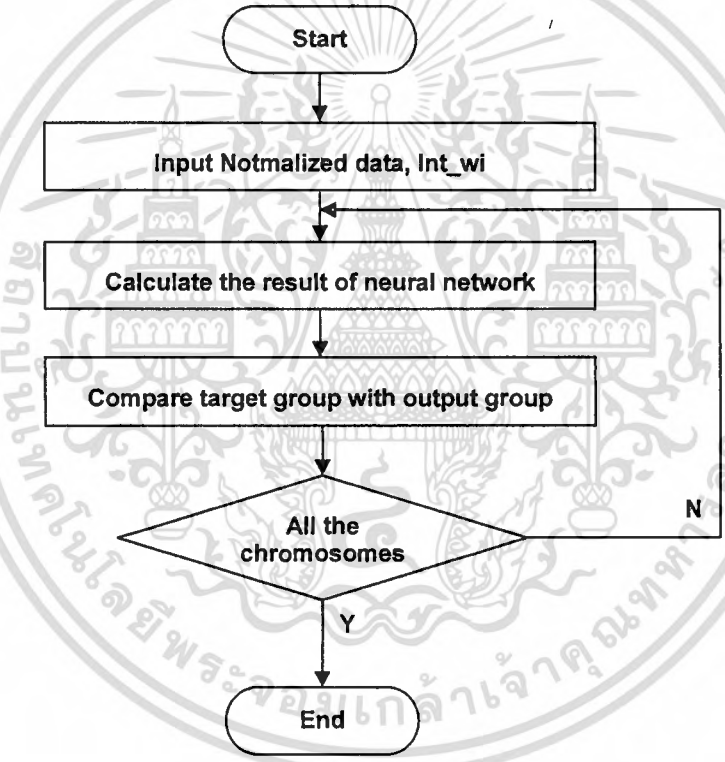
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5.4 โมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม

เป็นโมดูลในการคำนวณค่าความเหมาะสมของค่าถ่วงน้ำหนัก โดยจะคำนวณผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมก่อน แล้วจึงคำนวณค่าความเหมาะสมด้วยการเทียบคำตอบเป้าหมายกับคำตอบที่คำนวณได้จากโครงข่าย ซึ่งการทำงานในโมดูลนี้โปรแกรมจะใช้อินพุทในการประมวลผลดังนี้

- ข้อมูลนำเข้าที่ผ่านการนอร์มอไลเซชันแล้วจากโมดูลการนอร์มอไลเซชัน
- ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่อยู่ในรูปโครโมโซมแล้วจากโมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น

โดยโปรแกรมจะวนลูปการทำงานจนได้ค่าความเหมาะสมตามที่กำหนด หรือวนจนครบรอบการเรียนรู้ที่กำหนด



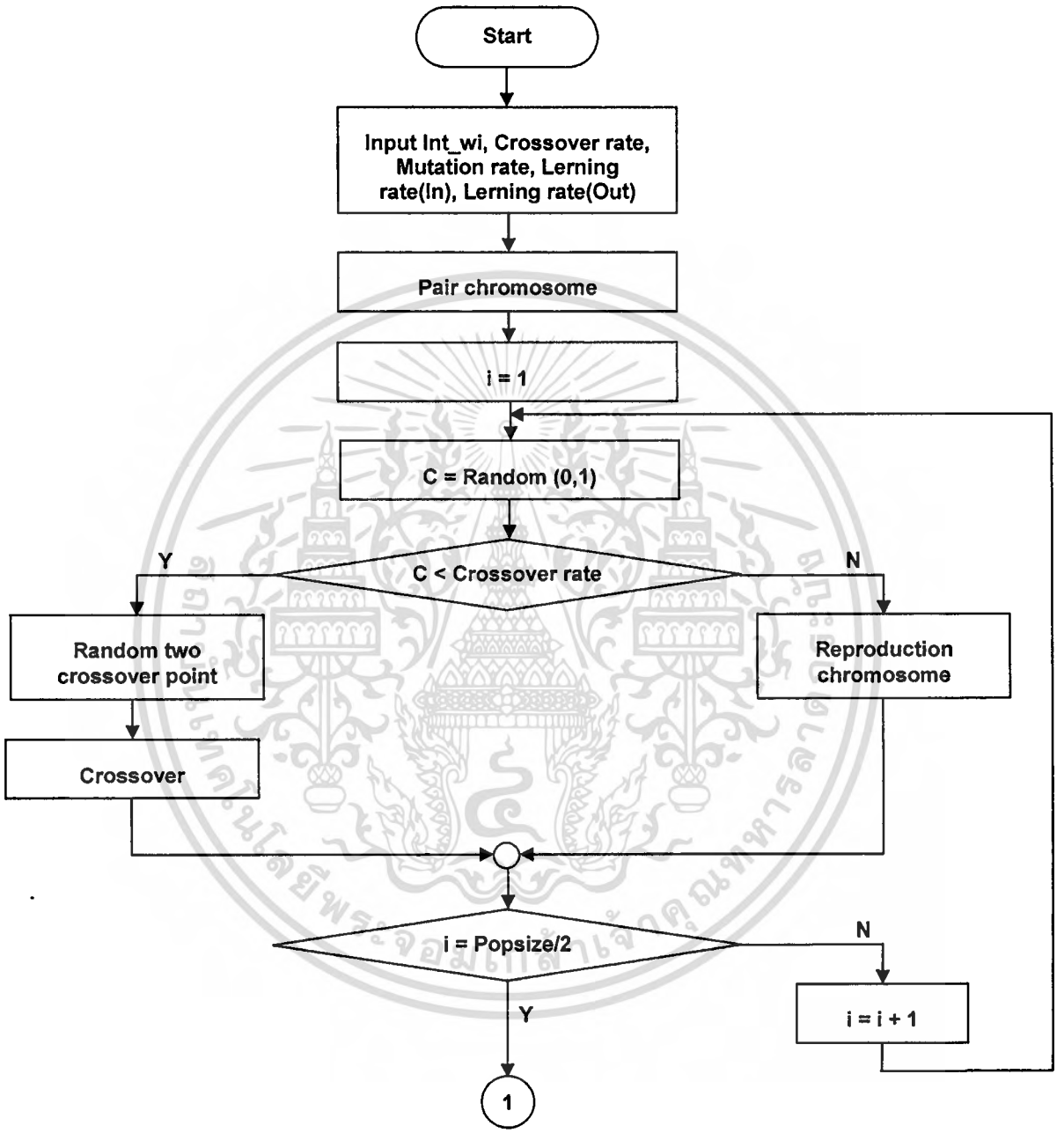
รูปที่ 3.8 การทำงานของโมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม

3.5.5 โมดูลการดำเนินการทางพันธุกรรม

เป็นโมดูลที่ทำหน้าที่คัดเลือกโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสม มาดำเนินการทางพันธุกรรม คือ การรีโพรดักชัน ครอสโอเวอร์ มิวเตชัน และปรับค่าเพิ่มเติม ดังที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 2 และ 3

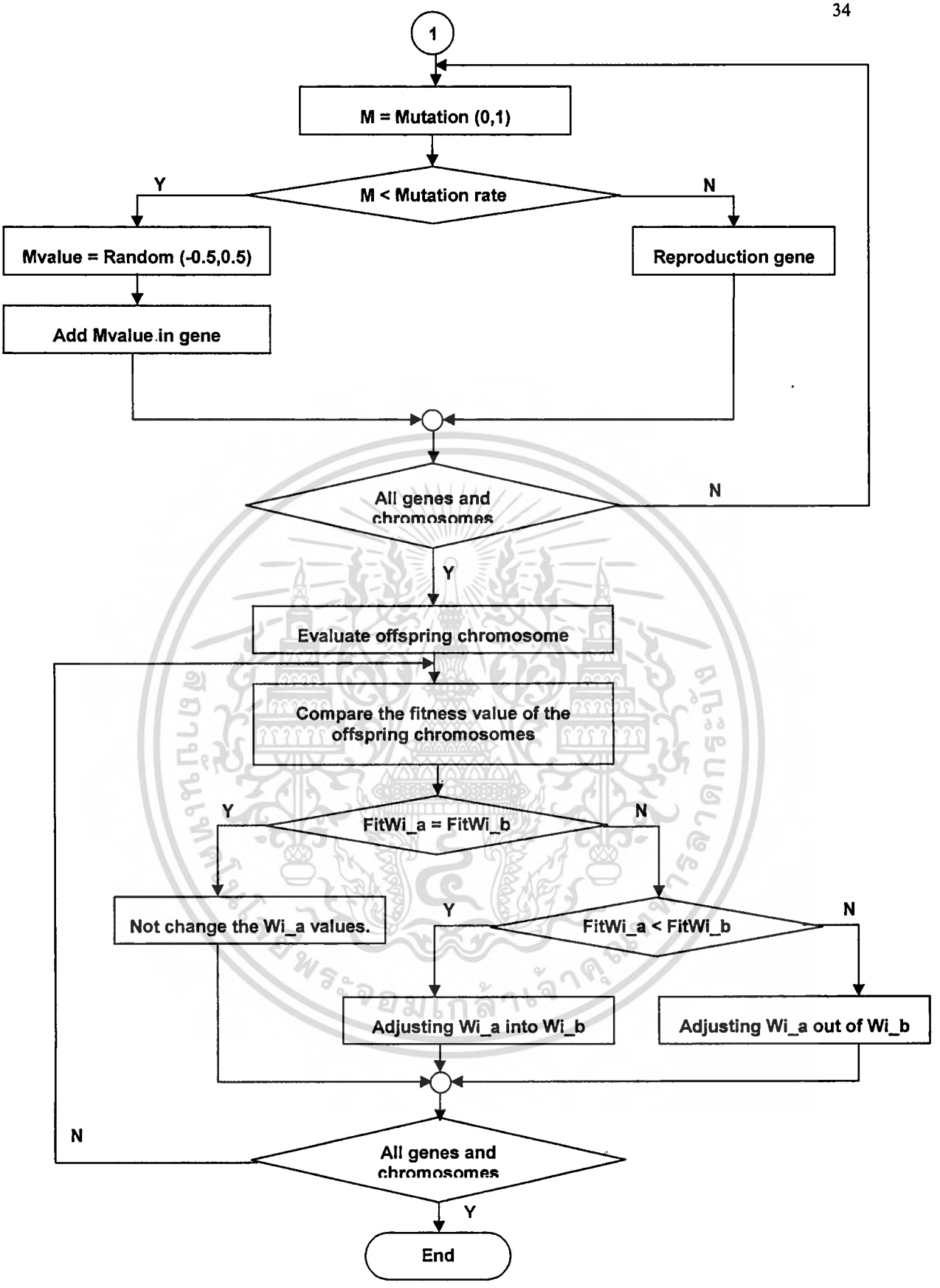
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เพื่อให้ได้ค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีกว่ารุ่นก่อนหน้า ซึ่งจำนวนรอบในการดำเนินการทางพันธุกรรมจะขึ้นอยู่กับ Max generation หรือ Accuracy (%) ที่กำหนด



รูปที่ 3.9 การทำงานของโมดูลการดำเนินการทางพันธุกรรม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.10 การทำงานของโมดูลการดำเนินการทางพันธุกรรม (ต่อ)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่ FitWi_a คือ ค่าความเหมาะสมของโครโมโซมที่จะปรับค่าถ่วงน้ำหนัก
FitWi_b คือ ค่าความเหมาะสมของโครโมโซมตัวอื่นๆ ที่นำมาเปรียบเทียบ
Wi_a คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่จะปรับปรุงค่า
Wi_b คือ ค่าถ่วงน้ำหนักของโครโมโซมเปรียบเทียบ

3.5.6 โมดูลการบันทึกข้อมูล

เป็นโมดูลสำหรับการบันทึกค่าถ่วงน้ำหนักที่มีการปรับปรุงแล้วจากการฝึกหัดโครงข่าย โดยจะบันทึกไว้เป็น Text File เพื่อนำไปใช้ในการทดสอบแบบจำลอง

3.5.7 โมดูลการทดสอบ

เป็นโมดูลสำหรับการทดสอบแบบจำลอง มีลักษณะเหมือนกับโมดูลการฝึกหัดโครงข่าย แต่ข้อมูลนำเข้าจะเป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบและผ่านการนอร์มอไลเซชันแล้วจากโมดูลการนอร์มอไลเซชัน สำหรับค่าถ่วงนำหนักที่ใช้ทดสอบจะมาจากโมดูลการบันทึกข้อมูล

3.5.8 โมดูลแสดงผลลัพธ์

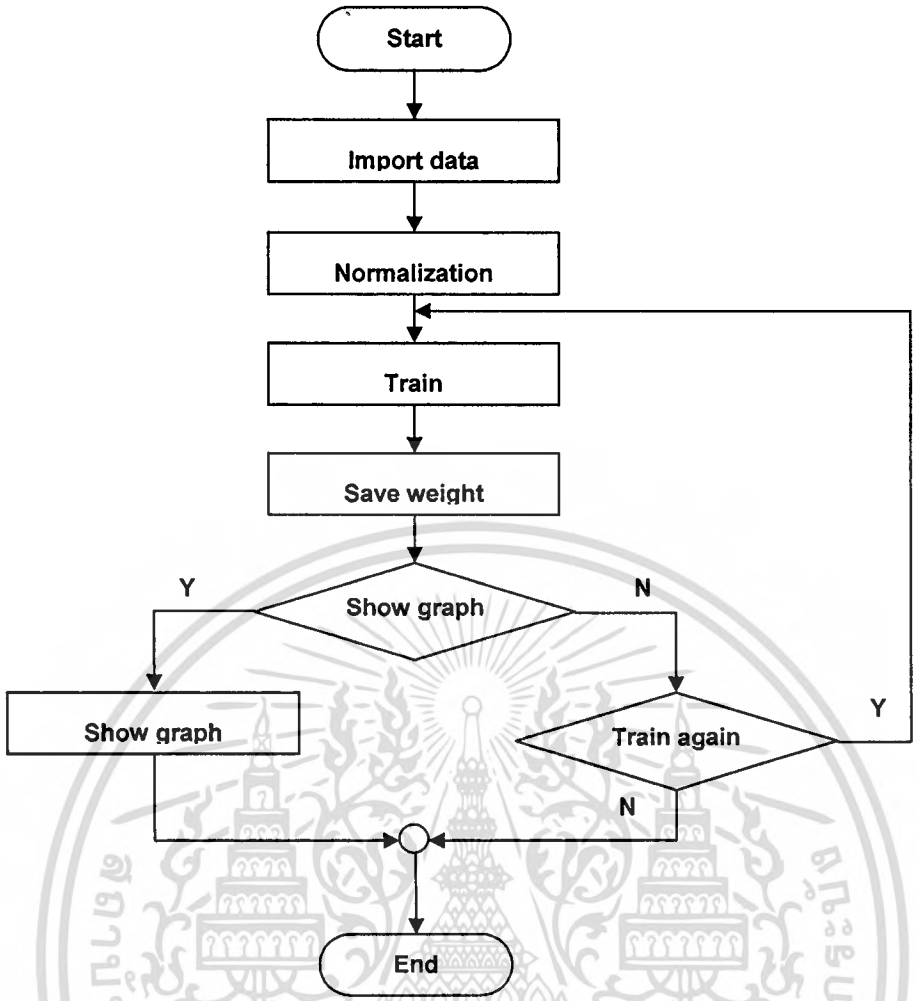
เป็นโมดูลสำหรับแสดงผลลัพธ์จากการทำงาน โดยจะแสดงผลลัพธ์ทางหน้าจอเป็นรายละเอียดการจำแนกประเภทข้อมูลที่ถูกหรือผิดและคำนวณเป็นเปอร์เซ็นต์ และนำเสนอผลลัพธ์ในรูปแบบกราฟเส้นที่เปรียบเทียบระหว่างคำตอบจริงกับคำตอบได้จากโครงข่าย

3.6 ผังงานการทำงานของโปรแกรม

แบ่งการทำงานของโปรแกรมออกเป็น 2 ส่วนหลัก คือ

1. ส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train) มีลำดับการทำงาน ดังนี้
   - นำเข้าชุดข้อมูลสำหรับฝึกหัดโครงข่าย
   - นอร์มอไลเซชันข้อมูลที่นำเข้ามาให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1
   - ฝึกหัดโครงข่าย ตามขั้นตอนในรูปที่ 3.13
   - บันทึกค่าถ่วงน้ำหนักไว้สำหรับใช้ในขั้นตอนการทดสอบโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

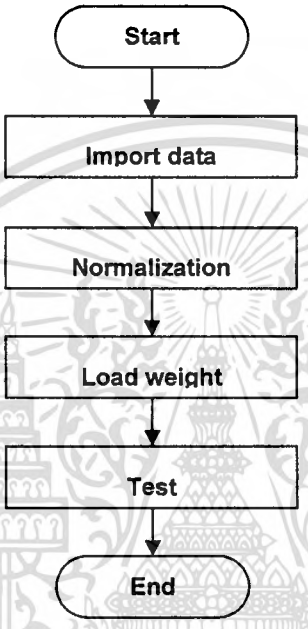


รูปที่ 3.11 ลำดับการทำงานของโปรแกรมส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test) มีลำดับการทำงาน ดังนี้

- นำเข้าชุดข้อมูลสำหรับทดสอบโครงข่าย
- นอร์มอไลเซชันข้อมูลที่นำเข้ามาให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1
- นำเข้าค่าถ่วงน้ำหนักที่บันทึกไว้ในขั้นตอนการทดสอบโครงข่าย
- ทดสอบโครง ตามขั้นตอนในรูปที่ 3.14
- แสดงกราฟเปรียบเทียบผลลัพธ์เป้าหมายกับผลลัพธ์ที่คำนวณได้จากโครงข่าย



รูปที่ 3.12 ลำดับการทำงานของโปรแกรมส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test)

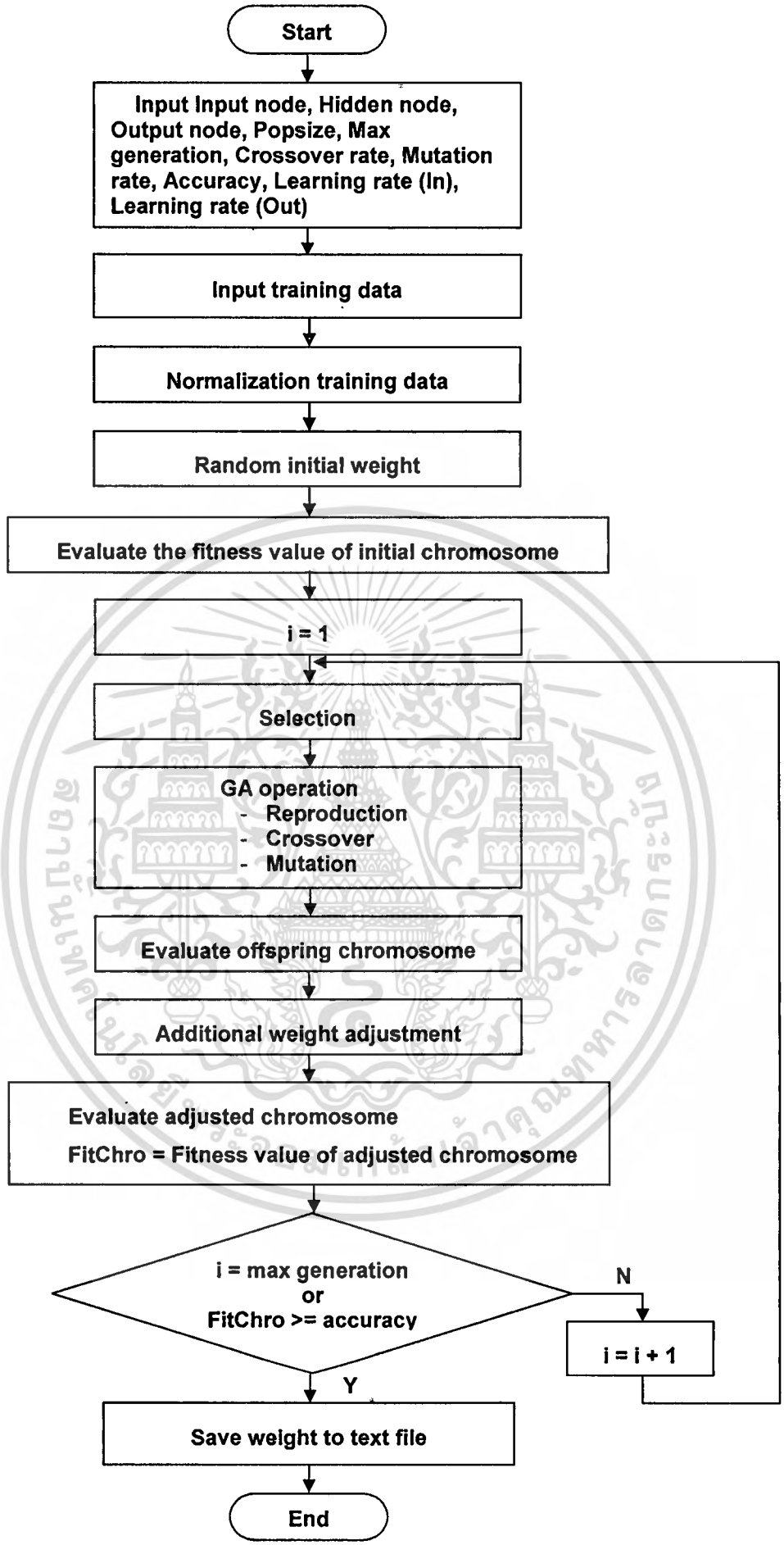
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.6.1 ส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train)

เป็นส่วนที่ทำหน้าในการฝึกหัดโครงข่าย ให้เกิดการเรียนรู้ ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

1. รับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากผู้ใช้
2. นำเข้าชุดข้อมูลสำหรับการฝึกหัด (Training data) จาก Text file
3. นอร์มอไลเซชันข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1
4. สุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น
5. คำนวณค่าความเหมาะสมของค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น
6. คัดเลือกโครโมโซมด้วยวงล้อถ่วงน้ำหนัก
7. คำเนินการทางพันธุกรรม คือ รีโพรดักชัน ครอสโอเวอร์ และมิวเตชัน
8. คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมรุ่นลูก
9. ปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม
10. คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมที่ผ่านการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม
11. บันทึกค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมสูงสุดไว้ใน Text file

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.13 ผังงานการทำงานของโปรแกรมส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train)

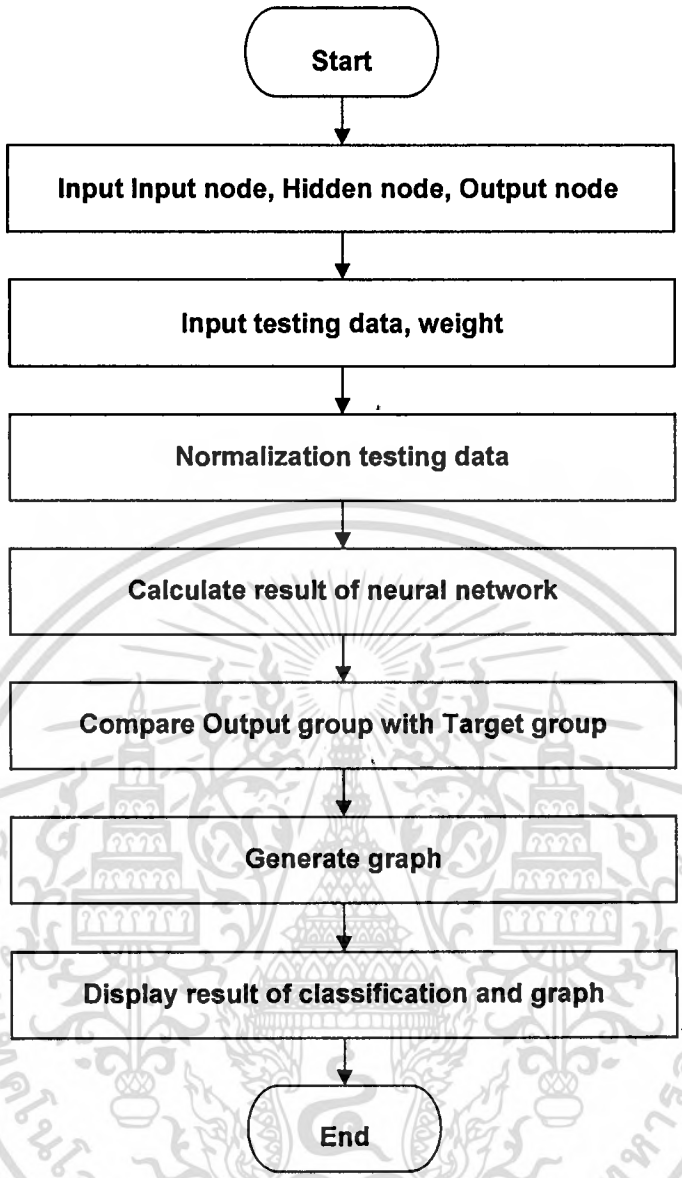
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.6.2 ส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test)

เป็นส่วนที่ทำหน้าในการทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายที่ผ่านการฝึกหัดแล้ว ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

1. รับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากผู้ใช้
2. นำเข้าชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing data) จาก Text file
3. นำเข้าค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้บันทึกไว้ในส่วนของการฝึกหัดโครงข่าย
4. นอร์มอไลเซชันข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1
5. คำนวณผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ชุดค่าถ่วงน้ำหนักที่นำเข้ามา
6. เปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างกลุ่มเป้าหมาย (Target group) กับกลุ่มที่คำนวณได้จากโครงข่าย (Output group)
7. สร้างกราฟเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้
8. แสดงผลลัพธ์ในการจำแนกประเภทข้อมูลและกราฟทางหน้าจอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.14 ผังงานการทำงานของโปรแกรมส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
วิธีดำเนินการศึกษา

โครงงานนี้เป็นการศึกษาการทำงานของจีเนติกอัลกอริทึมและโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อพัฒนาโปรแกรมประยุกต์ที่ใช้จีเนติกอัลกอริทึมในการปรับปรุงการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมให้มีประสิทธิภาพ สามารถจำแนกประเภทข้อมูลได้อย่างถูกต้อง

4.1 โครงสร้างแบบจำลอง

ในโครงงานนี้ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed forward ซึ่งประกอบด้วย

1. ชั้นอินพุท (Input Layer) กำหนดจำนวนโหนดเท่ากับจำนวนคอลัมน์ของชุดข้อมูลที่นำเข้า
2. ชั้นซ่อน (Hidden Layer) กำหนดจำนวนโหนดโดยผู้ใช้
3. ชั้นเอาท์พุท (Output Layer) กำหนดจำนวนโหนดเท่ากับจำนวนกลุ่มจากชุดข้อมูลที่นำเข้า (Input pattern)

4.2 การเตรียมข้อมูล

4.2.1 ข้อมูลที่ใช้ทดลอง

ข้อมูลที่ใช้ทดลองมี 5 ชุด ดังตารางที่ 4.1 ซึ่งข้อมูลที่นำเข้าจะต้องอยู่ในรูปแบบที่กำหนด คือ เป็น Text File แบ่งข้อมูลด้วยช่องว่าง และข้อมูลในคอลัมน์สุดท้ายจะเป็นค่ากลุ่ม (Class) ถ้ากลุ่มเป็นค่าที่เป็นสัญลักษณ์ ต้องแปลงเป็นรูปแบบ ดังตารางที่ 4.2 – 4.4

ตารางที่ 4.1 ข้อมูลที่นำมาทดลอง 5 ชุด

Data	Row	Column	Class
1. Iris	150	5	3
2. Heart	270	14	2
3. Diabetes	768	9	2
4. Glass	214	10	7
5. Wine	178	14	3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างการแปลงค่ากลุ่มของข้อมูลชุด Diabetes

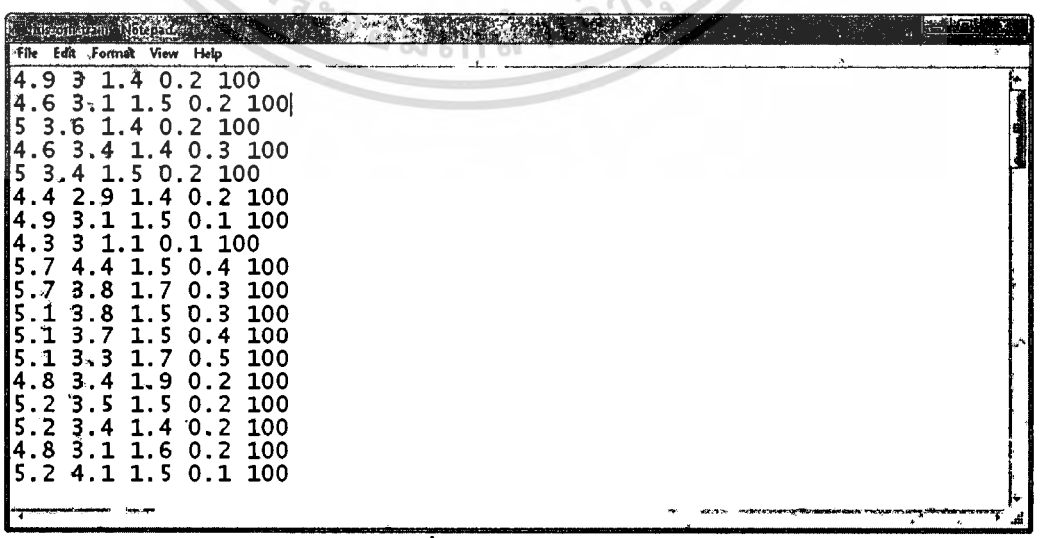
กลุ่มที่	ชื่อกลุ่ม	แปลงค่ากลุ่ม
1	tested_negative	10
2	tested_positive	01

ตารางที่ 4.3 ตัวอย่างการแปลงค่ากลุ่มของข้อมูลชุด Iris

กลุ่มที่	ชื่อกลุ่ม	แปลงค่ากลุ่ม
1	Iris-setosa	100
2	Iris-versicolor	010
3	Iris-virginica	001

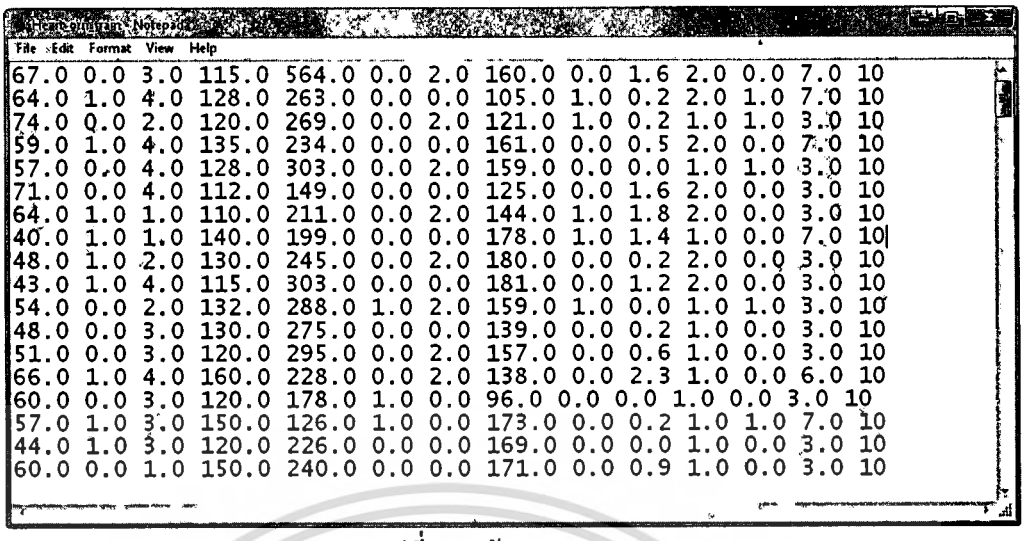
ตารางที่ 4.4 ตัวอย่างการแปลงค่ากลุ่มของข้อมูลชุด Glass

กลุ่มที่	ชื่อกลุ่ม	แปลงค่ากลุ่ม
1	build wind float	1000000
2	build wind non-float	0100000
3	vehic wind float	0010000
4	vehic wind non-float	0001000
5	containers	0000100
6	tableware	0000010
7	headlamps	0000001



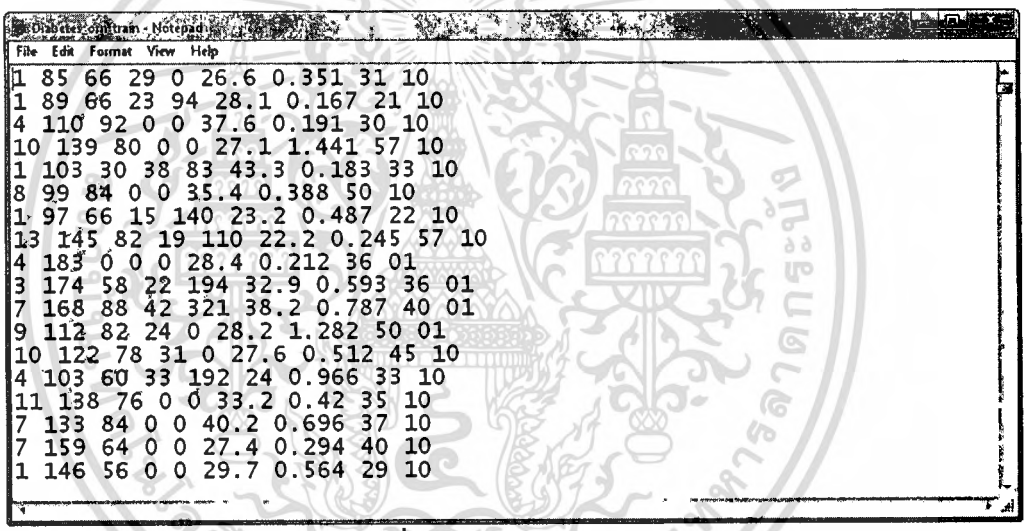
รูปที่ 4.1 ข้อมูลชุด Iris

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



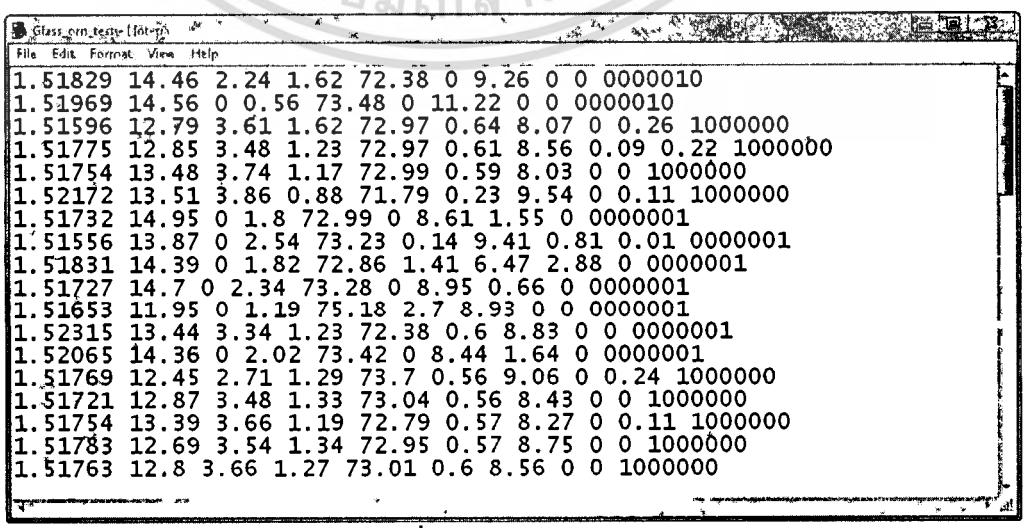
```
File  Edit  Format  View  Help
67.0 0.0 3.0 115.0 564.0 0.0 2.0 160.0 0.0 1.6 2.0 0.0 7.0 10
64.0 1.0 4.0 128.0 263.0 0.0 0.0 105.0 1.0 0.2 2.0 1.0 7.0 10
74.0 0.0 2.0 120.0 269.0 0.0 2.0 121.0 1.0 0.2 1.0 1.0 3.0 10
59.0 1.0 4.0 135.0 234.0 0.0 0.0 161.0 0.0 0.5 2.0 0.0 7.0 10
57.0 0.0 4.0 128.0 303.0 0.0 2.0 159.0 0.0 0.0 1.0 1.0 3.0 10
71.0 0.0 4.0 112.0 149.0 0.0 0.0 125.0 0.0 1.6 2.0 0.0 3.0 10
64.0 1.0 1.0 110.0 211.0 0.0 2.0 144.0 1.0 1.8 2.0 0.0 3.0 10
40.0 1.0 1.0 140.0 199.0 0.0 0.0 178.0 1.0 1.4 1.0 0.0 7.0 10
48.0 1.0 2.0 130.0 245.0 0.0 2.0 180.0 0.0 0.2 2.0 0.0 3.0 10
43.0 1.0 4.0 115.0 303.0 0.0 0.0 181.0 0.0 1.2 2.0 0.0 3.0 10
54.0 0.0 2.0 132.0 288.0 1.0 2.0 159.0 1.0 0.0 1.0 1.0 3.0 10
48.0 0.0 3.0 130.0 275.0 0.0 0.0 139.0 0.0 0.2 1.0 0.0 3.0 10
51.0 0.0 3.0 120.0 295.0 0.0 2.0 157.0 0.0 0.6 1.0 0.0 3.0 10
66.0 1.0 4.0 160.0 228.0 0.0 2.0 138.0 0.0 2.3 1.0 0.0 6.0 10
60.0 0.0 3.0 120.0 178.0 1.0 0.0 96.0 0.0 0.0 1.0 0.0 3.0 10
57.0 1.0 3.0 150.0 126.0 1.0 0.0 173.0 0.0 0.2 1.0 1.0 7.0 10
44.0 1.0 3.0 120.0 226.0 0.0 0.0 169.0 0.0 0.0 1.0 0.0 3.0 10
60.0 0.0 1.0 150.0 240.0 0.0 0.0 171.0 0.0 0.9 1.0 0.0 3.0 10
```

รูปที่ 4.2 ข้อมูลชุด Heart



```
File  Edit  Format  View  Help
1 85 66 29 0 26.6 0.351 31 10
1 89 66 23 94 28.1 0.167 21 10
4 110 92 0 0 37.6 0.191 30 10
10 139 80 0 0 27.1 1.441 57 10
1 103 30 38 83 43.3 0.183 33 10
8 99 84 0 0 35.4 0.388 50 10
1 97 66 15 140 23.2 0.487 22 10
13 145 82 19 110 22.2 0.245 57 10
4 183 0 0 0 28.4 0.212 36 01
3 174 58 22 194 32.9 0.593 36 01
7 168 88 42 321 38.2 0.787 40 01
9 112 82 24 0 28.2 1.282 50 01
10 122 78 31 0 27.6 0.512 45 10
4 103 60 33 192 24 0.966 33 10
11 138 76 0 0 33.2 0.42 35 10
7 133 84 0 0 40.2 0.696 37 10
7 159 64 0 0 27.4 0.294 40 10
1 146 56 0 0 29.7 0.564 29 10
```

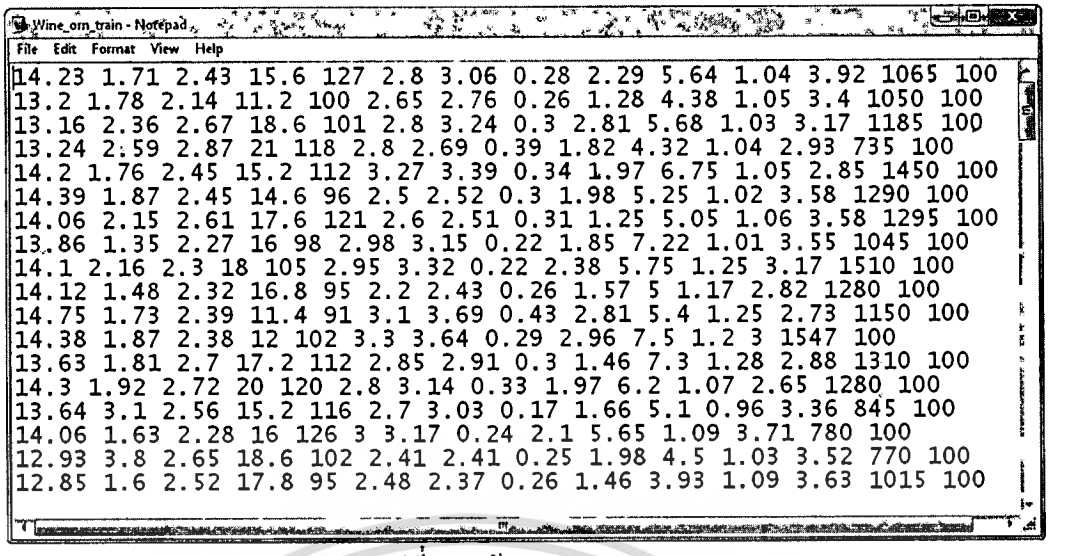
รูปที่ 4.3 ข้อมูลชุด Diabetes



```
File  Edit  Format  View  Help
1.51829 14.46 2.24 1.62 72.38 0 9.26 0 0 0000010
1.51969 14.56 0 0.56 73.48 0 11.22 0 0 0000010
1.51596 12.79 3.61 1.62 72.97 0.64 8.07 0 0.26 1000000
1.51775 12.85 3.48 1.23 72.97 0.61 8.56 0.09 0.22 1000000
1.51754 13.48 3.74 1.17 72.99 0.59 8.03 0 0 1000000
1.52172 13.51 3.86 0.88 71.79 0.23 9.54 0 0.11 1000000
1.51732 14.95 0 1.8 72.99 0 8.61 1.55 0 0000001
1.51556 13.87 0 2.54 73.23 0.14 9.41 0.81 0.01 0000001
1.51831 14.39 0 1.82 72.86 1.41 6.47 2.88 0 0000001
1.51727 14.7 0 2.34 73.28 0 8.95 0.66 0 0000001
1.51653 11.95 0 1.19 75.18 2.7 8.93 0 0 0000001
1.52315 13.44 3.34 1.23 72.38 0.6 8.83 0 0 0000001
1.52065 14.36 0 2.02 73.42 0 8.44 1.64 0 0000001
1.51769 12.45 2.71 1.29 73.7 0.56 9.06 0 0.24 1000000
1.51721 12.87 3.48 1.33 73.04 0.56 8.43 0 0 1000000
1.51754 13.39 3.66 1.19 72.79 0.57 8.27 0 0.11 1000000
1.51783 12.69 3.54 1.34 72.95 0.57 8.75 0 0 1000000
1.51763 12.8 3.66 1.27 73.01 0.6 8.56 0 0 1000000
```

รูปที่ 4.4 ข้อมูลชุด Glass

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.5 ข้อมูลชุด Wine

เมื่อจัดรูปแบบข้อมูลตามที่กำหนดแล้ว แบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน คือ Train: ใช้ในการฝึกหัดโครงข่าย 70% และ Test: ใช้ทดสอบความแม่นยำของโครงข่าย 30%

4.2.2 นอร์มอลไลเซชัน (Normalization)

การนอร์มอลไลเซชันเป็นการปรับค่าข้อมูลให้มีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 เพื่อให้ข้อมูลมีความเหมาะสมในการใช้งานกับอัลกอริทึม โดยให้ค่าสูงสุดของชุดข้อมูลมีค่าบวกเพิ่มอีก 5% ของค่าสูงสุด และให้ค่าต่ำสุดของชุดข้อมูลมีค่าลดลง 5% ของค่าต่ำสุด เนื่องจากสมมุติฐานว่าข้อมูลจะมีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางที่เพิ่มขึ้นและลดลงไม่เกิน 5%

$$newmax = max + 5\% \tag{4.1}$$

$$newmin = min - 5\% \tag{4.2}$$

$$newdata = (data - newmin)/(newmax - newmin) \tag{4.3}$$

โดยที่ data คือ ข้อมูลที่จะนำมานอร์มอลไลเซชัน

max คือ ข้อมูลที่มีค่าสูงสุด

min คือ ข้อมูลที่มีค่าต่ำสุด

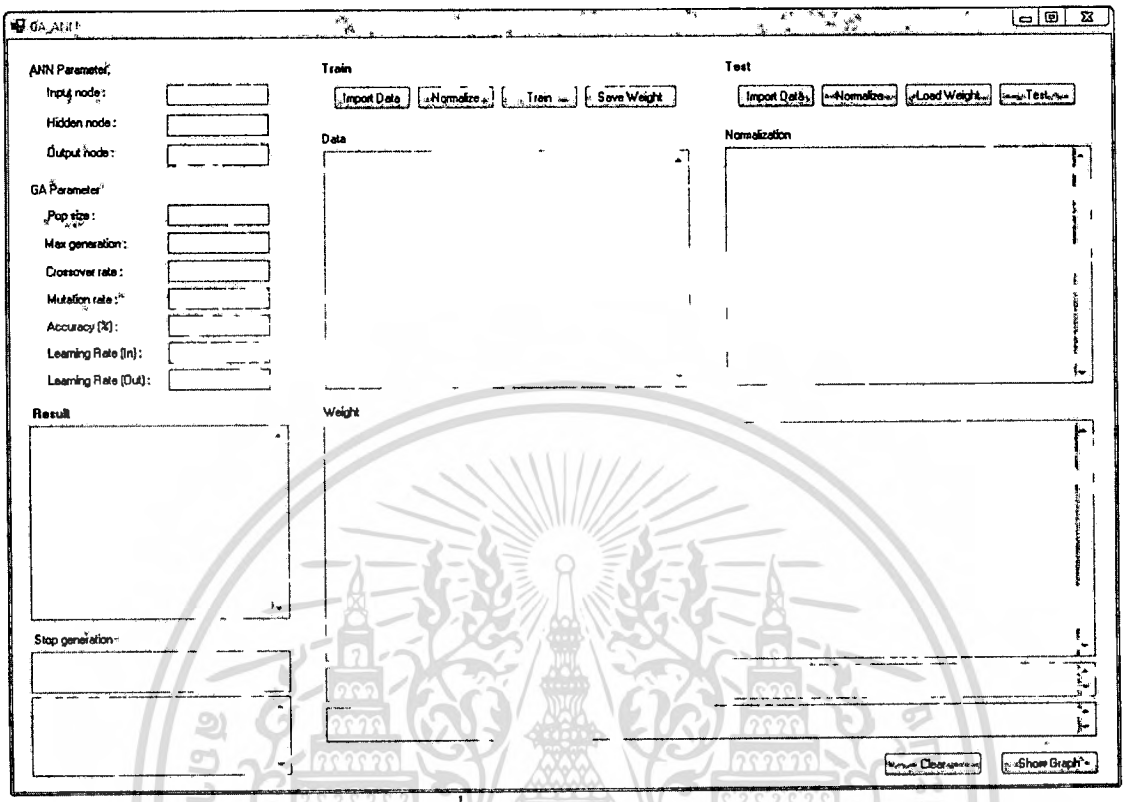
newmax คือ ข้อมูลที่มีค่าสูงสุดที่ถูกปรับค่าแล้ว

newmin คือ ข้อมูลที่มีค่าต่ำสุดที่ถูกปรับค่าแล้ว

newdata คือ ข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลเซชันแล้ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 การทำงานของโปรแกรม



รูปที่ 4.6 หน้าจอโปรแกรม

แบ่งการทำงานของโปรแกรมได้เป็น 4 ส่วน คือ

1. การกำหนดตัวแปร

1.1 ตัวแปรของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN Parameter)

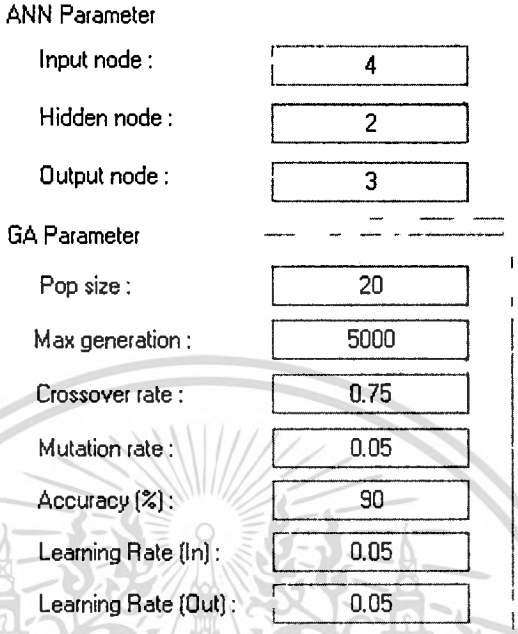
- จำนวนโหนดในชั้นอินพุท (Input node)
- จำนวนโหนดในชั้นซ่อน (Hidden node)
- จำนวนโหนดในชั้นเอาท์พุท (Output node)

1.2 ตัวแปรของจีเนติกอัลกอริทึม (GA Parameter)

- จำนวนประชากร (Pop size)
- จำนวนรุ่น (Max generation)
- อัตราการครอสโอเวอร์ (Crossover rate)
- อัตราการมิวเตชัน (Mutation rate)
- เปอร์เซนต์ความถูกต้องในการฝึกหัดโครงข่าย (Accuracy (%))
- อัตราการเรียนรู้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเข้าหาค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมดี (Learning Rate (In))

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- อัตราการเรียนรู้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักออกจากค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมแย่ (Learning Rate (Out))



รูปที่ 4.7 ตัวอย่างการกำหนดตัวแปร

2. การฝึกหัดโครงข่าย (Train) มีขั้นตอนการดำเนินงานดังนี้
   - นำเข้าชุดข้อมูลสำหรับฝึกหัดโครงข่าย และนอร์มอไลซ์ข้อมูล
   - สุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น (Initial weight) ของโครงข่ายประสาทเทียม และนำข้อมูลชุดที่จะใช้ฝึกหัดโครงข่ายและผ่านการนอร์มอไลเซชันแล้วมาคำนวณผลลัพธ์ของโครงข่าย
   - ปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักตามกระบวนการของจีเนติกอัลกอริทึม จนครบตามจำนวนรอบหรือได้ค่าความเหมาะสมตามที่กำหนด
   - บันทึกค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้ เพื่อนำไปใช้ทดสอบความถูกต้องของโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[No.1]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.2]	-0.9700	1.1072	-0.3122	-0.9022	-0.7584	0.6838	-1.4241	-0.4419	0.8738	0.3804	-0.2888	0.2374	0.5096	0.6494
[No.3]	-0.9731	1.0993	-0.3183	-0.9064	-0.7586	0.4239	-1.2696	-0.4012	0.8695	0.3809	-0.2881	0.2376	0.5096	0.6494
[No.4]	-0.9731	1.0993	-0.3183	-0.9064	-0.7586	0.4239	-1.2696	-0.4012	0.8695	0.3809	-0.2881	0.2376	0.5096	0.6494
[No.5]	-0.9714	1.5070	-0.2774	-0.6915	-0.6671	0.6866	-1.3597	0.0323	0.8722	0.3786	-0.2879	0.2373	0.5096	0.6502
[No.6]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.7]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.8]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.9]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.10]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.11]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.12]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.13]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.14]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.15]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.16]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494
[No.17]	-0.8417	1.4742	-0.0685	-0.7067	-0.7572	0.6792	-1.3579	0.0137	1.0175	0.3786	-0.2876	0.2352	0.5099	0.6494

รูปที่ 4.8 ตัวอย่างค่าถวงน้ำหนักที่ผ่านกระบวนการทางจีเนติกอัลกอริทึม

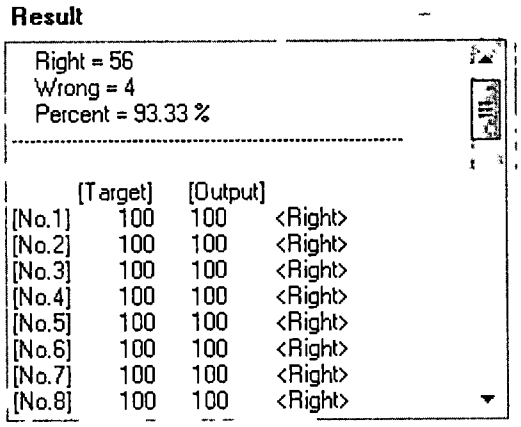
-0.841735126572952 1.47423365911621 -0.0685421102920727 -0.706716615843725 -0.757151267008891 0.679159465285673 -1.35791718968287
0.0136966569889793 1.01752867518908 0.378626929091793 -0.287584305941064 0.235239996365362 0.509938258356991 0.649371883314121

รูปที่ 4.9 ตัวอย่างค่าถ่วงน้ำหนักที่จะทำการบันทึก

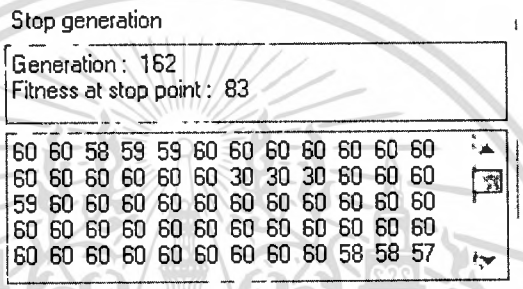
3. การทดสอบความถูกต้องของโครงข่าย (Test)
   - นำเข้าชุดข้อมูลสำหรับทดสอบความถูกต้องของโครงข่าย และนอร์มอไลซ์ข้อมูล
   - นำค่าถ่วงน้ำหนักที่บันทึกไว้มาเป็นค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่าย และนำข้อมูลชุดที่จะใช้ทดสอบความถูกต้องและผ่านการนอร์มอไลเซชันแล้วมาคำนวณผลลัพธ์ของโครงข่าย
   - เปรียบเทียบผลระหว่างผลลัพธ์จากชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบและผลลัพธ์จากการคำนวณของโครงข่าย ถ้าผลลัพธ์ตรงกันนับว่าถูกต้อง แต่ถ้าผลลัพธ์ไม่ตรงกันนับว่าผิด แล้วคำนวณความถูกต้องเป็นเปอร์เซ็นต์

4. การแสดงผลการทดสอบ (Result)
   4.1 แสดงผลการทดสอบ (Result) จะคำนวณความถูกต้องในการจำแนกประเภทข้อมูลเป็นเปอร์เซ็นต์ และแสดงการเปรียบเทียบกลุ่มจริง (Target group) กับกลุ่มที่ได้จากการคำนวณผ่านโครงข่ายประสาทเทียม (Output group)
   4.2 แสดงรายละเอียดเมื่อทำการปรับปรุงโครงข่ายครบรอบที่กำหนดหรือได้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องตามที่กำหนดไว้แล้ว (Stop generation) โดยจะแสดงจำนวนรอบที่หยุดและค่าความเหมาะสมมากที่สุดของแต่ละรอบจนถึงรอบสุดท้าย
   4.3 แสดงกราฟเปรียบเทียบกลุ่มจริง (Target group) กับกลุ่มที่ได้จากการคำนวณผ่านโครงข่ายประสาทเทียม (Output group)

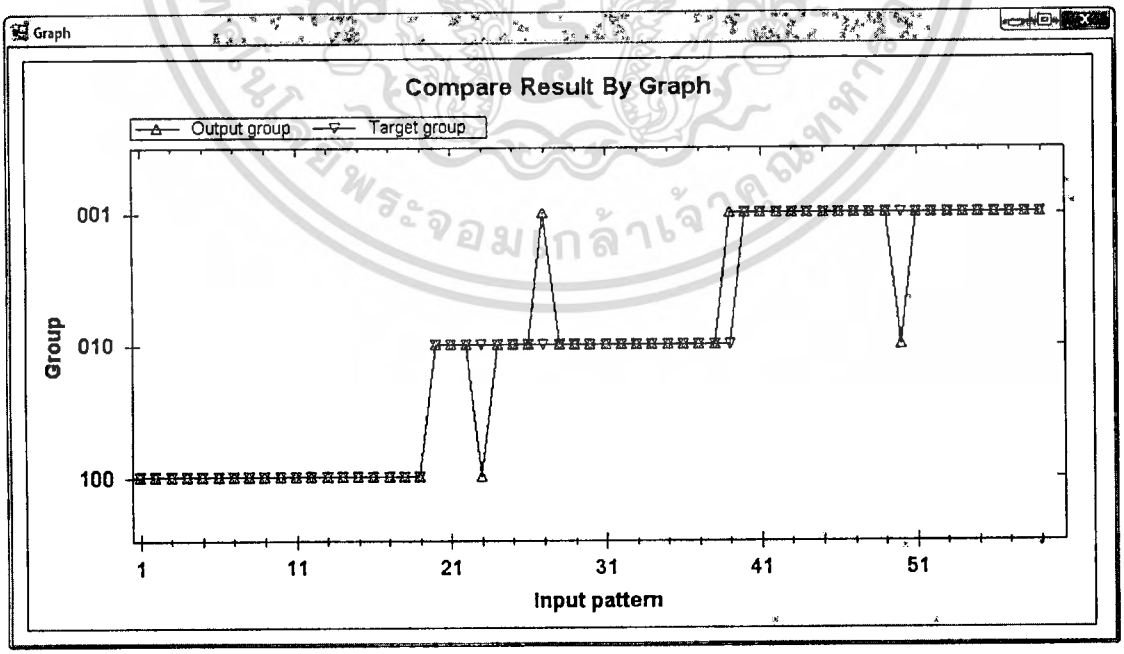
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.10 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 4.11 รายละเอียดเมื่อโปรแกรมหยุดทำงาน



รูปที่ 4.12 กราฟเปรียบเทียบผล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4 การทดลอง

ทำการทดลองเพื่อเปรียบเทียบความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียม ระหว่างการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม ซึ่งประกอบด้วยตัวดำเนินการทางจีเนติกอัลกอริทึม คือ การครอสโอเวอร์ มิวเตชัน และรีโพรดักชัน กับการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม ซึ่งประกอบด้วยตัวดำเนินการทางจีเนติกอัลกอริทึมเช่นเดียวกับที่กล่าวไปแล้วข้างต้น และมีการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมหลังจากกระบวนการมิวเตชัน โดยจะปรับค่าถ่วงน้ำหนักเข้าหาค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมดี และปรับค่าถ่วงน้ำหนักออกจากค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมแย่

4.5.1 วิธีการทดลอง

ทำการทดลองโดยใช้ข้อมูล 5 ชุด ในการทดลองแต่ละครั้งจะกำหนดให้ใช้ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นชุดเดียวกัน แต่ละชุดข้อมูลจะกำหนดค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการส่วนฝึกหัดโครงข่าย (Accuracy (%)) 4 ค่า ในแต่ละค่าจะทำการทดสอบ 5 ครั้ง ดังนั้นทุกชุดข้อมูลจะใช้ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น 20 ชุด ทดสอบการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมและการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับปรุงเพิ่มเติมอย่างละ 20 ครั้ง แล้วจึงสรุปผลจากการทดลอง ในการทดลองกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ดังตารางที่ 4.5 – 4.10

ตารางที่ 4.5 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลชุดที่ 1

ข้อมูลชุดที่ 1 (Iris)	
Input node	4
Hidden node	2
Output node	3
Accuracy (%)	80, 85, 90, 95

ตารางที่ 4.6 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลชุดที่ 2

ข้อมูลชุดที่ 2 (Heart)	
Input node	13
Hidden node	2
Output node	2
Accuracy (%)	75, 80, 85, 90

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.7 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลชุดที่ 3

ข้อมูลชุดที่ 3 (Diabetes)	
Input node	8
Hidden node	2
Output node	2
Accuracy (%)	70, 75, 80, 85

ตารางที่ 4.8 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลชุดที่ 4

ข้อมูลชุดที่ 4 (Glass)	
Input node	9
Hidden node	2
Output node	7
Accuracy (%)	55, 60, 65, 70

ตารางที่ 4.9 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลชุดที่ 5

ข้อมูลชุดที่ 4 (Wine)	
Input node	9
Hidden node	2
Output node	7
Accuracy (%)	80, 85, 90, 95

ตารางที่ 4.10 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้ข้อมูลทุกชุด

ทุกชุดข้อมูล	
Pop size	20
Max generation	5000
Crossover rate	0.75
Mutation rate	0.05
Learning rate (In)	0.05
Learning rate (Out)	0.05

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.5 ผลการทดลอง

ตารางที่ 4.11 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 1 (Iris) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

	Initial weight	Generation	Fitness	Accuracy (Test) (%)
Accuracy (Train) 80%	I1	290	79	88.33
	I2	900	76	95
	I3	531	73	85
	I4	316	76	85
	I5	271	76	85
Accuracy (Train) 85%	**Initial weight**	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
	I1	107	77	86.67
	I2	355	78	90
	I3	156	84	88.33
	I4	17	79	93.33
	I5	306	77	91.67
Accuracy (Train) 90%	**Initial weight**	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
	I1	802	82	95
	I2	730	85	98.33
	I3	101	83	95
	I4	252	82	98.33
	I5	156	84	90
Accuracy (Train) 95%	**Initial weight**	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
	I1	508	86	98.33
	I2	1396	86	91.67
	I3	636	86	93.33
	I4	194	87	100
	I5	694	86	98.33

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.12 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 1 (Iris) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

	Initial weight	Generation	Fitness	Accuracy (Test) (%)
Accuracy (Train) 80%	I1	162	80	93.33
	I2	18	76	93.33
	I3	647	80	91.67
	I4	513	83	96.67
	I5	83	82	95
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 85%	I1	67	79	95
	I2	202	82	96.67
	I3	161	78	93.33
	I4	361	79	93.33
	I5	736	80	93.33
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 90%	I1	467	84	95
	I2	467	87	100
	I3	14	84	98.33
	I4	91	83	98.33
	I5	472	82	96.67
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 95%	I1	395	86	98.33
	I2	1347	86	96.67
	I3	174	86	100
	I4	1231	86	98.33
	I5	493	86	96.67

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.13 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 2 (Heart) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

	Initial weight	Generation	Fitness	Accuracy (Test) (%)
Accuracy (Train) 75%	H1	59	144	70.37
	H2	22	144	70.37
	H3	475	142	65.43
	H4	15	145	67.90
	H5	64	144	69.14
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 80%	H1	363	153	72.84
	H2	458	155	75.31
	H3	42	152	72.84
	H4	266	152	71.60
	H5	198	152	75.31
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 85%	H1	353	161	75.31
	H2	148	161	76.54
	H3	811	161	72.84
	H4	351	161	76.54
	H5	232	161	72.84
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 90%	H1	5000	154	76.54
	H2	5000	165	72.84
	H3	1416	171	79.01
	H4	1357	171	76.54
	H5	1574	171	80.25

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.14 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 2 (Heart) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

	Initial weight	Generation	Fitness	Accuracy (Test) (%)
Accuracy (Train) 75%	H1	9	143	74.07
	H2	107	142	72.84
	H3	12	143	69.14
	H4	32	144	72.84
	H5	16	142	77.78
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 80%	H1	120	153	79.01
	H2	180	152	72.84
	H3	272	152	79.01
	H4	57	155	75.31
	H5	97	155	75.31
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 85%	H1	148	161	77.78
	H2	111	162	79.01
	H3	150	162	77.78
	H4	83	162	80.25
	H5	354	168	77.78
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 90%	H1	1344	171	82.72
	H2	365	171	77.78
	H3	1699	171	80.25
	H4	1638	171	81.48
	H5	1708	171	79.01

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.15 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 3 (Diabetes) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 70%	D1	9	387	74.78
	D2	13	386	71.30
	D3	22	389	73.04
	D4	122	380	73.04
	D5	11	383	70.87
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 75%	D1	445	406	73.48
	D2	120	411	74.35
	D3	500	405	73.48
	D4	317	406	72.17
	D5	435	404	72.17
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 80%	D1	5000	413	74.17
	D2	5000	412	73.04
	D3	5000	397	71.30
	D4	5000	412	74.35
	D5	5000	408	70.43
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 85%	D1	5000	401	73.48
	D2	5000	392	73.04
	D3	5000	409	74.78
	D4	5000	419	78.70
	D5	5000	408	71.30

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.16 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 3 (Diabetes) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

	Initial weight	Generation	Fitness	Accuracy (Test) (%)
Accuracy (Train) 70%	D1	3	384	71.74
	D2	12	390	73.04
	D3	3	389	73.48
	D4	213	377	74.35
	D5	54	391	71.74
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 75%	D1	204	404	76.09
	D2	3	413	74.35
	D3	768	407	73.91
	D4	724	404	75.65
	D5	839	404	73.48
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 80%	D1	1199	432	75.65
	D2	5000	422	78.26
	D3	2403	431	74.78
	D4	4560	431	76.52
	D5	5000	419	71.74
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 85%	D1	5000	428	74.35
	D2	5000	420	72.61
	D3	5000	413	75.22
	D4	5000	421	78.26
	D5	5000	423	75.22

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.17 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 4 (Glass) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

	Initial weight	Generation	Fitness	Accuracy (Test) (%)
Accuracy (Train) 55%	G1	531	91	48.44
	G2	1024	83	45.31
	G3	2000	83	46.88
	G4	1447	86	42.19
	G5	541	83	40.63
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 60%	G1	998	91	48.44
	G2	359	92	53.13
	G3	5000	71	45.31
	G4	506	92	53.31
	G5	728	91	45.31
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 65%	G1	5000	87	42.19
	G2	5000	71	43.75
	G3	5000	72	43.75
	G4	3372	98	51.56
	G5	5000	82	45.31
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 70%	G1	5000	95	60.94
	G2	5000	83	50
	G3	5000	94	50
	G4	5000	72	45.31
	G5	5000	96	59.38

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.18 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 4 (Glass) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

	Initial weight	Generation	Fitness	Accuracy (Test) (%)
Accuracy (Train) 55%	G1	281	87	56.25
	G2	170	83	43.75
	G3	1392	83	45.31
	G4	548	96	53.13
	G5	1708	83	43.75
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 60%	G1	163	91	53.13
	G2	3766	93	48.44
	G3	889	98	62.50
	G4	2777	95	56.25
	G5	627	92	51.56
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 65%	G1	1475	98	53.13
	G2	5000	68	43.75
	G3	3131	98	56.25
	G4	289	99	59.38
	G5	5000	82	56.25
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 70%	G1	5000	95	54.69
	G2	5000	81	48.44
	G3	5000	94	56.25
	G4	5000	69	46.88
	G5	5000	71	46.88

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.19 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 5 (Wine) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

	Initial weight	Generation	Fitness	Accuracy (Test) (%)
Accuracy (Train) 80%	W1	1691	104	77.36
	W2	1592	103	81.13
	W3	739	104	79.25
	W4	527	103	75.47
	W5	273	102	79.25
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 85%	W1	1753	107	79.25
	W2	602	107	73.58
	W3	442	107	84.91
	W4	4654	107	77.36
	W5	1055	107	81.13
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 90%	W1	1235	114	92.45
	W2	3423	113	81.13
	W3	2992	113	92.45
	W4	3043	113	83.02
	W5	1938	113	92.45
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 95%	W1	2972	119	86.79
	W2	5000	115	94.34
	W3	2766	119	92.45
	W4	3943	119	94.34
	W5	1440	119	92.45

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.20 ผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 5 (Wine) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

	Initial weight	Generation	Fitness	Accuracy (Test) (%)
Accuracy (Train) 80%	W1	281	103	94.34
	W2	223	101	79.25
	W3	708	101	83.02
	W4	995	101	81.13
	W5	468	101	77.36
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 85%	W1	867	107	83.02
	W2	312	107	81.13
	W3	1019	107	73.58
	W4	689	107	88.68
	W5	2105	107	83.02
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 90%	W1	1828	114	90.57
	W2	699	114	92.45
	W3	1629	113	94.34
	W4	1739	113	92.45
	W5	755	114	86.79
	Initial weight	**Generation**	**Fitness**	**Accuracy (Test) (%)**
Accuracy (Train) 95%	W1	1446	119	92.45
	W2	2261	119	94.34
	W3	1766	119	90.57
	W4	1206	119	92.45
	W5	2990	119	98.11

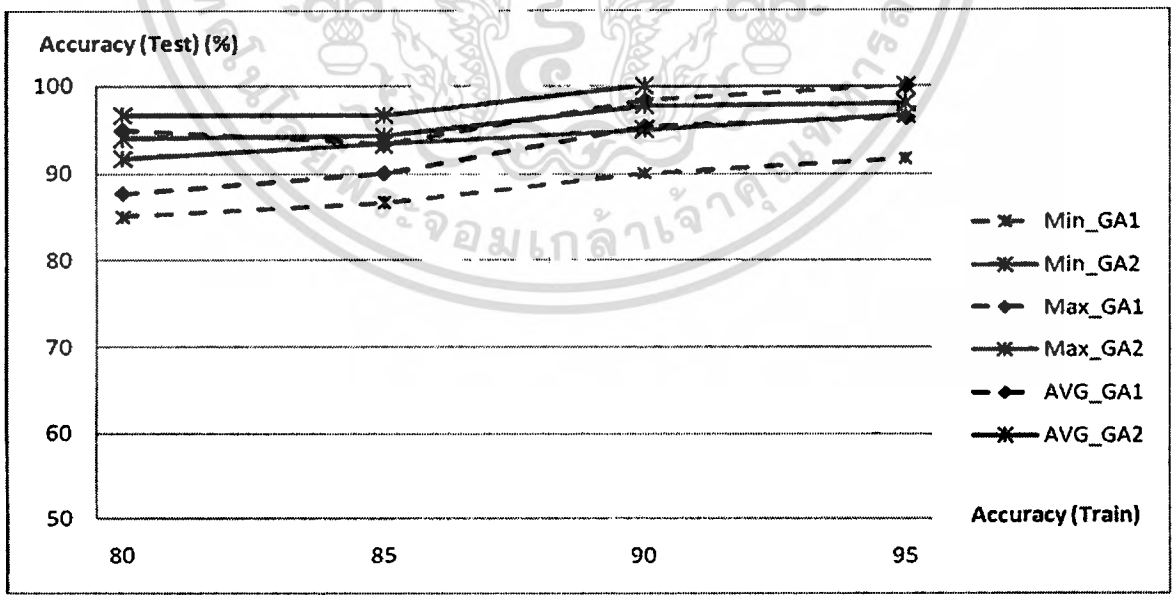
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.21 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 1 (Iris) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

Accuracy (Train) (%)	Generation			Fitness			Accuracy (Test) (%)		
	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.
80	900	271	461.60	79	73	76	95	85	87.67
85	355	17	188.20	84	77	79	93.33	86.67	90
90	802	101	408.20	85	82	83.20	98.33	90	95.33
95	1396	194	685.60	87	86	86.20	100	91.67	96.33

ตารางที่ 4.22 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 1 (Iris) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

Accuracy (Train) (%)	Generation			Fitness			Accuracy (Test) (%)		
	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.
80	647	18	284.60	83	76	80.20	96.67	91.67	94
85	736	67	305.40	82	78	79.60	96.67	93.33	94.33
90	472	14	302.20	87	82	84	100	95	97.67
95	1347	174	728	86	86	86	100	96.67	98



* GA1 คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

* GA2 คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

รูปที่ 4.13 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 1 (Iris)

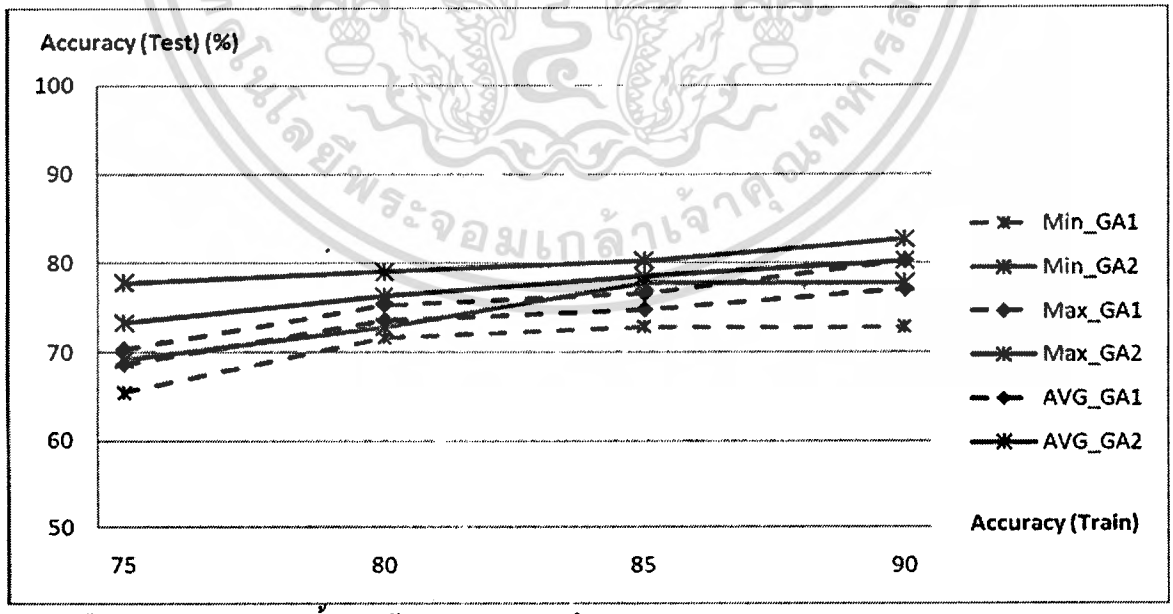
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.23 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 2 (Heart) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

Accuracy (Train) (%)	Generation			Fitness			Accuracy (Test) (%)		
	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.
75	475	15	127	145	142	143.80	70.37	65.43	68.64
80	458	42	265.40	155	152	152.80	75.31	71.60	73.58
85	811	148	379	161	161	161	76.54	72.84	74.81
90	5000	1357	2869.4	171	154	166.40	80.25	72.84	77.04

ตารางที่ 4.24 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 2 (Heart) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

Accuracy (Train) (%)	Generation			Fitness			Accuracy (Test) (%)		
	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.
75	107	9	35.20	144	142	142.80	77.78	69.14	73.33
80	272	57	145.20	155	152	153.40	79.01	72.84	76.30
85	354	83	169.20	168	161	163	80.25	77.78	78.52
90	1708	365	1350.8	171	171	171	82.72	77.78	80.25



* GA1 คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

* GA2 คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

รูปที่ 4.14 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 2 (Heart)

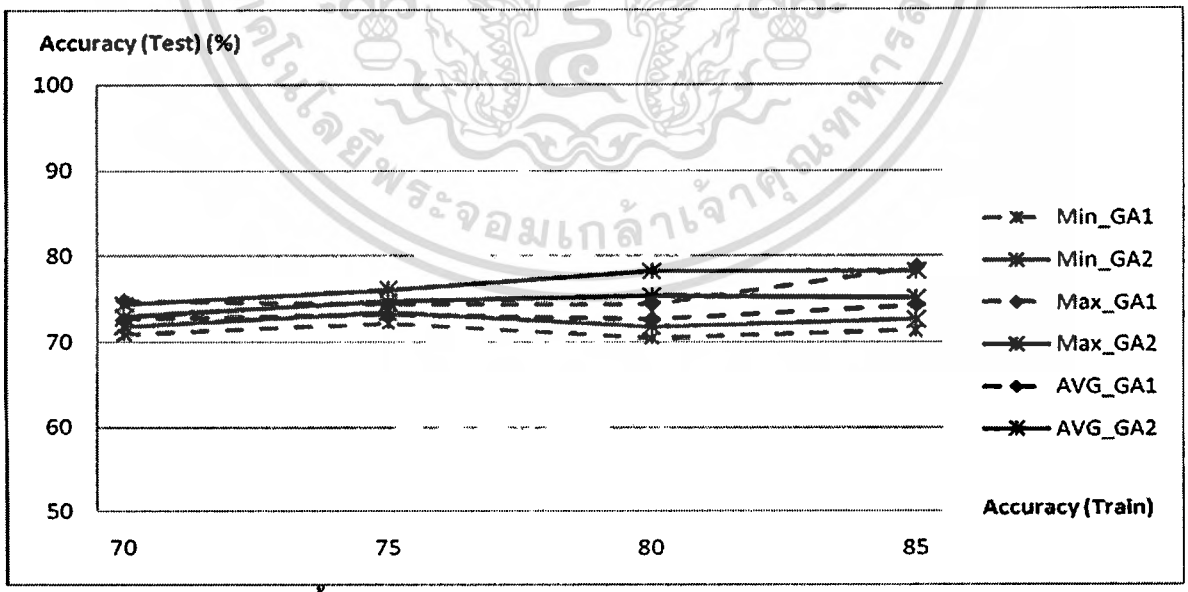
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.25 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 3 (Diabetes) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

Accuracy (Train) (%)	Generation			Fitness			Accuracy (Test) (%)		
	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.
70	122	9	35.40	389	380	385	74.78	70.87	72.61
75	500	120	363.40	411	404	406.40	74.35	72.17	73.13
80	5000	5000	5000	413	397	408.40	74.35	70.43	72.66
85	5000	5000	5000	419	392	405.80	78.70	71.30	74.26

ตารางที่ 4.26 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 3 (Diabetes) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

Accuracy (Train) (%)	Generation			Fitness			Accuracy (Test) (%)		
	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.
70	213	3	57	391	377	386.20	74.35	71.74	72.87
75	839	3	507.60	413	404	406.40	76.09	73.48	74.70
80	5000	1199	3632.4	432	419	427	78.26	71.74	75.39
85	5000	5000	5000	428	413	421	78.26	72.61	75.13



* GA1 คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

* GA2 คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

รูปที่ 4.15 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 3 (Diabetes)

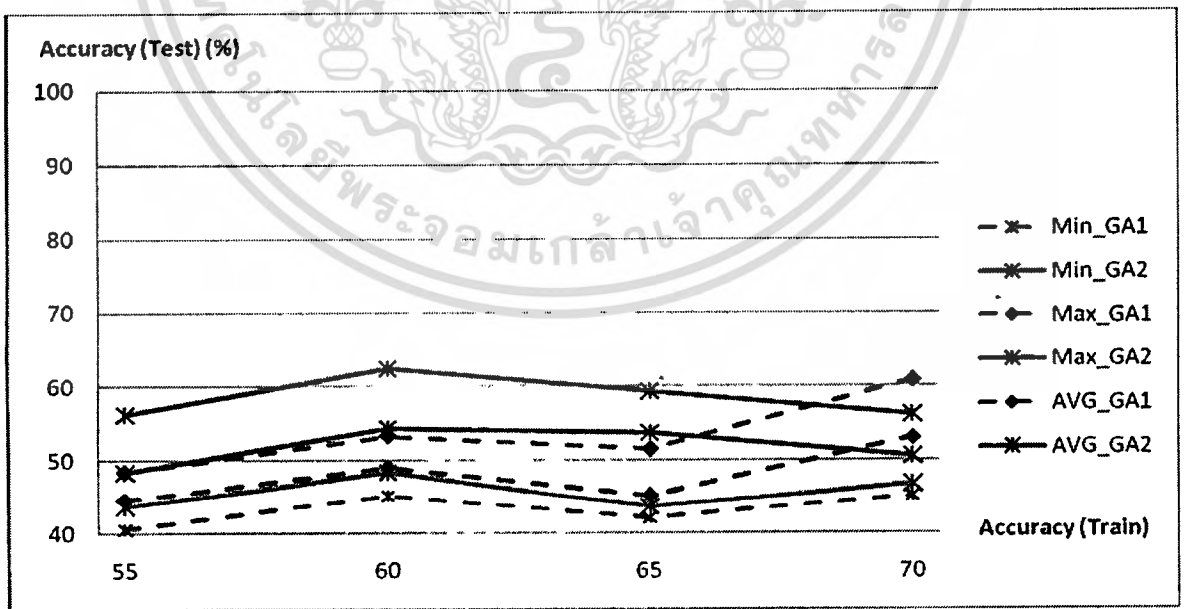
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.27 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 4 (Glass) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

Accuracy (Train) (%)	Generation			Fitness			Accuracy (Test) (%)		
	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.
55	2000	531	1108.6	91	83	85.20	48.44	40.63	44.69
60	5000	359	1518.2	92	71	87.40	53.31	45.31	49.10
65	5000	3372	4674.4	98	71	82	51.56	42.19	45.31
70	5000	5000	5000	96	72	88	60.94	45.31	53.13

ตารางที่ 4.28 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 4 (Glass) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

Accuracy (Train) (%)	Generation			Fitness			Accuracy (Test) (%)		
	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.
55	1708	170	819.80	96	83	86.40	56.25	43.75	48.44
60	3766	163	1644.4	98	91	93.80	62.50	48.44	54.38
65	5000	289	2927	99	68	89	59.38	43.75	53.75
70	5000	5000	5000	95	69	82	56.25	46.88	50.63



* GA1 คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

* GA2 คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

รูปที่ 4.16 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 4 (Glass)

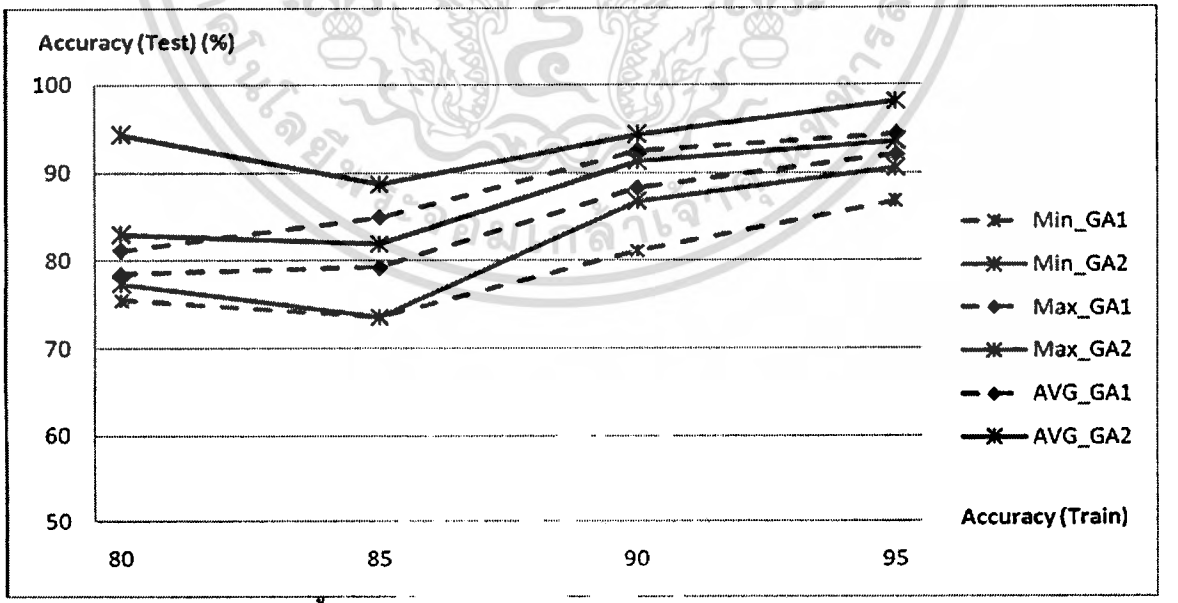
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.29 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 5 (Wine) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

Accuracy (Train) (%)	Generation			Fitness			Accuracy (Test) (%)		
	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.
80	1691	273	964.40	104	102	103.2	81.13	75.47	78.48
85	4654	442	1701.2	107	107	107	84.91	73.58	79.25
90	3423	1235	2526.2	114	113	113.20	92.45	81.13	88.30
95	5000	1440	3224.2	119	115	118.20	94.34	86.79	92.07

ตารางที่ 4.30 สรุปผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 5 (Wine) ของการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

Accuracy (Train) (%)	Generation			Fitness			Accuracy (Test) (%)		
	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.	Max	Min	Avg.
80	995	223	535	103	101	101.40	94.34	77.36	83.02
85	2105	312	998.40	107	107	107	88.68	73.58	81.89
90	1828	699	1330	114	113	113.60	94.34	86.79	91.32
95	2990	1206	1933.8	119	119	119	98.11	90.57	93.58



* GA1 คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม

* GA2 คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

รูปที่ 4.17 กราฟเปรียบเทียบผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 5 (Wine)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาและทำการทดลองเกี่ยวกับการจำแนกประเภทข้อมูลโดยโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับจีเนติกอัลกอริทึม และมีการเพิ่มเติมการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักหลังจากการดำเนินการทางจีเนติกอัลกอริทึม สามารถสรุปผลการทดลอง การศึกษาดำเนินงาน และข้อเสนอแนะ ได้ดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลการทดลอง

1. จากการเปรียบเทียบความถูกต้องในการจำแนกประเภทข้อมูล ระหว่างการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมกับการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมและมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม พิจารณาผลการเปรียบเทียบได้ ดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 เปรียบเทียบผลการทดลอง

Accuracy (Test) (%)	การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึม	การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยจีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม
Max	น้อยกว่า	มากกว่า
Min	น้อยกว่า	มากกว่า
Average	น้อยกว่า	มากกว่า

จึงกล่าวได้ว่าการใช้จีเนติกอัลกอริทึมที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมสามารถจำแนกประเภทข้อมูลได้ถูกต้องมากกว่าการใช้จีเนติกอัลกอริทึมเพียงอย่างเดียว เพราะกระบวนการทางจีเนติกอัลกอริทึมจะปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักโดยการสุ่ม ซึ่งอาจสุ่มไปในทิศทางใดก็ได้ ส่วนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติมจะมีการสำรวจพื้นที่รอบข้างแล้วปรับค่าเข้าหาค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมที่ดี จึงเพิ่มโอกาสที่จะได้ค่าถ่วงน้ำหนักที่ดีมากขึ้น

2. การสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น มีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม แต่ถึงแม้จะกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นเดียวกัน ก็ไม่ทำให้ผลลัพธ์เท่ากันในแต่ละรอบ เพราะมีการสุ่มค่าอื่นๆ ในกระบวนการของจีเนติกอัลกอริทึม เช่น ตำแหน่งการครอสโอเวอร์, ตำแหน่งการมิวเตชัน, การสุ่มเลือกโครโมโซมพ่อแม่ด้วยวงล้อถ่วงน้ำหนัก

3. เมื่อกำหนดค่าความถูกต้องในการฝึกหัดโครงข่าย (Accuracy (Train)) มากขึ้น จะได้ค่าความถูกต้องในการทดสอบ (Accuracy (Test)) มากด้วย แต่ทั้งนี้ต้องขึ้นอยู่กับข้อมูลที่นำเข้ามาด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. จำนวนรอบการเรียนรู้ (Max generation) อาจมากหรือน้อย ขึ้นอยู่กับการสุ่มในแต่ละครั้งของกระบวนการจีเนติกอัลกอริทึม

5.2 สรุปผลการศึกษาและดำเนินงาน

1. การนำข้อมูลมาฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายนั้น ข้อมูลจะต้องอยู่ในรูปแบบที่กำหนดและผ่านการนอร์มอไลเซชันแล้ว เพื่อให้สามารถทำงานร่วมกับโปรแกรมประยุกต์ได้
2. ในส่วนของจีเนติกอัลกอริทึม ไม่ควรกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้ (Max generation) น้อยเกินไป เพราะจะทำให้ครบรอบก่อนที่ได้ค่าความเหมาะสมที่ดี
3. ถึงแม้จะใช้ข้อมูลในการฝึกหัดและทดสอบโครงข่ายชุดเดียวกัน และกำหนดให้มีค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นเท่ากัน ก็จะได้ผลลัพธ์ไม่เท่ากันในแต่ละครั้ง เพราะการสุ่มค่าต่างๆ ในกระบวนการของจีเนติกอัลกอริทึม
4. จีเนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithm) เป็นกระบวนการในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดด้วยการพัฒนาคำตอบให้ดีขึ้นจากคำตอบก่อนหน้า จีเนติกอัลกอริทึมจึงทำงานร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมในส่วนของการปรับปรุงการเรียนรู้ได้ดี สามารถปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักจนได้ค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสม นำไปใช้จำแนกประเภทข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมได้อย่างมีประสิทธิภาพ
5. การเพิ่มส่วนของการปรับปรุงค่าน้ำหนัก โดยปรับค่าเข้าหาค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมดี และปรับค่าออกจากค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าความเหมาะสมแย่ ทำให้โครงข่ายทำงานได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น สามารถจำแนกประเภทข้อมูลได้ถูกต้องแม่นยำมากขึ้น

5.3 ข้อเสนอแนะ

สำหรับการปรับปรุงโปรแกรมประยุกต์ในอนาคต เนื่องจากการกำหนดเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง Accuracy (%)) มีผลต่อประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูล แต่การกำหนดเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมาก ไม่ได้หมายความว่าจะได้ผลการทดสอบที่ดีเสมอไปในทุกชุดข้อมูล จึงควรมีวิธีการที่สามารถกำหนดเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลที่ใช้ เพื่อให้โปรแกรมสามารถจำแนกประเภทข้อมูลได้ถูกต้องแม่นยำมากขึ้น และในส่วนของการนำข้อมูลเข้ามาใช้กับโปรแกรมประยุกต์จะต้องมีการเตรียมข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่กำหนด จึงควรมีความหลากหลายในรูปแบบของข้อมูลนำเข้ามากขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

ขวัญตา ตู้กลาง. 2550. **การจัดหมวดหมู่ในเหมืองข้อมูลโดยใช้ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม**. วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย, มหาวิทยาลัยขอนแก่น.

พร้อมเลิศ หล่อวิจิตร. 2549. **คู่มือเรียน Visual Basic 2005**. กรุงเทพฯ: โปรวิชั่น.

อนุสสรา ธิตินฤมิต. 2546. **การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับจีเนติกอัลกอริทึม**. วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

อัศวิน มีเงิน. 2548. **อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบใหม่สำหรับการจำแนกกลุ่มด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ฟัซซี่และอีโวลูชั่นนารี่อัลกอริทึม**. วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

Center for Machine Learning and Intelligent Systems. 2006. **Data sets.** [Online] Available: http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html.

Christos Stergiou and Dimitrios Siganos. 2008. **Neural Networks.** [Online] Available: http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html.

David E. Goldberg. 1989. **Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning.** Alabama : Addison Wesley Longman, Inc.

John Dolton. 2007. **The basic algorithm for a GA.** [Online]. Available: http://www.edc.ncl.ac.uk/highlight/rhjanuary2007g01.php/.

Kate A. Smith and Jatinder N. D. Gupta. 1970. **Neural Networks in Business : Techniques and Applications**. United States of America.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ- สกุล	นางสาวสุวรรณี พันธุ์โอภาส
วัน เดือน ปีเกิด	7 ธันวาคม 2527
ที่อยู่	401 ม.4 ถนนมิตรภาพ ต.บ้านจั่น อ.เมือง จ.อุดรธานี 41000
ประวัติการศึกษา	2549 มนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้