สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การศึกษาการจำแนกประเภทข้อมูลโดยการใช้การเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ร่วมกับเจเนติกอัลกอริทึม

A STUDY OF WIDROW – HOFF LEARNING NEURAL NETWORK AND GENETIC ALGORITHM FOR DATA CLASSIFICATION

โดย

ศศิธร จันทร์หอม

SASITHORN CHANHOM

T137575

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ.ดร. อาริต ธรรมโน

วท
ศ291ก
2554

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....137575
วัน.เดือน.ปี.....10 ก.ค. 2558

b.....12534055
i.....

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาการศึกษาอิสระ 2

หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2554

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

A STUDY OF WIDROW – HOFF LEARNING NEURAL NETWORK AND GENETIC ALGORITHM FOR DATA CLASSIFICATION

SASITHORN CHANHOM

A REPORT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENTS

OF THE COURSE

INDEPENDENT STUDY 2

MASTER OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT`S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2/ 2011

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2012

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT`S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	การศึกษาการจำแนกประเภทข้อมูลโดยการใช้การเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ร่วมกับเจเนติกอัลกอริทึม
นักศึกษา	นางสาวศศิธร จันทร์หอม
รหัสนักศึกษา	52660527
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	เทคโนโลยีระบบสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2554
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร. อาริต ธรรมโน

บทคัดย่อ

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) คือการคำนวณที่มีความสามารถในการเรียนรู้ คล้ายคลึงกับระบบประสาทในสมองของมนุษย์ ในโครงการศึกษานี้จะศึกษาถึงกฎการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดร์ – ฮอฟฟ์ (Widrow – Hoff Learning) โดยศึกษาหลักการและวิธีการทำงานของอัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด หรือ LMS (Least mean square) ที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายอดาไลน์ (ADALINE ย่อมาจาก Adaptive Linear Neuron) การเรียนรู้แบบวิโดร์ – ฮอฟฟ์ มีการนำไปประยุกต์ใช้งานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งเป็นสิ่งที่น่าสนใจที่จะศึกษาเพื่อนำไปประยุกต์ใช้งานในด้านการจำแนกประเภทของข้อมูล พร้อมทั้งศึกษาเจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm) เพื่อนำมาใช้ปรับปรุงประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลของการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ให้ดีขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	A study of Widrow – Hoff learning neural network and genetic algorithm for data classification
Student	Ms. Sasithorn Chanhom
Student ID.	52660527
Degree	Master of Science
Program	Information Technology
Major	Information System Technology
Academic Year	2011
Advisor	Assoc.Prof.Dr. Arit Thammano

ABSTRACT

Artificial neural network is a calculation that has the ability to learn that similar to the nervous system in human brain. The project will study the rules, learning with artificial neural network model in Widrow - Hoff Learning. A study the principles and methods of the least mean square algorithm that used to train in the Adaptive Linear Neuron. Widrow – Hoff Learning has been effectively applied to work. It is interesting to study to be applied in the classification of information. A study the Genetic Algorithm to improve efficiency in the classification of the learning of Widrow – Hoff neural network.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

การศึกษาวิชาการศึกษาอิสระนี้ สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องจากผู้จัดทำได้รับความอนุเคราะห์จากบุคคลใกล้ชิดทุกท่าน

ขอกราบขอบพระคุณคุณพ่อ คุณแม่และญาติพี่น้องทุกคน ที่เป็นกำลังใจให้ตลอดการศึกษา รศ.ดร. อาริต ธรรมโน อาจารย์ที่ปรึกษา ที่ช่วยให้คำปรึกษา คำแนะนำและตอบคำถามในเรื่องต่างๆ อาจารย์และคณะกรรมการทุกท่าน ผู้ถ่ายทอดความรู้และชี้แนะให้แนวทางตลอดการศึกษา

ขอบคุณเพื่อนๆ ทุกคน ที่คอยเป็นกำลังใจ คอยถามไถ่ ให้คำปรึกษาและร่วมทุกข์ร่วมสุขตลอดการศึกษา

สุดท้ายนี้ผู้จัดทำหวังเป็นอย่างยิ่งว่าการศึกษานี้จะมีประโยชน์ต่อผู้อื่นต่อไป

ศศิธร จันทร์หอม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....II

กิตติกรรมประกาศ.....III

สารบัญ.....IV

สารบัญตาราง.....VI

สารบัญรูป.....VII

บทที่ 1 บทนำ.....1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....1

1.2 วัตถุประสงค์.....1

1.3 ขอบเขตของการดำเนินงาน.....2

1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน.....2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....3

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....4

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network).....4

2.2 ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียม.....7

2.3 ปัจจัยที่มีผลต่อการฝึกสอนระบบโครงข่ายประสาทเทียม.....8

2.4 การเรียนรู้แบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ (Widrow – Hoff Learning).....8

2.4.1 กฎการเรียนรู้ของวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ (Widrow – Hoff Learning Rule).....9

2.4.2 อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด (Least Mean Square).....9

2.4.3 โครงข่ายอดาไลน์ (Adaptive Linear Neuron).....10

2.5 เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm).....14

บทที่ 3 วิธีการดำเนินการศึกษา.....23

3.1ยูสเคสไดอะแกรม (Use Case Diagram).....23

3.2 แอคทิวิตีไดอะแกรม (Activity Diagram).....28

3.3 การเตรียมโครงข่ายประสาทเทียม.....30

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.3.1 การจำแนกประเภทของข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนัก....30
3.2.2 การจำแนกประเภทของข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนัก....31
บทที่ 4 การพัฒนาระบบและผลดำเนินการศึกษา....34
4.1 เครื่องมือและภาษาที่ใช้ในการพัฒนาระบบ....34
4.2 รายละเอียดการทำงานของระบบ....34
4.3 ส่วนประกอบของโปรแกรม....35
4.3.1 หน้าจอเริ่มโปรแกรม....35
4.3.2 หน้าจอหลักของโปรแกรม....35
4.3.3 หน้าจอ Normalization....36
4.3.4 หน้าจอ Training โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนัก....40
4.3.5 หน้าจอ Training โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนัก....42
4.3.6 หน้าจอ Testing....45
4.3.7 หน้าจอ User Manual....47
4.3.8 หน้าจอ About....47
4.4 ข้อมูลที่นำมาทดสอบ....48
4.5 ผลการทดสอบ....50
4.5.1 ผลการทดสอบข้อมูล Iris....50
4.5.2 ผลการทดสอบข้อมูล Haberman....51
4.5.3 ผลการทดสอบข้อมูล Wine....52
บทที่ 5 สรุปผลการศึกษา....54
5.1 สรุปผลการศึกษา....54
5.2 ข้อเสนอแนะ....55
บรรณานุกรม....56
ประวัติผู้เขียน....57

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

2.1 ความสัมพันธ์ระหว่างโครงข่ายสมองของมนุษย์กับโครงข่ายประสาทเทียม....6

3.1 คำอธิบายยูสเคส Normalize Data....24

3.2 คำอธิบายยูสเคส Train Data By LMS....25

3.3 คำอธิบายยูสเคส Train Data By GA....26

3.4 คำอธิบายยูสเคส Test Data....27

4.1 ตัวอย่างข้อมูล Iris....48

4.2 ตัวอย่างข้อมูล Haberman....49

4.3 ตัวอย่างข้อมูล Wine....50

4.4 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Iris โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน....51

4.5 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Iris โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน....51

4.6 สรุปผลการทดสอบข้อมูล Iris....51

4.7 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Haberman โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน....52

4.8 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Haberman โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน....52

4.9 สรุปผลการทดสอบข้อมูล Haberman....52

4.10 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Wine โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน....53

4.11 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Wine โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน....53

4.12 สรุปผลการทดสอบข้อมูล Wine....53

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 โครงสร้างเซลล์สมองของมนุษย์....4

2.2 ฟังก์ชันการแปลงแบบเชิงเส้น....6

2.3 โครงสร้างเซลล์ประสาทของมนุษย์และโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม....7

2.4 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม....7

2.5 การเรียนรู้แบบมีการสอน....11

2.6 โครงข่ายอดาไลน์....12

2.7 โครโมโซมและยีน....14

2.8 การข้ามสายพันธุ์....16

2.9 การทำ Mutation....16

2.10 แสดงขั้นตอนการทำงานของวิธีเจเนติกอัลกอริทึม....17

2.11 แสดงโครโมโซมที่กำหนดจำนวนประชากรเท่ากับ 4....18

2.12 วงล้อรูเล็ตต์....19

2.13 โครโมโซมต้นแบบที่ถูกเลือก....19

2.14 โครโมโซมลูกที่ไม่ได้เกิดการ Crossover....20

2.15 โครโมโซมลูกที่เกิดจากการ Crossover....20

2.16 โครโมโซมลูกที่ผ่านการ Mutation แล้ว....21

2.17 แสดงโครโมโซมที่ถูกเลือกเป็นโครโมโซมต้นแบบในรุ่นต่อไป....21

3.1 ยูสเคสไดอะแกรมของระบบ....23

3.2 แอคทิวิตีไดอะแกรมของยูสเคส Normalize Data....28

3.3 แอคทิวิตีไดอะแกรมของยูสเคส Train Data By LMS....29

3.4 แอคทิวิตีไดอะแกรมของยูสเคส Test Data....30

3.5 การสุ่มค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงานมาสร้างเป็นโครโมโซม....31

3.6 วิธีการข้ามสายพันธุ์....32

4.1 หน้าจอเริ่มโปรแกรม....35

4.2 หน้าจอหลักของโปรแกรม....35

4.3 หน้าจอ Normalization....36

4.4 การเปิดแฟ้มข้อมูลที่ต้องการนำมาทำนอร์มอลไลเซชัน....38

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.5 หน้าจอแสดงข้อมูลที่จะทำการนอร์มอลไลเซชัน....38

4.6 แสดงหน้าจอหลังการนอร์มอลไลเซชัน....39

4.7 แสดงหน้าจอการใช้ข้อมูลน้อยสุดและมากสุดของแต่ละคอลัมน์ในการนอร์มอลไลเซชัน....40

4.8 หน้าจอ Training โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนัก....40

4.9 หน้าจอแสดงข้อมูลที่จะทำการฝึกฝนโดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนัก....42

4.10 แสดงหน้าจอเมื่อฝึกฝนข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดเสร็จ....42

4.11 หน้าจอ Training โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนัก....43

4.12 หน้าจอแสดงข้อมูลที่จะทำการฝึกฝนโดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการ ปรับค่าน้ำหนัก....44

4.13 แสดงหน้าจอเมื่อฝึกฝนข้อมูลโดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมเสร็จ....44

4.14 หน้าจอ Testing....45

4.15 หน้าจอแสดงข้อมูลที่จะทำการทดสอบ....46

4.16 หน้าจอแสดงข้อมูลค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงานที่จะนำมาใช้ในการทดสอบ....46

4.17 แสดงผลการทดสอบออกทางหน้าจอ....47

4.18หน้าจอ User Manual....47

4.19 หน้าจอ About....48

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การนำคอมพิวเตอร์เข้ามาใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูล นับว่าเป็นสิ่งที่มีประโยชน์กับการทำงานในปัจจุบันมาก ไม่ว่าจะเป็นการจำแนกประเภทของลูกค้าว่ามีความน่าเชื่อถือหรือไม่ การจำแนกประเภทของคนไข้เพื่อการรักษา เป็นต้น ในการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถจำแนกประเภทของข้อมูลได้นั้น คอมพิวเตอร์ต้องสามารถเรียนรู้และจำแนกประเภทของข้อมูลได้เหมือนกับสมองของมนุษย์ ดังนั้นจึงต้องนำวิธีการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) มาใช้ ซึ่งการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูลก็มีหลายกฎการเรียนรู้ และการเรียนรู้แบบหนึ่งที่เป็นที่นิยมและสามารถนำมาใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูลได้ คือ การเรียนรู้แบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ (Widrow – Hoff Learning) เป็นการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งใช้อัลกอริทึมหาค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุด (LMS ย่อมาจาก Least mean square) พร้อมกับโครงข่ายอดาไลน์ (ADALINE ย่อมาจาก Adaptive Linear Neuron) ที่ใช้ในการฝึกฝนเพื่อจำแนกประเภทของข้อมูล ซึ่งโครงข่ายอดาไลน์สามารถจำแนกประเภทของข้อมูล (Data classification) ออกจากกันได้ แต่ยังมีความผิดพลาดอยู่ ดังนั้นการศึกษาอิสระนี้จึงได้ศึกษาการเรียนรู้แบบวิโดร์ – ฮอฟฟ์ ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายอดาไลน์และอัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด เพื่อศึกษาข้อดีและข้อเสียของวิธีนี้ และจากการศึกษาจึงนำข้อเสียที่ได้ มาพัฒนาปรับปรุงการเรียนรู้ให้ดีขึ้นและให้มีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น โดยใช้วิธีการเจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm) เพื่อให้การจำแนกประเภทของข้อมูลมีความถูกต้องและมีประสิทธิภาพมากขึ้นในการทำงาน

1.2 วัตถุประสงค์

การศึกษาอิสระนี้มีวัตถุประสงค์ ดังนี้

1. เพื่อศึกษาหลักการของการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม
2. เพื่อศึกษาวิธีการในการจำแนกประเภทของข้อมูลด้วยการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม
3. เพื่อศึกษาวิธีการการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์
4. เพื่อศึกษาวิธีการเจเนติกอัลกอริทึม
5. เพื่อศึกษาวิธีการนำเจเนติกอัลกอริทึมมาใช้ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. เพื่อพัฒนาโปรแกรมสำหรับใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูลโดยใช้หลักการทำงานจากสิ่งที่ศึกษา

1.3 ขอบเขตการดำเนินงาน

การศึกษานี้ได้กำหนดขอบเขตในการศึกษาเป็นการพัฒนาระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยการใช้โครงสร้างแบบอดาไลน์ เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด นำผลที่ได้มาศึกษาหาข้อผิดพลาดและหาวิธีในการแก้ไขข้อผิดพลาดนั้น โดยใช้วิธีการเจเนติกอัลกอริทึมมาใช้ในการปรับปรุงประสิทธิภาพ ซึ่งมีขอบเขตการศึกษาหลักๆ ดังต่อไปนี้

- การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม
- กฎการเรียนรู้ของวิโดรว์ – ฮอฟฟ์
- การทำงานของโครงข่ายอดาไลน์
- อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด
- วิธีการเจเนติกอัลกอริทึม

1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน

เพื่อให้การศึกษาเป็นไปตามวัตถุประสงค์และขอบเขตที่กำหนด จึงได้กำหนดขั้นตอนในการดำเนินงานไว้ โดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ดังนี้

1. การศึกษาในวิชาการศึกษาอิสระ 1
   - ศึกษาทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม
   - ศึกษาวิธีการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ ได้แก่ กฎการเรียนรู้ของวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ หลักการทำงานของโครงข่ายอดาไลน์ในการจำแนกประเภทข้อมูล การนำอัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด ที่นำมาใช้ฝึกฝนในโครงข่ายอดาไลน์
   - พัฒนาโปรแกรมสำหรับใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูลด้วยโครงข่ายอดาไลน์
   - ทดสอบการใช้งานของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น
   - สรุปผลที่ได้จากการศึกษา
2. การศึกษาในวิชาการศึกษาอิสระ 2
   - ปรับปรุงวิธีการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ ให้มีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลให้ดีขึ้น โดยใช้วิธีการเจเนติกอัลกอริทึม
   - พัฒนาโปรแกรมที่ใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับวิธีการเจเนติกอัลกอริทึม เพื่อให้เห็นถึงการทำงานและประสิทธิภาพที่ดีขึ้น เพื่อ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ใช้ในการเปรียบเทียบในการจำแนกประเภทของข้อมูลกับการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ที่ใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด

- ทดสอบการทำงานของโปรแกรมในการจำแนกประเภทของข้อมูล
- สรุปผลการทำงานว่าการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมด้วยวิธีใดมีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของข้อมูลได้ดีกว่า

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ทำให้ทราบวิธีการพัฒนาระบบที่มีการนำกระบวนการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ที่มีการเรียนรู้แบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ มาใช้ในการจำแนกประเภทข้อมูลได้
2. ทำให้ทราบข้อดีและข้อเสียของการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์
3. สามารถนำผลที่ได้จากการศึกษามาพัฒนากระบวนการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมในการจำแนกประเภทข้อมูลที่มีประสิทธิภาพขึ้นได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

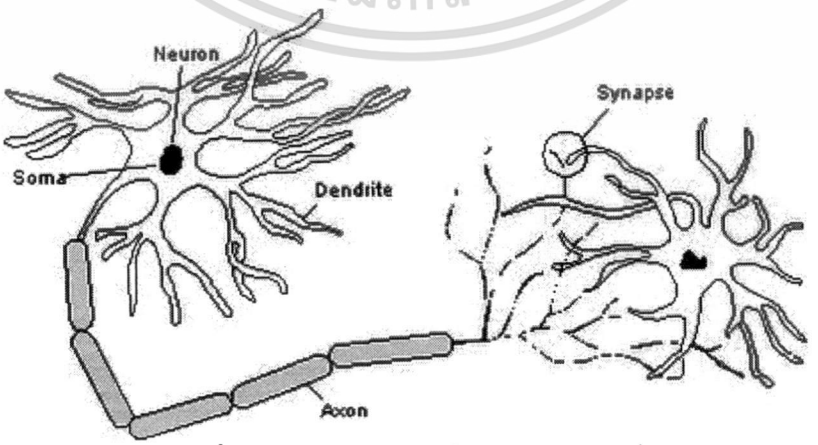
ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องที่ใช้ในการศึกษา โดยจะกล่าวถึงรายละเอียดเกี่ยวกับทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม ทฤษฎีการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด (Least Mean Square หรือ LMS) โครงข่ายอดาไลน์ (ADALINE หรือ Adaptive Linear Neuron) และวิธีการเจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm)

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network)

หลักการสำคัญของโครงข่ายประสาทเทียม คือ ความพยายามที่จะลอกเลียนแบบการทำงานของเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ ในเบื้องต้นจึงต้องศึกษาก่อนว่า สมองของมนุษย์มีการทำงานอย่างไร

สมองของมนุษย์ประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neuron) จำนวนมาก ซึ่งเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์มีส่วนประกอบหลัก คือ

- จุดประสานประสาท (Synapse) เป็นจุดเชื่อมโยงระหว่างเซลล์ประสาท
- ใยประสาทนำเข้า (Dendrite) เป็นแขนงรับสัญญาณประสาท ซึ่งเป็นเสมือนหน่วยรับข้อมูลเข้า
- โซมา (Soma) เป็นส่วนของตัวเซลล์ประสาท (Cell Body) ทำหน้าที่ประมวลผลข้อมูล
- แกนประสาทนำออก (Axon) เป็นส่วนปลายของเซลล์ประสาท ใช้ในการส่งสัญญาณประสาท ซึ่งเป็นเสมือนหน่วยส่งข้อมูลออกของเซล์



รูปที่ 2.1 โครงสร้างเซลล์สมองของมนุษย์

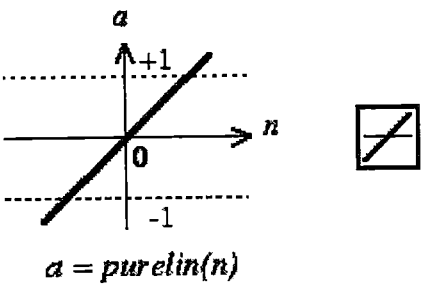
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เซลล์ประสาทของมนุษย์มีหลักการทำงาน คือ เซลล์ประสาทจะรับข้อมูลที่ส่งเข้ามาจากเซลล์ประสาทอื่นผ่านทางจุดประสานประสาท ต่อมาสัญญาณข้อมูลจะถูกส่งผ่านต่อไปยังใยประสาทนำเข้า ใยประสาทนำเข้าจะนำสัญญาณข้อมูลเข้าสู่โซมาเพื่อประมวลผล เมื่อประมวลผลเสร็จสัญญาณข้อมูลที่ถูกประมวลผลแล้วจะถูกส่งออกมาทางแกนประสาทนำออก เพื่อส่งต่อให้กับใยประสาทนำเข้าของเซลล์ประสาทอื่นต่อไป

โครงข่ายประสาทเทียมลอกเลียนแบบการทำงานตามเซล์ประสาทของมนุษย์ โดยโครงข่ายประสาทเทียมมีส่วนประกอบหลัก คือ

- ค่าน้ำหนัก (Weight) คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม หรือค่าความรู้ (Knowledge) โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการเรียนรู้จากข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่ระบบ โดยในแต่ละรอบของการเรียนรู้ โครงข่ายประสาทเทียมจะปรับค่าน้ำหนักให้สอดคล้องกับข้อมูลชุดนั้นๆ เมื่อสิ้นสุดกระบวนการเรียนรู้ข้อมูลชุดนั้นๆ โครงข่ายประสาทเทียมจะทำการย้อนกลับค่าความผิดพลาดในการจำแนกข้อมูล กลับมายังโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละชั้น เพื่อทำการปรับค่าน้ำหนักในแต่ละชั้นให้มีความเหมาะสมมากยิ่งขึ้น ค่านี้จะถูกเก็บเป็นทักษะเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่น ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน
- ข้อมูลเข้า (Input) เป็นส่วนที่รับข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม โดยข้อมูลที่รับเข้าจะเป็นข้อมูลตัวเลข เพราะโครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถทำการประมวลผลข้อมูลที่เป็นตัวเลขเท่านั้น
- โหนด (Neural) มีหน้าที่ในการประมวลผล ซึ่งในโหนดจะประกอบด้วยฟังก์ชั่นที่ใช้ในการประมวลผล ได้แก่
    - ฟังก์ชันผลรวม (Summation function) เป็นผลรวมของข้อมูลเข้า โดยการคำนวณหาผลรวมของค่าน้ำหนักและข้อมูลเข้าที่โหนดนั้นรับเข้ามา เพื่อนำผลลัพธ์ที่ได้ไปใช้เป็นข้อมูลออกในฟังก์ชันการแปลงต่อไป
    - ฟังก์ชันการแปลง (Transfer function) เป็นการคำนวณการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม อาจเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้นก็ได้ เช่น Linear Transfer Function ใช้เพื่อการประมาณค่าที่เป็นแบบเชิงเส้น ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่ต่อเนื่องและเป็นฟังก์ชันที่หาค่าอนุพันธ์ได้ ให้ผลลัพธ์ในการแยกแยะข้อมูลที่ดีเมื่อชุดข้อมูลที่ป้อนเข้ามาสามารถแบ่งแยกหรือมีความสัมพันธ์กันในลักษณะเชิงเส้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.2 ฟังก์ชันการแปลงแบบเชิงเส้น

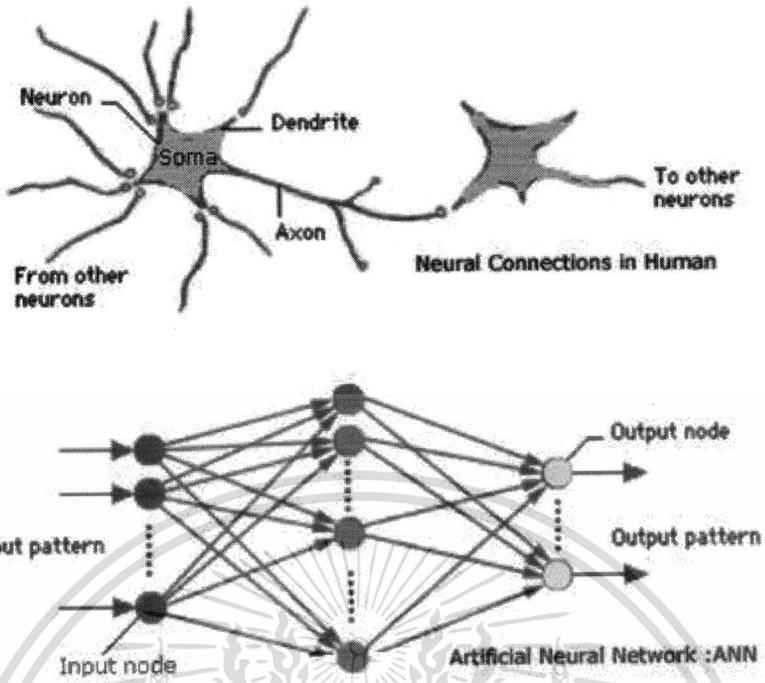
- ข้อมูลออก (Output) คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง (Actual output) จากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเลียนแบบการทำงานของเซลล์สมองมนุษย์นั้นทำได้โดยการใช้ค่าน้ำหนัก จำลองเป็นจุดประสานประสาท หากค่าน้ำหนักมีขนาดใหญ่ก็หมายความว่า ความเหนียวแน่นของรอยต่อจุดประสานประสาทมีค่าสูง นั่นคือสามารถส่งผ่านสัญญาณได้มาก หากค่าน้ำหนักมีขนาดเล็ก ก็หมายความว่าสัญญาณจะส่งผ่านรอยต่อจุดประสานประสาทได้น้อย

ตารางที่ 2.1 ความสัมพันธ์ระหว่างโครงข่ายสมองของมนุษย์กับโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายสมองของมนุษย์	โครงข่ายประสาทเทียม
จุดประสานประสาท	ค่าน้ำหนัก
ใยประสาทนำเข้า	ข้อมูลเข้า
โซมา	โหนด
แกนประสาทนำออก	ข้อมูลออก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

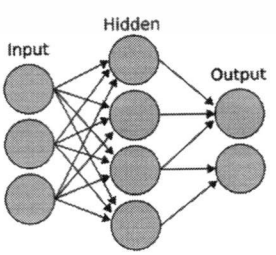


รูปที่ 2.3 โครงสร้างเซลล์ประสาทของมนุษย์และโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

2.2 ลักษณะของโครงข่ายประสามเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 3 ชั้นหลัก (layer) ได้แก่

- ชั้นรับข้อมูลเข้า (Input layer) เป็นชั้นที่นำข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม
- ชั้นซ่อน (Hidden layer) เป็นชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นรับข้อมูลเข้าและชั้นส่งข้อมูลออก เป็นชั้นที่ใช้ในการคำนวณผลรวมของข้อมูลเข้าและค่าน้ำหนัก ซึ่งโดยทั่วไป ชั้นซ่อนอาจมีมากกว่า 1 ชั้น
- ชั้นส่งข้อมูลออก (Output layer) เป็นชั้นสุดท้ายที่ใช้แสดงผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นในโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 2.4 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3 ปัจจัยที่มีผลต่อการฝึกสอนระบบโครงข่ายประสาทเทียม

1) จำนวนชั้นซ่อนและโหนดในชั้นซ่อน

จำนวนชั้นซ่อนและจำนวนโหนดในชั้นซ่อนไม่สามารถกำหนดได้แน่นอน ชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียวก็เพียงพอสำหรับการนำไปใช้แก้ปัญหาที่ไม่เป็นเชิงเส้นใดๆได้ แต่บางกรณีการเพิ่มชั้นซ่อนก็สามารถช่วยให้การเรียนรู้ง่ายขึ้น รวดเร็วขึ้น สำหรับจำนวนโหนดในชั้นซ่อนขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของปัญหา

2) จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน

จำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนมีผลต่อการปรับสอน เพราะยิ่งมีข้อมูลมาก การเรียนรู้จะทำให้คำตอบถูกต้องมากขึ้น แต่จะเสียเวลาในการสอน แต่ถ้าข้อมูลน้อยเกินไป จะทำให้ผลลัพธ์มีความคลาดเคลื่อนสูง

3) ค่าน้ำหนักเริ่มต้น

ก่อนจะเริ่มทำการสอนให้แก่โครงข่ายประสาทเทียม จะต้องกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นให้กับค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างโหนดแต่ละชั้นให้ครบ ซึ่งค่าที่กำหนดให้จะมีผลต่อเวลาที่ใช้ในการสอนและอาจจะส่งผลถึงค่าน้ำหนักที่ได้ภายหลังจากการสอน

4) การตั้งจุดทำงาน (bias)

การตั้งจุดทำงานสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม โดยทั่วไปจะมีหรือไม่มีก็ได้ ถ้ามีการออกแบบระบบโครงข่ายประสาทเทียมอย่างเหมาะสมแล้ว ไม่จำเป็นต้องมีการตั้งจุดทำงาน แต่ถ้าโครงข่ายมีจำนวนโหนดน้อยเกินไป การเพิ่มการตั้งจุดทำงานเข้าไปจะทำให้โครงข่ายสามารถจดจำได้ดีขึ้น

5) อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

การกำหนดอัตราการเรียนรู้ที่มีค่าน้อยเพื่อให้การปรับค่าน้ำหนักมีความละเอียดมาก ทำให้การปรับค่าน้ำหนักภายในโครงข่ายต้องกระทำหลายครั้ง ทำให้ต้องใช้เวลานานในการเรียนรู้ แต่ถ้ากำหนดให้อัตราการเรียนรู้มีค่ามาก จะทำให้การปรับค่าน้ำหนักหยาบ

6) จำนวนรอบในการเรียนรู้

การใช้จำนวนรอบในการเรียนรู้ที่ต่างกันจะให้ผลลัพธ์ที่แตกต่างกัน หากกำหนดจำนวนรอบน้อย ผลการทำนายก็จะให้ผลลัพธ์ที่ผิดพลาดมากเนื่องจากกระบวนการเรียนรู้ยังไม่เสร็จสิ้น แต่ถ้ากำหนดจำนวนรอบมากเกินไป จะทำให้ระบบเกิดการต่อต้านกับข้อมูลที่เรียนรู้ ซึ่งทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ผิดพลาดได้เช่นเดียวกัน

2.4 การเรียนรู้แบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ (Widrow – Hoff Learning)

ปี ค.ศ. 1960 เบอร์นาร์ด วิโดรว์ (Bernard Widrow) และ มาร์เซียน ฮอฟฟ์ (Marcian Hoff) จากมหาวิทยาลัยแสตนฟอร์ด ประเทศสหรัฐอเมริกา ได้นำเสนออัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หรือ LMS (Least Mean Square) พร้อมกับโครงข่ายอดาไลน์ (ADALINE : Adaptive Linear Neuron)

2.4.1 กฎการเรียนรู้ของวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ (Widrow – Hoff Learning Rule)

กฎการเรียนรู้ของวิโดรว์ – ฮอฟฟ์หรือกฎของเดลต้า (Delta Rule) ใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการฝึกสอนโครงข่ายอดาไลน์ โดยมีการกำหนดคู่ของข้อมูลเข้าและข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมายดังนี้

$$\{p_1,t_1\},\{p_2,t_2\},\ldots,\{p_Q,t_Q\} \tag{2.1}$$

โดยที่ p เป็นเวกเตอร์ข้อมูลเข้าของโครงข่าย และ t เป็นเวกเตอร์ข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมาย เมื่อข้อมูลเข้าถูกป้อนเข้าสู่โครงข่าย ผลลัพธ์ที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมายของข้อมูลเข้าตัวนั้น

2.4.2 อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด (Least Mean Square)

อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดเป็นวิธีการที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนักและการตั้งจุดทำงานของโครงข่ายอดาไลน์ โดยใช้เงื่อนไขการลดค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสอง $E[e^2]$ ให้ได้ค่าน้อยที่สุด โดยค่าความผิดพลาดก็คือค่าของข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมายลบด้วยผลลัพธ์ที่คำนวณได้จากโครงข่าย

$$e(k) = t(k) - a(k) \tag{2.2}$$

โดย $t(k)$ คือ ข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมาย

$a(k)$ คือ ผลลัพธ์ที่คำนวณได้จากโครงข่าย

ณ รอบที่ k

อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก คือ

$$W(k+1) = W(k) + 2\alpha e(k)p(k) \tag{2.3}$$

โดย $W(k+1)$ คือ ค่าน้ำหนักใหม่ในรอบที่ k + 1

$W(k)$ คือ ค่าน้ำหนัก ณ รอบที่ k

α คือ ค่าอัตราการเรียนรู้ โดยทั่วไปจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0.1 และ 1.0

$e(k)$ คือ ค่าความผิดพลาด ณ รอบที่ k

$p(k)$ คือ ค่าของข้อมูลนำเข้า ณ รอบที่ k

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และอัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดที่ใช้ในการปรับการตั้งจุดทำงาน คือ

$$b(k+1) = b(k) + 2\alpha e(k) \tag{2.4}$$

โดย $b(k+1)$ คือ ค่าการตั้งจุดทำงานใหม่ในรอบที่ k + 1

$b(k)$ คือ ค่าน้ำหนัก ณ รอบที่ k

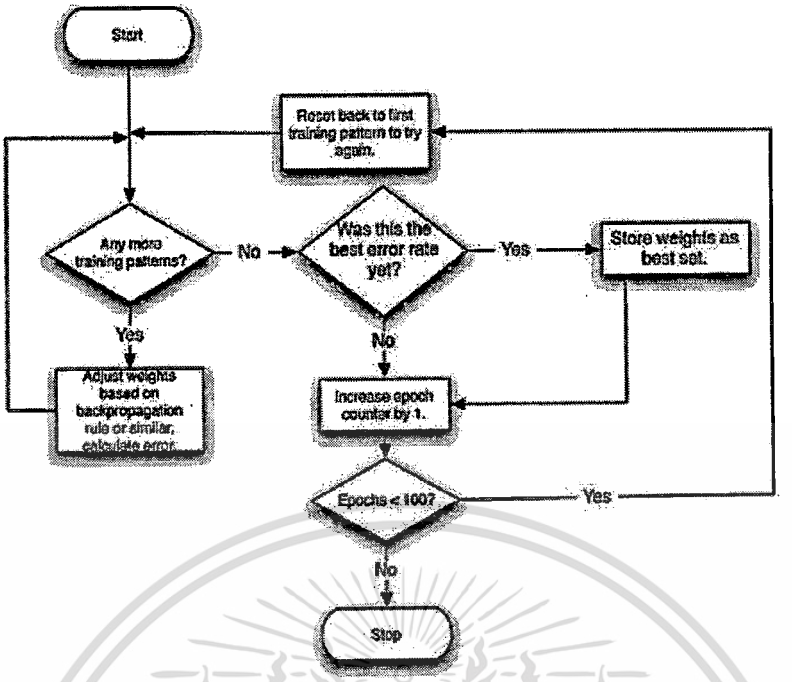
α คือ ค่าอัตราการเรียนรู้ โดยทั่วไปจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0.1 และ 1.0

$e(k)$ คือ ค่าความผิดพลาด ณ รอบที่ k

2.4.3 โครงข่ายอดาไลน์ (Adaptive Linear Neuron)

โครงข่ายอดาไลน์เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับเซลล์สมองจำนวน 1 เซลล์ โดยโครงข่ายอดาไลน์ใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูล โดยใช้การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) ซึ่งจะมีข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ในการสอน (Training Set) ซึ่งข้อมูลตัวอย่างนี้ประกอบด้วยข้อมูลเข้า (Input Data) และข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมาย (Target Output) เพื่อใช้ในการตรวจคำตอบ โครงข่ายอดาไลน์จะประมวลผลจนได้ผลลัพธ์ ค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงานออกมาชุดหนึ่ง ผลลัพธ์ที่ได้จะถูกนำมาคำนวณหาค่าความผิดพลาด (Error) โดยเปรียบเทียบกับข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมาย ถ้ายังมีความผิดพลาดสูงอยู่ ก็จะมีการปรับค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงาน โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และทำการสอนต่อไปจนกว่าค่าความผิดพลาดจะมีค่าน้อยพอที่จะยอมรับได้ จึงจะหยุดการสอน เมื่อโครงข่ายอดาไลน์เรียนรู้ข้อมูลตัวอย่างได้ถูกต้องหมดแล้ว ค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงาน จะถูกนำไปใช้งานจริง เพื่อสร้างผลลัพธ์ให้ข้อมูลใหม่ๆ ที่โครงข่ายไม่เคยเห็นมาก่อน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.5 การเรียนรู้แบบมีการสอน

โครงข่ายอดาไลน์มีฟังก์ชันการแปลงเป็นฟังก์ชันเส้นตรง ดังนั้นจะได้ผลลัพธ์ของเครือข่าย คือ

$$a = f(n) \tag{2.5}$$

$$a = f(n) = \begin{cases} 1 & n \geq 0 \\ -1 & n < 0 \end{cases}$$

โดยที่ n คือ ผลรวมของข้อมูลเข้าและการตั้งจุดทำงาน จะได้ว่า

$$n = Wp + b \tag{2.6}$$

โดย W คือ ค่าน้ำหนัก

p คือ ค่าของข้อมูลนำเข้า

b คือ ค่าการตั้งจุดทำงาน

แทนค่าสมการ (2.6) ใน (2.5) จะได้

$$a = f(Wp + b) \tag{2.7}$$

ผลลัพธ์ของโหนดที่ k ในโครงข่าย สามารถเขียนได้ ดังนี้

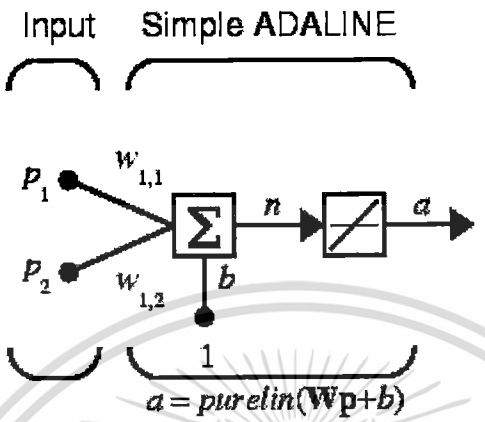
$$a(k) = f(Wp(k) + b) \tag{2.8}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่W คือ ค่าน้ำหนัก

$P(k)$ คือ ข้อมูลเข้า

b คือ ค่าการตั้งจุดทำงาน



รูปที่ 2.6 โครงข่ายอดาไลน์

หลักการเรียนรู้ของโครงข่ายอดาไลน์ สามารถสรุปได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 สมมติค่าน้ำหนัก (W)

ค่าการตั้งจุดทำงาน (b)

และค่าอัตราการเรียนรู้ (α)

ขั้นที่ 2 ป้อนข้อมูลเข้า $p(k)$ ให้แก่โครงข่าย

ขั้นที่ 3 คำนวณหาค่าผลลัพธ์ $a(k)$ ของโครงข่ายจากสมการ

$$a(k) = f(Wp(k) + b)$$

ขั้นที่ 4 หาค่าความผิดพลาด

สมการที่ใช้ในการหาค่าความผิดพลาด คือ

$$e(k) = t(k) - a(k)$$

โดย $t(k)$ คือ ข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมาย

$a(k)$ คือ ผลลัพธ์ที่คำนวณได้จากโครงข่าย

ขั้นที่ 5 ปรับค่าน้ำหนักและการตั้งจุดทำงานของโครงข่ายประสาทใหม่จากสมการ

$$W(k+1) = W(k) + 2\alpha e(k)p(k)$$
$$b(k+1) = b(k) + 2\alpha e(k)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตัวอย่างการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการเรียนรู้แบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ โดยใช้โครงข่ายอดาไลน์

กำหนดข้อมูลเข้า ดังนี้

p1 = $\begin{bmatrix}1\\1\end{bmatrix}$, t1 = $\begin{bmatrix}-1\\-1\end{bmatrix}$

p2 = $\begin{bmatrix}2\\2\end{bmatrix}$, t2 = $\begin{bmatrix}-1\\-1\end{bmatrix}$

p3 = $\begin{bmatrix}1\\-1\end{bmatrix}$, t3 = $\begin{bmatrix}-1\\1\end{bmatrix}$

p4 = $\begin{bmatrix}1\\-2\end{bmatrix}$, t4 = $\begin{bmatrix}-1\\1\end{bmatrix}$

p5 = $\begin{bmatrix}-1\\1\end{bmatrix}$, t5 = $\begin{bmatrix}1\\-1\end{bmatrix}$

1) กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น (w) เท่ากับ 0

กำหนดค่าการตั้งจุดทำงานเริ่มต้น (b) เท่ากับ 0

กำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ (α) เท่ากับ 0.01

2) ป้อนข้อมูลเข้าให้แก่โครงข่าย คือ p1 = $\begin{bmatrix}1\\1\end{bmatrix}$ และคำนวณหาค่าผลลัพธ์โดยใช้สมการที่ 2.8

$$\begin{aligned} a(0) &= f(Wp(0)+b) \\ &= \begin{bmatrix}0 & 0\\0 & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}1\\1\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}0\\0\end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix}0\\0\end{bmatrix} \end{aligned}$$

3) คำนวณหาค่าความผิดพลาดโดยใช้สมการที่ 2.2

$$\begin{aligned} e(0) &= t(0) - a(0) \\ &= \begin{bmatrix}-1\\-1\end{bmatrix} - \begin{bmatrix}0\\0\end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix}-1\\-1\end{bmatrix} \end{aligned}$$

4) ปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายใหม่โดยใช้สมการที่ 2.3

$$\begin{aligned} W(1) &= W(0) + 2\alpha e(0)p(0) \\ &= \begin{bmatrix}0 & 0\\0 & 0\end{bmatrix} + 2(0.01)\begin{bmatrix}-1\\-1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}1\\1\end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix}-0.02 & -0.02\\-0.02 & -0.02\end{bmatrix} \end{aligned}$$

5) ปรับค่าการตั้งจุดทำงานของโครงข่ายใหม่โดยใช้สมการที่ 2.4

$$\begin{aligned} b(1) &= b(0) + 2\alpha e(0) \\ &= \begin{bmatrix}0\\0\end{bmatrix} + 2(0.01)\begin{bmatrix}-1\\-1\end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix}-0.02\\-0.02\end{bmatrix} \end{aligned}$$

รับค่าข้อมูลเข้าใหม่เข้ามา คือ p2 = $\begin{bmatrix}2\\2\end{bmatrix}$

1) คำนวณหาค่าผลลัพธ์โดยใช้สมการที่ 2.8

$$\begin{aligned} a(1) &= f(Wp(1)+b) \\ &= \begin{bmatrix}-0.02 & -0.02\\-0.02 & -0.02\end{bmatrix}\begin{bmatrix}2\\2\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}-0.02\\-0.02\end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix}-0.1\\-0.1\end{bmatrix} \end{aligned}$$

2) คำนวณหาค่าความผิดพลาดโดยใช้สมการที่ 2.2

$$e(1) = t(1) - a(1)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$= \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -0.1 \\ -0.1 \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} -0.9 \\ -0.9 \end{bmatrix}$$

3) ปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายใหม่โดยใช้สมการที่ 2.3

$$W(2) = W(1) + 2\alpha e(1)p(1)$$
$$= \begin{bmatrix} -0.02 & -0.02 \\ -0.02 & -0.02 \end{bmatrix} + 2(0.01) \begin{bmatrix} -0.9 \\ -0.9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 2 \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} -0.056 & -0.056 \\ -0.056 & -0.056 \end{bmatrix}$$

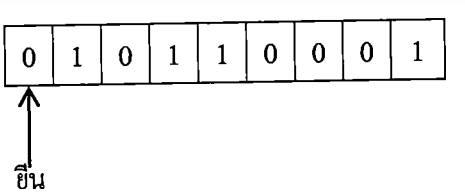
4) ปรับค่าการตั้งจุดทำงานของโครงข่ายใหม่โดยใช้สมการที่ 2.4

$$b(2) = b(1) + 2\alpha e(1)$$
$$= \begin{bmatrix} -0.02 \\ -0.02 \end{bmatrix} + 2(0.01) \begin{bmatrix} -0.9 \\ -0.9 \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} -0.038 \\ -0.038 \end{bmatrix}$$

รับค่าข้อมูลเข้าใหม่เข้ามาและกลับไปทำในขั้นตอนที่ 2 – 5 จนกว่าค่าน้ำหนักจะมีการเปลี่ยนแปลงน้อยกว่า 0.005 จึงจะถือว่าสิ้นสุดการฝึกสอน

2.5 เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm)

เจเนติกอัลกอริทึม เป็นวิธีการหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดในการแก้ปัญหา โดยใช้วิธีการเลียนแบบการเกิดวิวัฒนาการของสิ่งมีชีวิต กล่าวคือ การสืบทอดพันธุกรรมของสิ่งมีชีวิตนั้น เกิดขึ้นจากการจับคู่และจำลองโครโมโซม (Chromosome) ของสิ่งมีชีวิตในรุ่นพ่อและแม่ ทำให้เกิดเป็นสิ่งมีชีวิตในรุ่นลูกที่มีความหลากหลายทางพันธุกรรม โดยในโครโมโซมจะประกอบไปด้วยยีน (Gene) หลายๆยีน การคัดเลือกโครโมโซมของพ่อและแม่ที่เหมาะสม เมื่อนำมาจับคู่กันแล้ว จะทำให้เกิดลูกที่มีลักษณะทางพันธุกรรมที่เหมาะสม ที่จะคัดเลือกไปเป็นพ่อและแม่เพื่อใช้เป็นต้นแบบในการสืบทอดพันธุกรรมในรุ่นต่อไป ในการหาคำตอบที่เหมาะสมโดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมนั้น มีวิธีการโดยใช้การแปลงค่าตัวแปรสำหรับการแก้ปัญหา ซึ่งแต่ละค่าก็เปรียบเสมือนยีนที่ประกอบกันเป็นโครโมโซม และทำการคัดเลือกโครโมโซมที่เหมาะสม เพื่อนำมาจับคู่และจำลองโครโมโซมเพื่อให้เกิดโครโมโซมที่มีค่าตัวแปรที่เหมาะสมที่สุดเพื่อให้ได้คำตอบที่นำมาใช้ในการแก้ปัญหา



รูปที่ 2.7 โครโมโซมและยีน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เจเนติกอัลกอริทึมมีองค์ประกอบหลัก ดังนี้

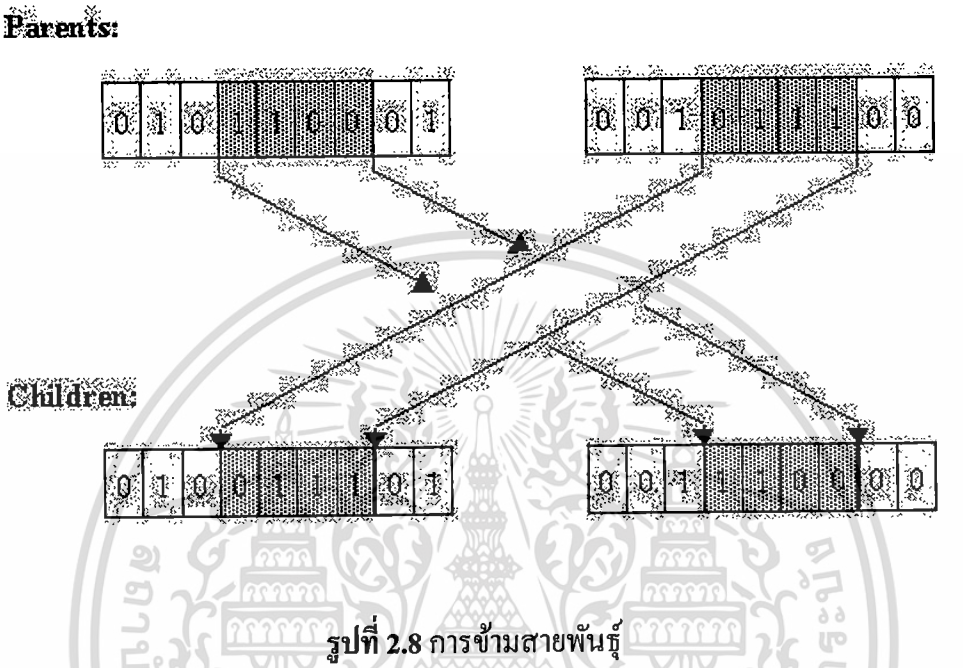
- การเข้ารหัสโครโมโซม (Chromosome Encoding) คือ ขั้นตอนการแปลงตัวแปรสำหรับการแก้ปัญหาให้อยู่ในรูปแบบของโครโมโซม โดยใช้การสุ่มค่าขึ้นมาเพื่อให้เป็นค่าในแต่ละยีนของโครโมโซม
- การกำหนดจำนวนประชากรเริ่มต้น (Initial Population) คือ การกำหนดจำนวนประชากร (Population) ต้นแบบขึ้นมา เพื่อใช้เป็นจุดเริ่มต้นของการเกิดวิวัฒนาการ เป็นขั้นตอนแรกที่เกิดขึ้นก่อนที่จะเริ่มเข้ากระบวนการของเจเนติกอัลกอริทึม โดยประชากรต้นกำเนิด จะเกิดจากการสุ่มเลือกมาจากกลุ่มของประชากรทั้งหมดที่มีอยู่
- ฟังก์ชันความเหมาะสม (Fitness Function) คือ ฟังก์ชันสำหรับประเมินค่าความเหมาะสม เพื่อให้คะแนนสำหรับคำตอบต่างๆ ที่เป็นไปได้ของปัญหา โครโมโซมทุกตัวจะมีค่าความเหมาะสมของตัวเอง เพื่อใช้สำหรับพิจารณาว่า โครโมโซมตัวนั้น เหมาะหรือไม่ที่จะนำมาใช้สืบทอดพันธุกรรมสำหรับสร้างโครโมโซมรุ่นใหม่ โดยวิธีการสำหรับคิดค่าความเหมาะสมนั้นจะใช้สมการที่สอดคล้องกับแต่ละปัญหา
- เจเนติกโอเปอเรเตอร์ (Genetic Operator) คือ การดำเนินการต่างๆ ตามขั้นตอนของเจเนติกอัลกอริทึม เพื่อให้เกิดการวิวัฒนาการไปสู่คำตอบที่ดีขึ้น ซึ่งได้แก่ การคัดเลือก (Selection) การข้ามสายพันธุ์ (Crossover) และ การกลายพันธุ์ (Mutation)
- ตัวแปร (Parameter) คือ ปัจจัยที่ส่งผลต่อการทำงานของเจเนติกอัลกอริทึม เช่น ขนาดของประชากร (Population Size) ความน่าจะเป็นของการเกิดการข้ามสายพันธุ์ (Crossover Probability) หรือความน่าจะเป็นของการเกิดการกลายพันธุ์ (Mutation Probability)

เจเนติกอัลกอริทึมมีขั้นตอนพื้นฐานหลักๆ ดังนี้

1. กำหนดจำนวนประชากรในแต่ละรุ่น สร้างกลุ่มประชากรโดยการสร้างโครโมโซมขึ้นมาตามจำนวนประชากรที่กำหนด การกำหนดจำนวนประชากร ถ้ามีจำนวนมากเกินไปจะทำให้ต้องเสียเวลาในการประมวลผลมากและทำงานได้ช้าลงหรือหากน้อยเกินไปก็จะทำให้การค้นหานั้นลู่เข้าสู่คำตอบได้ช้าเกินไป
2. หาค่าความเหมาะสมของทุกโครโมโซม โดยใช้ฟังก์ชันความเหมาะสม
3. คัดเลือกโครโมโซม 2 โครโมโซม จากโครโมโซมทั้งหมด เพื่อนำมาเป็นโครโมโซมพ่อและแม่ โดยดูจากค่าความเหมาะสม โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมสูง มีโอกาสที่จะถูกคัดเลือกสูง
4. นำโครโมโซมที่ถูกคัดเลือกมาทำการข้ามสายพันธุ์ เพื่อให้ได้โครโมโซมรุ่นลูก (Offspring) แต่ถ้าในกรณีที่ไม่เกิดการข้ามสายพันธุ์จะมีการทำสำเนา (Copy) รูปแบบของโครโมโซมจากรุ่นพ่อแม่ไปสู่รุ่นลูกเลย ในการข้ามสายพันธุ์ต้องมีการกำหนดค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการข้ามสายพันธุ์ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง 0 – 100 โดยทั่วไปค่าที่เหมาะสม

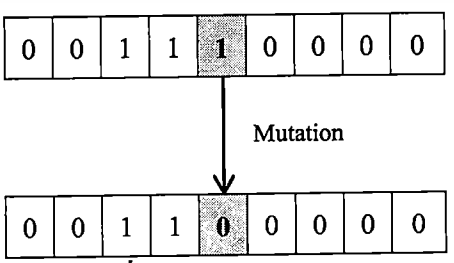
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของความน่าจะเป็นในการเกิดการข้ามสายพันธุ์จะอยู่ที่ 60% - 95% การจะเกิดการข้ามสายพันธุ์หรือไม่นั้น ต้องทำการสุ่มตัวเลขขึ้นมาเพื่อเปรียบเทียบกับค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการข้ามสายพันธุ์ ถ้าตัวเลขที่สุ่มมามีค่าน้อยกว่าจะยอมให้มีการเกิดการข้ามสายพันธุ์ แต่ถ้ามากกว่าก็จะไม่เกิดการข้ามสายพันธุ์



รูปที่ 2.8 การข้ามสายพันธุ์

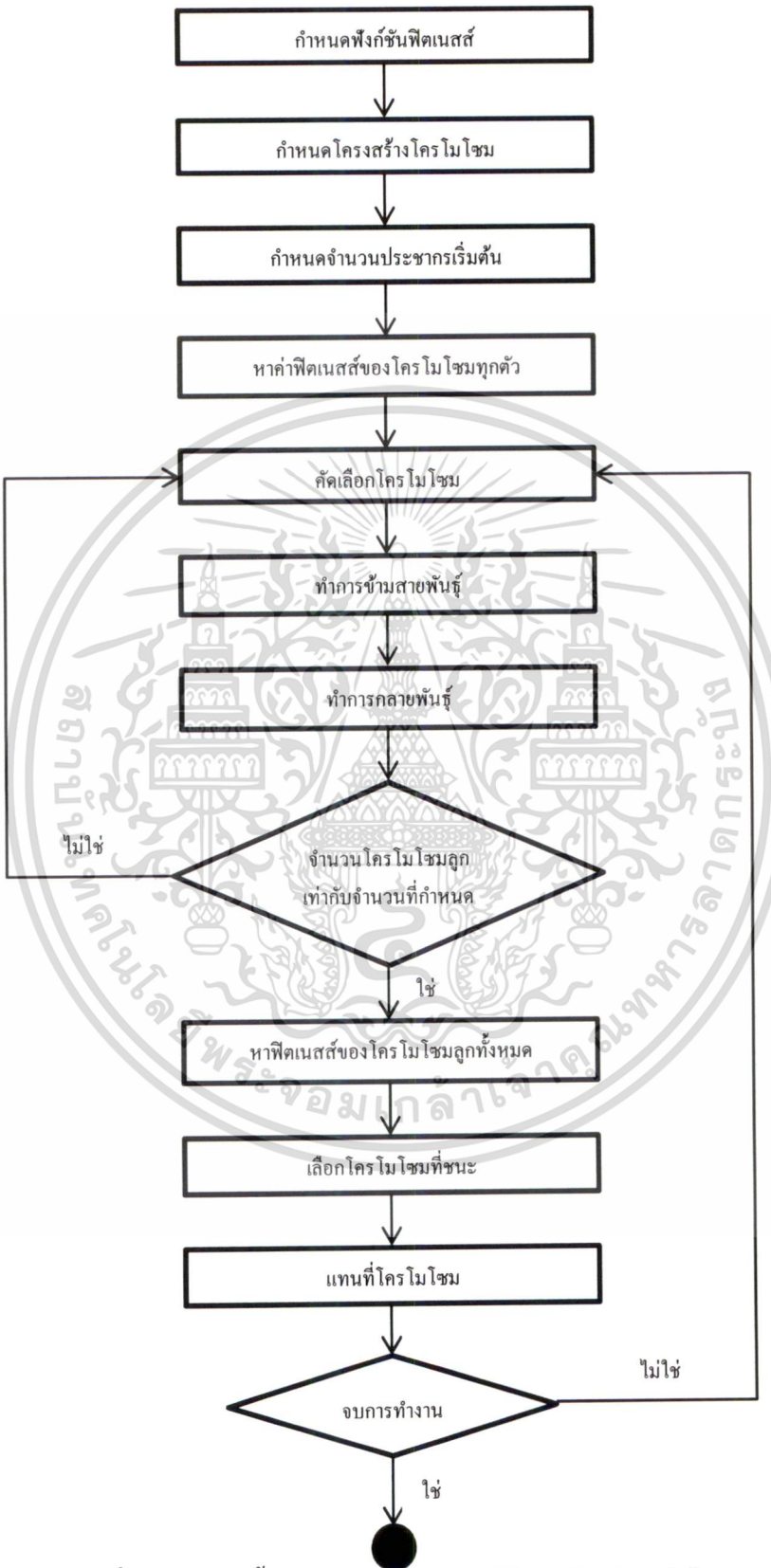
5. นำโครโมโซมรุ่นลูกมาทำการกลายพันธุ์ เพื่อให้ได้โครโมโซมรุ่นลูกใหม่ การกลายพันธุ์นั้น ต้องมีการกำหนดค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการกลายพันธุ์ ซึ่งจะมีค่าอยู่ในช่วง 0 – 100 โดยทั่วไปค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการกลายพันธุ์ จะถูกกำหนดอยู่ในช่วง 0% - 1% การจะเกิดการกลายพันธุ์หรือไม่นั้น ต้องทำการสุ่มตัวเลขขึ้นมาเพื่อเปรียบเทียบกับค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการกลายพันธุ์ ถ้าตัวเลขที่สุ่มมามีค่าน้อยกว่าจะยอมให้มีการเกิดการกลายพันธุ์ แต่ถ้ามากกว่าก็จะไม่เกิดการกลายพันธุ์



รูปที่ 2.9 การทำ Mutation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง



รูปที่ 2.10 แสดงขั้นตอนการทำงานของวิธีเจเนติกอัลกอริทึม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้
137575

ตัวอย่างเพื่ออธิบายวิธีการเจเนติกอัลกอริทึม

<u>โจทย์</u> $f(x) = 15x - x^2$ จงหาค่า x ที่ทำให้ *f(x)* มีค่าสูงสุด โดยที่ $x \in [0,15]$ และ $x \in integer$

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดจำนวนของประชากร โดยกำหนดว่าให้จำนวนประชากรในแต่ละรุ่นเท่ากับ 4

จากโจทย์กำหนดว่า x มีค่าอยู่ระหว่าง 0 – 15 สร้างโครโมโซมโดยการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 4 ตัวไม่ซ้ำกัน เช่น ได้ตัวเลข 1, 2, 6 และ 8 จากนั้นนำเลขทั้ง 4 ตัว มาแปลงเป็นเลขฐานสอง แล้วสร้างเป็นโครโมโซมที่มี 4 ยีน ดังนี้

โครโมโซม 1	0	0	0	1
โครโมโซม 2	0	0	1	0
โครโมโซม 3	0	1	1	0
โครโมโซม 4	1	0	0	0

รูปที่ 2.11 แสดงโครโมโซมที่กำหนดจำนวนประชากรเท่ากับ 4

ขั้นตอนที่ 2 นำค่าตัวเลขที่สุ่มมาไปแทนค่าในสมการ $f(x) = 15x - x^2$ ทีละตัว จะได้เป็นค่าฟิตเนสส์ของโครโมโซมต้นแบบแต่ละตัว ได้แก่

- ให้ x = 1 ได้ผลลัพธ์เท่ากับ 14
- ให้ x = 2 ได้ผลลัพธ์เท่ากับ 26
- ให้ x = 6 ได้ผลลัพธ์เท่ากับ 54
- ให้ x = 8 ได้ผลลัพธ์เท่ากับ 56

หาค่าความน่าจะเป็น (Probability) ของแต่ละโครโมโซม จะได้

$$p1 = \frac{14}{14 + 26 + 54 + 56} = 0.0933$$

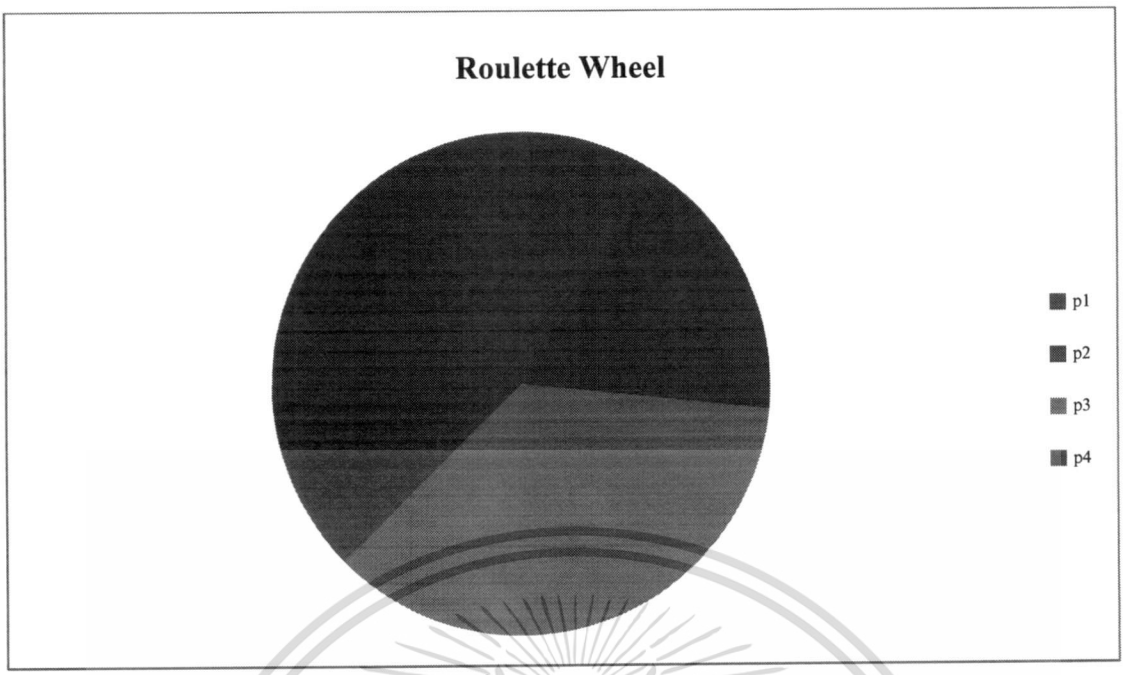
$$p2 = \frac{26}{14 + 26 + 54 + 56} = 0.1733$$

$$p3 = \frac{54}{14 + 26 + 54 + 56} = 0.36$$

$$p4 = \frac{56}{14 + 26 + 54 + 56} = 0.3733$$

นำค่าความน่าจะเป็นที่ได้มาสร้างกราฟของวงล้อรูเล็ตต์ (Roulette wheel)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.12 วงล้อรูเล็ตต์

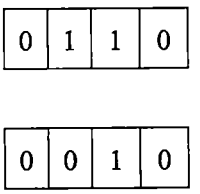
ขั้นตอนที่ 3 เลือกโครโมโซมต้นแบบ โดยการสุ่มตัวเลขขึ้นมา เช่น สุ่มได้ตัวเลข 0.25 ซึ่งถ้าดูจากวงล้อรูเล็ตต์ ค่า 0.25 อยู่ในช่วงของ p2 จึงเลือกโครโมโซมที่ 2 มาเป็นโครโมโซมต้นแบบ ทำเช่นนี้จนได้โครโมโซมครบ 4 โครโมโซม จะได้โครโมโซมพ่อและแม่ ดังนี้

โครโมโซมพ่อ 1	0	1	1	0
โครโมโซมแม่ 1	0	0	1	0
โครโมโซมพ่อ 2	1	0	0	0
โครโมโซมแม่ 2	0	1	1	0

รูปที่ 2.13 โครโมโซมต้นแบบที่ถูกเลือก

ขั้นตอนที่ 4 ทำการข้ามสายพันธุ์โดยการกำหนดค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการข้ามสายพันธุ์ (Pc) ในที่นี้จะกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0.8 ทำการสุ่มค่าตัวเลขขึ้นมา
ถ้ามากกว่าค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการข้ามสายพันธุ์ ให้ทำสำเนาจากพ่อและแม่มาเลย

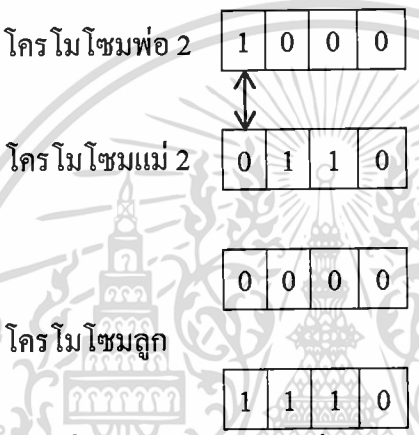
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.14 โครโมโซมลูกที่ไม่ได้เกิดการข้ามสายพันธุ์

จากรูปที่ 2.14 เป็นโครโมโซมลูกที่ได้จากโครโมโซมพ่อ 1 และโครโมโซมแม่ 1 ที่ไม่เกิดการข้ามสายพันธุ์

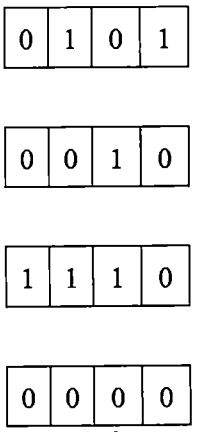
ถ้ามีค่าน้อยกว่าค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการข้ามสายพันธุ์ ก็ให้ทำการข้ามสายพันธุ์



รูปที่ 2.15 โครโมโซมลูกที่เกิดจากการข้ามสายพันธุ์

ขั้นตอนที่ 5 ทำการกลายพันธุ์ โดยการกำหนดค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการกลายพันธุ์ (Pm) ในที่นี้จะกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0.05 ทำการสุ่มค่าตัวเลขขึ้นมา ถ้าน้อยกว่าค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการกลายพันธุ์ ให้ทำการกลายพันธุ์ โดยการเปลี่ยนค่าในยีนจาก 0 เป็น 1 และ จาก 1 เป็น 0 ถ้ามากกว่าไม่ต้องทำการกลายพันธุ์ โดยสุ่มค่าทีละยีน ทำจนครบทุกโครโมโซม จะได้โครโมโซมลูกที่ผ่านการกลายพันธุ์แล้ว ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

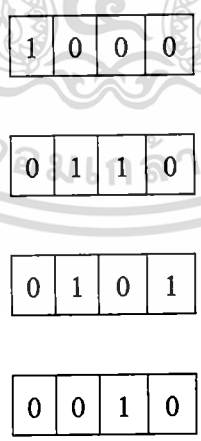


รูปที่ 2.16 โครโมโซมลูกที่ผ่านการกลายพันธุ์แล้ว

ขั้นตอนที่ 6 เมื่อแปลงค่าแต่ละโครโมโซมเป็นเลขฐานสิบจะได้เท่ากับ 5, 2, 14 และ 0 ตามลำดับ นำค่าที่ได้ไปแทนค่าในสมการ $f(x) = 15x - x^2$ ทีละตัว จะได้เป็นค่าฟิตเนสส์ของโครโมโซมลูกแต่ละตัว ได้แก่

- ให้ x = 5 ได้ผลลัพธ์เท่ากับ 50
- ให้ x = 2 ได้ผลลัพธ์เท่ากับ 26
- ให้ x = 14 ได้ผลลัพธ์เท่ากับ 14
- ให้ x = 0 ได้ผลลัพธ์เท่ากับ 0

ขั้นตอนที่ 7 คัดเลือกโครโมโซมต้นแบบของรุ่นต่อไป โดยการคัดเลือกโครโมโซมพ่อแม่และลูกที่มีค่าฟิตเนสส์มากที่สุดมา 4 โครโมโซม คือ 56, 54, 50 และ 26



รูปที่ 2.17 แสดงโครโมโซมที่ถูกเลือกเป็นโครโมโซมต้นแบบในรุ่นต่อไป

กลับไปทำขั้นตอนที่ 2 ถึงขั้นตอนที่ 7 จนกว่าจะตรงกับเงื่อนไขที่ให้หยุดทำงาน โดยเงื่อนไขที่จะให้เจเนติกอัลกอริทึมหยุดทำงาน มีดังนี้

1. รอบของการทำงานเท่ากับจำนวนรอบที่กำหนดไว้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. เก็บค่าของโครโมโซมที่ดีที่สุดไว้ ถ้าค่าไม่เปลี่ยนแปลงหลายรุ่นให้หยุดการทำงาน
3. ดูจำนวนของโครโมโซมที่ดีที่สุด

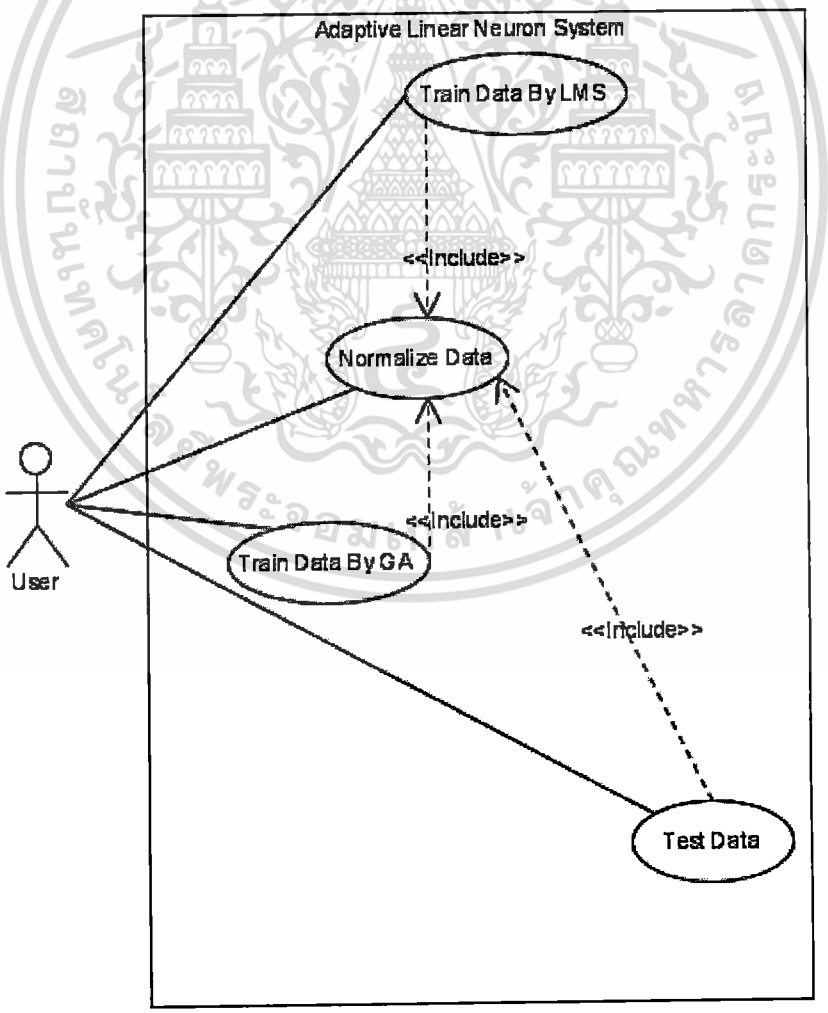
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
วิธีการดำเนินการศึกษา

ในบทนี้จะกล่าวถึงการวิเคราะห์และออกแบบระบบงาน โดยใช้หลักการการออกแบบโปรแกรมเชิงวัตถุหรือ OOP (Object Oriented Programming) โดยใช้ UML Diagram (Unified Modeling Language) เป็นแบบจำลองในการวิเคราะห์และออกแบบหน้าจอของโปรแกรมโดยใช้ Microsoft Visual Studio.Net 2008

3.1 ยูสเคสไดอะแกรม (Use Case Diagram)

ยูสเคสไดอะแกรมของระบบแสดงได้ดังรูป โดยประกอบด้วยแอกเตอร์ (Actor) หลักที่สำคัญคือ ผู้ใช้ระบบ (User) ซึ่งเป็นผู้ที่เข้ามาใช้งานระบบ



รูปที่ 3.1 ยูสเคสไดอะแกรมของระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รายละเอียดแต่ละยูสเคสสามารถอธิบายได้ดังนี้

ตารางที่ 3.1 คำอธิบายยูสเคส Normalize Data

Use Case Name:	Normalize Data	
Scenario:	นอร์มอลไลซ์ข้อมูลดิบที่รับเข้าสู่ระบบให้อยู่ในรูปแบบตัวเลข -1 และ 1	
Triggering Event:	ผู้ใช้กดปุ่มนอร์มอลไลเซชัน	
Brief Description:	เมื่อผู้ใช้กดปุ่มนอร์มอลไลเซชัน ระบบจะอ่านข้อมูลดิบที่รับเข้ามาและแปลงข้อมูลดิบให้อยู่ในรูปแบบของตัวเลข -1 และ 1 และบันทึกข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้ว	
Actor:	ผู้ใช้ระบบ	
Related Use Cases:	-	
Stakeholders:	-	
Preconditions:	ต้องเลือกแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้าที่อยู่ในรูปแบบ .txt	
Postconditions:	ได้แฟ้มข้อมูลของข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์ชื่อ "NormalizeData.txt"	
Flow of Activities:	Actor	System
	1. เลือกแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้าที่ต้องการทำนอร์มอลไลซ์ 2. กดปุ่มนอร์มอลไลเซชัน	2.1 จัดข้อมูลเข้าเป็นแต่ละคลาส 2.2 หาค่ามากที่สุด (Max) และค่าน้อยที่สุด (Min) ของแต่ละคลาส 2.3 ทำการนอร์มอลไลซ์ข้อมูลและบันทึกข้อมูลเข้าแฟ้มข้อมูล NormalizeData.txt
Exception Conditions:	1a) ถ้าผู้ใช้เลือกแฟ้มข้อมูลที่ไม่ใช่นามสกุล .txt ระบบจะแสดงข้อความเตือน 2a) ถ้าผู้ใช้ยังไม่ได้เลือกแฟ้มข้อมูลระบบจะแสดงข้อความเตือน	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.2 คำอธิบายยูสเคส Train Data By LMS

Use Case Name:	Train Data By LMS	
Scenario:	นำข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้ว มาผ่านการฝึกฝนด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด	
Triggering Event:	ผู้ใช้กดปุ่ม Train Data	
Brief Description:	เมื่อผู้ใช้กดปุ่ม Train Data ระบบจะอ่านข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้วเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม และทำการประมวลผลเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ออกมา จากนั้นระบบจะนำผลลัพธ์ที่ได้เปรียบเทียบกับผลลัพธ์เป้าหมาย ระบบจะทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน จนกว่าจะได้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงที่สุด หรือได้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด	
Actor:	ผู้ใช้และระบบ	
Related Use Cases:	-	
Stakeholders:	-	
Preconditions:	ข้อมูลที่นำมาฝึกฝนต้องผ่านการนอร์มอลไลซ์มาแล้วและผู้ใช้ต้องทำการกำหนดค่าตั้งต้นของค่าน้ำหนัก ค่าตั้งจุดทำงานและค่าอัตราการเรียนรู้	
Postconditions:	ได้แฟ้มข้อมูลของข้อมูลที่ผ่านการฝึกฝนแล้วและแฟ้มข้อมูลค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงานที่เหมาะสม	
Flow of Activities:	Actor	System
	1.เลือกแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้าที่ต้องการฝึกฝน 2.กำหนดค่าน้ำหนัก ค่าการตั้งจุดทำงานและค่าอัตราการเรียนรู้ 3.กดปุ่ม Train Data	3.1 อ่านแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้า 3.2 อ่านค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงาน 3.3 ประมวลผลข้อมูลเพื่อหาผลลัพธ์โดยใช้ฟังก์ชันเส้นตรง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.2 (ต่อ)

		3.4 นำค่าผลลัพธ์ที่ได้เปรียบเทียบกับค่าผลลัพธ์เป้าหมาย 3.5 ปรับค่านำหนักและค่าการตั้งจุดทำงาน
Exception :	1a) ถ้าผู้ใช้เลือกแฟ้มข้อมูลที่ไม่ใช่นามสกุล .txt ระบบจะแสดงข้อความเตือน 3a) ถ้าผู้ใช้ไม่ได้กำหนดค่าเริ่มต้น ระบบจะแสดงข้อความเตือน	

ตารางที่ 3.3 คำอธิบายยูสเคส Train Data By GA

Use Case Name:	Train Data By GA
Scenario:	นำข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้ว มาผ่านการฝึกฝนด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้วิธีการเจเนติกอัลกอริทึม
Triggering Event:	ผู้ใช้กดปุ่ม Train Data
Brief Description:	เมื่อผู้ใช้กดปุ่ม Train Data ระบบจะอ่านข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้วเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม และทำการประมวลผลเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ออกมา โดยระบบจะทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดการทำงานโดยใช้วิธีการเจเนติกอัลกอริทึม เพื่อให้ได้ค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงานที่เหมาะสมที่สุด สำหรับการหาผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงที่สุดหรือค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด
Actor:	ผู้ใช้และระบบ
Related Use Cases:	-
Stakeholders:	-
Preconditions:	ข้อมูลที่นำมาฝึกฝนต้องผ่านการนอร์มอลไลซ์มาแล้วและผู้ใช้ต้องทำการกำหนดจำนวนประชากร ค่าที่เหมาะสมสำหรับการทำครอสโอเวอร์ ค่าที่เหมาะสมสำหรับการทำมิวเทชัน
Postconditions:	ได้แฟ้มข้อมูลของข้อมูลที่ผ่านการฝึกฝนแล้วและแฟ้มข้อมูลค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงานที่เหมาะสม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.3 (ต่อ)

Flow of Activities:	Actor	System
	1.เลือกแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้าที่ต้องการฝึกฝน 2.กำหนดค่าจำนวนประชากร ค่าที่เหมาะสมสำหรับการทำครอสโอเวอร์ ค่าที่เหมาะสมสำหรับการทำมิวเทชัน 3.กดปุ่ม Train Data	3.1 อ่านแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้า 3.2 อ่านค่าจำนวนประชากร ค่าที่เหมาะสมสำหรับการทำครอสโอเวอร์ ค่าที่เหมาะสมสำหรับการทำมิวเทชัน 3.3 ประมวลผลข้อมูลเพื่อหาผลลัพธ์โดยใช้วิธีการเจเนติกอัลกอริทึม
Exception :	1a) ถ้าผู้ใช้เลือกแฟ้มข้อมูลที่ไม่ใช่นามสกุล .txt ระบบจะแสดงข้อความเตือน 3a) ถ้าผู้ใช้ไม่ได้กำหนดค่าเริ่มต้น ระบบจะแสดงข้อความเตือน	

ตารางที่ 3.4 คำอธิบายยูสเคส Test Data

Use Case Name:	Test Data
Scenario:	นำข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้ว มาผ่านการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม
Triggering Event:	ผู้ใช้กดปุ่ม Test Data
Brief Description:	เมื่อผู้ใช้กดปุ่ม Test Data ระบบจะอ่านข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้วเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม และทำการประมวลผลเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ออกมา โดยใช้ค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงานที่ได้จากการฝึกฝน
Actor:	ผู้ใช้และระบบ
Related Use Cases:	-
Stakeholders:	-
Preconditions:	ข้อมูลที่นำมาทดสอบต้องผ่านการนอร์มอลไลซ์มาแล้ว ค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงานที่นำมาทดสอบต้องได้มาจากการฝึกฝน

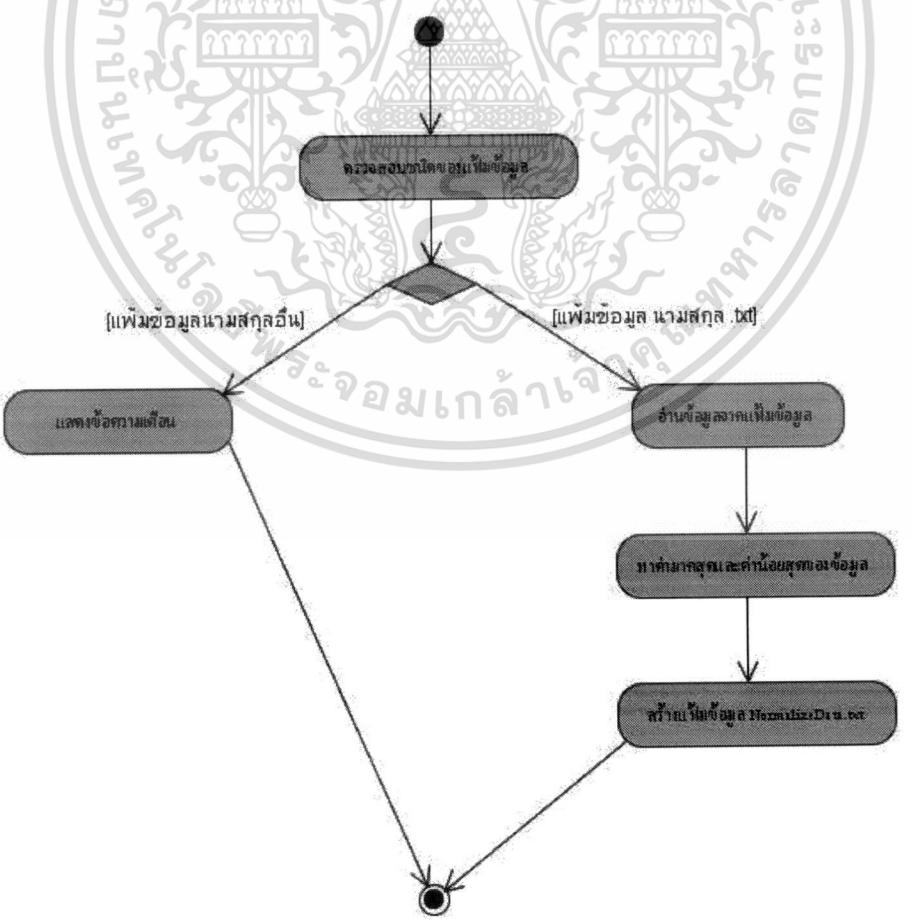
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.4 (ต่อ)

Flow of Activities:	Actor	System
	1. เลือกแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้าที่ต้องการทดสอบ 2.กดปุ่ม Test Data	2.1อ่านแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้า 2.2อ่านค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงาน 2.3ประมวลผลข้อมูลเพื่อหาผลลัพธ์โดยใช้ฟังก์ชันเส้นตรง
Exception Conditions:	1a) ถ้าผู้ใช้เลือกแฟ้มข้อมูลที่ไม่ใช่นามสกุล .txt ระบบจะแสดงข้อความเตือน	

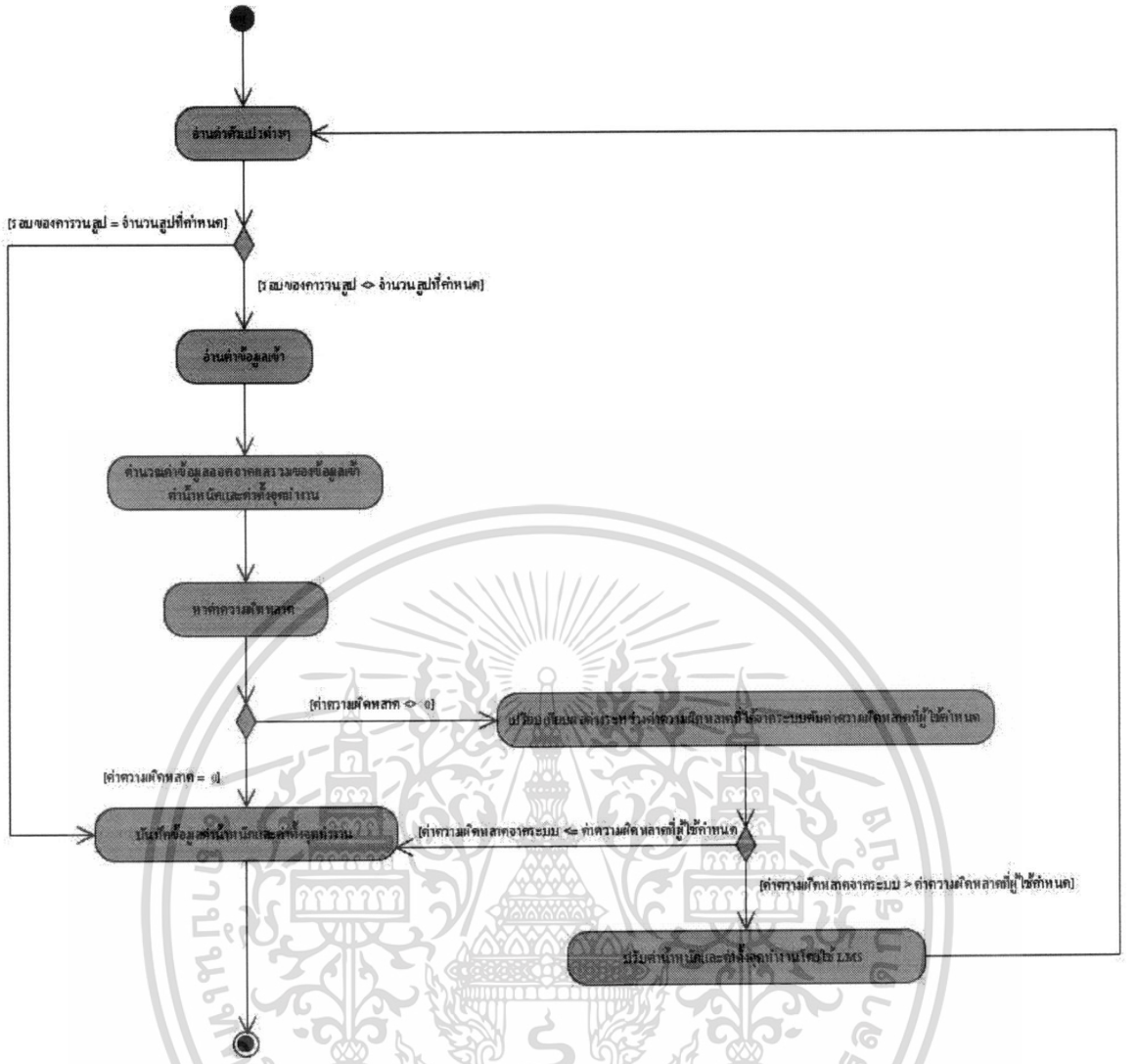
3.2 แอคทิวิตีไดอะแกรม (Activity Diagram)

สามารถแสดงขั้นตอนการทำงานของแต่ละยูสเคสด้วยแอคทิวิตีไดอะแกรม ได้ดังนี้



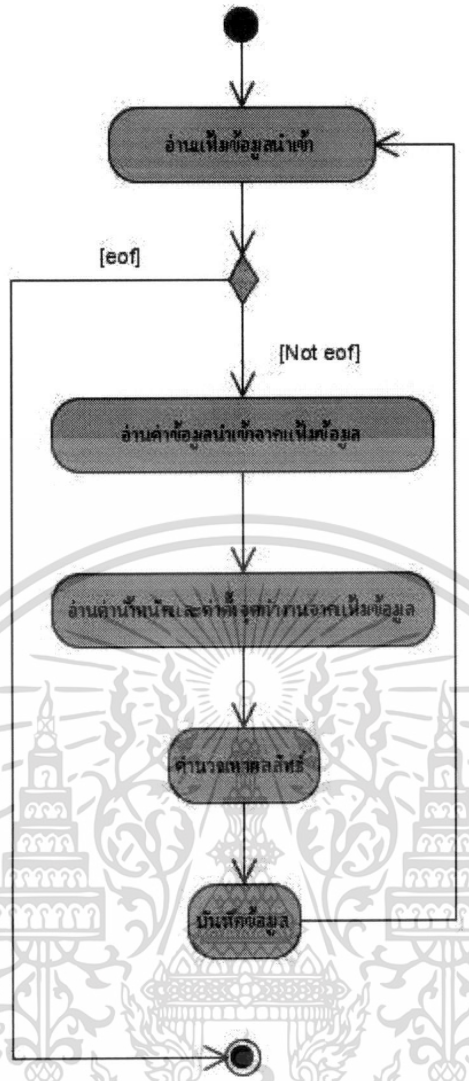
รูปที่ 3.2 แอคทิวิตีไดอะแกรมของยูสเคส Normalize Data

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.3 แอคทิวิตี ไดอะแกรมของยูสเคส Train Data By LMS

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.4 แอคทิวิตีไดอะแกรมของยูสเคส Test Data

3.3 การเตรียมโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม เริ่มต้นโดยการป้อนข้อมูลนำเข้าและข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมายเข้าไปในโครงข่าย โดยมีการปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดค่าความผิดพลาด

3.3.1 การจำแนกประเภทของข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนัก

มีขั้นตอนดังนี้ คือ

ขั้นตอนที่ 1 ป้อนข้อมูลนำเข้าให้กับโครงข่าย

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น เพื่อเป็นค่าเริ่มต้นสำหรับใช้ในการหาผลลัพธ์จากข้อมูลนำเข้าชุดแรก เพื่อให้ง่ายในการประมวลผล มักจะตั้งค่าเริ่มต้นเท่ากับ 0

ขั้นตอนที่ 3 กำหนดค่าตั้งจุดทำงานเริ่มต้น เพื่อเป็นค่าเริ่มต้นสำหรับใช้ในการหาผลลัพธ์จากข้อมูลนำเข้าชุดแรก เพื่อให้ง่ายในการประมวลผล มักจะตั้งค่าเริ่มต้นเท่ากับ 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 4 กำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ เพื่อนำไปใช้ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงานให้กับโครงข่าย โดยจะกำหนดให้ค่าอยู่ระหว่าง 0.0 ถึง 0.1

ขั้นตอนที่ 5 กำหนดค่าความผิดพลาด เพื่อนำไปใช้ในการเปรียบเทียบกับค่าความผิดพลาดที่ได้จากโครงข่าย ถ้าค่าความผิดพลาดที่ได้จากโครงข่ายต่ำกว่าค่าความผิดพลาดที่กำหนด โครงข่ายจะหยุดการทำงาน

ขั้นตอนที่ 6 หาผลลัพธ์

ขั้นตอนที่ 7 หาค่าความผิดพลาด

ขั้นตอนที่ 8 ปรับค่าน้ำหนักและการตั้งจุดทำงานของโครงข่ายประสาทใหม่ ให้มีค่าที่ดีที่สุดสำหรับใช้ในการหาผลลัพธ์ เพื่อให้ได้คำตอบของผลลัพธ์ที่ถูกต้องหรือใกล้เคียงกับค่าผลลัพธ์เป้าหมายที่สุด

ทำขั้นตอนที่ 6 – 8 ซ้ำจนกว่าจะตรงตามเงื่อนไขที่ให้โครงข่ายหยุดการทำงาน

3.3.2 การจำแนกประเภทของข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนัก

มีขั้นตอนดังนี้ คือ

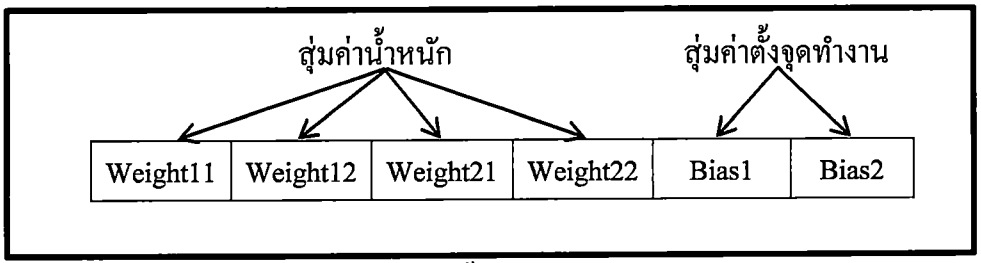
ขั้นตอนที่ 1 ป้อนค่าข้อมูลนำเข้าให้กับโครงข่าย

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดจำนวนประชากรในแต่ละรุ่น

ขั้นตอนที่ 3 กำหนดค่าความน่าจะเป็นของการข้ามสายพันธุ์

ขั้นตอนที่ 4 กำหนดค่าความน่าจะเป็นของการกลายพันธ์

ขั้นตอนที่ 5 ทำการสุ่มค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน นำมาใส่เป็นค่าของแต่ละยีนในโครโมโซม โดยทำการสุ่มทีละยีน จำนวนของยีนในแต่ละโครโมโซมเท่ากับจำนวนของค่าน้ำหนักรวมกับจำนวนของค่าตั้งจุดทำงานในโครงข่ายประสาทเทียมดังรูปที่ 3.5 สร้างโครโมโซมให้ครบตามจำนวนประชากรที่กำหนด เพื่อใช้เป็นโครโมโซมพ่อแม่ในรุ่นแรก

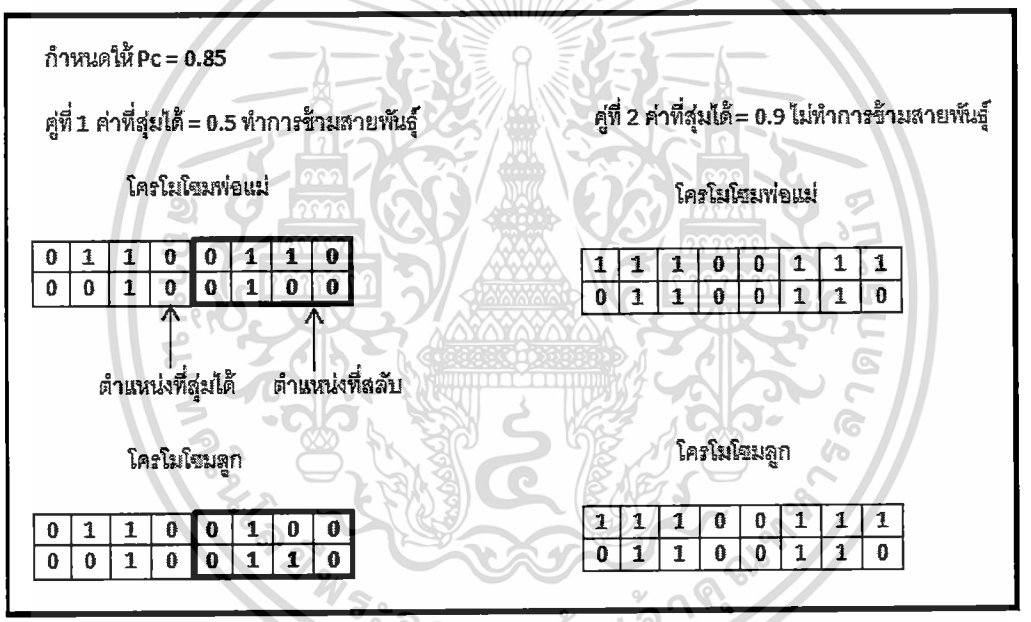


รูปที่ 3.5 การสุ่มค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงานมาสร้างเป็นโครโมโซม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 6 คำนวณหาช่วงของโครโมโซม เลือกโครโมโซมพ่อและแม่ 1 คู่ โดยใช้วงล้อรูเล็ตต์ (Roulette Wheel) ด้วยวิธีการสุ่มตัวเลข ถ้าค่าที่สุ่มอยู่ในช่วงของโครโมโซมตัวใด ก็เลือกโครโมโซมตัวนั้นขึ้นมา ต้องทำการสุ่มเลือก 2 ครั้ง เพื่อให้ได้โครโมโซมพ่อและแม่ 1 คู่ ถ้าโครโมโซมที่เลือกตัวที่ 2 ซ้ำกับโครโมโซมตัวแรก ให้ทำการสุ่มเลือกใหม่ เพื่อให้ได้โครโมโซมที่ไม่ซ้ำกัน

ขั้นตอนที่ 7 ทำการข้ามสายพันธุ์โครโมโซมที่เลือก ให้ได้โครโมโซมลูก 1 คู่ โดยใช้วิธีการข้ามสายพันธุ์แบบจุดเดียว ทำได้โดยสุ่มค่าการเกิดการข้ามสายพันธุ์ ถ้าน้อยกว่าค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการข้ามสายพันธุ์ ก็ให้ทำการข้ามสายพันธุ์ ถ้ามากกว่าไม่ต้องทำ และสุ่มตำแหน่งที่จะทำการข้ามสายพันธุ์ ตัวอย่างการข้ามสายพันธุ์แสดงได้ดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 วิธีการข้ามสายพันธุ์

ขั้นตอนที่ 8 ตรวจสอบว่าได้โครโมโซมลูกครบตามจำนวนหรือไม่ โดยโครโมโซมพ่อและแม่ 1 คู่ จะได้โครโมโซมลูก 2 โครโมโซม ถ้าครบแล้วทำขั้นตอนที่ 10 ต่อ ถ้ายังไม่ครบ กลับไปทำขั้นตอนที่ 7 – 8 จนกว่าจะได้โครโมโซมลูกครบตามจำนวน

ขั้นตอนที่ 9 สร้างโครโมโซมขึ้นมาอีก 1 ชุดเท่ากับจำนวนประชากรที่กำหนด เพื่อให้ได้โครโมโซมที่มีความหลากหลายมากขึ้น โดยใช้วิธีสร้างแบบเดียวกับการสร้างโครโมโซมพ่อและแม่

ขั้นตอนที่ 10 ทำการกลายพันธุ์โครโมโซมลูก โดยสุ่มค่าการเกิดการกลายพันธุ์ ถ้าน้อยกว่าค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการกลายพันธุ์ ก็ให้ทำการกลายพันธุ์ โดยการสุ่ม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตำแหน่งของยีนที่จะทำการปรับเปลี่ยนค่า และปรับเปลี่ยนค่ายีนในตำแหน่งที่สุ่มได้ ถ้าค่าการเกิดการกลายพันธุ์ที่สุ่มได้มากกว่าค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการกลายพันธุ์ ก็ไม่ต้องทำการกลายพันธุ์

ขั้นตอนที่ 11 คำนวณค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซม โดยใช้ฟังก์ชันหาค่าความผิดพลาดของโครงข่ายยอดาไลน์ จากนั้นทำการเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุดสำหรับเป็นต้นแบบในรอบต่อไป โดยนำโครโมโซมพ่อแม่และโครโมโซมลูกมารวมกันและเรียงลำดับตามค่าความเหมาะสม โครโมโซมที่ได้รับเลือกให้มาเป็นต้นแบบในรุ่นต่อไป คือโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมมากที่สุดที่มีจำนวน N ตัว เท่ากับจำนวนประชากรที่กำหนด

ขั้นตอนที่ 12 ตรวจสอบว่าการทำงานตรงกับเงื่อนไขการหยุดการทำงานหรือไม่ ถ้าตรงแล้วให้หยุดการทำงานและโครโมโซมที่ได้รับเลือกให้นำมาใช้เป็นค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน สำหรับทดสอบข้อมูล คือ โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมมากที่สุด ถ้าไม่ตรงตามเงื่อนไขการหยุดการทำงาน ให้กลับไปทำขั้นตอนที่ 6 – 12 จนกว่าจะตรงเงื่อนไขการหยุดการทำงาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
การพัฒนาระบบและผลดำเนินการศึกษา

ในบทนี้จะกล่าวถึงรายละเอียดในการพัฒนาระบบเพื่อเป็นส่วนต่อประสานกับผู้ใช้ ซึ่งมีรายละเอียด ดังนี้

4.1 เครื่องมือและภาษาที่ใช้ในการพัฒนาระบบ

ซอฟแวร์ที่นำมาใช้เป็นเครื่องมือในการพัฒนาและทดสอบระบบ มีดังนี้

- ระบบปฏิบัติการ Microsoft Windows 7 Professional
- เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาระบบ คือ Microsoft Visual Studio.Net 2008
- ภาษาที่ใช้ในการพัฒนาระบบ คือ VB.Net

4.2 รายละเอียดการทำงานของระบบ

ระบบที่พัฒนาขึ้นได้แบ่งการทำงานออกเป็น 3 ส่วน คือ

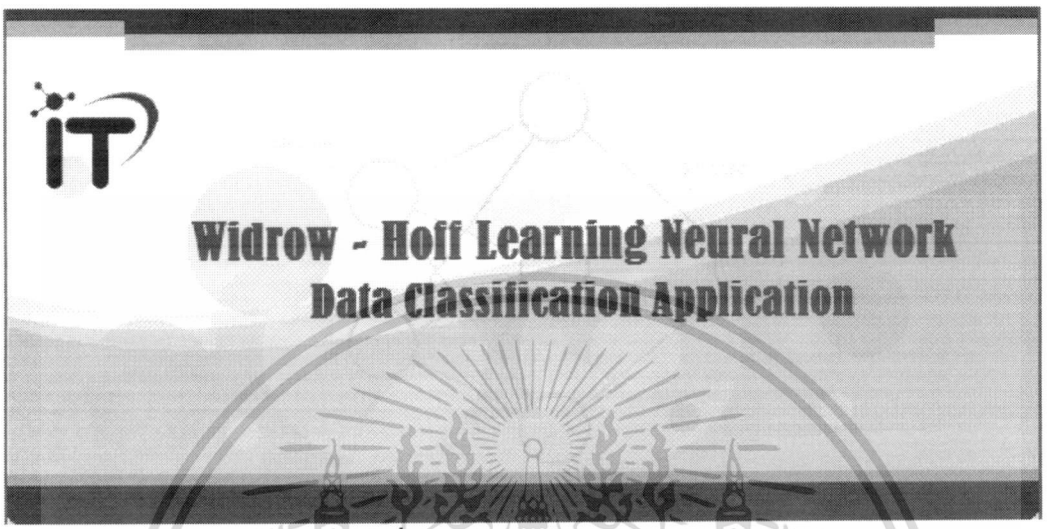
1. ส่วนของการทำข้อมูลให้เป็นบรรทัดฐาน (Normalize Data)
2. ส่วนของการฝึกฝนข้อมูลด้วยการเรียนรู้แบบวิโครว์ – ฮอฟฟ์
   โดยใช้วิธีการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดการทำงานเพื่อเปรียบเทียบกัน 2 วิธี คือ
   2.1 ใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด
   2.2 ใช้วิธีการเจเนติกอัลกอริทึม
3. ส่วนของการทดสอบข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบออดาไลน์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 ส่วนประกอบของโปรแกรม

ส่วนประกอบของโปรแกรม ประกอบด้วยหน้าจอต่างๆ ดังนี้

4.3.1 หน้าจอเริ่มโปรแกรม

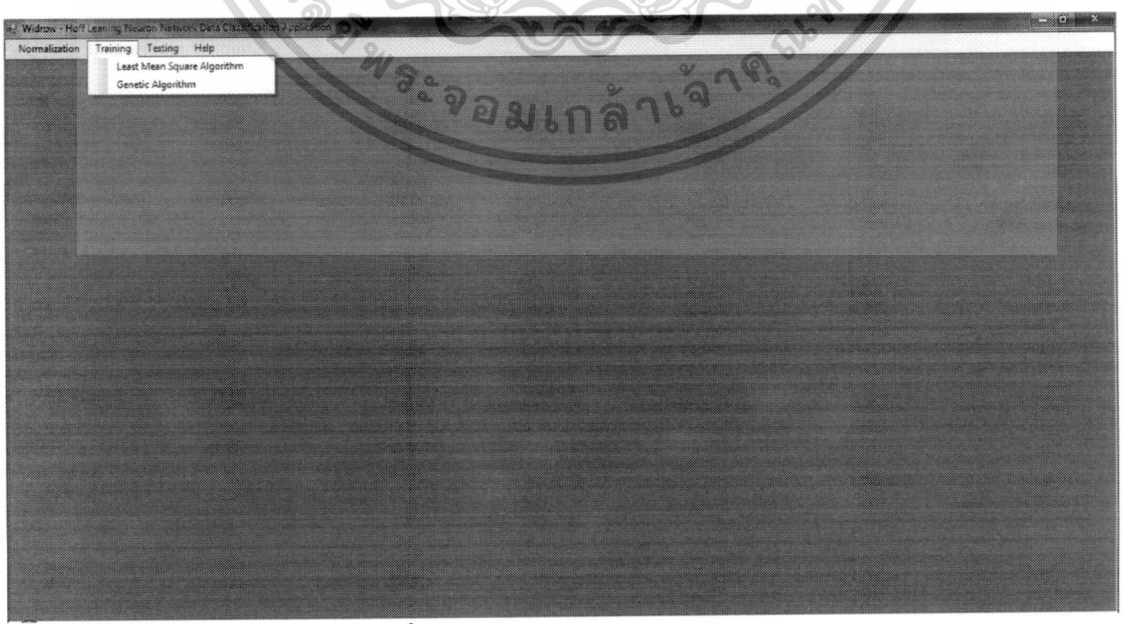


รูปที่ 4.1 หน้าจอเริ่มโปรแกรม

เมื่อผู้ใช้เปิดโปรแกรม โปรแกรมจะแสดงหน้าแรกขึ้นมาดังรูปที่ 4.1 เพื่อให้ทราบว่าระบบพร้อมในการใช้งานแล้ว

4.3.2 หน้าจอหลักของโปรแกรม

เมื่อเข้าสู่โปรแกรมจะปรากฏหน้าจอดังรูป



รูปที่ 4.2 หน้าจอหลักของโปรแกรม

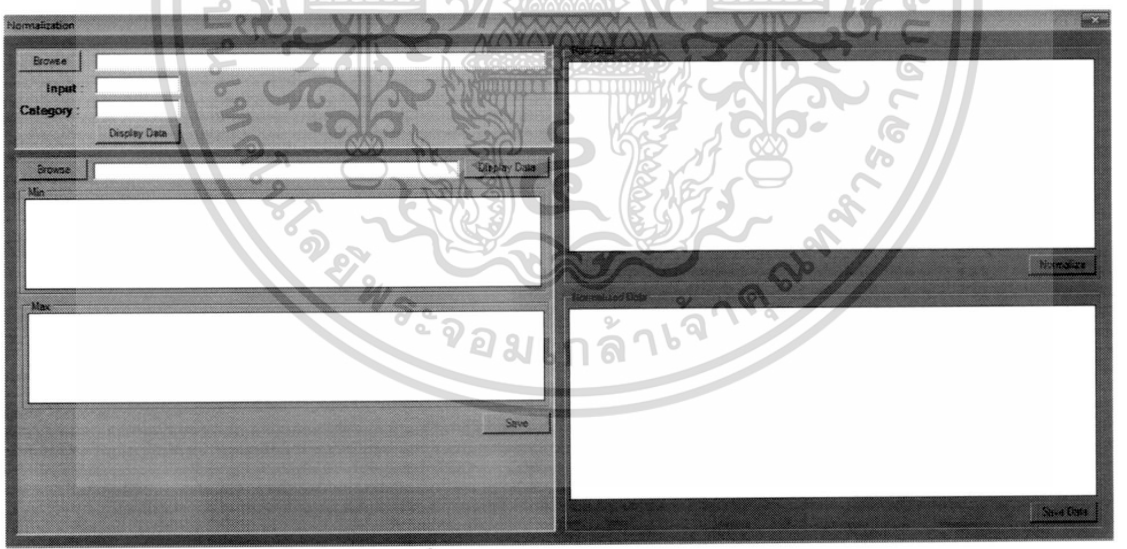
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยประกอบด้วยเมนูต่างๆ ดังนี้

- เมนู Normalization ใช้ในการเปิดหน้าจอในส่วนของการนอร์มอลไลซ์ข้อมูลนำเข้าให้อยู่ในช่วงระหว่าง -1 และ 1
- เมนู Training ใช้ในการเปิดหน้าจอในส่วนของการฝึกฝนระบบ โดยมีเมนูย่อยดังนี้
  1. เมนูย่อย Least Mean Square Algorithm เป็นการฝึกฝนระบบโดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนัก
  2. เมนูย่อย Genetic Algorithm เป็นการฝึกฝนระบบโดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนัก
- เมนู Testing ใช้ในการเปิดหน้าจอในส่วนของการทดสอบระบบ
- เมนู Help มีเมนูย่อย ดังนี้
  1. เมนูย่อย User Manual ใช้สำหรับแสดงขั้นตอนวิธีการทำงานของโปรแกรม
  2. เมนูย่อย About ใช้ในการแสดงรายละเอียดและเวอร์ชันของโปรแกรม

4.3.3 หน้าจอ Normalization

เมื่อเลือกเมนู Normalization จะปรากฏหน้าจอดังรูป



รูปที่ 4.3 หน้าจอ Normalization

โดยมีส่วนประกอบของหน้าจอ ดังนี้

- ปุ่ม Browse คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับเปิดแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้าที่จะนำมาทำนอร์มอลไลเซชัน
- ช่องใส่จำนวน Input คือ ช่องสำหรับกำหนดจำนวนของข้อมูลนำเข้า เพื่อให้โปรแกรมอ่านค่าของข้อมูลนำเข้าตามจำนวนที่กำหนดจากแฟ้มข้อมูล

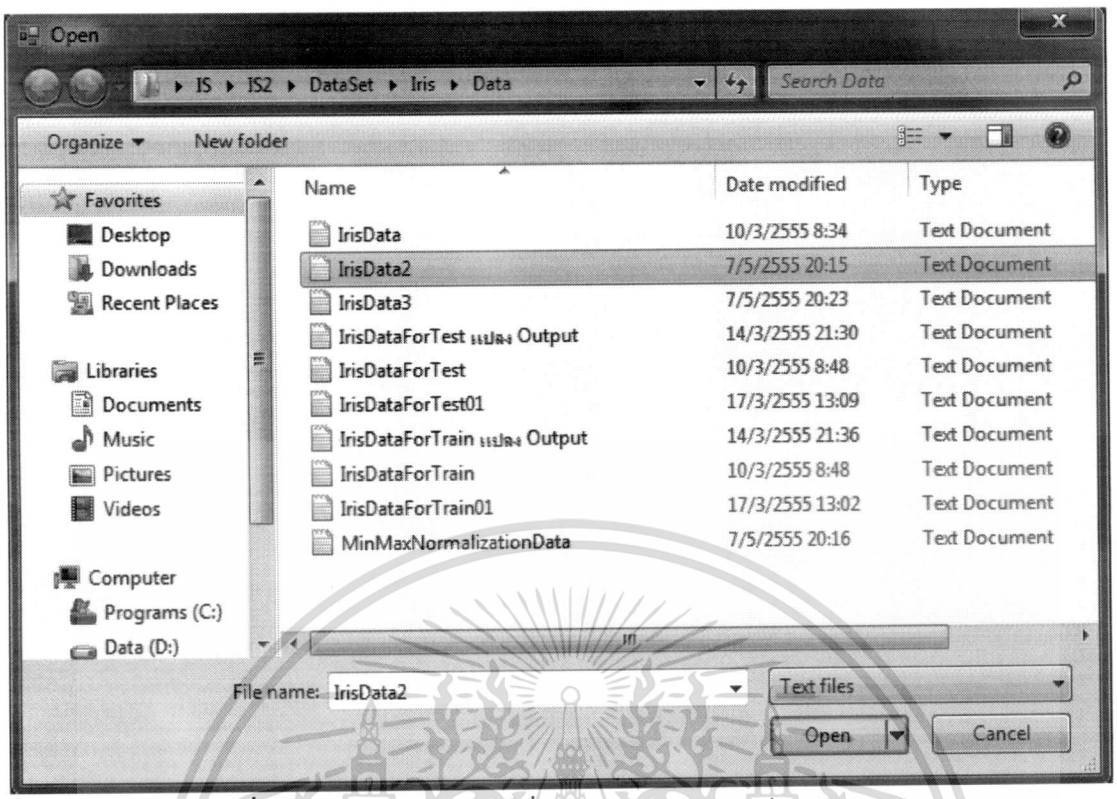
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- ช่องใส่จำนวน Category คือ ช่องสำหรับกำหนดจำนวนคลาสของข้อมูลผลลัพธ์ เพื่อให้โปรแกรมอ่านค่าของข้อมูลผลลัพธ์ตามจำนวนคลาสที่กำหนดจากแฟ้มข้อมูล
- ปุ่ม Display Data คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลนำเข้าที่จะใช้ในการนอร์มอลไลเซชันออกทางหน้าจอ
- ปุ่ม Browse สำหรับเปิดแฟ้มข้อมูลที่เก็บข้อมูลน้อยที่สุดและมากที่สุดของข้อมูลที่จะนำมาทำนอร์มอลไลเซชัน
- ปุ่ม Display Data สำหรับแสดงข้อมูลที่น้อยที่สุดและมากที่สุดของข้อมูลนำเข้าที่จะใช้ในการนอร์มอลไลเซชัน ออกทางหน้าจอ
- ส่วนการแสดงข้อมูล Raw Data คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลนำเข้าที่จะใช้ในการนอร์มอลไลซ์ที่อ่านได้จากแฟ้มข้อมูล
- ส่วนการแสดงข้อมูล Min คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลที่น้อยที่สุดที่จะใช้ในการนอร์มอลไลซ์ที่อ่านได้จากแฟ้มข้อมูล
- ส่วนการแสดงข้อมูล Max คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลที่มากที่สุดที่จะใช้ในการนอร์มอลไลซ์ที่อ่านได้จากแฟ้มข้อมูล
- ปุ่ม Save คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับบันทึกข้อมูลที่น้อยที่สุดและมากที่สุดของข้อมูลนำเข้าที่จะใช้ในการนอร์มอลไลเซชัน
- ปุ่ม Normalize คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับสั่งให้โปรแกรมทำการนอร์มอลไลซ์ข้อมูลนำเข้า
- ส่วนของการแสดงข้อมูล Normalized Data คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลนำเข้าที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้ว
- ปุ่ม Save Data คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับบันทึกข้อมูลนำเข้าที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้วเข้าแฟ้มข้อมูล

วิธีการใช้งานในหน้าจอ Normalization สามารถทำงานได้โดย

1. กดปุ่ม Browse โปรแกรมจะเปิดแฟ้มข้อมูลที่ต้องการนำมานอร์มอลไลเซชัน ดังรูปที่ 4.4

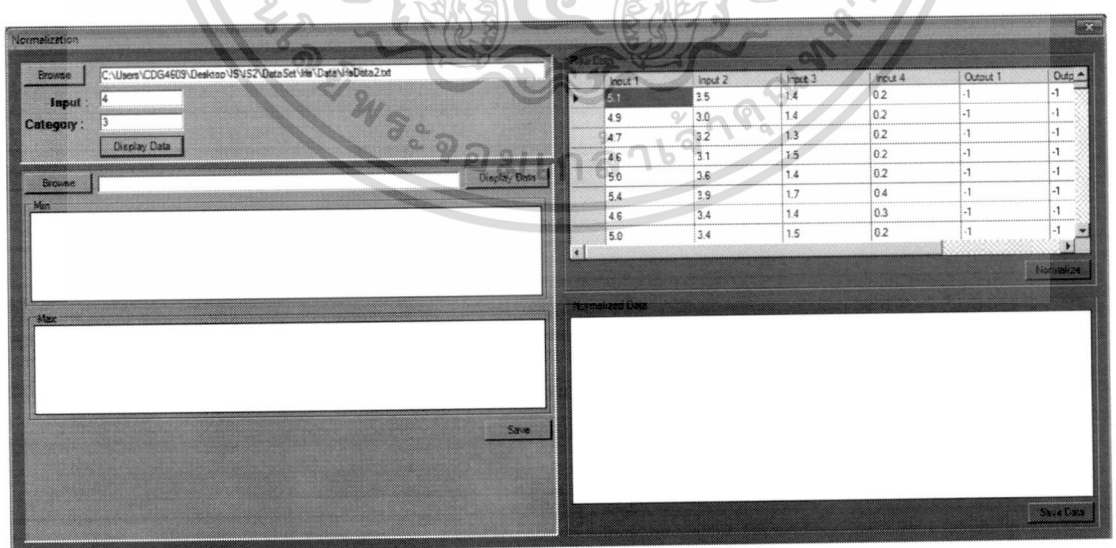
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.4 การเปิดแฟ้มข้อมูลที่ต้องการนำมาทำนอร์มอลไลเซชัน

2. ใส่จำนวนข้อมูลนำเข้าและจำนวนข้อมูลผลลัพธ์

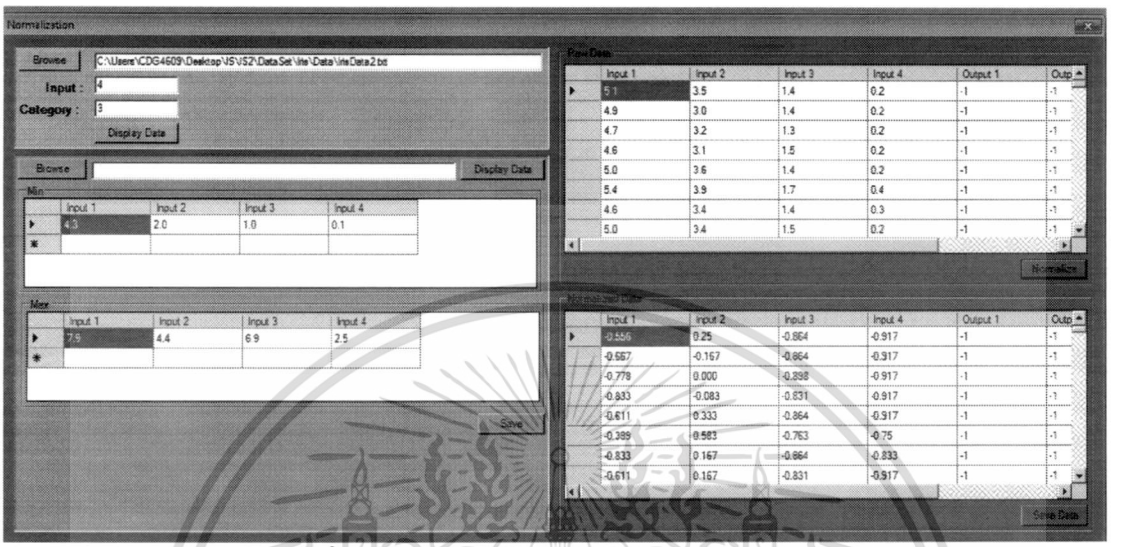
3. กดปุ่ม Display Data โปรแกรมจะแสดงข้อมูลที่จำทำนอร์มอลไลเซชันออกทางหน้าจอ ดังรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5 หน้าจอแสดงข้อมูลที่จะทำการนอร์มอลไลเซชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. กดปุ่ม Normalize โปรแกรมจะทำการนอร์มอลไลซ์ข้อมูลและแสดงข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้วออกทางหน้าจอ พร้อมทั้งแสดงข้อมูลที่น้อยที่สุดและมากที่สุดของแต่ละคอลัมน์ออกทางหน้าจอด้วย ดังรูปที่ 4.6



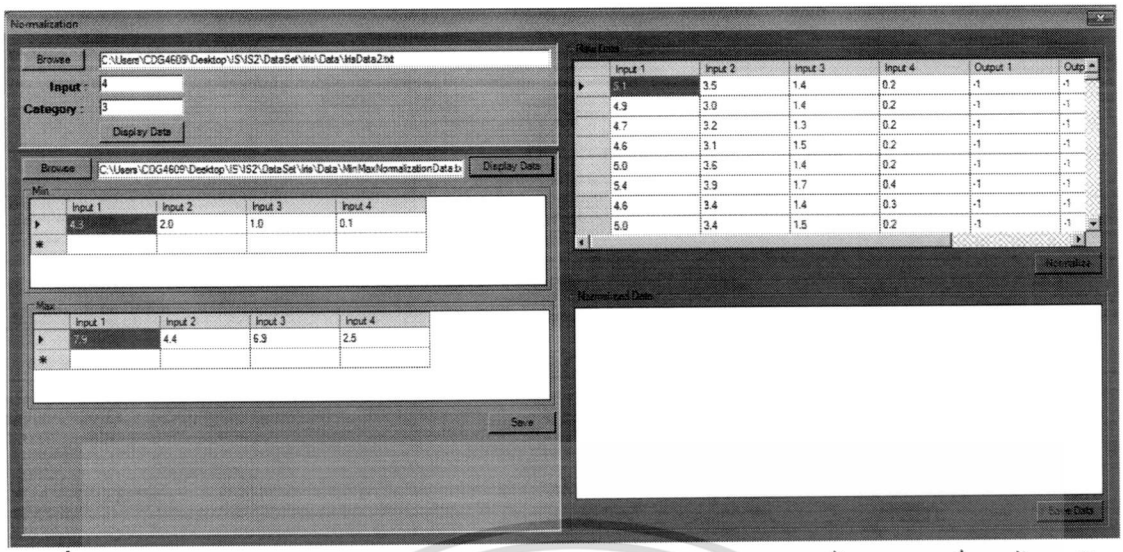
รูปที่ 4.6 แสดงหน้าจอหลังการนอร์มอลไลเซชัน

5. กดปุ่ม Save เพื่อบันทึกข้อมูลน้อยที่สุดและมากที่สุดของแต่ละคอมลัมน์ลงแฟ้มข้อมูล เพื่อนำไปใช้ในการทำนอร์มอลไลเซชันข้อมูลเพิ่มเติม

6. กดปุ่ม Save Data เพื่อบันทึกข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลเซชันลงแฟ้มข้อมูล

หากต้องการทำการนอร์มอลไลเซชันข้อมูลเพิ่มเติม และต้องการใช้ข้อมูลน้อยที่สุดและข้อมูลมากที่สุดของแต่ละคอลัมน์ที่บันทึกไว้ในแฟ้มข้อมูล สามารถทำได้โดยกดปุ่ม Browse และเลือกแฟ้มข้อมูลที่บันทึกข้อมูลน้อยที่สุดและมากที่สุดของแต่ละคอลัมน์ จากนั้นกดปุ่ม Display Data เพื่อแสดงข้อมูลน้อยที่สุดและมากที่สุดของแต่ละคอลันม์ออกทางหน้าจอ ดังรูปที่ 4.7 เมื่อกดปุ่ม Normalize โปรแกรมจะนำข้อมูลน้อยที่สุดและมากที่สุดนี้ ไปใช้ในการนอร์มอลไลเซชัน

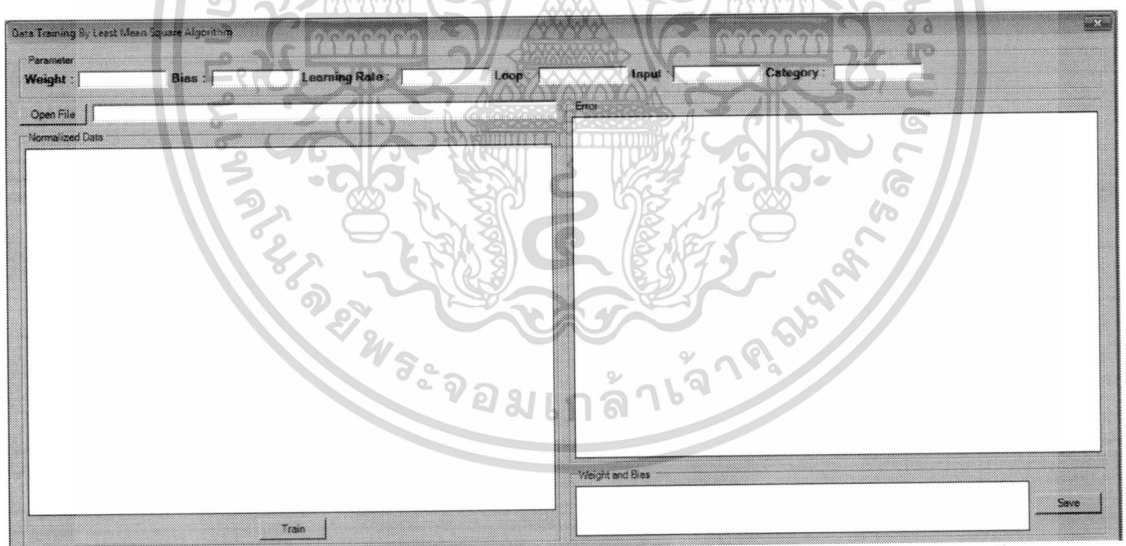
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.7 แสดงหน้าจอการใช้ข้อมูลน้อยสุดและมากสุดของแต่ละคอลัมน์ในการนอร์มอลไลเซชัน

4.3.4 หน้าจอ Training โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนัก

เมื่อเลือกเมนู Training และเลือกเมนูย่อย Least Mean Square Algorithm จะปรากฏหน้าจอ ดังรูปที่ 4.8



รูปที่ 4.8 หน้าจอ Training โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนัก

โดยมีส่วนประกอบของหน้าจอ ดังนี้

- ช่องใส่ค่า Weight คือ ช่องสำหรับใส่ค่าน้ำหนักเริ่มต้น เพื่อนำมาใช้ในการฝึกฝนข้อมูล
- ช่องใส่ค่า Bias คือ ช่องสำหรับใส่ค่าจุดเริ่มต้นการทำงาน เพื่อนำมาใช้ในการฝึกฝนข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

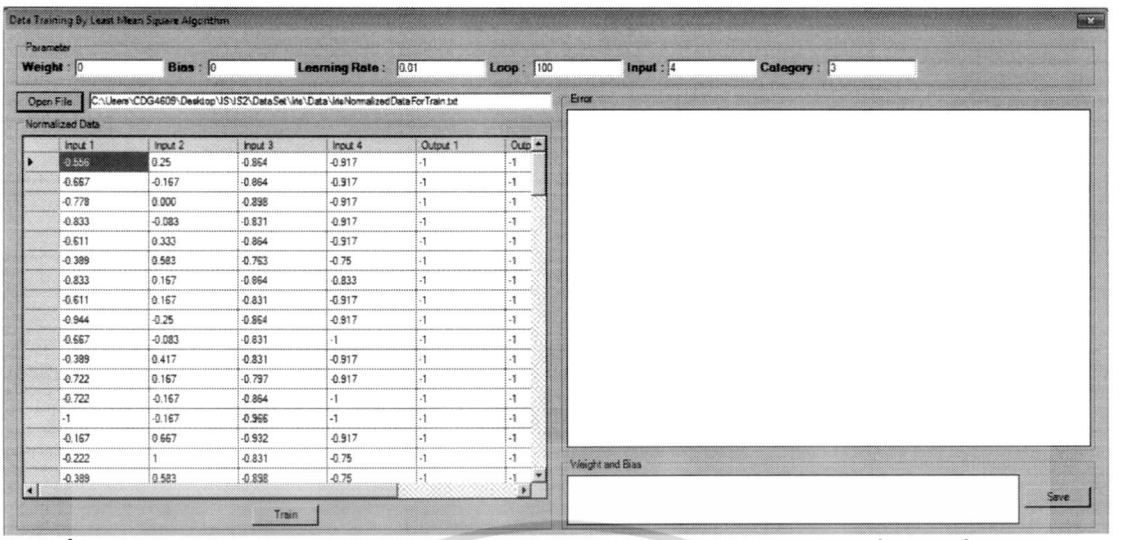
- ช่องใส่ค่า Learning Rate คือ ช่องสำหรับใส่ค่าอัตราการเรียนรู้ เพื่อนำมาใช้ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าจุดเริ่มต้นการทำงาน
- ช่องใส่ค่า Loop คือ ช่องสำหรับใส่ค่าของจำนวนลูปที่ต้องการให้โปรแกรมทำงานในการฝึกฝนข้อมูล
- ช่องใส่จำนวน Input คือ ช่องสำหรับกำหนดจำนวนของข้อมูลนำเข้า เพื่อให้โปรแกรมอ่านค่าของข้อมูลนำเข้าตามจำนวนที่กำหนดจากแฟ้มข้อมูล
- ช่องใส่จำนวน Category คือ ช่องสำหรับกำหนดจำนวนคลาสของข้อมูลผลลัพธ์
- ปุ่ม Open File คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับเปิดแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้าที่จะนำมาใช้ในการฝึกฝน
- ส่วนของการแสดงข้อมูล Normalized Data คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลนำเข้าที่อ่านได้จากแฟ้มข้อมูล
- ปุ่ม Train คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับสั่งให้โปรแกรมทำการฝึกฝนข้อมูล
- ส่วนของการแสดงข้อมูล Error คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลของค่าความผิดพลาดที่ได้ในแต่ละรอบของการฝึกฝน
- ส่วนของการแสดงค่า Weight and Bias คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงค่าน้ำหนักและค่าจุดเริ่มต้นการทำงานที่ดีที่สุด ที่จะนำไปใช้ในการทดสอบข้อมูลต่อไป
- ปุ่ม Save คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับบันทึกค่าน้ำหนักและค่าจุดเริ่มต้นการทำงานที่ดีที่สุดลงแฟ้มข้อมูลเพื่อนำไปใช้ในการทดสอบข้อมูลต่อไป

วิธีการใช้งานในหน้าจอ Training โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนักสามารถทำงานได้โดย

1. ใส่ค่าน้ำหนักเริ่มต้น ค่าตั้งจุดทำงาน ค่าอัตราการเรียนรู้ จำนวนวนรอบ จำนวนข้อมูลนำเข้า และจำนวนผลลัพธ์

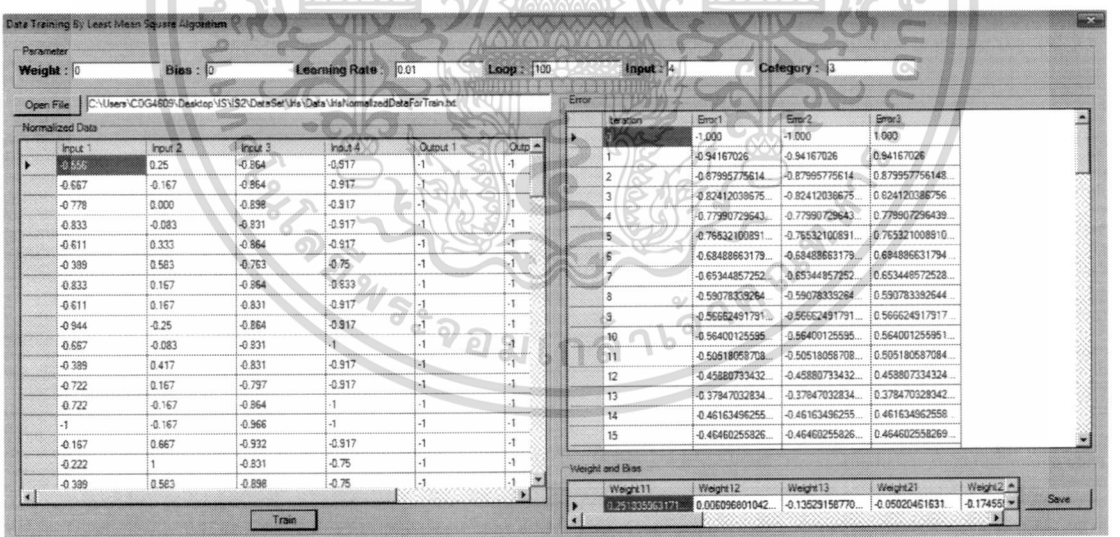
2. กดปุ่ม Open File เพื่อเปิดแฟ้มข้อมูลของข้อมูลที่ต้องการฝึกฝน และโปรแกรมจะแสดงข้อมูลออกทางหน้าจอ ตรงส่วนของ Normalized Data ดังรูปที่ 4.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.9 หน้าจอแสดงข้อมูลที่จะทำการฝึกฝนโดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดในการปรับค่าน้ำหนัก

3. กดปุ่ม Train โปรแกรมจะทำการฝึกฝนข้อมูล เมื่อโปรแกรมฝึกฝนข้อมูลเสร็จ จะแสดงค่าความผิดพลาดในส่วนของ Error และแสดงค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงานที่เหมาะสมออกทางหน้าจอ ตรงส่วนของ Weight and Bias ดังรูปที่ 4.10



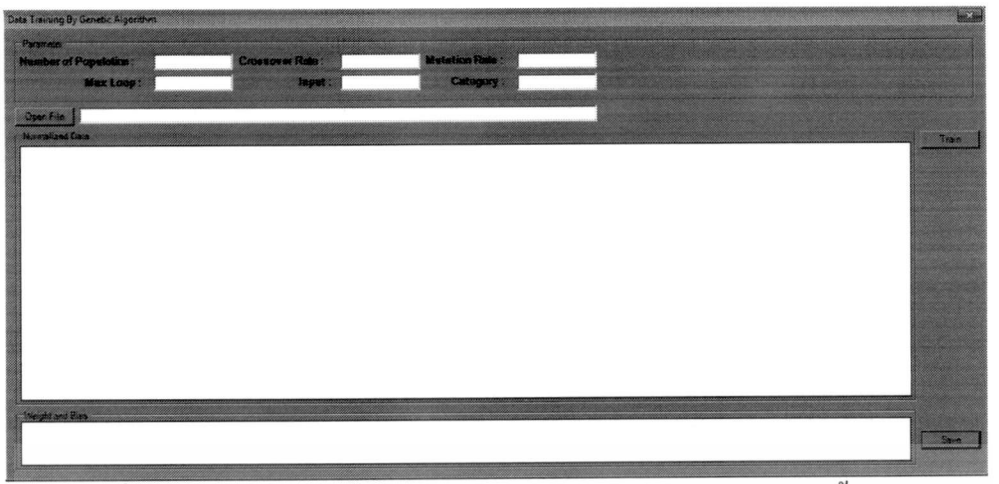
รูปที่ 4.10 แสดงหน้าจอเมื่อฝึกฝนข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดเสร็จ

4. กดปุ่ม Save เพื่อบันทึกค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน เพื่อนำไปใช้ในการทดสอบข้อมูลต่อไป

4.3.5 หน้าจอ Training โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนัก

เมื่อเลือกเมนู Training และเลือกเมนูย่อย Genetic Algorithm จะปรากฏหน้าจอ ดังรูปที่ 4.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.11 หน้าจอ Training โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนัก

โดยมีส่วนประกอบของหน้าจอ ดังนี้

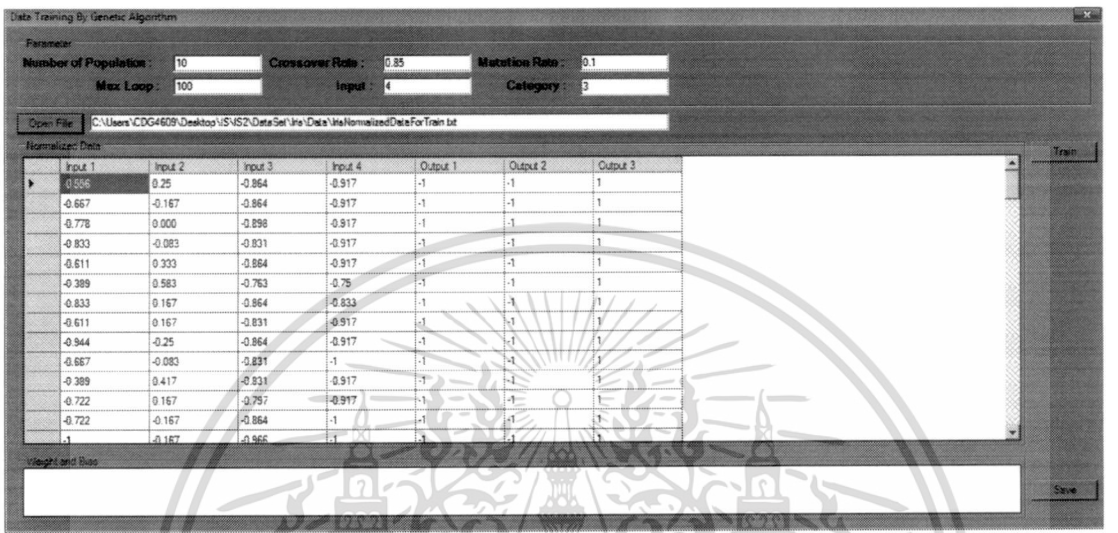
- ช่องใส่ค่า Number of Population คือ ช่องสำหรับใส่จำนวนประชากร
- ช่องใส่ค่า Crossover Rate คือ ช่องสำหรับใส่ค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการข้ามสายพันธุ์
- ช่องใส่ค่า Mutation Rate คือ ช่องสำหรับใส่ค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการกลายพันธุ์
- ช่องใส่ค่า Max Loop คือ ช่องสำหรับใส่ค่าของจำนวนรูปที่ต้องการให้โปรแกรมทำงานในการฝึกฝนข้อมูล
- ช่องใส่จำนวน Input คือ ช่องสำหรับกำหนดจำนวนของข้อมูลนำเข้า เพื่อให้โปรแกรมอ่านค่าของข้อมูลนำเข้าตามจำนวนที่กำหนดจากแฟ้มข้อมูล
- ช่องใส่จำนวน Category คือ ช่องสำหรับกำหนดจำนวนคลาสของข้อมูลผลลัพธ์
- ปุ่ม Open File คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับเปิดแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้าที่จะนำมาใช้ในการฝึกฝน
- ส่วนของการแสดงข้อมูล Normalized Data คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลนำเข้าที่อ่านได้จากแฟ้มข้อมูล
- ส่วนของการแสดงค่า Weight and Bias คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงค่าน้ำหนักและค่าจุดเริ่มต้นการทำงานที่ดีที่สุด ที่จะนำไปใช้ในการทดสอบข้อมูลต่อไป
- ปุ่ม Save คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับบันทึกค่าน้ำหนักและค่าจุดเริ่มต้นการทำงานที่ดีที่สุดลงแฟ้มข้อมูลเพื่อนำไปใช้ในการทดสอบข้อมูลต่อไป

วิธีการใช้งานในหน้าจอ Training โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนัก สามารถทำงานได้โดย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

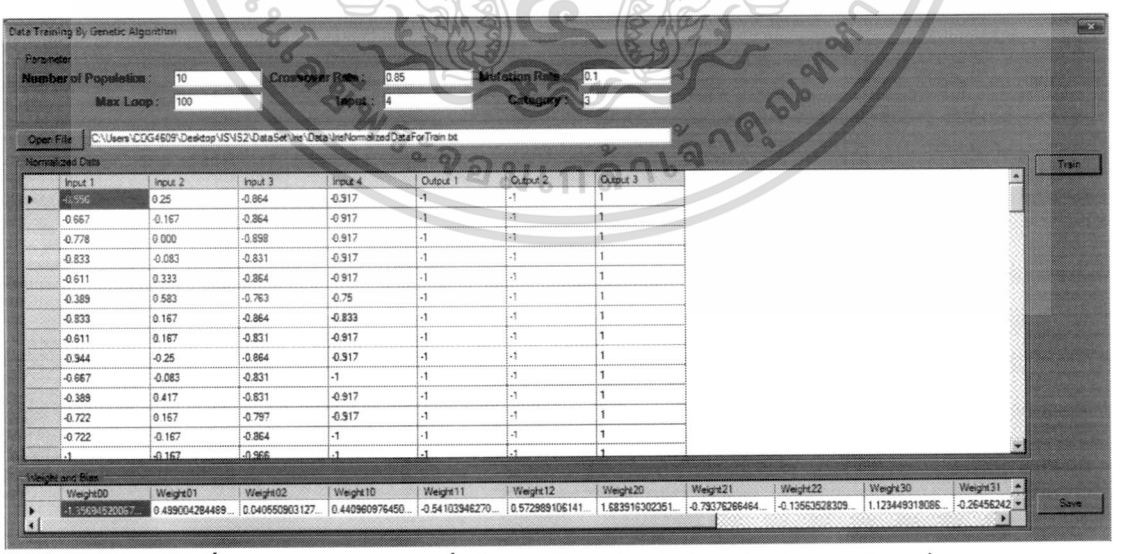
1. ใส่จำนวนประชากร ค่าความน่าจะเป็นในการเกิดการข้ามสายพันธุ์ ค่าความน่าจะเป็นในการเกิดการกลายพันธุ์ จำนวนวนรอบ จำนวนข้อมูลนำเข้าและจำนวนผลลัพธ์

2. กดปุ่ม Open File เพื่อเปิดแฟ้มข้อมูลของข้อมูลที่ต้องการฝึกฝน และโปรแกรมจะแสดงข้อมูลออกทางหน้าจอ ตรงส่วนของ Normalized Data ดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 หน้าจอแสดงข้อมูลที่จะทำการฝึกฝนโดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการ ปรับค่าน้ำหนัก

3. กดปุ่ม Train โปรแกรมจะทำการฝึกฝนข้อมูล เมื่อโปรแกรมฝึกฝนข้อมูลเสร็จ จะแสดงค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงานที่เหมาะสมออกทางหน้าจอ ตรงส่วนของ Weight and Bias ดังรูปที่ 4.13



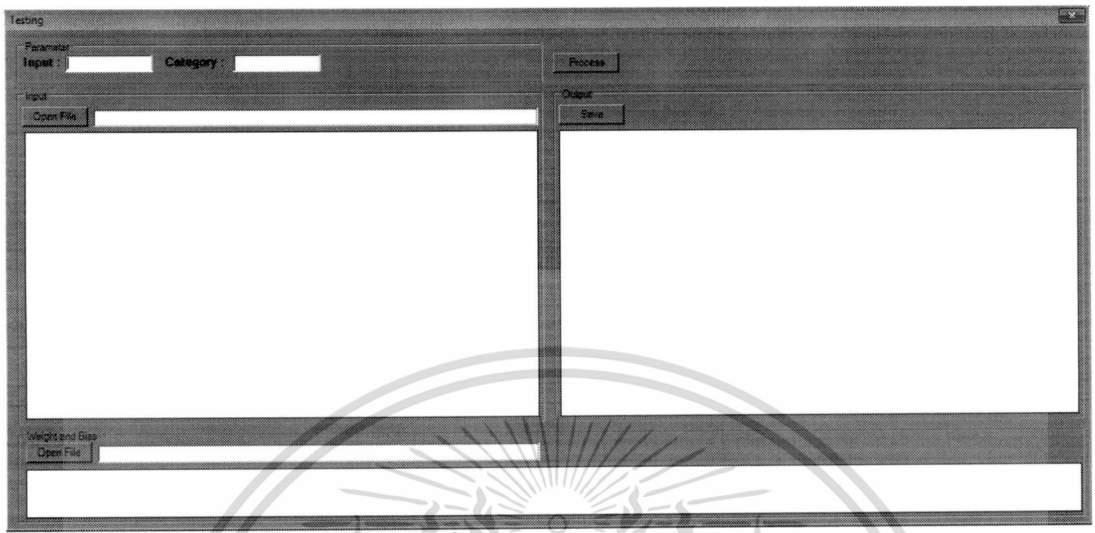
รูปที่ 4.13 แสดงหน้าจอเมื่อฝึกฝนข้อมูลโดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมเสร็จ

4. กดปุ่ม Save เพื่อบันทึกค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน เพื่อนำไปใช้ในการทดสอบข้อมูลต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.6 หน้าจอ Testing

เมื่อเลือกเมนู Testing จะปรากฏหน้าจอ ดังรูปที่ 4.14



รูปที่ 4.14 หน้าจอ Testing

โดยมีส่วนประกอบของหน้าจอ ดังนี้

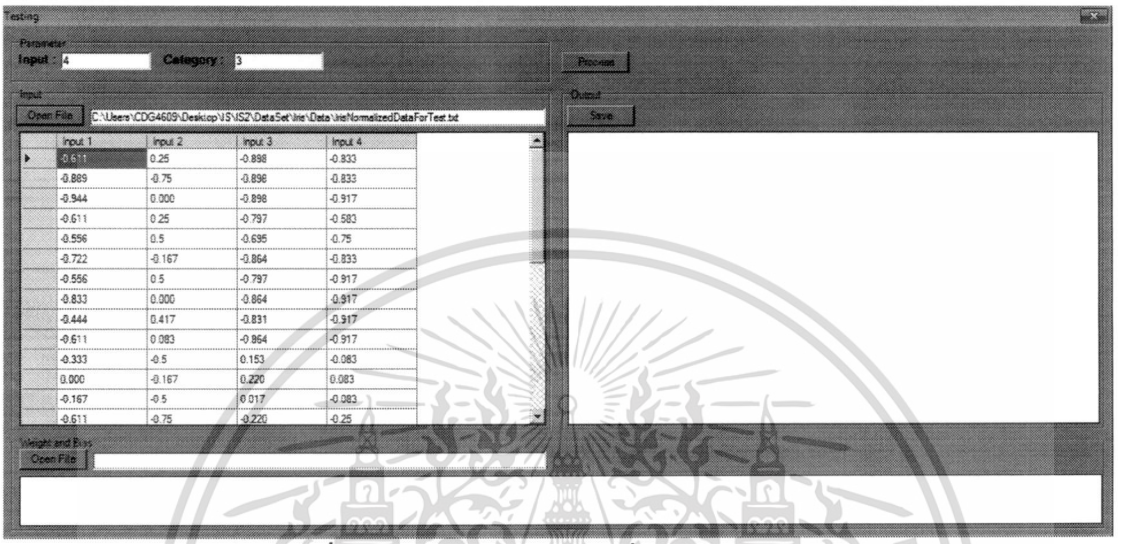
- ช่องใส่จำนวน Input คือ ช่องสำหรับกำหนดจำนวนของข้อมูลนำเข้า เพื่อให้โปรแกรมอ่านค่าของข้อมูลนำเข้าตามจำนวนที่กำหนดจากแฟ้มข้อมูล
- ช่องใส่จำนวน Category คือ ช่องสำหรับกำหนดจำนวนคลาสของข้อมูลผลลัพธ์ เพื่อให้โปรแกรมอ่านค่าของข้อมูลผลลัพธ์ตามจำนวนคลาสที่กำหนดจากแฟ้มข้อมูล
- ปุ่ม Open File ของ Input คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับเปิดแฟ้มข้อมูลของข้อมูลนำเข้าที่จะนำมาใช้ในการทดสอบ
- ส่วนของการแสดงข้อมูล Input คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลนำเข้าที่อ่านได้จากแฟ้มข้อมูล
- ปุ่ม Open File ของ Weight and Bias คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับเปิดแฟ้มข้อมูลของค่าน้ำหนักและค่าจุดเริ่มต้นการทำงานที่จะนำมาใช้ในการทดสอบ
- ส่วนของการแสดงข้อมูล Weight and Bias คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลค่าน้ำหนักและค่าจุดเริ่มต้นการทำงานที่อ่านได้จากแฟ้มข้อมูล
- ปุ่ม Process คือ ปุ่มที่ใช้สำหรับสั่งให้โปรแกรมทำการทดสอบข้อมูล
- ส่วนของการแสดง Output คือ ส่วนที่ใช้สำหรับแสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการทำงานของโปรแกรม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิธีการใช้งานในหน้าจอ Test สามารถทำงานได้โดย

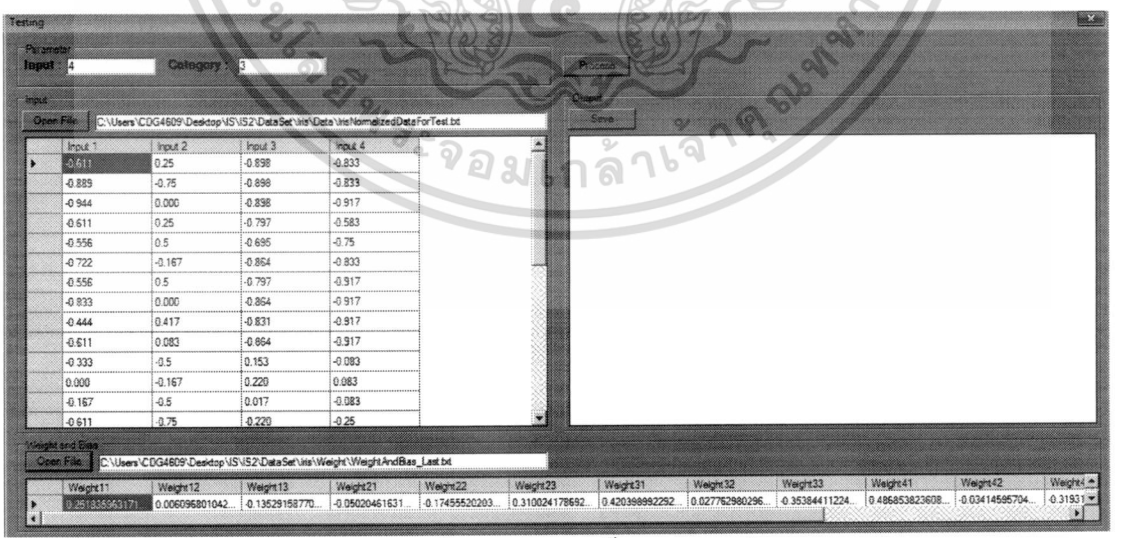
1. ใส่ จำนวนข้อมูลนำเข้าและจำนวนผลลัพธ์

2. กดปุ่ม Open File เพื่อเปิดแฟ้มข้อมูลของข้อมูลที่ต้องการทดสอบ และโปรแกรมจะแสดงข้อมูลออกทางหน้าจอ ดังรูปที่ 4.15



รูปที่ 4.15 หน้าจอแสดงข้อมูลที่จะทำการทดสอบ

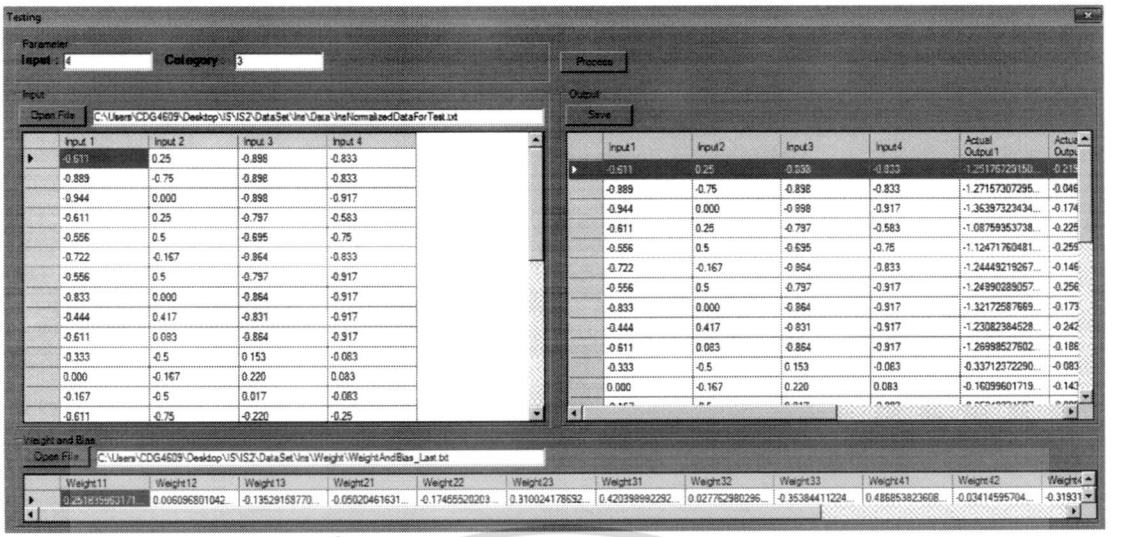
3. กดปุ่ม Open File เพื่อเปิดแฟ้มข้อมูลค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงานที่ต้องการนำมาทดสอบ และโปรแกรมจะแสดงข้อมูลออกทางหน้าจอ ดังรูปที่ 4.16



รูปที่ 4.16 หน้าจอแสดงข้อมูลค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงานที่จะนำมาใช้ในการทดสอบ

4. กดปุ่ม Process โปรแกรมจะทำการทดสอบข้อมูล เมื่อโปรแกรมทดสอบข้อมูลเสร็จ จะแสดงผลการทดสอบออกทางหน้าจอ รูปที่ 4.17

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

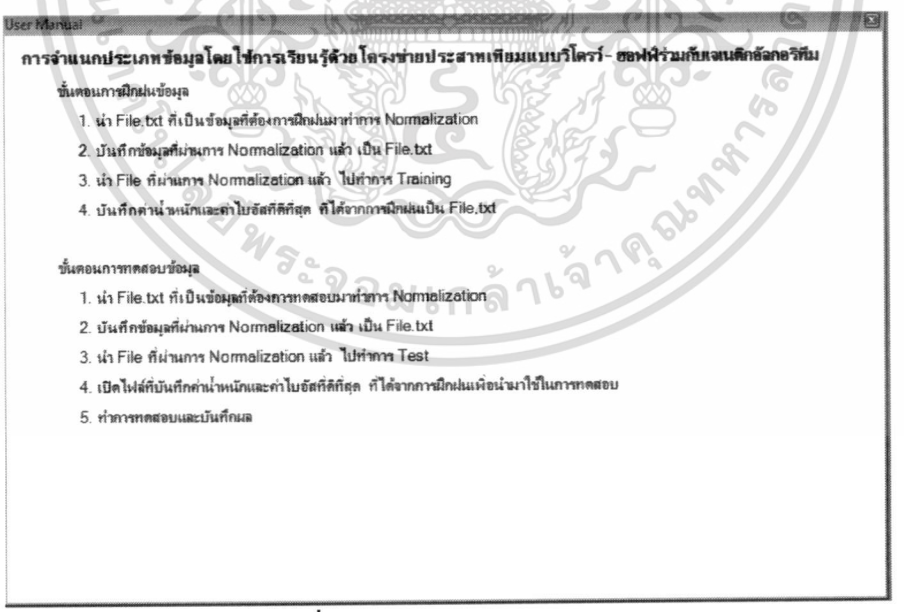


รูปที่ 4.17 แสดงผลการทดสอบออกทางหน้าจอ

5. กดปุ่ม Save เพื่อบันทึกผลการทดสอบ

4.3.7 หน้าจอ User Manual

- เมื่อเลือกเมนู Help > User Manual จะปรากฏหน้าจอสำหรับแสดงขั้นตอนวิธีการใช้งานโปรแกรม ดังรูปที่ 4.18

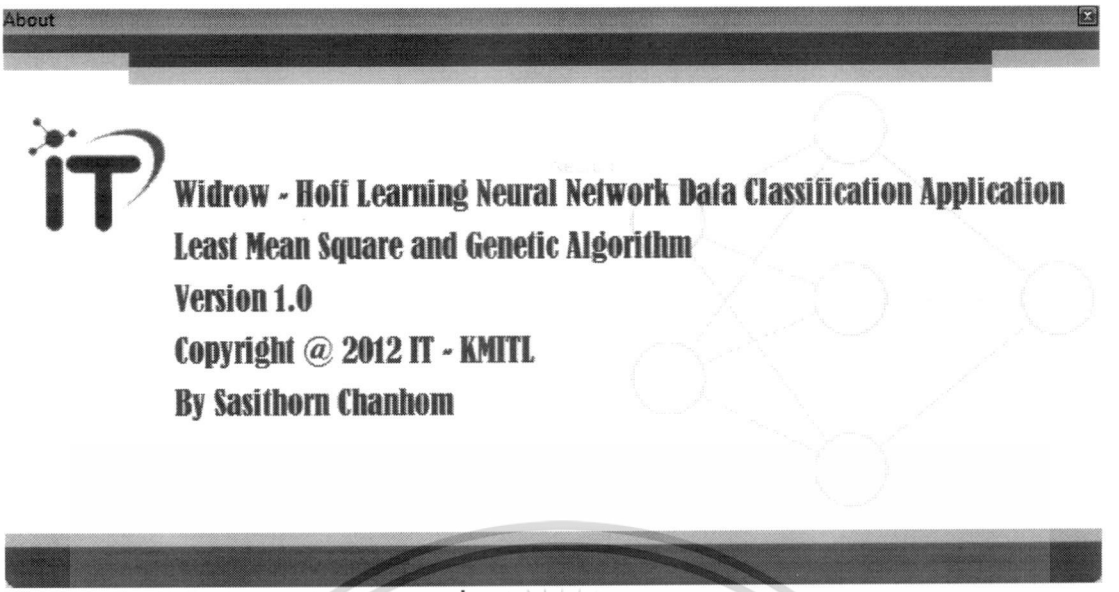


รูปที่ 4.18 หน้าจอ User Manual

4.3.8 หน้าจอ About

เมื่อเลือกเมนู Help > About จะปรากฏหน้าจอสำหรับแสดงรายละเอียดและเวอร์ชันของโปรแกรม ดังรูปที่ 4.19

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.19 หน้าจอ About

4.4 ข้อมูลที่นำมาทดสอบ

ข้อมูลที่นำมาใช้ในการดำเนินการศึกษา ได้แก่ ข้อมูล Iris, Haberman, Glass, Pima Indians Diabetes และ Wine โดยแต่ละข้อมูลมีลักษณะข้อมูล ดังนี้

1. ข้อมูล Iris

   เป็นข้อมูลที่ใช้ในการแบ่งสายพันธุ์ของดอกไอริส ประกอบด้วย ความยาวของกลีบเลี้ยง ความกว้างของกลีบเลี้ยง ความยาวของกลีบดอกไม้และความกว้างของกลีบดอกไม้ โดยมีข้อมูลตัวอย่าง 150 ข้อมูล แบ่งออกเป็น 3 สายพันธุ์ คือ

   - Iris – Setosa จำนวน 50 ข้อมูล
   - Iris – Versicolor จำนวน 50 ข้อมูล
   - Iris – Virginica จำนวน 50 ข้อมูล

   โดยมีข้อมูลตัวอย่าง ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ตัวอย่างข้อมูล Iris

Sepal Length	Sepal Width	Petal Length	Petal Width	Species
5.1	3.5	1.4	0.2	Iris - Setosa
4.9	3.0	1.4	0.2	Iris - Setosa
7.0	3.2	4.7	1.4	Iris - Versicolor
6.4	3.2	4.5	1.5	Iris - Versicolor
5.1	2.5	3.0	1.1	Iris - Virginica

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ข้อมูล Haberman

เป็นข้อมูลที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มของผู้ป่วยที่เข้ารับการผ่าตัดโรคมะเร็ง ประกอบด้วยอายุของคนไข้, ปีที่ผู้ป่วยเข้ารับการผ่าตัด, Positive โดยมีข้อมูลตัวอย่าง 306 ข้อมูล แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ

- คนไข้ที่มีชีวิตอยู่ตั้งแต่ 5 ปีขึ้นไป หลังจากได้รับการผ่าตัด แทนค่าด้วย 1
- คนไข้ที่เสียชีวิตภายใน 5 ปี หลังจากได้รับการผ่าตัด แทนค่าด้วย 2

โดยมีข้อมูลตัวอย่าง ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูล Haberman

Age	Year	Positive	Survival
30	64	1	1
30	62	3	1
30	65	0	1
31	59	2	1
31	65	4	1
34	59	0	2
34	66	9	2
38	69	2	2
39	66	0	2
41	60	23	2

3. ข้อมูล Wine

เป็นข้อมูลของไวน์ที่ปลูกอยู่บนพื้นที่เดียวกันในอิตาลี โดยมีข้อมูลตัวอย่าง 178 ข้อมูล ประกอบด้วย 13 คุณสมบัติ ได้แก่

1. Alcohol
2. Malic acid
3. Ash
4. Alcalinity of ash
5. Magnesium
6. Total phenols
7. Flavanoids

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

8. Nonflavanoid phenols

9. Proanthocyanins

10. Color intensity

11. Hue

12. OD280/OD315 of diluted wines

13. Proline

ซึ่งแบ่งไวน์ออกเป็น 3 Class ได้แก่

- Class 1 จำนวน 59 ข้อมูล
- Class 2 จำนวน 71 ข้อมูล
- Class 3 จำนวน 48 ข้อมูล

โดยมีข้อมูลตัวอย่าง ดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ตัวอย่างข้อมูล Wine

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	Class
14.23	1.71	2.43	15.6	127	2.8	3.06	0.28	2.29	5.64	1.04	3.92	1065	1
13.2	1.78	2.14	11.2	100	2.65	2.76	0.26	1.28	4.38	1.05	3.4	1050	1
12.33	1.1	2.28	16	101	2.05	1.09	0.63	0.41	3.27	1.25	1.67	680	2
12.64	1.36	2.02	16.8	100	2.02	1.41	0.53	0.62	5.75	0.98	1.59	450	2
12.86	1.35	2.32	18	122	1.51	1.25	0.21	0.94	4.1	0.76	1.29	630	3
12.88	2.99	2.4	20	104	1.3	1.22	0.24	0.83	5.4	0.74	1.42	530	3

4.5 ผลการทดสอบ

ผลการทดสอบการทำงานของโปรแกรมในการจำแนกประเภทข้อมูลระหว่างการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดร์ – ฮอฟฟ์โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและเจเนติกอัลกอริทึม สำหรับข้อมูล Iris, Haberman และ Wine ได้ผลการทดสอบ ดังนี้

4.5.1 ผลการทดสอบข้อมูล Iris

1. การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน กำหนดให้ตัวแปรต่างๆ ที่ใช้ในการฝึกฝนข้อมูล Iris มีค่า ดังตารางที่ 4.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.4 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Iris โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน

ค่าน้ำหนักเริ่มต้น	ค่าจุดเริ่มต้นการทำงาน	อัตราการเรียนรู้	จำนวนที่วนรอบ	จำนวนข้อมูลนำเข้า	ประเภทของข้อมูล
0	0	0.01	1,500	4	3

2. การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้เจเนติกอัลกอริทึม ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน กำหนดให้ตัวแปรต่างๆ ที่ใช้ในการฝึกฝนข้อมูล Iris มีค่า ดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Iris โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึม ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน

จำนวนประชากร	Crossover Rate	Mutation Rate	จำนวนที่วนรอบ	จำนวนข้อมูลนำเข้า	ประเภทของข้อมูล
20	0.85	0.1	1,500	4	3

ผลการทดสอบข้อมูล Iris โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและเจเนติกอัลกอริทึม ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน สรุปได้ดังตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 สรุปผลการทดสอบข้อมูล Iris

อัลกอริทึม	จำนวนข้อมูลที่นำมาทดสอบ	จำนวนข้อมูลที่จำแนกประเภทถูกต้อง	จำนวนข้อมูลที่จำแนกประเภทผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
กำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด	30	24	6	80.00%
เจเนติกอัลกอริทึม	30	29	1	96.66%

4.5.2 ผลการทดสอบข้อมูล Haberman

1. การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน กำหนดให้ตัวแปรต่างๆ ที่ใช้ในการฝึกฝนข้อมูล Haberman มีค่า ดังตารางที่ 4.7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.7 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Haberman โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน

ค่าน้ำหนักเริ่มต้น	ค่าจุดเริ่มต้นการทำงาน	อัตราการเรียนรู้	จำนวนที่วนรอบ	จำนวนข้อมูลนำเข้า	ประเภทของข้อมูล
0	0	0.01	1,500	3	2

2.การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้เจเนติกอัลกอริทึม ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน กำหนดให้ตัวแปรต่างๆ ที่ใช้ในการฝึกฝนข้อมูล Haberman มีค่า ดังตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Haberman โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึม ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน

จำนวนประชากร	Crossover Rate	Mutation Rate	จำนวนที่วนรอบ	จำนวนข้อมูลนำเข้า	ประเภทของข้อมูล
20	0.85	0.1	1,500	3	2

ผลการทดสอบข้อมูล Haberman โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและเจเนติกอัลกอริทึมในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน สรุปได้ดังตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 สรุปผลการทดสอบข้อมูล Haberman

อัลกอริทึม	จำนวนข้อมูลที่นำมาทดสอบ	จำนวนข้อมูลที่จำแนกประเภทถูกต้อง	จำนวนข้อมูลที่จำแนกประเภทผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
กำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด	61	45	16	73.77%
เจเนติกอัลกอริทึม	61	54	7	88.52%

4.5.3 ผลการทดสอบข้อมูล Wine

1. การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน กำหนดให้ตัวแปรต่างๆ ที่ใช้ในการฝึกฝนข้อมูล Wine มีค่าดังตารางที่ 4.10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.10 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Wine โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน

ค่าน้ำหนักเริ่มต้น	ค่าจุดเริ่มต้นการทำงาน	อัตราการเรียนรู้	จำนวนที่วนรอบ	จำนวนข้อมูลนำเข้า	ประเภทของข้อมูล
0	0	0.01	1,500	13	3

2.การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้เจเนติกอัลกอริทึม ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน กำหนดให้ตัวแปรต่างๆ ที่ใช้ในการฝึกฝนข้อมูล Wine มีค่า ดังตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 การกำหนดค่าตัวแปรสำหรับการฝึกฝนข้อมูล Wine โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึม ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน

จำนวนประชากร	Crossover Rate	Mutation Rate	จำนวนที่วนรอบ	จำนวนข้อมูลนำเข้า	ประเภทของข้อมูล
20	0.85	0.1	1,500	13	3

ผลการทดสอบข้อมูล Wine โดยใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและเจเนติกอัลกอริทึม ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าตั้งจุดทำงาน สรุปได้ดังตารางที่ 4.12

ตารางที่ 4.12 สรุปผลการทดสอบข้อมูล Wine

อัลกอริทึม	จำนวนข้อมูลที่นำมาทดสอบ	จำนวนข้อมูลที่จำแนกประเภทถูกต้อง	จำนวนข้อมูลที่จำแนกประเภทผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
กำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด	34	32	2	94.12%
เจเนติกอัลกอริทึม	34	34	0	100.00%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการศึกษา

5.1 สรุปผลการศึกษา

จากการศึกษาการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ โดยการพัฒนาโปรแกรมสำหรับทดสอบการจำแนกประเภทของข้อมูล โดยใช้โครงข่ายอดาไลน์ในการฝึกฝนการเรียนรู้ข้อมูล ข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกฝนและทดสอบต้องมีการกำหนดคู่ของข้อมูลนำเข้าและข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมายไว้แล้ว ข้อมูลของผลลัพธ์เป้าหมายต้องนำมาใช้เปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่คำนวณได้จากโครงข่ายอดาไลน์ เพื่อหาค่าความผิดพลาด ถ้าค่าความผิดพลาดที่ได้ยังมีค่าที่สูงอยู่ การเรียนรู้ด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์จะใช้อัลกอริทึมหาค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุดมาใช้ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงาน เพื่อฝึกฝนโครงข่ายอดาไลน์ให้มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด หลังจากนั้นจะนำค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงานที่ดีที่สุดมาใช้ในการทดสอบข้อมูลในการจำแนกประเภทของข้อมูลด้วยโครงข่ายอดาไลน์ จากการทดสอบการจำแนกประเภทของข้อมูลโดยใช้โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นนั้น ทำให้สามารถสรุปได้ว่า การเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ โดยใช้โครงข่ายอดาไลน์ในการฝึกฝนการเรียนรู้ข้อมูลนั้น โครงข่ายอดาไลน์สามารถจำแนกประเภทของข้อมูลได้ แต่ยังมีความผิดพลาดอยู่ ทำให้ผลลัพธ์ของการจำแนกประเภทของข้อมูลที่ได้ไม่ดีนัก

ในการศึกษาวิชาการศึกษาอิสระนี้จึงหาวิธีที่จะนำมาใช้ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงานให้ดีขึ้น เพื่อให้โปรแกรมมีความสามารถในการจำแนกประเภทของข้อมูลได้ดีขึ้น โดยได้นำวิธีการเจเนติกอัลกอริทึมมาใช้ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงาน

จากการศึกษาได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการปรับค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงานเพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุดในการจำแนกประเภทของข้อมูล ระหว่างการใช้อัลกอริทึมหาค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุดและวิธีการเจเนติกอัลกอริทึม โดยใช้ข้อมูลตัวอย่างในการทดสอบ 3 ข้อมูลตัวอย่าง พบว่า วิธีการเจเนติกอัลกอริทึมมีประสิทธิภาพในการปรับค่าน้ำหนักและค่าการตั้งจุดทำงานได้ดีกว่าอัลกอริทึมหาค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุด แสดงให้เห็นว่าการนำวิธีการเจเนติกอัลกอริทึมมาใช้ในการฝึกฝนการจำแนกประเภทของข้อมูลทำให้โปรแกรมมีความประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของข้อมูลได้ดีขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2 ข้อเสนอแนะ

การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบวิโดรว์ – ฮอฟฟ์ร่วมกับเจเนติกอัลกอริทึม เพื่อใช้งานกับชุดข้อมูลจริง การศึกษาควรต้องมีการทดสอบกับข้อมูลหลายประเภทและต้องมีการปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆเพื่อให้มีความเหมาะสมและสามารถใช้งานได้จริง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

คมสัน สุริยะ. 2548. **การวิจัยทางด้านเศรษฐศาสตร์ด้วย Neural Networks.** [Online]. Available : http://www.tourismlogistics.com/2008-12-24-05-09-59/anns-model/124-economic-research-with-neural-networks.html

Leung Ming,K. 2008. **ADALINE for Pattern Classification.** [Online]. Available : http://cis.poly.edu/~mleung/CS6673/s09/ADALINE.pdf

Mehrotra Kishan, Mohan Chilukuri,K and Ranka Sanjay. 1990. **Elements of Artificail Neural Networks.** Bradford Books.

Mendelsohn Lou. n.p. **Preprocessing Data For Neural Networks.** [Online]. Available : http://www.tradertech.com/preprocessing_data.asp

Zbigniew Michalewicz. 1999. **Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs.** Springer.

Masoud Yaghini. **Genetic Algorithms Part 3 : The Component of Genetic Algorithms.** [Online]. Available : http://webpages.iust.ac.ir/yaghini/Courses/AOR_872/Genetic%20Algorithms_03.pdf

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อผู้เขียน นางสาวศศิธร จันทร์หอม

วันเดือนปีเกิด 25 กันยายน พ.ศ. 2525

สถานที่เกิด กรุงเทพมหานคร

ประวัติการศึกษา

- สำเร็จการศึกษาระดับประถม จากโรงเรียนรุ่งเรืองวิทยา
- สำเร็จการศึกษาระดับมัธยม จากโรงเรียนราชวินิตบางแก้ว
- สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยกรุงเทพ

ประวัติการทำงาน

- บริษัท คอนโทรลดาต้า (ประเทศไทย) จำกัด (ปี พ.ศ. 2548 – 2553)
  ตำแหน่ง โปรแกรมเมอร์
- สมาคมสโมสรนักลงทุน (ปี พ.ศ. 2553 - 2554)
  ตำแหน่ง ซีเนียร์โปรแกรมเมอร์
- บริษัท คอนโทรลดาต้า (ประเทศไทย) จำกัด (ปี พ.ศ. 2554 – ปัจจุบัน)
  ตำแหน่ง โปรแกรมเมอร์อนาลิสต์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้