ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การพัฒนาระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว

DEVELOPMENT OF NEURAL NETWORK SYSTEMS USING SENSITIVITY ANALYSIS FEATURE SELECTION

โดย

ปิยรัตน์ ยุวรี

PIYARAT YUWAREE

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ.ดร.วรพจน์ กรีสุระเดช

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....04434
วัน,เดือน,ปี.....5 มิ.ย. 2551

H004434

.b.....119 22631
.i.....

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2549

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

DEVELOPMENT OF NEURAL NETWORK SYSTEMS USING SENSITIVITY ANALYSIS FEATURE SELECTION

PIYARAT YUWAREE

A SYSTEM DEVELOPMENT PROJECT

OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF

MASTER OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY

FACULTY OF INFORMATION TECNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2/ 2006

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2007

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	การพัฒนาระบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว
นักศึกษา	นางสาวปิยรัตน์ ยุวรี
รหัสนักศึกษา	48066414
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2549
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร.วรพจน์ กรีสุระเดช

บทคัดย่อ

ในปัจจุบันนี้โครงข่ายประสาทเทียมถูกใช้ในการสร้างเป็นแบบจำลองเพื่อใช้ในการแก้ปัญหาต่างๆ ซึ่งถ้าเลือกข้อมูลอินพุตได้เฉพาะข้อมูลที่สำคัญกับเอาต์พุตของโครงข่ายได้แล้วนั้น จะทำให้ขนาดของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นเล็กลง การพัฒนาระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว เป็นการหาความสำคัญของอินพุตโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว โดยจะทำการคำนวณหาเมตริกซ์ความไวเพื่อนำมาใช้ในการหาความสำคัญของอินพุต โดยจะนำค่าความไวมาเรียงลำดับจากมากไปหาน้อย แล้วนำมาคำนวณหา gap ของอินพุตแต่ละตัว ซึ่งจะมีการกำหนดค่าคงที่ไว้เพื่อทำการเปรียบเทียบกับค่า gap ของอินพุต หาก gap ของอินพุตมีค่าน้อยกว่าค่าคงที่ที่กำหนดไว้ แสดงว่าอินพุตนั้นไม่มีผลกระทบกับเอาต์พุตของโครงข่าย สามารถลบอินพุตนั้นออกจากโครงข่ายได้ ซึ่งจะทำให้โครงข่ายมีขนาดเล็กลงและทำงานได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	Development of Neural Network Systems using Sensitivity Analysis Feature Selection
Student	Miss.Piyarat Yuwaree
Student ID.	48066414
Degree	Master of Science
Programme	Information Science
Academic Year	2006
Advisor	Assoc. Prof. Dr.Worapoj Kreesuradej

ABSTRACT

Now a day, neural networks are often used as models for solving several problems. Feature selection for neural networks is an important technique to reduce the size of neural network model. This project is about development of neural networks system using sensitivity analysis for feature selection. Sensitivity analysis by computing sensitivity matrix is used to identify significant features for neural networks. Then, insignificant features are pruned from neural networks. As a results, the neural networks obtained from this pruning method are smaller size.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณ รศ.ดร.วรพจน์ กรีสุระเดช อาจารย์ที่ปรึกษาวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน ที่ได้กรุณาให้ความรู้ ให้คำปรึกษาและคำแนะนำทางเทคนิคต่างๆ ที่เป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาระบบ และสละเวลาในการ ตรวจสอบแก้ไขข้อบกพร่องของโครงการนี้

ขอขอบพระคุณบิดามารดาที่ให้โอกาสทางการศึกษากับข้าพเจ้า และเป็นกำลังใจหลักในการทำงานครั้งนี้ และขอบคุณทุก ๆ กำลังใจจากคนในครอบครัวโดยเฉพาะพี่ชายที่ทำให้การพัฒนาระบบงานชิ้นนี้บรรลุผลสำเร็จได้เป็นอย่างดี

ขอบพระคุณคณาจารย์คณะเทคโนโลยีสารสนเทศที่ได้ประสิทธิประสาทวิชาความรู้ให้ และขอบคุณรุ่นพี่และเพื่อนๆ ทุกคนที่เป็นกำลังใจและเป็นที่ปรึกษาในการพัฒนาระบบงานนี้ให้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ II

กิตติกรรมประกาศ III

สารบัญ IV

สารบัญรูป VII

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมา 1

1.2 วัตถุประสงค์ 1

1.3 ขอบเขตการดำเนินงาน 2

1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน 2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 2

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 3

2.1 ดาต้าไมนิ่ง (DATA MINING) 3

2.2 ขั้นตอนการทำดาต้าไมนิ่ง 3

2.3 เทคนิคการทำดาต้าไมนิ่ง 5

2.3.1 การสร้างแบบจำลองพยากรณ์ (PREDICTIVE MODELING) 5

2.3.2 การแบ่งส่วนฐานข้อมูล (DATABASE SEGMENTATION) 6

2.3.3 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ (LINK ANALYSIS) 6

2.3.4 การตรวจสอบค่าเบี่ยงเบน (DEVIATION DETECTION) 6

2.4 โครงข่ายประสาทเทียม 7

2.5 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม 7

2.6 วิธีการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม 10

2.6.1 การเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชั่น 11

2.7 เทคนิคการเลือกข้อมูลโดยวิธีการวิเคราะห์ความไว 14

บทที่ 3 การออกแบบระบบงาน 20

3.1รายละเอียดของระบบ 20

3.1.1 ส่วนการสร้างแบบจำลองใหม่ (BUILD MODEL) 20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

3.1.2 ส่วนของการทดสอบแบบจำลองที่ได้จากการเรียนรู้ (TESTING) 20
3.2 การออกแบบระบบงานด้วย UML 21
3.2.1 ยูสเคสไดอะแกรม 21
3.2.2 คลาสไดอะแกรม 24
3.2.3 ซีเควนซ์ไดอะแกรม 27
3.2.4 ผังการทำงานของระบบ 29
บทที่ 4 การประยุกต์ใช้โปรแกรม 32
4.1 การสร้างแบบจำลองและการฝึกสอนโครงข่าย 32
4.2 การทดสอบแบบจำลอง 38
บทที่ 5 สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ 42
5.1 สรุปผลการศึกษา 42
5.2 ข้อเสนอแนะ 43
บรรณานุกรม 44
ประวัติผู้เขียน 45

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

3.1 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ DATA SELECTION 22
3.2 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ DATA CLEANING 22
3.3 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ DATA TRANSFORMATION 22
3.4 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ EXPLORATION 23
3.5 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ GAIN CRITERION 23
3.6 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ BUILD MODEL 23
3.7 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ TEST MODEL 24

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 แสดงขั้นตอนในการทำดาต้าไมนิ่ง 4

2.2 ส่วนประกอบของเซลล์ประสาท 7

2.3 การทำงานของเซลล์ประสาทเทียม 9

2.4 โครงข่าย FEEDFORWARD อย่างง่าย 9

2.5 โครงข่าย FEEDBACK อย่างง่าย 10

3.1 ยูสเคสไดอะแกรมของระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว 21

3.2 คลาสไดอะแกรม 26

3.4 ซีเควนซ์ไดอะแกรมของการทดสอบแบบจำลอง 28

3.5 ผังการทำงานของระบบ 30

4.1 หน้าจอเมนู TRAINING NETWORKS 32

4.2 หน้าจอการเลือกข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต 33

4.3 หน้าจอแสดงข้อมูลโครงสร้างแบบจำลองที่กรอกแล้ว 34

4.4 หน้าจอแสดงผลการฝึกสอนโครงข่าย 35

4.5 หน้าจอแสดงผลการคำนวณค่าความไวและแสดงการระบุค่าคงที่ 36

4.6 หน้าจอแสดงผลการฝึกสอนโครงข่ายจากการกดปุ่ม RE-TRAINING 37

4.7 หน้าจอแสดงการระบุชื่อแบบจำลองและการบันทึกแบบจำลอง 37

4.8 หน้าจอเมนู TESTING NETWORKS 38

4.9 หน้าจอการเลือกแบบจำลอง 39

4.10 หน้าจอการเลือกข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต 40

4.11 หน้าจอแสดงผลการทดสอบแบบจำลอง 41

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมา

ในปัจจุบันมีการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้งานมากมาย ซึ่งงานที่ใช้กันมากอย่างหนึ่งคืองานด้านการพยากรณ์ข้อมูล โดยสามารถใช้เป็นแนวทางในการสนับสนุนการตัดสินใจให้ดียิ่งขึ้น ซึ่งขั้นตอนในการทำงาน คือ 1. การเตรียมข้อมูลให้เหมาะสม เช่น การลดข้อมูลที่ซ้ำซ้อน การลดข้อมูลที่มีความสำคัญน้อยต่อการทำงาน เป็นต้น 2. การสร้างแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียม 3. การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม 4. การนำข้อมูลที่ได้มาวิเคราะห์เพื่อนำไปใช้ประโยชน์ต่อไป

ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมนั้น การหาข้อมูลที่มีความสำคัญต่อการทำงานเป็นสิ่งที่สำคัญมากอย่างหนึ่ง เนื่องจากว่าหากสามารถลดข้อมูลที่มีความสำคัญต่อการทำงานน้อยออกไปได้มาก จะทำให้การเตรียมข้อมูลของการทำงานทำได้เร็วขึ้น และทำให้โครงข่ายประสาทเทียมทำงานได้เร็วขึ้นเพราะการใช้เวลาในการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจะขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลที่ใส่เข้าไปในโครงข่าย

เมื่อพิจารณาความสำคัญของการเตรียมข้อมูลและเรื่องความสำคัญของข้อมูลแล้ว จึงได้นำเทคนิคการวิเคราะห์ความไว (Sensitivity Analysis) ซึ่งเป็นเทคนิคหนึ่งในการเลือกข้อมูล มาใช้เพื่อพัฒนาระบบสำหรับการนำไปประยุกต์ใช้ในงานด้านต่างๆ โดยจะช่วยให้ใช้เวลาในการทำงานลดลง

1.2 วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาเทคนิคการวิเคราะห์ความไว ซึ่งเป็นวิธีการเลือกข้อมูลเข้าสู่การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

2. เพื่อศึกษาหลักการการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมและกระบวนการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชั่น (Backpropagation)

3. เพื่อพัฒนาระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว สำหรับการลดข้อมูลที่มีความสำคัญต่อการทำงานน้อย และสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมา เพื่อแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมทำงานได้เร็วขึ้นเมื่อมีการลดข้อมูลที่มีความสำคัญน้อยออกไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.3 ขอบเขตการดำเนินงาน

1. พัฒนาระบบโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ความไว ซึ่งเป็นวิธีหนึ่งในการเลือกข้อมูลและสร้างแบบจำลอง ซึ่งระบบงานที่ได้มีความสามารถในการสร้างแบบจำลองโดยใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียม

2. พัฒนาระบบงานโดยใช้โปรแกรม Microsoft Visual Studio.NET 2003 ร่วมกับใช้ Microsoft SQL Server 2000 เป็นฐานข้อมูล

1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน

เพื่อให้การศึกษาเป็นไปตามวัตถุประสงค์ และขอบเขตที่กำหนด จึงได้กำหนดขั้นตอนในการดำเนินงานไว้ ดังนี้

1. ศึกษาวิธีการหาความสำคัญของข้อมูลและวิธีการลดข้อมูลที่มีความสำคัญน้อยของเทคนิคการวิเคราะห์ความไว

2. ศึกษาหลักการการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมและการบวนการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชั่น (Backpropagation)

3. ศึกษาวิธีการทำงานของ Microsoft SQL Server 2000 ในส่วนของฐานข้อมูล

4. ออกแบบและพัฒนาระบบงานตามหลักการและวิธีที่ได้ศึกษา

5. ทดสอบระบบงานและตรวจสอบข้อผิดพลาดต่างๆ เพื่อทำการปรับปรุงและแก้ไข แล้วพัฒนาให้สมบูรณ์

6. สรุปผลการศึกษา

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เพื่อเข้าใจวิธีการในการหาความสำคัญของข้อมูลและวิธีการลดข้อมูลที่มีความสำคัญน้อยของเทคนิคการวิเคราะห์ความไว

2. เพื่อเข้าใจหลักการการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชั่น (Backpropagation)

3. สามารถนำหลักการและวิธีการที่ได้ศึกษามาประยุกต์ใช้ในการออกแบบและพัฒนาระบบงานจริง

4. ระบบงานที่มีความสามารถในการสร้างแบบจำลอง และทำให้ลดเวลาการทำงานของโครงข่ายได้ เพื่อให้สามารถนำข้อมูลได้ไปในวิเคราะห์งานด้านต่างๆได้เร็วขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ดาต้าไมนิ่ง (Data Mining)

ดาต้าไมน์นิ่ง เป็นเทคนิคที่ใช้ในการค้นหาข้อมูลเชิงวิเคราะห์ชั้นสูง สำหรับใช้จัดการกับข้อมูลที่อยู่ในฐานข้อมูลที่มีอยู่จำนวนมาก โดยมีวัตถุประสงค์หลักเพื่อใช้อธิบายข้อมูลในอดีตและทำนายข้อมูลในอนาคต

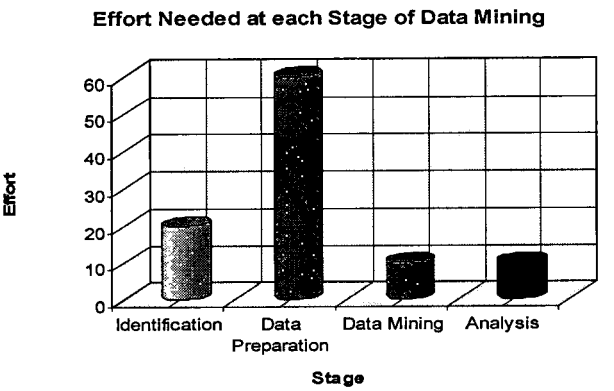
การทำดาต้าไมน์นิ่งเป็นการค้นหารูปแบบที่น่าสนใจจากกลุ่มข้อมูล รูปแบบนี้มักจะเป็นความสัมพันธ์หรือลักษณะที่เชื่อมโยงกันของข้อมูล ดังนั้นในการทำดาต้าไมนิ่งจึงไม่ได้เป็นการตั้งสมมติฐานแต่เป็นการดูผลลัพธ์ที่ได้จากการทำงานมากกว่าจะเห็นได้ว่าการทำดาต้าไมนิ่งนั้นเป็นวิธีการที่แตกต่างไปจากวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติในแบบอื่นๆในการทำดาต้าไมนิ่งนั้นผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นถือได้ว่าเป็นข้อมูลที่มีประโยชน์เป็นอย่างมากโดยสามารถที่จะนำข้อมูลเหล่านี้ไปใช้เป็นแนวทางในการตัดสินใจที่ก่อให้เกิดผลดีในการทำธุรกิจ

โดยทั่วไปแล้วในการทำ ดาต้าไมนิ่งนั้นมีด้วยกันอยู่สองบรรทัดฐานด้วยกัน คือ การค้นหาความรู้ (Knowledge Discovery: KD) และการสร้างแบบจำลองการคาดการณ์ (Predictive Modeling: PM) ในทางปฏิบัติแล้วจะทำการประยุกต์ใช้ AI หรือ เทคโนโลยีในการเรียนรู้ ของเครื่องจักร ในการวิเคราะห์ข้อมูลในฐานข้อมูลขนาดใหญ่ จุดประสงค์ของทั้งสองบรรทัดฐานนี้ก็คือ พยายามที่จะสร้างกระบวนการที่เป็นแบบอัตโนมัติให้มากที่ สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ ซึ่งในทางปฏิบัติแล้ว การทำดาต้าไมนิ่งไม่ใช่ระบบอัตโนมัติอย่างสมบูรณ์ทั้งหมด แต่เป็นกระบวนการแบบกึ่งอัตโนมัติเท่านั้น

2.2 ขั้นตอนการทำดาต้าไมนิ่ง

กระบวนการของการทำดาต้าไมนิ่งประกอบไปด้วยขั้นตอนหลักที่สามารถแบ่งได้ 5 ขั้นตอน ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.1 แสดงขั้นตอนในการทำดาต้าไมนิ่ง

ขั้นตอนที่1: กำหนดวัตถุประสงค์ทางธุรกิจ (Business Objectives Determination)

การกำหนดวัตถุประสงค์ทางธุรกิจจะต้องเข้าใจถึงปัญหาและความต้องการทางธุรกิจ เพราะจะเป็นตัวกำหนดทิศทางในการทำดาต้าไมนิ่งและสามารถกำหนดได้ว่าเมื่อไหร่จะใช้ดาต้าไมนิ่งในการแก้ปัญหา เนื่องจากในทุกปัญหาไม่สามารถแก้ไขได้ด้วยหลักการดาต้าไมนิ่งทั้งหมด ซึ่งในส่วนนี้จะประกอบไปด้วยการวิเคราะห์ทางธุรกิจและวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นว่าเรามีข้อมูลอะไรและต้องการอะไรจากข้อมูลที่มีอยู่

ขั้นตอนที่ 2: การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

การเตรียมข้อมูลเป็นขั้นตอนที่ต้องใช้เวลานานที่สุดประมาณ 60% ของการทำดาต้าไมนิ่ง เพราะเป็นส่วนที่มีความสำคัญที่สุดในการทำดาต้าไมนิ่ง เนื่องจากข้อมูลที่นำมาใช้ในการทำดาต้าไมนิ่งเป็นข้อมูลที่มาจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ที่อาจมาจากฐานข้อมูลหลายๆแหล่งมารวมกัน ข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนนี้จะต้องมีความถูกต้องเพื่อส่งผลให้ผลลัพธ์ในการทำไมนิ่งมีประสิทธิภาพ รายละเอียดของการเตรียมข้อมูลอยู่ในบทที่ 3 การเตรียมข้อมูลสำหรับการทำดาต้าไมนิ่ง

ขั้นตอนที่ 3: การทำดาต้าไมนิ่ง (Data Mining)

เป็นขั้นตอนการประมวลผลข้อมูลตามอัลกอริทึมที่กำหนดไว้ ซึ่งเกี่ยวข้องกับการเลือกอัลกอริทึมในการทำดาต้าไมนิ่งซึ่งจะต้องพิจารณาลักษณะของปัญหาเป็นหลัก เพราะในแต่ละปัญหาต้องเลือกใช้อัลกอริทึมที่เหมาะสมจึงจะได้ผลการวิเคราะห์ที่ถูกต้อง ซึ่งอาจใช้หลายอัลกอริทึมเพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ได้

ขั้นตอนที่ 4: การวิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำดาต้าไมนิ่ง (Analysis of Result)

เป็นการวิเคราะห์และตีความหมายจากผลที่ได้ เช่น ศึกษาพฤติกรรมของลูกค้าไม่ให้ผลออกมาตรงๆ แต่จะได้ความสัมพันธ์จำนวนมาก ผู้ใช้ต้องนำมาวิเคราะห์และประเมินกฎเหล่านี้เอง ตัวอย่างเช่น การแบ่งส่วนข้อมูล ผลที่ได้จะรู้ข้อมูลกลุ่มไหนๆแต่ต้องวิเคราะห์เองว่าแต่ละกลุ่ม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หมายถึงอะไร ซึ่งวิธีการนี้ผลที่ได้จะแปลความหมายยากและใช้เวลานาน วิธีเลือกสิ่งที่น่าสนใจจากผลลัพธ์ของดาต้าไมนิ่งเป็นวิธีที่วัดว่าผลที่ได้นั้นน่าสนใจแค่ไหนจะเลือกโดยดูจากผลที่ได้ง่ายต่อความเข้าใจ และ เป็นสารสนเทศที่ใหม่ สมเหตุสมผล

ขั้นตอนที่ 5: การปรับความรู้ที่ได้เข้ากับธุรกิจ (Assimilation of Knowledge)

การนำความรู้ที่ได้ไปใช้เป็นขั้นตอนสุดท้ายของกระบวนการทั้งหมด ซึ่งเป็นการรวบรวมความเข้าใจในแบบจำลองที่เป็นผลมาจากขั้นตอนการวิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้ มารวมเข้ากับส่วนความรู้ทางธุรกิจเพื่อที่จะนำเสนอถึงวิธีการที่จะนำผลที่ได้นี้ไปใช้ให้เกิดประโยชน์ ในขั้นตอนนี้จะมีหลักอยู่ 2 ประการคือ

1. แสดงแนวคิดทางธุรกิจที่ค้นพบใหม่
2. กฎเกณฑ์ที่จะใช้ความรู้ใหม่ที่พบให้ได้ประโยชน์สูงสุด

2.3 เทคนิคการทำดาต้าไมนิ่ง

ดาต้าไมนิ่งมีเทคนิคและอัลกอริทึมที่สามารถนำมาใช้งานหลายประเภท ขึ้นอยู่กับเอพลิเคชั่น (Application) ที่ต้องการนำมาใช้งาน แบ่งออกเป็นรูปแบบต่าง ๆ ได้ดังนี้

2.3.1 การสร้างแบบจำลองพยากรณ์ (Predictive Modeling)

เป็นการทำนายความเป็นไปได้ โดยใช้การสังเกตจากรูปแบบของข้อมูลที่มีอยู่ คือจะใช้วิธีนี้ในการวิเคราะห์ฐานข้อมูลที่มีอยู่เพื่อตัดสินใจเลือกลักษณะข้อมูลที่ต้องการ โดยมีลักษณะเป็นการเรียนรู้จากกลุ่มข้อมูลที่ได้กำหนดไว้ แล้วจึงนำไปวิเคราะห์กลุ่มข้อมูลที่ต้องการ ซึ่งวิธีนี้เรียกว่า Supervised Learning ดังนั้นข้อมูลที่มีอยู่ต้องสมบูรณ์ จึงจะทำให้ผลลัพธ์ออกมาถูกต้อง เพราะเราต้องนำข้อมูลในอดีตมาสร้างแบบจำลอง การทำงานจะแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ

Training Phase คือขั้นตอนการสร้างแบบจำลองขึ้นมาโดยใช้ข้อมูลในอดีต ซึ่งจะใช้ข้อมูลประมาณ 80% ของข้อมูลทั้งหมด

Testing Phase คือขั้นตอนที่ใช้ทำการทดสอบแบบจำลองที่สร้างว่ามีความเหมาะสมหรือไม่โดยจะนำข้อมูลส่วนที่เหลือ 20% มาใช้ทดสอบแบบจำลองที่สร้างขึ้น

การสร้างแบบจำลองพยากรณ์ สามารถแบ่งย่อยได้อีก เป็น 2 ประเภท คือ

- Classification เป็นการทำนายว่าสิ่งนั้นควรอยู่ในกลุ่มไหน ซึ่งเป็นการแบ่งกลุ่มของข้อมูลตามชนิดของกลุ่มข้อมูลที่ควรจะเป็น และสามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลได้อย่างชัดเจน เช่น การจัดกลุ่มของลูกค้าเพื่อพิจารณาว่าควรจะให้วงเงินสินเชื่อเพิ่มขึ้นหรือไม่ เป็นต้น ซึ่งวิธีที่นิยมใช้คือ Tree Induction และ Neural Induction

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- Value Prediction เป็นการทำนายถึง ค่าความต่อเนื่องของข้อมูล เป็นการทำนายค่าที่เป็น Numeric เช่น การทำนายราคาหุ้น เป็นต้น โดยมีวิธีที่ใช้คือ Linear Regression และ Nonlinear Regression

2.3.2 การแบ่งส่วนฐานข้อมูล (Database Segmentation)

จะเป็นการแบ่งหรือจัดกลุ่มของข้อมูลที่มีลักษณะคล้ายกัน หรือมีคุณสมบัติใกล้เคียงกันในหลายๆ ด้าน ให้เป็นข้อมูลกลุ่มเดียวกัน ซึ่งแต่ละกลุ่มจะถูกเรียกว่าเซกเมนต์ (Segments) หรือ คลัสเตอร์ (Clusters) การแบ่งกลุ่มข้อมูลนี้เราจะไม่สามารถกำหนดได้ว่าข้อมูลใดควรจะอยู่กลุ่มใด แต่จะเป็นการกำหนดกลุ่มของข้อมูลจากธรรมชาติของข้อมูลเอง ไม่ได้ใช้ความรู้สึกหรือประสบการณ์ในการตัดสินใจแบ่งกลุ่มข้อมูล และข้อมูลจะถูกจัดการโดยอัลกอลิทึมที่เหมาะสม จึงเรียกว่าเป็นรูปแบบของ Unsupervised Learning ซึ่งสามารถแบ่งย่อยตามวิธีที่ใช้ เช่น Demographic Clustering และ Neural Clustering

2.3.3 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ (Link Analysis)

เป็นการหาความสัมพันธ์ของข้อมูล เช่น ลูกค้าเข้าร้านซื้อสินค้าอะไรบ้าง, วันที่เข้าร้าน (มักจะนำดาต้าไมนิ่งไปใช้กับพวกธุรกิจค้าปลีก) ซึ่งจะมีเทคนิค ได้แก่

- Associations Discovery เป็นหลักการค้นหาสิ่งที่มีความสัมพันธ์กัน
- Sequential Pattern Discovery เป็นการศึกษาว่าเหตุการณ์ใดเกิดแล้วเหตุการณ์ใดจะเกิดตามมา เช่น การกู้จะกู้เพื่อการศึกษาก่อน จากนั้นแล้วจะกู้เพื่อแต่งงานเป็นต้น หาลำดับว่ามีรูปแบบ (Pattern) เหล่านี้ เช่น กู้ซื้อบ้านแล้วต้องกู้ซื้อรถด้วย เป็นต้น
- Similar Time Sequence Discovery เป็นการศึกษาพฤติกรรมของข้อมูลที่เกิดขึ้นทั้งหมดหรือเกิดขึ้นในช่วงเวลาเดียวกัน เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มของข้อมูลเหล่านี้

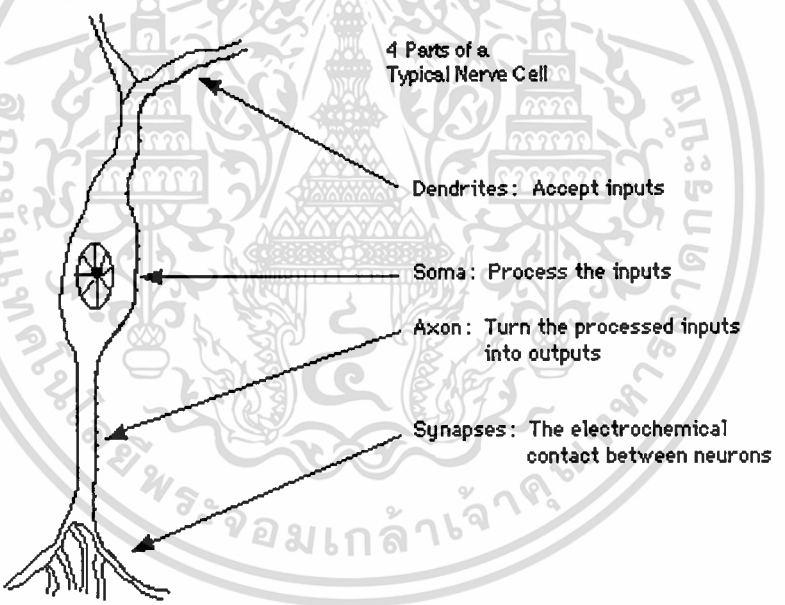
2.3.4 การตรวจสอบค่าเบี่ยงเบน (Deviation Detection)

เป็นเทคนิคที่ใช้ทำการหาค่าที่มีความแตกต่างไปจากค่ามาตรฐานว่ามีค่ามากน้อยเพียงใด เป็นแบบจำลองที่ใช้เทคนิคทางสถิติ (STATISTICS) เพื่อใช้วัดความน่าเชื่อถือของข้อมูล และการแสดงให้เห็นภาพ (VISUALIZATION) ซึ่งเป็นการสรุปข้อมูลให้แสดงผลออกมาในรูปแบบกราฟิก เช่น แผนภูมิแท่ง หรือ แผนภูมิวงกลม เป็นต้น เพื่อให้สามารถเข้าใจได้ง่าย นอกจากนี้ยังสามารถนำไปใช้ร่วมกับเทคนิคอื่นๆ โดยใช้ในการแสดงผลที่ได้ในรูปแบบของกราฟิก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม ถูกเรียกกว่า โครงข่ายประสาทจำลองหรือโครงข่ายเซลล์ประสาท โดยโครงข่ายเซลล์ประสาทเป็นการจำลองรูปแบบทางชีววิทยาทางโครงสร้างสมองของมนุษย์ โดยการจำลองบางส่วนที่จำเป็นมาใช้ผสมกับรูปแบบการจัดการโครงสร้างที่ถูกคิดขึ้น เพื่อทำให้เกิดฟังก์ชั่นที่ต้องการ ในธรรมชาติของเซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิตมีหลายประเภท แล้วแต่หน้าที่ของเซลล์ประสาทชนิดนั้นๆ เซลล์ประสาทประกอบด้วยส่วนใหญ่ๆ 4 ส่วน คือ ตัวเซลล์ประสาท หรือ Neural ซึ่งมีนิวเคลียสอยู่ตรงกลาง รอบๆตัวเซลล์ประสาทมีสิ่งที่ยื่นออกไปเพื่อรับและส่งสัญญาณจากเซลล์ประสาทอื่นๆ สิ่งดังกล่าวเรียกว่า Axon ที่ปลายกิ่งจะแตกออกเป็นก้านย่อยๆ เรียกว่า Dendrite รอยต่อระหว่างก้านของเซลล์ประสาทที่ต่างกัน เรียกว่า Synapse ซึ่งสามารถเปลี่ยนค่าความต้านทานได้ตามสัญญาณที่ส่งระหว่างกันของเซลล์ประสาท การส่งสัญญาณระหว่างเซลล์ประสาททำได้โดยการถ่ายเทสารประกอบโซเดียมและโพแทสเซียม



รูปที่ 2.2 ส่วนประกอบของเซลล์ประสาท

2.5 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

โดยทั่วไปประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วย 3 ชั้น คือ ชั้นอินพุต (Input Layer) ชั้น Hidden (Hidden Layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) ซึ่งในแต่ละชั้นจะมี Neural อยู่ ซึ่งในที่นี้จะเรียกว่าโหนด (Node) และแต่ละโหนดจะมีเส้นที่เชื่อมไปยังชั้นถัดไป โดยเปรียบเสมือนเป็นเส้นประสาท โดยแต่ละเส้นนั้นจะมีค่าน้ำหนัก (Weight) กำกับไว้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยในแต่ละโหนดจะประกอบด้วยการทำงาน 2 ส่วน ส่วนแรกคือส่วนของการหาค่าผลบวกของผลคูณระหว่างค่าจากโหนดก่อนหน้ากับค่าน้ำหนักที่เชื่อมมายังโหนดที่กำลังสนใจอยู่ (Summations) และอีกส่วนคือส่วนของการปรับค่าโดยใช้ฟังก์ชั่นการแปลงค่า (Transfer Function)

1. ชั้นอินพุต จะมีหน่วยประสาทเทียมที่คอยรับค่าอินพุตจากภายนอกเข้ามา

2. ชั้น Hidden จำนวนหน่วยประสาทเทียมที่อยู่ในชั้นนี้จะมีกี่หน่วยประสาทเทียมก็ขึ้นอยู่กับความต้องการ ไม่มีสูตรเฉพาะเจาะจงที่บอกว่าจะต้องมีกี่หน่วยประสาทเทียม แต่จำนวนหน่วยประสาทเทียมก็มีส่วนในการรู้จำของเซลล์ประสาท ดังนั้นอาจจะกำหนดให้มีหน่วยประสาทเทียมมากๆก่อน แล้วจึงค่อยๆลดจำนวนหน่วยประสาทเทียมลง แต่ยังคงประสิทธิภาพการรู้จำเท่าเดิม

แต่ละหน่วยประสาทเทียมในชั้น Hidden นี้จะทำหน้าที่รับข้อมูลจากทุกๆหน่วยประสาทเทียมของอินพุตมาคูณกับค่าน้ำหนักของหน่วยประสาทเทียมนั้นๆ

$$net_i(t) = \sum_{j=1}^{n} w_{ij}(t) o_j(t) \qquad (2.1)$$

net_i คือ หน่วยประสาทเทียมที่ i โดย i คือแต่ละหน่วยประสาทเทียมในชั้นนี้ ซึ่งก็คือแต่ละหน่วยประสาทเทียมในชั้น Hidden

$o_j(t)$ คือ เอาต์พุตจากชั้นก่อนหน้านี้ ในที่นี่คือเอาต์พุตจากหน่วยประสาทเทียมที่ j ของชั้นอินพุต ณ เวลา t

w_{ij} คือ ค่าน้ำหนักประจำหน่วยประสาทเทียม i ซึ่งเชื่อมต่อมาจากหน่วยประสาทเทียม j ของชั้นก่อนหน้านี้

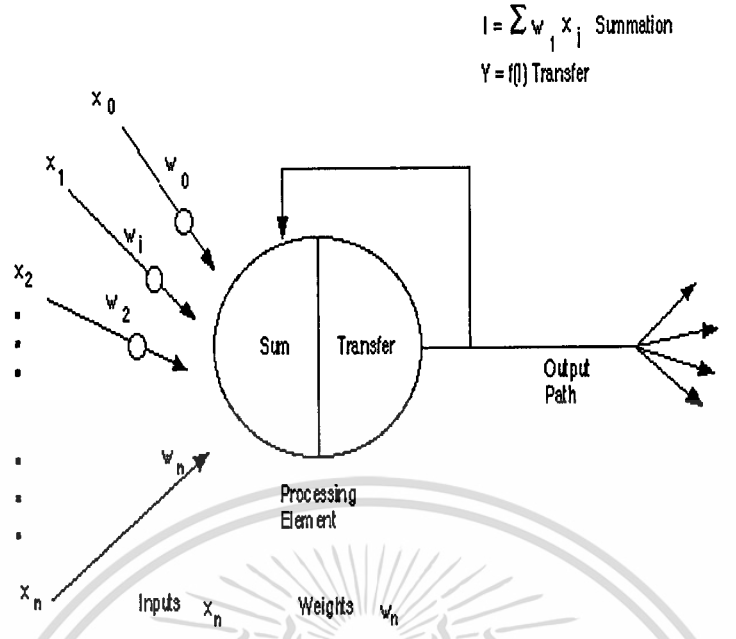
นำ $net_i(t)$ ผ่านฟังก์ชั่นการแปลงค่า โดยในที่นี้ใช้ฟังก์ชั่นซิกมอยด์ (Sigmoid Function)

$$f(net_k) = \frac{1}{1 + e^{-net_k}} \qquad (2.2)$$

ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการแปลงค่าจะเป็นเอาต์พุตของหน่วยประสาทเทียม i ซึ่งจะเป็นอินพุต i ให้กับชั้นถัดไป

3. ชั้นเอาต์พุต แต่ละหน่วยประสาทเทียมในชั้นเอาต์พุตนี้จะทำหน้าที่เหมือนหน่วยประสาทเทียมในชั้น Hidden อินพุตที่รับมาก็คือเอาต์พุตของหน่วยประสาทเทียมในชั้น Hidden ผ่านกระบวนการ Summations และฟังก์ชั่นการแปลงค่าเหมือนในชั้น Hidden และเอาต์พุตของชั้นเอาต์พุตนี้ก็คือเอาต์พุตของเซลล์ประสาทนั่นเอง

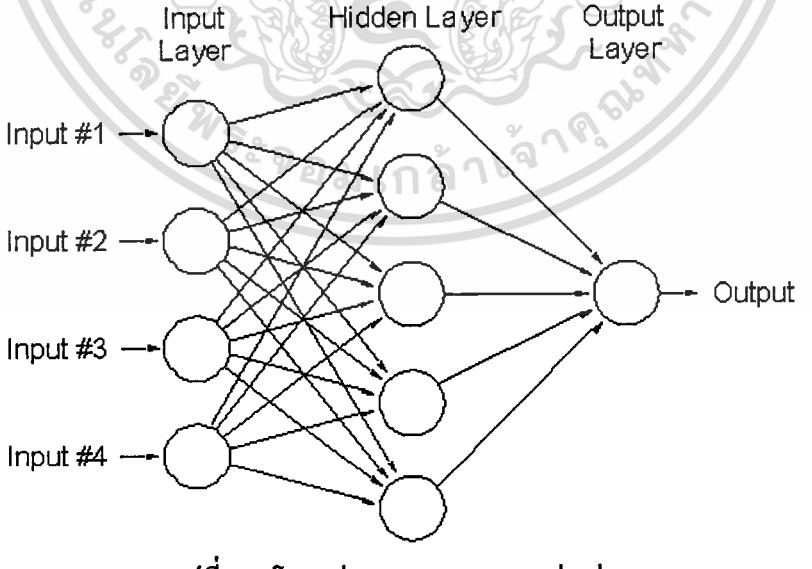
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.3 การทำงานของเซลล์ประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมมี 2 ลักษณะหลักๆ คือ

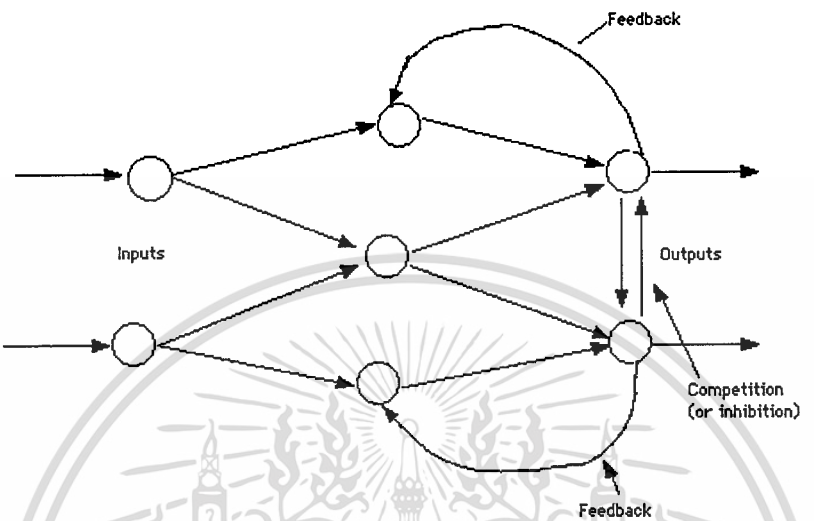
1. โครงข่าย Feedforward ลักษณะการไหลของข้อมูลของการเชื่อมต่อแบบนี้คือ ข้อมูลที่ประมวลผลจะถูกส่งไปในทิศทางเดียวจากชั้นอินพุตส่งต่อมาเรื่อยๆจนถึงชั้นเอาต์พุต โดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูล และในระดับชั้นเดียวกันก็ไม่มีการเชื่อมต่อกัน



รูปที่ 2.4 โครงข่าย Feedforward อย่างง่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. โครงข่าย Feedback ลักษณะการไหลของข้อมูลของการเชื่อมต่อแบบนี้คือ ข้อมูลที่ประมวลผลจะสามารถไหลย้อนกลับได้ หรืออาจจะมีการไหลของข้อมูลเป็นแบบ recursive ได้จนกระทั่งได้คำตอบออกมา บางทีเรียกลักษณะแบบนี้ว่า Recurrent Networks



รูปที่ 2.5 โครงข่าย Feedback อย่างง่าย

2.6 วิธีการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมมีลักษณะการเชื่อมต่อภายในเหมือนกับเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ โดยรับข้อมูลเข้าไปในหลายๆเซลล์ แล้วนำข้อมูลเหล่านั้นมาผ่านกระบวนการเรียนรู้ เพื่อปรับเปลี่ยนข้อมูลให้ได้ตามต้องการ แล้วส่งออกไปยังเซลล์ประสาทอื่นๆในโครงข่าย ดังนั้นกระบวนการเรียนรู้จึงเป็นการนำเอาค่าเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายไปเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมายที่ทราบอยู่แล้ว เพื่อหาค่าผิดพลาดและทำการปรับปรุงค่าน้ำหนักสำหรับแต่ละการเชื่อมต่อ เพื่อให้ประสิทธิภาพในการทำงานของโครงข่ายดีขึ้น ซึ่งสามารถแบ่งวิธีการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมได้ 2 แบบ คือ

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

การเรียนรู้จะมีการกำหนดเซตของการฝึกหัดให้กับโครงข่าย ซึ่งเซตนี้จะประกอบด้วยอินพุต เอาต์พุตที่ต้องการ โดยทำการจับคู่การสอน (Training Pair) เมื่อทำการป้อนอินพุตให้กับโครงข่ายแล้ว โครงข่ายจะทำการประมวลผลจนได้ค่าเอาต์พุตและค่าน้ำหนักออกมาชุดหนึ่ง จากนั้นทำการคำนวณค่าวัดความผิดพลาด ถ้าค่าวัดความผิดพลาดยังมีค่าสูงจะต้องมีการปรับค่าน้ำหนักจนกว่าจะได้ค่าที่สามารถยอมรับได้ จึงจะหยุดการสอนในโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

การเรียนรู้การสอนโดยที่ไม่ต้องมีการจับคู่สอน เนื่องจากเมื่อใส่ค่าอินพุตเซตเข้าสู่โครงข่ายแล้ว โครงข่ายจะพยายามจัดกลุ่มอินพุตเซตที่มีลักษณะเดียวกันให้เอาต์พุตออกมาจากโครงข่ายที่เดียวกัน คือมีการปรับตัวเองภายใน (Self-Organization) การเรียนรู้โดยวิธีนี้จะป้อนอินพุตเข้าสู่โครงข่าย ภายในโครงข่ายจะมีเอาต์พุตโหนดอยู่หลายโหนด โดยแต่ละโหนดแทนกลุ่มของข้อมูลที่มีคุณสมบัติเหมือนกัน เมื่อป้อนอินพุตเข้าสู่โครงข่าย โครงข่ายจะทำการคำนวณหาค่าความสัมพันธ์ที่มีภายในเซตของอินพุต โดยอาศัยค่าน้ำหนักเป็นตัวแยกความแตกต่างของอินพุตไปไว้ยังโหนดเอาต์พุตของโครงข่าย การเรียนรู้คือใช้ค่าน้ำหนักเป็นตัวแยกความแตกต่างของอินพุต โดยวิธีนี้ไม่สามารถทำการระบุเอาต์พุตที่ถูกต้องได้ว่าโหนดใดเป็นข้อมูลของกลุ่มใด โดยผู้ใช้งานต้องเป็นคนกำหนดเอง

2.6.1 การเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชั่น

แบคพรอพพาเกชั่นเป็นอัลกอริทึมหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีลักษณะการเชื่อมต่อแบบ Feedforward และมีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน โดยจะเรียนรู้จากการประมวลผลกลุ่มตัวอย่างที่เป็นข้อมูลในอดีต โดยที่ค่าเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายในแต่ละครั้งของชุดข้อมูลที่ป้อนให้กับโครงข่ายนั้นจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่าเอาต์พุตที่เกิดขึ้นจริงในอดีต เพื่อหาค่าความผิดพลาดในแต่ละครั้ง แล้วนำค่าความผิดพลาดที่ได้นั้นมาใช้ในการคำนวณเพื่อปรับค่าน้ำหนักระหว่างแต่ละโหนดในโครงข่ายต่อไป โดยที่การปรับค่าน้ำหนักจะมีการคำนวณในทิศทางย้อนกลับจากทางชั้นเอาต์พุตผ่านชั้น Hidden จนปรับค่ามาถึงชั้น Hidden ชั้นแรกที่ต่อจากชั้นอินพุต จากนั้นจึงคำนวณค่าเอาต์พุตใหม่ที่ได้ เพื่อเปรียบเทียบหาค่าวัดความผิดพลาดอยู่ในระดับที่สามารถยอมรับได้

กระบวนการในการเรียนรู้ของโครงข่ายแบบแบคพรอพพาเกชั่นจะขึ้นกับค่าน้ำหนักและฟังก์ชั่นการแปลงค่า ซึ่งกระบวนการเรียนรู้มีขั้นตอนการทำงานดังนี้

1. เลือกอินพุตและเอาต์พุต เพื่อนำมาใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่าย โดยที่รูปแบบจะอยู่ในรูปของ Vector Pairs $\{(I_1, Y_1),(I_2, Y_2),\ldots,(I_k, Y_k)\}$ ซึ่งแต่ละ I คือ อินพุตเวกเตอร์ และแต่ละ Y คือ เอาต์พุตเวกเตอร์ โดย $I = (x_1, x_2,\ldots,x_n ; Y)$

2. สุ่มค่าน้ำหนักในแต่ละเส้นทางของชั้น Hidden และชั้นเอาต์พุต โดยที่ช่วงของค่าน้ำหนักอยู่ระหว่าง 0.0 ถึง 1.0 รวมทั้งกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ซึ่งมีค่าระหว่าง 0.0 ถึง 1.0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. คำนวณหาผลรวมสุทธิข้อมูลเข้าที่ชั้น Hidden

$$net_j = \sum_{i=1}^{I} v_{ji} z_i \qquad (2.3)$$

z_i คือ ข้อมูลอินพุตโหนดที่ i

v_{ji} คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดที่ j ของชั้น Hidden กับโหนดที่ i ของชั้นอินพุต

I คือ จำนวนโหนดในชั้นอินพุต

4. คำนวณหาค่าเอาต์พุตที่ชั้น Hidden ซึ่งจะเป็นค่าอินพุตของชั้นเอาต์พุต โดยหาจากฟังก์ชั่นการแปลง ซึ่งในที่นี้ใช้ Sigmoid Function

$$y_j = \frac{1}{1+e^{-net_j}} \qquad (2.4)$$

y_j คือ ค่าเอาต์พุตของชั้น Hidden และเป็นค่าอินพุตของชั้นเอาต์พุต

5. คำนวณหาผลรวมสุทธิข้อมูลเข้าที่ชั้นเอาต์พุต (net_k)

$$net_k = \sum_{j=1}^{J} w_{kj} y_j \qquad (2.5)$$

w_{kj} คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดที่ k ของชั้นเอาต์พุตกับโหนดที่ j ของชั้น Hidden

J คือ จำนวนโหนดในชั้น Hidden

6. คำนวณหาค่าเอาต์พุตที่ชั้นเอาต์พุต โดยใช้ Sigmoid Function

$$o_k = \frac{1}{1+e^{-net_k}} \qquad (2.6)$$

o_k คือ ค่าเอาต์พุตของชั้นเอาต์พุต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

7. คำนวณหาค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นที่ชั้นเอาต์พุต

$$\delta_{ok} = (d_k - o_k) f'(net_k), k = 1,2,3,..., K \qquad (2.7)$$

δ_{ok} คือ ค่า Error ที่โหนด k ในชั้นเอาต์พุต

d_k คือ ค่าผลลัพธ์จริงที่โหนด k

o_k คือ ค่าเอาต์พุตที่โหนด k

8. คำนวณหาค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นที่ชั้น Hidden

$$\delta_{yj} = f'(net_j) \sum_{k=1}^{K} \delta_{ok} w_{kj}, j = 1,2,..., J \qquad (2.8)$$

δ_{yj} คือ ค่า Error ที่โหนด j ในชั้น Hidden

9. คำนวณหาการปรับค่าน้ำหนักที่ชั้นเอาต์พุต

$$w_{kj} \leftarrow w_{kj} + \eta \delta_{ok} y_j \text{ for k = 1,2,3,...,K และ j = 1,2,3,...,J} \qquad (2.9)$$

10. คำนวณหาการปรับค่าน้ำหนักที่ชั้น Hidden

$$v_{ji} \leftarrow v_{ji} + \eta \delta_{yj} z_i \text{ for j = 1,2,3,...,J และ i = 1,2,3,...,I} \qquad (2.10)$$

η คือ ค่าอัตราการเรียนรู้ โดยปกติจะกำหนดให้เป็น 0.1

หลังจากทำการปรับค่าน้ำหนักเสร็จแล้วก็ให้นำข้อมูลชุดอื่นทำเช่นเดียวกัน แล้วปรับค่าน้ำหนักในทุกชุดของข้อมูล ทำดังนี้จนเสร็จข้อมูลทุกชุดถือว่าทำเสร็จ 1 รอบ หลังจากนั้นให้วัดหาค่าความผิดพลาดจนกว่าจะยอมรับได้ หรือจนกว่าจะไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงของค่าความผิดพลาด จึงหยุดการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.7 เทคนิคการเลือกข้อมูลโดยวิธีการวิเคราะห์ความไว

ขั้นตอนสำคัญขั้นตอนหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียม คือขั้นตอนการเลือกข้อมูล ซึ่งจะทำให้การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นเร็วขึ้น ให้ความถูกต้องได้มากขึ้น จึงมีวิธีในการเลือกข้อมูลหลายวิธี โดยในที่นี้จะนำเสนอวิธีการวิเคราะห์ความไว (Sensitivity Analysis)

การวิเคราะห์ความไวของโครงข่ายประสาทเทียม เป็นวิธีที่จะบอกความสำคัญของข้อมูลอินพุตใดใดต่อเอาต์พุต ซึ่งจะทำให้สามารถตัดทิ้งข้อมูลอินพุตที่ไม่มีผลกระทบกับเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมออกได้ จะทำให้การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในด้านความเร็วมากขึ้น

การกำหนดค่าความไวให้กับข้อมูล

วิธีวิเคราะห์ความไวนี้มีพื้นฐานมาจากคณิตศาสตร์ ซึ่งสามารถนำมาประยุกต์ใช้ โดยให้ชุดข้อมูลมีค่าอินพุตเป็น X ซึ่งมีทั้งหมด I ตัว เขียนเป็นเมตริกซ์ได้เป็นเมตริกซ์ที่มีขนาด (I×1) และมีค่าเอาต์พุตเป็น O ซึ่งมีทั้งหมด K ตัว เขียนเป็นเมตริกซ์ได้เป็นเมตริกซ์ที่มีขนาด (K×1) โดยสามารถหาค่าความไวได้ดังนี้

$$S_{x_i}^{o_k} = \frac{\partial o_k}{\partial x_i} \quad \text{for k = 1,2,3,...,K และ j = 1,2,3,...,J} \qquad (2.11)$$

$S_{x_i}^{o_k}$ คือ ค่าความไวของอินพุตตัวที่ i ต่อเอาต์พุตตัวที่ k โดยจะเขียนแทนว่า S_{ki}

X_i คือ อินพุตตัวที่ i

O_k คือ เอาต์พุตตัวที่ k

และนำมาประยุกต์ใช้กับ โครงข่ายประสาทเทียมที่เรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชั่น (Backpropagation) เพื่อทำการหาค่าความไวในระหว่างชั้นเอาต์พุตกับชั้น Hidden จากนั้นจึงหาค่าความไวในระหว่างชั้น Hidden กับชั้นอินพุต โดยสามารถนำค่าที่ได้มาเขียนเป็นเมตริกซ์ โดยที่เมตริกนั้นจะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักของโครงข่าย

$$S = \begin{bmatrix} O_{11} & 0 \\ 0 & O_{22} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} Y_{11} & 0 \\ 0 & Y_{22} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} \\ v_{21} & v_{22} \end{bmatrix} \qquad (2.12)$$

และสามารถนำค่าที่ได้มาเขียนเป็นรูปอย่างย่อ ได้ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$S = O' \times W \times Y' \times V \tag{2.13}$$

O′ คือ เมตริกซ์ทแยงมุมของเอาต์พุตจากชั้นเอาต์พุต มีขนาด (K×K)

W คือ เมตริกซ์ของค่าน้ำหนักระหว่างชั้นเอาต์พุตกับชั้น Hidden มีขนาด (K×J)

Y′ คือ เมตริกซ์ทแยงมุมของเอาต์พุตจากชั้น Hidden มีขนาด (J×J)

V คือ เมตริกซ์ของค่าน้ำหนักระหว่างชั้น Hidden กับชั้นอินพุต มีขนาด (J×I)

วิธีการวิเคราะห์ความไว

เพื่อเป็นการลดขนาดของอินพุต เมตริกซ์ของความไวจะถูกคำนวณชุดการฝึกสอนทั้งหมดในการกำหนดเมตริกซ์ของความไวนั้นสามารถทำได้หลายวิธี โดยที่แต่ละวิธีก็มีฟังก์ชันที่แตกต่างกัน แต่มีวัตถุประสงค์ที่ต้องการลดขนาดอินพุตให้เหลือน้อยที่สุดเหมือนกัน ซึ่งการวัดค่าความไวที่คำนวณได้มีอยู่ 3 วิธี คือ

1. วิธี Mean square average sensitivities

เป็นวิธีที่ทำให้เอาต์พุตจากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยเกิดขึ้นน้อยที่สุด โดยสามารถหาได้ดังนี้

$$S_{ki,avg} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N} (S_{ki}^{(n)})^2}{N}} \tag{2.14}$$

2. วิธี Absolute value average sensitivities

สามารถหาได้ดังนี้

$$S_{ki,abs} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N} \left| S_{ki}^{(n)} \right|}{N}} \tag{2.15}$$

3. วิธี Maximum sensitivities

สามารถหาได้ดังนี้

$$S_{ki,\max} = \max_{n=1\ldots N} \left\{ S_{ki}^{n} \right\} \tag{2.16}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

S_{ki} คือ เมตริกซ์ของความไว

N คือ จำนวนชุดการฝึกสอนทั้งหมด

$S_{ki}^{(n)}$ คือ ค่าความไวที่คำนวณได้จากข้อมูลในการฝึกสอนชุดที่ n

เกณฑ์การตัดทิ้งข้อมูลอินพุต

การที่ให้มีการตรวจสอบค่าเฉลี่ยเมตริกซ์ของความไว เพื่อจะกำหนดใส่ข้อมูลอินพุตที่มีผลต่อข้อมูลเอาต์พุตน้อยที่สุด ค่าของเมตริกซ์ของความไวที่เล็กนั้น เมื่อนำไปเปรียบเทียบกับค่าอื่นๆ พบว่าข้อมูลอินพุตไม่มีผลกับข้อมูลเอาต์พุต ทำให้ได้เป็นเกณฑ์ออกมาคือ เมตริกซ์ของความไวที่โครงข่ายประสาทเทียมถูกฝึกสอนแล้ว สามารถนำไปหาค่าการฝึกสอนและการทดสอบกลุ่มข้อมูลได้ ค่าเฉลี่ยเมตริกซ์ของความไวถูกใช้เพื่อกำหนดข้อมูลอินพุตที่มีนัยสำคัญน้อยที่สุดและเพื่อลดขนาดของโครงข่ายโดยการตัดทิ้งข้อมูลอินพุตที่ไม่สำคัญออก

เมื่อข้อมูลอินพุตมีความสัมพันธ์กับค่าความไวที่เล็กเมื่อเปรียบเทียบกับค่าอื่นแล้ว ขนาดของโครงข่ายประสาทเทียมก็จะลดลงไปโดยการตัดทิ้งข้อมูลอินพุตนั้น และโครงข่ายประสาทเทียมที่มีขนาดเล็กจะสามารถถูกฝึกสอนได้สำเร็จในเกือบจะทุกกรณี เกณฑ์ที่ใช้สำหรับการกำหนดข้อมูลอินพุตที่สามารถถูกตัดทิ้งได้นั้น เรียกว่า วิธี Largest gap

โดยก่อนจะทำการใส่ชุดข้อมูลเข้าไปในโครงข่าย จะต้องมีการแปลงข้อมูลอินพุตให้อยู่ในช่วง [0,1] ก่อน และเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายในชั้นเอาต์พุตจะอยู่ในช่วง [-1,1] โดยทำการแปลงข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตดังนี้

$$\hat{x}_i^{(m)} = \frac{x_i^{(m)} - \min\limits_{n=1\ldots N}\left\{x_i^{(n)}\right\}}{\left(\max\limits_{n=1\ldots N}\left\{x_i^{(n)}\right\} - \min\limits_{n=1\ldots N}\left\{x_i^{(n)}\right\}\right)} \qquad (2.17)$$

$$\hat{o}_k^{(m)} = \frac{o_k^{(m)} - \left(\dfrac{\max\limits_{n=1\ldots N}\left\{o_k^{(n)}\right\} + \min\limits_{n=1\ldots N}\left\{o_k^{(n)}\right\}}{2}\right)}{\left(\max\limits_{n=1\ldots N}\left\{o_k^{(n)}\right\} - \min\limits_{n=1\ldots N}\left\{o_k^{(n)}\right\}\right)} \qquad (2.18)$$

ถ้าข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตถูกแปลงข้อมูลก่อนถูกฝึกสอนในโครงข่าย สามารถนำค่าความไวไปใช้ได้เลย แต่ในกรณีที่ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตไม่ได้ถูกแปลง เมื่อหาค่าความไวได้แล้วจะต้องทำการแปลงค่าความไวก่อนนำไปใช้ โดยทำการแปลงค่าความไวดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

$$\hat{S}_{ki,avg} = S_{ki} \frac{\left(\max_{n=1...N} \left\{ x_i^{(n)} \right\} - \min_{n=1...N} \left\{ x_i^{(n)} \right\} \right)}{\left(\max_{n=1...N} \left\{ o_k^{(n)} \right\} - \min_{n=1...N} \left\{ o_k^{(n)} \right\} \right)} \quad (2.19)$$

โดยสามารถหาความสำคัญของข้อมูลอินพุตใดใดได้ดังนี้

$$\phi_{i,avg} = \max_{k=1...K} \left\{ \hat{S}_{ki,avg} \right\} \quad (2.20)$$

โดยที่ Φ_{abs} และ Φ_{max} สามารถหาความสำคัญของข้อมูลอินพุตได้เช่นเดียวกับ Φ_{avg} และเพื่อให้เห็นความแตกต่างความสำคัญของข้อมูลอินพุต จึงต้องทำการเรียงลำดับค่า Φ_i โดยจะทำการเรียงค่าจากมากไปหาน้อยดังนี้

$$\phi_{i_{m+1}} \geq \phi_{i_m}, m = 1,...,I-1 \quad (2.21)$$

i_m คือ ลำดับของข้อมูลอินพุตที่ถูกเรียงลำดับแล้ว

จากนั้นจะทำการวัด gap

$$g_{i_m} = \frac{\phi_{i_m}}{\phi_{i_{m+1}}} \quad (2.22)$$

แล้วทำการหา Largest gap ดังนี้

$$g_{\max} = \max_{i_m} \left\{ g_{i_m} \right\} \text{ and } m_{CUT} = m$$

$$\text{ดังนั้น } g_{i_m} = g_{\max} \quad (2.23)$$

ถ้าเงื่อนไขตามสมการข้างล่างนี้เป็นจริง แล้วจะพบว่า gap ระหว่าง m_{CUT} และ m_{CUT+1} นั้นใหญ่เพียงพอ

$$C_{g_{\max}} > \max_{i_m \neq i_{m_{CUT}}} \left\{ g_{i_m} \right\} \quad (2.24)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

04434

C คือ ค่าคงที่ ซึ่งถูกกำหนดขึ้นมาโดยไม่มีวิธีคิดที่แน่นอน (เช่น ให้ C = 0.5 ค่าที่น้อยกว่า C จะถูกทำการตัดทิ้งออกจากชั้นอินพุต)

ทุกข้อมูลอินพุตที่ถูกตัดทิ้ง เป็นข้อมูลที่มีผลกระทบกับโครงข่ายน้อยที่สุด

วิธี gap นั้นสามารถนำมาประยุกต์เพื่อใช้ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าความไวของข้อมูลอินพุตต่อเอาต์พุตแต่ละตัว โดยจะใส่อินพุตที่ควรตัดทิ้งไปยังทุกเอาต์พุตที่เกิดขึ้น และการตัดทิ้งอินพุตจะทำโดยการลบอินพุตนั้นออกจากชั้นอินพุตในโครงข่ายประสาทเทียม

ค่า S_{avg} นั้นจะถูกหาเพื่อใช้สำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเท่านั้น โดยค่าที่ถูกคำนวณหามาได้ในการฝึกสอนในตอนเริ่มแรกจะถูกทำให้เล็กลง แต่จะยังเป็นตัวแทนของชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายอยู่

ตัวอย่างการคิดค่าความไว

หลังจากทำการหาเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว จะสามารถทำการหาค่าความไวได้ โดยนำค่าเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายและค่าน้ำหนักที่ใช้ในโครงข่ายมาทำให้อยู่ในรูปเมตริกซ์แล้วจึงนำมาคิดค่าความไว โดยมีวิธีคิดดังตัวอย่างต่อไปนี้

กำหนดให้ค่าเอาต์พุตและค่าน้ำหนักที่ใช้ในโครงข่ายเมื่อทำให้อยู่ในรูปเมตริกซ์ มีค่าดังต่อไปนี้

$$O' = \begin{bmatrix} 0.802 & 0 \\ 0 & 0.668 \end{bmatrix}, \quad W = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

$$Y' = \begin{bmatrix} 0.622 & 0 \\ 0 & 0.777 \end{bmatrix}, \quad V = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0.5 & 1 \end{bmatrix}$$

ทำการหาค่าความไว (S) ซึ่งจะได้ออกมาเป็นเมตริกซ์ โดยทำการหาดังนี้

$$S = \begin{bmatrix} 0.802 & 0 \\ 0 & 0.688 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0.5 & 0.5 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0.622 & 0 \\ 0 & 0.777 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0.5 & 1 \end{bmatrix}$$

$$S = \begin{bmatrix} 0.811 & 0.623 \\ 0.338 & 0.259 \end{bmatrix}$$

เมื่อได้เมตริกซ์ความไวแล้ว จะทำการหาความสำคัญของอินพุต เพื่อทำการตัดทิ้งอินพุตที่ไม่มีผลต่อเอาต์พุตของโครงข่ายออก ซึ่งมีวิธีการทำดังต่อไปนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หาความสำคัญของอินพุตแต่ละตัว โดยการเรียงลำดับค่าความไวจากมากไปน้อยดังนี้

$\phi_1 = \{0.811 \quad 0.338\}$

$\phi_2 = \{0.623 \quad 0.259\}$

$\phi_{1_1} = 0.338, \phi_{1_2} = 0.811$

$\phi_{2_1} = 0.259, \phi_{2_2} = 0.623$

จากนั้นทำการวัด gap และตัดทิ้งข้อมูลที่ไม่มีผลต่อเอาต์พุตออก ดังนี้

$$g_1 = \frac{\phi_{1_1}}{\phi_{1_2}} = \frac{0.338}{0.811} = 0.417$$

$$g_2 = \frac{\phi_{2_1}}{\phi_{2_2}} = \frac{0.259}{0.623} = 0.416$$

กำหนดให้ C = 0.1 พบว่าไม่มีค่า gap ใดที่มีค่าน้อยกว่าค่า C เลย จึงไม่สามารถทำการตัดทิ้งอินพุตทั้ง 2 ตัวออกจากโครงข่ายได้ เนื่องจากอินพุตทั้ง 2 ตัวมีความสำคัญกับเอาต์พุตของโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

การออกแบบระบบงาน

3.1รายละเอียดของระบบ

ระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไวเพื่อลดขนาดอินพุตของโครงข่าย สามารถแบ่งการทำงานของระบบได้เป็น 2 ส่วนหลักๆ คือ

3.1.1 ส่วนการสร้างแบบจำลองใหม่ (Build Model)

การสร้างแบบจำลองของระบบนั้น ประกอบด้วยขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 การสอนให้ระบบเกิดการเรียนรู้ (Training) เป็นการนำข้อมูลแต่ละชุดที่ผู้ใช้เลือกก่อนที่จะฝึกสอนโครงข่าย เพื่อมาใช้สอนระบบ โดยทำการคำนวณตามอัลกอริทึมแบบแบคพรอพพาเกชั่น เพื่อปรับตัวแปรภายในโครงข่าย จนกระทั่งได้แบบจำลองที่เหมาะสม โดยระบบจะใช้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (Mean Square Error) เป็นเงื่อนไขในการจบการเรียนรู้ของแบบจำลอง โดยที่จำนวนรอบในการเรียนรู้ยังไม่เกินค่าที่กำหนดไว้ หรืออาจจบการเรียนรู้โดยพิจารณาจากจำนวนรอบของการเรียนรู้

ขั้นตอนที่ 2 การวิเคราะห์ความไว (Sensitivity Analysis) เป็นการคำนวณหาค่าความสำคัญของข้อมูลอินพุตที่มีผลต่อเอาต์พุตของโครงข่าย โดยระบบจะแสดง Gap ของอินพุตแต่ละตัวที่คำนวณได้ เพื่อให้ผู้ใช้เห็นว่าข้อมูลอินพุตใดที่ไม่มีผลต่อเอาต์พุตของโครงข่าย และผู้ใช้สามารถทำการสอนให้ระบบเกิดการเรียนรู้อีกครั้งหลังจากทำการตัดอินพุตที่ไม่มีผลต่อเอาต์พุตทิ้งไปแล้ว

3.1.2 ส่วนของการทดสอบแบบจำลองที่ได้จากการเรียนรู้ (Testing)

การทดสอบแบบจำลองที่ได้จากการเรียนรู้นั้น เป็นการประเมินแบบจำลอง โดยใช้ข้อมูลส่วนที่เก็บไว้เพื่อทดสอบ ซึ่งในการทำงานขั้นตอนนี้จะเป็นการนำข้อมูลเข้าสู่แบบจำลองที่ได้จากการเรียนรู้ แล้วทำการคำนวณหาเอาต์พุตของโครงข่ายเพื่อเปรียบเทียบกับค่าจริง แล้วหาค่าความผิดพลาดเฉลี่ยเพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

หลังจากการทดสอบแล้ว ถ้าประสิทธิภาพของแบบจำลองเป็นที่น่าพอใจ ผู้ใช้สามารถนำแบบจำลองนี้ไปใช้ในงานด้านต่างๆต่อไป

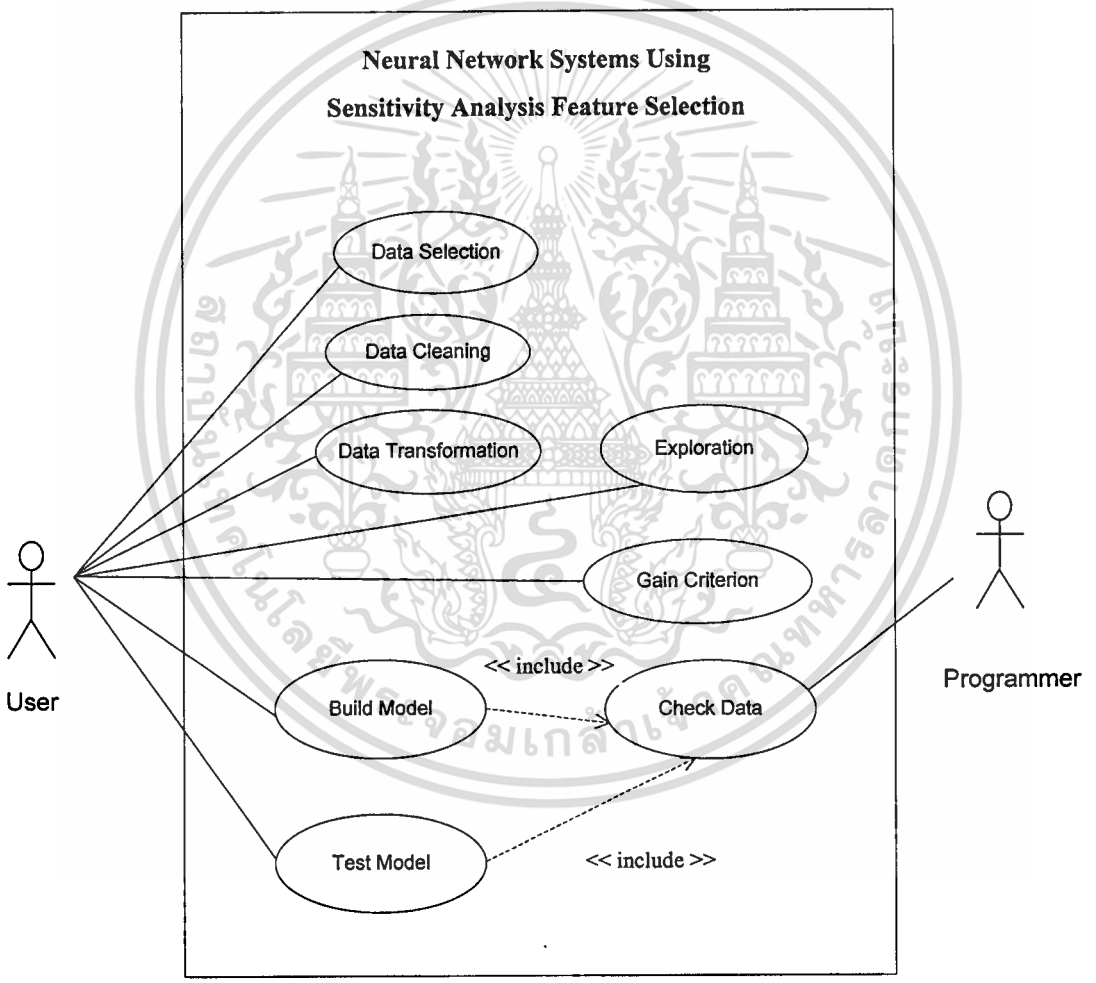
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 การออกแบบระบบงานด้วย UML

สำหรับระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว ได้ใช้ยูสเคสไดอะแกรม (Usecase Diagram) คลาสไดอะแกรม (Class Diagram) ซีเควนซ์ไดอะแกรม (Sequence Diagram) และผังการทำงานของระบบ (Flowchart) ในการออกแบบระบบ

3.2.1 ยูสเคสไดอะแกรม

ยูสเคสไดอะแกรมของระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว ประกอบด้วย 8 ยูสเคส แสดงดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ยูสเคสไดอะแกรมของระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ Data Selection

ยูสเคส	Data Selection
วัตถุประสงค์	เพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับการทำดาต้าไมน์นิ่ง
เมื่อทำงานสำเร็จ	ได้ข้อมูลสำหรับการทำดาต้าไมน์นิ่ง
Actor ที่เกี่ยวข้อง	User
อินพุต	ชุดข้อมูล
เอาต์พุต	ชุดข้อมูลที่ถูกเลือก
รายละเอียด	ผู้ใช้เลือกชุดข้อมูลที่ต้องการทำดาต้าไมน์นิ่ง

ตารางที่ 3.2 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ Data Cleaning

ยูสเคส	Data Cleaning
วัตถุประสงค์	เพื่อทำการแก้ไขค่าว่างโดยวิธีต่างๆ
เมื่อทำงานสำเร็จ	ได้ข้อมูลสำหรับการทำดาต้าไมน์นิ่งที่มีประสิทธิภาพ
Actor ที่เกี่ยวข้อง	User
อินพุต	ชุดข้อมูล
เอาต์พุต	ชุดข้อมูลที่ถูกแก้ไขแล้ว
รายละเอียด	ผู้ใช้เลือกชุดข้อมูลที่ต้องการทำการแก้ไขค่าว่าง

ตารางที่ 3.3 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ Data Transformation

ยูสเคส	Data Transformation
วัตถุประสงค์	เพื่อทำการปรับเปลี่ยนข้อมูลของ Numerical ให้อยู่ในช่วงๆหนึ่ง
เมื่อทำงานสำเร็จ	ได้ข้อมูลที่ถูกปรับอยู่ในรูปของ Numerical แล้ว
Actor ที่เกี่ยวข้อง	User
อินพุต	ชุดข้อมูล
เอาต์พุต	ชุดข้อมูลที่ถูกปรับเปลี่ยนแล้ว
รายละเอียด	ผู้ใช้เลือกชุดข้อมูลที่ต้องการทำการปรับเปลี่ยน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.4 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ Exploration

ยูสเคส	Exploration
วัตถุประสงค์	เพื่อสำรวจข้อมูลขั้นสุดท้าย ก่อนที่จะนำเข้าการทำดาต้าไมน์นิ่งแสดงผล
เมื่อทำงานสำเร็จ	ได้ข้อมูลที่จะนำไปใช้ทำดาต้าไมน์นิ่ง
Actor ที่เกี่ยวข้อง	User
อินพุต	ชุดข้อมูล
เอาต์พุต	ชุดข้อมูลที่จะนำไปใช้ในการทำดาต้าไมน์นิ่ง
รายละเอียด	ผู้ใช้เลือกชุดข้อมูลที่ต้องการทำการสำรวจ

ตารางที่ 3.5 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ Gain Criterion

ยูสเคส	Gain Criterion
วัตถุประสงค์	เพื่อทำการเลือกข้อมูลที่จะนำไปใช้ทำดาต้าไมน์นิ่ง
เมื่อทำงานสำเร็จ	ได้ข้อมูลที่จะนำไปใช้ทำดาต้าไมน์นิ่ง
Actor ที่เกี่ยวข้อง	User
อินพุต	ชุดข้อมูล
เอาต์พุต	ชุดข้อมูลที่จะนำไปใช้ในการทำดาต้าไมน์นิ่ง
รายละเอียด	ผู้ใช้เลือกใช้วิธี Gain Criterion ในการเลือกข้อมูลที่จะนำไปใช้ทำดาต้าไมน์นิ่ง

ตารางที่ 3.6 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ Build Model

ยูสเคส	Build Model
วัตถุประสงค์	เพื่อสร้างแบบจำลองใหม่ให้กับระบบ
เมื่อทำงานสำเร็จ	ได้แบบจำลองใหม่ให้กับระบบ ซึ่งแบบจำลองใหม่ที่ได้ประกอบด้วยแบบจำลองที่สร้างโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
Actor ที่เกี่ยวข้อง	User
อินพุต	ชุดข้อมูลและเงื่อนไขในการสร้างแบบจำลอง
เอาต์พุต	แบบจำลองพร้อมกับโครงสร้างข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลอง ผลลัพธ์ของการสร้างแบบจำลองในรูปแบบของรายงาน
รายละเอียด	1. ผู้ใช้เลือกชุดข้อมูลและเงื่อนไขในการสร้างแบบจำลองเข้าสู่ระบบ 2. ระบบทำการแสดงผลลัพธ์ในการสร้างแบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.7 คำอธิบายยูสเคสไดอะแกรมของ Test Model

ยูสเคส	Test Model
วัตถุประสงค์	เพื่อทดสอบแบบจำลองที่มีอยู่
เมื่อทำงานสำเร็จ	แสดงผลลัพธ์ในการทดสอบแบบจำลอง
Actor ที่เกี่ยวข้อง	User
อินพุต	ชุดข้อมูลและแบบจำลองที่ใช้ในการทดสอบ
เอาต์พุต	ผลลัพธ์ของการทดสอบแบบจำลองในรูปแบบของรายงาน
รายละเอียด	1. ผู้ใช้เลือกแบบจำลองและชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบแบบจำลอง 2. ระบบทำการแสดงผลลัพธ์ในการทดสอบแบบจำลอง

3.2.2 คลาสไดอะแกรม

คลาสไดอะแกรม จะแสดงคลาสต่างๆที่มีในระบบและแสดงความสัมพันธ์ต่างๆระหว่างคลาสดังต่อไปนี้

1. คลาส Data เป็นคลาสที่ใช้เก็บข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่นำมาใช้ในระบบ โดยประกอบด้วย
   - 1.1 addData() ทำหน้าที่เพิ่มข้อมูลเพื่อนำไปใช้ในระบบ
   - 1.2 addDataAttribute() ทำหน้าที่เพิ่มชื่อข้อมูลเพื่อนำไปใช้ในระบบ
   - 1.3 addInputField() ทำหน้าที่เก็บข้อมูลอินพุตที่เลือกเพื่อจะนำไปใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย
   - 1.4 addOutputField() ทำหน้าที่เก็บข้อมูลเอาต์พุตที่เลือกเพื่อจะนำไปใช้ในโครงข่าย
   - 1.5 getAttribute() ทำหน้าที่เก็บโครงสร้างข้อมูลที่เลือกเข้ามาใช้ในระบบ
   - 1.6 getDataFormDatabase() ทำหน้าที่นำข้อมูลที่ถูกเลือกมาจากฐานข้อมูล
   - 1.7 getInputField() ทำหน้าที่หาอินพุตที่เลือกไปใช้ในระบบ
   - 1.8 getOutputField() ทำหน้าที่หาเอาต์พุตที่เลือกไปใช้ในระบบ
   - 1.9 getSchemaFormDatabase() ทำหน้าที่หาโครงสร้างข้อมูลที่เลือกไปใช้ในระบบ
   - 1.10 saveToDatabase() ทำหน้าที่บันทึกข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่เลือกเข้าไปใช้ในโครงข่าย
2. คลาส Database ทำหน้าที่ติดต่อกับฐานข้อมูล โดยประกอบด้วย
   - 2.1 Execute() ทำหน้าที่ในการทำคำสั่ง SQL

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 getDataSet() ทำหน้าที่ในการนำข้อมูลจากคำสั่ง SQL มาเก็บไว้ใน DataSet

3. คลาส DataIO ทำหน้าที่เลือกข้อมูลที่จะนำมาใช้ในระบบ โดยประกอบด้วย

3.1 getColumnName() ทำหน้าที่หาชื่อข้อมูลที่เลือกเข้ามาใช้ในระบบ

3.2 getData() ทำหน้าที่หาข้อมูลจากชื่อข้อมูลที่ได้เลือกเข้ามาใช้ในระบบ

3.3 getInputNode() ทำหน้าที่ในการสร้างอินพุตโหนดจากข้อมูลอินพุตที่เลือกสำหรับนำเข้าไปใช้ฝึกสอนในโครงข่ายประสาทเทียม

3.4 removeColumn() ทำหน้าที่ลบอินพุตที่ไม่มีความสำคัญกับเอาต์พุตของโครงข่ายออก โดยดูจากค่าความสำคัญของอินพุต ซึ่งดึงค่ามาจากเมดธอด sort()

4. คลาส Training ทำหน้าที่สร้างแบบจำลอง หาค่าความสำคัญของอินพุตเพื่อใช้ในการเลือกข้อมูลเข้าไปฝึกสอนในโครงข่าย และทำการทดสอบแบบจำลอง โดยประกอบด้วย

4.1 getErrorInput() ทำหน้าที่หาค่าความผิดพลาดที่ชั้น Hidden หลังจากโครงข่ายถูกฝึกสอนแล้ว

4.2 getErrorOutput() ทำหน้าที่หาค่าความผิดพลาดที่ชั้นเอาต์พุต หลังจากโครงข่ายถูกฝึกสอนแล้ว

4.3 getGap() ทำหน้าที่หาค่า Gap เพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการตัดทิ้งข้อมูลอินพุตที่ไม่มีความสำคัญกับเอาต์พุตของโครงข่าย

4.4 getHiddenWage() ทำหน้าที่หาค่าน้ำหนักระหว่างชั้น Hidden เพื่อจะนำไปใช้คำนวณหาเอาต์พุตของโครงข่าย

4.5 getInputWage() ทำหน้าที่หาค่าน้ำหนักระหว่างชั้นอินพุตกับชั้น Hidden เพื่อจะนำไปใช้คำนวณหาเอาต์พุตของโครงข่าย

4.6 getMatrix() ทำหน้าที่แปลงเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายให้อยู่ในรูปเมตริกซ์ทแยงมุม

4.7 getNewWage() ทำหน้าที่หาค่าน้ำหนักใหม่ โดยจะทำโดยการปรับค่าจากค่าน้ำหนักเดิม

4.8 getOutputNode() ทำหน้าที่ในการสร้างเอาต์พุตโหนดจากข้อมูลเอาต์พุตที่เลือก สำหรับนำเข้าไปใช้ฝึกสอนในโครงข่ายประสาทเทียม

4.9 getOutputWage() ทำหน้าที่หาค่าน้ำหนักระหว่างชั้นเอาต์พุตกับชั้น Hidden เพื่อจะนำไปใช้คำนวณหาเอาต์พุตของโครงข่าย

4.10 getRandomWage() ทำหน้าที่ในการสุ่มค่าน้ำหนักเข้าไปใช้ฝึกสอนในโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.11 getSensitivity() ทำหน้าที่คำนวณหาค่าความไวของข้อมูลอินพุตแล้วจะส่งค่าไปใช้ในการหาค่าความสำคัญของข้อมูลอินพุตที่เมดธอด sort()

4.12 multipleMatrix() ทำหน้าที่ในการคำนวณการคูณเมตริกซ์ สำหรับการหาค่าความไวของอินพุต

4.13 sigmoidFunction() ทำหน้าที่ในการคำนวณหาค่าเอาต์พุตจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

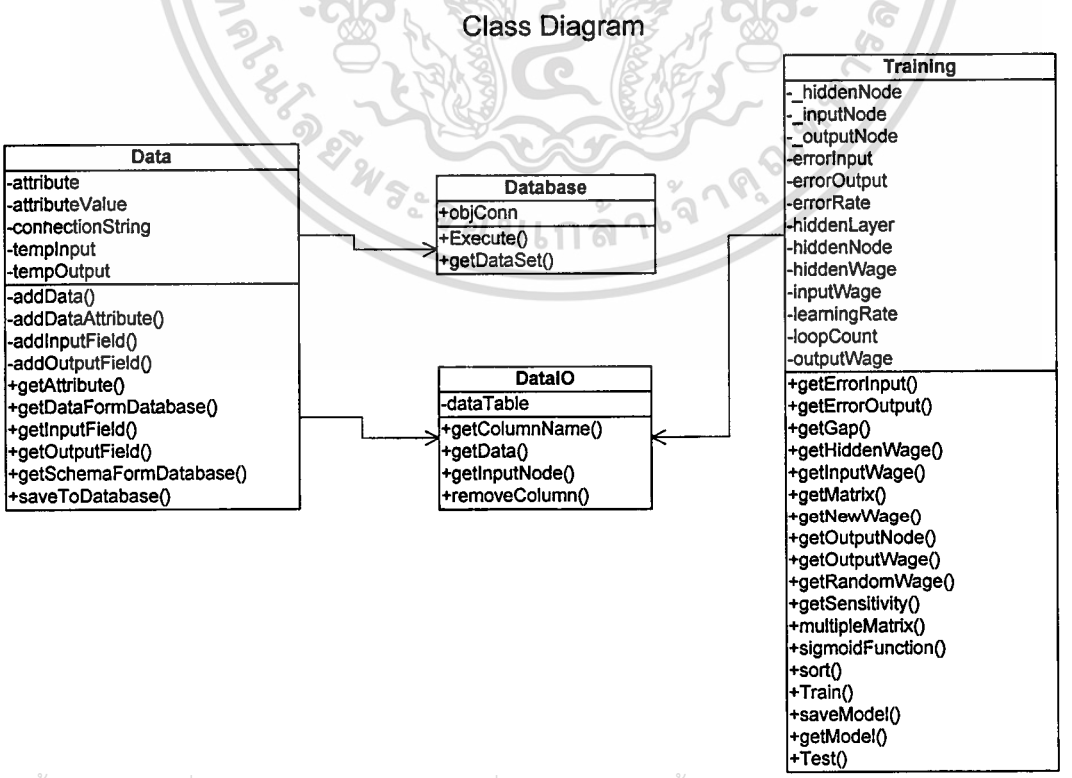
4.14 sort() ทำหน้าที่หาค่าความสำคัญของข้อมูลอินพุตและเรียงลำดับความสำคัญของข้อมูลอินพุต

4.15 Train() ทำหน้าที่ในการฝึกสอนโครงข่าย โดยทำการหาเอาต์พุตจากอินพุตที่เลือกและโครงสร้างที่ระบุ แล้วส่งค่าที่ได้กลับไปแสดงผล

4.16 saveModel() ทำหน้าที่เก็บพารามิเตอร์ต่างๆ ซึ่งเป็นโครงสร้างแบบจำลองของโครงข่าย

4.17 getModel() ทำหน้าที่ดึงโครงสร้างแบบจำลองที่ถูกฝึกสอนเรียบร้อยแล้วมาใช้ในการทดสอบโครงข่าย

4.18 Test() ทำหน้าที่ในการทดสอบโครงข่าย ซึ่งทำการหาเอาต์พุตของโครงข่ายโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายที่ถูกบันทึกไว้แล้ว ซึ่งจะเลือกแบบจำลองโดยดึงข้อมูลจากเมดธอด getModel()



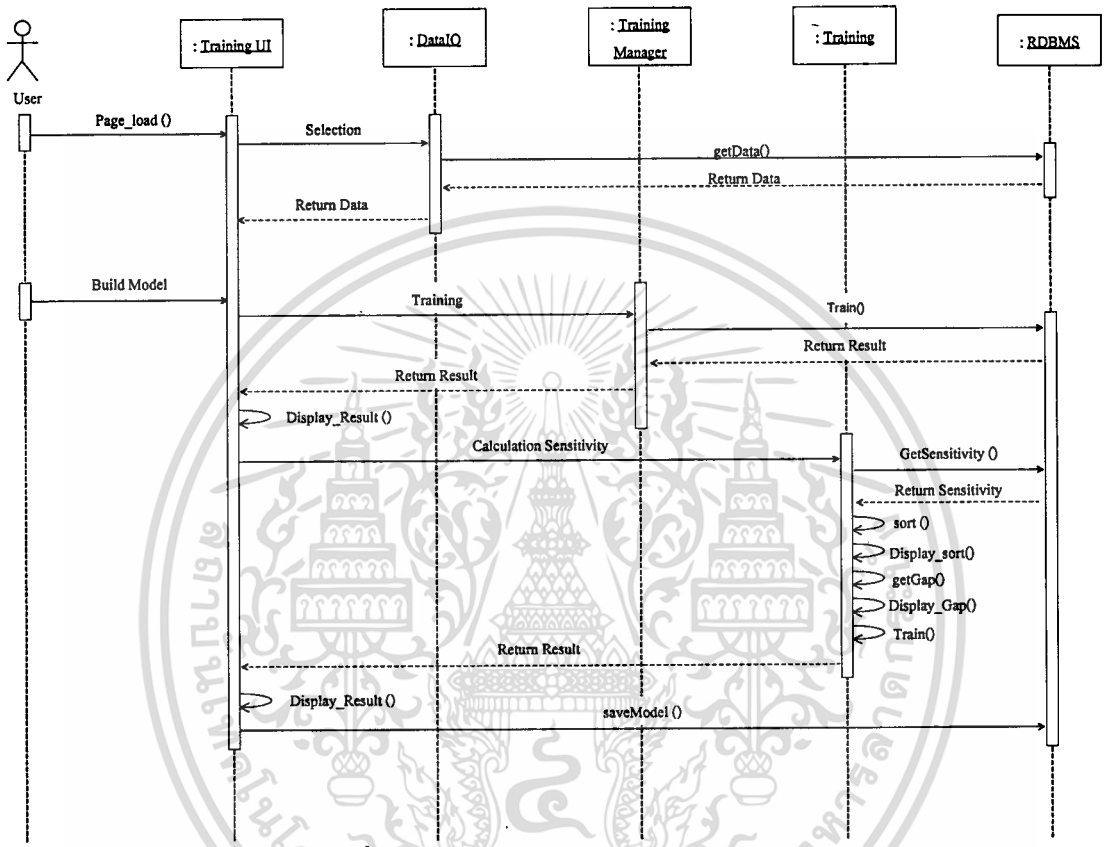
รูปที่ 3.2 คลาสไดอะแกรม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.3 ซีเควนซ์ไดอะแกรม

จากการออกแบบยูสเคสไดอะแกรม สามารถนำมาอธิบายขั้นตอนการทำงานของระบบโดยใช้ซีเควนซ์ไดอะแกรม ซึ่งจะสามารถอธิบายการทำงานเป็นขั้นตอน ดังต่อไปนี้

1. ซีเควนซ์ไดอะแกรมของการสร้างแบบจำลอง



รูปที่ 3.3 ซีเควนซ์ไดอะแกรมของการสร้างแบบจำลอง

การทำงานของซีเควนซ์ไดอะแกรมรูปที่ 3.3 นี้จะถูกทำโดยผู้ใช้ระบบ ซึ่งจะเป็นการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งใช้วิธีการวิเคราะห์ความไวเลือกอินพุตที่เหมาะสมกับโครงข่าย โดยมีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 ผู้ใช้ทำการเลือกข้อมูลที่จะใช้ในการสร้างแบบจำลองและฝึกสอนโครงข่าย

ขั้นตอนที่ 2 ผู้ใช้กำหนดโครงสร้างแบบจำลอง

ขั้นตอนที่ 3 ระบบทำการสร้างแบบจำลอง โดยใช้ข้อมูลที่ผู้ใช้เลือกตั้งแต่ต้น และทำการสร้างค่าน้ำหนักด้วยวิธีการสุ่มแล้วคำนวณตามอัลกอริทึม

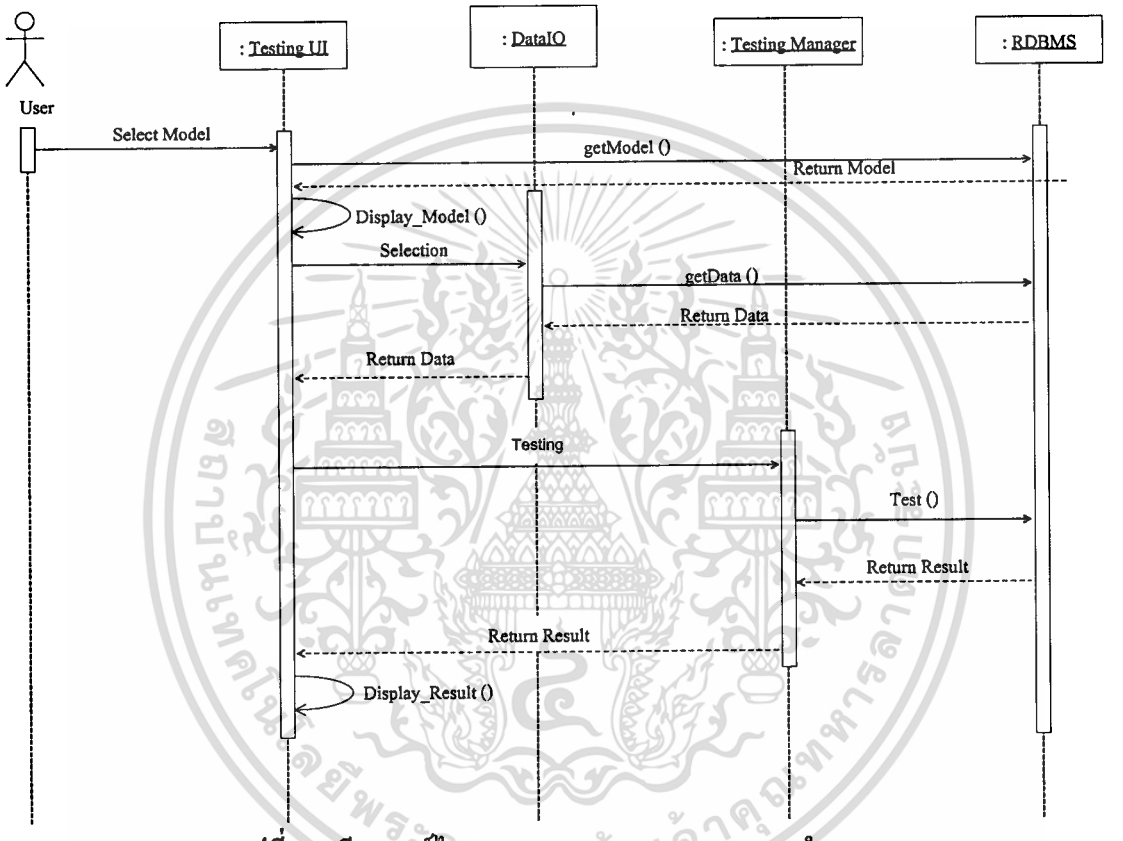
ขั้นตอนที่ 4 ระบบทำการฝึกสอนโครงข่าย เมื่อโครงข่ายเรียนรู้เสร็จสมบูรณ์แล้ว ระบบจะแสดงผลของการสร้างแบบจำลองพร้อมทั้งค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 5 ระบบจะทำการคำนวณค่าความไวพร้อมทั้งแสดงผลอินพุตที่ไม่มีผลต่อเอาต์พุตของโครงข่ายให้ผู้ใช้ทราบ โดยดูจากค่าคงที่ที่ผู้ใช้กำหนด

ขั้นตอนที่ 6 ระบบทำการฝึกสอนโครงข่ายอีกครั้งหลังจากตัดอินพุตที่ไม่สำคัญออกแล้ว และทำการแสดงผลการฝึกโครงข่าย ผู้ใช้สามารถทำการฝึกสอนโครงข่ายจนกว่าจะได้ผลลัพธ์เป็นที่น่าพอใจ และถ้าผลของการเรียนรู้เป็นที่น่าพอใจแล้ว ผู้ใช้สามารถทำการบันทึกแบบจำลองได้

2. ซีเควนซ์ไดอะแกรมของการทดสอบแบบจำลอง



รูปที่ 3.4 ซีเควนซ์ไดอะแกรมของการทดสอบแบบจำลอง

การทำงานของซีเควนซ์ไดอะแกรมรูปที่ 3.4 นี้จะถูกทำโดยผู้ใช้ระบบ ซึ่งจะเป็นการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกบันทึกไว้ โดยใช้ข้อมูลที่เตรียมไว้สำหรับการทดสอบโครงข่าย โดยมีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 ผู้ใช้ทำการเลือกแบบจำลองที่จะใช้ในการทดสอบ

ขั้นตอนที่ 2 ระบบทำการโหลดแบบจำลองและโครงสร้างของแบบจำลอง

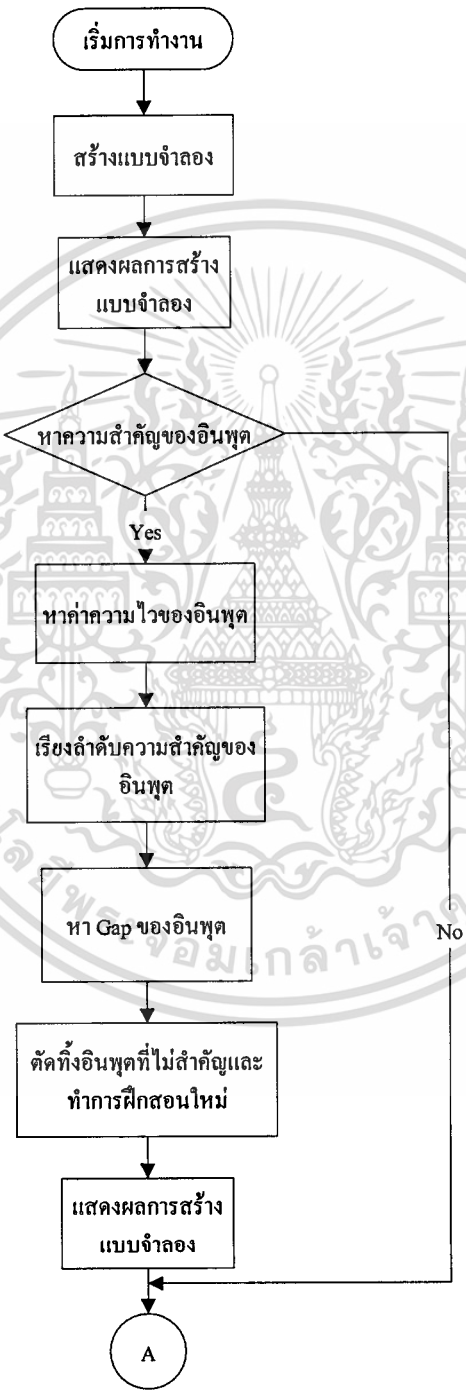
ขั้นตอนที่ 3 ผู้ใช้ทำการเลือกข้อมูลที่จะใช้ทดสอบ

ขั้นตอนที่ 4 ระบบทำการทดสอบแบบจำลอง และแสดงผลการทดสอบพร้อมทั้งค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

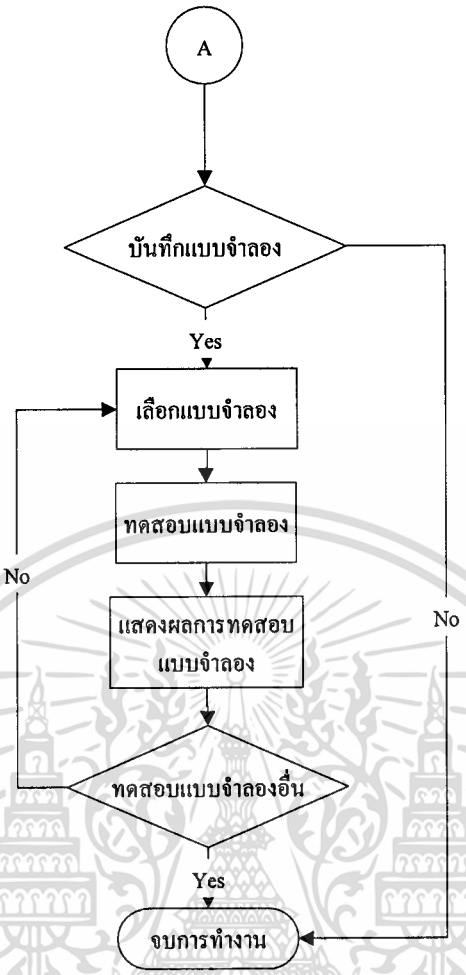
3.2.4 ผังการทำงานของระบบ

ในการทำงานของระบบ จะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนหลักๆ คือการสร้างแบบจำลองและการทดสอบแบบจำลอง โดยในส่วนของการสร้างแบบจำลองนั้น จะมีส่วนการทำงานในเรื่องของการเลือกข้อมูลเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง ซึ่งสามารถอธิบายขั้นตอนการทำงานได้ดังต่อไปนี้



รูปที่ 3.5 ผังการทำงานของระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.5 (ต่อ)

การทำงานของผังการทำงานรูปที่ 3.5 นี้จะถูกทำโดยผู้ใช้ระบบ ซึ่งจะเป็นการสร้างแบบจำลองและการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะแสดงขั้นตอนการหาค่าความสำคัญของอินพุตโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว เพื่อเลือกอินพุตที่เหมาะสมกับโครงข่าย โดยมีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 ระบบทำการสร้างแบบจำลอง โดยใช้ข้อมูลที่ผู้ใช้เลือกและทำการสร้างค่าน้ำหนักด้วยวิธีการสุ่มแล้วคำนวณตามอัลกอริทึม

ขั้นตอนที่ 2 ระบบแสดงผลของการสร้างแบบจำลองพร้อมทั้งค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ขั้นตอนที่ 3 ตรวจสอบว่าผู้ใช้ต้องการหาค่าความสำคัญของอินพุตหรือไม่

ถ้าต้องการหาค่าความสำคัญของอินพุต

- ระบบนำผลของการสร้างแบบจำลองมาหาค่าความไว
- ระบบนำค่าความไวมาเรียงลำดับความสำคัญของอินพุต
- ระบบนำค่าความไวที่เรียงลำดับความสำคัญแล้วมาหาค่า Gap

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- ทำการเปรียบเทียบค่า Gap กับค่าคงที่ที่ผู้ใช้กำหนดเพื่อทำการตัดทิ้งอินพุตที่ไม่สำคัญกับเอาต์พุต และทำการฝึกสอนโครงข่ายอีกครั้ง

ถ้าไม่ต้องหาค่าความสำคัญของอินพุต ผู้ใช้สามารถเลือกได้ว่าจะบันทึกแบบจำลองหรือต้องการจบการทำงานเลย

ขั้นตอนที่ 4 ตรวจสอบว่าผู้ใช้ต้องการบันทึกแบบจำลองหรือไม่

ถ้าต้องการบันทึกแบบจำลอง

- ระบบจะทำการบันทึกแบบจำลองตามโครงสร้างแบบจำลองที่ผู้ใช้กำหนด

ถ้าไม่ต้องการบันทึกแบบจำลอง ผู้ใช้สามารถจบการทำงานได้เลย

ขั้นตอนที่ 5 ผู้ใช้สามารถทำการทดสอบแบบจำลองที่ถูกบันทึกแล้ว โดยผู้ใช้ทำการเลือกแบบจำลองที่ต้องการทดสอบ

ขั้นตอนที่ 6 ระบบทำการทดสอบแบบจำลอง และแสดงผลการทดสอบพร้อมทั้งค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ขั้นตอนที่ 7 ตรวจสอบว่าผู้ใช้ต้องการทำการทดสอบแบบจำลองอื่นอีกหรือไม่

ถ้าต้องการทำการทดสอบแบบจำลองอื่นอีก ระบบจะให้ผู้ใช้กลับไปเริ่มทำที่ขั้นตอนที่ 5 อีกครั้ง

ถ้าไม่ต้องการทำการทดสอบแบบจำลองอื่นอีก ผู้ใช้สามารถจบการทำงานได้เลย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
การประยุกต์ใช้โปรแกรม

4.1 การสร้างแบบจำลองและการฝึกสอนโครงข่าย

ผู้ใช้จะเริ่มการสร้างแบบจำลองโดยผู้ใช้ต้องเข้ามาที่เมนู Training Neural Networks และเข้าเมนู Training Networks โดยหน้าจอนี้เป็นหน้าจอที่จะให้ผู้ใช้ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไวเพื่อเลือกอินพุตที่เหมาะสมกับโครงข่ายและสร้างแบบจำลองโครงข่าย โดยมีขั้นตอนการทำงานดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ผู้ใช้ต้องทำการเลือกข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองและฝึกสอนโครงข่ายก่อน โดยผู้ใช้ต้องกดปุ่ม Select Data เพื่อจะทำการเลือกข้อมูล ซึ่งระบบจะแสดงหน้าจอดังรูปที่ 4.1

รูปที่ 4.1 หน้าจอเมนู Training Networks

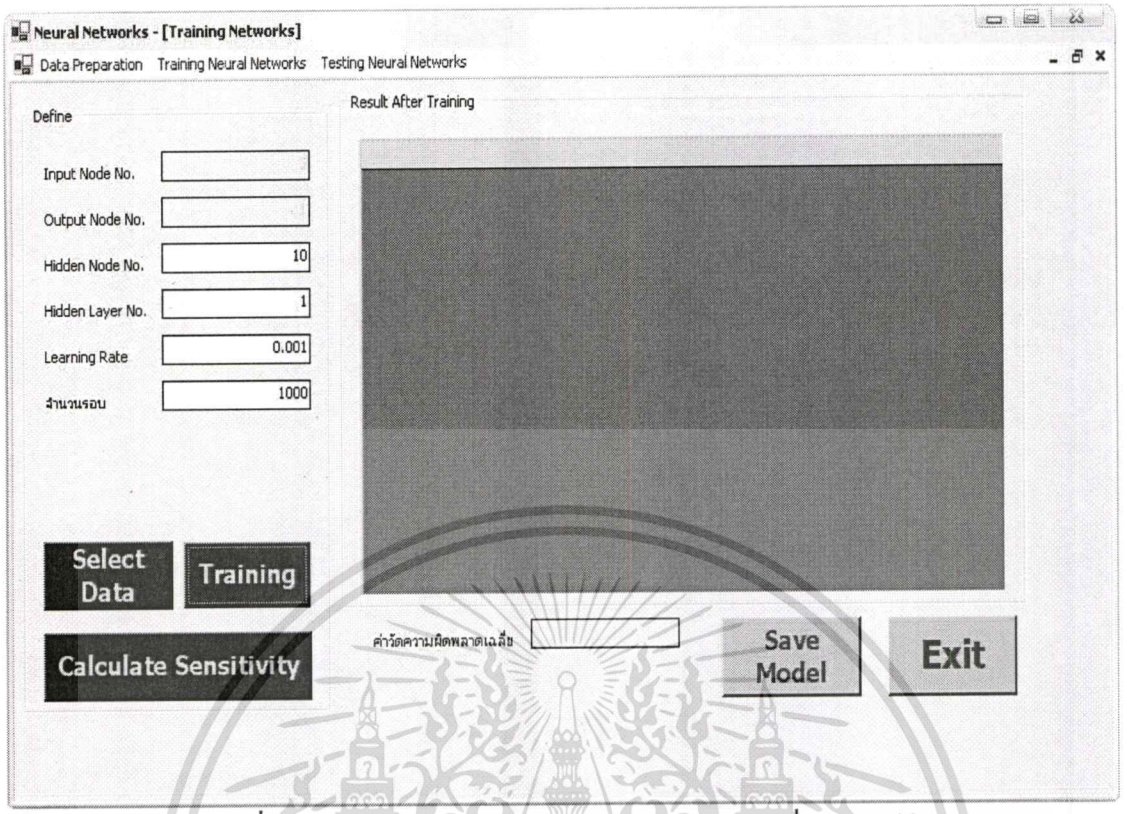
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 2 หลังจากที่ผู้ใช้กดปุ่ม Select Data แล้วระบบจะแสดงหน้าให้ผู้ใช้ทำการเลือกข้อมูลที่จะใช้ในการสร้างแบบจำลองและฝึกสอนโครงข่าย โดยระบบจะแสดงหน้าจอให้ทำการเลือกข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต โดยข้อมูลที่จะถูกนำมาแสดงให้ผู้ใช้เลือกนั้น จะถูกแปลงค่าให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำเข้าไปใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมได้เรียบร้อยแล้ว ซึ่งระบบจะแสดงดังรูปที่ 4.2

รูปที่ 4.2 หน้าจอการเลือกข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต

ขั้นตอนที่ 3 เมื่อผู้ใช้ทำการเลือกข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่จะนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองและฝึกสอนโครงข่ายแล้ว ระบบจะให้ผู้ใช้ทำการกำหนดโครงสร้างของแบบจำลองโดยการกรอกข้อมูลของโครงสร้างแบบจำลองที่ต้องการลงในช่อง Hidden Node No, Hidden Layer No, Learning Rate และจำนวนรอบ ในส่วนของช่อง Input Node No และช่อง Output Node No นั้น ระบบจะแสดงให้อัตโนมัติโดยการนับจำนวนข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ผู้ใช้ได้เลือกไว้ ซึ่งระบบจะแสดงหน้าจอดังรูปที่ 4.3

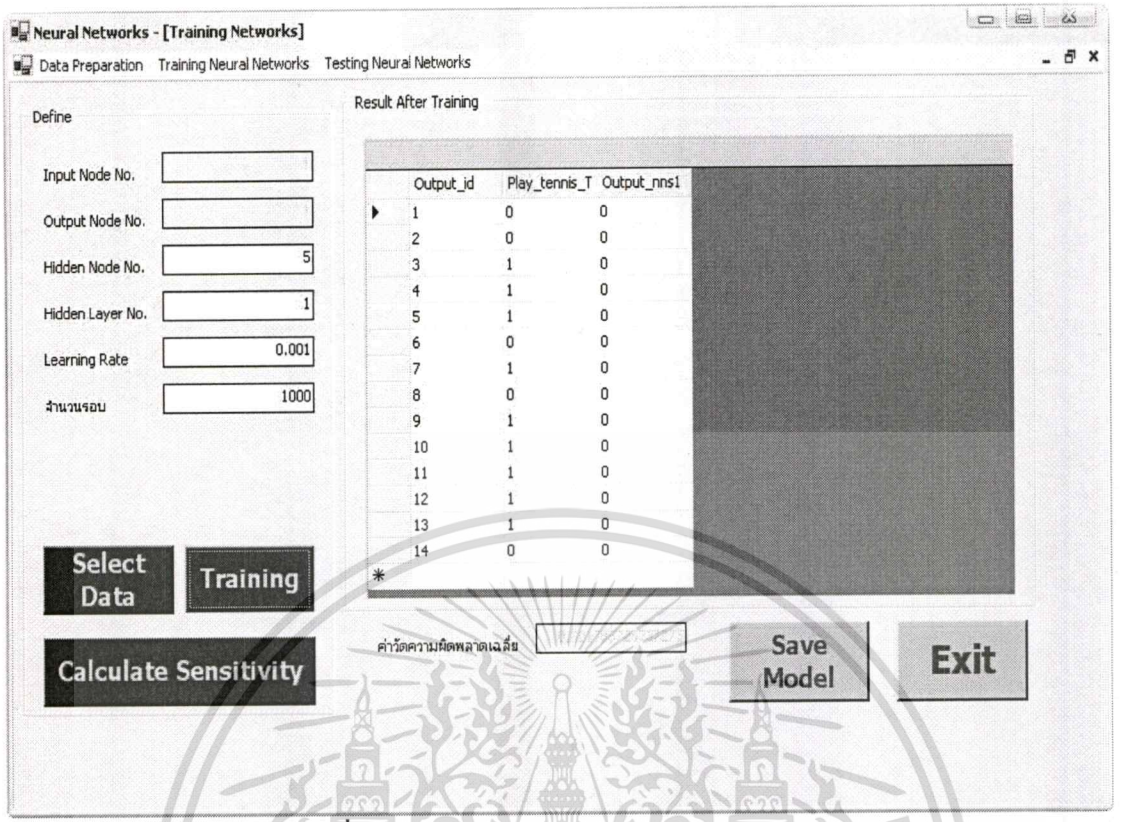
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.3 หน้าจอแสดงข้อมูลโครงสร้างแบบจำลองที่กรอกแล้ว

ขั้นตอนที่ 4 เมื่อผู้ใช้ทำการกรอกข้อมูลที่ต้องการจะให้เป็นโครงสร้างของแบบจำลองครบเรียบร้อยแล้ว จากนั้นให้ผู้ใช้ทำการกดปุ่ม Training เพื่อทำการฝึกสอนโครงข่าย ซึ่งระบบจะนำข้อมูลอินพุตที่ผู้ใช้เลือกเข้าไปทำการฝึกสอนโครงข่าย และระบบจะแสดงผลการฝึกสอน โดยจะแสดงค่าเอาต์พุตที่ผู้ใช้เลือกและค่าเอาต์พุตที่ถูกหามาจากโครงข่ายประสาทเทียม พร้อมทั้งแสดงค่าวัดความผิดพลาดเฉลี่ย ซึ่งระบบแสดงหน้าจอดังรูปที่ 4.4

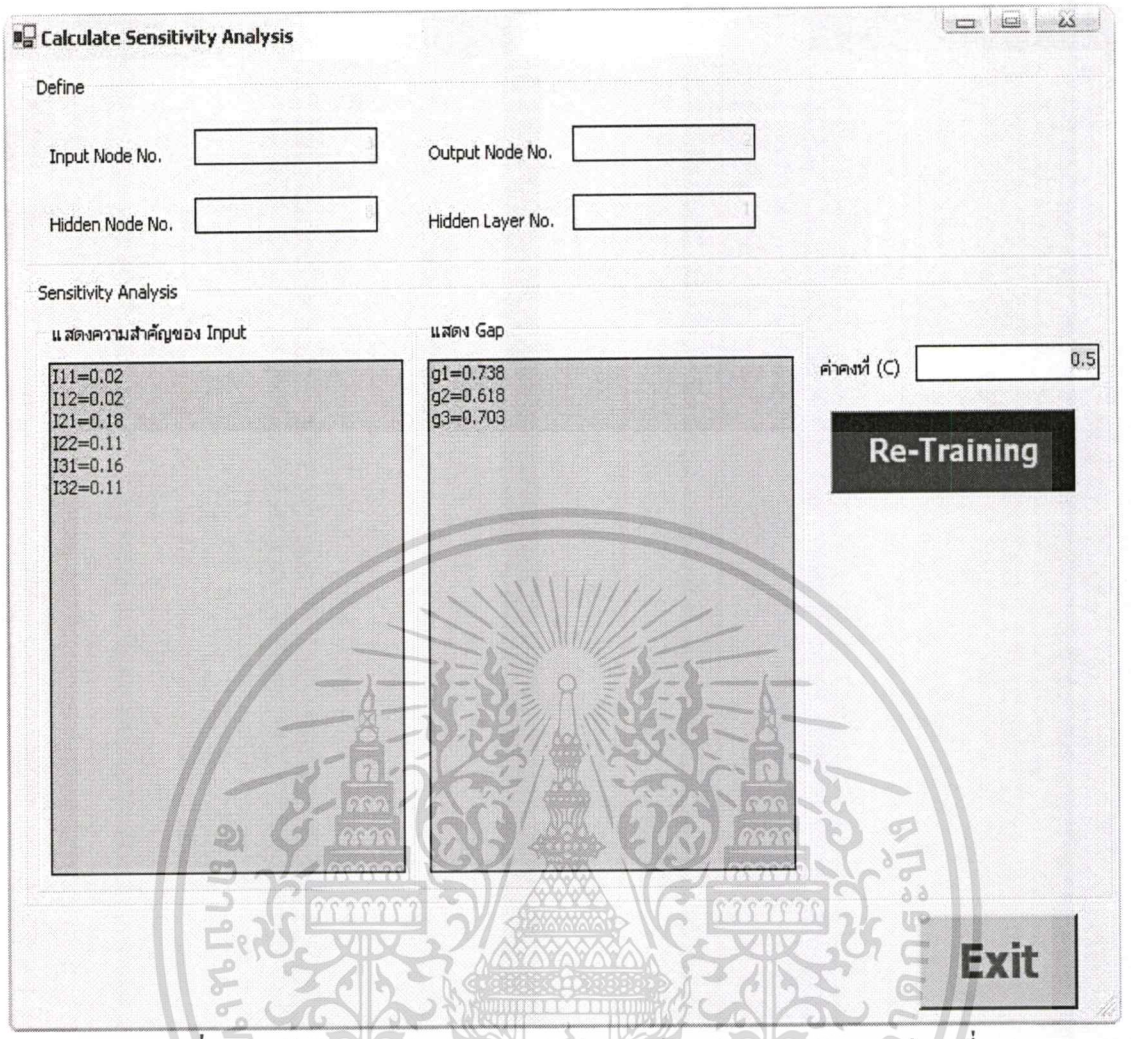
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.4 หน้าจอแสดงผลการฝึกสอนโครงข่าย

ขั้นตอนที่ 5 ผู้ใช้สามารถรู้ได้ว่าข้อมูลอินพุตใดที่ไม่มีผลกระทบต่อเอาต์พุตของโครงข่าย โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว เพื่อหาค่าความไวของแต่ละอินพุตแล้วนำมาหาค่าความสำคัญของอินพุตตัวนั้นๆ ซึ่งผู้ใช้สามารถหาความสำคัญของอินพุตได้โดยการกดปุ่ม Calculate Sensitivity แล้วระบบจะทำการคำนวณค่าความไวพร้อมทั้งแสดงค่าความสำคัญของอินพุตและค่า Gap จากนั้นผู้ใช้ทำการกรอกค่าคงที่ เพื่อระบบจะนำไปใช้ในการตัดทิ้งข้อมูลอินพุตที่มีค่า Gap ที่น้อยกว่าค่าคงที่ที่ผู้ใช้ระบุ แล้วผู้ใช้ทำการกดปุ่ม Re-Training เพื่อให้ระบบทำการฝึกสอนใหม่อีกครั้งหลังจากระบบทำการตัดทิ้งข้อมูลอินพุตที่ไม่มีผลต่อเอาต์พุตออกไปแล้ว โดยระบบจะแสดงหน้าจอดังรูปที่ 4.5

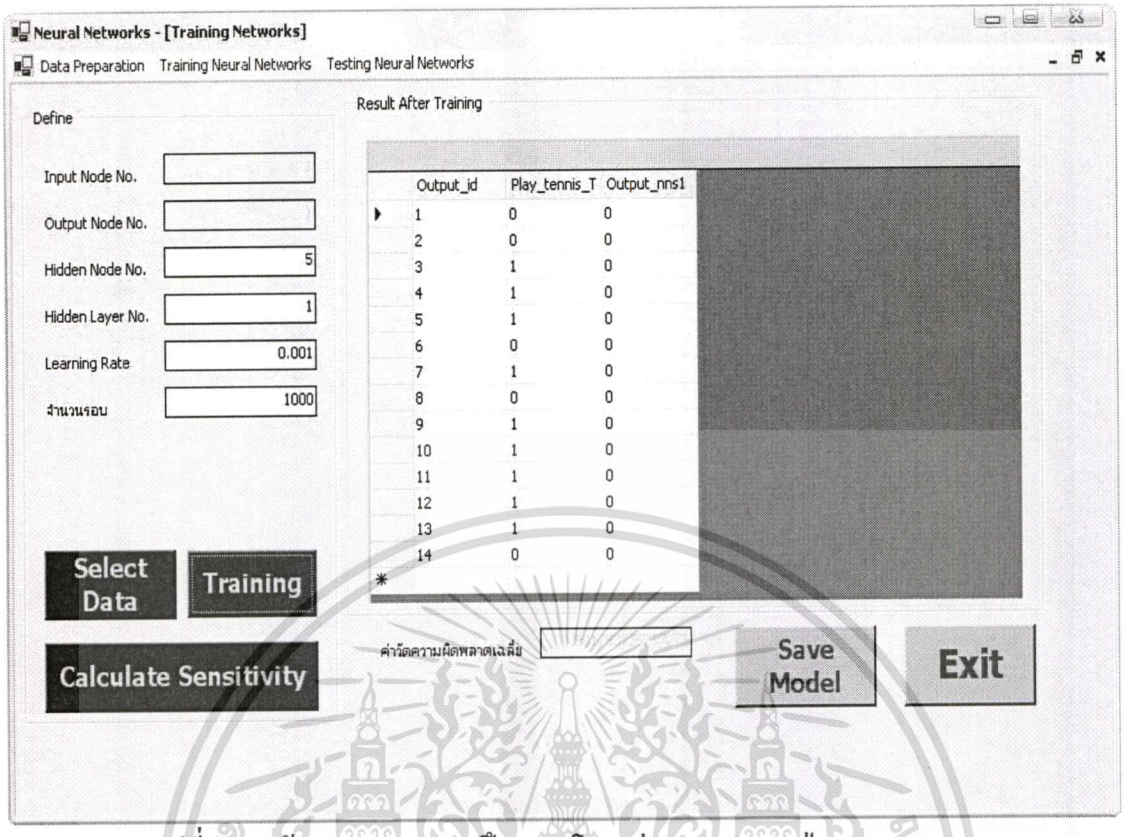
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.5 หน้าจอแสดงผลการคำนวณค่าความไวและแสดงการระบุค่าคงที่

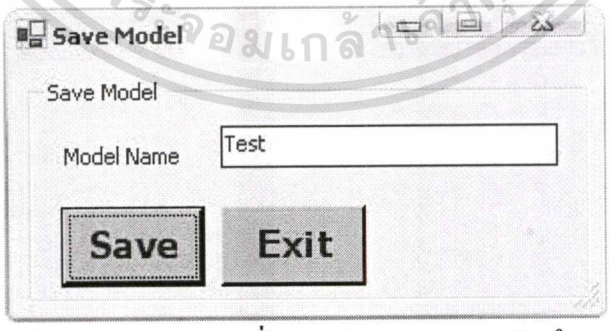
ขั้นตอนที่ 6 หลังจากที่ผู้ใช้ทำการกดปุ่ม Re-Training ระบบจะแสดงผลการฝึกสอนโครงข่ายอีกครั้ง โดยนำเฉพาะอินพุตที่มีความสำคัญกับเอาต์พุตของโครงข่ายเท่านั้นเข้าไปใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำการหาค่าเอาต์พุต และแสดงค่าเอาต์พุตที่ผู้ใช้เลือกกับค่าเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่าย พร้อมทั้งแสดงค่าวัดความผิดพลาด โดยระบบจะแสดงหน้าจอดังรูปที่ 4.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.6 หน้าจอแสดงผลการฝึกสอนโครงข่ายจากการกดปุ่ม Re-Training

ขั้นตอนที่ 7 เมื่อผู้ใช้พอใจกับผลการฝึกสอนโครงข่ายแล้ว ผู้ใช้สามารถทำการบันทึกแบบจำลองได้ โดยผู้ใช้ทำการกดปุ่ม Save Model โดยระบบจะให้ผู้ใช้ทำการกรอกชื่อแบบจำลองที่ผู้ใช้ต้องการบันทึก จากนั้นผู้ใช้ทำการกดปุ่ม Save ระบบจะทำการบันทึกแบบจำลองลงในฐานข้อมูล โดยระบบแสดงหน้าจอดังรูปที่ 4.7

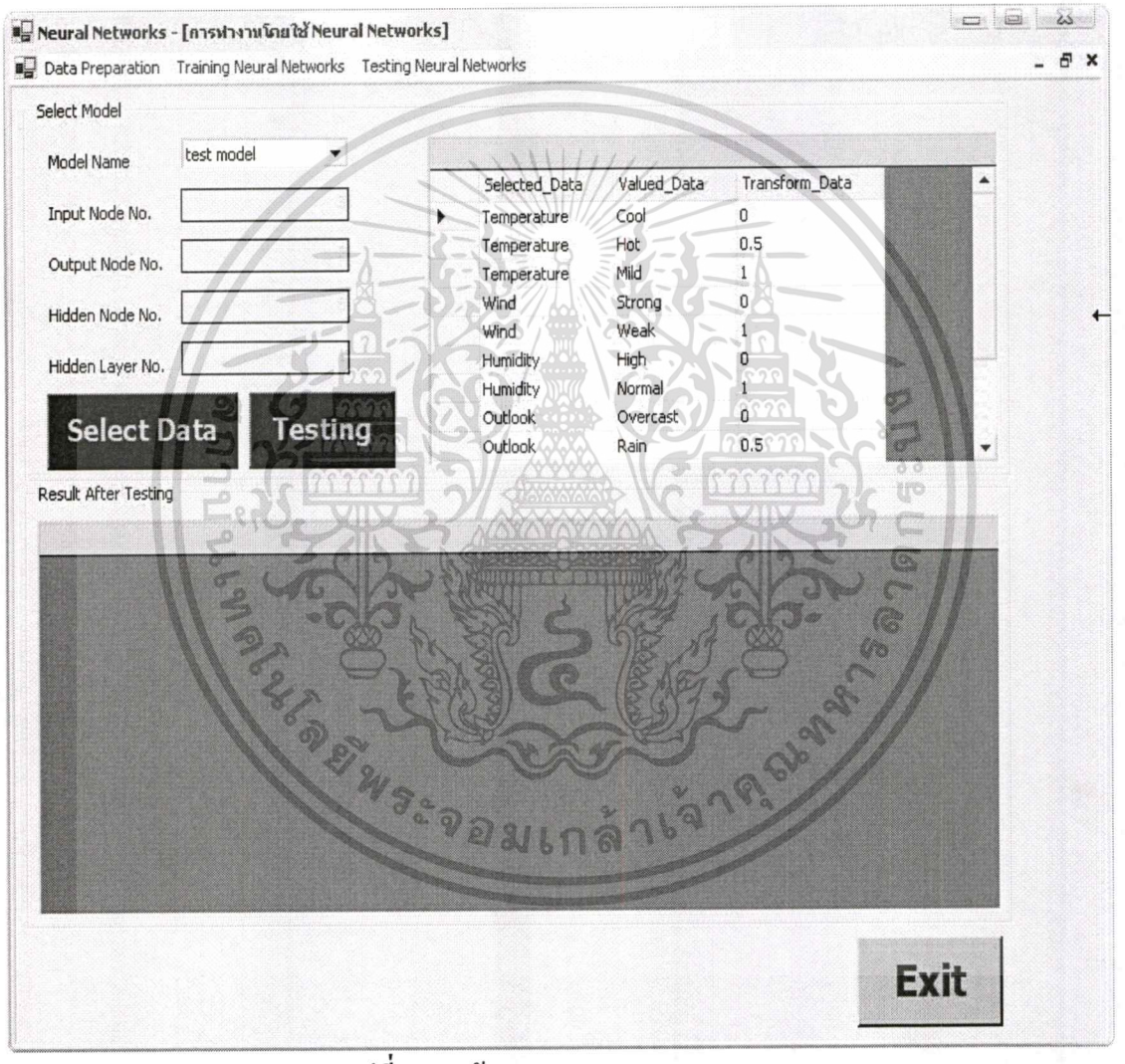


รูปที่ 4.7 หน้าจอแสดงการระบุชื่อแบบจำลองและการบันทึกแบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2 การทดสอบแบบจำลอง

ผู้ใช้จะเริ่มการทดสอบแบบจำลองโดยผู้ใช้ต้องเข้ามาที่เมนู Testing Neural Networks และเข้าเมนู Testing Networks โดยหน้าจอนี้เป็นหน้าจอที่จะให้ผู้ใช้ทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมจากแบบจำลองโครงข่ายที่ผู้ใช้เลือก ซึ่งการทดสอบแบบจำลองนี้จะมีการทำงานที่คล้ายกับการฝึกสอนโครงข่าย โดยต่างกันที่การทดสอบนั้นจะไม่มีการกำหนดโครงสร้างแบบจำลองเอง แต่จะทำการเลือกแบบจำลองที่มีอยู่แล้วมาทำการทดสอบ ซึ่งระบบจะแสดงหน้าจอดังรูปที่ 4.8



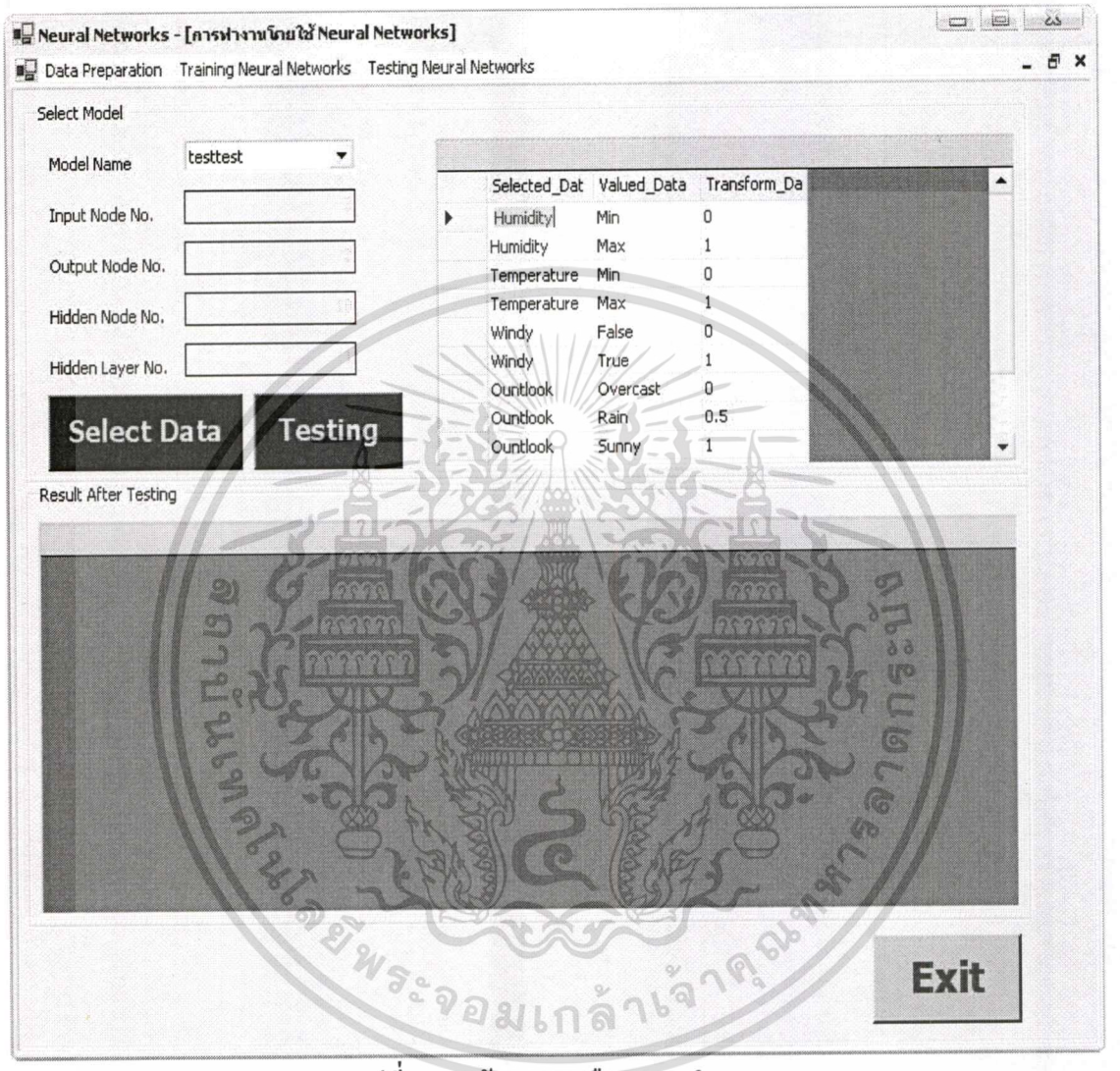
รูปที่ 4.8 หน้าจอเมนู Testing Networks

ขั้นตอนการทำการทดสอบแบบจำลองมีดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 ผู้ใช้ต้องทำการเลือกแบบจำลอง โดยเลือกจากชื่อแบบจำลองที่ Model Name จากนั้นระบบจะแสดงโครงสร้างแบบจำลอง ได้แก่ Input Node No, Output Node No, Hidden Node No และ Hidden Layer No พร้อมทั้งแสดงอินพุตและเอาต์พุตตามแบบจำลองที่ผู้ใช้เลือก

เอกสารนี้มีลิขสิทธิ์ ห้ามนำไปใช้เพื่อการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

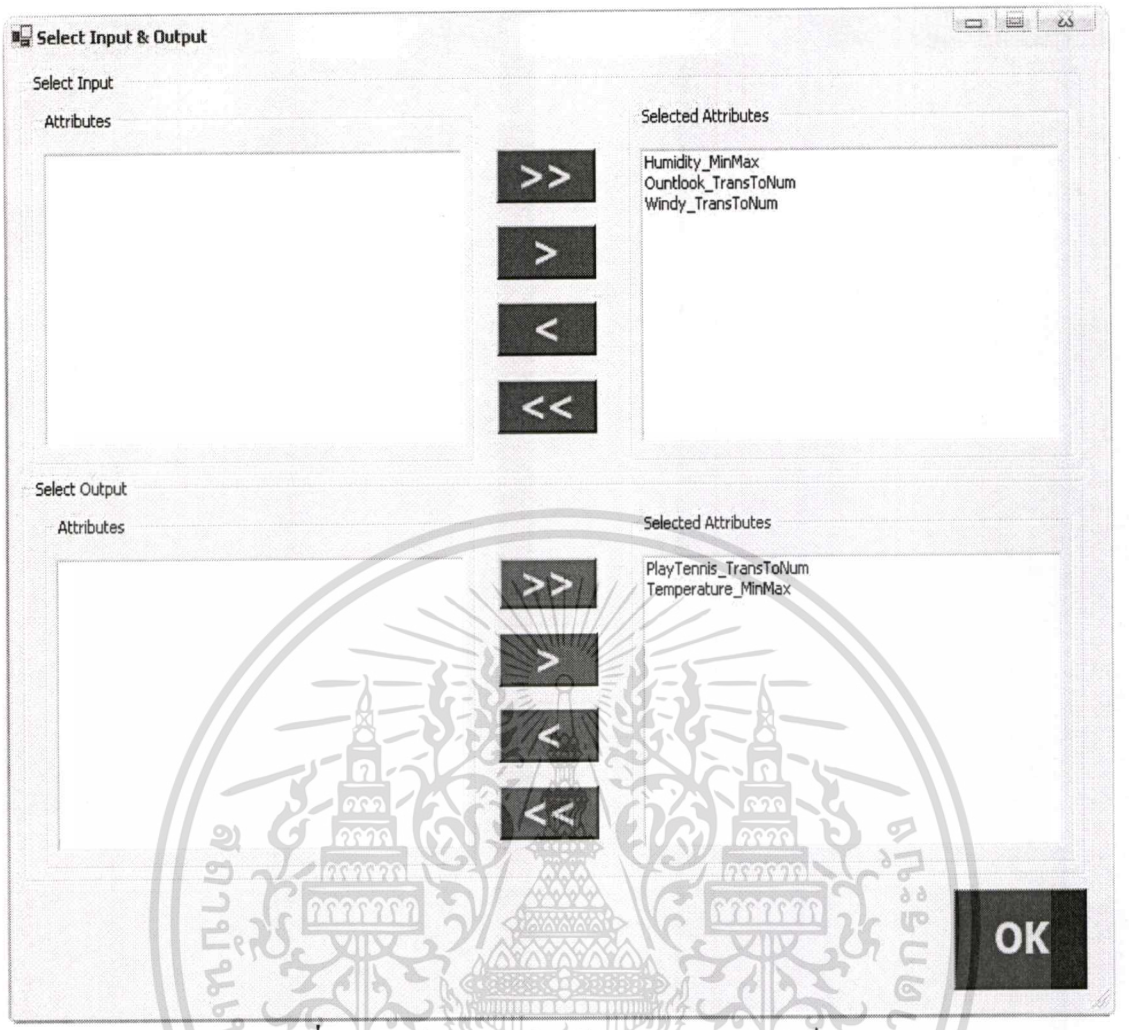
ก่อนที่จะทำการทดสอบแบบจำลอง ผู้ใช้ต้องทำการเลือกข้อมูลที่ผู้ใช้ต้องการจะนำมาทำการทดสอบแบบจำลอง โดยให้ผู้ใช้กดปุ่ม Select Data เพื่อทำการเลือกข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ซึ่งระบบจะแสดงหน้าจอดังรูปที่ 4.9



รูปที่ 4.9 หน้าจอการเลือกแบบจำลอง

ขั้นตอนที่ 2 หลังจากผู้ใช้ทำการกดปุ่ม Select Data เพื่อที่จะเลือกข้อมูลที่จะทำการทดสอบแบบจำลองแล้ว ระบบจะแสดงหน้าจอให้ผู้ใช้ทำการเลือกข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ต้องการจะนำไปทำการทดสอบแบบจำลอง โดยข้อมูลที่จะถูกนำมาแสดงให้ผู้ใช้เลือกนั้น จะถูกแปลงค่าให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำเข้าไปใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมได้เรียบร้อยแล้ว โดยระบบจะแสดงหน้าจอดังรูปที่ 4.10

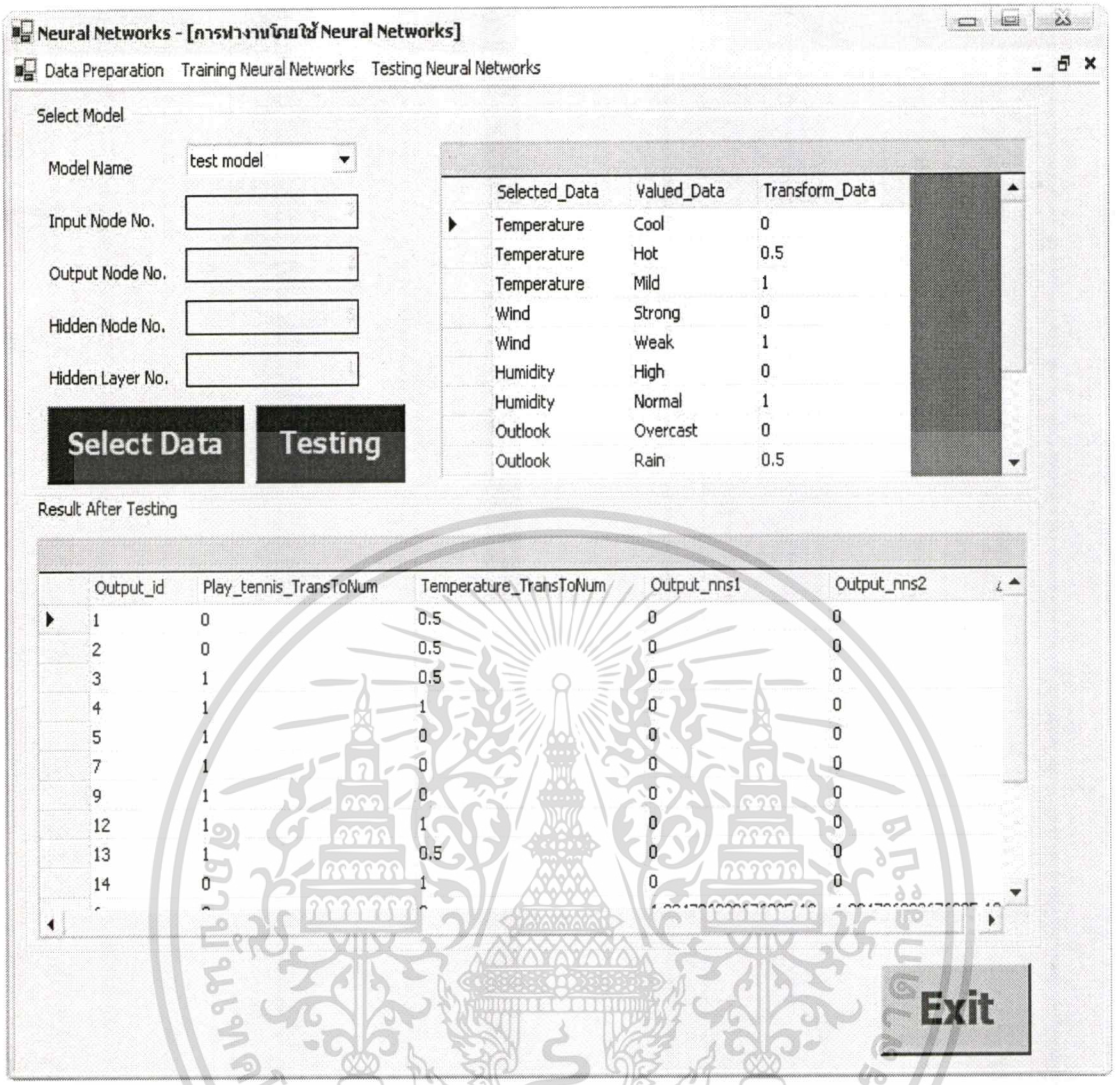
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.10 หน้าจอการเลือกข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต

ขั้นตอนที่ 3 เมื่อผู้ใช้ทำการเลือกข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่จะนำมาใช้ทดสอบแบบจำลองเรียบร้อยแล้ว ผู้ใช้จะเริ่มทำการทดสอบแบบจำลองโดยการกดปุ่ม Testing ซึ่งระบบจะทำการทดสอบแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลอินพุตที่ผู้ใช้เลือก และระบบจะทำการแสดงผลการทดสอบแบบจำลอง โดยจะแสดงค่าเอาต์พุตที่ผู้ใช้เลือกและค่าเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่าย ซึ่งระบบจะแสดงหน้าจอดังรูปที่ 4.11 และเมื่อผู้ใช้พอใจกับผลการทดสอบแบบจำลอง ผู้ใช้สามารถนำแบบจำลองนี้ไปใช้งานในด้านต่างๆต่อไปได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.11 หน้าจอแสดงผลการทดสอบแบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการศึกษา

จากการศึกษาทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม ทำให้ได้ทราบว่าโครงข่ายประสาทเทียมถูกนำไปใช้ในการทำงานทั้งทางด้านการพยากรณ์ การจัดหมวดหมู่และการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งสามารถนำข้อมูลที่ได้ไปช่วยสนับสนุนการตัดสินใจและสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานกับธุรกิจต่างๆได้ ซึ่งขั้นตอนในการทำงานมีขั้นตอนการเตรียมข้อมูลมาวิเคราะห์ โดยจะต้องมีการเลือกข้อมูลอินพุตที่จะนำเข้าไปใช้หาเอาต์พุตในโครงข่าย และต้องมีการเลือกข้อมูลเอาต์พุตไว้เพื่อทำการเปรียบเทียบกับเอาต์พุตที่หาได้จากโครงข่าย ซึ่งจะทำให้ทราบผลการทำงานของโครงข่ายว่ามีประสิทธิภาพมากพอที่นำไปทำงานต่อได้หรือไม่ ขั้นตอนต่อมาคือ การสร้างแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียม เป็นการกำหนดค่าต่างๆให้กับโครงข่ายประสาทเทียม โดยทั่วไปจะกำหนดจำนวน Hidden Node กำหนดจำนวนชั้นของ Hidden กำหนดค่าอัตราการเรียนรู้และกำหนดรอบที่จะใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ขั้นตอนต่อไปคือ การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม เป็นการหาค่าเอาต์พุตของโครงข่ายจากอินพุตที่ใส่เข้าไปในโครงข่าย โดยจะมีการสุ่มค่าน้ำหนักเพื่อใช้ในการหาค่าเอาต์พุต ซึ่งค่าน้ำหนักจะถูกทำการปรับค่าในการฝึกสอนแต่ละรอบเพื่อให้ได้ค่าเอาต์พุตที่ใกล้เคียงกับค่าเอาต์พุตที่ถูกกำหนดไว้ล่วงหน้ามากที่สุด และขั้นตอนสุดท้ายคือการนำข้อมูลที่ได้มาวิเคราะห์เพื่อนำไปใช้งานในด้านต่างๆต่อไป

การที่โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถทำงานได้มีประสิทธิภาพมากหรือน้อย ส่วนหนึ่งจะขึ้นอยู่กับข้อมูลที่นำเข้าไปใช้ในโครงข่าย ดังนั้นจึงได้ทำการศึกษาวิธีการเลือกข้อมูลที่จะนำเข้าไปใช้ในโครงข่ายเพิ่ม โดยทำการศึกษาวิธีการวิเคราะห์ความไว ซึ่งเป็นวิธีหนึ่งที่ถูกใช้ในการเลือกข้อมูล วิธีการวิเคราะห์ความไวนั้นจะบอกความสำคัญของข้อมูลอินพุตที่มีผลต่อเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมได้ โดยขั้นตอนการหาความสำคัญของอินพุตนั้น เริ่มแรกจะต้องทำการหาค่าความไวของอินพุตแต่ละตัวที่ถูกนำเข้ามาใช้ในโครงข่ายก่อน จากนั้นจึงนำค่าความไวที่หาได้มาทำการหาความสำคัญของอินพุตแต่ละตัว โดยการจะดูว่าอินพุตใดที่ไม่สำคัญกับเอาต์พุตของโครงข่ายนั้น สามารถทำโดยนำค่าความสำคัญของอินพุตแต่ละตัวนั้นมาเปรียบเทียบกับค่าคงที่ค่าหนึ่งที่ได้กำหนดไว้ หากค่าความสำคัญของอินพุตนั้นมีค่าน้อยกว่าค่าคงที่นั้นๆ จะสามารถทำการตัดอินพุตนั้นออกจากโครงข่ายได้ เนื่องจากอินพุตนั้นไม่สำคัญกับเอาต์พุตของโครงข่าย จากนั้นจึงทำการฝึกสอนโครงข่ายอีกครั้งหนึ่งเพื่อดูผลลัพธ์หลังจากตัดอินพุตที่ไม่สำคัญออกจากโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แล้ว และพบว่าโครงข่ายนั้นทำงานได้มีประสิทธิภาพขึ้น โดยดูจากค่าเอาต์พุตที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายนั้นมีค่าใกล้เคียงกับค่าเอาต์พุตที่ได้กำหนดไว้ล่วงหน้ามากขึ้น

การนำวิธีการวิเคราะห์ความไวมาใช้ในการเลือกข้อมูลเข้าไปฝึกสอนในโครงข่ายนั้น ทำให้โครงข่ายมีขนาดที่เล็กลง เนื่องจากไม่ต้องนำอินพุตทั้งหมดเข้าฝึกสอนในโครงข่าย แต่จะนำเฉพาะอินพุตที่มีความสำคัญกับเอาต์พุตของโครงข่ายเข้าไปฝึกสอนเท่านั้น รวมทั้งทำให้โครงข่ายแสดงเอาต์พุตออกมาได้ถูกต้องมากขึ้นและทำให้โครงข่ายสามารถทำงานได้เร็วขึ้นด้วยเพราะมีจำนวนโหนดอินพุตที่น้อยลง

จากการศึกษาทฤษฎีข้างต้นทั้งหมดนั้น จึงสามารถนำมาใช้พัฒนาระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ความไว ซึ่งเป็นระบบที่มีการหาเอาต์พุตจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม และใช้วิธีการวิเคราะห์ความไวมาเลือกอินพุตที่มีความสำคัญกับเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องการจะหาค่าเข้ามาฝึกสอนในโครงข่าย และสามารถบันทึกแบบจำลองที่ใช้ทำการฝึกสอนโครงข่ายได้ เมื่อทำการฝึกสอนจนได้ผลเป็นที่น่าพอใจแล้ว และสามารถนำแบบจำลองที่บันทึกนั้นมาใช้ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลชุดใหม่ได้ด้วย โดยเครื่องมือที่ใช้พัฒนาระบบ คือ โปรแกรม Microsoft Visual Studio.NET 2003 พร้อมกับใช้โปรแกรม Microsoft SQL Server 2000 เป็นฐานข้อมูล

5.2 ข้อเสนอแนะ

1. ระบบนี้ยังไม่มีส่วนของการนำแบบจำลองไปใช้งาน จึงควรเพิ่มเติมในส่วนของการนำไปใช้งาน เพื่อทำให้สามารถเห็นภาพรวมของระบบได้ดียิ่งขึ้น
2. ระบบนี้เลือกข้อมูลได้ครั้งละหนึ่งฐานข้อมูลเท่านั้น จึงควรเพิ่มเติมในส่วนของการเลือกข้อมูลให้สามารถเชื่อมต่อได้มากกว่าหนึ่งฐานข้อมูล
3. ระบบนี้ต้องให้มีการกรอกชื่อเซิฟเวอร์ที่ต้องการติดต่อกับฐานข้อมูลเอง จึงควรเพิ่มเติมในส่วนของการให้สามารถเลือกเซิฟเวอร์ได้โดยที่ไม่ต้องกรอกชื่อเซิฟเวอร์เอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

A. Engelbrecht and I. Cloete. 1998. **Feature Extraction from Feedforward Neural Networks using Sensitivity Analysis.** [Online]. Available : http://citeseer.ist.psu.edu/update/465518.

A. P. Engelbrecht. 2001. **Sensitivity Analysis for Selective Learning by Feedforward Neural Networks.** [Online]. Available : http://citeseer.ist.psu.edu/update/496075.

Dorain Pyle. 1999. **Data Preparation for Data Mining.** Morgan Kaufmann.

Nicolaos B. Karayiannis and Anastasios N. Venetsanopoulos. ET.AL. 1993. **Artificial Neural Networks Learning Algorithms ,Performance Evaluation,and Application.** Massachusetts : Kluwer Academic Publishers.

V.Rao Vemuri. 1992. "Artificial Neural Networks Concepts and Control Applications". **IEEE Computer Society Press .**

Zurada, J.M. and Malinowski ET.AL. 1994. "Sensitivity Analysis for Minimization of Input Data Dimension for Feedforward Neural Network". **IEEE Computer Society Press.** vol.6: 447-450.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อผู้เขียน	นางสาวปิยรัตน์ ยุวรี
วันเกิด	11 มีนาคม 2524
สถานที่เกิด	กรุงเทพมหานคร
วุฒิการศึกษาระดับปริญญาตรี	วิทยาศาสตรบัณฑิต
สถานที่สำเร็จการศึกษา	ภาควิชาสถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีที่สำเร็จการศึกษา	2546

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้