การพยากรณ์โดยใช้ Neural Network

Forecasting by using Neural Network Model

โดย

สุภัค อ่อนฉิม

รหัส 44067401

H002117

อาจารย์ที่ปรึกษา

ผศ.ดร.อาริต ธรรมโน

วัน เดือน ปี 05 ก.พ. 2550

เลขทะเบียน 02117

เลขเรียกหนังสือ วพ. ส๑๘๖ก 2546

"ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สจล."

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน

หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2546

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ชื่อหัวข้อ	การพยากรณ์โดยใช้รูปแบบ Neural Network
นักศึกษา	สุภัค อ่อนฉิม
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ.ดร.อาริต ธรรมโน
ระดับการศึกษา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2546

บทคัดย่อ

โครงการนี้จะพัฒนาโปรแกรมแบบจำลองด้วยรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค โดยเป็นการประยุกต์ความรู้ที่ได้จากการศึกษานำมาพัฒนาเป็นโปรแกรมสำหรับใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลเพื่อใช้ประโยชน์ในการตัดสินใจ และเพื่อเป็นการหาทิศทางของเป้าหมาย ประกอบกับวิธีการในการทดสอบเพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องมากที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	Forecasting by using Neural Network Model
Student	Ms.Supak Onchim
Advisor	Dr.Arit Thammano
Level of Study	Master of Science in Information Technology
Major	Information Science
Academic Year	2003

ABSTRACT

In this paper will develop an application program by using Neural Network Model with Backpropagation algorithm. An application will use for forecasting by apply all of knowledge which gathering from studying. The application is build for forecasting to make a decision support and find the target of problem include of the methods for testing to find the correctness of the forecasting.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

โครงการพัฒนาระบบงานเรื่อง การพยากรณ์โดยใช้ Neural Network (Forecasting by using Neural Network Model) สำเร็จลงได้ด้วยคำแนะนำและความช่วยเหลือจาก ผศ.ดร.อาริต ธรรมโน ซึ่งเป็นที่ปรึกษาโครงการ รวมถึงทุกๆ ท่านที่ได้กรุณาสละเวลาและให้คำปรึกษา แนะนำ และแก้ไข ตลอดจนกำลังใจจากครอบครัวที่มีให้ตลอดมา ผู้จัดทำรู้สึกซาบซึ้งในความกรุณาของท่านเป็นอย่างยิ่ง และขอกราบขอบพระคุณไว้ ณ โอกาสนี้ด้วย

สุดท้ายนี้ ขอขอบพระคุณกรมส่งเสริมการส่งออกที่เอื้อเฟื้อในด้านข้อมูลที่นำมาใช้ในโครงการนี้ และขอขอบคุณพี่ๆ เพื่อนๆ ที่ให้คำแนะนำในการทำโครงการพัฒนาระบบงานนี้ให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

นางสาวสุภัค อ่อนฉิม

12 กันยายน 2546

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ	III
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	VI
สารบัญภาพ	VII
บทที่	
1. บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์	1
1.3 ขอบเขตของการศึกษา	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	3
2.1 ทฤษฎีดาต้าไมนิ่ง	3
2.2 ทฤษฎีเทคนิคการพยากรณ์	8
2.3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม	13
2.4 ทฤษฎีแบคพรอพพาเกชันอัลกอริทึม	15
3. วิธีการดำเนินการศึกษา	21
3.1 โครงสร้างแบบจำลอง	21
3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน	21
3.3 การออกแบบโปรแกรมจำลอง	23
3.4 อัลกอริทึมในการทำงานแบบจำลอง	25
4. ผลการทดลอง	27
4.1 การเตรียมข้อมูล	27

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.2 ส่วนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์ 28

4.3 ส่วนการแสดงผลลัพธ์ 33

5. สรุปผลและข้อเสนอแนะ 38

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน 38

5.2 สรุปผลการทดลอง 39

5.3 ข้อเสนอแนะ 39

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่

4.1 แสดงข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ในการทดลอง 27

4.2 แสดงข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ในการทดลองโดยผ่านการนอร์มอลไลเซชัน 28

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
2.1	แสดงกระบวนการทำ Data Minig โดยสรุป	4
2.2	เปอร์เซ็นต์ของเวลาที่ใช้แต่ละขั้นตอน	6
2.3	ระบบพยากรณ์	9
2.4	Time Series with a window of zise 4	12
2.5	Iterative Data Preparation Model	12
2.6	สถาปัตยกรรมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	14
2.7	สถาปัตยกรรมของ Feedforward Neural Network	16
3.1	แสดงขั้นตอนการดำเนินงาน	22
4.1	หน้าจอ Train Network	30
4.2	หน้าจอการทดสอบ (Test Network)	31
4.3	หน้าจอแนะนำและช่วยเหลือ (Help)	32
4.4	หน้าจอแสดงผลเมื่อทำการสุ่มค่าน้ำหนักเรียบร้อยแล้ว	33
4.5	หน้าจอแสดงผลการตรวจสอบการป้อนค่าต่างๆ เพื่อทำการเทรน	34
4.6	หน้าจอแสดงผลเมื่อผ่านการเทรนแล้ว กรณีกดปุ่ม Show Weight	34
4.7	หน้าจอแสดงผลลัพธ์หลังจากการกดปุ่ม View Test เพื่อดูผลลัพธ์	35
4.8	จอแสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการเทรน	35
4.9	หน้าจอแสดงผล กรณีกดปุ่ม Save Pattern หลังจากทำการเทรนเสร็จแล้ว	36
4.10	หน้าจอแสดงผล กรณีกดปุ่ม Load Pattern เพื่อดูค่าต่างๆที่ได้เก็บไว้เป็นPattern	36
4.11	หน้าจอแสดงผลเมื่อเข้าสู่หน้าจอทดสอบแล้วเลือก Pattern ในการ Test	37
4.12	หน้าจอแสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบ	37

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาของปัญหา

ในปัจจุบันความก้าวหน้าทางเทคโนโลยีด้านสารสนเทศได้รับการพัฒนาขึ้นมาก ทำให้มีข้อมูลจำนวนมากถูกจัดเก็บไว้ในฐานข้อมูลขนาดใหญ่ จนบางครั้งข้อมูลเหล่านั้นเก่าเกินไปไม่สามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้ ทำให้เกิดปัญหาการมีข้อมูลจำนวนมากเกินไปโดยไม่ได้นำข้อมูลเหล่านั้นมาทำให้เกิดประโยชน์ได้อย่างเต็มที่ ด้วยวิวัฒนาการของเทคโนโลยีในการพัฒนาการจัดเก็บข้อมูลได้ถูกพัฒนาเรื่อยมาทำให้เกิดเทคนิคดาต้าไมนิ่งที่มีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลจำนวนมากเหล่านั้นให้สามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้ โดยเป็นกระบวนการในการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อหาข้อสรุปไปสู่ข้อมูลที่เป็นประโยชน์ โดยเทคนิคการพยากรณ์เป็นเทคนิคหนึ่งในเทคนิคดาต้าไมนิ่ง สามารถนำผลการทำนายไปใช้ประโยชน์ในการตัดสินใจ เพื่อเป็นการหาทิศทางของเป้าหมาย ซึ่งเป็นการเพิ่มคุณค่าให้กับฐานข้อมูลที่มีอยู่ โดยการพยากรณ์มีบทบาทต่อการดำเนินการทางธุรกิจ เนื่องจากความสามารถในการผลิตสินค้าได้ตามเป้าหมายจะทำให้สามารถทำตลาดเหนือคู่แข่งได้ การนำเอาเทคนิคในด้านการพยากรณ์เข้ามาใช้กับข้อมูลทางด้านธุรกิจ จะช่วยให้เห็นแนวโน้มของการขายสินค้าได้

การพัฒนาโปรแกรมแบบจำลองด้วยรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ที่มีการทำงานแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์คมาใช้ในการวิเคราะห์ออกแบบนี้เพื่อเพิ่มความสะดวกในการนำมาประยุกต์ใช้งานสำหรับพยากรณ์ข้อมูลทางธุรกิจ น่าจะเป็นประโยชน์ในการตัดสินใจและเพื่อเป็นการหาทิศทางของเป้าหมายทางธุรกิจได้

1.2 วัตถุประสงค์

การศึกษาโครงงานนี้มีวัตถุประสงค์คือ

1. เพื่อศึกษาการทำดาต้าไมนิ่ง ศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ ศึกษาระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบที่มีการทำงานแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์คซึ่งเป็นเทคนิคหนึ่งในเทคนิคการพยากรณ์ (Forecasting)
2. เพื่อพัฒนาโปรแกรมแบบจำลองด้วยรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. เพื่อประยุกต์การใช้งานการพยากรณ์ทางธุรกิจ โดยในโครงงานนี้จะประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์การส่งออกเนื้อปลาแช่แข็งของประเทศไทย

1.3 ขอบเขตของการศึกษา

การศึกษาโครงงานนี้กำหนดขอบเขตในการศึกษาเป็นการพัฒนาระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยการใช้โครงสร้างแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการทำนายกับค่าความเป็นจริงของข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ โดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดสอบกับแบบจำลองนี้เป็นข้อมูลที่ย้อนหลังในอดีตเกี่ยวกับข้อมูลการส่งออกเนื้อปลาแช่แข็งของประเทศไทย โดยมีขอบเขตหลักๆ ที่จะศึกษาดังต่อไปนี้

- ดาต้าไมนิ่ง
- เทคนิคการพยากรณ์
- โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)
- แบคพรอพพาเกชันอัลกอริทึม

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ผลจากการศึกษา จะทำให้ทราบกระบวนการทำงานดาต้าไมนิ่ง เทคนิคการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบโครงข่ายใยประสาทเทียมที่มีการทำงานแบบแบคพรอพพาเกชัน วิธีการพัฒนาระบบโครงข่ายใยประสาทเทียมในการประยุกต์ใช้งานในการทำนายข้อมูล ระบบที่พัฒนาขึ้นมาสามารถใช้วิเคราะห์ได้ดีเพียงไร และมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้เป็นเครื่องมือหนึ่งเพื่อประกอบในกระบวนการตัดสินใจในทางธุรกิจหรือไม่อย่างไร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีดาต้าไมนิ่ง

2.1.1 ดาต้าไมนิ่ง คืออะไร

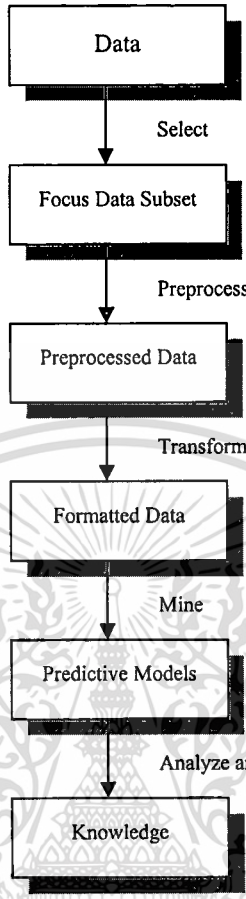
ดาต้าไมนิ่ง คือ กระบวนการในการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อนำมาใช้ในระบบสนับสนุนการตัดสินใจ (Decision support system) ดาต้าไมนิ่งเป็นขั้นตอนในการดึงเอาสารสนเทศมาจากข้อมูล ทำให้ได้ความรู้ใหม่ๆที่ไม่เคยรู้มาก่อน (Unknown) หรือข้อมูลที่มีความถูกต้อง (Valid) หรือข้อมูลที่น่าจะนำไปใช้ประโยชน์ในทางปฏิบัติได้ (Actionable) ดาต้าไมนิ่งเป็นส่วนหนึ่งของกระบวนการค้นพบความรู้ในฐานข้อมูล (Knowledge Discovery in Database : KDD) การนำแนวโน้มของข้อมูลและสารสนเทศที่ซ่อนอยู่ในฐานข้อมูลขนาดใหญ่ออกมาเป็นสิ่งสำคัญ เพราะถ้าไม่รู้จักใช้ประโยชน์จากข้อมูลเหล่านั้นก็จะสูญเสียเปล่า ดาต้าไมนิ่งเป็นเครื่องมือที่สามารถค้นหาข้อมูลในฐานข้อมูลขนาดใหญ่หรือข้อมูลที่เป็นประโยชน์ที่อาจจะซ่อนอยู่ภายในฐานข้อมูล ซึ่งเป็นการเพิ่มคุณค่าให้กับฐานข้อมูลที่มีอยู่

ดาต้าไมนิ่งเป็นเทคนิคที่ใช้ในการค้นหาสารสนเทศเชิงพยากรณ์ที่มองไม่เห็นออกมาจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่โดยเฉพาะคลังข้อมูล (Data warehouse) ดาต้าไมนิ่งช่วยทำให้เกิดศักยภาพในการใช้ข้อมูลในฐานข้อมูล

2.1.2 กระบวนการทำงานของดาต้าไมนิ่ง

ดาต้าไมนิ่งเป็นการรวบรวมเทคนิคจากงานต่างๆ เช่นการจดจำรูปแบบ (Recognition) การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) หลักสถิติ (Statistics) และฐานข้อมูล (Database) เป็นต้น เพื่อนำมาค้นหารูปแบบความสัมพันธ์ของข้อมูล และวิเคราะห์หาข้อมูลที่เป็นประโยชน์ที่อาจจะซ่อนอยู่ภายใต้ฐานข้อมูลขนาดใหญ่ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่สามารถนำไปใช้งานได้จริงและเป็นประโยชน์ โดยทั่วไปเมื่อกล่าวถึง ดาต้าไมนิ่งส่วนใหญ่จะคำนึงถึงและให้ความสำคัญกับขั้นตอนการ Mining หรือการค้นหาลักษณะทิศทางของข้อมูล แต่ความเป็นจริงแล้วการทำไมนิ่งข้อมูลเป็นเพียงหนึ่งในกระบวนการทำดาต้าไมนิ่ง และดาต้าไมนิ่งเป็นส่วนหนึ่งของกระบวนการค้นพบข้อมูลที่เป็นความรู้ในฐานข้อมูล (KDD) โดยแบ่งขั้นตอนการทำงานของ ดาต้าไมนิ่งได้ดังดังรูปที่ 2.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่2.1 แสดงกระบวนการทำ Data Miningโดยสรุป

ดาต้าไมนิ่งต้องอาศัยวัตถุประสงค์ทางธุรกิจเป็นพื้นฐานหลักด้วย โดยเป็นส่วนที่บอกวัตถุประสงค์ที่ต้องการจากการทำ ดาต้าไมนิ่งรายละเอียดในการทำงานของ ดาต้าไมนิ่งประกอบด้วยหลายขั้นตอนที่มีการทำซ้ำๆ หรือต้องมีการวนกลับมาทำซ้ำใหม่ การทำ ดาต้าไมนิ่งแบ่งการทำงานได้เป็น 5 ขั้นตอนหลักๆ ดังนี้

1. กำหนดวัตถุประสงค์ (Business Objectives Determination) มีการศึกษาความต้องการในการวิเคราะห์ คือกำหนดปัญหาและวัตถุประสงค์ทางธุรกิจหรือขององค์กรให้ชัดเจน เพราะต้องเข้าใจถึงปัญหาและความต้องการทางธุรกิจ ประกอบด้วยการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นว่ามีข้อมูลใดอยู่บ้าง ต้องการข่าวสารอะไรจากแหล่งข้อมูลเหล่านั้นและเป็นการกำหนดว่าเมื่อไรจะใช้ดาต้าไมนิ่งในการแก้ปัญหา

2. จัดเตรียมข้อมูล (Data preparation) เป็นขั้นตอนที่สำคัญและใช้เวลานานที่สุดประมาณ 60% ของเวลาทั้งหมด เนื่องจากต้องมีการคัดเลือกข้อมูลที่เหมาะสมและอยู่ในประเด็นที่ต้องการ ประกอบด้วยขั้นตอนย่อย 3 ขั้นตอนคือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1 คัดเลือกข้อมูล (Data Selection) เป็นการกำหนดรูปแบบข้อมูลที่ต้องการ ระบุลักษณะข้อมูลและเลือกข้อมูลที่ต้องการและนำข้อมูลที่ไม่ต้องการออกไป เป็นการเริ่มต้นของการเตรียมการไมนิ่ง การเลือกข้อมูลจะขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ทางธุรกิจ การเลือกไม่ว่าจะเป็นตัวแปรความสัมพันธ์ จำเป็นต้องเข้าใจความหมายประเภทข้อมูล และค่าที่สามารถเป็นไปได้ การเลือกข้อมูลต้องคำนึงถึงอายุข้อมูลด้วย ตัวแปรข้อมูลมี 2 ลักษณะคือ

Categorical เป็นตัวแปรที่ขึ้นกับค่าที่เก็บแบบมีลำดับข้อมูลกับไม่มีลำดับข้อมูล

Quantitative ค่าที่เก็บเป็นเลขจำนวนจริง (Number)

2.2 ตรวจสอบข้อมูล (Data Preprocess) เป็นขั้นตอนการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้นจากเทคนิคที่เลือกไว้ เพื่อทำให้ข้อมูลมีคุณภาพดี โดยแบ่งประเภทได้ ดังนี้

- Data Cleaning : เป็นการแก้ปัญหาค่าที่ขาดหายไป (Missing Value) ค่าข้อมูลที่ไม่สอดคล้องกัน

- Data Integration : เป็นลักษณะการนำเอาข้อมูลจาก 2 แหล่งที่หมายถึงสิ่งเดียวกันมารวมกัน

- Data Reduction : เป็นการลดข้อมูล ซึ่งสามารถลดได้ในลักษณะ คือ ลดในแง่ขนาดข้อมูล (Size Data) และในแง่ของ Dimension ของข้อมูล

2.3 ปรับเปลี่ยนรูปแบบของข้อมูล (Transformation) เป็นกระบวนการในการปรับขอบเขตข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมต่อการนำไปใช้งานกับโมเดลการวิเคราะห์ โดยปรับให้อยู่ในลักษณะ format ที่ตรงกับ Algorithm ของ ดาต้าไมนิ่งโดยแบ่งตามชนิดของปัญหา

3. ดาต้าไมนิ่ง (Data Mining) เลือกวิธีการและ Algorithm ที่เหมาะสมเพื่อใช้กับข้อมูลที่ได้เตรียมไว้ ขั้นตอนนี้มีความสัมพันธ์กับการวิเคราะห์ข้อมูลและขั้นตอนที่ผ่านมา โดยอาจจะย้อนกลับไปทำในขั้นตอนที่ 2ใหม่ ขั้นตอน ดาต้าไมนิ่งเกี่ยวข้องกับ Algorithm หลายๆ แบบ ซึ่งในขั้นตอนนี้เป็นลักษณะการเลือก Operation ว่าจะใช้ทำ Mining ในลักษณะใดโดยเลือกโมเดล ซึ่งลักษณะการทำ Mining ก็มีหลายลักษณะ เช่น

- Predictive Model
- Database Segmentation (Clustering)
- Link Analysis
- Data Visualization

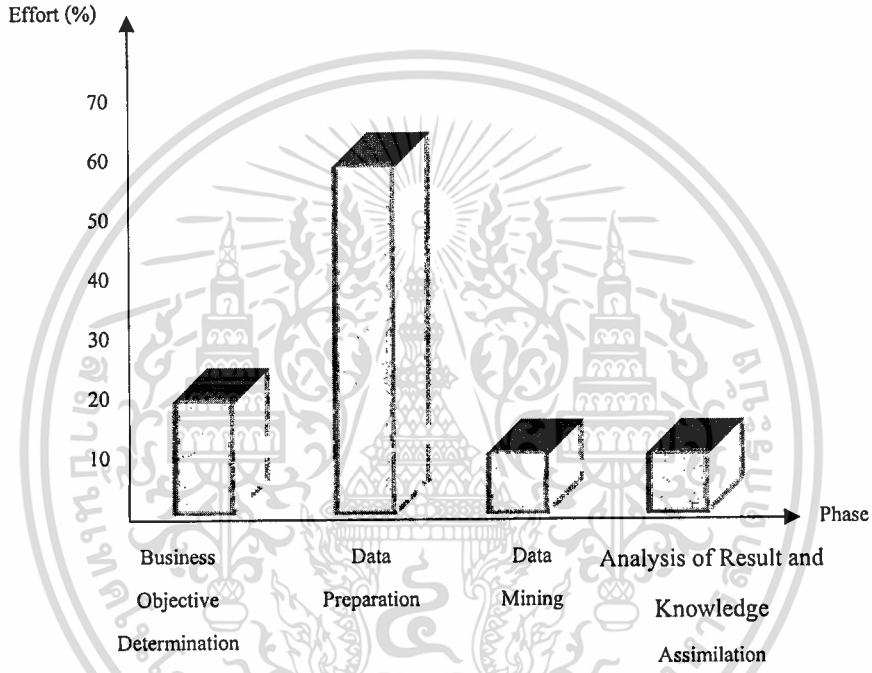
เป็นต้น

4. วิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้ (Analysis of Result) การแปลความหมายและประเมินผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนที่ 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. ปรับความรู้ที่ได้ (Assimilation of Knowledge) รวมรวบความเข้าใจที่เป็นผลมาจาก Analysis of Result เข้าในส่วนความรู้เพื่อนำไปใช้ในโอกาสต่อไป

การทำงานในแต่ขั้นตอนจะใช้ระยะเวลาต่างกันไป โดยจะใช้เวลาในการเตรียมข้อมูลสำหรับการทำ ดาต้าไมนิ่งมากถึง 60% จึงต้องให้ความสำคัญในการ Clean ข้อมูล ส่วนการทำไมนิ่งจริงๆ มีเพียง 10% ดังแสดงดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 เปอร์เซ็นต์ของเวลาที่ใช้แต่ละขั้นตอน

2.1.3 งานหลักของดาต้าไมนิ่ง

โดยทั่วไปมีเทคนิคต่างๆ มากมายในการพัฒนางานของการทำ Data Mining โดยสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลักๆ ดังนี้

- Descriptive data mining หารูปแบบในการอธิบายข้อมูลโดยอาศัยหลักความสัมพันธ์ของข้อมูล เช่น การหาความสัมพันธ์ของข้อมูลโดยการแบ่งกลุ่มข้อมูล
- Predictive data mining ใช้ตัวแปรเพื่อทำนายสิ่งที่ยังไม่รู้หรือเพื่อค่าในอนาคตจากตัวแปร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระบบ Data Mining อาจจะสำเร็จได้โดยกระบวนการจาก model ต่อไปนี้

1. Classification [Predictive] เป็นกระบวนการสร้าง model จัดการข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มที่กำหนดมาให้ เช่น การแบ่งประเภทลูกค้าว่าเชื่อถือได้หรือไม่ โดยใช้ Model Construction (Learning) ซึ่งเป็นการสร้าง model โดยการเรียนรู้จากข้อมูลที่ได้กำหนดคลาสไว้เรียบร้อยแล้ว (Training data) ซึ่ง model ที่ได้อาจแสดงในรูปของ

- แบบต้นไม้ (Decision Tree)
- แบบนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Neural Network)

2. Clustering [Descriptive] เป็นเทคนิคลดขนาดของข้อมูลด้วยการรวมกลุ่มตัวแปรที่มีลักษณะเดียวกันไว้ด้วยกัน เช่น บริษัทจำหน่ายรถยนต์ได้แยกกลุ่มลูกค้าออกเป็นกลุ่มย่อยตามรายได้ของกลุ่มลูกค้า ทำให้รู้ว่าควรจะเสนอขายรถประเภทใดให้กลุ่มลูกค้าใด

3. Association Rule Discovery [Descriptive] หลักการทำงานของวิธีนี้คือ การค้นหาความสัมพันธ์ของข้อมูลจากข้อมูลขนาดใหญ่ที่มีอยู่เพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์หรือทำนายปรากฏการณ์ต่างๆ เช่นการวิเคราะห์การซื้อสินค้าของลูกค้า (Market Basket Analysis) ซึ่งประเมินจากข้อมูลในตารางที่ได้รวบรวมไว้ ผลการวิเคราะห์ที่ได้จะเป็นคำตอบของปัญหา เป็นการวิเคราะห์แบบ “กฎความสัมพันธ์” (Association Rule) เพื่อหาความสัมพันธ์ของข้อมูล

4. Sequential Pattern Discovery [Descriptive] ให้กลุ่มของ Objects ที่มีความสัมพันธ์ระหว่าง Objects นั้นๆ จะมี timeline of events เพื่อหากฎ (rules) ที่จะทำนายการขึ้นต่อกันระหว่างเหตุการณ์ที่ต่างกันไป กฎถูกสร้างโดยรูปแบบแรก เหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในรูปแบบต่างๆ ถูกดูแลโดยเกี่ยวข้องกับเรื่องของเวลา

5. Regression [Predictive] ทำนายค่าตัวแปรที่ต่อเนื่องบนพื้นฐานของตัวแปรอื่นๆ ตั้งสมมุติฐานการขึ้นต่อกันได้จาก Linear หรือ nonlinear model มักศึกษาข้อมูลที่เป็นสถิติ หรือด้าน neural network เช่นการทำนายยอดขายของผลิตภัณฑ์ใหม่อยู่บนพื้นฐานของค่าใช้จ่ายในการโฆษณา

6. Deviation Detection [Predictive] เป็นกรรมวิธีในการหาค่าที่แตกต่างไปจากค่ามาตรฐานหรือค่าที่คาดคิดไว้ว่าต่างไปมากน้อยเพียงใด มักใช้วิธีการทางสถิติ หรือการแสดงเห็นภาพ (Visualization) สำหรับเทคนิคนี้ใช้ในการตรวจสอบลายเซ็นปลอม หรือบัตรเครดิตปลอม รวมทั้งการตรวจหาจุดบกพร่องของชิ้นงานในโรงงานอุตสาหกรรม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การพัฒนา Application ต่างๆ มาใช้งานเพื่อการทำนาย จะมีเทคนิคต่างๆ ที่ถูกนำมาใช้ในการพัฒนางาน โดยจะต้องเลือกใช้เทคนิคตามความเหมาะสมเพื่อให้ได้ Application ที่มีวิธีการที่ถูกต้องให้สามารถระบุความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเพื่อการพยากรณ์ได้

2.1.4 การประยุกต์ใช้ดาต้าไมนิ่ง

ลักษณะการประยุกต์ใช้งาน Application ในการทำดาต้าไมนิ่งมีอยู่หลายแบบ ตัวอย่างเช่น

1. ทางการตลาด เช่น การนำข้อมูลลูกค้าจากการทำบัตรสมาชิกมาเป็นข้อมูลในการทำงาน ตัวอย่าง เช่น การทำ Cross-Selling, Purchasing Pattern over time, Customer Profiling, Direct Mail Campaign, Customer Relation Management (CRM) เป็นต้น

2. ทางด้านการวิเคราะห์ความเสี่ยงต่างๆ เช่น การพยากรณ์ (Forecasting) การทำ Credit Scoring การทำ Profile of attrition

3. ด้านการตรวจจับการโกง

4. ด้านการป้องกันการฟอกเงิน

5. การป้องกันการโกงประกันภัย

6. Web Mining

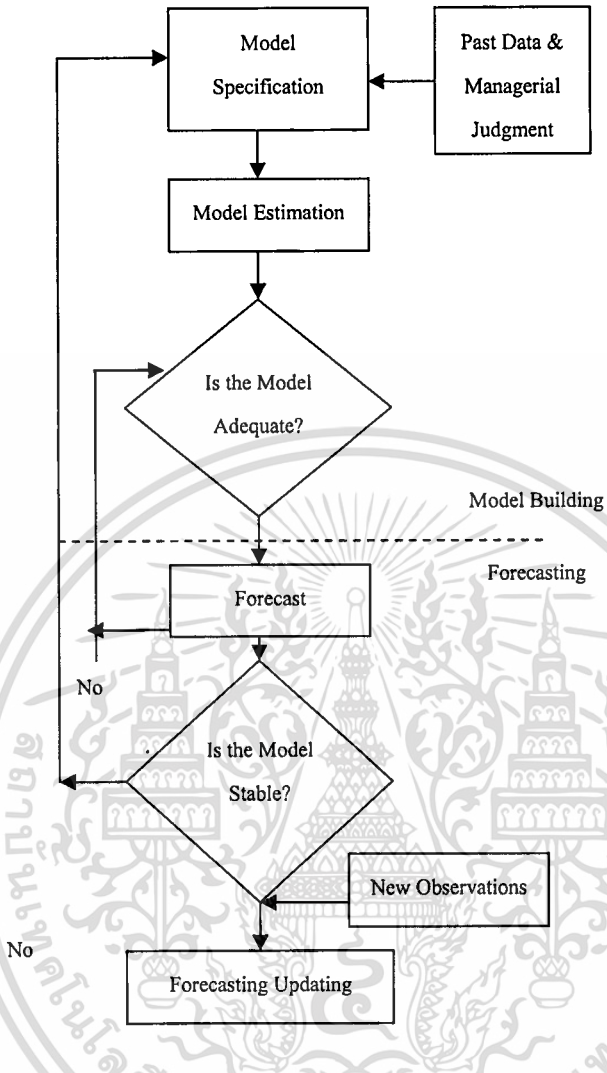
7. Text Mining

ซึ่งในการศึกษาโครงงานนี้ จะประยุกต์การใช้งานดาต้าไมนิ่งในด้านการพยากรณ์ (Forecasting) มาศึกษาและสร้างโมเดลการจำลองเพื่อประยุกต์ใช้งานสำหรับการพยากรณ์ต่อไป

2.2 ทฤษฎีเทคนิคการพยากรณ์

ระบบพยากรณ์จะมีการนำโมเดลต่างๆ มาใช้เพื่อหาเทคนิคและโมเดลที่เหมาะสมในการพยากรณ์ซึ่งมีขั้นตอนสำหรับการสร้างโมเดลโดยการเลือกโมเดล (Model Specification) ขึ้นมาก่อนเพื่อจัดการข้อมูลที่ได้จัดการรวบรวมไว้จากนั้นก็นำไปสู่การทำต้นแบบการประมาณ (Model Estimation) เพื่อค้นหารูปแบบโมเดล แล้วตรวจสอบดูว่าเป็นโมเดลที่เหมาะสมแล้วหรือยัง ถ้ายังไม่เป็นโมเดลที่เหมาะสมก็จะต้องกลับไปในขั้นตอนการระบุโมเดลใหม่อีกครั้ง แต่ถ้าเป็นโมเดลที่เหมาะสมแล้วนั้น ก็จะเข้าสู่ขั้นตอนในการพยากรณ์ (Forecast Generation) มีการนำเอาข้อสังเกตใหม่ๆเข้ามาเพื่อใช้ในการตรวจสอบว่าเป็นโมเดลที่เหมาะสมหรือยัง (Stable) ถ้ายังไม่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์กับข้อสังเกตใหม่ๆ ที่มีผลต่อโมเดลแล้วนั้น จะต้องกลับไปสู่ขั้นตอนในการเลือกโมเดลใหม่อีกครั้ง แต่ถ้าเป็นโมเดลที่เหมาะสมแล้ว ก็จะได้ระบบการพยากรณ์ที่สามารถนำมาใช้งานได้จริง (Forecasting Updating) ดังแสดงในรูป 2.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.3 ระบบพยากรณ์

เทคนิคการพยากรณ์จะถูกพัฒนาเป็นโปรแกรมประยุกต์ได้โดยใช้วิธีการพยากรณ์ (Forecasting methods) ในแบบต่างๆ โดยสามารถแบ่งเป็น 2 ประเภทหลักคือ

1. การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Forecasting) เป็นการพยากรณ์โดยใช้คุณสมบัติเกี่ยวกับคุณภาพ โดยใช้ความรู้ ความสามารถ รวมไปถึงประสบการณ์ของผู้พยากรณ์ โดยไม่ใช้ตัวแบบทางด้านคณิตศาสตร์ เช่น การทำนายความเร็วในการติดต่อสื่อสารในรอบปี 2020 การระดมความคิดซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะได้จากเสียงส่วนใหญ่ การพยากรณ์โดยการสำรวจตลาด เช่น การทำสำรวจลูกค้า เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Forecasting) เป็นการพยากรณ์โดยใช้ปริมาณหรือจำนวนของข้อมูลซึ่งวัดเป็นปริมาณหรือข้อมูลได้ (ตัวเลข) โดยเป็นข้อมูลในอดีตเพื่อนำมาพยากรณ์ค่าในอนาคต โดยแบ่งออกเป็น 2 แบบย่อยคือ

- Explanatory Model พยากรณ์โดยใช้การอธิบาย โดยการชี้แจง เป็นการสมมติตัวแปรต่างๆ ที่มีผลต่อการทำนาย ซึ่งเป็นการพยากรณ์ค่าของตัวแปรในอนาคต โดยใช้รูปแบบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์กับตัวแปรอื่นๆ ที่ทราบค่า ตัวแบบนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อค้นหารูปแบบของความสัมพันธ์และใช้รูปแบบนั้นพยากรณ์ค่าในอนาคต เช่น การวิเคราะห์ความถดถอย (Regression Analysis) เป็นการศึกษาหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรว่ามีมากน้อยเพียงใด และใช้ความสัมพันธ์ในการพยากรณ์ค่าตัวแปรต่อไป โดยเป็นการพยากรณ์หาตัวแปรหนึ่งจากตัวแปรอื่นๆ ที่มีความสัมพันธ์กันตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป โดยจะต้องกำหนดให้ตัวแปรหนึ่งเป็นตัวแปรอิสระ และตัวแปรอีกตัวแปรหนึ่งเป็นตัวแปรตาม

- Time series Model พยากรณ์โดยใช้เวลาเป็นตัวกำหนด เป็นการพยากรณ์ค่าของตัวแปรในอนาคต โดยศึกษาจากรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรนั้นที่เปลี่ยนไปตามเวลาในอดีตโดยไม่ได้พิจารณาตัวแปรอื่นๆซึ่งมีความสัมพันธ์กับตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์เลย สำหรับตัวแบบนี้มีจุดประสงค์เพื่อค้นหารูปแบบในชุดข้อมูลที่ผ่านมา โดยไม่พิจารณาตัวแปรอื่นๆ และตัวแบบนี้จะทำการแยกข้อมูลอนุกรมออกเป็นส่วนๆ แล้วจึงทำการวิเคราะห์แต่ละส่วน เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลามีหลายเทคนิค ผู้วิเคราะห์ต้องเลือกเทคนิคที่ใช้ให้เหมาะสม การวิเคราะห์อนุกรมเวลาจะแยกข้อมูลอนุกรมเวลาออกเป็นส่วนๆแล้วจึงวิเคราะห์ส่วนประกอบแต่ละส่วนเพื่อที่จะทำให้สามารถพยากรณ์ค่าในอนาคตได้

2.2.1 การพยากรณ์แบบ Quantitative สามารถถูกนำมาประยุกต์ใช้ภายใต้เงื่อนไข 3 ข้อ ดังนี้

1. เป็นข้อมูลในอดีตที่ยังสามารถใช้งานได้อยู่ (Available)
2. ข้อมูลเหล่านั้นต้องบอกจำนวนได้ในรูปแบบของตัวเลข (numerical data)
3. ข้อมูลในอดีตสามารถบอกทิศทางในอนาคตได้

2.2.2 การเตรียมข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์

ผลการพยากรณ์จะนำไปใช้ประโยชน์เพื่อประกอบการตัดสินใจ จึงควรจะศึกษากระบวนการตัดสินใจที่จะต้องใช้ผลการพยากรณ์ เพื่อจะได้ทราบถึงวัตถุประสงค์ของการพยากรณ์ที่จะนำไปสู่คำตอบสำหรับคำถาม สิ่งที่จะพยากรณ์คืออะไร? หน่วยเวลาในการพยากรณ์ควรเป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อะไร? (Unit time) และหน่วยข้อมูลควรเป็นอะไร? คำตอบเหล่านี้จึงควรทราบก่อนการเตรียมข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์

2.2.3 เทคนิคต่างๆ ในการพยากรณ์

เทคนิคในการพยากรณ์ สามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทใหญ่ๆ ดังนี้

1. เทคนิคการพยากรณ์ทางด้านสถิติ (Statistic bases) โดยข้อมูลที่จะนำมาใช้ในกระบวนการทำ Forecasting จะเป็นข้อมูลตัวเลข ข้อมูลที่ถูกรวบรวมไว้เป็นสถิติ เช่น เทคนิคแบบ Moving Average (MA) เป็นต้น

2. เทคนิคในการพยากรณ์ทางด้านการเรียนรู้ (Artificial Intelligence base) โดยใช้วิธีการทำงานแบบการเรียนรู้ เช่น ใช้เทคนิคแบบ Neural Network และอัลกอริทึมแบบแบคพรอพพาเกชันเป็นต้น

โดยในส่วนต่อไปนี้จะศึกษาถึงเทคนิคที่ใช้เพื่อการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา (Time series) ซึ่งเป็นหนึ่งในวิธีการแบบ Quantitative โดยเทคนิคการพยากรณ์ทางด้านสถิติ (Statistic)

2.2.4 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis)

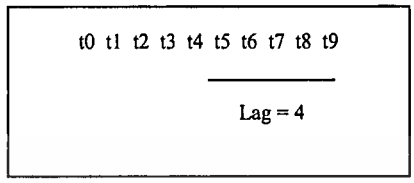
ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data) คือข้อมูลที่เกิดขึ้นในเวลาที่มีระยะห่างเท่าๆ กันและต่อเนื่องกัน ข้อมูลอนุกรมเวลาจึงเป็นค่าที่แสดงการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรใดตัวแปรหนึ่งที่เปลี่ยนไปตามเวลา

ปัญหาอนุกรมเวลา (Time Series Problem) เป็นการคาดหวังค่าที่จะได้มาจากความสัมพันธ์ของค่าก่อนหน้า การพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time Series Forecasting) เป็นหนึ่งในเทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ ใช้ข้อมูลเชิงปริมาณ (ตัวเลข) โดยสร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์ โดย Time Series Forecasting เป็นเทคนิคที่ใช้เฉพาะข้อมูลในอดีตของตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ เพื่อพยากรณ์ค่าของตัวแปรนั้นในอนาคต

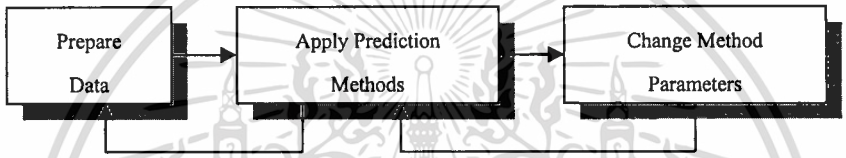
การวิเคราะห์อนุกรมเวลา คือการศึกษาหารูปแบบการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรที่เปลี่ยนไปตามเวลาในอดีตจนถึงปัจจุบัน จำนวนข้อมูลจะอยู่ในช่วง (Time lag) ดังแสดงในรูปที่ 2.4 แล้วนำรูปแบบนั้นมาวิเคราะห์เพื่อพยากรณ์ค่าของตัวแปรนั้นในอนาคต ลักษณะของข้อมูลที่แสดงความสัมพันธ์กับเวลา โดยทั่วไปอยู่ในรูป t(1), t(2), ...t(i), ...t(n) โดยที่ n เป็นค่าสูงสุดของข้อมูลในช่วงเวลาใดๆ ซึ่งมาจากข้อมูลที่ได้รวบรวมในช่วงเวลาที่ผ่านมา ในการวิเคราะห์ข้อมูลตามลักษณะชุดข้อมูลตามช่วงเวลามุ่งเน้นในการพยายามหาแบบจำลองใดๆ เพื่อใช้พยากรณ์ค่าของข้อมูลลำดับที่ t(n+1) ซึ่งเป็นค่าที่บอกอนาคต ในการจะพยากรณ์ค่าที่ไกลออกไปจะยาก และไม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

น่าเชื่อถือ จากค่าของข้อมูลที่ t(n) ค่าความแตกต่างของ t(i+1) - t(i) และ t(i) – t(i-1) ควรเป็นไปในรูปแบบเดียวกัน การหาช่วงของข้อมูล time lag จะตัดสินได้จากการทดสอบข้อมูล ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูล (Data Preparation) ดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.4 Time Series with a window of zise4



รูปที่ 2.5 Iterative Data Preparation Model

2.2.4.1 วัตถุประสงค์ของการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

1. เพื่อศึกษาถึงลักษณะหรือสภาพของตัวแปร เช่น ศึกษาถึงลักษณะการเปลี่ยนแปลงยอดขายรายเดือนของบริษัท A ซึ่งจะทำให้ทราบถึงสถานภาพของบริษัทในปีนั้นๆ เมื่อเทียบกับมูลค่าการขายรวมทั้งหมด (ทุกชนิด) ในแต่ละเดือนของปีนั้นๆ

2. เพื่อพยากรณ์ค่าของตัวแปรในอนาคต ทำให้สามารถวางแผนการดำเนินงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.2.4.2 ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา (Components of a Time Series)

ข้อมูลอนุกรมเวลาแบ่งออกเป็น 4 ส่วน ดังนี้

1 แนวโน้ม (Trend) หรือแนวโน้มระยะยาว เป็นข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงในระยะเวลาที่นานพอที่จะเห็นแนวโน้มของข้อมูลว่าในอนาคตจะเพิ่มขึ้นหรือลดลง

2. ความผันแปรตามวัฏจักร เป็นการเคลื่อนไหวของข้อมูลที่เกิดขึ้นซ้ำๆ กันในระยะเวลายาวมากกว่า 1 ปี

3. ความผันแปรตามฤดูกาล การเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่เกิดขึ้นเนื่องจากอิทธิพลของฤดูกาลซึ่งเกิดขึ้นซ้ำๆ ในช่วงเวลาเดียวกันของแต่ละปี

4. ความผันแปรที่ไม่แน่นอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.4.3 ขั้นตอนการสร้างรูปแบบอนุกรมเวลา

สามารถหาค่าพยากรณ์ในอนาคต จากการศึกษาข้อมูลของตัวแปรนั้นในอดีต เพื่อหารูปแบบของข้อมูลแล้วนำรูปแบบนั้นไปพยากรณ์ค่าในอนาคต ขั้นตอนการสร้างรูปแบบมีดังนี้

1. กำหนดหรือเลือกรูปแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ศึกษา โดยใช้ความรู้ทางด้านสถิติ และประสบการณ์ในอดีต หรือทำการเปรียบเทียบกับข้อมูลอื่นที่มีลักษณะคล้ายกัน

2. ประมาณค่าพารามิเตอร์ของรูปแบบที่ได้จากขั้นที่ 1

3. ทดสอบความถูกต้อง เหมาะสมของรูปแบบที่ได้จากขั้นที่ 1 โดยใช้หลักการทางสถิติมาทำสอบ ถ้าสรุปผลการทดสอบได้ว่าเหมาะสมก็สามารถนำรูปแบบนั้นไปใช้การพยากรณ์ได้ แต่ถ้าสรุปได้ว่าไม่เหมาะสม ก็ต้องสร้างรูปแบบใหม่ โดยต้องย้อนกลับไปทำขั้นตอนที่ 1 ใหม่

2.2.4.4 คุณสมบัติ Time Series

1. ค่าปัจจุบัน (Current Value) ค่าที่ดีจะต้องถูกใช้ในการพยากรณ์เวลาถัดไปที่ติดกัน เช่น t(i) เป็นค่าปัจจุบัน ค่าที่ต้องพยากรณ์ต้องเป็นค่า t(i+1) และ t(i+1) / t(i) จะเป็นค่าบอกเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลง ค่าความแตกต่างของ t(i+1) – t(i) และ t(i) - t(i-1) ควรเป็นไปในรูปแบบเดียวกัน

2. ค่าเฉลี่ยการเปลี่ยนแปลง (Moving Average) โดย m เป็นค่าความกว้างของช่วง ค่า t(i) คือค่าปัจจุบัน สามารถหาค่าเฉลี่ยการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลได้ ดังสมการที่ 1 และค่าที่ได้จากการคาดหวังเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงอย่างอิสระ ดังสมการที่ 2

$$ma(i, m) = \frac{1}{m} \sum_{j=i-m+1}^{i} t(j) \qquad \text{สมการที่ 1}$$

$$t(i) = mean\ (i) + error \qquad \text{สมการที่ 2}$$

3. แนวโน้ม (Trend) ผลรวมค่าเฉลี่ยการเปลี่ยนแปลงข้อมูลในอดีตสามารถแสดงแนวโน้มการพยากรณ์ได้ ลักษณะของแนวโน้มสามารถวัดได้ด้วยการเปรียบเทียบระหว่างค่าปัจจุบันกับค่าเฉลี่ยการเปลี่ยนแปลง ดังสมการ $t(i) - ma(i,m)$

คุณสมบัติของ Time Series อีกอย่างคืออาจเปรียบเทียบการเปลี่ยนแปลงระหว่างค่าเฉลี่ยการเปลี่ยนแปลง จึงเห็นได้ว่าข้อมูลแบบ Time Series มีความสำคัญมากสำหรับการพยากรณ์

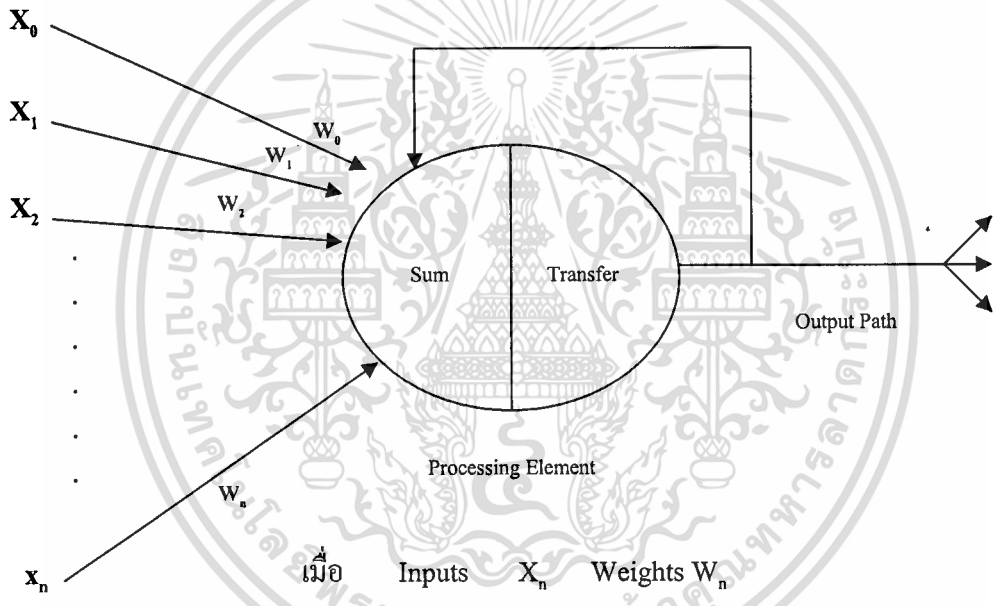
2.3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม

โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม มีลักษณะที่คล้ายคลึงกับสมองและระบบประสาท ซึ่งประกอบด้วยส่วนของการประมวลต่างๆ ที่เรียกว่านิวรอล (Neural) ทุกๆ นิวรอลสามารถมีอินพุตได้หลายอินพุตแต่มีเอาท์พุตเพียงเอาท์พุตเดียว และทุกๆ เอาท์พุตจะส่งต่อไปยังอินพุตของ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นิวรอลอื่นๆ ภายในโครงข่าย การติดต่อกัน ภายในระหว่างนิวรอลไม่ใช่ลักษณะของการต่อแบบธรรมดาทุกๆ อินพุตจะมีน้ำหนักเป็นตัวกำหนดกำลังของการติดต่อภายในและช่วยในการตัดสินใจ การทำงานของนิวรอลในบางโครงข่ายจะถูกกำหนดไว้ตายตัวแต่บางโครงข่ายสามารถที่จะปรับแต่งได้ซึ่งอาจจะเป็นการปรับแต่งจากภายนอกโครงข่ายหรือนิวรอลสามารถปรับตัวได้ด้วยตัวของมันเอง จุดนี้เองแสดงถึงความสามารถในการเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาทเทียม

จากลักษณะการทำงานของเซลล์นิวรอลเน็ทเวิร์คหรือนิวรอลถูกนำมาสร้างเป็น ทฤษฎีทางคณิตศาสตร์และจำลองการทำงานในรูปแบบพื้นฐานโดยใช้ชื่อว่านิวรอล ซึ่งมีสถาปัตยกรรมแบบจำลองดังแสดงในรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 สถาปัตยกรรมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

2.3.1 สถาปัตยกรรมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ด้วยลักษณะและการทำงานของเซลล์นิวรอลเน็ตเวิร์คหรือนิวรอล จะถูกนำมาสร้างเป็นทฤษฎีทางคณิตศาสตร์และจำลองการทำงานในรูปแบบพื้นฐานโดยใช้ชื่อว่า นิวรอล หรือ ANN (Artificial Neural Network) ซึ่งมีสถาปัตยกรรมแบบจำลองดังแสดงในภาพที่ 2.6 โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยชั้นของโครงข่ายจำนวน 2 ชั้น คือ ชั้นอินพุตและชั้นเอาท์พุต ส่วนที่ชั้นเอาท์พุตจะมีหน่วยเอาท์พุตหรือหน่วยประมวลผลเพียงหน่วยเดียว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.2 วิธีการสอนนิวรอลเน็ตเวิร์คตามลักษณะการเรียนรู้

สามารถแบ่งการเรียนรู้ได้ 2 แบบ คือ การเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised Learning) และการเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำ (Unsupervised Learning)

2.3.2.1 การเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised Learning)

การเรียนรู้จะมีการกำหนดเซตของการฝึกหัดให้กับเครือข่าย ซึ่งเซตนี้จะประกอบด้วย อินพุต และเอาท์พุตที่ต้องการ โดยทำการจับคู่การสอน (Training Pair) เมื่อทำการป้อนอินพุตให้กับเครือข่ายแล้ว เครือข่ายจะทำการประมวลผลจนได้คำตอบและค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ออกมาชุดหนึ่งสำหรับคำตอบที่ได้จริง (Actual Output) เพื่อนำมาคำนวณค่าผิดพลาด โดยสามารถหาได้จากการนำคำตอบที่เราต้องการ (Target Output) ลบจากคำตอบที่ได้จริงจากการเรียนรู้ของเครือข่าย ถ้าค่าความผิดพลาดที่ได้จากการลบกันระหว่างค่าที่ได้จริงกับค่าที่เราต้องการยังมีค่าสูง หรือในบางกรณีอาจต้องปรับให้มีค่าเป็นศูนย์ จะต้องมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักไปจนกว่าจะได้ค่าที่ยอมรับได้ จึงจะหยุดการสอนในเครือข่าย

2.3.2.2 การเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำดูแล (Unsupervised learning)

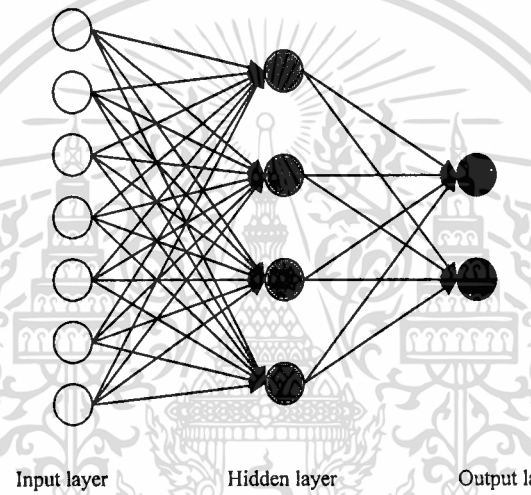
การเรียนรู้การสอนโดยที่ไม่ต้องมีการจับคู่สอน เนื่องจากเมื่อเราใส่ค่าอินพุตเซ็ตสู่เครือข่ายแล้ว เครือข่ายจะพยายามจัดกลุ่มอินพุตเซ็ตที่มีลักษณะเดียวกันให้เอาท์พุตออกมาจากเครือข่ายที่เดียวกัน คือ มีการปรับตัวเองภายใน (Self-Organization) การเรียนรู้โดยวิธีนี้จะป้อนอินพุตเข้าสู่เครือข่าย ภายในเครือข่ายจะมีเอาท์พุตโหนดอยู่หลายโหนด โดยแต่ละโหนดแทนกลุ่มของข้อมูลที่มีคุณสมบัติเหมือนกัน เมื่อป้อนอินพุตเข้าสู่เครือข่าย เครือข่ายจะทำการคำนวณหาค่าความสัมพันธ์ที่มีภายในเซ็ตของอินพุต โดยอาศัยค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวแยกความแตกต่างของอินพุตไปไว้ยังโหนดเอาท์พุตของเครือข่าย การเรียนรู้ คือใช้ค่าน้ำหนักเป็นตัวแยกความแตกต่างของอินพุต โดยวิธีนี้ไม่สามารถทำการระบุเอาท์พุตที่ถูกต้องได้ว่าโหนดใดเป็นข้อมูลของกลุ่มใด ซึ่งผู้ใช้งานต้องเป็นคนกำหนดเอง

2.4 ทฤษฎีแบคพรอพพาเกชันอัลกอริทึม

แบคพรอพพาเกชันเป็นอัลกอริทึม ซึ่งมีลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่ง ซึ่งสามารถนำมาใช้ในการแก้ปัญหาในลักษณะเชิงเส้น (Linear) และลักษณะไม่ใช่เชิงเส้น (Nonlinear) ได้ โดยมีกระบวนการเรียนรู้จากข้อมูลในอดีต โดยที่ output ที่ได้จากโครงข่ายในแต่ละครั้งของชุดข้อมูลที่ป้อนให้กับโครงข่ายนั้นจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับ output ที่เกิดขึ้นจริงในอดีต เพื่อหาค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความผิดพลาดในแต่ละครั้ง แล้วนำค่าความผิดพลาดที่ได้นั้นมาใช้ในการคำนวณเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างแต่ละโหนดในโครงข่ายต่อไป โดยที่การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะมีการคำนวณในทิศทางย้อนกลับจากทางด้าน output ผ่านชั้นกลาง (hidden layer) จนปรับค่ามาถึงชั้นแรกที่ต่อจากชั้นของ input จากนั้นจึงคำนวณค่าของ output ใหม่ที่ได้ เพื่อเปรียบเทียบหาค่าความผิดพลาดใหม่ โดยในกระบวนการเรียนรู้จะมีการคำนวณเช่นนี้เรื่อยไป จนกระทั่งค่าความผิดพลาดมีน้อยที่สุดเมื่อเทียบกับค่าที่เกิดขึ้นจริง



รูปที่ 2.7 สถาปัตยกรรมของ Feedforward Neural Network

2.4.1 ลักษณะการเรียนรู้ที่ใช้ในการพยากรณ์

ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีลักษณะการเชื่อมต่อภายในเหมือนกับเซลล์ประสาทในสมองคน โดยรับข้อมูลเข้าไปในหลายๆ เซลล์ แล้วนำข้อมูลเหล่านั้นมาผ่านกระบวนการการเรียนรู้ โดยปรับเปลี่ยนข้อมูลให้ได้ตามต้องการ เพื่อส่งออกไปยังเซลล์ประสาทอื่นๆ ในโครงข่าย คือ ใช้กระบวนการเรียนรู้เพื่อทำการเปรียบเทียบค่าเอาท์พุตที่ได้จากโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย เพื่อปรับปรุงค่าน้ำหนักสำหรับแต่ละการเชื่อมต่อ เพื่อให้ประสิทธิภาพในการทำงานของโครงข่ายดีขึ้น โดยให้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจะอยู่ระหว่าง -0.5 ถึง 0.5

พฤติกรรมการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะขึ้นกับค่าน้ำหนัก (Weight) และฟังก์ชันการโยกย้าย (Transfer Function) ซึ่งเป็นกลไกในการย้ายค่าข้อมูลอินพุตไปยังข้อมูลเอาท์พุต เช่น ฟังก์ชันกระตุ้น (Sigmoid Function) โดยมีขั้นตอนการเปลี่ยนแปลง ดังนี้

- ขั้นตอนการคูณค่าอินพุตกับค่าน้ำหนักทุกโหนดในโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สจล.

- ขั้นตอนการหาผลรวมจากการบวกผลลัพธ์ในขั้นตอนแรก

- ขั้นตอนการนำผลรวมที่ได้มาผ่านฟังก์ชันโยกย้าย จะได้ผลลัพธ์เป็นค่าเอาท์พุตของโครงข่าย

2.4.1.1 การแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation)

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบการแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) สามารถนำมาใช้ในการแก้ปัญหาในลักษณะเชิงเส้น (Linear) และไม่เชิงเส้นได้ (Nonlinear) โดยมีสถาปัตยกรรมพื้นฐาน ดังนี้

1. สามารถแบ่งออกเป็นชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และชั้นเอาท์พุต ซึ่งในชั้นซ่อนสามารถมีได้มากกว่า 1 ชั้น ที่ชั้นอินพุตจะไม่มีการประมวลผล จะรับค่าอินพุตแล้วกระจายไปยังโครงข่ายในชั้นต่อไป ที่ชั้นซ่อน และชั้นเอาท์พุตจะมีการประมวลผล

2. มีลักษณะการเชื่อมต่อแบบ Fully Connected Feedforward ในแต่ละชั้น คือ ทุกโหนดที่ชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณผ่านไปยังทุกๆโหนดในชั้นต่อไป แล้วทุกโหนดในชั้นซ่อนสุดท้ายก็จะส่งสัญญาณไปยังทุกโหนดที่ชั้นเอาท์พุต

ในการฝึกหัดโครงข่ายที่ชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และชั้นเอาท์พุตโดยหลักการการแพร่ย้อนกลับสามารถแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน ดังนี้

1. แพร่สัญญาณจากชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อน ถ้ามีชั้นซ่อนหลายชั้นก็แพร่ไปยังชั้นซ่อนชั้นแรก และแพร่ไปยังชั้นซ่อนถัดไป จนถึงชั้นเอาท์พุต โดยจะต้องผ่านฟังก์ชันกระตุ้น

2. คำนวณหาค่าความผิดพลาดของค่าเอาท์พุตกับค่าเป้าหมาย (Target Value) และแพร่ย้อนกลับค่าความผิดพลาดไปยังชั้นซ่อน

3. ปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักที่ชั้นเอาท์พุต และชั้นซ่อนเพื่อลดค่าความผิดพลาด เพื่อทำให้ค่าเอาท์พุตมีค่าใกล้เคียงหรือเท่ากับค่าเป้าหมาย

ในกระบวนแพร่ย้อนกลับใช้กฎเดลต้า (Delta Rules) เป็นพื้นฐาน เพื่อทำการลดค่าความผิดพลาดระหว่างค่าเอาท์พุตที่คำนวณได้กับค่าเป้าหมาย โดยค่าความผิดพลาดที่ลดลงนี้จะได้จากการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนัก

2.4.2 ขั้นตอนการฝึกหัดโครงข่ายโดยใช้วิธีแบคพรอพพาเกชัน

ขั้นตอนในการนำแบคพรอพพาเกชัน มาสอนให้ Neural Network เรียนรู้ จะแบ่งออกเป็น 3 layer ประกอบด้วย ชั้นอินพุต (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และ ชั้นเอาท์พุต (Output Layer) ซึ่งมีขั้นตอนการทำงาน ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. กำหนดอินพุตเวกเตอร์ให้แก่โหนดอินพุตในโครงข่ายโดยให้

$$I_p = (x_{p1}, x_{p2}, ..., x_{pn}; y)$$

2. คำนวณหาค่าของเอาท์พุต ของแต่ละโหนดในโครงข่าย โดยให้

$$out_j = f(sum_j)$$

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

เมื่อ w คือ ค่าน้ำหนัก

x คือ ค่าอินพุต

$$f(sumj) = (1 + e^{-sumj})^{-1}$$

3. คำนวณหาค่าความผิดพลาดของแต่ละโหนดที่อยู่ในชั้นเอาพุท (output layer) โดย

$$\delta_k = (y - out_k)[out_k(1 - out_k)]$$

เมื่อ y คือ ค่าเป้าหมาย

4. คำนวณหาค่าความผิดพลาดของแต่ละโหนดในชั้นซ่อน (hidden layer) โดย

$$\delta_j = \left[f'(sum_j)\right]\sum_{k=1}^{n} \delta_k w_{kj}$$

5. คำนวณหาค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนของชั้นเอาท์พุต โดย

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta_k I_j$$

เมื่อ η คือ อัตราการเรียนรู้ ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

I_j คือ เวกเตอร์ที่มาจาก Hidden j

6. คำนวณหาค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนไปในชั้นซ่อน โดย

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_{ji} I_{ji}$$

เมื่อ I_{ji} คือ เวกเตอร์ที่มาจากอินพุต i ไปยัง Hidden j

7. ปรับปรุงค่าน้ำหนักใหม่ ให้สอดคล้องกับค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนไป โดย

$$w = w + \Delta w$$

เมื่อได้ค่าน้ำหนักที่ปรับปรุงใหม่แล้ว ให้ทำซ้ำจนกระทั่งได้ค่าความผิดพลาดที่เข้าใกล้ 0 หรือได้ค่าที่สามารถยอมรับได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4.3 ข้อได้เปรียบและข้อจำกัดของ BPNN

2.4.3.1 ข้อได้เปรียบของ BPNN

- สามารถเรียนรู้ถึงความสัมพันธ์ของรูปแบบได้มาก ซึ่งต้องการรูปแบบตัวอย่างที่จะเรียนรู้เพื่อทำการเรียนรู้
- มีความยืดหยุ่นในการเรียนรู้ สามารถเลือกแบบทางเลือกต่างๆ เช่น สามารถทำการเลือกจำนวนของ Layer เลือกเส้นเชื่อมโยง (Connections) จำนวนของนิวรอล ค่าสัมประสิทธิ์การเรียนรู้ ที่เรากำหนดขึ้นได้ และการแทนรูปแบบของข้อมูล ทำให้สามารถแก้ปัญหางานต่างๆ ได้มากมาย
- สามารถนำมาสร้างระบบการตัดสินใจที่ซับซ้อนได้
- มีความสามารถในการจดจำรูปแบบของปัญหาได้มาก (Pattern Mapping) โดยที่การเรียนรู้ต้องการรูปแบบตัวอย่างที่จะเรียนรู้ไม่ต้องการความรู้ทางคณิตศาสตร์เพื่อจัดความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์

2.4.3.2 ข้อจำกัดของ BPNN

- ต้องใช้เวลาในการเรียนรู้ของ Network ใช้เวลามากในการสอนนิวรอลเน็ตเวิร์คให้เกิดการเรียนรู้ (Convergence time) สำหรับการเรียนรู้ สำหรับระบบงานจริงอาจมีชุดตัวอย่าง 1000 ชุด บางทีอาจมีมากกว่า และบางทีอาจใช้เวลาในการคำนวณเป็นวันหรือนานกว่าเพื่อให้ได้การสอนที่สมบูรณ์
- มีโอกาสเกิดความล้มเหลวจากการเรียนรู้ของ Network แม้จะมีการเพิ่มข้อมูลเข้าไป ก็ไม่สามารถทำการปรับ Network ได้ แต่อาจทำการแก้ไขได้โดยการเพิ่มจำนวนของ Layer หรือทำการเปลี่ยนชุดของข้อมูลที่นำมาใช้ในการ Train
- ต้องใช้เวลาในการประมวลผลเพื่อออกแบบให้เหมาะสม
- น้ำหนักของ BPNN ยากต่อการตีความ
- มีข้อจำกัดในเรื่องการจัดกลุ่ม
- คุณภาพของนิวรอลเน็ตเวิร์คขึ้นกับคุณภาพของข้อมูล โดยต้องพิจารณาถึงข้อมูลว่าเป็นข้อมูลที่ดีหรือไม่ มีข้อมูลที่ครอบคลุมขอบเขตของปัญหาทั้งหมดหรือไม่ เพราะหากข้อมูลที่นำมาใช้เป็นข้อมูลที่ไม่มีคุณภาพที่ดีพอ ไม่สามารถครอบคลุมกับปัญหาทั้งหมดที่ดีก็จะทำให้คุณภาพของนิวรอลเน็ตเวิร์คไม่ดีตามไปด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4.4 ความผิดพลาดจากการพยากรณ์

ความถูกต้องจากการพยากรณ์นับว่าเป็นสิ่งสำคัญสำหรับผู้พยากรณ์ โดยความถูกต้องขึ้นอยู่กับผลต่างของค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในการพยากรณ์ ซึ่งเกิดจากค่าจริงลบกับค่าพยากรณ์ ซึ่งถ้าผลต่างนี้ไม่มีความต่างกันมากนัก ถือเป็นการพยากรณ์ที่สามารถควบคุมได้ คือ ตัวแบบนั้นมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลนั้นๆ แต่ถ้าผลต่างนั้นมีค่าความต่างกันมาก แสดงว่าการพยากรณ์นั้นไม่สามารถควบคุมได้ นั้นคือตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์นั้นไม่เหมาะสม จึงควรทำการปรับเปลี่ยนตัวแบบพยากรณ์นั้นให้เหมาะสมก่อนที่จะนำค่าพยากรณ์นั้นไปใช้งาน

2.4.5 ค่าสถิติที่ใช้วัดความถูกต้องของการพยากรณ์

ค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่ใช้กันมาก คือ

1. SSE (Sum Square Error) เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากค่าความคลาดเคลื่อนในแต่ละครั้งยกกำลังสอง

$$SSE = \left(\sum_{t=1}^{n} e_t^2 \right)$$

2. MSE (Mean Square Error) เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากค่าความคลาดเคลื่อน ค่า MSE จะไวต่อความคลาดเคลื่อน ที่มีขนาดใหญ่ เพราะได้จากการนำค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ามายกกำลังสอง

$$MSE = \left(\sum_{t=1}^{n} e_t^2 \right) / n$$

2. RMSE (Root Mean Square Error) เป็นค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} e_t^2 \right)}$$

เนื่องจากค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์มีหลายค่า ในทางปฏิบัติอาจจะพิจารณาร่วมกันหลายค่าและพิจารณาจากกราฟของความคลาดเคลื่อน ควบคู่กันไปด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

วิธีการดำเนินการศึกษา

ในการศึกษาโครงงานนี้ เป็นการนำทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ตเวิร์คมาพัฒนาเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เพื่อประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์การส่งออกเนื้อปลาแช่แข็งของประเทศไทยโดยแบ่งการดำเนินการศึกษาออกเป็น 4 ส่วน ดังนี้

1. โครงสร้างแบบจำลอง
2. ขั้นตอนการดำเนินงาน
3. การออกแบบโปรแกรมจำลอง
4. อัลกอริทึมในการทำงานของแบบจำลอง

3.1 โครงสร้างแบบจำลอง

โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันนิวรอลเน็ตเวิร์คที่ใช้ในโครงงานนี้ ประกอบด้วยโครงสร้างการทำงานที่แบ่งเป็นจำนวนชั้นการทำงาน ทั้งหมด 3 ชั้น ดังนี้

1. ชั้นอินพุต (Input layer) จำนวนโหนดที่ผู้ใช้งานสามารถกำหนดได้ตามต้องการ
2. ชั้นซ่อน (Hidden layer) จำนวนโหนดที่ผู้ใช้งานสามารถกำหนดได้ตามต้องการ
3. ชั้นเอาท์พุต (Output layer) มีจำนวนเอาท์พุตเพียง 1 โหนด เพราะมีค่าเอาท์พุตเพียงค่าเดียว

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน

การศึกษาโครงงานนี้จะดำเนินการศึกษาโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์คและทำการพัฒนาระบบสร้างเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เพื่อประยุกต์ใช้ในการจำลองการทำงานโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ตเวิร์คสำหรับการพยากรณ์การส่งออกเนื้อปลาแช่แข็งของประเทศไทย โดยใช้โปรแกรมไมโครซอฟท์วิชวลเบสิคดอทเน็ต (VB.NET) โดยมีขั้นตอนในการดำเนินงาน ดังนี้

1. ขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูล โดยปรับปรุงข้อมูลการส่งออกเนื้อปลาแช่แข็งของประเทศไทย เพื่อจัดเตรียมเป็นอินพุตเวคเตอร์และเอาท์พุตเวคเตอร์ โดยข้อมูลที่นำมาใช้เป็นการเลือกเอาเฉพาะปริมาณของเนื้อปลาแช่แข็งที่ส่งออกมาเป็นอินพุตเพื่อป้อนให้กับโครงข่ายที่เราจะสร้างขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ขั้นตอนการนอร์มอลไลเซชัน (Normalization) เป็นการนำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 มาปรับเปลี่ยนให้ข้อมูลมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 เพื่อให้ข้อมูลสามารถนำไปใช้งานกับอัลกอริทึมได้ และให้สอดคล้องกับฟังก์ชันที่นำมาใช้ (ซิกมอยด์ฟังก์ชัน) โดยให้ค่าสูงสุดของชุดข้อมูลมีค่าบวกเพิ่มอีก 10% ของค่าสูงสุด และให้ค่าต่ำสุดของชุดข้อมูลมีค่าลดลง 10% ของชุดข้อมูล สาเหตุของการเพิ่มและลด 10% ของข้อมูลเนื่องจากสมมติฐานของการกำหนดว่า ข้อมูลจะมีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางที่เพิ่มขึ้นและลดลงไม่เกิน 10% ณ ปริมาณการส่งออกเนื้อปลาแช่แข็งในปัจจุบัน ยกเว้นจะมีเหตุการณ์อื่นๆ ที่เป็นตัวแปรที่ทำให้ปริมาณการส่งออกเนื้อปลาแช่แข็งเปลี่ยนแปลงไปสูงหรือต่ำกว่าการตั้งสมมติฐาน

โดยการนอร์มอลไลเซชันจะกำหนดให้

ข้อมูลที่มีค่ามากสุด คือ maxdata

ข้อมูลที่มีค่าน้อยสุด คือ mindata

ค่าข้อมูลที่ต้องการ normalized คือ data

$\max = \text{maxdata} + 10\%$

$\min = \text{mindata} + 10\%$

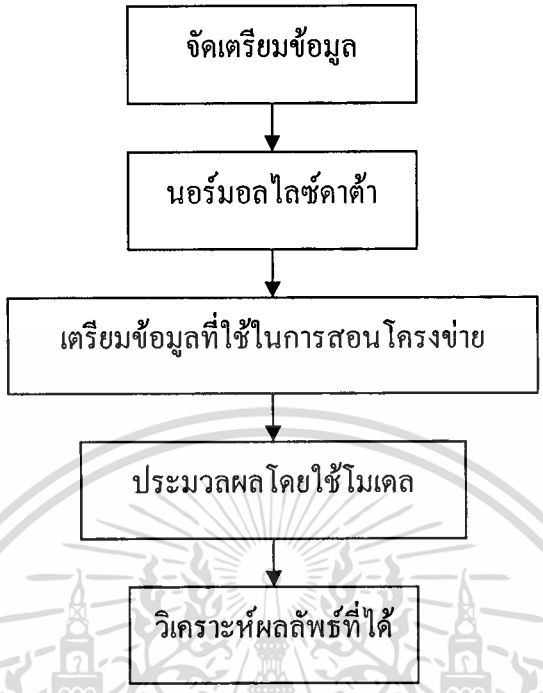
$$\text{normalize data} = \frac{data - \min}{\max - \min}$$

3. นำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 มาใช้ป้อนเป็นชุดอินพุตให้กับโปรแกรมที่ได้สร้างเป็นแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบที่มีการทำงานแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค โดยจะนำข้อมูลทั้งหมดมาแบ่งเป็น 2 ชุด แล้วแต่ว่าผู้ใช้จะเป็นผู้กำหนดเอง ข้อมูลชุดนี้จะถูกใช้สำหรับการสอน (Training) ให้กับโครงข่าย โดยใช้ข้อมูลจากการคิดเป็นเปอร์เซ็นต์ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด ข้อมูลอีกชุดจะเก็บไว้สำหรับการทดสอบหลังจากที่ได้มีการสอนให้กับโครงข่ายเสร็จสิ้นลงแล้วและมีการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักแล้ว โดยใช้ข้อมูลจำนวนเปอร์เซ็นต์ที่เหลือของจำนวนข้อมูลทั้งหมด

4. นำผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายมาเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงในปัจจุบัน เพื่อพิจารณาถึงความแม่นยำของโมเดล

ดังแสดงขั้นตอนการดำเนินงานได้ดังรูปที่ 3.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.1 แสดงขั้นตอนการดำเนินงาน

3.3 การออกแบบโปรแกรมจำลอง

กระบวนการออกแบบและการทำงานของโปรแกรมประยุกต์ มีดังนี้

3.3.1 การออกแบบโปรแกรม

การออกแบบโปรแกรมประยุกต์นี้จะมีลักษณะเป็นโปรแกรมเชิงวัตถุ (Object Oriented Program) โดยจัดแบ่งหน้าที่การทำงานส่วนต่างๆ เป็นโมดูล (Module) ดังนี้

โมดูลการนอร์มอลไลเซชันข้อมูล (Normalization)

เป็นโมดูลการทำงานที่รับค่าอินพุตข้อมูลเข้ามา แล้วนำมาหาค่าที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการสอนโครงข่าย โดยนำข้อมูลมาปรับเปลี่ยนค่าเพื่อให้ข้อมูลอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1

โมดูลการจัดเตรียมค่าข้อมูลสำหรับโครงข่าย

เป็นโมดูลสำหรับกำหนดโครงสร้างของโครงข่าย ซึ่งจะประกอบด้วยตัวแปรแบบผู้ใช้กำหนดค่าคงที่ และตัวแปรที่ผู้ใช้กำหนดโครงสร้างโครงข่ายแบคพรอพพาเกชันเน็ตเวิร์ค

ตัวแปรแบบผู้ใช้กำหนดเป็นค่าคงที่ มีดังนี้

- ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)
- จำนวนรอบการทำงานของโปรแกรม (Epoch)ค่าผิดพลาดที่โปรแกรมสามารถยอมรับได้ (Error Tolerate)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตัวแปรแบบผู้ใช้กำหนดเป็นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ตเวิร์ค มีดังนี้

- จำนวนโหนดในชั้นอินพุตที่ใช้เป็นค่าที่ป้อนเข้าโครงข่าย
- จำนวนโหนดในชั้นซ่อน

โมดูลควบคุมการทำงานของโครงข่าย

เป็นโมดูลการสอนโครงข่าย จะทำงานตามอัลกอริทึมดังที่ได้อธิบายไว้แล้วในบทที่ 2 ในการทำงานส่วนนี้โปรแกรมจะใช้อินพุตจากที่ได้เตรียมไว้แล้วมาประมวลผลข้อมูล โดยแบ่งส่วนออกเป็น

- ส่วนของข้อมูลอินพุตที่ผ่านกระบวนการนอร์มอลไลเซชันแล้ว
- ส่วนของข้อมูลค่าน้ำหนักซึ่งได้มาจากการสุ่มค่า (Random) แล้วดำเนินการประมวลผล โดยโปรแกรมจะทำงานวนลูปจนกระทั่งค่าผลรวมของค่าผิดพลาดที่ได้จากการทำงานมีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ โดยค่าเหล่านี้จะได้มาจากการกำหนดไว้ในโมดูลการจัดเตรียมค่าข้อมูลสำหรับโครงข่าย

โมดูลสำหรับการทดสอบ

เป็นโมดูลสำหรับการทดสอบโดยมีลักษณะการทำงานเหมือนกับโมดูลควบคุมการทำงานของโครงข่าย แต่ข้อมูลที่นำมาใช้จะต่างกัน โดยข้อมูลที่นำมาใช้จะเป็นส่วนส่วนที่มีการบันทึกเก็บค่าต่างๆ เอาไว้ เช่น ค่าอินพุต ค่าน้ำหนักต่างๆ แล้วทำการประมวลผลในส่วนของการทดสอบ แล้วเก็บผลที่ได้จากการประมวลผลลงในฐานข้อมูล

โมดูลบันทึกข้อมูล

เป็นโมดูลสำหรับบันทึกค่าน้ำหนักหลังจากการปรับปรุงแล้ว เก็บค่าจำนวน Hidden Node ที่ใช้ ค่า Learning Rate ที่ใช้โดยจะบันทึกไว้ในฐานข้อมูล (Database) เพื่อเตรียมนำไปใช้สำหรับการทดสอบแบบจำลอง

โมดูลการหาค่าผิดพลาดของข้อมูลทางสถิติ

เป็นโมดูลสำหรับคำนวณหาค่าผิดพลาดของ Output ซึ่งสามารถเลือก Algorithm ที่ใช้สำหรับหาค่าผิดพลาดได้ เช่น Mean Square Error (MSE) เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากค่าความคลาดเคลื่อน ซึ่งการใช้ Algorithm ที่ต่างกันก็จะให้คำตอบที่ไม่เหมือนกัน รวมทั้งให้ความเร็วในการประมวลผลไม่เท่ากัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โมดูลเพื่อการแสดงผลลัพธ์ข้อมูล

เป็นโมดูลเพื่อใช้ในการแสดงผลลัพธ์ข้อมูล โดยจะแสดงผลออกมาในรูปแบบของกราฟ เพื่ออำนวยความสะดวกเมื่อต้องการดูผลลัพธ์ข้อมูลทำให้มองเห็นภาพรวมที่ง่ายกว่า

โมดูลวิเคราะห์ข้อมูล

เป็นโมดูลวิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการประมวลผลข้างต้น เพื่อวิเคราะห์ว่าผลลัพธ์ที่ได้มีทิศทางไปในทางใดเมื่อเทียบกับชุดของข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์

3.3.2 การทำงานของโปรแกรมประยุกต์

การทำงานของโปรแกรมประยุกต์แบ่งเป็นส่วนต่างๆ ดังนี้

- ส่วนของการทำงานในการฝึกหัดโครงข่าย
- การทำงานในส่วนการทดสอบหาผลลัพธ์ของโครงข่าย
- ส่วนของการแสดงผล

3.4 อัลกอริทึมในการทำงานของแบบจำลอง

โดยมีโพรซีเดอร์ (Procedure) การทำงานในโปรแกรม 2 ส่วนหลัก ดังนี้

- โพรซีเดอร์การทำงานในการฝึกหัดโครงข่าย มีลำดับขั้นตอน ดังนี้

```
Begin
    Specify network structure
    Random weight
    Loop
        Do while not end of input set
            Set input vector to apply training input
            Forward propagate for generate outputs
                Backward propagate for update error values
            Update weights
        Loop {do while}
    Until some square error less than error tolerate
    Save weights to files
End.
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- โพรซีเดอร์การทำงานในการทดสอบโครงข่าย มีลำดับขั้นตอน ดังนี้

Begin

Get input vector from file

Get weight from files

Forward propagate to generate an output

Save output to file

End.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4

ผลการทดลอง

จากการทดลอง สามารถสรุปผลการทดลองการทำงานจากการพัฒนาโปรแกรมแบบจำลองด้วยรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค โดยแบ่งการอธิบายออกเป็นส่วนต่างๆ ดังนี้

1. ส่วนการเตรียมข้อมูล
2. ส่วนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์
3. ส่วนการแสดงผลลัพธ์

4.1 การเตรียมข้อมูล

ในการทดลองนี้ได้มีการเตรียมข้อมูลที่จะใช้ในการทดลองเพื่อการพยากรณ์ เป็นข้อมูลเกี่ยวกับการส่งออกเนื้อปลาแช่แข็งของประเทศไทย ในระยะเวลา 12 ปี นับตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2534 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2545 โดยเป็นข้อมูลที่บันทึกเป็นรายเดือน ดังแสดงข้อมูลในตารางที่ 4.1 โดยขั้นตอนการเตรียมข้อมูลสำหรับใช้ในการทดลองนี้เป็นสิ่งสำคัญต่อการทำงานของโปรแกรมประยุกต์นี้ ข้อมูลเหล่านี้จะผ่านกระบวนการในการจัดเตรียมให้เป็นข้อมูลที่พร้อมใช้งาน จากนั้นต้องนำไปผ่านกระบวนการนอร์มอลไลเซชันเพื่อให้ข้อมูลพร้อมใช้สำหรับตัวโมเดลในการทดลอง โดยกระบวนการนอร์มอลไลเซชันจะทำในส่วนของการโปรแกรม

ตารางที่ 4.1 แสดงข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ในการทดลอง

ID	year	month	quantity
1	1991	JANUARY	3169919
2	1991	FEBRUARY	3631530
3	1991	MARCH	4175850
4	1991	APRIL	4205094
5	1991	MAY	5148897
6	1991	JUNE	4581762
7	1991	JULY	6458178

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

IDdata	year	Month	quantity
140	2002	AUGUST	7171432
141	2002	SEPTEMBER	8378951
142	2002	OCTOBER	8320989
143	2002	NOVEMBER	8790379
144	2002	DECEMBER	8844226

ตารางที่ 4.2 แสดงข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ในการทดลองโดยผ่านการนอร์มอลไลเซชัน

Normalized_Data	
ID_data	**Normalized_data**
1	0.0314021793
2	.077130751077855
3	.13105272469817
4	.133949723148626
5	.227445682269684
6	.17126358624316
7	.357146989485255
8	.343586255048003
9	.375312865728223
10	.491226088915385
11	.488348308687449
12	.264665534574672
13	.274898940877813
14	.045224836362779
15	.119632444559886

4.2 ส่วนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์

เมื่อเริ่มต้นโปรแกรมประยุกต์ จะปรากฏหน้าจอดังรูปที่ 4.1 โดยแบ่งเมนูการทำงานออกเป็นส่วนๆ คือ ส่วนของการฝึกสอนข้อมูล (Train) ส่วนของการทดสอบข้อมูล (Test) และส่วนของการแนะนำโปรแกรมประยุกต์ (Help)

1. เมนูการฝึกสอน (Train)

ในส่วนของการฝึกสอนการเรียนรู้จะมีส่วนที่ต้องทำการป้อนข้อมูล ส่วนของปุ่มการทำงาน และส่วนของการแสดงผลที่เกิดจากการเรียนรู้ ซึ่งในส่วนของการป้อนข้อมูลต้องป้อนข้อมูลต่างๆ ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- จำนวน Input Node คือ จำนวนโหนดของอินพุต ที่จะถูกส่งเข้าไปให้โปรแกรมหรือนิวรอลเนตเวิร์คให้ทำการเรียนรู้ ผู้ใช้สามารถกำหนดค่าเองได้ตามความต้องการ โดยกำหนดให้โปรแกรมสามารถรับค่าเป็นตัวเลขจำนวนเต็ม (Integer) ได้สูงสุด 2 หลัก
- จำนวน Hidden Node เป็นจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ผู้ใช้สามารถกำหนดค่าเองได้ตามต้องการ โดยกำหนดให้โปรแกรมสามารถรับค่าเป็นตัวเลขจำนวนเต็ม (Integer) ได้สูงสุด 2 หลัก
- Tolerance Error เป็นส่วนของการป้อนค่าความผิดพลาดที่ระบบสามารถยอมรับได้ โดยถ้าค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นระหว่างการฝึกสอนโครงข่ายนั้นมีค่าความผิดพลาดต่ำกว่าที่กำหนด โครงข่ายจะหยุดการเรียนรู้ โดยกำหนดให้โปรแกรมรับค่าเป็นตัวเลขทศนิยมที่มีรูปแบบ “0.XXXXX”
- Learning Rate เป็นอัตราการเรียนรู้ ซึ่งจะเป็นค่าจำนวนจริง ที่มีค่าอยู่ระหว่างช่วง 0 ถึง 1 มีรูปแบบ “0.XXX” ซึ่งอัตราการเรียนรู้จะส่งผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายเพื่อให้นิวรอลเกิดการเรียนรู้ได้เร็วและค่าความผิดพลาดที่น้อยลง
- Max Cycle หรือ Epoch เป็นจำนวนรอบของการฝึกสอนโครงข่าย โดยถ้าการเรียนรู้มีค่าไม่ต่ำกว่า Tolerance Error แล้วจะให้ทำการสอนไปจนกระทั่งจำนวนรอบของการเรียนรู้มีค่าเท่ากับ Max Cycle ที่ผู้ใช้จะเป็นผู้กำหนด โดยกำหนดให้โปรแกรมสามารถรับค่าเป็นตัวเลขจำนวนเต็ม (Integer)
- เลือกจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการ Train เพื่อเป็นตัวกำหนดว่าจะใช้ข้อมูลจำนวนกี่เปอร์เซ็นต์ของจำนวนข้อมูลทั้งหมดในการเทรน
- เลือกข้อมูล เพื่อให้โปรแกรมมีคุณสมบัติความยืดหยุ่นได้ โดยให้ผู้ใช้สามารถเลือกได้ว่าจะใช้ข้อมูลใดในการพยากรณ์

ส่วนของปุ่มการทำงาน

- ปุ่ม Random Weight เป็นปุ่มการทำงานเพื่อให้โปรแกรม Random Weight ที่ชั้น Input และชั้น Hidden
- ปุ่ม Train Network เป็นปุ่มให้โปรแกรมทำงานในส่วนของการสอนโครงข่าย
- ปุ่ม Show Weight เป็นปุ่มให้แสดงผลค่าน้ำหนัก (Weight) โดยแบ่งเป็นการแสดงผลค่าน้ำหนักที่ชั้นซ่อน (Weight Hidden) และที่ชั้นเอาท์พุต (Weight Output)
- ปุ่ม View Train เป็นปุ่มให้แสดงผลที่ได้จากการเทรน โดยจะแสดงในฟอร์ม และแสดงเป็นรายงานที่แสดงผลลัพธ์ในลักษณะกราฟ

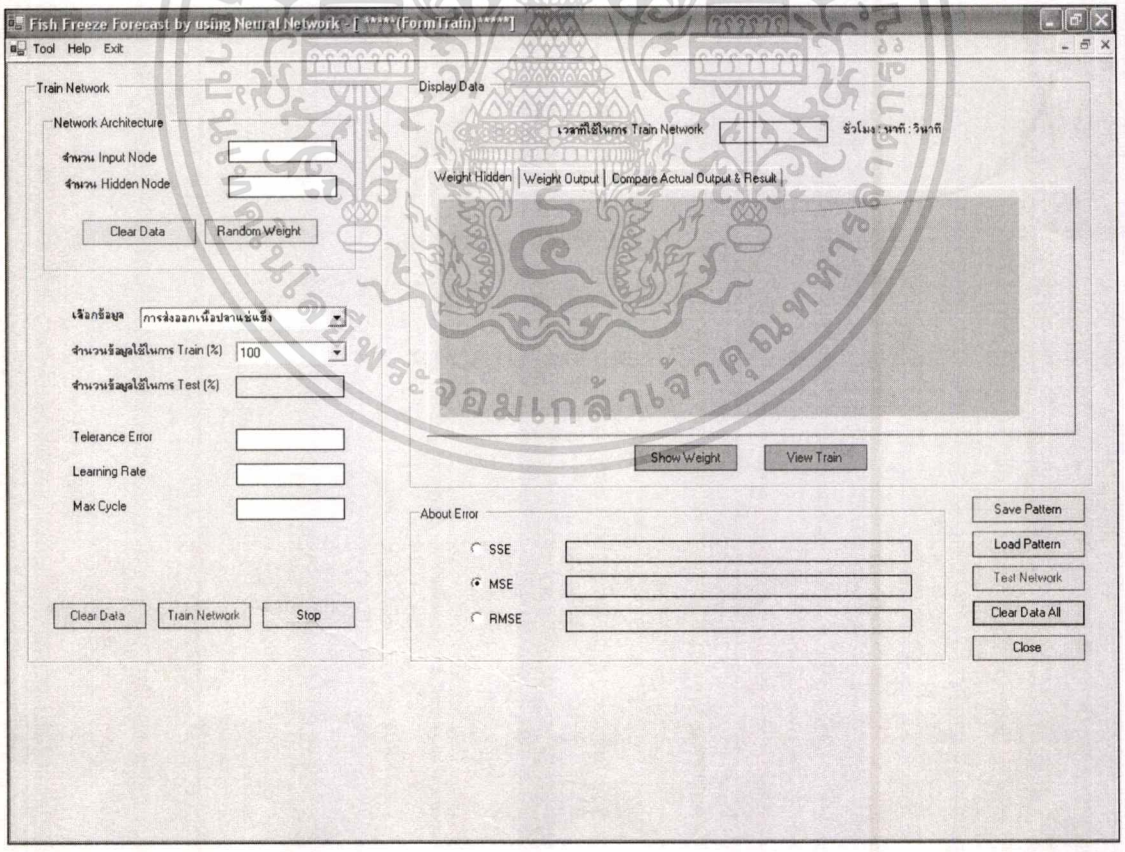
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- ปุ่ม Save Pattern เป็นปุ่มให้โปรแกรมทำงานในส่วนของการบันทึกรายละเอียดโครงสร้างของโครงข่ายที่ได้จากการ Train
- ปุ่ม Load Pattern เป็นปุ่มที่สามารถแสดงรายละเอียดโครงสร้างของโครงข่ายที่ผ่าน Train มาแล้ว
- ปุ่ม Test Network เป็นปุ่มที่เชื่อมโยงไปยังส่วนของการทดสอบโครงข่าย
- ปุ่ม Stop เป็นปุ่มให้หยุดการสอนในโครงข่าย
- ปุ่ม Clear Data เป็นปุ่มเพื่อเคลียร์ค่าข้อมูลที่หน้าจอ
- ปุ่ม Close เป็นปุ่มเพื่อปิดหน้าจอเทรน

ส่วนของการแสดงผล

เป็นส่วนที่แสดงผลที่เกิดจากการเรียนรู้โครงข่าย โดยจะแสดงค่าต่างๆ เช่น เวลาที่ใช้ในการเทรน รวมถึงค่าความผิดพลาดต่างๆ เช่น ค่า SSE ค่าเวลาที่ใช้ในการสอนโครงข่าย เป็นต้น

เมื่อกดปุ่ม View Train จะแสดงส่วนของรายงานที่เกิดจากการเรียนรู้โครงข่าย

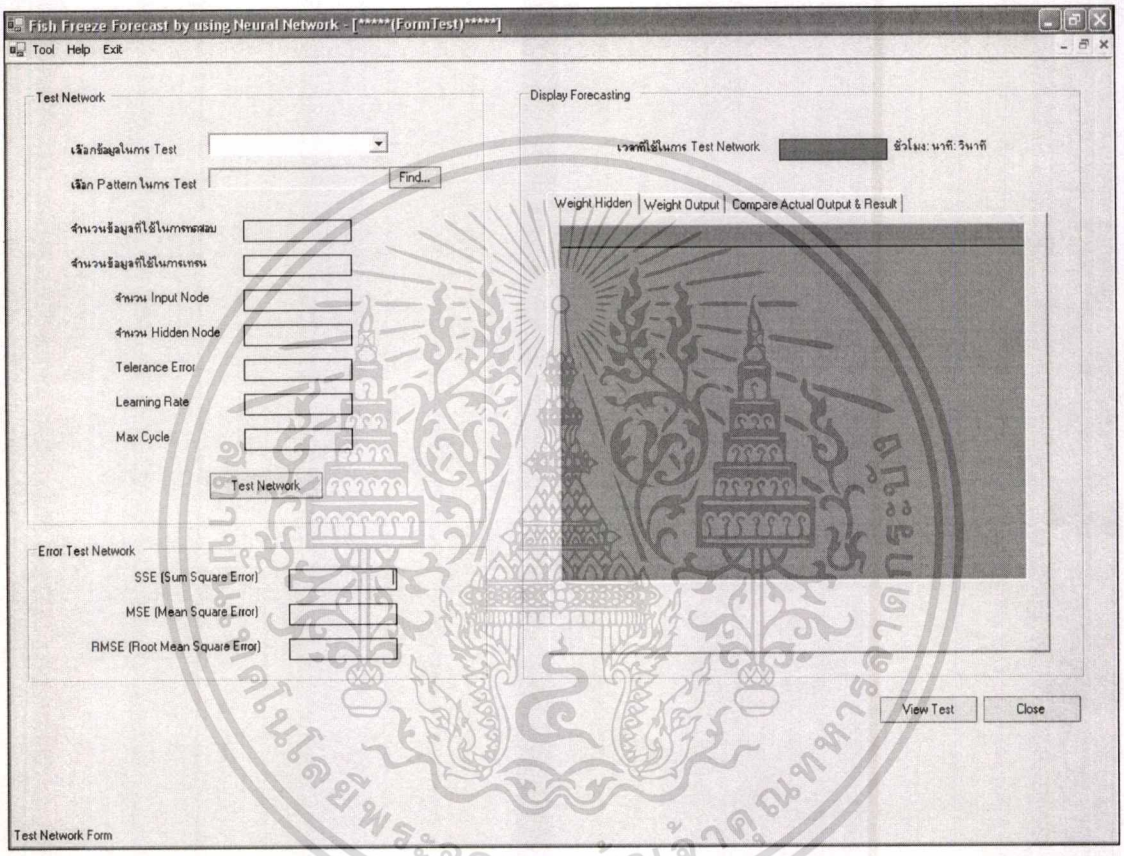


รูปที่ 4.1 หน้าจอ Train Network

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. เมนูการทดสอบ (Test)

ในส่วนของการทดสอบ เมื่อกดปุ่ม Test Network โปรแกรมจะทำการประมวลผลให้ เมื่อประมวลผลเสร็จโปรแกรมจะแสดงข้อมูลต่างๆ ที่ได้จากการทดสอบ ถ้าต้องการดูข้อมูลเป็นลักษณะกราฟให้กดที่ปุ่ม View Test

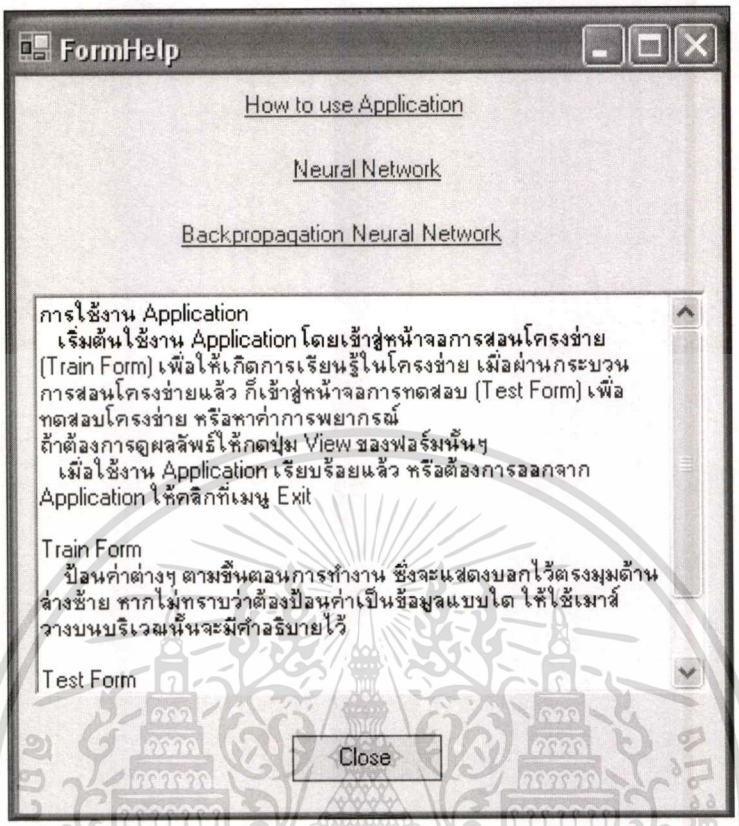


รูปที่ 4.2 หน้าจอการทดสอบ (Test Network)

3. เมนูการแนะนำและช่วยเหลือ (Help)

เป็นส่วนของการแนะนำและช่วยเหลือสำหรับผู้ใช้งานโปรแกรมประยุกต์เพื่อการทำนาย และให้โปรแกรมมีความยืดหยุ่นจึงสามารถนำข้อมูลอื่นมาทำการประมวลผลได้ โดยจะแบ่งออกเป็น ส่วนการแนะนำการใช้งานโปรแกรม แนะนำ Neural Network และแนะนำ Backpropagation Neural Network

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.3 หน้าจอแนะนำและช่วยเหลือ (Help)

4.2.2 ขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์

เพื่อให้เห็นภาพรวมของการทำงานโปรแกรมประยุกต์ สามารถแสดงเป็นขั้นตอนการทำงานโดยรวมได้ดังนี้

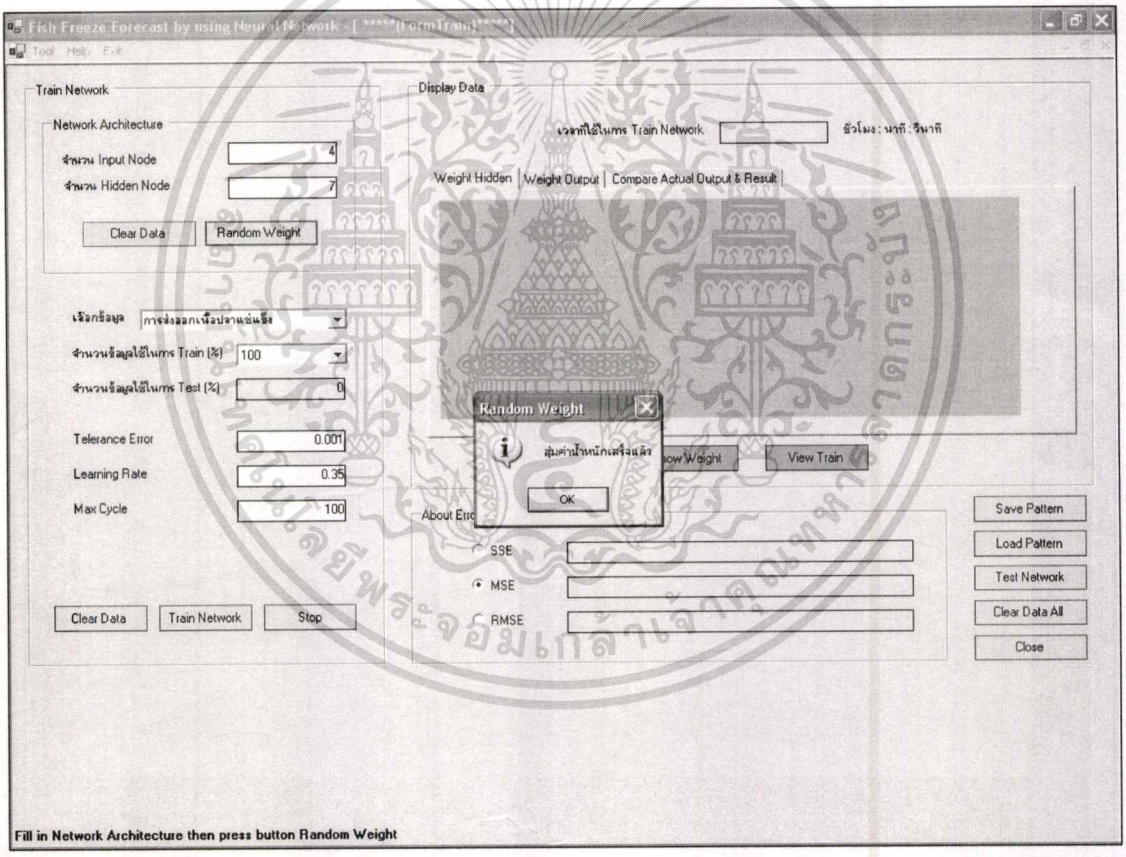
1. กำหนดค่า Input Node ค่า Hidden Node เพื่อใช้สำหรับการสุ่มค่าน้ำหนัก
2. ทำการสุ่มค่าน้ำหนัก เพื่อให้ได้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นของการเรียนรู้โครงข่าย โดยค่าน้ำหนักจะสุ่มอยู่ในช่วง -0.5 ถึง 0.5
3. ทำการเรียนรู้โครงข่าย โดยใช้ค่าต่างๆ ที่เกิดจากการป้อนค่าอินพุตต่างๆ ที่ใช้ในการเรียนรู้โครงข่าย เพื่อให้มีการปรับค่าน้ำหนักไปเรื่อยๆ จนได้ค่าน้ำหนักที่มีความเหมาะสม โดยจะหยุดการเรียนรู้เมื่อค่าความผิดพลาดที่เกิดจากการเรียนรู้มีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับค่า Tolerance Error
4. ทำการทดสอบโครงข่าย เพื่อดูค่าพยากรณ์ที่เกิดจากโปรแกรมประยุกต์ โดยจะใช้ค่าต่างๆ ที่เกิดจากการเรียนรู้จากการฝึกสอนโครงข่ายโดยเลือกรายละเอียดโครงสร้างของโครงข่ายที่ได้จากการ Train ที่เหมาะสมมาใช้สำหรับการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. ถ้าต้องการดูผลต่างๆ สามารถเรียกดูได้จากปุ่มแสดงผลของแต่ละฟอร์ม โดยเป็นการแสดงผลแบบกราฟและข้อมูล
6. ถ้าต้องการเรียนรู้การใช้งานโปรแกรม หรือทำความเข้าใจกับอัลกอริทึมที่ใช้ในโปรแกรมประยุกต์ สามารถดูได้จากหน้าจอ Help

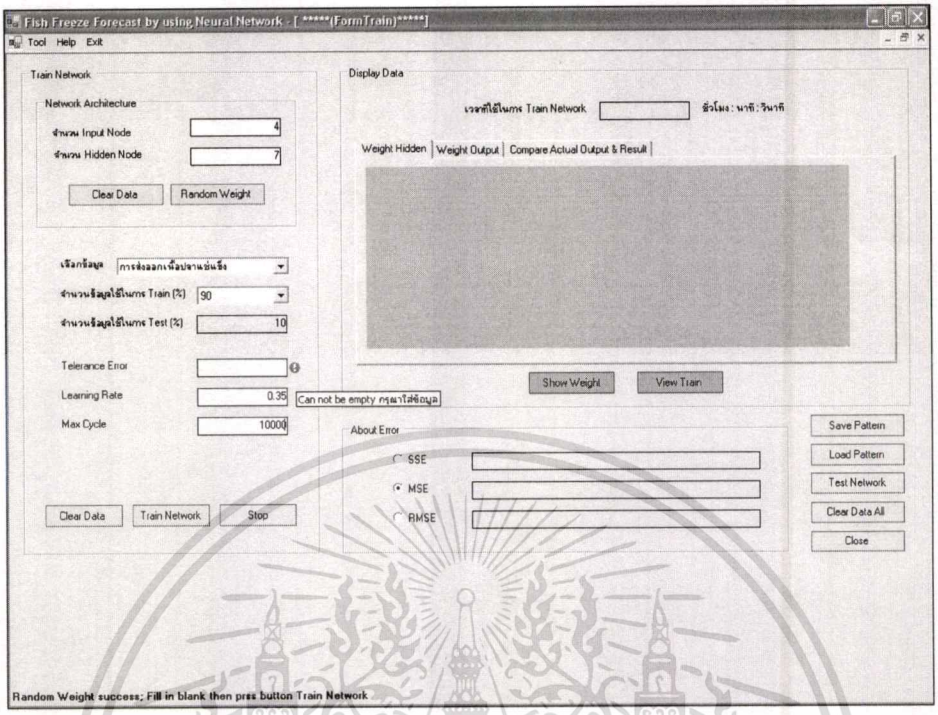
4.3 ส่วนการแสดงผลลัพธ์

จากการทดลอง สามารถแสดงผลลัพธ์จากการทำงานของโปรแกรมประยุกต์ได้ดังภาพต่อไปนี้

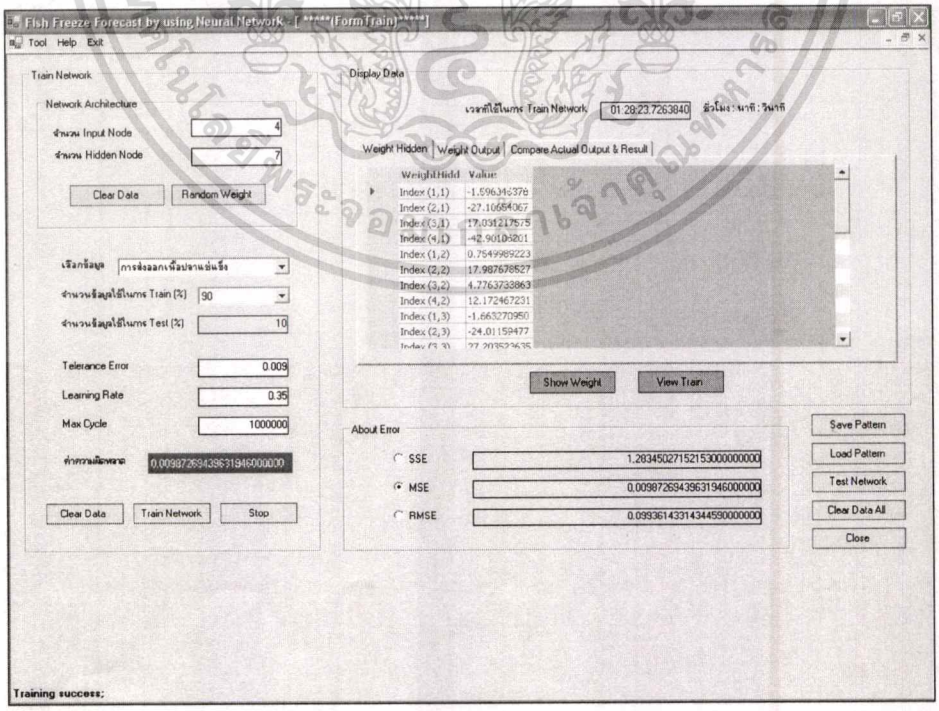


รูปที่ 4.4 หน้าจอแสดงผลเมื่อทำการสุ่มค่าน้ำหนักเรียบร้อยแล้ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

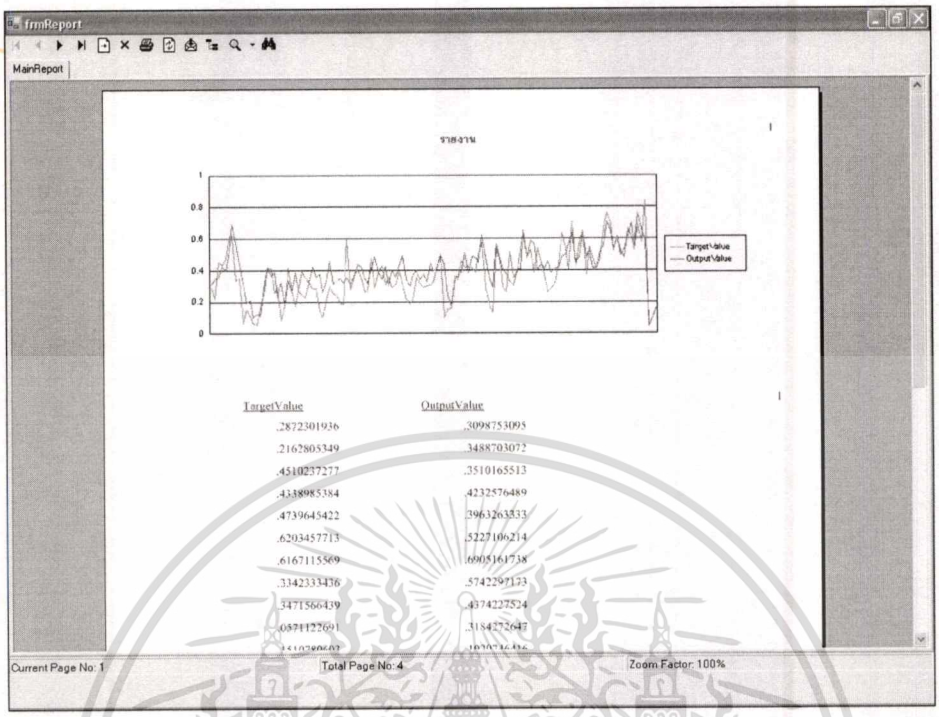


รูปที่ 4.5 หน้าจอแสดงผลการตรวจสอบการป้อนค่าต่างๆ เพื่อทำการเทรน

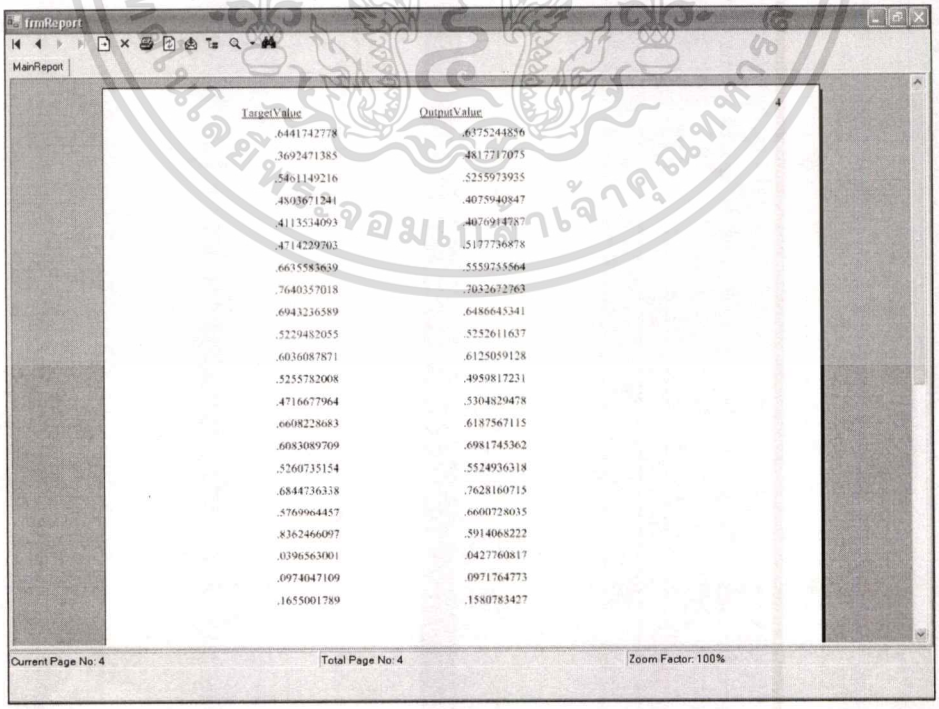


รูปที่ 4.6 หน้าจอแสดงผลเมื่อผ่านการเทรนแล้ว กรณีกดปุ่ม Show Weight

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

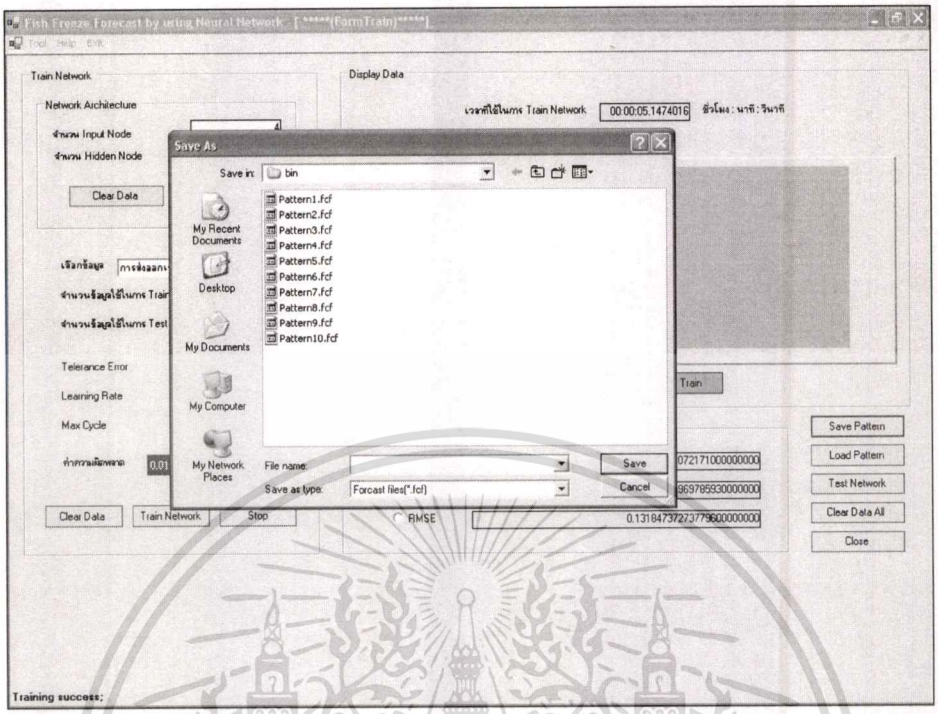


รูปที่ 4.7 หน้าจอแสดงผลลัพธ์หลังจากการกดปุ่ม View Test เพื่อดูผลลัพธ์

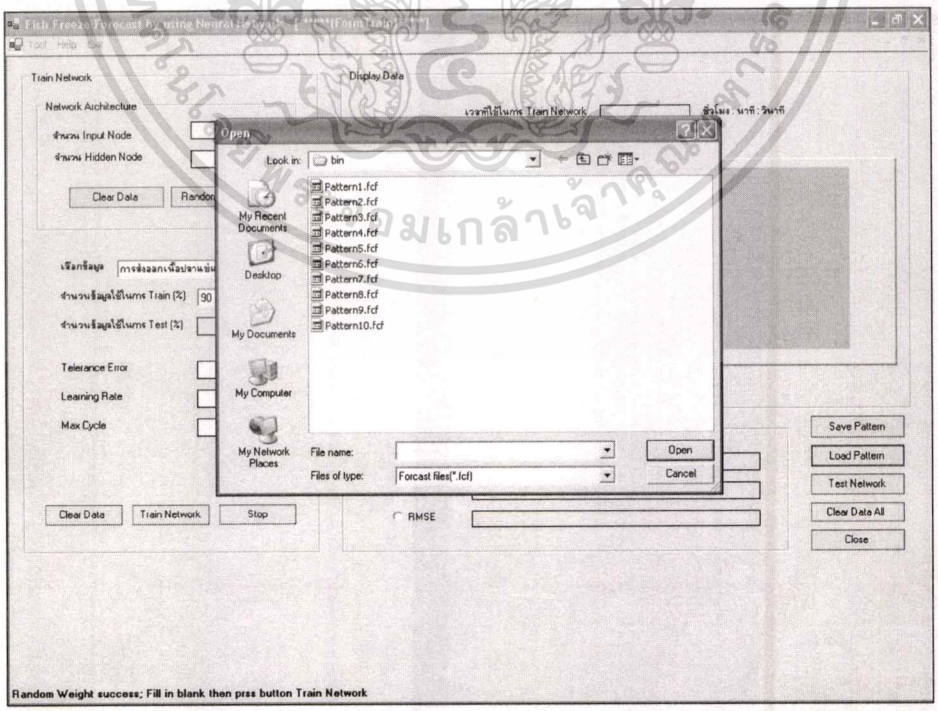


รูปที่ 4.8 หน้าจอแสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการเทรน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

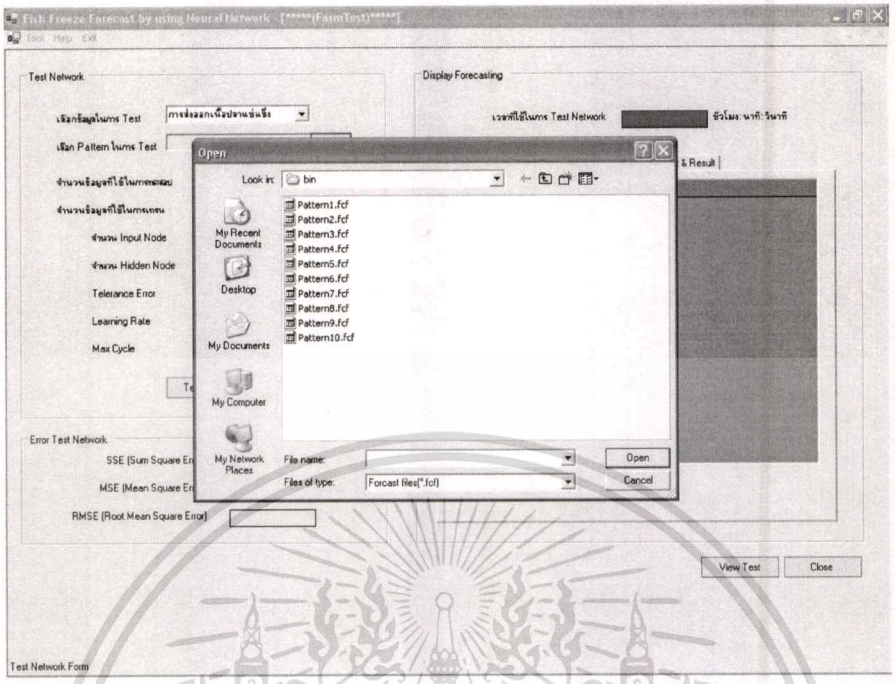


รูปที่ 4.9 หน้าจอแสดงผล กรณีกดปุ่ม Save Pattern หลังจากทำการเทรนเสร็จแล้ว

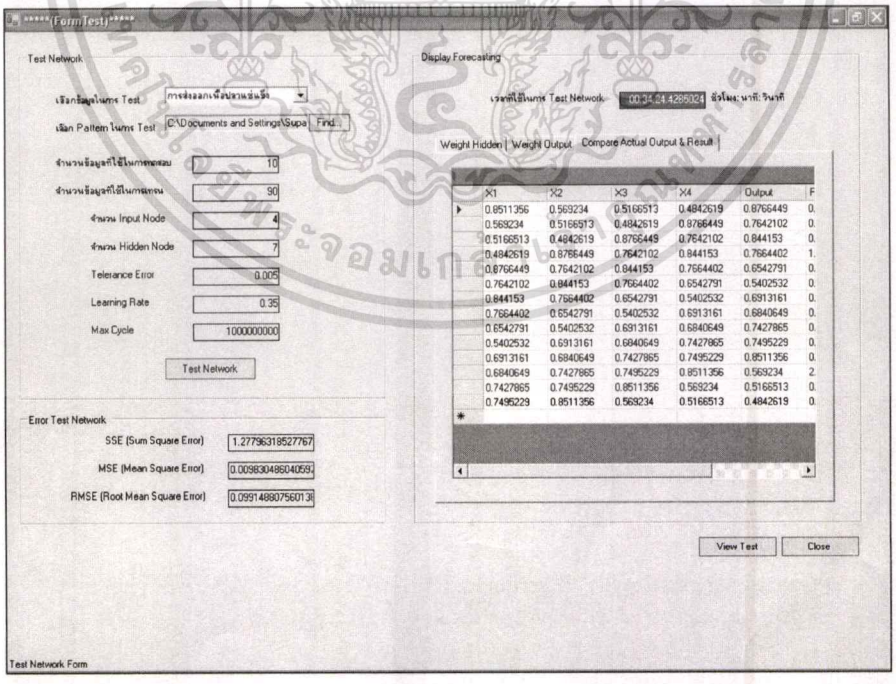


รูปที่ 4.10 หน้าจอแสดงผล กรณีกดปุ่ม Load Pattern เพื่อดูค่าต่างๆที่ได้เก็บไว้เป็นPattern

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.11 หน้าจอแสดงผลเมื่อเข้าสู่หน้าจอทดสอบแล้วเลือก Pattern ในการ Test



รูปที่ 4.12 หน้าจอแสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบโครงข่ายใยประสาทเทียมที่มีการทำงานแบบแบคพรอพพาเกชันในโครงการนี้ สามารถสรุปผลการดำเนินงานและสรุปผลการทดลอง รวมถึงข้อเสนอแนะ ดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน

จากการศึกษาในโครงการนี้สามารถสรุปผลการดำเนินงานในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังนี้

- ในการนำข้อมูลมาเรียนรู้และทดสอบนั้น จะต้องเป็นข้อมูลที่มาจากข้อมูลที่อยู่ในช่วงเดียวกัน เนื่องการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบโครงข่ายใยประสาทเทียมทำงานโดยเรียนรู้ข้อมูลในอดีตแล้วนำเอารูปแบบที่ได้จากการเรียนรู้มาใช้ในการทดสอบ และข้อมูลจะต้องทำการนอร์มอลไลเซชัน เพื่อให้ข้อมูลเหล่านั้นทำงานกับโปรแกรมประยุกต์ได้
- ในการเรียนรู้แต่ละครั้ง ผลจากการทดลองจะให้ค่าที่ต่างกัน เนื่องจากผลลัพธ์จากการทำงานของโครงข่ายใยประสาทเทียมจะขึ้นกับการกำหนดค่าโครงสร้างของโครงข่ายใยประสาทเทียม เช่น จำนวน Input Node จำนวน Hidden Node รวมไปถึงการกำหนดค่าต่าง ๆ ที่ใช้ในการเทรน เช่น ค่าอัตราการเรียนรู้ ค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ และค่าจำนวนรอบในการเทรน เป็นต้น ดังนั้นการเรียนรู้ต้องอาศัยการเทรนหลายๆ ครั้ง เพื่อสังเกตว่าการกำหนดค่าต่างๆ นั้น ควรจะกำหนดค่าเหล่านั้นอย่างไร เพื่อให้ผลลัพธ์ที่ออกมาเกิดความผิดพลาดน้อยที่สุดได้
- เมื่อมีการเรียนรู้ จะทำการเก็บค่าน้ำหนักที่เกิดขึ้นหลังจากที่ได้มีการปรับน้ำหนักแล้ว และค่าต่างๆ ที่ใช้ในการกำหนดโครงสร้างโครงข่ายใยประสาทเทียม เพื่อนำค่าเหล่านั้นมาใช้กับข้อมูลส่วนของการทดสอบเพื่อใช้เป็นตัวแบบของการทำงานในส่วนของการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2 สรุปผลการทดลอง

1. ค่าที่ได้จากการทดลองจะขึ้นอยู่กับการเลือกข้อมูลอินพุตต่างๆ ที่ป้อนให้กับโปรแกรม เพื่อทำการประมวล เช่น จำนวน Input layer จำนวน Hidden layer ที่จะใช้ในการสร้าง Network Architecture รวมถึงจำนวนข้อมูลที่จะใช้ในการเทรน

2. ค่า Weight ที่ได้มาจากสุ่ม จะมีผลต่อการเริ่มต้นทำงานของโปรแกรม รวมไปถึงผลที่จะได้จากการประมวลผล

3. การพยากรณ์โดยใช้รูปแบบโครงข่ายใยประสาทเทียมที่มีการทำงานแบบแบคพรอพพาเกชันในโครงการนี้สามารถทำงานได้ผลลัพธ์ค่อนข้างใกล้เคียง โดยเฉพาะเมื่อพิจารณาจากแนวโน้มในลักษณะการเพิ่มขึ้นหรือลดลงได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

เพื่อปรับปรุงโปรแกรมประยุกต์นี้ในอนาคต ผู้ศึกษามีความคิดเห็นว่า เพื่อเพิ่มความเร็วให้กับการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันอาจจะเพิ่มส่วนของการทำ Momentum Term เพื่อใช้ในส่วนของการปรับค่าน้ำหนัก และค้นหาวิธีการที่เหมาะสมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการสุ่มค่าน้ำหนัก หรือการปรับค่าน้ำหนักให้มีประสิทธิภาพมากขึ้นเพื่อนำไปใช้ในการแก้ปัญหาการเรียนรู้ไปไม่ถึงจุดต่ำสุด (Global Minimum) เนื่องจากค่าน้ำหนักเริ่มต้นจะมีผลต่อการทำงานของโปรแกรม

โปรแกรมประยุกต์นี้อาจนำไปใช้พัฒนาต่อเพื่อพยากรณ์กับข้อมูลอื่นๆ ได้ในอนาคต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

กิตติ ภักดีวัฒนะกุล และจำลอง ครูอุตสาหะ. 2545. **VB.NET ฉบับโปรแกรมเมอร์.** กรุงเทพฯ: เคทีพี คอมพ์ แอนด์ คอนซัลท์.

สัจจะ จรัสรุ่งรวีวร. 2545. **คู่มือการเขียนโปรแกรมและใช้งาน Visual Basic.NET ฉบับสมบูรณ์.** นนทบุรี: อินโฟเพรส.

Backpropagation. [Online]. Available:
Http://cbl.leeds.ac.uk/nikos/pail/inth/subsections3.11.4.html

Elaine Rich, Kevin Knight. 1991. **Artificial Intelligence.** 2 nd ed. Singapore: McGraw-Hill

Francisco J.Nogoles, Javier Contreras et al. **Forecasting Next-Day Electricity Prices by Time Series Model.** www.ieee.com

Jiawei Han, Micheline Kamber. 2001. **Data Mining: Concepts and Techniques.** San Diego CA:ACADEMIC PRESS

Matthew Reynolds, Richard Blair et al. 2001. **Beginning Visual Basic.NET.** UK: Wrox Press.

Peter Cabena, Pablo Hadjinian et al. Discovering Data Mining : **From Conceps to Implementation.** New Jersey : Prentice

Spyros Makridakis, Steven C. W. et al. **Forecasting Methods and Application.**

Tutorial on High Performance Data Mining. [Online]. Available:
Http://www.users.cs.umn.edu/~mjoshi/hpdmtut/

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

นางสาวสุภัค อ่อนฉิม เกิดวันที่ 2 มิถุนายน 2521 จังหวัดราชบุรี

ประวัติการศึกษา

- จบการศึกษาระดับปริญญาตรีจากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ คณะวิทยาศาสตร์ประยุกต์ ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และสารสนเทศ ปีการศึกษา 2543
- จบการศึกษาระดับปริญญาตรีจากมหาวิทยาลัยรามคำแหง คณะมนุษยศาสตร์ สาขาวิชาภาษาอังกฤษ ปีการศึกษา 2545

ประวัติการทำงาน

อดีตทำงานบริษัทสามารถคอมเทค ตำแหน่ง Programmer Analyst

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้