

การพยากรณ์ตลาดหุ้นโดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติก

STOCK MARKET PREDICTIONS USING NEURO-GENETIC MODEL

มนตรี อินทโชติ

MONTRI INTACHOT

วิทยานิพนธ์เสนอแก่คณะหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2549

ISBN 974-15-2133-2

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การพยากรณ์ตลาดหุ้นโดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติก

STOCK MARKET PREDICTIONS USING NEURO-GENETIC MODEL

มนตรี อินทโชติ

MONTRI INTACHOT

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน..... 73141
วัน,เดือน,ปี..... - 5 ก.ค. 2550

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2549

ISBN 974-15-2133-2

STOCK MARKET PREDICTIONS USING NEURO-GENETIC MODEL

MONTRI INTHACHOT

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF SCIENCE IN COMPUTER SCIENCE
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

2006

ISBN 974-15-2133-2

COPYRIGHT 2006

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพยากรณ์ตลาดหุ้นโดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติก
นักศึกษา	นายมนตรี อินทโชติ
รหัสประจำตัว	46063615
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิทยาการคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2549
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.วิระ บุญจรัส
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ร่วม	ผศ.ดร.เสรี สุภราทิตย์

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเสนอตัวแบบนิวโรเจนติกสำหรับการพยากรณ์หุ้น 1 และ 7 วันล่วงหน้า ตัวแบบนี้เป็นตัวแบบโครงข่ายใยประสาทเทียมแบบเรียนรู้แพร่กลับที่มีจำนวนชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมถูกกำหนดด้วยกรรมวิธีเชิงพันธุกรรม จำนวนโหนดอินพุตเป็นข้อมูลนำเข้าที่ถูกกำหนดด้วยผลจากการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของหุ้นในหมวดอุตสาหกรรมสื่อสาร ซึ่งเป็นหุ้นที่มีการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย สำหรับการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบจะวัดจากค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไร เมื่อนำตัวแบบนี้ไปทดสอบการพยากรณ์เทียบกับตัวแบบการทำนายอย่างง่าย พบว่าโดยเฉลี่ยแล้วการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกให้ค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรมากกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

Thesis	Stock Market Predictions Using Neuro-Genetic Model
Student	Mr. Montri Inthachot
Student ID	46063615
Degree	Master of Science
Programme	Computer Science
YEAR	2006
Thesis Advisor	Assoc. Prof. Dr. Veera Boonjing
Thesis Co-advisor	Asst. Prof. Dr. Seree Supharatid

ABSTRACT

This research proposes a Neuro-Genetic model for 1-day and 7-day stock price predictions. This model is the Back-propagation Artificial Neural Network with the number of nodes in a hidden layer optimized by Genetic Algorithm. The number of input nodes is the result of autocorrelation analysis of communication stocks of the Stock Exchange of Thailand. The success of this model is based on two performance measures, hit rate and realised potential. This research used this model to predict stock prices compared with the Naive prediction model. The result shows that both average hit rate and realised potential of the model are larger than of the naive prediction model.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ รศ.ดร.วีระ บุญจริง ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษา และ ผศ.ดร.เสรี สุภราทิตย์ ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษาคูแ่ละเอาใจใส่ ให้แนวคิดและคำชี้แนะ ช่วยแก้ปัญหาตลอดจนให้ความรู้และประสบการณ์ที่ดีแก่ข้าพเจ้า

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ผศ.ดร.ศรัณย์ อินทโกสุม ผศ.ดร.จิรพร ศรีสวัสดิ์ และ ดร.เฉลิมศักดิ์ เลิศวงศ์เสถียร กรรมการสอบหัวข้อและโครงร่างวิทยานิพนธ์ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำตลอดจนข้อชี้แนะ จนในที่สุดทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้

ขอขอบคุณภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่ได้สร้างบรรยากาศที่เหมาะสมสำหรับการศึกษาและการทำวิจัยเป็นอย่างยิ่ง

ขอขอบคุณมหาวิทยาลัยรังสิตที่ได้ให้ข้าพเจ้ามีงานทำระหว่างศึกษา

ขอขอบคุณครอบครัว พี่ๆ เพื่อนๆ และน้องๆ ทุกคน ที่คอยเป็นกำลังใจและให้คำปรึกษาที่ดีตลอดมา

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้กับบิดามารดา ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

มนตรี อินทโชติ

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VI
สารบัญรูป.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	2
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ขอบเขตของการศึกษา.....	2
1.5 ส่วนประกอบของวิทยานิพนธ์.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 พฤติกรรมหุ้นและหลักการวิเคราะห์.....	4
2.1.1 การวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐาน.....	6
2.1.2 การวิเคราะห์ทางเทคนิค.....	6
2.2 โครงข่ายใยประสาทเทียม.....	7
2.2.1 โครงข่ายใยประสาทเทียมแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้าหลายชั้น.....	8
2.2.2 ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายใยประสาทเทียมแบบเรียนรู้แพร่กลับ.....	10
2.3 วิธีเชิงพันธุกรรม.....	12
2.3.1 การเลือก.....	13
2.3.2 การสลับสายพันธุ์และการกลายพันธุ์.....	14
2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	16
บทที่ 3 ตัวแบบนิวโรเจเนติก.....	18
3.1 ตัวแบบ.....	18
3.2 การสร้างตัวแบบสำหรับพยากรณ์หุ้น.....	22
3.2.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล.....	23
3.2.2 การวิเคราะห์ข้อมูลนำเข้า.....	24

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.2.3 การทำข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบปกติ.....	28
3.3 ตัวอย่างการทำงานของตัวแบบ	28
บทที่ 4 การประเมินผล.....	38
4.1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพ.....	38
4.2 การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ	38
บทที่ 5 การทดลอง.....	40
5.1 ออกแบบการทดลอง.....	40
5.2 ผลการทดลอง	43
5.3 อภิปรายผลการทดลอง	58
บทที่ 6 สรุปและข้อเสนอแนะ.....	67
6.1 สรุป	67
6.2 ข้อเสนอแนะ	68
เอกสารอ้างอิง	69
ประวัติผู้เขียน	72

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 กลุ่มอุตสาหกรรมและหมวดอุตสาหกรรม.....	5
3.1 รายชื่อหุ้นและจำนวนข้อมูลที่เก็บรวบรวม.....	23
3.2 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของราคาปิดในช่วงเวลาต่างกัน.....	25
3.3 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 2 ตัวแปร ระหว่างราคาปิด ณ เวลา $t+1$ กับปัจจัยอื่นๆ.....	26
3.4 ข้อมูลหุ้นตัวอย่าง.....	29
3.5 ข้อมูลหุ้นตัวอย่างหลังการทำให้อยู่ในรูปแบบปกติ.....	29
3.6 ข้อมูลหุ้นตัวอย่างหลังแบ่งข้อมูลชุดเรียนรู้ และข้อมูลชุดทดสอบ.....	29
5.1 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น ADVANCE โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	44
5.2 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น IEC โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	44
5.3 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น INET โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	45
5.4 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น JAS โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	45
5.5 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น MLINK โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	45
5.6 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น SAMART โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	46
5.7 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น SATTEL โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	46
5.8 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น SHIN โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	47
5.9 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น TRUE โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	47
5.10 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น TT&T โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	48
5.11 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วัน ล่วงหน้าของหุ้น UCOM โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	48

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.12 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น ADVANCE โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	49
5.13 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น IEC โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	49
5.14 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น INET โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	50
5.15 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น JAS โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	50
5.16 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น MLINK โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	50
5.17 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น SAMART โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	51
5.18 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น SATTEL โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	51
5.19 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น SHIN โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	52
5.20 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น TRUE โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	52
5.21 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น TT&T โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	53
5.22 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น UCOM โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย.....	53
5.23 ค่าเฉลี่ยของอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรของแต่ละหุ้น ในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า.....	54
5.24 ค่าเฉลี่ยของอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรของแต่ละหุ้น ในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า.....	55
5.25 แสดงอัตราการทำนายถูกสัมพัทธ์ของการพยากรณ์หุ้น 1 และ 7 วันล่วงหน้า	57
5.26 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า.....	58

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.27 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า.....	59
5.28 ผลการทดสอบสมมติฐานผลต่างของค่าความแปรปรวนของค่าอัตราการทำนายถูก และค่าศักยภาพการทำกำไร ในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า.....	60
5.29 ผลการทดสอบสมมติฐานผลต่างของค่าความแปรปรวนของค่าอัตราการทำนายถูก และค่าศักยภาพการทำกำไร ในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า.....	61
5.30 ผลการทดสอบสมมติฐานค่าเฉลี่ยของค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไร ในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า.....	62
5.31 ผลการทดสอบสมมติฐานค่าเฉลี่ยของค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไร ในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า.....	63
5.32 แสดงค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยและค่าดัชนีชี้ประสิทธิภาพ ในการพยากรณ์ 1 วัน ล่วงหน้า.....	65
5.33 แสดงค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยและค่าดัชนีชี้ประสิทธิภาพ ในการพยากรณ์ 7 วัน ล่วงหน้า.....	65

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	หลักการดำเนินงานเบื้องต้นของโครงข่ายใยประสาทเทียม 7
2.2	โครงข่ายใยประสาทเทียมแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้าหลายชั้น 8
2.3	โครงข่ายใยประสาทเทียมแบบเรียนรู้แพร่กลับ 9
2.4	แสดงโครโมโซมที่มีขนาดเท่ากับ 15 และขนาดของประชากรเท่ากับ 5..... 12
2.5	การเลือกแบบวงล้อหมุน..... 14
3.1	ผังการทำงานของตัวแบบนิวโรเจเนติก..... 19
3.2	กราฟแสดงสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 2 ตัวแปร ระหว่างราคาปิด ณ เวลา $t+1$ กับปัจจัยอื่นๆ.. 27
3.3	แสดงข้อมูลนำเข้าโครงข่ายใยประสาทเทียม 27
3.4	โครงสร้างตัวแบบของข้อมูลตัวอย่าง..... 30
5.1	แสดงกราฟจำนวนครั้งในการเรียนรู้และค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย 42
5.2	แผนภูมิแสดงค่าอัตราการทำนายถูกโดยเฉลี่ยของแต่ละหุ้นในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า .. 54
5.3	แผนภูมิแสดงค่าศักยภาพการทำกำไรโดยเฉลี่ยของแต่ละหุ้นในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า 55
5.4	แผนภูมิแสดงค่าอัตราการทำนายถูกโดยเฉลี่ยของแต่ละหุ้นในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า .. 56
5.5	แผนภูมิแสดงค่าศักยภาพการทำกำไรโดยเฉลี่ยของแต่ละหุ้นในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า 56

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การลงทุนในตลาดหลักทรัพย์นับเป็นอีกทางเลือกหนึ่งสำหรับการลงทุนในยุคที่เศรษฐกิจกำลังเฟื่องฟู และอัตราดอกเบี้ยเงินฝากต่ำ ซึ่งการลงทุนในตลาดหลักทรัพย์นี้เป็นแหล่งที่ให้ผลตอบแทนสูง แต่ในขณะเดียวกันก็มีความเสี่ยงสูงเช่นกัน ดังนั้นเพื่อลดความเสี่ยงจึงจำเป็นต้องมีการวิเคราะห์หุ้นช่วยประกอบการตัดสินใจก่อนการลงทุน ซึ่งการวิเคราะห์หุ้นในปัจจุบันแบ่งออกเป็น 2 วิธีใหญ่ๆ คือ การวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐาน (Fundamental Analysis) และการวิเคราะห์ทางเทคนิค (Technical Analysis) โดยการวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐานนั้นจะวิเคราะห์จากปัจจัยพื้นฐานทางเศรษฐกิจและสังคม เช่น ภาวะทางการเงินของบริษัท ปัจจัยทางเศรษฐกิจของประเทศ ฯลฯ ซึ่งการวิเคราะห์แบบนี้จะต้องมีความรู้และเชี่ยวชาญด้านปัจจัยพื้นฐานเป็นอย่างดี สำหรับการวิเคราะห์ทางเทคนิคนั้นเป็นการวิเคราะห์การเคลื่อนไหวของราคาหุ้นและปริมาณการซื้อขายจากข้อมูลในอดีต เพื่อที่จะคาดการณ์แนวโน้มของราคาในอนาคต ซึ่งการวิเคราะห์ทางเทคนิคนี้เหมาะกับผู้ที่มีความรู้ด้านปัจจัยพื้นฐาน จึงทำให้เป็นที่นิยมมากยิ่งขึ้น

การวิเคราะห์ทางเทคนิคอย่างง่ายเริ่มด้วยการดูแนวโน้มการขึ้นลงจากกราฟของราคาหุ้น หลังจากนั้นได้มีการใช้เทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติมาช่วยในการพยากรณ์ เช่น ตัวแบบ ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) ซึ่งใช้กันอย่างแพร่หลายในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เป็นข้อมูลเชิงเส้นแต่อย่างไรก็ตาม Ping-Feng Pai and Chih-Sheng Lin [21] และ Schumann and Lohrbach [24] ได้กล่าวว่าเทคนิคนี้ยังไม่เหมาะกับข้อมูลหุ้นซึ่งเป็นข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น ในขณะเดียวกันได้มีการใช้ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) แบบต่างมาใช้สำหรับพยากรณ์หุ้น [5, 9, 15, 28] ซึ่งตัวแบบนี้เป็นตัวแบบที่มีความสามารถในการเรียนรู้จากข้อมูลในอดีตแล้วนำมาปรับค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับพยากรณ์ และโครงข่ายประสาทเทียมยังเหมาะกับข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นอีกด้วย แต่ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมยังมีข้อบกพร่องบางอย่าง คือ ไม่รู้ว่าจะเลือกจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็นเท่าใดจึงจะให้การพยากรณ์มีความผิดพลาดน้อยที่สุด ซึ่งจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนโหนดในชั้นซ่อนมีผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ การแก้ปัญหาการค้นหาค่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมที่ผ่านมา [8, 10, 16, 25, 27] เป็นเพียงการบอกแนวคิดกว้างๆ และค้นหาด้วยการทดลองซึ่งไม่เหมาะกับผู้ใช้ที่มีความรู้ด้านนี้น้อย ดังนั้นเพื่อให้การค้นหาค่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมเป็นไปอย่างอัตโนมัติ งานวิจัยนี้จึงได้ใช้วิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA) ซึ่งเหมาะกับการแก้ปัญหาค้นหาค่าต่ำสุด มาช่วยในการค้นหาค่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ

เรียนรู้แพร์กลับ โดยใช้ทดสอบกับหุ่นในหมวดอุตสาหกรรมสื่อสาร ที่มีการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ซึ่งเป็นหุ่นที่นักลงทุนสนใจอย่างมาก เนื่องจากอุตสาหกรรมสื่อสารนี้ ยังมีโอกาสที่จะเติบโตอีกมาก โดยเฉพาะหากมีการขยายตลาดไปยังประเทศเพื่อนบ้าน และ แนวโน้มหุ่นในหมวดนี้ขึ้นอยู่กับพัฒนาของเทคโนโลยีมากกว่าการเปลี่ยนแปลงทางเศรษฐกิจ จึงทำให้เหมาะกับวิธีการวิเคราะห์ทางเทคนิค

สำหรับการประเมินผลการพยากรณ์ของตัวแบบก็เป็นสิ่งสำคัญ เพราะหากต้องการดูว่าตัวแบบนั้นพยากรณ์ได้ดีมากน้อยเพียงใดจะต้องมีตัวแบบที่ใช้สำหรับอ้างอิงได้ โดยการประเมินผลตัวแบบพยากรณ์หุ่นของงานวิจัยที่ผ่านมา [5, 15, 28] ยังไม่มีตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้สำหรับอ้างอิงและเปรียบเทียบ ต่อมา Hellstrom [12] ได้เสนอแนวคิดในการประเมินผลของตัวแบบพยากรณ์หุ่นด้วยการวัดจากค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพในการทำกำไรแล้วเปรียบเทียบกับตัวแบบการทำนายอย่างง่าย ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้ประเมินผลของตัวแบบพยากรณ์หุ่นที่ได้ด้วยการหาค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรแล้วนำไปเปรียบเทียบกับตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

เพื่อพัฒนาตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ราคาหุ้น 1 และ 7 วันล่วงหน้า โดยตัวแบบเป็น ตัวแบบที่มีการผสมผสานความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีเชิงพันธุกรรม โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรียนรู้แพร์กลับที่มีจำนวนชั้นซ่อนชั้นเดียวและจำนวน โหนดในชั้น ซ่อนถูกกำหนดโดยวิธีเชิงพันธุกรรม

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

เมื่อนำตัวแบบพยากรณ์หุ่นที่ได้มาใช้ในการพยากรณ์จะทำให้ค่าอัตราการทำนายถูกและค่า ศักยภาพการทำกำไรสูงกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

1.4 ขอบเขตของการศึกษา

ตัวแบบนิเวศน์ที่สร้างขึ้นใช้วิธีเชิงพันธุกรรมในการกำหนดจำนวน โหนดในชั้นซ่อน โดยที่มีชั้นซ่อนชั้นเดียว ข้อมูลที่ใช้เป็นอินพุตของตัวแบบเป็นข้อมูลจากผลการวิเคราะห์ข้อมูลในปี พ.ศ. 2542-2547 ของหุ่นหมวดอุตสาหกรรมสื่อสาร ที่มีการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย และการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์วัดจากค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำ กำไรเปรียบเทียบกับตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

1.5 ส่วนประกอบของวิทยานิพนธ์

ส่วนที่เหลือของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ประกอบด้วยบทต่างๆ ดังนี้

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีที่ใช้ในการศึกษาและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยแบ่งออกเป็นสี่ส่วน ส่วนแรกกล่าวถึงพฤติกรรมหุ่นและหลักการวิเคราะห์ ส่วนที่สองกล่าวถึงโครงข่ายใยประสาทเทียม ส่วนที่สามกล่าวถึงวิธีเชิงพันธุกรรม และส่วนสุดท้ายกล่าวสรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์หุ่น

บทที่ 3 กล่าวถึงตัวแบบนิเวศโรเจเนติกที่ใช้วิธีเชิงพันธุกรรมกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายใยประสาทเทียม โดยแบ่งออกเป็นสามส่วน ส่วนแรกกล่าวถึงตัวแบบและขั้นตอนการทำงานของตัวแบบ ส่วนที่สองกล่าวถึงการสร้างตัวแบบสำหรับการพยากรณ์หุ่น และส่วนที่สามกล่าวถึงตัวอย่างการทำงานของตัวแบบ

บทที่ 4 กล่าวถึงการประเมินผลตัวแบบพยากรณ์หุ่นว่าดีไม่น้อยเพียงใด โดยแบ่งออกเป็นสองส่วน ส่วนแรกกล่าวถึงวิธีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ และส่วนที่สองกล่าวถึงการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์หุ่น

บทที่ 5 กล่าวถึงผลการทดลองและการอภิปรายผล โดยแบ่งออกเป็นสามส่วน ส่วนแรกกล่าวถึงการออกแบบการทดลอง ส่วนที่สองกล่าวถึงผลการทดสอบตัวแบบพยากรณ์หุ่น และส่วนสุดท้ายเป็นการอภิปรายผลที่ได้จากการทดสอบตัวแบบพยากรณ์หุ่น

บทที่ 6 กล่าวสรุปผลการวิจัยทั้งหมดรวมทั้งข้อเสนอแนะเพื่อการทำวิจัยต่อในอนาคต

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีที่ใช้ในการศึกษาและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องโดยเนื้อหาแบ่งเป็น 4 ส่วน ส่วนแรกกล่าวถึงพฤติกรรมของหุ้นและหลักการวิเคราะห์ ส่วนที่สองกล่าวถึงโครงข่ายใยประสาทเทียม ส่วนที่สามกล่าวถึงวิธีเชิงพันธุกรรม และส่วนสุดท้ายกล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์หุ้น

2.1 พฤติกรรมหุ้นและหลักการวิเคราะห์

ตลาดหุ้นหรือตลาดหลักทรัพย์ คือแหล่งที่ให้นักลงทุนทำการซื้อขายแลกเปลี่ยนหลักทรัพย์ระหว่างกันตามกลไกของอุปสงค์และอุปทาน (Demand-Supply) ซึ่งทำให้ราคาหุ้นมีการเปลี่ยนแปลงขึ้นลงอยู่ตลอดเวลา ตลาดหุ้นของไทยมีชื่อเรียกอย่างเป็นทางการว่า ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (The Stock Exchange of Thailand) และนอกจากนี้ยังมีตลาดหุ้นอีกแห่งหนึ่งในประเทศไทยคือตลาดใหม่ (Market for Alternative Investment: MAI) ซึ่งเป็นตลาดรองที่มีการแลกเปลี่ยนซื้อขายหลักทรัพย์ขนาดเล็ก ทำให้ยังไม่เป็นที่นิยมของนักลงทุนมากนัก

หุ้น หรือ สินค้าในตลาดหลักทรัพย์ เรียกโดยรวมว่า “ตราสาร” นั้นหมายถึงเอกสารทางการเงินที่บริษัทผู้ออกหลักทรัพย์ออกมาเพื่อระดมเงินทุนจากผู้ลงทุนและเปิดให้มีการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์

ปัจจุบันมีบริษัทที่จดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์มากกว่า 300 บริษัท และได้มีการจัดกลุ่มบริษัทต่างๆ โดยแบ่งตามกลุ่มอุตสาหกรรมโดยแต่ละกลุ่มจะแบ่งเป็นหมวดอุตสาหกรรมอีก ซึ่งแต่ละกลุ่มจะมีลักษณะพื้นฐานคล้ายๆ กัน และราคาหุ้นมักจะปรับตัวไปในทางทิศเดียวกัน โดยจะแบ่งเป็น 9 กลุ่มอุตสาหกรรม 30 หมวดอุตสาหกรรม ดังตารางที่ 2.1

การลงทุนในตลาดหลักทรัพย์นับเป็นอีกทางเลือกหนึ่งสำหรับนักลงทุน เนื่องจากการลงทุนในตลาดหลักทรัพย์นี้เป็นแหล่งที่ให้ผลตอบแทนสูง แต่ในขณะเดียวกันก็มีความเสี่ยงสูงเช่นกัน ดังนั้นเพื่อช่วยลดความเสี่ยงก่อนการลงทุนจึงจำเป็นต้องทำการวิเคราะห์หุ้นก่อนตัดสินใจลงทุน โดยการวิเคราะห์หุ้นในปัจจุบันแบ่งออกเป็น 2 วิธีใหญ่ คือ การวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐาน และการวิเคราะห์ทางเทคนิค ซึ่งจะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป

ตารางที่ 2.1 กลุ่มอุตสาหกรรมและหมวดอุตสาหกรรม

กลุ่มอุตสาหกรรม	หมวดอุตสาหกรรม
1. เกษตรและอุตสาหกรรมอาหาร (AGRO & FOOD INDUSTRY)	- ธุรกิจการเกษตร (AGRIBUSINESS) - อาหารและเครื่องดื่ม (FOODS & BEVERAGES)
2. สินค้าอุปโภคบริโภค (CONSUMER PRODUCTS)	- ของใช้ในครัวเรือน (HOUSEHOLD GOODS) - เวชภัณฑ์และเครื่องสำอาง (PHARMACEUTICAL PRODUCTS & COSMETICS) - สิ่งทอ เครื่องนุ่งห่ม และรองเท้า (TEXTILES, CLOTHING & FOOTWEAR) - อัญมณีและเครื่องประดับ (JEWELRY & ORNAMENTS)
3. ธุรกิจการเงิน (FINANCIALS)	- เงินทุนและหลักทรัพย์ (FINANCE & SECURITIES) - ธนาคาร (BANKING) - ประกันชีวิตและประกันภัย (INSURANCE)
4. วัตถุดิบและสินค้าอุตสาหกรรม (INDUSTRIALS)	- เคมีภัณฑ์และพลาสติก (CHEMICALS & PLASTICS) - เครื่องมือและเครื่องจักร (MACHINERY & EQUIPMENT) - บรรจุภัณฑ์ (PACKAGING) - ยานพาหนะและอุปกรณ์ (VEHICLES & PARTS) - เยื่อกระดาษและกระดาษ (PULP & PAPER)
5. อสังหาริมทรัพย์และก่อสร้าง (PROPERTY & CONSTRUCTION)	- พัฒนาอสังหาริมทรัพย์ (PROPERTY DEVELOPMENT) - วัสดุก่อสร้างและตกแต่ง (BUILDING & FURNISHING MATERIALS)
6. ทรัพยากร (RESOURCES)	- พลังงานและสาธารณูปโภค (ENERGY & UTILITIES) -เหมืองแร่ (MINING)
7. บริการ (SERVICES)	- การพิมพ์และสิ่งพิมพ์ (PRINTING & PUBLISHING) - การแพทย์ (HEALTH CARE SERVICES) - ขนส่ง (TRANSPORTATION) - คลังสินค้าและไซโล (WAREHOUSE & SILO) - บริการเฉพาะกิจ (PROFESSIONAL SERVICES) - บันเทิงและสันทนาการ (ENTERTAINMENT & RECREATION) - พาณิชยกรรม (COMMERCE) - โรงแรมและบริการท่องเที่ยว (HOTELS & TRAVEL SERVICES)
8. เทคโนโลยี (TECHNOLOGY)	- เครื่องใช้ไฟฟ้า และคอมพิวเตอร์ (ELECTRONIC COMPONENTS) - ชิ้นส่วนอิเล็กทรอนิกส์ (ELECTRICAL PRODUCTS & COMPUTER) - สื่อสาร (COMMUNICATION)
9. กลุ่มอื่นๆ (OTHERS)	- อื่นๆ (OTHERS)

2.1.1 การวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐาน

การวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐาน เป็นการวิเคราะห์จากปัจจัยทางเศรษฐกิจและสังคมที่มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงของราคาหุ้น ตามหลักเกณฑ์ทางวิชาการแล้วจะแบ่งการวิเคราะห์ออกเป็น 4 ขั้นตอนใหญ่ๆ ได้แก่ การวิเคราะห์เศรษฐกิจของประเทศโดยรวม (Economic Analysis) การวิเคราะห์อุตสาหกรรม (Industry Analysis) การวิเคราะห์บริษัท (Company Analysis) และการวิเคราะห์ตัวหุ้น (Stock Analysis)

1) การวิเคราะห์เศรษฐกิจของประเทศโดยรวม คือการวิเคราะห์แนวโน้มการขยายตัวของเศรษฐกิจของประเทศโดยรวม ด้วยเหตุที่ว่าหากเศรษฐกิจของประเทศมีแนวโน้มขยายตัวสูงขึ้น บริษัทที่จดทะเบียนอยู่ในตลาดหลักทรัพย์ก็จะมีกำไรเพิ่มสูงขึ้น และราคาหุ้นก็จะปรับตัวสูงขึ้นด้วย ซึ่งการวิเคราะห์เศรษฐกิจของประเทศโดยรวมนั้นสามารถดูได้จากหลายปัจจัย เช่น สภาพทางการเมืองของประเทศ สภาพเศรษฐกิจโลก ราคาน้ำมัน อัตราดอกเบี้ย ค่าจ้างแรงงาน สถานะเงินเฟ้อ อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ งบประมาณรายรับรายจ่ายของรัฐบาล และสถานะสงคราม เป็นต้น

2) การวิเคราะห์อุตสาหกรรม คือการวิเคราะห์ในระดับอุตสาหกรรมโดยสามารถดูได้จากหลายปัจจัย เช่น ด้านการผลิต ด้านการตลาด เป็นต้น หากทราบว่าอุตสาหกรรมประเภทใดมีแนวโน้มขยายตัวมากขึ้นก็จะยิ่งนำลงทุนมากขึ้นด้วย

3) การวิเคราะห์บริษัท คือการวิเคราะห์จากผลการดำเนินงานของบริษัท โดยสามารถดูได้จาก ผลกำไรขาดทุน งบดุล งบการเงิน เป็นต้น ทั้งนี้สามารถดูได้จากรายงานประจำปีของแต่ละบริษัท

4) การวิเคราะห์หุ้น เป็นการวิเคราะห์จากราคาหุ้น และปริมาณการซื้อขาย เช่น ราคาหุ้นมีราคาสูงเกินไปหรือไม่ เมื่อเทียบกับอัตราการทำกำไรต่อหน่วย เป็นต้น

2.1.2 การวิเคราะห์ทางเทคนิค

การวิเคราะห์ทางเทคนิคเป็นวิธีการศึกษาพฤติกรรมของหุ้น โดยอาศัยการเคลื่อนไหวของราคาหุ้น และปริมาณการซื้อขายในอดีตที่ผ่านมา เพื่อจุดประสงค์ในการคาดการณ์ถึงแนวโน้มของระดับราคา รวมทั้งระดับราคาที่เหมาะสมที่จะซื้อขาย ทั้งในระยะสั้น ระยะกลางและระยะยาว โดยทั่วไปเครื่องมือที่นักวิเคราะห์ส่วนใหญ่ใช้ในการหาจังหวะการซื้อขายคือการนำราคาหุ้นมาวาดกราฟแล้วจับดูการเคลื่อนไหวของหุ้นนั้นๆ สำหรับผู้ที่นับได้ว่าเป็นบิดาแห่งการวิเคราะห์ทางเทคนิคคือ Charles H. Dow โดยเขาได้นำเสนอหลักการวิเคราะห์แบบใหม่ในปี พ.ศ. 2444 ซึ่งเรียกว่า ทฤษฎีดาว (Dow Theory) แม้ว่าเวลาจะผ่านมานานแล้วแต่หลักการของ Dow ยังคงถูกนำไปใช้และดัดแปลงกันอย่างกว้างขวาง

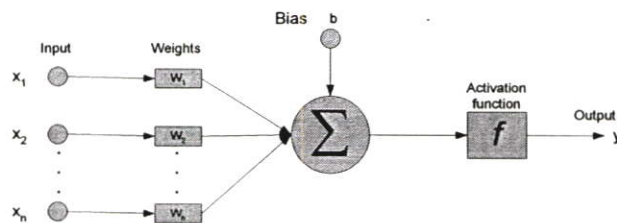
ทฤษฎีดาวได้แบ่งระยะเวลาของแนวโน้มออกเป็น 3 ช่วง คือ แนวโน้มหลัก (Primary Trends) แนวโน้มรอง (Secondary Trends) และแนวโน้มย่อย (Minor Trends) ซึ่งได้เปรียบระยะเวลาทั้งสามส่วนข้างต้นกับคลื่นในทะเล ว่าเหมือนกระแสน้ำ (Tide) คลื่น (Waves) และฟองคลื่น (Ripples) ตามลำดับช่วงแนวโน้มหลักจะกินระยะเวลามากกว่า 1 ปีขึ้นไป ในช่วงแนวโน้มรองจะกินระยะเวลา 3 สัปดาห์ถึง 3 เดือน ช่วงแนวโน้มรองนี้ถือได้ว่าเป็นช่วงเวลาในการปรับตัวในแนวโน้มหลัก เช่น ถ้าแนวโน้มเดิมของช่วงแนวโน้มใหญ่เป็นขาขึ้น การปรับตัวในแนวโน้มรองก็จะเป็นขาลง หรือหากแนวโน้มเดิมของช่วงแนวโน้มใหญ่เป็นขาลง การปรับตัวในช่วงแนวโน้มรองก็จะเป็นขาขึ้น ส่วนแนวโน้มย่อยนี้เป็นเพียงแค่การแกว่งตัวของราคาที่เกิดขึ้นเท่านั้น

ทฤษฎีดาวที่กล่าวมาข้างต้นซึ่งเป็นทฤษฎีพื้นฐานแบบง่ายๆ แต่ก็เป็นที่นิยมใช้และคัดแปลงกันเรื่อยมา นอกจากนี้ยังมีวิธีการวิเคราะห์ทางเทคนิคอื่นๆ (สามารถอ่านรายละเอียดเพิ่มเติมได้จาก [1] และ [2]) ที่มีความสลับซับซ้อนมากขึ้น เพื่อนำมาใช้สำหรับการวิเคราะห์และพยากรณ์ เช่น การหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) การใช้ตัวแบบ ARIMA การทำกราฟรูปแบบต่างๆ และการใช้โครงข่ายประสาทเทียม เป็นต้น

โครงข่ายประสาทเทียม นับเป็นการวิเคราะห์และพยากรณ์ราคาหุ้นที่กำลังได้รับความนิยมและมีการพัฒนากันอย่างแพร่หลาย นอกจากนี้ยังเป็นตัวแบบที่มีความยืดหยุ่นสูงเนื่องจากสามารถปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ให้เข้ากับข้อมูลนั้นๆ ได้อีกด้วย ซึ่งจะกล่าวถึงรายละเอียดในหัวข้อถัดไป

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นตัวแทนการคำนวณที่มีการทำงานเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ โดยมีการเรียนรู้จากหน่วยประมวลผลหลายๆ หน่วย ซึ่งคล้ายกับเซลล์สมองของมนุษย์ โดยมีส่วนที่เป็น อินพุต (Input) ซึ่งคล้ายกับ เดนไดรต์ (Dendrites) ส่งผ่านค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ซึ่งคล้ายกับ ซิแนปส์ (Synapses) ผ่านกระบวนการประมวลผลจนได้อเอาท์พุต (Output) ซึ่งคล้ายกับ แอ็กซอน (Axon) แสดงดังรูปที่ 2.1

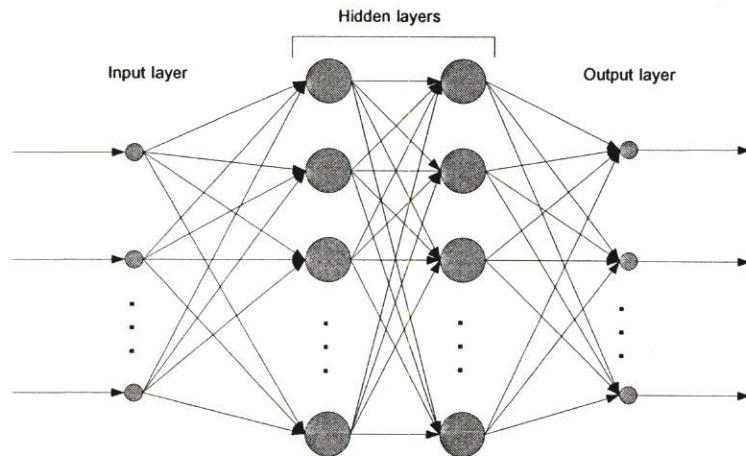


รูปที่ 2.1 หลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม หากแบ่งตามโครงสร้างสามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภท คือ โครงข่ายแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้าชั้นเดียว (Single Layer Feed forward Network) โครงข่ายแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้าหลายชั้น (Multilayer Feed forward Network) และโครงข่ายแบบวนกลับ (Recurrent Networks) และแบบที่มีการตัดแปลงและนิยมใช้กันมากคือโครงข่ายแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้าหลายชั้น

2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้าหลายชั้น

โครงข่ายแบบนี้จะมีการเชื่อมโยงกันของแต่ละหน่วยในลักษณะของการเดินไปข้างหน้า (Feed forward) ซึ่งประกอบด้วยชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นกลาง (Middle layer) หรือชั้นซ่อน (Hidden layer) ซึ่งอาจมีได้หลายชั้น และชั้นเอาต์พุต (Output layer) แสดงดังรูปที่ 2.2

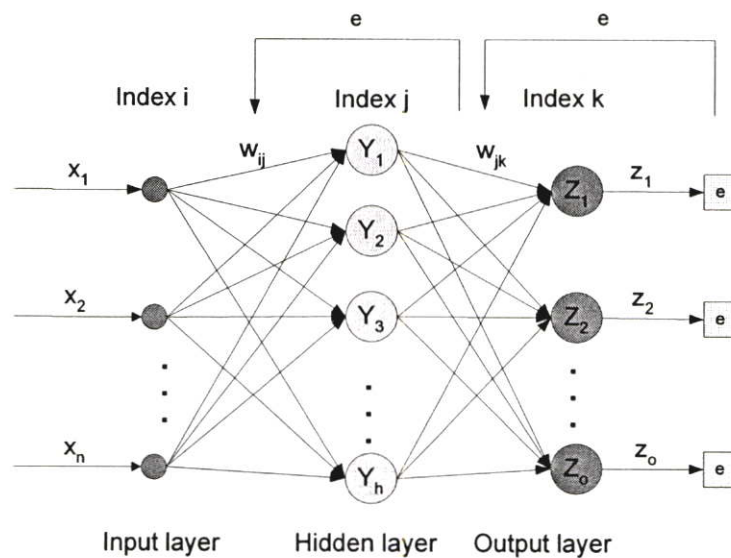


รูปที่ 2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้าหลายชั้น

โครงข่ายแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้าหลายชั้นนี้มีความสามารถอธิบายข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้ดี และสามารถเพิ่มจำนวนชั้นซ่อน เมื่อปัญหาที่มีความสลับซับซ้อนมากขึ้น อย่างไรก็ตาม กระบวนการเรียนรู้เพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงทุกๆ หน่วยก็จะยุ่งยากตามไปด้วย วิธีหนึ่งที่นิยมกันมาก คือ กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-propagation)

กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับถูกคิดค้นโดยนักวิจัยหลายท่าน เริ่มจาก Werbos [26] ได้เสนอผลงานในวิทยานิพนธ์เรื่อง “Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences” ที่มหาวิทยาลัยฮาวายในปี 1974 ต่อมา Parker [20] ได้พัฒนากระบวนการเรียนรู้ใหม่อีกครั้งในงานวิจัยเรื่อง “Learning-logic: Casting the cortex of the human brain in silicon” จนกระทั่งในปี 1986 Rumelhart และคณะ [22] [23] ได้พัฒนาให้นำมาใช้งานได้อย่างเหมาะสม ทำให้กระบวนการเรียนรู้แบบนี้เป็นที่นิยมมากขึ้นตั้งแต่นั้นเป็นต้นมา

วิธีการเรียนรู้แบบแพร่กลับเป็นการเรียนรู้แบบมีครูสอนสามารถประยุกต์ใช้กับโครงข่ายแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้าหลายชั้นได้ทุกรูปแบบโดยการใช้ฟังก์ชันของการกระตุ้น (Activation function) ที่สามารถหาอนุพันธ์ได้ การหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมจะใช้วิธีเกรเดียนต์ เดสเซนท์ (Gradient descent) ซึ่งจะทำให้การปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อที่จะลดความผิดพลาดของการคำนวณในแต่ละรอบ ในระหว่างการเรียนรู้รูปแบบของอินพุตจะถูกส่งผ่านไปข้างหน้าตามลำดับชั้น จนได้ผลการคำนวณของรูปแบบเอาต์พุต จากนั้นผลการคำนวณจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงหรือข้อมูลเป้าหมายเพื่อหาความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น ค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าวจะนำไปใช้เป็นข้อมูลอินพุตย้อนกลับ ในขณะที่เดียวกันก็จะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างหน่วยในแต่ละชั้นในทิศทางย้อนกลับ



รูปที่ 2.3 โครงข่ายใยประสาทเทียมแบบเรียนรู้แพร่กลับ

ฟังก์ชันการกระตุ้นที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับจะต้องเป็นฟังก์ชันที่มีขอบเขต และสามารถหาอนุพันธ์ของฟังก์ชันได้ ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function) เป็นฟังก์ชันที่ได้รับความนิยมสูงสุด ทั้งนี้เนื่องจากมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และในการหาอนุพันธ์ของฟังก์ชันนี้หาได้สะดวกโดยไม่จำเป็นต้องคำนวณค่าเอกซ์โพเนนเชียลใหม่ทุกๆ ครั้งที่มีการคำนวณ

Sigmoid function :

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta x)} \quad (2.1)$$

โดยที่ β เป็นค่าคงที่แสดงความชันของเส้นกราฟ

$$f'(x) = \beta f(x)(1 - f(x)) \quad (2.2)$$

2.2.2 ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรียนรู้แพร่กลับ

ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรียนรู้แพร่กลับโดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์เป็นฟังก์ชันการกระตุ้นจะมีการนำข้อมูลในอดีตซึ่งมีอินพุตและเอาต์พุตมาเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการพยากรณ์ แล้วนำค่าผิดพลาดกลับไปปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งสามารถแบ่งเป็นขั้นตอนได้ดังนี้

1. กำหนดอัตราการเรียนรู้ (η) ค่าโมเมนต์ (α) และค่าถ่วงน้ำหนัก (w)
2. ใส่ค่าอินพุตเวกเตอร์ ($x_i, i = 1, 2, \dots, n$) และกำหนดค่าเอาต์พุตเวกเตอร์เป้าหมาย ($z_k^A, k = 1, 2, \dots, o$) เมื่อ n เป็นจำนวนอินพุต และ o เป็นจำนวนเอาต์พุต
3. คำนวณค่าฟังก์ชันการกระตุ้นแต่ละโหนดในชั้นซ่อน

$$Y_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i, \quad j = 1, 2, \dots, h \quad (2.3)$$

$$y_j = f(Y_j) = \frac{1}{1 + e^{-Y_j}}, \quad j = 1, 2, \dots, h \quad (2.4)$$

เมื่อ w_{ij} คือค่าถ่วงน้ำหนักจากโหนด i ในชั้นอินพุต ไปยังโหนด j ในชั้นซ่อน
 x_i คือค่าอินพุตโหนดที่ i

4. คำนวณค่าฟังก์ชันการกระตุ้นแต่ละโหนดในชั้นเอาต์พุต

$$Z_k = \sum_j w_{jk} y_j, \quad k = 1, 2, \dots, o \quad (2.5)$$

$$z_k = f(Z_k) = \frac{1}{1 + e^{-Z_k}}, \quad k = 1, 2, \dots, o \quad (2.6)$$

เมื่อ w_{jk} คือค่าถ่วงน้ำหนักจากโหนด j ในชั้นซ่อน ไปยังโหนด k ในชั้นเอาต์พุต
 y_j คือเอาต์พุตที่ได้จากชั้นซ่อนโหนดที่ j

5. คำนวณค่าผิดพลาด (δ_k) ของแต่ละโหนดในชั้นเอาต์พุต

$$\delta_k = -(z_k - z_k^A) f'(Z_k) \quad (2.7)$$

เมื่อ z_k^A คือค่าเป้าหมายหรือค่าที่ต้องการ

$$f'(Z_k) = z_k(1 - z_k)$$

6. กำหนดค่าผิดพลาด (δ_j) ของแต่ละโหนดในชั้นซ่อน

$$\delta_j = -f'(Y_j) \sum_{k=1}^o \delta_k w_{jk} \quad (2.8)$$

เมื่อ w_{jk} คือค่าถ่วงน้ำหนักจากโหนด j ในชั้นซ่อน ไปยังโหนด k ในชั้นเอาต์พุต
 $f'(Y_j) = y_j(1 - y_j)$

7. กำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลง

$$\Delta w_{jk}(t+1) = \eta \delta_k y_j + \alpha \Delta w_{jk}(t) \quad (2.9)$$

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta w_{ij}(t) \quad (2.10)$$

8. ปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk}(t+1) \quad (2.11)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t+1) \quad (2.12)$$

9. ทำซ้ำขั้นตอนที่ 2-8 จนครบทุกชุดข้อมูลที่ทำการฝึกสอน

10. ทำซ้ำขั้นตอนที่ 1-9 จนค่าผิดพลาดน้อยที่สุด หรือน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้

จากข้างต้น ได้กล่าวถึงเน้นถึงโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับเท่านั้น ซึ่งนอกจากนี้ยังมีโครงข่ายประสาทเทียมแบบอื่นๆ อีกมากมาย สามารถอ่านรายละเอียดเพิ่มเติมได้ที่ [3] และ [18]

2.3 วิธีเชิงพันธุกรรม

วิธีเชิงพันธุกรรม เป็นวิธีการทางโปรแกรมซึ่งเลียนแบบการผสมยีนมาแก้ไขปัญหาลักษณะเกี่ยวกับการหาค่าสูงสุดต่ำสุด ซึ่งได้ถูกนำเสนอครั้งแรกโดย John Holland ในปี ค.ศ.1975 [13] โดยมีรากฐานมาจากทฤษฎีการวิวัฒนาการของ ชาร์ล ดาร์วิน (Charles Darwin)

เพื่อให้เข้าใจง่ายสมมติให้มียีน (Gene) ทั้งหมด 2 ลักษณะคือ 0 และ 1 จับต่อกันเป็นสายยาวเรียกว่า โครโมโซม (Chromosome) และกลุ่มของโครโมโซมจะเรียกว่า ประชากร (Population) แสดงดังรูปที่ 2.4

Chromosome1	010001111001100
Chromosome2	100111010110101
Chromosome3	101101010010010
Chromosome4	100011111100101
Chromosome5	101001100110010

รูปที่ 2.4 แสดงโครโมโซมที่มีขนาดเท่ากับ 15 และขนาดของประชากรเท่ากับ 5

สำหรับขั้นตอนการทำงานของวิธีเชิงพันธุกรรม สามารถแสดงได้เป็น 5 ขั้นตอน ดังนี้

1. [Start] ผลิตกลุ่มประชากรรุ่นแรกโดยการสุ่มจำนวน n โครโมโซม
2. [Fitness] คำนวณค่าความเหมาะสม $f(x)$ ของแต่ละโครโมโซมในกลุ่มประชากร
3. [New population] สร้างกลุ่มประชากรใหม่โดยทำตามขั้นตอนด้านล่างจนกระทั่งได้กลุ่มประชากรใหม่
 - a. [Selection] เลือกโครโมโซมเพื่อนำมาเป็นสมาชิกรุ่นพ่อแม่จากกลุ่มประชากรโดยเลือกโครโมโซมที่ให้ค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุด
 - b. [Crossover] ทำการสลับสายพันธุตามค่าความน่าจะเป็นจากสมาชิกรุ่นพ่อแม่ที่เราเลือกเพื่อให้ได้สมาชิกรุ่นลูก (Offspring)
 - c. [Mutation] ทำการกลายพันธุ์ตามค่าความน่าจะเป็นเพื่อให้ได้สมาชิกรุ่นลูก
 - d. [Replacement] แทนที่กลุ่มประชากรเพื่อให้ได้กลุ่มประชากรใหม่
4. [Test] ถ้าสอดคล้องกับเงื่อนไขที่กำหนด หรือถ้าได้ค่าความเหมาะสมดีที่สุด ให้หยุดทำงาน
5. [Loop] หากเงื่อนไขการหยุดยังไม่เป็นจริงให้กลับไปทำขั้นตอนที่ 2

จากขั้นตอนการทำงาน 5 ขั้นตอนข้างต้นพบว่ามีค่าพารามิเตอร์ที่ต้องกำหนดก่อนเข้าสู่กระบวนการ ซึ่งนับเป็นสิ่งสำคัญต่อความแม่นยำในการค้นหาค่าสูงสุดหรือต่ำสุด โดยพารามิเตอร์

ที่สำคัญมี 3 ค่า ได้แก่ ค่าความน่าจะเป็นของการสลับสายพันธุ (Crossover Probability) ค่าความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ (Mutation Probability) และขนาดของประชากร (Population size)

ค่าความน่าจะเป็นของการสลับสายพันธุ คือ ค่าที่แสดงถึงอัตราการสลับสายพันธุ โดยถ้าไม่มีการสลับสายพันธุสมาชิกรุ่นลูกจะคัดลอกมาจากสมาชิกรุ่นพ่อแม่เลย แต่ถ้ามีการสลับสายพันธุ สมาชิกรุ่นลูกก็จะผลิตมาจากสมาชิกรุ่นพ่อแม่ นั่นคือถ้าค่าความน่าจะเป็นของการสลับสายพันธุคือ 100% แล้วสมาชิกรุ่นลูกทุกตัวจะเกิดจากการสลับสายพันธุ ในทางตรงกันข้ามถ้าค่าความน่าจะเป็นของการสลับสายพันธุคือ 0% แสดงว่าสมาชิกใหม่คัดลอกมาจากโครโมโซมของประชากรเดิม

ค่าความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ คือ ค่าที่แสดงถึงอัตราการกลายพันธุหลังจากมีการสลับสายพันธุแล้ว นั่นคือ ถ้าค่าความน่าจะเป็นของการกลายพันธุเป็น 100% แสดงว่าทุกๆ ยีนของโครโมโซมมีการเปลี่ยนแปลง ในทางตรงกันข้ามถ้าค่าความน่าจะเป็นของการกลายพันธุเป็น 0% แสดงว่าไม่มีการกลายพันธุ

ขนาดของประชากร คือ จำนวนโครโมโซมในกลุ่มประชากรแต่ละรุ่น ถ้ากำหนดให้มีขนาดของประชากรน้อยเกินไปก็จะทำให้มีการสลับสายพันธุบ่อยและพื้นที่ในการค้นหาค่าที่ดีที่สุดก็จะน้อยด้วย ในทางตรงกันข้ามถ้ากำหนดให้มีขนาดของประชากรมากเกินไปก็จะทำให้การทำงานของอัลกอริทึมช้า

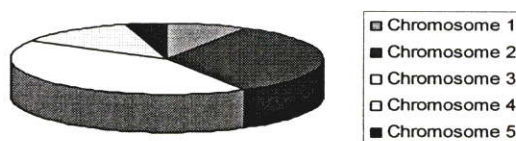
นอกจากค่าพารามิเตอร์ที่กล่าวถึงข้างต้นแล้วยังมีกระบวนการย่อยในขั้นตอนของการสร้างกลุ่มประชากรใหม่ นั่นคือ การเลือก การสลับสายพันธุและการกลายพันธุ ซึ่งจะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป

2.3.1 การเลือก

ในวิธีเชิงพันธุกรรมนั้นก่อนที่จะทำการสลับจะต้องมีการเลือก (Selection) สมาชิกรุ่นพ่อแม่จากกลุ่มประชากร โดยในหลักทฤษฎีของชาร์ล ดาร์วิน (Charles Darwin's Theory) จะเลือกสายพันธุที่มีความคงอยู่ที่ดีที่สุด แต่ก็ยังมีวิธีการเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุดอีกหลายวิธี เช่น การเลือกแบบวงล้อหมุน (Roulette Wheel Selection) การเลือกแบบการประลอง (Tournament Selection) การเลือกแบบจัดอันดับ (Rank Selection) การเลือกแบบสถานะมั่นคง (Steady State Selection) และการเลือกแบบสุ่ม (Random Selection) เป็นต้น

จากวิธีการเลือกข้างต้นจะมีวิธีที่นิยมใช้กันมากที่สุดมีไม่กี่วิธี ซึ่งในที่นี้จะกล่าวถึง 3 วิธี ดังนี้

1. การเลือกแบบวงล้อหมุน เป็นการเลือกโดยการสุ่มตัวเลข โดยโครโมโซมที่ให้ค่าความเหมาะสมที่สุด จะมีโอกาสถูกเลือกมากกว่า ซึ่งแสดงดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 การเลือกแบบวงล้อหมุน

จากรูปที่ 2.5 พบว่าโครโมโซมที่ 3 ซึ่งเป็นโครโมโซมที่ให้ค่าความเหมาะสมที่สุดจะมีโอกาสถูกเลือกมาเป็นสมาชิกรุ่นพ่อแม่มากที่สุด

2. การเลือกแบบสถานะมั่นคง จะเลือกโครโมโซมที่ให้ค่าความเหมาะสมที่สุดมาเป็นสมาชิกรุ่นพ่อแม่ และเมื่อสร้างรุ่นลูกแล้วก็จะนำโครโมโซมที่ให้ค่าความเหมาะสมที่สุดออกไปแล้วนำสมาชิกใหม่เข้ามาแทนที่

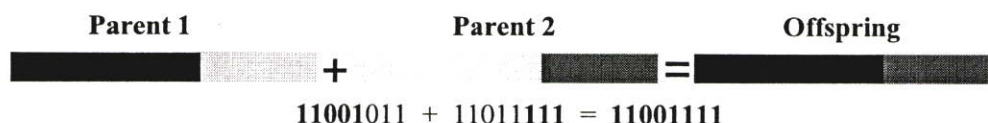
3. การเลือกแบบสุ่ม จะเลือกโดยการสุ่มตัวเลขโดยไม่สนใจถึงค่าความเหมาะสม

2.3.2 การสลับสายพันธุและการกลายพันธุ

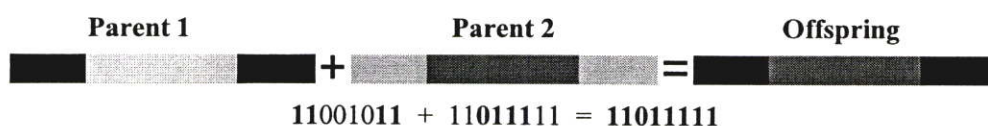
การสลับสายพันธุและการกลายพันธุนับเป็นตัวดำเนินการพื้นฐานของวิธีเชิงพันธุกรรมซึ่งจะมีหลายรูปแบบ โดยจะขอกกล่าวถึงรูปแบบที่นิยมใช้มีดังนี้

รูปแบบการสลับสายพันธุ (Crossover Type)

1. สลับสายพันธุ 1 จุด (Single point crossover) โดยจะมี 1 จุดที่ถูกเลือกและสมาชิกรุ่นลูกจะถูกสร้างจากอักขระแรกจนถึงจุดสลับของสมาชิกรุ่นพ่อแม่อันแรก และที่เหลือจะถูกคัดลอกมาจากสมาชิกรุ่นพ่อแม่อีกอัน แสดงดังรูป



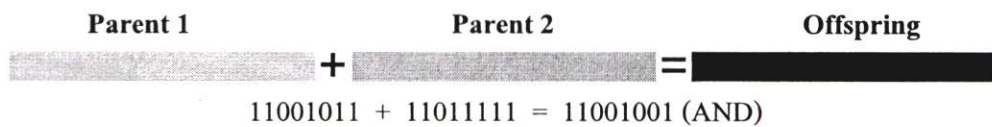
2. สลับสายพันธุ 2 จุด (Two point crossover) โดยจะมี 2 จุดที่ถูกเลือกและสมาชิกรุ่นลูกจะถูกสร้างจากอักขระแรกจนถึงจุดแรกของการสลับต่อจากนั้นจะนำมาจากสมาชิกรุ่นพ่อแม่อีกอันจนถึงจุดสลับที่ 2 หลังจากนั้นก็จะนำมาจากสมาชิกรุ่นพ่อแม่อันแรกอีกครั้ง แสดงดังรูป



3. สลับสายพันธุแบบเสมอกัน (Uniform crossover) โดยจะมีการสุ่มค่าบิตที่จะทำการสลับสายพันธุ แสดงดังรูป



4. สลับสายพันธุโดยหลักคณิตศาสตร์ (Arithmetic crossover) โดยจะเลือกตัวดำเนินการทางคณิตศาสตร์ของสมาชิกรุ่นพ่อแม่เพื่อให้ได้สมาชิกรุ่นลูก แสดงดังรูป



5. สลับสายพันธุแบบฮิวริสติก (Heuristic crossover) การสลับสายพันธุแบบนี้จะต้องแปลงค่าเป็นเลขฐาน 10 และมีค่าถ่วงน้ำหนักคำนวณจากสมการที่ 2.11

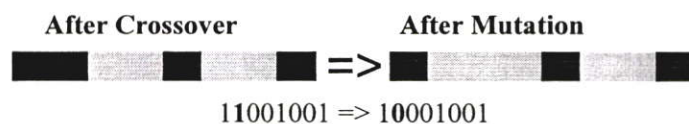
$$\text{Offspring} = \alpha \cdot \text{Parent1} + (1 - \alpha) \cdot \text{Parent2} \quad (2.11)$$

$$11001011 + 11011111 = 11001111$$

$$203 + 223 = (0.8)(203) + (0.2)(223) = 207$$

รูปแบบการกลายพันธุ (Mutation Type)

1. การกลายพันธุแบบกลับบิต (Bit Inversion) วิธีนี้จะต้องเลือกจุดที่จะกลายพันธุแล้วกลับบิต ในที่นี้เป็นแบบเลขฐานสอง ดังนั้นจะมีการเปลี่ยนจาก 0 เป็น 1 หรือเปลี่ยนจาก 1 เป็น 0 แสดงดังรูป



2. การกลายพันธุแบบสุ่ม (Random Mutation) วิธีนี้จะสุ่มบิตที่จะกลายพันธุตามอัตราความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ

จากที่กล่าวมาข้างต้นจะเห็นว่ากรวิธีเชิงพันธุกรรมนั้นเหมาะกับการแก้ปัญหาการค้นหาค่าสูงสุดต่ำสุด ซึ่งวิธีเชิงพันธุกรรมนี้ยังมีรายละเอียดและวิธีการย่อยอีกหลากหลายซึ่งสามารถอ่านเพิ่มเติมได้ที่ [6, 17, 29, 30]

จากหัวข้อ 2.2 และ 2.3 ที่กล่าวมาข้างต้น ซึ่งเป็นทฤษฎีที่ใช้ในงานวิจัยนี้เป็นหลัก และเพื่อต้องการที่นำสองทฤษฎีมาใช้งานร่วมกันสำหรับการพยากรณ์หุ้นจึงต้องดูปัญหาและสิ่งที่ค้นพบจากงานวิจัยที่ผ่านมา ซึ่งจะกล่าวสรุปในหัวข้อถัดไป

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมาซึ่งเกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ราคาหุ้นนั้น ได้มีนักวิจัยที่ใช้การวิเคราะห์ทางสถิติมาช่วยในการพยากรณ์ เช่น ARIMA ซึ่งใช้กันอย่างแพร่หลายในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เป็นข้อมูลเชิงเส้น แต่อย่างไรก็ตาม Ping-Feng Pai and Chih-Sheng Lin [21] และ Schumann and Lohrbach [24] ได้กล่าวว่าเทคนิคนี้ยังไม่เหมาะกับข้อมูลหุ้นซึ่งเป็นข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น ในขณะเดียวกัน Clarence and Gerhard [5] ได้ศึกษาเกี่ยวกับพารามิเตอร์ที่ใช้ในการพยากรณ์ราคาหุ้นโดยใช้ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรียนรู้แพร่กลับ ได้ข้อสรุปว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนนั้นควรมากกว่า 1 แต่น้อยกว่าจำนวนอินพุต สำหรับอัตราการเรียนรู้ถ้ามีค่ามากเกินไปจะทำให้การหาค่าคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุดเร็ว แต่อาจได้คำตอบไม่ดี เพราะมีการแกว่งตัวมาก ในทางตรงกันข้ามถ้าอัตราการเรียนรู้มีค่าน้อยการลู่เข้าก็จะช้าแต่การแกว่งตัวก็จะน้อย หลังจากนั้นเพื่อให้มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากขึ้นจึงมีนักวิจัยที่นำตัวแบบอื่นๆ มาผสมด้วย เช่น Fu Kai and Xu Wenhua [9] ได้ใช้ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับวิธีเชิงพันธุกรรมในการพยากรณ์ดัชนีราคาหุ้น โดยใช้วิธีเชิงพันธุกรรมกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยนำค่าผิดพลาดที่ได้เปรียบเทียบกับค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARMA ปรากฏว่าตัวแบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับวิธีเชิงพันธุกรรมให้ค่าผิดพลาดน้อยกว่า และ Jung-Hua Wang and Jia-Yann Leu [15] ได้สนใจในเรื่องอินพุตโดยเลือกผลจากแบบจำลอง ARIMA นำมาเป็นอินพุตด้วยผลปรากฏว่าค่าความถูกต้องเป็นที่ยอมรับได้ เป็นต้น ต่อมา Zekic [28] ได้ศึกษาและวิเคราะห์การทำนายตลาดหุ้นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมด้วยวิธีต่างๆ ได้ข้อสรุปคือ จำนวนอินพุตที่ใช้จะอยู่ระหว่าง 3-88 โดยตัวแปรที่ใช้หลักๆ จะเป็นราคาหุ้น เช่น ราคาเปิด ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุด ราคาปิด เป็นต้น สำหรับฟังก์ชันการกระตุ้นที่ใช้ส่วนใหญ่คือฟังก์ชันซิกมอยด์ ส่วนจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนโหนดในแต่ละชั้นซ่อนนั้นจะแปรผันตามจำนวนอินพุตแต่ไม่ทราบว่าเป็นเท่าใด

จากข้างต้นพบว่าตัวแบบยังมีปัญหาการค้นหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสม ทำให้มีนักวิจัยหลายท่านที่สนใจเรื่องนี้ โดยมีนักวิจัยที่มีแนวคิดในการเพิ่มหรือลดจำนวนโหนด เช่น White [27] ได้กล่าวว่าให้เริ่มต้นจากจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่น้อยแล้วจึงค่อยๆ เพิ่มจำนวนจนได้ค่าที่พอใจ ในขณะที่ Hagiwara [10] และ Kruschke and Movellan [16] มีแนวคิดให้เริ่มต้นจากจำนวนโหนดในชั้นซ่อนมากๆ ก่อนแล้วจึงลดจำนวนลง ต่อมา Fletcher และคณะ [8] ได้ใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้นในการลดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน โดยเริ่มให้โครงข่ายเรียนรู้ด้วยจำนวนโหนด

จำนวนหนึ่งแล้วทดลองลดจำนวนโหนดลงแล้วใช้สถิติวิเคราะห์ว่าควรจะลดหรือไม่ นอกจากนี้ Nayer Wanas และคณะ [27] ได้สรุปว่าจำนวนโหนดในชั้นที่เหมาะสมคือ $\log(T)$ เมื่อ T คือจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ แต่ทั้งนี้ยังคงเป็นการประมาณซึ่งค่าที่เหมาะสมที่สุดจะต้องดูจากข้อมูลที่น่ามาใช้ทดสอบอีกครั้ง ซึ่งงานวิจัยส่วนใหญ่นี้ยังคงเป็นการค้นหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนด้วยวิธีการเชิงทดลอง ดังนั้นเพื่อให้การค้นหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็นไปอย่างอัตโนมัติในงานวิจัยนี้ จึงได้ใช้วิธีเชิงพันธุกรรมซึ่งเป็นวิธีที่เหมาะสมกับการค้นหาค่าต่ำสุดนำมาช่วยในการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรียนรู้แพร่กลับที่มีจำนวนชั้นซ่อนชั้นเดียว ซึ่งจะกล่าวถึงในบทที่ 3

นอกจากนี้งานวิจัยที่ผ่านมาจะยังไม่มีการเปรียบเทียบตัวแบบที่สามารถพยากรณ์หุ้นได้ดีมากน้อยเพียงใด เนื่องจากการพยากรณ์หุ้นจะดูจากการทำนายทิศทางได้ถูกต้องเป็นหลัก ต่อมา Hellström and Holmström [12] ได้แนะนำวิธีการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบโดยวัดจากค่าอัตราการทำนายถูก (Hit rate) และค่าศักยภาพการทำกำไร (Realised potential) โดยเปรียบเทียบกับตัวแบบการทำนายอย่างง่าย (Naive prediction) ซึ่งจะกล่าวถึงรายละเอียดในบทที่ 4

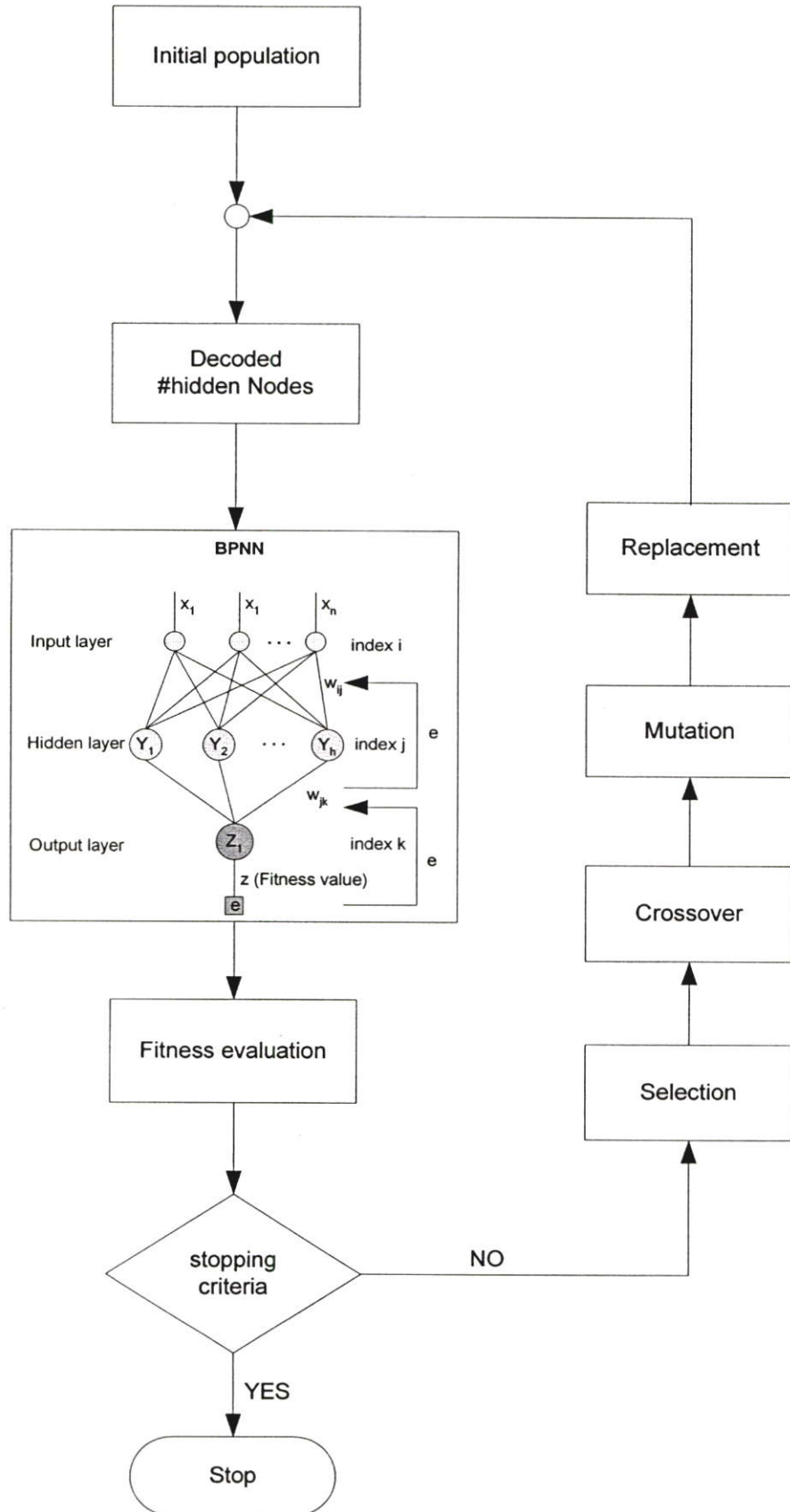
บทที่ 3

ตัวแบบนิเวโรเจเนติก

ในบทนี้จะกล่าวถึงตัวแบบนิเวโรเจเนติกที่ใช้วิธีเชิงพันธุกรรมกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม โดยแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ส่วนแรกกล่าวถึงตัวแบบและขั้นตอนการทำงานของตัวแบบ ส่วนที่สองกล่าวถึงการประยุกต์ใช้ตัวแบบสำหรับการพยากรณ์หุ้น และส่วนที่สามกล่าวถึงตัวอย่างการทำงานของตัวแบบ

3.1 ตัวแบบ

ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมเป็นตัวแบบที่มีการทำงานเลียนแบบสมองมนุษย์โดยมีการเรียนรู้ก่อนแล้วจึงนำไปใช้งานจริง จึงทำให้เป็นตัวแบบที่ได้รับความนิยมสูงและด้วยข้อดีอีกอย่างหนึ่งคือเป็นตัวแบบที่มีความยืดหยุ่นสูงโดยสามารถปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสมข้อมูลนั้นๆ ได้ นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานได้เกือบทุกประเภท เช่น ด้านการพยากรณ์ (Forecasting) ด้านการจำแนกข้อมูล (Data classification) ด้านการบีบอัดข้อมูล (Data compression) ด้านการจดจำรูปแบบ (Pattern recognition) เป็นต้น แต่ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมยังมีข้อจำกัดบางอย่าง เช่น ควรใช้ข้อมูลอินพุตเป็นอะไรบ้าง ควรใช้จำนวนชั้นซ่อนเป็นเท่าใด และควรใช้จำนวนโหนดในแต่ละชั้นซ่อนเป็นเท่าใด เป็นต้น ซึ่งงานวิจัยนี้ได้เห็นถึงความสำคัญของจำนวนโหนดในชั้นซ่อนซึ่งมีผลต่อความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วย โดยที่ผ่านมามีนักวิจัยที่ให้แนวคิดเกี่ยวกับการหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนหลากหลายเช่น การเพิ่มหรือลดจำนวนโหนดลง [8, 10, 16, 27] ซึ่งเป็นวิธีการเชิงทดลอง ดังนั้นเพื่อให้การค้นหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็นไปอย่างอัตโนมัติงานวิจัยนี้จึงได้ใช้วิธีเชิงพันธุกรรมซึ่งเป็นวิธีที่เหมาะสมกับการค้นหาค่าต่ำสุดนำมาช่วยในการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรียนรู้แพร่กลับที่มีจำนวนชั้นซ่อนชั้นเดียว โดยขั้นตอนการทำงานของตัวแบบแสดงดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ผังการทำงานของตัวแบบนิวโรเจเนติก

จากรูปที่ 3.1 แสดงขั้นตอนการทำงานหลักของตัวแบบนิวโรเจเนติก โดยสามารถแบ่งตามกระบวนการทำงานได้เป็น 10 ขั้นตอน ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 : สร้างกลุ่มประชากรใหม่ (Initial population)

ขั้นตอนแรกเริ่มจากสร้างกลุ่มประชากรใหม่ที่ประกอบไปด้วยโครโมโซมที่เป็นเลขฐานสองที่ได้จากการสุ่ม ซึ่งมีขนาดเท่ากับขนาดของโครโมโซมที่กำหนด โดยจำนวนโครโมโซมทั้งหมดคือขนาดของประชากร

ขั้นตอนที่ 2 : ถอดรหัสพันธุกรรม (Decode)

ขั้นตอนนี้เป็นการถอดรหัสพันธุกรรมจากโครโมโซมที่ได้จากกลุ่มประชากรในขั้นตอนแรก โดยแปลงจากเลขฐานสองเป็นเลขฐานสิบเพื่อใช้เป็นจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

ขั้นตอนที่ 3 : กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (Train Back-propagation Neural Network)

ขั้นตอนนี้จะให้โครงข่ายได้เรียนรู้จากข้อมูลในอดีตโดยให้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับค่าที่ได้จากการถอดรหัส และก่อนที่จะนำข้อมูลไปใช้ในการเรียนรู้จะต้องทำข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบปกติ หลังจากนั้นแบ่งข้อมูลเป็นสองชุดคือชุดที่ใช้สำหรับเรียนรู้และชุดที่ใช้สำหรับทดสอบ กระบวนการเรียนรู้นั้นใช้กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ ซึ่งจะใช้ค่าคลาดเคลื่อนที่ได้ย้อนกลับไปปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อให้ค่าคลาดเคลื่อนลดน้อยลง สำหรับจำนวนครั้งที่ใช้ในการเรียนรู้ (Epoch) จากการเรียนรู้เมื่อค่าผิดพลาดเริ่มคงที่หรือลดลงในสัดส่วนที่น้อยมาก

ขั้นตอนที่ 4 : คำนวณหาค่าคลาดเคลื่อน (Fitness evaluation)

ขั้นตอนนี้จะคำนวณหาค่าคลาดเคลื่อนจากโครงข่าย ซึ่งถือเป็นค่าความเหมาะสม (Fitness value) ของวิธีเชิงพันธุกรรม โดยใช้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

ขั้นตอนที่ 5 : ตรวจสอบการหยุด (Stopping criteria)

ขั้นตอนนี้เป็นการตรวจสอบการหยุดของตัวแบบ โดยตั้งเงื่อนไขว่าจะประมวลผลกี่รอบ หรือหากคำตอบของแต่ละรอบยังคงที่ก็จะหยุดทำงาน เช่น หยุดเมื่อประมวลผล 10 รอบ หรือหยุดเมื่อคำตอบที่ได้ซ้ำกัน 5 ครั้ง เป็นต้น เมื่อเงื่อนไขการหยุดเป็นจริงการทำงานก็จะจบลงถึงขั้นตอนที่ 10 แต่ถ้าเงื่อนไขการหยุดไม่เป็นจริงก็จะทำตามขั้นตอนที่ 6 ต่อไป

ขั้นตอนที่ 6 : เลือกสมาชิกรุ่นพ่อแม่ (Selection)

ขั้นตอนนี้เป็นการเลือกโครโมโซม 2 โครโมโซมจากกลุ่มประชากรที่สร้างขึ้นเพื่อนำมาเป็นสมาชิกรุ่นพ่อแม่ โดยเลือกโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมน้อยที่สุด

ขั้นตอนที่ 7 : สลับสายพันธุ (Crossover)

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนของการสลับสายพันธุ โดยนำสมาชิกรุ่นพ่อแม่ที่เลือกจากขั้นตอนที่ 6 นำมาแลกเปลี่ยนยีนกันตามความน่าจะเป็นของการสลับสายพันธุ เพื่อให้ได้สมาชิกรุ่นลูก (Offspring)

ขั้นตอนที่ 8 : กลายพันธุ (Mutation)

เมื่อได้สมาชิกรุ่นลูก 2 โครโมโซมหลังจากการสลับสายพันธุแล้ว จะทำการกลายพันธุโดยการสุ่มตำแหน่งของยีนตามความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ เมื่อสุ่มตำแหน่งได้แล้วเปลี่ยนค่าของยีนเป็นค่าตรงข้าม

ขั้นตอนที่ 9 : แทนที่กลุ่มประชากร (Replacement)

เมื่อได้สมาชิกรุ่นลูกพร้อมค่าความเหมาะสมแล้ว นำไปแทนที่โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมมากที่สุดเพื่อให้ได้กลุ่มประชากรใหม่ แล้วกลับไปทำตามขั้นตอนที่ 2

ขั้นตอนที่ 10 : หยุดการทำงาน (Stop)

หลังจากเงื่อนไขการหยุดเป็นจริงการทำงานของตัวแบบจะหยุดลงโดยเก็บตัวแบบสุดท้ายที่ดีที่สุด แล้วนำตัวแบบโครงข่ายที่ได้ไปใช้ในการพยากรณ์กับข้อมูลชุดทดสอบเพื่อวัดประสิทธิภาพของตัวแบบต่อไป

จากตัวแบบที่กล่าวมาข้างต้นนี้ซึ่งเป็นตัวแบบกลาง โดยเราสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานที่เกี่ยวข้องกับการคำนวณและการจดจำหรือการเกิดเหตุการณ์ซ้ำเดิมได้หลากหลาย ซึ่งกล่าวโดยสรุปได้ดังนี้

- การพยากรณ์ล่วงหน้า (Forecasting)

เราสามารถประยุกต์ตัวแบบเพื่อใช้ในการพยากรณ์เหตุการณ์ต่างๆ เช่น การพยากรณ์ระดับน้ำ การพยากรณ์ความสูงของคลื่น การพยากรณ์หุ้น การพยากรณ์ยอดขายผลิตภัณฑ์ใหม่ที่จะออกสู่ตลาด การพยากรณ์อากาศ เป็นต้น

- การบีบอัดข้อมูล (Data Compression)

เราสามารถประยุกต์ใช้ตัวแบบนี้ในการบีบอัดข้อมูล หรือลดขนาดของข้อมูลด้วยการลดจำนวนอินพุตก่อนที่จะประมวลผล เช่น การลดขนาดของรูปภาพ การลดขนาดของไฟล์ข้อมูล เป็นต้น

- การจำแนกข้อมูล (Data Classification)
การประยุกต์ใช้ตัวแบบนี้เพื่อการจำแนกข้อมูล โดยให้โครงข่ายได้เรียนรู้ข้อมูลในอดีต ก่อนหลังจากนั้นก็ใช้ตัวแบบในการจำแนกข้อมูล เช่น การแยกผลไม้ชนิดต่างๆ การจำแนกผลไม้ที่สุกและยังไม่สุก เป็นต้น
- การควบคุม (Control)
เราสามารถประยุกต์ใช้ตัวแบบนี้ให้เรียนรู้และควบคุมอุปกรณ์ที่ต้องใช้งานอัตโนมัติ เช่น ใช้ในการควบคุมหุ่นยนต์ ใช้ในการควบคุมเครื่องจักรกลในโรงงาน เป็นต้น
- การขนส่ง (Transportation)
ตัวแบบนี้สามารถนำไปใช้ในการจัดการขนส่ง เช่น จัดตารางการเดินทางเพื่อการขนส่งสินค้า ช่วยจัดระบบการหาระยะทางที่สั้นที่สุดในการขนส่งสินค้า เป็นต้น
- การแพทย์ (Medical)
ตัวแบบนี้สามารถนำไปใช้ในการตรวจวินิจฉัยโรคที่มีความซับซ้อน ซึ่งข้อมูลอินพุตคือ ลักษณะหรืออาการผิดปกติของร่างกาย และเอาต์พุตคือโรคของผู้ป่วย เป็นต้น
- การจดจำรูปแบบ (Pattern recognition)
ตัวแบบนี้สามารถนำไปใช้ในการเรียนรู้เพื่อจดจำรูปแบบเพื่อการวิเคราะห์ประมวลผล เช่น การมองเห็นของวัตถุ การจดจำเสียงพูดเพื่อวิเคราะห์และแปลความหมาย เป็นต้น
- การเขียนเกม (Gaming)
นอกจากการประยุกต์ใช้เพื่องานต่างๆ ข้างต้น ตัวแบบนี้ยังสามารถนำไปใช้ประโยชน์ ทางด้านการเขียนเกมที่ต้องใช้การเรียนรู้และโต้ตอบกับผู้เล่นเกมยกตัวอย่างเช่น เกมหมากรุก เกมหมากล้อม เกมการต่อสู้ หรือเกมปริศนาต่างๆ เป็นต้น

จากข้างต้นพบว่าตัวแบบนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้หลากหลาย และหนึ่งในนั้นคือ การประยุกต์ใช้สำหรับการพยากรณ์ซึ่งนับว่าได้รับความนิยมสูงขึ้น โดยเฉพาะใช้สำหรับการพยากรณ์หุ้นซึ่งสามารถนำไปใช้ประกอบการตัดสินใจในการซื้อขายให้กับนักลงทุนได้ ในการนำตัวแบบไปประยุกต์ใช้นั้นจะต้องพิจารณาถึงข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ซึ่งจะกล่าวในหัวข้อถัดไป

3.2 การสร้างตัวแบบสำหรับพยากรณ์หุ้น

การสร้างตัวแบบสำหรับการพยากรณ์หุ้นนั้นสิ่งแรกที่ต้องคำนึงถึงคือข้อมูลอินพุตควรมีอะไรบ้างและเอาต์พุตควรมีอะไรบ้าง ทั้งนี้ งานวิจัยนี้ต้องการที่จะพยากรณ์ราคาหุ้นดังนั้นเอาต์พุตจึงมีเพียงค่าเดียวคือราคาปิดของหุ้น แต่สำหรับอินพุตนั้นเป็นปัจจัยที่มีผลต่อราคาหุ้นซึ่งมีหลายปัจจัย ดังนั้นเพื่อความแม่นยำในการพยากรณ์และใช้เวลาในการคำนวณน้อยเราจึงต้องมีการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อนำมาเป็นอินพุตซึ่งต้องคำนึงถึงความสัมพันธ์ของข้อมูล พร้อมกันนี้ต้องมีการ

เตรียมข้อมูลเพื่อลดข้อผิดพลาดของข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ เช่น ข้อมูลขาดหายบางส่วน จำเป็นต้องมีการแทนที่ข้อมูลเพื่อไม่ให้ขาดหาย โดยขั้นตอนแรกจะต้องเก็บรวบรวมข้อมูลเพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับการทดสอบการพยากรณ์ ซึ่งจะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป

3.2.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

การเก็บรวบรวมข้อมูลหุ้นที่มีการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ซึ่งเป็นข้อมูลของหุ้นในหมวดอุตสาหกรรมสื่อสาร โดยเป็นข้อมูลย้อนหลังซึ่งบันทึกโดยตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยโดยผู้วิจัยดาวน์โหลดจากเว็บไซต์เซตสมาร์ท (www.setsmart.com) โดยดาวน์โหลดข้อมูลของพุทธศักราช 2542-2547 (วันที่ 4 มกราคม 2542 ถึงวันที่ 5 กรกฎาคม 2547) ทั้งนี้บางหุ้นเริ่มมีการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์หลังจาก พ.ศ. 2542 จึงทำให้จำนวนข้อมูลนั้นน้อยลงไปด้วย

สำหรับข้อมูลที่ได้ประกอบไปด้วย ราคาของวันก่อนหน้า ราคาเปิด ราคาปิด ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุด ราคาเปลี่ยนแปลง ร้อยละของการเปลี่ยนแปลง ราคาเฉลี่ย มูลค่าการซื้อขาย ปริมาณการซื้อขาย อัตราส่วนราคาปิดต่อกำไรต่อหุ้น อัตราส่วนราคาตลาดต่อมูลค่าหุ้นทางบัญชี อัตราเงินปันผลตอบแทน อัตราหมุนเวียนปริมาณการซื้อขาย มูลค่าที่ตราไว้ จำนวนหุ้นที่จดทะเบียน คำนีของกลุ่มหุ้น และดัชนีรวม โดยหุ้นที่นำมาใช้ทดสอบการพยากรณ์ แสดงดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 รายชื่อหุ้นและจำนวนข้อมูลที่เก็บรวบรวม

ชื่อย่อ	บริษัท	ช่วงเวลา	จำนวนข้อมูล
ADVANC	บริษัท แอดวานซ์ อินโฟร์ เซอร์วิส จำกัด (มหาชน)	4/1/42 - 5/7/47	1351
AIT	บริษัท แอ็ดวานซ์อินฟอร์เมชันเทคโนโลยี จำกัด (มหาชน)	3/7/46 - 5/7/47	229
CSL	บริษัท ซีเอส ส็อกซอินโฟ จำกัด (มหาชน)	8/7/47 - 5/7/47	56
IEC	บริษัท อินเตอร์เนชั่นเนลเอนจิเนียริง จำกัด (มหาชน)	4/1/42 - 5/7/47	1351
INET	บริษัท อินเทอร์เน็ตประเทศไทย จำกัด (มหาชน)	14/11/44 - 5/7/47	645
JAS	บริษัท จัสมิน อินเทอร์เน็ตเนชั่นแนล จำกัด (มหาชน)	4/1/42 - 5/7/47	1351
MFEC	บริษัท เอ็ม เอฟ อี ซี จำกัด (มหาชน)	8/10/46 - 5/7/47	180
MLINK	บริษัท เอ็ม ลิงก์ เอเชีย คอร์ปอเรชั่น จำกัด (มหาชน)	3/4/45 - 5/7/47	550
SAMART	บริษัท สามารถคอร์ปอเรชั่น จำกัด (มหาชน)	4/1/42 - 5/7/47	1351
SATTEL	บริษัท ซินแซทเทลไลท์ จำกัด (มหาชน)	4/1/42 - 5/7/47	1351
SHIN	บริษัท ซิน คอร์ปอเรชั่นส์ จำกัด (มหาชน)	4/1/42 - 5/7/47	1351
SIM	บริษัท สามารถ ไอ-โมบาย จำกัด (มหาชน)	9/12/46 - 5/7/47	138
TRUE	บริษัท ทรู คอร์ปอเรชั่น จำกัด (มหาชน)	4/1/42 - 5/7/47	1351
TT&T	บริษัท ทีทีแอนด์ที จำกัด (มหาชน)	4/1/42 - 5/7/47	1351
UCOM	บริษัท ยูไนเต็ดคอมมูนิเคชั่น อินดัสตรี จำกัด (มหาชน)	4/1/42 - 5/7/47	1351

จากข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาทั้งหมดจะพบว่ามีตัวแปรหลากหลาย เพื่อให้การพยากรณ์มีความแม่นยำและใช้เวลาน้อยจึงต้องคัดเลือกข้อมูลอินพุตหรือข้อมูลนำเข้า โดยพิจารณาจากความสัมพันธ์ของข้อมูล โดยใช้การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

3.2.2 การวิเคราะห์ข้อมูลนำเข้า

เนื่องจากข้อมูลนำเข้าจะต้องมีความสัมพันธ์กับข้อมูลเอาต์พุตซึ่งเป็นราคาปิดของหุ้น โดยความสัมพันธ์ของข้อมูลนี้สามารถดูได้จากการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient, r) ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 โดยถ้ามีค่าใกล้ 1 แสดงว่าข้อมูลมีความสัมพันธ์กันมากในทิศทางเดียวกัน ถ้ามีค่าใกล้ 0 แสดงว่าข้อมูลมีความสัมพันธ์กันน้อย และถ้ามีค่าใกล้ -1 แสดงว่ามีความสัมพันธ์กันมากในทิศทางแปรผกผัน ซึ่งสามารถหาค่าของ r ได้จากสมการที่ 3.1

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3.1)$$

เมื่อ	r	คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์
	n	คือ จำนวนข้อมูล
	\bar{x}	คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูล x
	\bar{y}	คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูล y

การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 แบบ คือการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของข้อมูลอนุกรมเวลาในช่วงเวลาที่ต่างการ และการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 2 ตัวแปร

การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของข้อมูลอนุกรมเวลา คือการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของราคาปิดในช่วงเวลาที่ต่างกัน เมื่อกำหนดให้

Lag 1 หมายถึง หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของราคาปิด ณ เวลา t กับ ราคาปิด ณ เวลา $t-1$

Lag 2 หมายถึง หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของราคาปิด ณ เวลา t กับ ราคาปิด ณ เวลา $t-2$

Lag n หมายถึง หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของราคาปิด ณ เวลา t กับ ราคาปิด ณ เวลา $t-n$

ค่าที่ได้จากการหาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของอนุกรมเวลา แสดงดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของราคาปิดในช่วงเวลาต่างกัน

ชื่อย่อ	Lag 1	Lag 2	Lag 3	Lag 4	Lag 5	Lag 6	Lag 7
ADVANC	0.9950	0.9920	0.9890	0.9850	0.9820	0.9790	0.9760
AIT	0.9790	0.9560	0.9330	0.9120	0.8910	0.8680	0.8440
CSL	0.9320	0.8610	0.7970	0.7240	0.6430	0.5370	0.4380
IEC	0.9840	0.9700	0.9550	0.9400	0.9260	0.9090	0.8930
INET	0.9920	0.9860	0.9780	0.9700	0.9620	0.9540	0.9480
JAS	0.9940	0.9880	0.9820	0.9770	0.9720	0.9670	0.9620
MFEC	0.9710	0.9500	0.9310	0.9130	0.8880	0.8720	0.8560
MLINK	0.9920	0.9840	0.9760	0.9680	0.9600	0.9510	0.9420
SAMART	0.9790	0.9630	0.9470	0.9300	0.9140	0.8990	0.8830
SATTEL	0.9890	0.9780	0.9670	0.9580	0.9470	0.9370	0.9270
SHIN	0.9970	0.9930	0.9900	0.9860	0.9830	0.9800	0.9770
SIM	0.9770	0.9640	0.9460	0.9290	0.9130	0.8890	0.8670
TRUE	0.9970	0.9940	0.9910	0.9890	0.9860	0.9840	0.9820
TT&T	0.9950	0.9910	0.9860	0.9800	0.9750	0.9680	0.9620
UCOM	0.9910	0.9830	0.9740	0.9650	0.9570	0.9480	0.9400

จากตารางที่ 3.2 พบว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของราคาปิด ณ เวลา t กับราคาปิด $t-1$ พบว่ามีค่าใกล้เคียง 1 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าราคาปิด ณ เวลา t มีความสัมพันธ์กับราคาปิด ณ เวลา $t-1$ และความสัมพันธ์ลดน้อยลงไปเรื่อยๆ เมื่อเวลาห่างกันมากขึ้น ซึ่งบ่งชี้ให้เห็นว่ายิ่งระยะเวลาต่างกันมาก ความสัมพันธ์ของข้อมูลจะยิ่งน้อยลง

นอกจากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ของราคาปิดในช่วงเวลาที่ต่างกันแล้ว ยังต้องวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของราคาปิดกับปัจจัยอื่นๆ ด้วย โดยการใช้การวิเคราะห์สหประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 2 ตัวแปร

การวิเคราะห์สหประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 2 ตัวแปร คือการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของข้อมูล 2 ตัวแปร ระหว่างราคาปิดกับปัจจัยอื่นๆ ซึ่งในการพิจารณาว่าตัวแปรใดจะนำไปใช้เป็นข้อมูลนำเข้า นั้นจะต้องเป็นตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับราคาปิดมาก เพื่อไม่ให้ใช้เวลามากในการเรียนรู้ข้อมูลของโครงข่าย

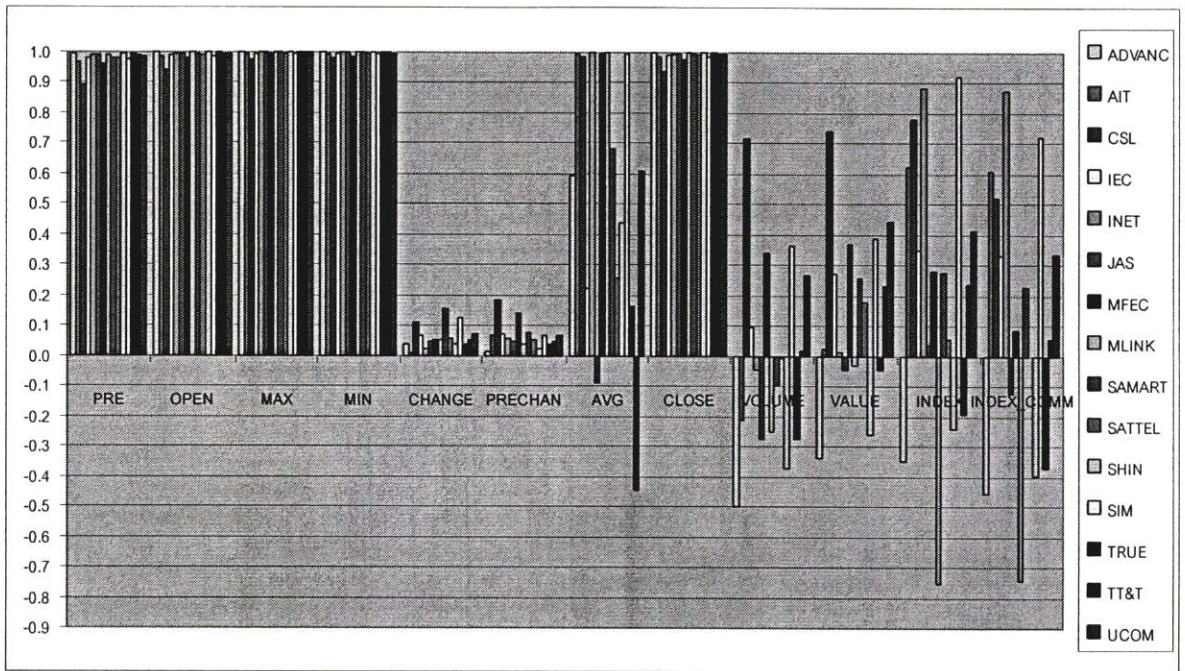
ปัจจัยที่นำมาวิเคราะห์เพื่อเลือกเป็นข้อมูลนำเข้ามี 12 ตัวแปร ดังนี้

PRE	คือ ราคาปิด ณ เวลา t-1
OPEN	คือ ราคาเปิด ณ เวลา t
MAX	คือ ราคาสูงสุด ณ เวลา t
MIN	คือ ราคาต่ำสุด ณ เวลา t
CHANGE	คือ ราคาที่เปลี่ยนแปลง ณ เวลา t
PERCHAN	คือ ร้อยละของราคาเปลี่ยนแปลง ณ เวลา t
AVG	คือ ค่าเฉลี่ยของราคาหุ้น ณ เวลา t
CLOSE	คือ ราคาปิด ณ เวลา t
VOLUME	คือ ปริมาณหุ้นที่มีการซื้อขาย ณ เวลา t
VALUE	คือ มูลค่าหุ้นที่มีการซื้อขาย ณ เวลา t
INDEX	คือ ดัชนีหุ้นปิด ณ เวลา t
INDEX_COMM	คือ ดัชนีหมวดอุตสาหกรรมสื่อสาร ณ เวลา t

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของข้อมูล 2 ตัวแปร ระหว่างราคาปิดกับปัจจัยอื่นๆ ข้างต้น แสดงดังตารางที่ 3.3 และกราฟแสดงสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 2 ตัวแปร แสดงดังรูปที่ 3.2

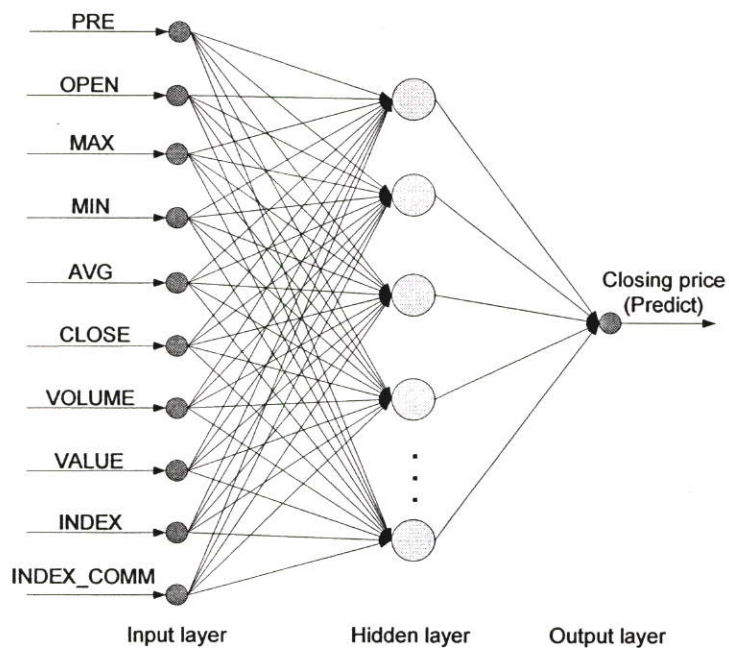
ตารางที่ 3.3 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 2 ตัวแปร ระหว่างราคาปิด ณ เวลา t+1 กับปัจจัยอื่นๆ

ปัจจัย	ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อการขึ้น-ลงของหุ้น											
	PRE	OPEN	MAX	MIN	CHANGE	PRECHAN	AVG	CLOSE	VOLUME	VALUE	INDEX	INDEX_COMM
ADVANC	0.995876	0.999284	0.999663	0.999653	0.036735	0.014477	0.595463	0.999102	-0.500169	-0.337647	-0.346510	-0.455491
AIT	0.964658	0.984113	0.992950	0.993154	0.009919	0.065406	0.996077	0.983659	-0.212682	0.025558	0.622268	0.609998
CSL	0.891763	0.939719	0.975641	0.978157	0.110445	0.184577	0.985399	0.938496	0.718949	0.740237	0.779430	0.522062
IEC	0.978160	0.991337	0.996453	0.995796	0.068956	0.070966	0.221399	0.989955	0.098809	0.273390	0.350237	0.332303
INET	0.988630	0.995295	0.997676	0.997758	0.023397	0.055487	0.998875	0.994391	-0.046148	0.013724	0.884550	0.872571
JAS	0.990501	0.996559	0.998493	0.998614	0.046604	0.049418	-0.090018	0.995919	-0.275643	-0.046668	0.039381	-0.125428
MFEC	0.958561	0.978181	0.992769	0.987331	0.052159	0.139400	0.994681	0.975704	0.342489	0.368565	0.280099	0.084190
MLINK	0.991625	0.998185	0.999214	0.999199	0.050566	0.038058	0.999578	0.997949	-0.250692	-0.028946	-0.753905	-0.745909
SAMART	0.981164	0.997052	0.999080	0.998460	0.157384	0.076147	0.680367	0.996837	-0.095959	0.257185	0.278011	0.228324
SATTEL	0.981080	0.992379	0.996735	0.996426	0.059676	0.052143	0.259867	0.990831	-0.007476	0.178794	0.058604	-0.000250
SHIN	0.995472	0.999042	0.999563	0.999129	0.035984	0.024219	0.438288	0.998706	-0.371727	-0.260307	-0.242212	-0.398452
SIM	0.973167	0.984027	0.992701	0.994541	0.124675	0.068155	0.995614	0.984223	0.364038	0.387018	0.919628	0.721174
TRUE	0.994877	0.997951	0.999124	0.999251	0.038105	0.038661	0.165229	0.997630	-0.275683	-0.047378	-0.192185	-0.372622
TT&T	0.990675	0.995802	0.998275	0.997980	0.050137	0.049203	-0.444221	0.995071	0.019575	0.233912	0.237675	0.056801
UCOM	0.987300	0.994509	0.997734	0.997292	0.073335	0.064917	0.609846	0.993642	0.268567	0.444850	0.413948	0.334443



รูปที่ 3.2 กราฟแสดงสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 2 ตัวแปร ระหว่างราคาปิด ณ เวลา t+1 กับปัจจัยอื่นๆ

จากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 2 ตัวแปร ระหว่างราคาปิดกับปัจจัยอื่นๆ พบว่าตัวแปรราคา
ที่เปลี่ยนแปลง (CHANGE) และร้อยละของราคาที่เปลี่ยนแปลง (PERCHAN) มีค่าเข้าใกล้ศูนย์มาก
จึงไม่ควรใช้ในการพยากรณ์เพราะจะทำให้โครงข่ายใช้เวลาในการเรียนรู้ ส่วนตัวแปรอื่นนั้น
ควรนำไปใช้ในการเรียนรู้และพยากรณ์ ซึ่งจะได้โครงข่ายไฮประสาทเทียม ซึ่งแสดงดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 แสดงข้อมูลนำเข้าโครงข่ายไฮประสาทเทียม

ทั้งนี้ เมื่อได้ตัวแปรเพื่อใช้เป็นข้อมูลนำเข้าแล้ว จะพบว่าแต่ละตัวแปรมีค่าขอบเขตของข้อมูลที่ต่างกัน ซึ่งจะทำให้ค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละตัวแปรแตกต่างกันมาก ดังนั้นจึงต้องทำให้ขอบเขตของข้อมูลแต่ละตัวแปรมีค่าเท่ากัน ซึ่งวิธีการนี้เรียกว่า การทำข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบปกติ (Data Normalization) ซึ่งจะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป

3.2.3 การทำข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบปกติ

เนื่องจากค่าของข้อมูลในแต่ละตัวแปรมีค่าแตกต่างกันมาก หากไม่มีการแปลงค่าให้อยู่ในรูปแบบปกติก่อนจะทำให้การถ่วงน้ำหนักของตัวแปรไม่เท่ากัน ดังนั้นจึงมีความจำเป็นต้องแปลงค่าให้ข้อมูลอยู่ในรูปแบบปกติก่อน โดยแปลงค่าให้อยู่ในช่วงที่กำหนดก่อนนำไปเป็นอินพุต โดยการใช้วิธี Min-Max Normalization ดังสมการที่ 3.1

$$v' = \frac{v - \min_A}{\max_A - \min_A} (\text{new_max}_A - \text{new_min}_A) + \text{new_min}_A \quad (3.1)$$

เมื่อ	v'	คือ ค่าที่หลังการแปลงค่า
	v	คือ ค่าก่อนการแปลงค่า
	\max_A	คือ ค่าสูงสุดของข้อมูลก่อนแปลงค่า
	\min_A	คือ ค่าต่ำสุดของข้อมูลก่อนแปลงค่า
	new_max_A	คือ ค่าสูงสุดที่เราต้องการแปลงค่า
	new_min_A	คือ ค่าต่ำสุดที่เราต้องการแปลงค่า

3.3 ตัวอย่างการทำงานของตัวแบบ

เพื่อแสดงให้เห็นถึงการทำงานของตัวแบบอย่างชัดเจน และเข้าใจมากยิ่งขึ้น จึงขอยกตัวอย่างดังนี้

ข้อมูลหุ้นจำนวน 10 วัน ซึ่งประกอบด้วยข้อมูล วันที่ ราคาปิดวันก่อนหน้า ราคาเปิด ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุด ราคาปิด ค่าเฉลี่ยของราคา ปริมาณการซื้อขาย มูลค่าการซื้อขาย ดัชนีหุ้น ดัชนีหุ้นในกลุ่มสื่อสาร และราคาปิดวันต่อไป(เอาท์พุท) โดยมีข้อมูลดังตารางที่ 3.4

เริ่มต้นด้วยการทำข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบปกติโดยใช้วิธี Min-Max Normalization ดังสมการที่ 3.1 ซึ่งจะได้ข้อมูลใหม่ที่อยู่ในช่วง 0-1 ดังตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.4 ข้อมูลหุ้นตัวอย่าง

date	pre	open	max	min	close	avg	volume	value	index	index_com	out
21/6/2547	3.78	3.84	3.88	3.80	3.88	3.84	24533100	94364762	630.03	2633.40	3.90
22/6/2547	3.88	3.92	4.04	3.82	3.90	3.95	76513900	3.02E+08	629.36	2623.92	3.82
23/6/2547	3.90	3.94	3.94	3.82	3.82	3.86	21573300	83463784	627.24	2648.07	3.86
24/6/2547	3.82	3.88	3.9	3.84	3.86	3.88	13116100	50894834	637.03	2640.88	3.88
25/6/2547	3.86	3.90	3.94	3.84	3.88	3.89	13769700	53635034	644.00	2638.91	3.96
28/6/2547	3.88	3.92	3.98	3.88	3.96	3.93	39247000	1.54E+08	651.86	2665.94	3.86
29/6/2547	3.96	3.96	3.98	3.84	3.86	3.91	29048500	1.14E+08	649.62	2662.07	3.80
30/6/2547	3.86	3.9	3.92	3.8	3.80	3.85	19302100	74387318	646.64	2670.62	3.80
2/7/2547	3.80	3.74	3.80	3.74	3.80	3.77	5833200	22007538	647.57	2667.24	3.82
5/7/2547	3.80	3.76	3.86	3.76	3.82	3.81	8766800	33461382	655.87	2672.90	3.88

ตารางที่ 3.5 ข้อมูลหุ้นตัวอย่างหลังการทำให้อยู่ในรูปแบบปกติ

date	pre	open	max	min	close	avg	volume	value	index	index_com	out
21/6/2547	0.00	0.45	0.33	0.43	0.50	0.39	0.26	0.25	0.10	0.19	0.63
22/6/2547	0.56	0.82	1.00	0.57	0.63	1.00	1.00	1.00	0.07	0.00	0.13
23/6/2547	0.67	0.91	0.58	0.57	0.13	0.50	0.22	0.21	0.00	0.49	0.38
24/6/2547	0.22	0.64	0.42	0.71	0.38	0.61	0.10	0.10	0.34	0.35	0.50
25/6/2547	0.44	0.73	0.58	0.71	0.50	0.67	0.11	0.11	0.59	0.31	1.00
28/6/2547	0.56	0.82	0.75	1.00	1.00	0.89	0.47	0.47	0.86	0.86	0.38
29/6/2547	1.00	1.00	0.75	0.71	0.38	0.78	0.32	0.32	0.78	0.78	0.00
30/6/2547	0.44	0.73	0.50	0.43	0.00	0.44	0.19	0.18	0.68	0.95	0.00
2/7/2547	0.11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.71	0.88	0.13
5/7/2547	0.11	0.09	0.25	0.14	0.13	0.22	0.04	0.04	1.00	1.00	0.50

เมื่อได้ข้อมูลที่เป็นรูปแบบปกติแล้วสามารถนำไปใช้เป็นข้อมูลเรียนรู้และทดสอบได้โดยการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุดคือข้อมูลชุดเรียนรู้และข้อมูลชุดทดสอบ โดยแบ่งข้อมูลทุกๆ 4 รูปแบบเรียงลำดับกัน นำข้อมูล 3 รูปแบบแรกเป็นข้อมูลชุดเรียนรู้ และอีก 1 รูปแบบเป็นข้อมูลชุดทดสอบ ดังตารางที่ 3.6

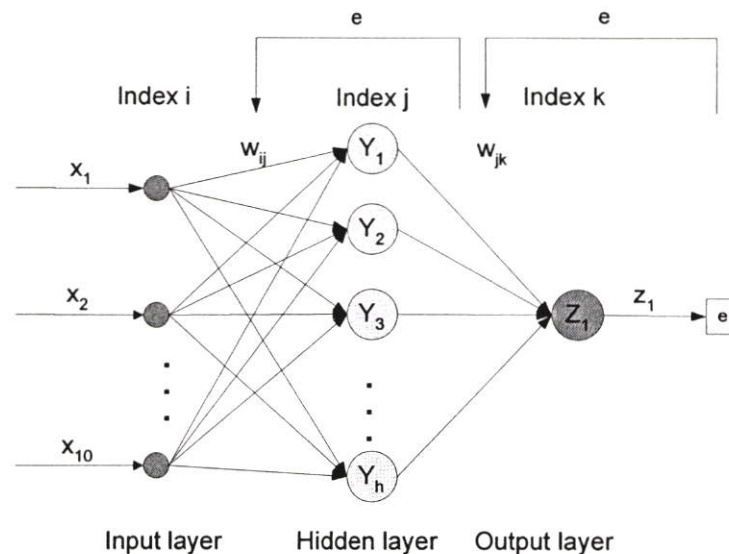
ตารางที่ 3.6 ข้อมูลหุ้นตัวอย่างหลังแบ่งข้อมูลชุดเรียนรู้ และข้อมูลชุดทดสอบ

date	pre	open	max	min	close	avg	volume	value	index	index_com	out
ข้อมูลชุดเรียนรู้											
21/6/2547	0.00	0.45	0.33	0.43	0.50	0.39	0.26	0.25	0.10	0.19	0.63
22/6/2547	0.56	0.82	1.00	0.57	0.63	1.00	1.00	1.00	0.07	0.00	0.13
23/6/2547	0.67	0.91	0.58	0.57	0.13	0.50	0.22	0.21	0.00	0.49	0.38
25/6/2547	0.44	0.73	0.58	0.71	0.50	0.67	0.11	0.11	0.59	0.31	1.00
28/6/2547	0.56	0.82	0.75	1.00	1.00	0.89	0.47	0.47	0.86	0.86	0.38
29/6/2547	1.00	1.00	0.75	0.71	0.38	0.78	0.32	0.32	0.78	0.78	0.00
2/7/2547	0.11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.71	0.88	0.13
5/7/2547	0.11	0.09	0.25	0.14	0.13	0.22	0.04	0.04	1.00	1.00	0.50
ข้อมูลชุดทดสอบ											
24/6/2547	0.22	0.64	0.42	0.71	0.38	0.61	0.10	0.10	0.34	0.35	0.50
30/6/2547	0.44	0.73	0.50	0.43	0.00	0.44	0.19	0.18	0.68	0.95	0.00

เมื่อแบ่งข้อมูลเสร็จแล้วเราจะเริ่มสู่กระบวนการประมวลผล โดยเริ่มสร้างกลุ่มประชากร โดยสุ่มจำนวน 5 โครโมโซม แต่ละโครโมโซมมีความขนาดเท่ากับ 5 ดังนี้

Name	Code	Decode
chromosome1	00011	3
chromosome2	01001	9
chromosome3	10010	18
chromosome4	00100	4
chromosome5	00001	1

ขั้นตอนต่อไปเป็นการนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ของแต่ละโครโมโซม โดยเมื่อพิจารณาโครโมโซมแรกจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น 3 จะได้ดังรูปที่ 3.4 แล้วเริ่มกระบวนการเรียนรู้ตาม ข้อ 1) – ข้อ 10)



รูปที่ 3.4 โครงสร้างตัวแบบของข้อมูลตัวอย่าง

- กำหนดอัตราการเรียนรู้ (η) ค่าโมเมนต์ (α) สุ่มค่าถ่วงน้ำหนัก (w)
กำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ $\eta = 0.9$
กำหนดค่าโมเมนต์ $\alpha = 0.1$
สุ่มค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงจากชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อน
 $w_{11} = 0.5, \quad w_{12} = 0.8, \quad w_{13} = -0.3,$

$$\begin{aligned}
w_{21} &= -0.6, & w_{22} &= 0.2, & w_{23} &= 0.7, \\
w_{31} &= 0.5, & w_{32} &= -0.1, & w_{33} &= -0.6, \\
w_{41} &= 0.9, & w_{42} &= -0.6, & w_{43} &= 0.3, \\
w_{51} &= 0.7, & w_{52} &= 0.3, & w_{53} &= 0.1, \\
w_{61} &= -0.2, & w_{62} &= -0.2, & w_{63} &= 0.4, \\
w_{71} &= -0.7, & w_{72} &= 0.8, & w_{73} &= 0.3, \\
w_{81} &= 0.3, & w_{82} &= 0.4, & w_{83} &= -0.8, \\
w_{91} &= 0.1, & w_{92} &= 0.9, & w_{93} &= 0.2, \\
w_{101} &= 0.8, & w_{102} &= -0.5, & w_{103} &= -0.4,
\end{aligned}$$

เชื่อมค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงจากชั้นซ่อนไปยังชั้นเอาต์พุต

$$w_{11} = 0.5, \quad w_{21} = 0.7, \quad w_{31} = -0.3,$$

- 2) ใส่ค่าอินพุตเวกเตอร์ ($x_i, i=1, 2, \dots, 10$) และกำหนดค่าเอาต์พุตเวกเตอร์เป้าหมาย

$$(z_k^A, k=1)$$

$$\begin{aligned}
\text{ค่าอินพุต } x_1 &= 0.00, x_2 = 0.45, x_3 = 0.33, x_4 = 0.43, x_5 = 0.50, \\
x_6 &= 0.39, x_7 = 0.26, x_8 = 0.25, x_9 = 0.10, x_{10} = 0.19,
\end{aligned}$$

$$\text{ค่าเอาต์พุต } z_1^A = 0.63$$

- 3) กำหนดค่าฟังก์ชันการกระตุ้นแต่ละโหนดในชั้นซ่อน

$$Y_j = \sum_{i=1}^{10} w_{ij} x_i, \quad j=1, 2, \dots, 3 \quad (3.2)$$

$$y_j = f(Y_j) = \frac{1}{1 + e^{-Y_j}}, \quad j=1, 2, \dots, 3 \quad (3.3)$$

เมื่อ w_{ij} คือค่าถ่วงน้ำหนักจากโหนด i ในชั้นอินพุต ไปยังโหนด j ในชั้นซ่อน
 x_i คือค่าอินพุตโหนดที่ i

ผลการคำนวณได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
Y_1 &= (0.5)(0) + (-0.6)(0.45) + (0.5)(0.33) + (0.9)(0.43) + (0.7)(0.50) + \\
&\quad (-0.2)(0.39) + (-0.7)(0.26) + (0.3)(0.25) + (0.1)(0.10) + (0.8)(0.19) = 0.609
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
Y_2 &= (0.8)(0) + (0.2)(0.45) + (-0.1)(0.33) + (-0.6)(0.43) + (0.3)(0.50) + \\
&\quad (-0.2)(0.39) + (0.8)(0.26) + (0.4)(0.25) + (0.9)(0.10) + (-0.5)(0.19) = 0.174
\end{aligned}$$

$$Y_3 = (-0.3)(0) + (0.7)(0.45) + (-0.6)(0.33) + (0.3)(0.43) + (0.1)(0.50) + (0.4)(0.39) + (0.3)(0.26) + (-0.8)(0.25) + (0.2)(0.10) + (-0.4)(0.19) = 0.274$$

$$y_1 = \frac{1}{1 + e^{0.609}} = 0.3523$$

$$y_2 = \frac{1}{1 + e^{0.174}} = 0.4566$$

$$y_3 = \frac{1}{1 + e^{0.274}} = 0.4319$$

4) จำนวนค่าฟังก์ชันการกระตุ้นแต่ละโหนดในชั้นเอาต์พุต

$$Z_k = \sum_j w_{jk} y_j \quad , \quad k=1, j=1,2,3 \quad (3.4)$$

$$z_k = f(Z_k) = \frac{1}{1 + e^{z_k}} \quad , \quad k=1 \quad (3.5)$$

เมื่อ w_{jk} คือค่าถ่วงน้ำหนักจากโหนด j ในชั้นซ่อน ไปยังโหนด k ในชั้นเอาต์พุต
 y_j คือเอาต์พุตที่ได้จากชั้นซ่อนโหนดที่ j

ผลการคำนวณได้ดังนี้

$$Z_1 = (0.5)(0.3523) + (0.7)(0.4566) + (-0.3)(0.4319) = 0.1761$$

$$z_1 = \frac{1}{1 + e^{0.1761}} = 0.4095$$

5) จำนวนค่าผิดพลาด (δ_k) ของแต่ละโหนดในชั้นเอาต์พุต

$$\delta_k = -(z_k - z_k^A) f'(Z_k) \quad , \quad k=1 \quad (3.6)$$

เมื่อ z_k^A คือค่าเป้าหมายหรือค่าที่ต้องการนั่นเอง

$$f'(Z_k) = z_k(1 - z_k)$$

คำนวณได้ดังนี้

$$\delta_1 = -(0.4095 - 0.63)(0.4095)(1 - 0.4095) = 0.0533$$

6) คำนวณค่าผิดพลาด (δ_j) ของแต่ละโหนดในชั้นซ่อน

$$\delta_j = -f'(Y_j) \sum_{k=1}^o \delta_k w_{jk} \quad , j = 1, 2, 3 \quad (3.7)$$

เมื่อ w_{jk} คือค่าถ่วงน้ำหนักจากโหนด j ในชั้นซ่อน ไปยังโหนด k ในชั้นเอาต์พุต
 $f'(Y_j) = y_j(1 - y_j)$

คำนวณได้ดังนี้

$$\delta_1 = -(0.3523)(1 - 0.3523)[(0.0533)(0.5)] = -0.0061$$

$$\delta_2 = -(0.4566)(1 - 0.4566)[(0.0533)(0.7)] = -0.0093$$

$$\delta_3 = -(0.4319)(1 - 0.4319)[(0.0533)(-0.3)] = 0.0039$$

7) คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลง

$$\Delta w_{jk}(t+1) = \eta \delta_k y_j + \alpha \Delta w_{jk}(t) \quad , j = 1, 2, 3 \quad k = 1 \quad (3.8)$$

คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงในระหว่างชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตได้ดังนี้

$$\Delta w_{11}(2) = (0.9)(0.0533)(0.3523) + (0.1)(0) = 0.0169$$

$$\Delta w_{21}(2) = (0.9)(0.0533)(0.4566) + (0.1)(0) = 0.0219$$

$$\Delta w_{31}(2) = (0.9)(0.0533)(0.4319) + (0.1)(0) = 0.0207$$

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta w_{ij}(t) \quad , i = 1, 2, \dots, 10 \quad j = 1, 2, 3 \quad (3.9)$$

คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงในระหว่างชั้นอินพุตและชั้นซ่อนได้ดังนี้

$$\Delta w_{11}(2) = (0.9)(-0.0061)(0) + (0.1)(0) = 0$$

$$\Delta w_{12}(2) = (0.9)(-0.0093)(0) + (0.1)(0) = 0$$

$$\Delta w_{13}(2) = (0.9)(0.0039)(0) + (0.1)(0) = 0$$

$$\Delta w_{21}(2) = (0.9)(-0.0061)(0.45) + (0.1)(0) = -0.0025$$

$$\Delta w_{22}(2) = (0.9)(-0.0093)(0.45) + (0.1)(0) = -0.0038$$

$$\Delta w_{23}(2) = (0.9)(0.0039)(0.45) + (0.1)(0) = 0.0016$$

$$\Delta w_{31}(2) = (0.9)(-0.0061)(0.33) + (0.1)(0) = -0.0018$$

$$\Delta w_{32}(2) = (0.9)(-0.0093)(0.33) + (0.1)(0) = -0.0028$$

$$\begin{aligned}
\Delta w_{33}(2) &= (0.9)(0.0039)(0.33) + (0.1)(0) = 0.0012 \\
\Delta w_{41}(2) &= (0.9)(-0.0061)(0.43) + (0.1)(0) = -0.0024 \\
\Delta w_{42}(2) &= (0.9)(-0.0093)(0.43) + (0.1)(0) = -0.0036 \\
\Delta w_{43}(2) &= (0.9)(0.0039)(0.43) + (0.1)(0) = 0.0015 \\
\Delta w_{51}(2) &= (0.9)(-0.0061)(0.50) + (0.1)(0) = -0.0027 \\
\Delta w_{52}(2) &= (0.9)(-0.0093)(0.50) + (0.1)(0) = -0.0042 \\
\Delta w_{53}(2) &= (0.9)(0.0039)(0.50) + (0.1)(0) = 0.0018 \\
\Delta w_{61}(2) &= (0.9)(-0.0061)(0.39) + (0.1)(0) = -0.0021 \\
\Delta w_{62}(2) &= (0.9)(-0.0093)(0.39) + (0.1)(0) = -0.0033 \\
\Delta w_{63}(2) &= (0.9)(0.0039)(0.39) + (0.1)(0) = 0.0014 \\
\Delta w_{71}(2) &= (0.9)(-0.0061)(0.26) + (0.1)(0) = -0.0014 \\
\Delta w_{72}(2) &= (0.9)(-0.0093)(0.26) + (0.1)(0) = -0.0022 \\
\Delta w_{73}(2) &= (0.9)(0.0039)(0.26) + (0.1)(0) = 0.0009 \\
\Delta w_{81}(2) &= (0.9)(-0.0061)(0.25) + (0.1)(0) = -0.0014 \\
\Delta w_{82}(2) &= (0.9)(-0.0093)(0.25) + (0.1)(0) = -0.0021 \\
\Delta w_{83}(2) &= (0.9)(0.0039)(0.25) + (0.1)(0) = 0.0009 \\
\Delta w_{91}(2) &= (0.9)(-0.0061)(0.10) + (0.1)(0) = -0.0005 \\
\Delta w_{92}(2) &= (0.9)(-0.0093)(0.10) + (0.1)(0) = -0.0008 \\
\Delta w_{93}(2) &= (0.9)(0.0039)(0.10) + (0.1)(0) = 0.0004 \\
\Delta w_{101}(2) &= (0.9)(-0.0061)(0.19) + (0.1)(0) = -0.0010 \\
\Delta w_{102}(2) &= (0.9)(-0.0093)(0.19) + (0.1)(0) = -0.0016 \\
\Delta w_{103}(2) &= (0.9)(0.0039)(0.19) + (0.1)(0) = 0.0007
\end{aligned}$$

8) ปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk}(t+1) \quad j = 1,2,3 \quad k = 1 \quad (3.10)$$

ปรับค่าถ่วงน้ำหนักในระหว่างชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต

$$\begin{aligned}
w_{11} &= 0.5 + 0.0169 = 0.5169 \\
w_{21} &= 0.7 + 0.0219 = 0.7219 \\
w_{31} &= -0.3 + 0.0207 = -2.793
\end{aligned}$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t+1) \quad i = 1,2,\dots,10 \quad j = 1,2,3 \quad (3.11)$$

ปรับค่าถ่วงน้ำหนักในระหว่างชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต

$$w_{11}(2) = 0.5 + 0 = 0.5$$

$$w_{12}(2) = 0.8 + 0 = 0.8$$

$$w_{13}(2) = -0.3 + 0 = -0.3$$

$$w_{21}(2) = -0.6 - 0.0025 = -0.6025$$

$$w_{22}(2) = 0.2 - 0.0038 = 0.1962$$

$$w_{23}(2) = 0.7 + 0.0016 = 0.7016$$

$$w_{31}(2) = 0.5 - 0.0018 = 0.4982$$

$$w_{32}(2) = -0.1 - 0.0028 = -0.1028$$

$$w_{33}(2) = -0.6 + 0.0012 = -0.5988$$

$$w_{41}(2) = 0.9 - 0.0024 = 0.8976$$

$$w_{42}(2) = -0.6 - 0.0036 = -0.6036$$

$$w_{43}(2) = 0.3 + 0.0015 = 0.3015$$

$$w_{51}(2) = 0.7 - 0.0027 = 0.6973$$

$$w_{52}(2) = 0.3 - 0.0042 = 0.2958$$

$$w_{53}(2) = 0.1 + 0.0018 = 0.1018$$

$$w_{61}(2) = -0.2 - 0.0021 = -0.2021$$

$$w_{62}(2) = -0.2 - 0.0033 = -0.2033$$

$$w_{63}(2) = 0.4 + 0.0014 = 0.4014$$

$$w_{71}(2) = -0.7 - 0.0014 = -0.7014$$

$$w_{72}(2) = 0.8 - 0.0022 = 0.7978$$

$$w_{73}(2) = 0.3 + 0.0009 = 0.3009$$

$$w_{81}(2) = 0.3 - 0.0014 = 0.2986$$

$$w_{82}(2) = 0.4 - 0.0021 = 0.3979$$

$$w_{83}(2) = -0.8 + 0.0009 = -0.7991$$

$$w_{91}(2) = 0.1 - 0.0005 = 0.0995$$

$$w_{92}(2) = 0.9 - 0.0008 = 0.8992$$

$$w_{93}(2) = 0.2 + 0.0004 = 0.2004$$

$$w_{101}(2) = 0.8 - 0.0010 = 0.7990$$

$$w_{102}(2) = -0.5 - 0.0016 = -0.5016$$

$$w_{103}(2) = -0.4 + 0.0007 = -0.3993$$

- 9) ทำซ้ำขั้นตอนที่ 2-8 จนครบทุกชุดข้อมูลที่ทำการฝึกสอน
- 10) ทำซ้ำขั้นตอนที่ 1-9 จนครบ 500 รอบซึ่งจะได้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยออกมาเป็น $5.863119618962323E-3$

ทำตามขั้นตอนข้างต้นจนครบทุกโครโมโซม ซึ่งจะได้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยดังนี้ดังนี้

Name	Code	Decode	MSE
chromosome1	00011	3	$5.863119618962323E-3$
chromosome2	01001	9	$5.624066276929969E-3$
chromosome3	10010	18	$5.234363549398871E-3$
chromosome4	00100	4	$5.418395433121202E-3$
chromosome5	00010	2	$5.385606086695773E-3$

เมื่อจัดเรียงโครโมโซมใหม่โดยเรียงจากคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากน้อยไปมากจะได้ดังนี้

Name	Code	Decode	MSE
chromosome3	10010	18	$5.234363549398871E-3$
chromosome5	00010	2	$5.385606086695773E-3$
chromosome4	00100	4	$5.418395433121202E-3$
chromosome1	01001	9	$5.624066276929969E-3$
chromosome2	00011	3	$5.863119618962323E-3$

จากข้อมูลข้างต้นพบว่า chromosome3 และ chromosome5 ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยสุดตามลำดับ ซึ่งจะเลือกนำมาเป็นสมาชิกรุ่นพ่อแม่ แล้วนำมาทำการสลับสายพันธุ (Crossover) ดังนี้

$$10 \mid 010 + 00 \mid 010 = 10010 \text{ และ } 00010$$

หลังจากนั้นทำการกลายพันธุ์ (Mutation) ดังนี้

$$10010 \Rightarrow 10000$$

$$00010 \Rightarrow 01010$$

เมื่อได้สมาชิกรุ่นลูก (Offspring) จะทำการถอดรหัสและเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้และทดสอบอีกครั้งซึ่งจะได้ดังรูป

Name	Code	Decode	MSE
offspring1	10000	16	5.262485779658012E-3
offspring2	01010	10	5.346161991904927E-3

หลังจากหาค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย จะเข้าสู่กระบวนการแทนที่กลุ่มประชากรโดยจะนำโครโมโซมที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยมากที่สุดออก แล้วนำสมาชิกรุ่นลูกที่ได้เข้าไปแทนที่ และจะได้กลุ่มประชากรใหม่โดยเรียงลำดับตามค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากน้อยไปมากดังนี้

Name	Code	Decode	MSE
chromosome3	10010	18	5.234363549398871E-3
offspring1	10000	16	5.262485779658012E-3
offspring2	01010	10	5.346161991904927E-3
chromosome5	00010	2	5.385606086695773E-3
chromosome4	00100	4	5.418395433121202E-3

คำตอบในรอบแรกคือ จำนวนโหนดในชั้นซ่อนควรเป็น 18 และจะได้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 5.234363549398871E-3 ซึ่งจะทำเช่นนี้วนไปเรื่อยๆ จนกระทั่งครบจำนวนรอบที่เรากำหนด หรือคำตอบคงเดิมครบจำนวนรอบตามที่เรากำหนด เมื่อเสร็จแล้วนำโครงข่ายที่ได้ไปทดสอบพยากรณ์กับข้อมูลชุดทดสอบต่อไป

จากข้างต้นในบทนี้ได้กล่าวถึงการทำงานของตัวแบบนิวโรเจเนติกและการประยุกต์ใช้สำหรับการพยากรณ์หุ้น และเพื่อต้องการรู้ว่าตัวแบบที่ได้นี้สามารถพยากรณ์ได้ดีมากน้อยเพียงใด จึงต้องมีตัวแบบที่ใช้สำหรับเปรียบเทียบนั่นคือตัวแบบการทำนายอย่างง่าย โดยเปรียบเทียบค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไร ซึ่งจะกล่าวถึงในบทถัดไป

บทที่ 4

การประเมินผล

การประเมินผลตัวแบบพยากรณ์หุ้นแตกต่างจากการประเมินผลตัวแบบการพยากรณ์ทั่วไป ซึ่งจะต้องดูทั้งทิศทางและปริมาณ โดย Hellstrom [12] ได้เสนอวิธีการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์หุ้น โดยดูจากอัตราการทำนายถูกและศักยภาพการทำกำไร แล้วเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่าย ซึ่งในบทนี้ส่วนแรกจะกล่าวถึงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ และส่วนที่สองกล่าวถึงการวัดประสิทธิภาพ

4.1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพ

ในการวัดความสำเร็จของตัวแบบพยากรณ์หุ้นว่ามีความแม่นยำมากน้อยเพียงใดควรมีการเปรียบเทียบกับการทำนายอย่างง่าย (Naive Prediction) [12] [19] ซึ่งเป็นตัวแบบพื้นฐานในการพยากรณ์หุ้น โดยมีนิยามว่าราคาหุ้นของวันนี้คือค่าพยากรณ์สำหรับหุ้นในวันต่อไป ดังสมการที่ 4.1

$$\hat{y}_{t+1} = y_t \quad (4.1)$$

เมื่อ y_t คือ ราคาปิดของหุ้นที่ทราบวันสุดท้าย ณ เวลา t
 \hat{y}_{t+1} คือ ราคาหุ้นที่พยากรณ์ในวันถัดไป ณ เวลา $t+1$

ในการทำงานเดียวกันเมื่อพิจารณาด้านทิศทางจะได้ดังนี้

$$\hat{R}_{t+1} = R_t \quad (4.2)$$

เมื่อ R_t คือ ค่าคืนกลับ (Return value) ของหุ้นที่ทราบวันสุดท้าย ณ เวลา t
 \hat{R}_{t+1} คือ ค่าคืนกลับ (Return value) ของหุ้นในวันถัดไป ณ เวลา $t+1$

และ
$$R_t = \frac{y_t - y_{t-1}}{y_{t-1}}$$

4.2 การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ

การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์หุ้นนี้แตกต่างจากการวัดประสิทธิภาพตัวแบบพยากรณ์ทั่วไป โดยตัวแบบพยากรณ์หุ้นจะพิจารณาว่าทำนายทิศทางถูกมากน้อยเพียงใด และผลจากการพยากรณ์หุ้นจะสร้างกำไรหรือขาดทุนเพียงใด ทั้งนี้ตัววัดประสิทธิภาพที่ใช้ตาม [19] มี 3 ค่า คือ อัตราการทำนายถูก (Hit rate : HR) ผลตอบแทนจากการลงทุน (Return on investment : ROI) และ ศักยภาพการทำกำไร (Realised Potential : RP)

ค่าอัตราการทำนายถูก HR นี้เป็นค่าที่แสดงถึงอัตราที่ตัวแบบพยากรณ์ทิศทางได้ถูกต้อง นั่นคือ ตัวแบบทำนายล่วงหน้าว่าหุ้นขึ้นแล้วหุ้นขึ้นจริง หรือตัวแบบทำนายหุ้นลงแล้วหุ้นลงจริง โดยไม่พิจารณาหุ้นที่คงที่ ดังสมการที่ 4.3

$$HR = \frac{\left| \{t | R_t^k \hat{R}_t^k > 0, t = 1, \dots, N\} \right|}{\left| \{t | R_t^k \hat{R}_t^k \neq 0, t = 1, \dots, N\} \right|} \quad (4.3)$$

เมื่อ R_t^k คือ ค่าคืนกลับ k วันล่วงหน้า (k-step return value) จากการพยากรณ์ ณ เวลา t

\hat{R}_t^k คือ ค่าคืนกลับ k วันล่วงหน้า (k-step return value) ของหุ้นจริง ณ เวลา t

N คือ จำนวนข้อมูล

และ $R_t^k = \frac{y_t - y_{t-k}}{y_{t-k}}$

ค่าผลตอบแทนจากการลงทุน ROI เป็นค่าที่แสดงทั้งทิศทางและปริมาณโดยสามารถอธิบายได้ทั้งความถูกต้องในการทำนายทิศทางและบอกถึงผลตอบแทนซึ่งอาจได้กำไรหรือขาดทุน มากน้อยเพียงใด โดยแสดงดังสมการที่ 4.4

$$ROI = \sum_{t=1}^T R_t \cdot \sin g(\hat{R}_t) \quad (4.4)$$

สำหรับค่าศักยภาพการทำกำไร RP แสดงถึงอัตราการทำกำไรโดยเป็นสัดส่วนของผลตอบแทนจากการลงทุนเทียบกับการขึ้นลงของราคาหุ้นทั้งหมด ซึ่งค่านี้บ่งชี้ถึงความสำเร็จของตัวแบบพยากรณ์เมื่ออยู่ภายใต้สมมติฐานที่ว่าหากตัวแบบพยากรณ์ว่าหุ้นขึ้นเราจะซื้อหุ้นได้ทันที และหากตัวแบบพยากรณ์ว่าหุ้นลงเราจะขายหุ้นได้ทันที โดยค่าศักยภาพการทำกำไรคำนวณได้จากสมการที่ 4.5

$$RP = \frac{\sum_{t=1}^T R_t \cdot \text{sign}(\hat{R}_t)}{\sum_{t=1}^T |R_t|} \quad (4.5)$$

จากข้างต้นพบว่าค่าศักยภาพการทำกำไรเกิดจากค่าผลตอบแทนจากการลงทุนหารด้วยปริมาณการขึ้นลงของหุ้น ดังนั้น สามารถใช้เพียงค่าอัตราการทำนายถูก HR และค่าศักยภาพการทำกำไร HR ในการเปรียบเทียบระหว่างตัวแบบของเรากับตัวแบบการทำนายอย่างง่ายได้

บทที่ 5

การทดลอง

สำหรับการทดสอบตัวแบบการพยากรณ์เพื่อดูว่าประสบความสำเร็จมากน้อยเพียงใดนั้น ต้องมีการวางแผนและออกแบบการทดลอง เพื่อให้ได้ผลการทดลองอยู่ภายใต้สภาวะแวดล้อมตามที่กำหนด โดยในบทนี้แบ่งออกเป็นสามส่วน ส่วนแรกกล่าวถึงการออกแบบการทดลอง ส่วนที่สองกล่าวถึงผลการทดสอบตัวแบบพยากรณ์หุ่น และส่วนสุดท้ายเป็นการอภิปรายผลที่ได้จากการทดสอบตัวแบบพยากรณ์หุ่น

5.1 ออกแบบการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้ออกแบบการทดลองโดยทดสอบตัวแบบสำหรับการพยากรณ์กับหุ่นในหมวดอุตสาหกรรมสื่อสาร ที่มีการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยแต่ละหุ่นทดสอบพยากรณ์ 1 และ 7 วันล่วงหน้า ทดสอบโดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติก แล้วนำไปเปรียบเทียบกับการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

ทั้งนี้ จากขั้นตอนการคำนวณซึ่งแสดงให้เห็นในบทที่ 3 พบว่ามีความซับซ้อนมากและยากแก่การคำนวณด้วยมือ ดังนั้นเพื่อให้การทดสอบตัวแบบการพยากรณ์หุ่นสามารถทำได้ง่ายขึ้นจึงได้มีการพัฒนาโปรแกรมภายใต้สภาวะแวดล้อมดังนี้

สภาวะแวดล้อมเพื่อการพัฒนาตัวแบบ

ภาษาการโปรแกรม : ภาษาจาวา (j2sdk 1.4.2_04)

โปรแกรมช่วยพัฒนา : NetBeans IDE 3.6 (www.netbeans.org) ,
EditPlus Text Editor v2.10c

ระบบปฏิบัติการ : Microsoft Windows XP Professional Service Pack 1

คอมพิวเตอร์ : Intel(R) Celeron(R) CPU 2.0 GHz 512 MB of RAM

โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นเพื่อใช้ในการทดสอบตัวแบบพยากรณ์หุ่นนี้ประกอบไปด้วยระบบการคำนวณตามกระบวนการขั้นตอนวิธีในบทที่ 3 และมีการคำนวณค่าที่ใช้สำหรับการประเมินค่าตัวแบบ สามารถแสดงผลในรูปแบบของกราฟทั้งของข้อมูลชุดเรียนรู้และข้อมูลชุดทดสอบเพื่อแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างของค่าที่ได้จากการคำนวณและค่าที่เกิดขึ้นจริง พร้อมทั้งสามารถปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ได้ตามความต้องการ เช่น ค่าอัตราการเรียนรู้ ค่าโมเมนตัม จำนวนครั้งในการเรียนรู้ เป็นต้น และด้วยที่โปรแกรมนี้พัฒนามาจากภาษาจาวา(JAVA) ดังนั้นจึงสามารถรันได้ทุกระบบปฏิบัติการที่มี Java Virtual Machine

นอกจากนี้ การพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกซึ่งเป็นการผสมผสานระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีเชิงพันธุกรรมจึงมีพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับการพยากรณ์มาก โดยอธิบายได้ดังนี้

พารามิเตอร์สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

- จำนวนโหนดในชั้นอินพุต

จำนวนโหนดในชั้นอินพุตนั้นเกิดจากการพิจารณาความสัมพันธ์ของข้อมูล โดยใช้หลักสถิติค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์โดยแสดงไว้ในบทที่ 3 ซึ่งผลปรากฏว่ามีข้อมูลที่ใช่เป็นอินพุต 10 ตัวแปร คือ ราคาปิดก่อนหน้า ราคาเปิด ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุด ราคาเฉลี่ย ราคาปิด ปริมาณหุ้นที่มีการซื้อขาย มูลค่าหุ้นที่มีการซื้อขาย ดัชนีหุ้นหมวดอุตสาหกรรมสื่อสาร และดัชนีหุ้นรวม

- จำนวนโหนดในชั้นซ่อน

จำนวนโหนดในชั้นซ่อนนี้กำหนดโดยวิธีเชิงพันธุกรรม โดยจากงานวิจัยในอดีต Nayer และคณะ [25] ได้สรุปว่าจำนวนโหนดที่เหมาะสมอยู่ที่ $\log(T)$ โดย T คือจำนวนข้อมูลที่ใช่สำหรับการเรียนรู้ แต่ทั้งนี้ยังคงเป็นการประมาณซึ่งค่าที่เหมาะสมที่สุดจะต้องดูจากข้อมูลที่นำมาใช้ทดสอบอีกครั้ง ซึ่งเมื่อดูจากข้อมูลในงานวิจัยนี้พบว่าจำนวนข้อมูลที่ใช่เรียนรู้ในแต่ละปีอยู่ที่ประมาณ 200 ชุดข้อมูล ทำให้ค่า $\log(T)$ อยู่ที่ประมาณ 8 ดังนั้น เพื่อให้ครอบคลุมจำนวนโหนดที่เหมาะสมงานวิจัยนี้จึงกำหนดขอบเขตจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น 1-32 โหนด

- จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุต

จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเป็น 1 โหนด คือราคาปิดที่เราต้องการพยากรณ์

- ฟังก์ชันการกระตุ้น

สำหรับฟังก์ชันการกระตุ้นที่ใช้เป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ ดังสมการที่ 2.1 ซึ่งเหมาะกับวิธีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ และค่าผลลัพธ์ออกมาอยู่ในช่วง 0-1 ซึ่งเหมาะกับตัวแบบที่มีค่าไม่ติดลบ อีกทั้งฟังก์ชันซิกมอยด์ยังเหมาะกับการเขียนโปรแกรมอีกด้วยเนื่องจากค่าอนุพันธ์ยังคงรูปแบบเดิม

- กระบวนการเรียนรู้

กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนี้ใช้วิธีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ ซึ่งเป็นที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายเนื่องจากมีการนำค่าคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์ในระหว่างการเรียนรู้นำไปปรับค่าถ่วงน้ำหนักด้วย

- ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น

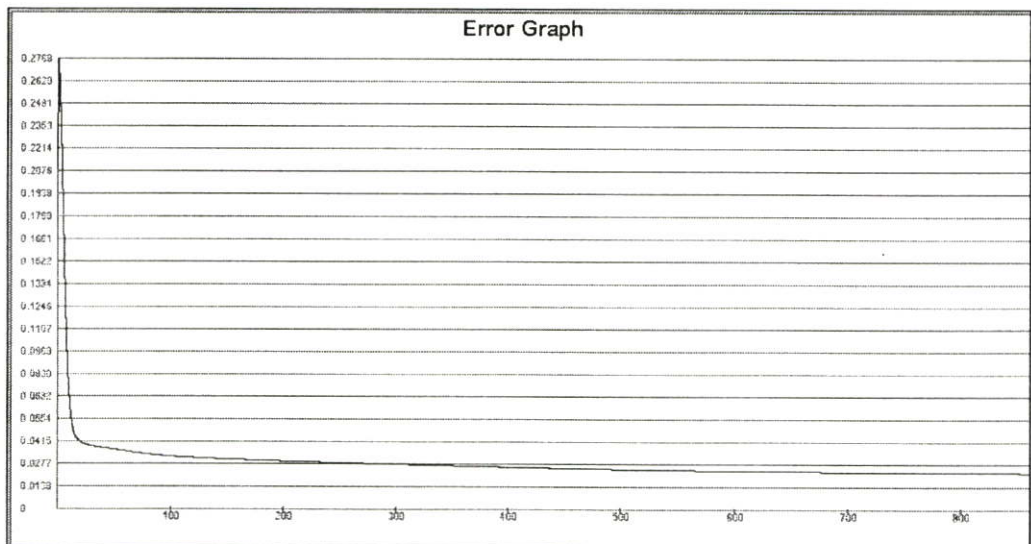
สำหรับค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นนับเป็นพารามิเตอร์ที่สำคัญอีกค่าหนึ่งเนื่องจากหากค่าเริ่มต้นเหมาะสมจะทำให้การเรียนรู้มีประสิทธิภาพมากขึ้น เนื่องจากเราได้ทำการปรับข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบปกติโดยใช้วิธี Min-Max normalization ทำให้ข้อมูลอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ดังนั้นค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นจึงควรเป็น -1 ถึง +1

- อัตราการเรียนรู้และโมเมนตัม

สำหรับอัตราการเรียนรู้นั้น Clarence and Gerhard [5] ได้กล่าวสรุปว่าควรเริ่มต้นจากน้อยแล้วค่อยๆ เพิ่มค่า ซึ่งหากอัตราการเรียนรู้มากไปจะทำให้การเรียนรู้เร็วและทำให้เกิดการแกว่งตัวสูง สำหรับค่าโมเมนตัมหากมีค่ามากเกินไปจะทำให้การเรียนรู้ค่อยๆ ลู่เข้าช้าเกินไป แต่ถ้าน้อยเกินไปก็จะทำให้มีการแกว่งตัวสูง โดยงานวิจัยนี้ได้กำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เป็น 0.9 และค่าโมเมนตัมเป็น 0.1 โดยเกิดจากการทดสอบพยากรณ์ในเบื้องต้นกับหุ้น TT&T

- จำนวนครั้งที่เรียนรู้

สำหรับจำนวนครั้งที่ใช้เรียนรู้นั้นเมื่อถึงจุดจุดหนึ่งพบว่าค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองไม่ลดลงหรือลดลงในสัดส่วนที่น้อยมาก ดังเช่นในรูปที่ 5.1 พบว่าเมื่อจำนวนครั้งในการเรียนรู้ที่ประมาณ 500 ครั้ง พบว่าค่าผิดพลาดนั้นเริ่มคงที่หากมีการเรียนรู้ต่อไปทำให้เกิด Over Fitting



รูปที่ 5.1 แสดงกราฟจำนวนครั้งในการเรียนรู้และค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

จากรูปจะเห็นว่าจำนวนครั้งที่ใช้ในการเรียนรู้หลังจาก 500 นั้นไม่มีความจำเป็น ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้กำหนดจำนวนครั้งในการเรียนรู้ (Epoch) เป็น 500 ครั้ง

พารามิเตอร์สำหรับวิธีเชิงพันธุกรรม

- ขนาดของโครโมโซม และขนาดของประชากร

เนื่องจากขนาดของโครโมโซมจะขึ้นอยู่กับขอบเขตของจำนวนโหนดในชั้นซ่อนซึ่งข้างต้นได้กำหนดค่าสูงสุดเป็น 32 โหนด ดังนั้น การเข้ารหัสเป็นเลขฐานสองจึงต้องใช้เลขจำนวน 5 บิต นั่นคือกำหนดขนาดของโครโมโซมเป็น 5 สำหรับขนาดของประชากรนั้นการกำหนดจะขึ้นอยู่กับขนาดของโครโมโซม ซึ่งงานวิจัยนี้กำหนดให้ขนาดของประชากรเป็น 5

- รูปแบบการเลือก

สำหรับการเลือกในวิธีเชิงพันธุกรรมได้กำหนดให้มีการเลือกแบบสถานะมั่นคง เนื่องจากเป็นการเลือกจากโครโมโซมที่ให้คำตอบที่ดีที่สุดในกลุ่มประชากรนำมาทำการสลับสายพันธุ์และการกลายพันธุ์

- รูปแบบการสลับสายพันธุ์ และรูปแบบการกลายพันธุ์

ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดให้ใช้การสลับสายพันธุ์แบบ 1 จุด เนื่องจากขนาดของโครโมโซมมีขนาดเล็ก และได้กำหนดให้ใช้การกลายพันธุ์แบบสุ่ม เพื่อเป็นการกระจายการเปลี่ยนแปลงของโครโมโซม โดยความน่าจะเป็นของการสลับสายพันธุ์และการกลายพันธุ์เป็น 0.8

- การหยุด

เพื่อให้ได้คำตอบที่ดีที่สุดหรือใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุดและใช้เวลาที่เหมาะสม งานวิจัยนี้จึงกำหนดให้หยุดทำงานเมื่อครบ 10 รอบ หรือค่าความเหมาะสมคงที่ครบ 5 ครั้ง

นอกจากการกำหนดค่าพารามิเตอร์ข้างต้นแล้ว ยังมีการแบ่งข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ซึ่งได้กำหนดให้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือข้อมูลชุดเรียนรู้และข้อมูลชุดทดสอบ โดยนำข้อมูลทุกๆ 4 รูปแบบเรียงลำดับกัน นำข้อมูล 3 รูปแบบแรกเป็นข้อมูลชุดเรียนรู้ และอีก 1 รูปแบบเป็นข้อมูลชุดทดสอบ

การทดลองเริ่มจากใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกเรียนรู้ข้อมูลในข้อมูลชุดเรียนรู้ เมื่อสิ้นสุดกระบวนการเรียนรู้แล้วนำตัวแบบที่ได้มาทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบ โดยคำนวณค่าอัตราการทำนายถูก และค่าศักยภาพการทำกำไร แล้วเปรียบเทียบกับการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่ายด้วยข้อมูลชุดทดสอบเช่นเดียวกัน ใช้ทดสอบกันหุนในหมวดอุตสาหกรรมสื่อสาร ที่มีการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย และเปิดให้มีการซื้อขายก่อนพุทธศักราช 2545 ซึ่งมี 11 หุน ดังนี้ ADVANCE, IEC, INET, JAS, MLINK, SMART, SATTEL, SHIN, TRUE, TT&T และ UCOM และแบ่งการพยากรณ์ออกเป็นการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า และการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า

5.2 ผลการทดลอง

ผลการทดลองนี้แบ่งออกเป็นสองส่วนคือผลการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า และผลการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า ซึ่งผลการพยากรณ์ประกอบด้วยจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่คำนวณได้จากตัวแบบนิวโรเจเนติก (H_{NG}) เปอร์เซนต์อัตราการทำนายถูก (HR) และเปอร์เซนต์ค่าศักยภาพการทำกำไร (RP) เปรียบเทียบกับการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

ผลการทดลองพบว่าในการพยากรณ์หุนในหมวดอุตสาหกรรมสื่อสารทุกหุนสอดคล้องกันคือ โดยเฉลี่ยแล้วการพยากรณ์หุนโดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกให้ค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรมากกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่ายทั้งการพยากรณ์ 1 และ

7 วันล่วงหน้า โดยรายละเอียดผลการทดสอบการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า แสดงดังตารางที่ 5.1-5.11 และผลการทดสอบการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า แสดงดังตารางที่ 5.12 - 5.22

ตารางที่ 5.1 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น ADVANCE

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	3	56.60	23.76	55.10	21.80
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	3	70.37	33.87	34.78	-22.10
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	3	59.26	19.63	51.02	-8.55
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	54.55	11.98	48.94	0.02
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	3	59.57	30.81	51.22	19.23
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	67.86	48.16	53.85	16.97
ค่าเฉลี่ย		61.37	28.04	49.15	4.65

ตารางที่ 5.2 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น IEC

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	3	63.04	35.28	61.76	42.30
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	4	58.14	10.33	41.67	10.98
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	3	53.33	10.32	42.11	6.50
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	50.00	-9.51	53.33	15.19
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	2	61.22	30.98	40.61	-3.35
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	3	53.85	52.94	52.00	63.96
ค่าเฉลี่ย		56.60	24.89	48.58	22.60

ตารางที่ 5.3 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น INET

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	48.08	7.84	46.51	-4.35
2. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	2	60.87	43.56	56.41	27.80
3. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	74.07	59.62	62.50	37.71
ค่าเฉลี่ย		61.01	37.01	55.14	20.39

ตารางที่ 5.4 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น JAS

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	2	50.00	12.65	48.94	14.93
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	2	62.50	21.15	50.00	13.50
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	2	63.04	36.36	42.42	10.92
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	5	52.94	-0.08	41.67	-8.40
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	2	43.40	-4.98	48.08	16.36
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	57.69	48.04	52.00	25.63
ค่าเฉลี่ย		54.93	18.86	47.19	12.16

ตารางที่ 5.5 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น MLINK

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า (%)					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. เม.ย. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	53.85	15.58	50.00	-7.65
2. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	3	48.21	8.59	51.85	0.25
3. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	57.14	12.30	54.17	16.60
ค่าเฉลี่ย		53.07	12.16	52.01	3.07

ตารางที่ 5.6 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น SAMART

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	2	49.02	18.08	53.33	32.37
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	2	62.50	34.93	54.76	6.31
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	3	53.19	30.65	48.39	6.84
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	2	51.02	-19.72	43.59	-1.63
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	2	47.17	-6.12	48.98	7.53
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	41.38	-15.57	40.74	-14.16
ค่าเฉลี่ย		50.71	7.04	48.30	6.21

ตารางที่ 5.7 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น SATTEL

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	3	54.55	15.71	53.33	2.56
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	3	51.85	8.47	44.68	-20.27
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	3	54.00	11.09	50.00	-15.24
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	56.25	13.99	52.50	-0.49
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	2	53.57	0.05	51.02	-16.32
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	55.56	55.50	53.85	42.77
ค่าเฉลี่ย		54.30	17.47	49.23	-1.17

ตารางที่ 5.8 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น SHIN

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	2	43.86	-9.41	55.10	42.57
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	2	62.50	26.04	55.10	13.77
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	2	52.00	19.40	37.78	-22.20
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	2	57.69	17.51	48.89	-0.91
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	2	52.83	4.84	48.94	10.57
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	66.67	27.62	44.00	-7.85
ค่าเฉลี่ย		55.93	14.33	48.30	5.99

ตารางที่ 5.9 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น TRUE

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	2	53.57	-0.19	57.69	16.62
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	2	58.18	21.71	52.94	14.52
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	2	62.75	20.06	50.00	4.73
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	2	50.00	11.44	51.22	3.91
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	2	50.88	26.36	55.10	33.04
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	62.07	24.99	48.15	-11.12
ค่าเฉลี่ย		56.24	17.40	52.52	10.28

ตารางที่ 5.10 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าของหุ้น TT&T

โดยใช้ตัวแบบนิพจน์และตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	2	46.30	-0.52	43.18	-5.41
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	2	48.89	-13.46	48.65	2.60
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	3	58.33	22.50	29.73	-21.64
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	54.35	0.12	55.00	4.85
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	3	55.56	22.44	51.11	-2.90
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	53.57	32.53	36.00	-11.88
ค่าเฉลี่ย		52.83	10.60	43.95	-5.73

ตารางที่ 5.11 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 1 วัน ล่วงหน้าของหุ้น UCOM

โดยใช้ตัวแบบนิพจน์และตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	3	47.27	8.61	69.05	28.48
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	3	61.54	22.63	45.24	7.45
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	2	60.00	38.30	41.86	12.50
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	52.83	7.55	50.00	11.01
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	3	62.26	27.58	45.65	7.91
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	69.23	43.31	38.46	-29.71
ค่าเฉลี่ย		58.86	24.66	48.38	6.27

ตารางที่ 5.12 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น ADVANCE

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	5	58.00	22.44	47.83	18.09
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	2	65.31	37.27	50.00	-14.58
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	6	60.00	34.45	42.86	-3.25
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	4	53.45	13.31	41.51	-5.55
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	3	62.26	30.35	47.83	-1.83
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	3	42.31	3.38	39.13	-27.64
ค่าเฉลี่ย		56.89	23.53	44.86	-5.79

ตารางที่ 5.13 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น IEC

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	2	54.55	19.07	45.00	-29.50
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	2	68.63	44.90	40.00	-19.56
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	2	56.36	32.63	51.11	-18.04
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	63.04	42.50	42.50	11.07
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	2	58.18	14.24	39.58	9.81
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	7	64.00	13.87	63.64	22.18
ค่าเฉลี่ย		60.79	30.67	46.97	-4.01

ตารางที่ 5.14 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น INET

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	10	56.00	5.21	40.48	-5.36
2. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	3	54.90	26.38	44.44	-1.13
3. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	4	69.23	58.45	45.45	7.27
ค่าเฉลี่ย		60.04	30.01	43.46	0.26

ตารางที่ 5.15 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น JAS

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	2	59.65	16.72	62.00	32.34
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	2	64.58	34.18	36.32	-33.78
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	2	64.71	18.18	52.50	1.03
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	2	50.94	9.83	46.51	-4.89
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	2	55.17	51.90	48.08	29.42
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	56.25	13.28	69.23	25.23
ค่าเฉลี่ย		58.55	24.02	50.77	8.23

ตารางที่ 5.16 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น MLINK

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า (%)					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. เม.ย. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	64.35	30.03	51.02	-1.38
2. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	3	50.00	29.03	45.65	-26.50
3. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	3	70.37	44.78	41.67	-23.23
ค่าเฉลี่ย		61.57	34.61	46.11	-17.04

ตารางที่ 5.17 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น SAMART

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	2	46.94	-1.79	62.22	20.81
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	3	58.33	37.91	39.53	-19.54
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	3	56.52	23.70	24.32	-45.78
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	2	58.70	1.99	39.47	-15.23
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	3	55.17	20.10	46.00	10.64
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	11	75.00	51.44	44.44	18.91
ค่าเฉลี่ย		58.44	22.23	42.66	-5.03

ตารางที่ 5.18 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น SATTEL

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	3	56.25	15.26	51.16	4.40
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	3	66.04	26.12	44.90	-8.50
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	11	61.22	26.09	29.73	-39.08
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	62.00	29.74	50.00	2.94
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	2	52.63	-3.98	51.92	15.83
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	3	61.54	23.99	37.50	-39.71
ค่าเฉลี่ย		59.95	19.54	44.20	-10.69

ตารางที่ 5.19 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น SHIN

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	3	53.06	6.08	42.22	-14.52
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	3	58.18	24.20	44.00	6.62
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	2	66.00	55.50	32.56	-34.81
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	61.82	32.89	57.78	17.04
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	3	54.55	4.19	50.00	18.53
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	68.00	46.02	45.83	-34.27
ค่าเฉลี่ย		60.27	28.15	45.40	-6.90

ตารางที่ 5.20 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น TRUE

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	2	67.92	15.19	58.00	40.31
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	2	58.18	18.24	50.98	9.67
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	2	51.02	4.71	47.37	-5.01
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	54.72	31.95	53.33	14.66
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	2	49.06	19.01	52.27	-3.31
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	3	59.26	26.87	44.44	18.17
ค่าเฉลี่ย		56.69	19.33	51.07	12.42

ตารางที่ 5.21 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น TT&T

โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	3	50.98	24.14	46.34	8.69
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	2	50.00	4.19	39.39	-30.50
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	3	52.38	-5.88	45.45	-16.57
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	57.41	18.46	33.33	-25.63
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	1	56.14	19.26	41.07	-5.62
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	4	64.29	30.63	59.26	32.32
ค่าเฉลี่ย		55.20	15.13	44.14	-6.22

ตารางที่ 5.22 แสดงค่า HR และ RP จากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าของหุ้น UCOM

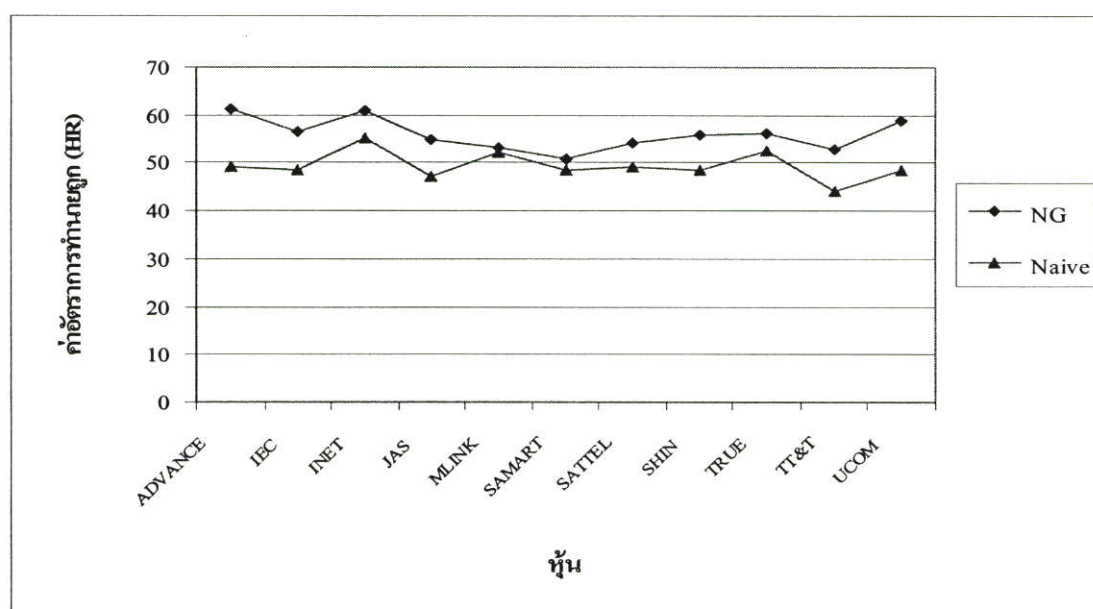
โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า					
ช่วงเวลา	H_{NG}	HR_{NG} (%)	RP_{NG} (%)	HR_{naive} (%)	RP_{naive} (%)
1. ม.ค. 2542 ถึง ธ.ค. 2542	3	46.43	-8.14	50.00	12.85
2. ม.ค. 2543 ถึง ธ.ค. 2543	2	72.70	52.89	27.91	-27.98
3. ม.ค. 2544 ถึง ธ.ค. 2544	3	65.31	24.36	57.14	19.08
4. ม.ค. 2545 ถึง ธ.ค. 2545	3	60.71	21.82	51.06	27.20
5. ม.ค. 2546 ถึง ธ.ค. 2546	3	46.67	-3.22	44.00	-12.95
6. ม.ค. 2547 ถึง ก.ค. 2547	2	58.62	24.59	55.56	6.36
ค่าเฉลี่ย		58.41	18.72	47.61	4.09

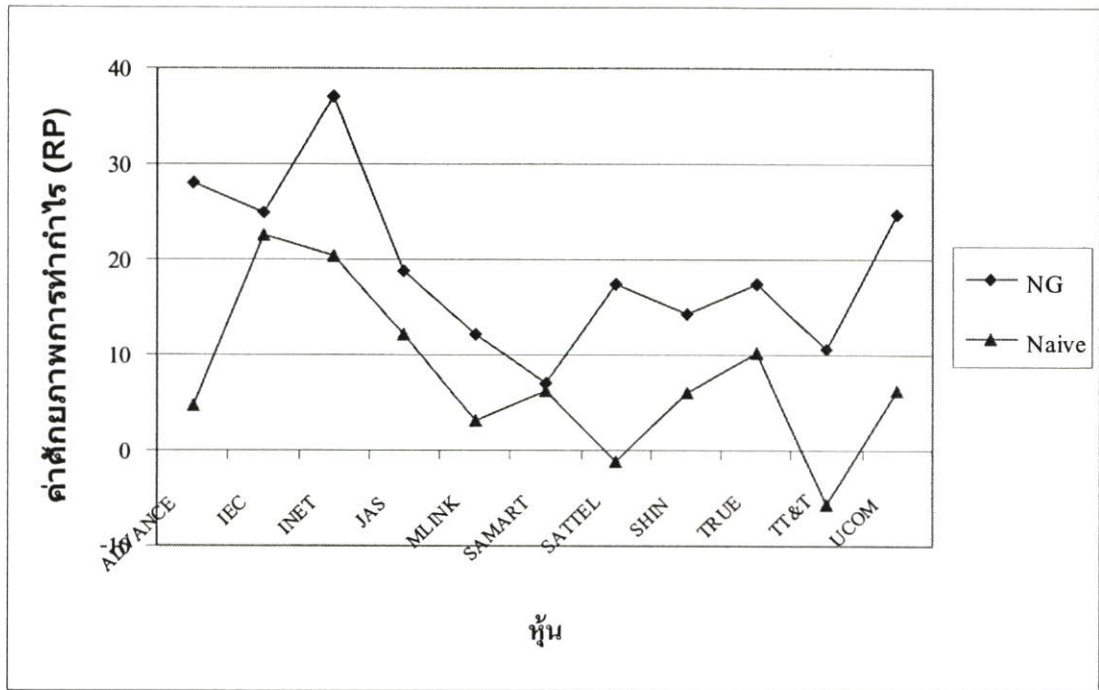
จากข้างต้นค่าเฉลี่ยของอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรของแต่ละหุ้นในการพยากรณ์ 1 และ 7 วันล่วงหน้า สามารถสรุปได้ดังตารางที่ 5.23-5.24 ตามลำดับ และแสดงเป็นแผนภูมิภาพ ดังรูปที่ 5.2 - 5.5

ตารางที่ 5.23 ค่าเฉลี่ยของอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรของแต่ละหุ้นในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า

หุ้น	HR _{NG} (%)	RP _{NG} (%)	HR _{naive} (%)	RP _{naive} (%)
ADVANCE	61.37	28.04	49.15	4.65
IEC	56.60	24.89	48.58	22.60
INET	61.01	37.01	55.14	20.39
JAS	54.93	18.86	47.19	12.16
MLINK	53.07	12.16	52.01	3.07
SAMART	50.71	7.04	48.30	6.21
SATTEL	54.30	17.47	49.23	-1.17
SHIN	55.93	14.33	48.30	5.99
TRUE	56.24	17.40	52.52	10.28
TT&T	52.83	10.60	43.95	-5.73
UCOM	58.86	24.66	48.38	6.27
ค่าเฉลี่ย	55.99	19.31	49.34	7.70



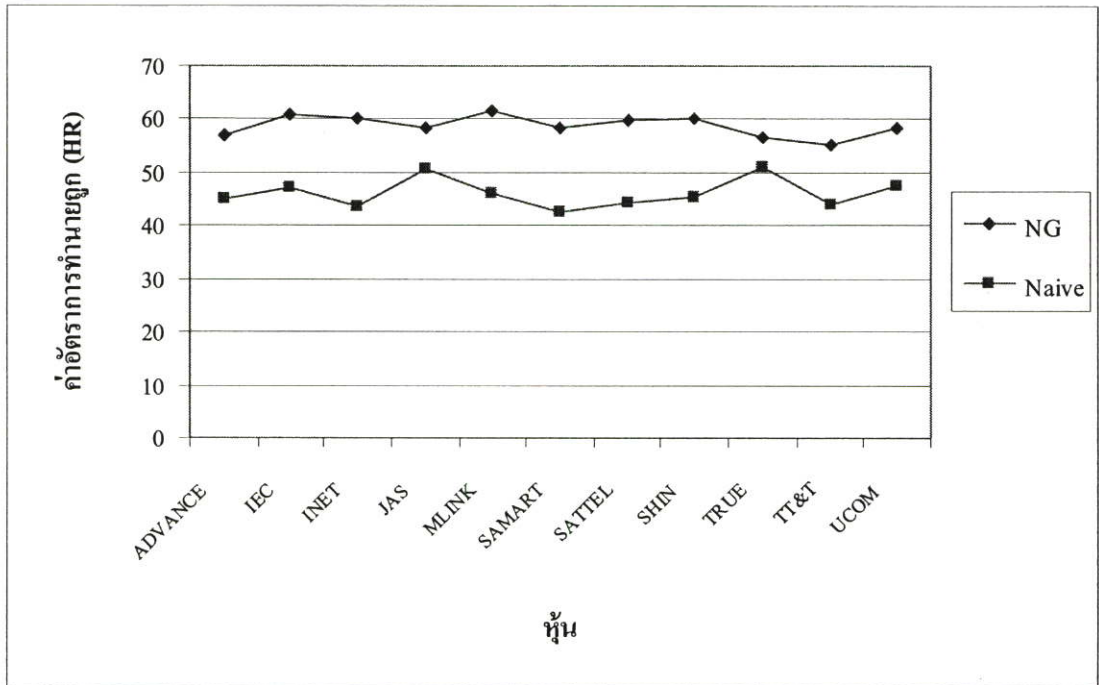
รูปที่ 5.2 แผนภูมิแสดงค่าอัตราการทำนายถูกโดยเฉลี่ยของแต่ละหุ้นในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า



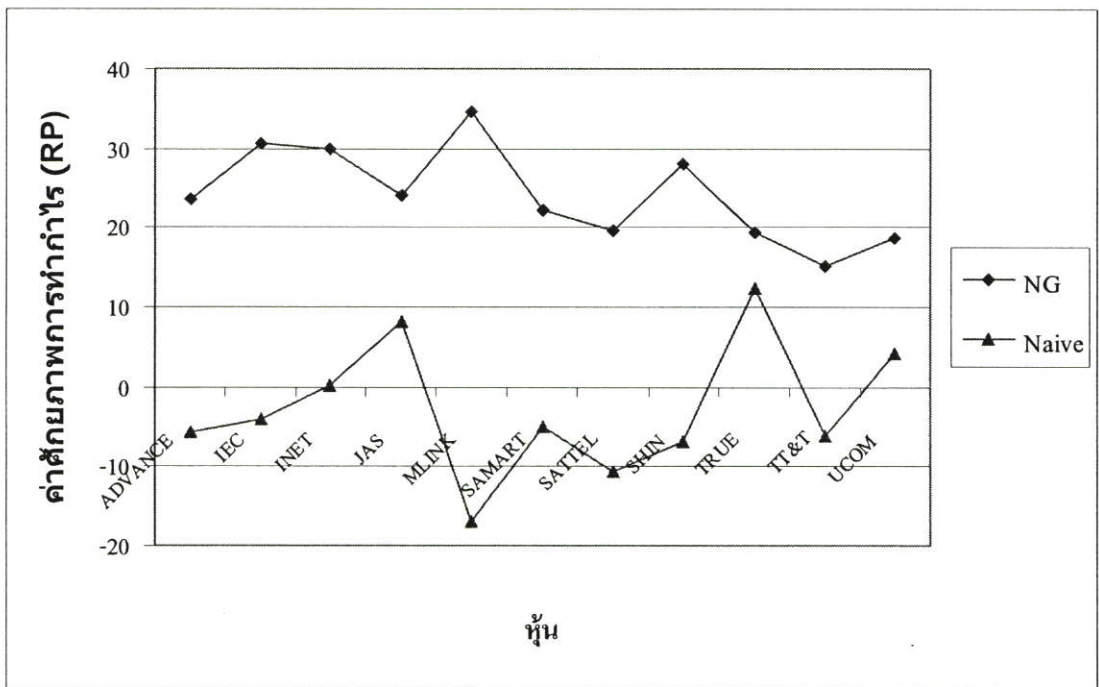
รูปที่ 5.3 แผนภูมิแสดงค่าศักยภาพการทำกำไรโดยเฉลี่ยของแต่ละหุ้น
ในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า

ตารางที่ 5.24 ค่าเฉลี่ยของอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรของแต่ละหุ้น
ในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า

หุ้น	HR _{NG} (%)	RP _{NG} (%)	HR _{naive} (%)	RP _{naive} (%)
ADVANCE	56.89	23.53	44.86	-5.79
IEC	60.79	30.67	46.97	-4.01
INET	60.04	30.01	43.46	0.26
JAS	58.55	24.02	50.77	8.23
MLINK	61.57	34.61	46.11	-17.04
SAMART	58.44	22.23	42.66	-5.03
SATTEL	59.95	19.54	44.20	-10.69
SHIN	60.27	28.15	45.40	-6.90
TRUE	56.69	19.33	51.07	12.42
TT&T	55.20	15.13	44.14	-6.22
UCOM	58.41	18.72	47.61	4.09
ค่าเฉลี่ย	58.49	23.00	46.09	-2.79



รูปที่ 5.4 แผนภูมิแสดงค่าอัตราการทำนายถูกโดยเฉลี่ยของแต่ละหุ้นในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า



รูปที่ 5.5 แผนภูมิแสดงค่าศักยภาพการทำกำไรโดยเฉลี่ยของแต่ละหุ้นในการพยากรณ์ 7 วัน ล่วงหน้า

จากกราฟข้างต้นจะเห็นว่าการพยากรณ์หุ้น โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกให้ค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรมากกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบอย่างง่ายทั้งในการพยากรณ์ 1 และ 7 วันล่วงหน้า ในทุกหุ้นที่นำมาทดสอบแต่สัดส่วนเล็กน้อยแตกต่างกันไป

เมื่อพิจารณาสัดส่วนของอัตราการทำนายถูกของตัวแบบนิวโรเจเนติกเทียบกับตัวแบบการทำนายอย่างง่ายซึ่งเรียกว่าอัตราการทำนายถูกสัมพัทธ์ (Relative hit rate) ดังสมการที่ 5.2 พบว่าโดยเฉลี่ยแล้วมีค่ามากกว่า 1 นั่นคือตัวแบบนิวโรเจเนติกสามารถทำนายทิศทางได้ดีกว่าตัวแบบการทำนายอย่างง่าย แสดงดังตารางที่ 5.25

$$HR_0 = \frac{HR_{NG}}{HR_{naive}} \quad (5.2)$$

ตารางที่ 5.25 แสดงอัตราการทำนายถูกสัมพัทธ์ของการพยากรณ์หุ้น 1 และ 7 วันล่วงหน้า

หุ้น	HR ₀	
	พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า	พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า
ADVANCE	1.29	1.19
IEC	1.17	1.29
INET	1.11	1.38
JAS	1.16	1.15
MLINK	1.02	1.34
SAMART	1.05	1.37
SATTEL	1.10	1.36
SHIN	1.16	1.33
TRUE	1.07	1.11
TT&T	1.20	1.25
UCOM	1.22	1.23
ค่าเฉลี่ย	1.14	1.27

จากตารางที่ 5.25 จะเห็นว่าในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า เมื่อใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกในการพยากรณ์โดยเฉลี่ยแล้วจะให้ค่าอัตราการทำนายถูกสูงกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบอย่างง่ายมากกว่า 10 เปอร์เซ็นต์ และในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า ตัวแบบนิวโรเจเนติกโดยเฉลี่ยแล้วให้ค่าอัตราการทำนายถูกสูงกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่ายมากกว่า 20 เปอร์เซ็นต์

5.3 อภิปรายผลการทดลอง

จากข้างต้นพบว่าผลการทดลองที่ได้เป็นไปตามสมมติฐานที่ตั้งไว้คือเมื่อนำตัวแบบที่ได้มาใช้ในการพยากรณ์หุ้นโดยเฉลี่ยแล้วค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรสูงกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบอย่างง่าย และนอกจากนี้ยังพบว่าเมื่อใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกในการพยากรณ์หุ้นโดยเฉลี่ยจะไม่ขาดทุน แต่ในบางครั้งพบว่าค่าอัตราการทำนายถูกสูงกว่าแต่ค่าศักยภาพการทำกำไรน้อยกว่า ซึ่งกรณีนี้เกิดขึ้นได้เนื่องจากในช่วงที่ตัวแบบทำนายทิศทางได้ถูกต้องแต่หุ้นเปลี่ยนแปลงน้อยทำให้ได้กำไรน้อย หรือในช่วงที่ตัวแบบทำนายทิศทางผิดแต่หุ้นเปลี่ยนแปลงมากทำให้ขาดทุนมากจึงทำให้เกิดกรณีนี้ขึ้น

เมื่อพิจารณาถึงความน่าเชื่อถือหรือบ่งบอกว่าในการพยากรณ์แต่ละครั้งให้ค่าไม่แตกต่างกัน จึงได้คำนวณค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าอัตราการทำนายถูกและศักยภาพการทำกำไรของการพยากรณ์ 1 และ 7 วันล่วงหน้าพบว่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าอัตราการทำนายถูกและศักยภาพการทำกำไรของการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่ายโดยเฉลี่ยแล้วมีค่าใกล้เคียงกัน แสดงดังตารางที่ 5.26 และตารางที่ 5.27 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่ายในแต่ละครั้งให้ค่าไม่แตกต่างกัน

ตารางที่ 5.26 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย
พยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า

ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า (%)				
หุ้น	HR _{NG}	RP _{NG}	HR _{naive}	RP _{naive}
ADVANCE	6.33	12.60	7.37	17.72
IEC	5.04	22.27	8.50	25.38
INET	13.00	26.50	8.07	21.99
JAS	7.64	20.63	4.20	11.25
MLINK	4.52	3.50	2.09	12.37
SAMART	7.04	23.91	5.42	15.25
SATTEL	1.55	19.42	3.37	23.40
SHIN	8.15	14.16	6.67	22.15
TRUE	5.57	10.08	3.48	14.87
TT&T	4.44	17.75	9.61	9.80
UCOM	7.72	14.81	10.85	19.25
ค่าเฉลี่ย	6.45	16.88	6.33	17.58

ตารางที่ 5.27 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่าย
พยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า

ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า (%)				
หุ้น	HR_{NG}	RP_{NG}	HR_{naive}	RP_{naive}
ADVANCE	8.19	13.16	4.29	15.15
IEC	5.33	13.70	9.19	20.94
INET	7.97	26.81	2.63	6.43
JAS	5.48	16.03	11.72	25.72
MLINK	10.47	8.82	4.69	13.66
SAMART	9.77	20.46	12.27	26.31
SATTEL	4.75	12.50	8.90	23.54
SHIN	6.07	20.82	8.39	24.45
TRUE	6.77	9.47	4.74	16.58
TT&T	5.31	13.50	8.76	23.59
UCOM	10.38	22.12	10.70	20.78
ค่าเฉลี่ย	7.32	16.13	7.84	19.74

จากตารางข้างต้นจะเห็นว่าค่าเฉลี่ยส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรจากการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่ายมีค่าใกล้เคียงกัน แต่เพื่อให้เกิดความมั่นใจจึงได้ใช้การทดสอบสมมติฐานในระดับความเชื่อมั่นที่ 95% โดยในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า มีสมมติฐานดังนี้

1. สมมติฐานเกี่ยวกับความแปรปรวนของค่าอัตราการทำนายถูก

H_0 : ค่าความแปรปรวนของค่า HR_{NG} และ HR_{naive} มีค่าไม่แตกต่างกัน

H_1 : ค่าความแปรปรวนของค่า HR_{NG} และ HR_{naive} มีค่าแตกต่างกัน

2. สมมติฐานเกี่ยวกับความแปรปรวนของค่าศักยภาพการทำกำไร

H_0 : ค่าความแปรปรวนของค่า RP_{NG} และ RP_{naive} มีค่าไม่แตกต่างกัน

H_1 : ค่าความแปรปรวนของค่า RP_{NG} และ RP_{naive} มีค่าแตกต่างกัน

เมื่อใช้สถิติทดสอบ F โดยค่า F คำนวณได้จากสมการ 5.3

สถิติทดสอบ F :
$$F = \frac{S_2^2}{S_1^2} \quad (5.3)$$

เมื่อ S_2^2 คือค่าความแปรปรวนตัวอย่างที่มีค่ามาก

และ S_1^2 คือค่าความแปรปรวนตัวอย่างที่มีค่าน้อย

ซึ่งผลการทดสอบสมมติฐานแสดงดังตารางที่ 5.28

ตารางที่ 5.28 ผลการทดสอบสมมติฐานผลต่างของค่าความแปรปรวนของค่าอัตราการทำนายถูก และค่าศักยภาพการทำกำไร ในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า

หุ้น	n	HR _{NG}	RP _{NG}	HR _{naive}	RP _{naive}	$F_{HR} = \frac{S_2^2}{S_1^2}$	$F_{RP} = \frac{S_2^2}{S_1^2}$	$F_{1-\frac{0.05}{2}, n-1, n-1}$
ADVANCE	6	6.33	12.60	7.37	17.72	1.3556	1.9778	7.1464
IEC	6	5.04	22.27	8.50	25.38	2.8443	1.2988	7.1464
INET	3	13.00	26.50	8.07	21.99	2.5950	1.4522	39.0000
JAS	6	7.64	20.63	4.20	11.25	3.3089	3.3627	7.1464
MLINK	3	4.52	3.50	2.09	12.37	4.6772	12.4912	39.0000
SAMART	6	7.04	23.91	5.42	15.25	1.6871	2.4582	7.1464
SATTEL	6	1.55	19.42	3.37	23.40	4.7271	1.4519	7.1464
SHIN	6	8.15	14.16	6.67	22.15	1.4930	2.4469	7.1464
TRUE	6	5.57	10.08	3.48	14.87	2.5618	2.1762	7.1464
TT&T	6	4.44	17.75	9.61	9.80	4.6847	3.2805	7.1464
UCOM	6	7.72	14.81	10.85	19.25	1.9753	1.6895	7.1464

จากตารางที่ 5.28 พบว่าค่า F น้อยกว่าค่า $F_{1-\frac{\alpha}{2}}$ ทุกหุ้น ดังนั้น จึงยอมรับ H_0 นั่นคือ ค่าความแปรปรวนของค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรจากการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่ายมีค่าไม่แตกต่างกัน ที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์

ในทำนองเดียวกันในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าได้ตั้งสมมติฐาน ดังนี้

3. สมมติฐานเกี่ยวกับความแปรปรวนของค่าอัตราการทำนายถูก

H_0 : ค่าความแปรปรวนของค่า HR_{NG} และ HR_{naive} มีค่าไม่แตกต่างกัน

H_1 : ค่าความแปรปรวนของค่า HR_{NG} และ HR_{naive} มีค่าแตกต่างกัน

4. สมมติฐานเกี่ยวกับความแปรปรวนของค่าศักยภาพการทำกำไร

H_0 : ค่าความแปรปรวนของค่า RP_{NG} และ RP_{naive} มีค่าไม่แตกต่างกัน

H_1 : ค่าความแปรปรวนของค่า RP_{NG} และ RP_{naive} มีค่าแตกต่างกัน

ผลการทดสอบสมมติฐานแสดงดังตารางที่ 5.29

ตารางที่ 5.29 ผลการทดสอบสมมติฐานผลต่างของค่าความแปรปรวนของค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไร ในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า

หุ้น	n	HR_{NG}	RP_{NG}	HR_{naive}	RP_{naive}	$F_{HR} = \frac{S_2^2}{S_1^2}$	$F_{RP} = \frac{S_2^2}{S_1^2}$	$F_{1-\frac{0.05}{2}, n-1, n-1}$
ADVANCE	6	8.19	13.16	4.29	15.15	3.6446	1.3253	7.1464
IEC	6	5.33	13.70	9.19	20.94	2.9729	2.3362	7.1464
INET	3	7.97	26.81	2.63	6.43	9.1834	17.3849	39.0000
JAS	6	5.48	16.03	11.72	25.72	4.5740	2.5744	7.1464
MLINK	3	10.47	8.82	4.69	13.66	4.9837	2.3986	39.0000
SAMART	6	9.77	20.46	12.27	26.31	1.5772	1.6536	7.1464
SATTEL	6	4.75	12.50	8.90	23.54	3.5107	3.5464	7.1464
SHIN	6	6.07	20.82	8.39	24.45	1.9105	1.3791	7.1464
TRUE	6	6.77	9.47	4.74	16.58	2.0400	3.0653	7.1464
TT&T	6	5.31	13.50	8.76	23.59	2.7216	3.0534	7.1464
UCOM	6	10.38	22.12	10.70	20.78	1.0626	1.1331	7.1464

จากตารางที่ 5.29 พบว่าค่า F น้อยกว่าค่า $F_{1-\frac{\alpha}{2}}$ ทุกหุ้น ดังนั้นจึงยอมรับ H_0 นั่นคือ ค่าความแปรปรวนของค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรจากการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าโดยใช้ตัวแบบนิเวโรเจเนติกและตัวแบบการทำนายอย่างง่ายมีค่าไม่แตกต่างกัน ที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์

เมื่อทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับค่าความแปรปรวนของค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไร ซึ่งพบว่ามีค่าไม่แตกต่างกันนั้นแสดงให้เห็นว่าผลการพยากรณ์นั้นสามารถนำมาเปรียบเทียบกันได้ และเพื่อต้องการทดสอบสมมติฐานที่ว่าผลการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบนิเวโรเจเนติกโดยเฉลี่ยแล้วให้ค่าอัตราการทำนายถูกมากกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่าย จากตารางที่ 5.23 ในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า ที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ ได้ตั้งสมมติฐานดังนี้

5. สมมติฐานเกี่ยวกับค่าเฉลี่ยของค่าอัตราการทำนายถูก

H_0 : ค่าเฉลี่ยของค่า HR_{NG} น้อยกว่าหรือเท่ากับค่าเฉลี่ยของ HR_{naive}

H_1 : ค่าเฉลี่ยของค่า HR_{NG} มากกว่าค่าเฉลี่ยของ HR_{naive}

6. สมมติฐานเกี่ยวกับค่าเฉลี่ยของค่าศักยภาพการทำกำไร

H_0 : ค่าเฉลี่ยของค่า RP_{NG} น้อยกว่าหรือเท่ากับค่าเฉลี่ยของ RP_{naive}

H_1 : ค่าเฉลี่ยของค่า RP_{NG} มากกว่าค่าเฉลี่ยของ RP_{naive}

เมื่อใช้การทดสอบสมมติฐานผลต่างระหว่างค่าเฉลี่ย 2 ตัวแปรแบบจับคู่ (Paired-Sample T Test) โดยค่า t คำนวณได้จากสมการ 5.4

$$\text{สถิติทดสอบ } t : \quad t = \frac{\bar{d} - d_0}{S_d / \sqrt{n}} \quad (5.4)$$

$$\text{เมื่อ ค่าเฉลี่ยตัวอย่าง :} \quad \bar{d} = \frac{\sum_{i=1}^n d_i}{n} \quad (5.5)$$

$$\text{ค่าความแปรปรวนตัวอย่าง :} \quad S_d^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2}{n-1} \quad (5.6)$$

เมื่อกำหนดให้ X_{1i} และ X_{2i} เป็นค่าของข้อมูลตัวอย่างคู่ที่ i , $i = 1, 2, \dots, n$

และ $d_i = X_{1i} - X_{2i}$

ผลการทดสอบสมมติฐานแสดงดังตารางที่ 5.30

ตารางที่ 5.30 ผลการทดสอบสมมติฐานค่าเฉลี่ยของค่าอัตราการทำนายถูก และค่าศักยภาพการทำกำไร ในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า

		Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
		Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	95% Confidence Interval of the Difference				
					Lower	Upper			
Pair 5	$HR_{NG} - HR_{naive}$	6.9109	3.5092	1.0580	4.5534	9.2684	6.5320	10	0.000
Pair 6	$RP_{NG} - RP_{naive}$	10.3545	6.4702	1.9509	6.0078	14.7013	5.3080	10	0.000

จากตารางที่ 5.30 พบว่าค่าระดับนัยสำคัญเป็น 0.000 ทั้งสองคู่ แต่ตารางข้างต้นเป็นการทดสอบแบบสองทาง ดังนั้นจึงต้องหารด้วย 2 ซึ่งยังคงเป็นศูนย์และน้อยกว่า 0.05 ดังนั้นจึงปฏิเสธ H_0 นั้นแสดงว่าในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า โดยเฉลี่ยแล้วการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบ

นิวโรเจนติกให้ค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรสูงกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

ในทำนองเดียวกันจากตารางที่ 5.24 ในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าได้ตั้งสมมติฐาน ดังนี้

7. สมมติฐานเกี่ยวกับค่าเฉลี่ยของค่าอัตราการทำนายถูก

H_0 : ค่าเฉลี่ยของค่า HR_{NG} น้อยกว่าหรือเท่ากับค่าเฉลี่ยของ HR_{naive}

H_1 : ค่าเฉลี่ยของค่า HR_{NG} มากกว่าค่าเฉลี่ยของ HR_{naive}

8. สมมติฐานเกี่ยวกับค่าเฉลี่ยของค่าศักยภาพการทำกำไร

H_0 : ค่าเฉลี่ยของค่า RP_{NG} น้อยกว่าหรือเท่ากับค่าเฉลี่ยของ RP_{naive}

H_1 : ค่าเฉลี่ยของค่า RP_{NG} มากกว่าค่าเฉลี่ยของ RP_{naive}

ผลการทดสอบสมมติฐานแสดงดังตารางที่ 5.31

ตารางที่ 5.31 ผลการทดสอบสมมติฐานค่าเฉลี่ยของค่าอัตราการทำนายถูก และค่าศักยภาพการทำกำไร ในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า

		Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
		Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	95% Confidence Interval of the Difference				
					Lower	Upper			
Pair 7	$HR_{NG} - HR_{naive}$	12.4836	3.4401	1.0372	10.1725	14.7947	12.0350	10	0.000
Pair 8	$RP_{NG} - RP_{naive}$	25.9709	11.9037	3.5891	17.9739	33.9679	7.2360	10	0.000

จากตารางที่ 5.31 ค่าระดับนัยสำคัญเป็น 0.000 ทั้งสองคู่ แต่เป็นค่าที่ใช้ทดสอบแบบสองข้าง ดังนั้นจึงต้องหารด้วย 2 ซึ่งยังคงมีค่าเป็นศูนย์และน้อยกว่า 0.05 ดังนั้นจึงปฏิเสธ H_0 นั้นแสดงว่าในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้าโดยเฉลี่ยแล้วการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกให้ค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรสูงกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

จากการทดสอบสมมติฐานข้างต้นทำให้เชื่อมั่นได้ว่าโดยเฉลี่ยแล้วการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจนติกให้ค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรสูงกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบอย่างง่ายทั้งในการพยากรณ์ 1 และ 7 วันล่วงหน้า ซึ่งเป็นไปตามสมมติฐานของงานวิจัยที่ตั้งไว้ข้างต้น

นอกจากผลการทดลองข้างต้นแล้ว ในระหว่างการทดสอบการพยากรณ์นั้นยังได้คำนวณค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยและค่าดัชนีชี้ประสิทธิภาพ ซึ่งมีสูตรการคำนวณดังสมการที่ 5.7 และสมการที่ 5.8 ตามลำดับ

$$\text{ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย} \quad \text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - t_i)^2}{N} \quad (5.7)$$

$$\text{ค่าดัชนีชี้ประสิทธิภาพ} \quad \text{EI} = \frac{\text{SST} - \text{SSE}}{\text{SST}} \quad (5.8)$$

$$\text{เมื่อ} \quad \text{SST} = \sum_{i=1}^N (t_i - \bar{t})^2 \quad (5.9)$$

$$\text{SST} = \sum_{i=1}^N (y_i - t_i)^2 \quad (5.10)$$

เมื่อ y_i คือ ค่าที่พยากรณ์ได้ ณ เวลา i
 t_i คือ ค่าที่เกิดขึ้นจริง ณ เวลา i
 \bar{t} คือ ค่าเฉลี่ยของค่าจริง
 และ N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

สำหรับค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยและค่าดัชนีชี้ประสิทธิภาพที่ได้จากการทดลอง ในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า แสดงดังตารางที่ 5.32 และในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า แสดงดังตารางที่ 5.33

ตารางที่ 5.32 แสดงค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยและค่าดัชนีชี้ประสิทธิภาพ
ในการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้า

หุ้น	MSE_{NG}	EI_{NG}	MSE_{naive}	EI_{naive}
ADVANCE	2.1709	0.8815	2.1830	0.8909
IEC	0.7583	0.9477	0.8252	0.9562
INET	0.0833	0.9340	0.0787	0.9503
JAS	0.5903	0.9638	0.3365	0.9827
MLINK	2.5869	0.9104	0.5863	0.9305
SAMART	3.1360	0.9468	2.0849	0.9715
SATTEL	2.0891	0.9358	1.5878	0.9592
SHIN	0.6807	0.9292	0.5177	0.9399
TRUE	1.9198	0.9459	0.7633	0.9636
TT&T	0.1452	0.9451	0.0892	0.9665
UCOM	2.1969	0.8843	1.4182	0.9266
ค่าเฉลี่ย	1.5543	0.9307	1.0157	0.9470

ตารางที่ 5.33 แสดงค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยและค่าดัชนีชี้ประสิทธิภาพ
ในการพยากรณ์ 7 วันล่วงหน้า

หุ้น	MSE_{NG}	EI_{NG}	MSE_{naive}	EI_{naive}
ADVANCE	9.9016	0.5115	12.2692	0.8860
IEC	2.4634	0.8033	0.2140	0.9680
INET	0.5058	0.4921	0.0767	0.9359
JAS	2.5123	0.8170	0.7986	0.9541
MLINK	3.8156	0.8047	0.3526	0.9740
SAMART	8.5909	0.8296	1.3802	0.9753
SATTEL	7.9023	0.7010	0.8781	0.9598
SHIN	3.1668	0.7623	0.4441	0.9474
TRUE	7.4012	0.7517	1.1512	0.9640
TT&T	0.9411	0.7426	0.0813	0.9676
UCOM	10.8595	0.6057	1.3595	0.9309
ค่าเฉลี่ย	4.6316	0.7097	2.5152	0.9489

จากตารางที่ 5.32 และ 5.33 พบว่าโดยเฉลี่ยแล้วการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยสูงกว่าและให้ค่าดัชนีชี้ประสิทธิภาพน้อยกว่า เมื่อเทียบกับการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่าย เนื่องมาจากการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่ายใช้ค่าที่มีอยู่ล่าสุดของวันก่อนหน้าสำหรับพยากรณ์ ซึ่งตามกฎหมายของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยราคาหุ้นสามารถเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้นสูงสุดหรือลดลงต่ำสุดได้ไม่เกิน 30 เปอร์เซ็นต์ของราคาซื้อขายของวันก่อนหน้า ดังนั้นการทำนายจึงไม่ห่างจากค่าจริงมากนัก แต่อย่างไรก็ตามค่าที่ได้นี้นับว่าไม่แตกต่างกันมากนักและเมื่อพิจารณาถึงการทำนายทิศทางหากค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยน้อยแต่ทำนายทิศทางผิดก็จะไม่มีประโยชน์สำหรับนักลงทุนเพราะจะส่งผลให้ขาดทุนด้วย ดังนั้นการพยากรณ์หุ้นจึงควรดูที่ค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไร ซึ่งการพยากรณ์หุ้นโดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกให้ค่าที่สูงกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบอย่างง่ายจึงผลการทดลองข้างต้น

บทที่ 6

สรุปและข้อเสนอแนะ

6.1 สรุป

ด้วยปัจจุบันการพยากรณ์ตลาดหุ้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแพร่หลายมากยิ่งขึ้น เนื่องจากตัวแบบมีความยืดหยุ่นสูงสามารถปรับแต่งพารามิเตอร์ตัวแบบได้หลากหลายให้เหมาะสมกับการพยากรณ์ในรูปแบบต่างๆ นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมยังมีการนำข้อมูลที่เกิดขึ้นในอดีตมาเรียนรู้เพื่อใช้สำหรับพยากรณ์ค่าในอนาคตได้อีกด้วย แต่ทั้งนี้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมยังคงมีปัญหาในการเลือกสถาปัตยกรรม คือไม่มีสูตรแน่นอนว่าข้อมูลแบบใดควรใช้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็นเท่าใดการพยากรณ์จึงจะให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด งานวิจัยนี้จึงได้เสนอตัวแบบนิวโรเจเนติกสำหรับพยากรณ์หุ้น 1 และ 7 วันล่วงหน้า โดยตัวแบบนี้เป็นตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรียนรู้แพร่กลับที่มีจำนวนชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนถูกกำหนดด้วยวิธีเชิงพันธุกรรมซึ่งเหมาะกับการแก้ปัญหาการค้นหาค่าต่ำสุด จำนวนโหนดอินพุตเป็นข้อมูลนำเข้าที่กำหนดด้วยผลจากการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของหุ้นในหมวดอุตสาหกรรมสื่อสาร ที่มีการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ในช่วงปีพุทธศักราช 2542-2547 สำหรับการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบจะวัดจากค่าอัตราการทำนายถูก และค่าศักยภาพการทำกำไร โดยเปรียบเทียบกับการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่าย

ผลการทดสอบพบว่าโดยเฉลี่ยแล้วการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกให้ค่าอัตราการทำนายถูกและค่าศักยภาพการทำกำไรมากกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่าย ทั้งในการพยากรณ์ 1 และ 7 วันล่วงหน้า ของทุกหุ้นที่นำมาทดสอบ นั่นคือการพยากรณ์หุ้นโดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกสามารถทำนายทิศทางของหุ้นได้ดีกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบการทำนายอย่างง่ายและส่งผลให้สามารถทำกำไรได้ดีกว่าด้วย นอกจากนี้ยังพบว่าการพยากรณ์หุ้นโดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกโดยเฉลี่ยแล้วจะไม่ทำให้ขาดทุนอีกด้วย และโดยเฉลี่ยของทุกหุ้นการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกให้ค่าอัตราการทำนายถูกสูงกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบอย่างง่าย 14 และ 27 เปอร์เซ็นต์ ในการพยากรณ์ 1 และ 7 วันล่วงหน้า ตามลำดับ

นอกจากนี้ ตัวแบบนี้ยังสามารถที่จะค้นหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมได้โดยอัตโนมัติในช่วง 1-32 โหนด ซึ่งต่างจากงานวิจัยอื่นๆ ที่ผ่านมาที่ใช้วิธีเชิงทดลองในการค้นหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อน และตัวแบบนี้ยังสามารถนำไปปรับปรุงและประยุกต์ใช้สำหรับการพยากรณ์กับหุ้นในหมวดอื่นๆ ได้อีกด้วย

6.2 ข้อเสนอแนะ

เนื่องจากการใช้ตัวแบบพยากรณ์หุ้นนี้เป็นการใช้ตัวแบบที่มีค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นเหมือนกัน แต่ในความเป็นจริงแล้วหากต้องการวิเคราะห์หุ้นใดหุ้นหนึ่งเป็นการเฉพาะ ก็ควรมีการปรับค่าพารามิเตอร์ เช่น อัตราการเรียนรู้ ค่าโมเมนตัม และค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น ให้เหมาะสมกับข้อมูลของหุ้นนั้น ซึ่งจะทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้นด้วย นอกจากนี้การลงทุนในตลาดหลักทรัพย์ยังมีนักลงทุนที่ต้องการเก็งกำไรรายวัน ดังนั้นหากต้องการใช้ตัวแบบนิวโรเจเนติกนี้ช่วยในการพยากรณ์ จะต้องมีการปรับเปลี่ยนรูปแบบของข้อมูลที่ใช้ทดสอบโดยนำข้อมูลรายชั่วโมงมาใช้ในการเรียนรู้และทดสอบเพื่อช่วยให้การพยากรณ์แม่นยำยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] โสภณ ด่านศิริกุล. คำภีร์หุ้น. กรุงเทพมหานคร : ส. เอเชีย เพรส. 2545.
- [2] สุรัชย์ ไชยรังสีนันท์. “การวิเคราะห์ทางเทคนิค” [Online]. เข้าถึงได้จาก :
<http://inv2.ast.co.th/Textbook/Technic/technical.zip>. 2546.
- [3] เสรี ศุภราทิตย์. คู่มือการพยากรณ์นำโดยโครงข่ายประสาทเทียม. ครั้งที่ 1.
นนทบุรี : สถาบันพัฒนาการชลประทาน. 2545.
- [4] Chauvin Y., Tumelhart D. **Backpropagation: Theory, Architectures, and Applications**.
Hillsdale, NJ : Lawrence Erlbaum Assoc., 1995.
- [5] Clarence N.W. Tan and Gerhard E. Wittig. “A Study of the Parameters of a Backpropagation
Stock Price Prediction Model” **IEEE**. 1993.
- [6] Davies L. **Handbook of genetic algorithm**. Van Nostrand Reinhold, 1991.
- [7] Douglas C. Montgomery, Lynwood A. Johnson, and John S. Gardiner. **Forecasting and
Time Series Analysis**. 2nd ED. Singapore : McGraw-Hill. Inc. 1990.
- [8] Fletcher L., Katkovnik V., Steffens F.E. and Engelbrecht A.P. “Optimizing the number of
hidden nodes of a feedforward artificial neural network” **IEEE World Congress on
Computational Intelligence**. vol 2, 4-9 May 1998. pp. 1608 – 1612.
- [9] Fu Kai and Xu Wenhua. “Training Neural Network with Genetic Algorithms for Forecasting
the Stock Price Index” **IEEE International Conference on Intelligent Processing
Systems, Beijing, China, October 8-31,1997**.
- [10] Hagiwara M. “Novel back propagation algorithm for reduction of hidden units and
acceleration of convergence using artificial selection” in **Proc. IJCNN'90**, vol. I, June
1990. pp. 625-630.
- [11] Han J., Kamber M. **Data Mining: Concepts and Techniques**. U.S.A. : Academic press.
2001.
- [12] Hellström T. and Holmström K. “Predicting the Stock Market” **Published ad Opuscula ISRN
HEV-BIB-OP-26-SE**, 1998.
- [13] Holland J.H. **Adaptation in Natural and Artificial Systems**. Massachusetts : MIT Press.
1975.
- [14] Joseph S. Zirilli. **Financial Prediction using Neural Network**. London : International
Thomson Computer Press. 1997.

- [15] Jung-Hua Wang and Jia-Yann Leu. "Stock Market Trend Prediction Using ARIMA-based Neural Networks" **IEEE**. 1996.
- [16] Kruschke J. K. and Movellan J. R. "Benefits of gain: Speeded learning and minimal hidden layers in back-propagation networks" **IEEE Trans. Syst., Man and Cybern.**, vol. 21, no. 1, Jan. 1991. pp. 273-280.
- [17] Man K.F., Tang K.S. and Kwong S. **Genetic Algorithm Concept and Design**. London : Springer. 1999.
- [18] Martin T. Hagan., Haward B. Demuth and Mark Beale. **Neural Network Design**. London: PWS Publishing Company. 1996.
- [19] Nygren K. "**Stock Prediction-A Neural Network Approach**" [Online]. Available : <http://www.inv2.ast.co.th/Textbook/Technic/technical.zip>. 2004.
- [20] Parker D. B. "Learning-logic: Casting the cortex of the human brain in silicon." Technical Report TR-47. Center for Computational Research in Economics and Management Science, MIT, Cambridge, MA, 1985.
- [21] Ping-Feng Pai and Chih-Sheng Lin, **A hybrid ARIMA and support vector machines model in stock price forecasting**, [Online], Available at: www.sciencedirect.com.
- [22] Rumelhart D. E., and McClelland J. L., **Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition**. vol. 1, Cambridge, MA: MIT Press, 1986, (Chapters 1, 11, 14, 19)
- [23] Rumelhart D. E., Hinton G. E. and Williams R.J. "Learning representations by back-propagating errors." **Nature**. vol. 333, 1986, pp. 533-536.
- [24] Schumann M., Lohrbach T. "Comparing artificial neural networks with statistical methods within the field of stock market prediction." **Proceeding of the Twenty-Sixth Hawaii International Conference on Volume iv**, Vol. 4, 5-8 Jan. 1993, pp. 597-606.
- [25] Wanas N., Auda G., Kamel M.S. and Karray F. "On the Optimal Number of Hidden Nodes in a Neural Network" **Electrical and Computer Engineering, IEEE Canadian Conference**. Volume 2, 24-28 May 1998 Page(s):918 – 921.
- [26] Werbos P.J. "Beyond regression: New tool for prediction and analysis in the behavioral sciences." Ph.D. Thesis of Harvard University, Cambridge, MA, 1974.
- [27] White H. "An additional hidden unit test for neglected nonlinearity in multilayer feedforward networks" in **Proc. IJCNN'89**, vol. II, June 1989. pp. 451 - 455.

- [28] Zekic M. "Neural Network Applications in Stock Market Predictions –A Methodology Analysis" **Osijek, Croatia**, 1998.
- [29] [Online]. Available : <http://cs.felk.cvut.cz/~xobitko/ga/main.html> , July/August, 2004.
- [30] [Online]. Available : <http://www.ifs.tuwien.ac.at/~aschatt/info/ga/genetic.html> , August, 2004.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายมนตรี อินทโชติ
วัน เดือน ปีเกิด	5 กรกฎาคม 2524 ที่จังหวัดอุทัยธานี
ที่อยู่	67 หมู่ 7 ตำบลเขาบางแวก อำเภอหนองฉาง จังหวัดอุทัยธานี 61170
อีเมล	mankajib@hotmail.com
ประวัติการศึกษา	2545 วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาคณิตศาสตร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล
ประสบการณ์ทำงาน	2545-2548 เป็นเจ้าหน้าที่บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยรังสิต 2548 เป็นอนุกรรมการเทคโนโลยีสารสนเทศ เพื่อสนับสนุน กิจการของคณะกรรมการศึกษาระบบเตือนภัยล่วงหน้า (Early Warning System)