

การคัดเลือกกลุ่มการลงทุนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
ร่วมกับเจเนติกอัลกอริทึม

ณัฐพงศ์ สารธรรม

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (บริหารเทคโนโลยีสารสนเทศ)
โครงการร่วมระหว่างคณะบริหารธุรกิจและสำนักการศึกษาระบบสารสนเทศ
สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์

สัญญาอนุญาตให้เผยแพร่วิทยานิพนธ์

ทำที่ สังกัดกรมศิลปากรแบบอักษรแบบ
อักษรแบบที่ทาสีพิมพ์ในวารสารศิลป
118 จ.สงขลา ค.ศ. ๑๙๖๖ ขนานนาม
วันที่ 29 เดือน ธันวาคม พ.ศ. ๒๕๕๑

สัญญาฉบับนี้ทำขึ้นระหว่าง นายณัฐพงศ์ (สภามหา)

ที่อยู่เลขที่ หมู่ ถนน แขวง
เขต จังหวัด ซึ่งต่อไปในสัญญานี้เรียกว่า “ผู้อนุญาต”
ฝ่ายหนึ่ง กับ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ โดย (สภามหา) ดร. ปรีชา เจริญ
คณบดีคณะ บริหารศาสตร์ (สภามหา) สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์
ที่อยู่เลขที่ 116 หมู่ ถนน แขวง
เขต จังหวัด ซึ่งต่อไปในสัญญานี้เรียกว่า “ผู้รับอนุญาต”
อีกฝ่ายหนึ่ง คู่สัญญาทั้งสองฝ่ายได้ตกลงทำสัญญามีข้อความดังต่อไปนี้

1. ผลงานลิขสิทธิ์

ผู้อนุญาตเป็นเจ้าของลิขสิทธิ์งานวิทยานิพนธ์ เรื่อง.....
 การดัดแปลงแก้ไขโดยนางสาวสุภาวดี เกษมมานะกุล นักศึกษาระดับปริญญาโท
 ซึ่งสร้างสรรค์โดย นายณพนธ์ ศักดิ์งาม ผู้อนุญาตรับรองว่า เป็นผู้สร้างสรรค์
 งานขึ้นเอง

2. เงื่อนไขการอนุญาต

ผู้อนุญาต ตกลงให้ผู้รับอนุญาตใช้สิทธิดังต่อไปนี้

2.1 ผู้รับอนุญาตมีสิทธิเผยแพร่ต่อสาธารณชน ซึ่งงานวิทยานิพนธ์ตามข้อ (1) เพื่อประโยชน์ในการวิจัย หรือศึกษา อันมิได้มีวัตถุประสงค์เพื่อหากำไร

2.2 ผู้อนุญาตอนุญาตให้ผู้รับอนุญาตใช้สิทธิตาม 2.1 เพื่อใช้ในห้องสมุด และเครือข่ายอินเทอร์เน็ตของห้องสมุด สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ รวมทั้งเครือข่ายอินเทอร์เน็ตของโครงการพัฒนาเครือข่ายห้องสมุดในประเทศไทย (ThaiLIS)

3. การโอนสิทธิและ / หรือหน้าที่ตามสัญญา

ผู้อนุญาตและผู้รับอนุญาตไม่สามารถโอนสิทธิและหรือหน้าที่ ความรับผิดชอบของตนตามสัญญานี้ให้แก่บุคคลภายนอกได้ เว้นแต่จะได้รับความยินยอมเป็นลายลักษณ์อักษรจากอีกฝ่ายก่อน

4. สิทธิของเจ้าของลิขสิทธิ์

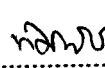
ภายใต้บังคับแห่งสัญญานี้ ผู้อนุญาตยังคงเป็นเจ้าของลิขสิทธิ์ในงานวิทยานิพนธ์ตามสัญญานี้ทุกประการ

สัญญานี้ทำขึ้นเป็นสองฉบับมีข้อความถูกต้องครบถ้วน คู่สัญญาได้อ่านและเข้าใจข้อความในสัญญาโดยตลอดดีแล้ว จึงลงลายมือชื่อพร้อมทั้งประทับตรา (ถ้ามี) ไว้เป็นสำคัญต่อหน้าพยานและเก็บไว้ฝ่ายละหนึ่งฉบับ

ลงชื่อ  ผู้อนุญาต
(นายนันท วัฒนะ)

ลงชื่อ  ผู้รับอนุญาต
(อ.ดร.ประสิทธิ์ สอนธรรม)

ลงชื่อ   พยาน
(สุภัทรา เลิศพันธ์)

ลงชื่อ  พยาน
(พล.ร. ๑๑๑)

การคัดเลือกกลุ่มการลงทุนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

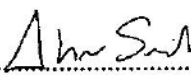
ร่วมกับเจเนติกอัลกอริธึม

ณัฐพงศ์ สารธรรม

โครงการร่วมระหว่างคณะบริหารธุรกิจและสำนักการศึกษาระบบสารสนเทศ

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาแล้วเห็นสมควรอนุมัติให้เป็นส่วนหนึ่งของ
การศึกษาดตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (บริหารเทคโนโลยีสารสนเทศ)

อาจารย์.....ประธานกรรมการ
(ดร. ปราโมทย์ ลื่อนาม)

ผู้ช่วยศาสตราจารย์.....กรรมการ
(ดร. โอม ศรีนิล)

ผู้ช่วยศาสตราจารย์.....กรรมการ
(ดร. รวีวรรณ เทนอิสสระ)

อาจารย์.....ผู้อำนวยการหลักสูตร
(ดร. ปราโมทย์ ลื่อนาม)

วันที่ 31... ตุลาคม พ.ศ. 2551

บทคัดย่อ

ชื่อวิทยานิพนธ์	การคัดเลือกกลุ่มการลงทุนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับ เจเนติกอัลกอริธึม
ชื่อผู้เขียน	นายณัฐพงศ์ สารธรรม
ชื่อปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (บริหารเทคโนโลยีสารสนเทศ)
ปีการศึกษา	2551

ทฤษฎีกลุ่มการลงทุนสมัยใหม่เสนอให้คัดเลือกกลุ่มการลงทุนที่ดีที่สุด ซึ่งมีผลตอบแทนที่สูงสุดในขณะที่มีความเสี่ยงต่ำ อย่างไรก็ตามนักลงทุนประสบปัญหาในการสร้างกลุ่มการลงทุนที่มีประสิทธิภาพ เนื่องจากการได้รับข้อมูลข่าวสารที่ไม่เท่าเทียมกัน และราคาหลักทรัพย์ที่มีความผันผวน งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการใหม่เพื่อสร้างกลุ่มการลงทุนที่ให้ผลตอบแทนสูงกว่าผลตอบแทนของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติกอัลกอริธึม การประเมินวิธีการโดยการทดลองนี้ใช้ระยะเวลาประมาณ 1 ปี จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่ากลุ่มการลงทุนที่สร้างโดยวิธีการดังกล่าวให้ผลตอบแทนสูงและความผันผวนต่ำกว่าผลตอบแทนของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย คิดเป็นร้อยละ 80 ของช่วงเวลาที่ใช้ทดลองโดยถ้าถือกลุ่มการลงทุนไว้เป็นระยะเวลา 27 วัน

ABSTRACT

Title of Thesis	Portfolio selection using artificial neural network and genetic algorithm
Author	Mr. Natapong Saratham
Degree	Master of Science (Information Technology Management)
Year	2008

Modern portfolio theory suggests that an optimal portfolio is one with the highest expected return at a given level of risk tolerance. However, investors are difficult to find out those good quality assets because of information asymmetry and asset price fluctuations. This research proposes a new method to construct investment portfolios that can outperform the return of the stock exchange of Thailand (SET) using a combination of neural network and genetic algorithm. A series of experiments are conducted over a period of one year to evaluate the technique proposed. The results show that the method generates portfolios with higher returns and lower volatility than those of SET during the same periods 80% of the time after holding each portfolio for 27 days.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เรื่องการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติก อัลกอริทึม สำเร็จลุล่วงได้เนื่องมาจากผู้เขียนได้รับความช่วยเหลือในการให้ข้อมูล คำปรึกษา ข้อเสนอแนะ ความคิดเห็นและกำลังใจจากบุคคลหลายท่าน

ผู้เขียนขอขอบพระคุณอาจารย์ ดร. ปราโมทย์ ลีอนาม ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. โอม ศรีนิล และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. รวิวรรณ เทนอิสสระ ผู้ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาและอาจารย์ผู้ควบคุม วิทยานิพนธ์ของผู้เขียน ที่ได้กรุณาสละเวลาให้คำปรึกษา ข้อเสนอแนะ ข้อเสนอแนะ และข้อคิดเห็นที่เป็น ประโยชน์ รวมทั้งพิจารณาและตรวจสอบวิทยานิพนธ์ในทุกขั้นตอน

ขอขอบพระคุณ คณาจารย์ทุกท่านของคณะบริหารธุรกิจและสำนักการศึกษาระบบ สารสนเทศ ที่ได้ถ่ายทอดความรู้ให้แก่ผู้เขียน และขอขอบพระคุณเจ้าหน้าที่ทุกท่านที่ได้ให้ความ ช่วยเหลือ ประสานงานการติดต่อในเรื่องต่างๆ ที่เกี่ยวข้องในการศึกษาเป็นอย่างดี ขอขอบคุณ เพื่อนๆ ที่รักทุกคนของผู้เขียน สำหรับกำลังใจและได้ให้ความช่วยเหลือ และประสานงานมาตลอด

ท้ายสุด ผู้เขียนขอขอบพระคุณ และขอขอบคุณความสำเร็จทั้งหมดจากการทำวิทยานิพนธ์ ฉบับนี้แก่ บิดา มารดา ผู้ซึ่งเป็นแรงใจที่สำคัญยิ่งของผู้เขียนตลอดมา และขอบคุณญาติพี่น้องที่ได้ ช่วยส่งเสริม สนับสนุน และเป็นกำลังใจคอยห่วงใยตลอดมาให้แก่ผู้เขียน จนทำให้การศึกษาค้นคว้า ประสพผลสำเร็จตามที่ตั้งใจ

ณัฐพงศ์ สารธรรม

ตุลาคม 2551

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ	(3)
ABSTRACT	(4)
กิตติกรรมประกาศ	(5)
สารบัญ	(6)
สารบัญตาราง	(8)
สารบัญภาพ	(9)
สัญลักษณ์และคำย่อ	(11)
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย	2
1.4 กรอบแนวความคิด	3
1.5 ประโยชน์ที่จะได้รับจากการวิจัย	3
1.6 สรุป	3
บทที่ 2 การทบทวนวรรณกรรมและทฤษฎีที่ใช้ในงานวิจัย	4
2.1 วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการคัดเลือกกลุ่มการลงทุน	4
2.2 ทฤษฎีที่ใช้ในงานวิจัย	8
2.3 สรุป	20
บทที่ 3 ขั้นตอนการวิจัย	21
3.1 ขั้นตอนการทำงาน	21
3.2 ภาพรวมการทำงาน	28
3.3 สรุป	29

บทที่ 4 การวิเคราะห์และผลการทดสอบประสิทธิผล	30
4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ	30
4.2 ผลการทดสอบประสิทธิผล	30
4.3 สรุป	37
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	38
5.1 สรุปผลการวิจัย	38
5.2 ข้อจำกัดของการศึกษา	39
5.3 ข้อเสนอแนะ	40
 บรรณานุกรม	 41
ภาคผนวก	44
ภาคผนวก ก ร้อยละของอัตราผลตอบแทนรายวัน	45
ภาคผนวก ข ค่าเบต้าของกลุ่มการลงทุนจากการทดลอง	56
 ประวัติผู้เขียน	 58

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 เมทริกซ์ผลตอบแทนของหุ้น	23
3.2 นำนั้กสำหรับการซื้อขายหุ้น	27

สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
2.1 รูปแบบของเซลล์ประสาท	8
2.2 ภาพการจำลองรูปแบบการทำงานของโครงข่ายฮอปฟิลด์	10
2.3 ภาพการจำลองโครงข่ายฮอปฟิลด์ที่ประกอบด้วย 3 โหนด	12
2.4 ภาพการจำลองโครงข่ายที่มีการเชื่อมต่อไม่สมมาตร	13
2.5 ภาพการจำลองโครงข่ายที่พลิกไปมาได้	14
2.6 ภาพกราฟพลังงานของโครงข่ายแบบพลิกไปมาได้	15
2.7 ภาพจำลองการเปลี่ยนสถานะของโครงข่าย	16
2.8 ภาพจำลองของโครงข่ายฮอปฟิลด์	17
2.9 การทำงานของเจเนติกอัลกอริธึม	19
2.10 เจเนติกโอเปอเรเตอร์	20
3.1 การค้นหากลุ่มการลงทุนที่เหมาะสม	23
3.2 การคัดเลือกหุ้นเข้ากลุ่มการลงทุนโดยโครงข่ายฮอปฟิลด์	24
3.3 การทำงานของการคัดเลือกหุ้นเข้ากลุ่มการลงทุนโดยโครงข่ายฮอปฟิลด์	26
3.4 การกำหนดน้ำหนักสำหรับการซื้อขายที่เหมาะสม	27
3.5 ภาพรวมการทำงานของ การคัดเลือกกลุ่มการลงทุนโดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติกอัลกอริธึม	28
4.1 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 1/2006	32
4.2 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 2/2006	32
4.3 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 3/2006	33
4.4 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 4/2006	33
4.5 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 5/2006	33
4.6 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 6/2006	34
4.7 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 7/2006	34
4.8 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 8/2006	34

4.9 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 9/2006	35
4.10 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 10/2006	35
4.11 กราฟแสดงความผันผวนของกลุ่มการลงทุนวัดจากค่าเบต้า	36

สัญลักษณ์และคำย่อ

คำย่อ

ความหมาย

SET	Stock Exchange of Thailand
MAD	Mean Absolute Deviation
SSE	Stockholm Stock Exchange
RBF	Radial Basis Function
POCFD	Prediction Of Correct Fluctuation Direction
AI	Artificial Intelligent
NAV	Net Asset Value

บทที่ 1

บทนำ

ในบทนี้จะกล่าวถึงความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ของการวิจัย ขอบเขตของการวิจัย กรอบแนวความคิดและประโยชน์ที่จะได้รับการวิจัย โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

1.1 ความสำคัญของปัญหา

ทฤษฎีกลุ่มการลงทุนสมัยใหม่แนะนำให้เลือกกลุ่มการลงทุนที่ดีที่สุดเพื่อผลตอบแทนที่มากที่สุดและยอมรับกับระดับความเสี่ยง การทำตามทฤษฎีของMarkowitz (1952) ซึ่งค้นพบการถ่วงดุลระหว่างความคาดหวังของผลตอบแทนกับความเสี่ยง โดยที่ Fama (1970); Hakansson (1970); Merton (1990) และ Mossin (1969) ได้โต้แย้งทฤษฎีนี้ในเรื่องการนำเสนอการแก้ปัญหาการกำหนดการลงทุนท่ามกลางการตัดสินใจ โดยที่คุณภาพของการลงทุนจะผันผวนไปได้ทั้งในด้านดีที่สุดจนถึงต่ำที่สุด จะเห็นได้บ่อยครั้งที่นักลงทุนมีความยากลำบากในการค้นหาการลงทุนแบบที่เหมาะสมและดีที่สุดเนื่องจากข้อมูลข่าวสารที่ไม่แน่นอน อาจเกิดการจัดสรรการลงทุนที่ไม่มีประสิทธิภาพ ดังนั้นการใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligent) เพื่อเข้ามาช่วยในการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนที่ดีที่สุดจึงเป็นอีกทางหนึ่ง และมีรูปแบบการทำงานหลายแบบที่มีการนำเสนอในปัจจุบัน ซึ่งเหมาะสมกับนักลงทุนผู้ที่ต้องการลดความเสี่ยงและเพิ่มผลตอบแทนให้สูงขึ้น

ในปัจจุบันสามารถนำโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) มาประยุกต์ใช้ช่วยแก้ปัญหาทางวิศวกรรมได้อย่างหลากหลาย โครงข่ายประสาทเทียมมีความน่าสนใจเพราะระบบสามารถเรียนรู้ได้เองจากข้อมูลตัวอย่าง โครงข่ายประสาทเทียมเหมาะสำหรับการนำไปประยุกต์ใช้แก้ปัญหาที่มีข้อมูลจำนวนมากและไม่สามารถหาความสัมพันธ์จากข้อมูลได้โดยง่าย ลักษณะของปัญหานี้นำไปใช้งานหลักๆ เช่น การตรวจสอบและจดจำข้อมูล เช่นนำมาใช้เรียนรู้ข้อมูลในด้านการเงินการลงทุน การจัดแบ่งแยกกลุ่มของข้อมูลตามความสัมพันธ์ในตัวข้อมูล ข้อมูลที่ต้องการแบ่งกลุ่มนั้นมนุษย์ไม่สามารถวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ได้ การนำโครงข่ายประสาทเทียมมาแก้ปัญหาแต่ละแบบต้องมีการออกแบบโครงข่ายขึ้นมาเฉพาะสำหรับงาน

ที่ใช้รูปแบบการต่อของโครงข่ายมีผลต่อการแก้ปัญหาที่ไม่เหมือนกัน เช่น โครงข่ายแบบชั้นเดียวของฮอปฟิลด์ เป็น โครงข่ายรูปแบบหนึ่งที่มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาซึ่งนำมาใช้ในงานวิจัยนี้

เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm) เป็นเทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพที่มีพื้นฐานเกี่ยวกับการวิวัฒนาการ (Goldberg, 1989) วิทยาการเกี่ยวกับการค้นหาเพื่อใช้ในการแก้ปัญหา ทั้งในด้านการก่อให้เกิดการวิวัฒนาการเช่น การถ่ายทอดทางพันธุกรรม การกลายพันธุ์ การคัดเลือก เป็นต้น โดยประชากรเรียกว่าโครโมโซมของการแก้ปัญหาจะมีการวิวัฒนาการให้มีการแก้ปัญหาที่ดีขึ้น ในแต่ละรุ่นจะมีค่าที่เหมาะสมของแต่ละรายของประชากร และมีการคัดเลือกประชากรที่เหมาะสมขึ้นมาเพื่อพัฒนาเป็นรุ่นที่ดีต่อไป กล่าวอีกนัยหนึ่ง ตลาดหุ้นของไทยเป็นตลาดที่มีการตื่นตัวมาก หมายความว่านักลงทุนที่ต้องการซื้อขายหวังผลตอบแทนและโอกาสของการได้รับผลตอบแทนที่มากขึ้นมากกว่าที่คาดหวังไว้ ในอีกด้านระดับความสัมพันธ์จะขึ้นอยู่กับทางบวกและทางลบ ส่วนความแตกต่างของตลาดหุ้นซึ่งมีลักษณะหลายๆ อย่างแตกต่างกัน ทั้งระดับของประสิทธิภาพ ความผันผวน ดังนั้นวิธีการที่ใช้ได้ผลดีกับตลาดหนึ่งอาจจะใช้ไม่ได้ผลดีกับตลาดอื่นๆ ก็เป็นไปได้

การวิจัยนี้มุ่งเน้นไปที่วิธีการสร้างกลุ่มการลงทุน โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมกลั่นกรองกลุ่มการลงทุนที่เหมาะสมจากการสร้างกลุ่มการลงทุนแบบสุ่มขึ้นในขั้นต้น หลังจากนั้นจึงใช้โครงข่ายฮอปฟิลด์ที่มีการฝึกสอนแบบไม่มีผู้สอนมาประยุกต์กับทฤษฎีของมาโควิชทำการคัดเลือกหุ้นที่เหมาะสมเพื่อนำเข้ามาอยู่ในกลุ่มการลงทุนรวมถึงการคัดหุ้นที่ไม่เหมาะสมออกไปจากกลุ่มการลงทุน หลังจากนั้นนำเจเนติกอัลกอริทึมมาคำนวณหาหุ้นที่ดีที่สุดสำหรับหุ้นแต่ละตัวในกลุ่มการลงทุนเพื่อนำไปใช้ในการซื้อขายจริงในตลาดหลักทรัพย์ได้ โดยการวิจัยนี้ใช้ข้อมูลราคาปิดย้อนหลังจากตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET) เพื่อฝึกสอนในส่วนของเจเนติกอัลกอริทึม และโครงข่ายฮอปฟิลด์ที่สร้างขึ้นรวมถึงทดสอบผลที่ได้จากการจำลองการซื้อขายจริง

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อเสนอตัวแบบการสร้างกลุ่มการลงทุนโดยใช้โครงข่ายฮอปฟิลด์ร่วมกับเจเนติกอัลกอริทึมเพื่อช่วยในการลงทุนในตลาดหุ้น

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1. ใช้วิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนโดยคัดเลือกจาก SET50 ซึ่งเป็นหุ้นสามัญจดทะเบียนที่ผ่านการคัดเลือก 50 อันดับแรกของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

2. การศึกษาไม่ได้พิจารณาถึงภาษี เงินปันผล ค่านายหน้าจากการซื้อขาย การซื้อขายระยะสั้น รวมถึงการซื้อขายหุ้นเป็นจำนวนที่กำหนดตามที่นายหน้าขายหุ้นแต่ละรายเป็นผู้กำหนด
3. ผลตอบแทนจากกลุ่มการลงทุนและการเปลี่ยนแปลง คำนวณโดยเมื่อสิ้นสุดระยะเวลาการทดสอบแต่ละช่วงแล้วทำการขายหุ้นทั้งหมดในกลุ่มการลงทุนออกไป

1.4 กรอบแนวความคิด

ในการดำเนินการวิจัยนี้ เป็นการนำเสนอตัวแบบในการแก้ปัญหาเกี่ยวกับการคัดเลือกหุ้น โดยในส่วนของข้อมูลจะใช้ข้อมูลย้อนหลังของหุ้นในกลุ่ม SET50 การแก้ปัญหานั้นจะใช้แนวคิดของมาคิวิชร่วมกับวิธีของเจนดิกอัลกอริธึมมาช่วยในการกลั่นกรองกลุ่มการลงทุนที่เกิดขึ้นจากขั้นตอนแรกซึ่งสร้างขึ้นมาแบบสุ่ม รวมถึงการกำหนดน้ำหนักให้หุ้นแต่ละตัวสำหรับการซื้อ และใช้วิธีของโครงข่ายฮอปฟิลด์เข้ามาจัดการในเรื่องการคัดเลือกหุ้นเข้ากลุ่มการลงทุนเพื่อให้ได้กลุ่มการลงทุนที่ดีที่สุดที่จะนำมาเข้ากลุ่มการลงทุน

1.5 ประโยชน์ที่จะได้รับจากการวิจัย

ตัวแบบในการสร้างกลุ่มการลงทุน โดยใช้โครงข่ายฮอปฟิลด์ร่วมกับเจนดิกอัลกอริธึม และผู้ลงทุนสามารถลงทุนในตลาดหุ้นโดยใช้วิธีการดังกล่าวเพื่อช่วยในการตัดสินใจคัดเลือกหุ้นเข้ากลุ่มการลงทุน

1.6 สรุป

จากรายละเอียดที่กล่าวมาแล้วข้างต้น ทำให้เห็นความสำคัญของปัญหาและวิธีในการคัดเลือกกลุ่มการลงทุน แนวทางในการแก้ไขปัญหาดังกล่าวซึ่งเป็นวัตถุประสงค์ของการวิจัย ขอบเขตการวิจัย กรอบแนวความคิดในการศึกษาวิจัย และประโยชน์ที่จะได้รับจากการวิจัยครั้งนี้ ในบทต่อไปจะกล่าวถึงการทบทวนวรรณกรรมและทฤษฎีที่ใช้ในงานวิจัยเพื่อเป็นพื้นฐานในการดำเนินการขั้นต่อไป

บทที่ 2

การทบทวนวรรณกรรมและทฤษฎีที่ใช้ในงานวิจัย

ในส่วนนี้จะกล่าวถึงการศึกษาวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง ซึ่งประกอบด้วยวรรณกรรมที่รวบรวม และอธิบายวิธีการใช้อัลกอริทึมประเภทปัญญาประดิษฐ์ เช่น โครงข่ายฮอปฟิลด์ เจเนติก อัลกอริทึม เพื่อนำมาแก้ปัญหาด้านการสร้างกลุ่มการลงทุน ตลอดจนการซื้อขายหุ้น และทฤษฎีที่นำมาใช้ในงานวิจัยฉบับนี้ ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.1 วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการคัดเลือกกลุ่มการลงทุน

2.1.1 การคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของมาโควิช

ผู้ลงทุนคัดเลือกกลุ่มการลงทุนที่ดีที่สุดท่ามกลางปัญหาหลายๆ อย่าง โดยที่ทฤษฎีกลุ่มการลงทุนจะใช้ทฤษฎีของMarkowitz (1952) ซึ่งกำหนดปริมาณความเสี่ยงและใช้ค่ากลางของตัวแปรเพื่อคัดเลือกกลุ่มการลงทุนที่ดีที่สุด หมายความว่า จะทำการกำหนดระดับของความเสี่ยงไว้คงที่ และให้ อัตราผลตอบแทนอยู่ที่จุดสูงสุด หรือกำหนดอัตราผลตอบแทนที่คงที่ เพื่อลดความเสี่ยงให้ต่ำที่สุด มีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ดังนี้

$$\text{ผลตอบแทนที่คาดหวัง (expected return): } E(R_p) = \sum_{i=1}^n w_i E(R_i) \quad (2.1)$$

ความแปรปรวนของผลตอบแทนของกลุ่มการลงทุน

$$\text{(portfolio variance): } \sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{i,j} \quad (2.2)$$

โดย $E(R_i)$ คือผลตอบแทนที่คาดหวังของหุ้นตัวที่ i ในกลุ่มการลงทุน

$E(R_p)$ คือผลตอบแทนค่าคาดหวังของกลุ่มการลงทุน

w_i คือสัดส่วนของหุ้นตัวที่ i ในกลุ่มการลงทุน

n คือจำนวนของหุ้นในกลุ่มการลงทุน

$\sigma_{i,j}$ คือความแปรปรวนร่วมระหว่างหุ้นตัวที่ i และ หุ้นตัวที่ j

σ_p^2 คือ ความแปรปรวนของกลุ่มการลงทุน

โดยที่ทฤษฎีจะสมมติว่าผู้ลงทุนไม่ชอบความเสี่ยงโดยการลงทุนไปสองกองทุนที่มีอัตราผลตอบแทนเท่าๆ กัน ผู้ลงทุนจะชอบตัวที่มีความเสี่ยงต่ำ ด้วยเหตุนี้ผู้ลงทุนจะลงทุนในกองทุนที่มีความเสี่ยงสูงขึ้นก็ต่อเมื่อผลตอบแทนมีมากตามเช่นกัน ในทางกลับกันคือผู้ลงทุนที่ต้องการผลตอบแทนสูง จะต้องยอมรับในเรื่องความเสี่ยงที่เพิ่มสูงตามเช่นกัน และแน่นอนว่าการถ่วงดุลจะอยู่ระหว่างผู้ลงทุนที่ไม่ชอบความเสี่ยงซึ่งนักลงทุนที่มีเหตุผลจะไม่ลงทุนในกลุ่มการลงทุนหากกลุ่มการลงทุนทั้งสองยังอยู่ในความเสี่ยง และหากระดับความเสี่ยงรูปแบบอื่นในกลุ่มการลงทุนยังมีผลตอบแทนที่ดีกว่า

สรุปว่าความเสี่ยงและผลตอบแทนของผู้ลงทุนสามารถอธิบายได้โดยผลกระทบของสมมติฐานนี้จะมีผลเฉพาะความคาดหวังของผลตอบแทน และสิ่งที่เปลี่ยนแปลงได้ง่าย เช่น ค่าเฉลี่ยผลตอบแทน (Mean Return) ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) ของกลุ่มการลงทุน

การตัดสินใจลงทุนในแต่ละทางเลือกของผู้ลงทุนจะพิจารณาจากการกระจายของความน่าจะเป็นที่จะเกิดผลตอบแทนตลอดช่วงเวลาที่ลงทุนถือหลักทรัพย์นั้นๆ ผู้ลงทุนจะพยายามทำให้อรรถประโยชน์ที่ได้รับสูงสุดและจะคงเส้นอรรถประโยชน์ซึ่งแสดงถึงอรรถประโยชน์ส่วนเพิ่มในอัตราที่ลดลงตลอดช่วงการลงทุน (Diminishing Marginal Utility Of Wealth)

ผู้ลงทุนแต่ละคนจะประมาณความเสี่ยงในการลงทุนบนพื้นฐานของความแปรปรวนของอัตราผลตอบแทนที่คาดว่าจะได้ การตัดสินใจของผู้ลงทุนนั้นขึ้นอยู่กับอัตราผลตอบแทนที่คาดว่าจะได้รับและความเสี่ยงเท่านั้น เส้นอรรถประโยชน์ของผู้ลงทุนเป็นฟังก์ชันของผลตอบแทนคาดหวังและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานภายใต้ความเสี่ยงระดับหนึ่งผู้ลงทุนจะเลือกการลงทุนที่ให้อัตราผลตอบแทนสูงสุด ในทำนองเดียวกันภายใต้อัตราผลตอบแทนระดับหนึ่งผู้ลงทุนจะเลือกการลงทุนที่มีความเสี่ยงต่ำ

สรุปว่าภายใต้ข้อสมมติฐานดังกล่าว หลักทรัพย์หรือกลุ่มการลงทุนใดๆ จะมีประสิทธิภาพได้ก็ต่อเมื่อไม่มีหลักทรัพย์หรือกลุ่มการลงทุนใดให้อัตราผลตอบแทนที่สูงกว่า ณ ระดับความเสี่ยงเดียวกัน (หรือต่ำกว่า) หรือไม่มีหลักทรัพย์หรือกลุ่มการลงทุนใดให้อัตราผลตอบแทนที่สูงกว่า ณ ระดับความเสี่ยงเดียวกัน (หรือสูงกว่า)

โดยในบทนี้จะพิจารณาถึงสิ่งที่เกี่ยวข้องกับการเลือกกลุ่มการลงทุนอัตโนมัติโดยเจเนติกอัลกอริทึมและศิลปะการเลือกกลุ่มการลงทุนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติกอัลกอริทึม

2.1.2 การคัดเลือกกลุ่มการลงทุนแบบอัตโนมัติ

เทคนิคอีกหลายรูปแบบที่นำเทคนิคการเลือกกลุ่มการลงทุนแบบอัตโนมัติมาใช้และทดลอง เทคนิคนี้ถูกนำมาใช้กับตลาดหุ้นหลายๆ แห่งในโลก โดยที่ Chu, Tsao และ Shiu (1996) ได้ศึกษาวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุน โดยใช้โปรแกรมมิ่งแบบควอดราติก หาค่าสูงสุด ค่าต่ำสุดของสูตรหาความเบี่ยงเบนเฉลี่ย (Mean Absolute Deviation : MAD) การทดลองนั้นจะใช้ผลตอบแทนรายเดือนจาก หุ้น 67 รายการจาก 48 เดือนที่มีการซื้อขายกันในตลาดสต็อกโฮล์ม (SSE) ประเทศสวีเดนระหว่างเดือนมกราคม 1997 ถึงเดือนธันวาคม 2000 โดยที่ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่ารูปแบบของมาโควิชนั้นทำให้ความเสี่ยงลดน้อยลง เมื่อใช้สูตรการได้ผลตอบแทนและความเสี่ยงที่สูง ด้วยการหาค่าต่ำสุดความเบี่ยงเบนเฉลี่ยที่เข้าใกล้แบบของมาโควิช

จะเห็นได้ว่าสูตรที่ใช้ความเบี่ยงเบนเฉลี่ยจะให้ผลที่ดีกว่ากองทุนรวมหุ้นระดับต่างๆ ในสวีเดน โดยที่ทฤษฎีกลุ่มการลงทุนของมาโควิชได้ถูกประเมินสิ่งที่เกิดขึ้นประกอบด้วย ขอบเขตที่มีประสิทธิภาพ (efficient frontier) การหาความเบี่ยงเบนเฉลี่ยและค่าสูงสุด ขอบเขตที่มีประสิทธิภาพจะแสดงถึงกลุ่มการลงทุนที่ให้ผลตอบแทนสูงสุดภายใต้ความเสี่ยงทุกระดับหรือความเสี่ยงต่ำสุดภายใต้ผลตอบแทนทุกระดับ

Lee, Blain, Casas, Kenny, Berall and Chau (2006) เสนอโครงข่ายประสาทเทียม RBF (RBF Neural Network) โดยการใช้ความเบี่ยงเบนค่าเฉลี่ยความแปรปรวน (Mean Variance Skewness) ถ่วงดุลท่ามกลางการแข่งขันและการขัดแย้งของจุดหมาย เพื่อรวบรวมความแตกต่างของการพยากรณ์และแผนการซื้อขายให้ดีขึ้นและเหมาะสมกับความต้องการของผู้ลงทุน

รูปแบบจำลองจะถูกประเมินโดยใช้ราคาหุ้นแต่ละวันและข้อมูลการแลกเปลี่ยนโดยนำมาจาก ข้อมูลออนไลน์ (online) และข้อมูลจาก Pacific Exchange Rate Service ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม ปี 2003 จนถึงวันที่ 30 กันยายนปี 2003 โดยการใช้รูปแบบที่นำเสนอให้นักลงทุนจะสามารถสร้างกลุ่มการลงทุนโดยการเข้าชุดกันกับสิ่งที่ชอบของผู้ลงทุนที่ขึ้นอยู่กับ การคาดการณ์ และการวางแผนการซื้อขายให้ดีขึ้นโดยการจำลองเป้าหมายโดยใช้วิธีดูความเบี่ยงเบนค่าเฉลี่ยความแปรปรวน

ผลจากการทดลองชี้ให้เห็นว่าสิ่งที่นำเสนอขึ้นใกล้ที่จะได้แนวทางที่มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาการถ่วงดุลในปัญหาของกลุ่มการลงทุน

Fernandez และ Gomez (2004) เสนอวิธีการสร้างกลุ่มการลงทุนโดยใช้โครงข่ายฮอปฟิลด์ เพื่อนำกลุ่มการลงทุนที่สร้างได้นำมาสร้างกราฟของขอบเขตที่มีประสิทธิภาพและนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมแบบอื่น ได้แก่ เจเนติกอัลกอริธึม การค้นหาแบบทาบู (Tabu Search) และแบบซิมูเลต แอนนีลิ่ง (Simulated annealing) โดยการทดลองพบว่าการใช้โครงข่ายฮอปฟิลด์นั้นให้ผลที่ดีกว่าอัลกอริธึมแบบอื่น

Oh และ Kim (2006) เสนออัลกอริทึมการสร้างกลุ่มการลงทุนโดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมร่วมกับค่าเบต้า โดยมีฟังก์ชันความเหมาะสมคือ

$$Q(w_1, w_2, \dots, w_n) = \sum_{k=1}^n (w_k - w_k^m)^2 P_k^{-2} \quad (2.3)$$

โดย P_k คือค่าลำดับความสำคัญของหุ้น

w_k^m คือมูลค่าหลักทรัพย์ตามราคาตลาดรวม (market capitalization)

w_k คือน้ำหนักของหุ้น

โดยที่สมการที่ 2.3 ใช้สำหรับหาค่าน้ำหนักในการซื้อขายหุ้นที่เหมาะสม จากการทดสอบพบว่าอัลกอริทึมดังกล่าวใช้ได้ดีในการทำนายการซื้อขายหุ้นระยะสั้น

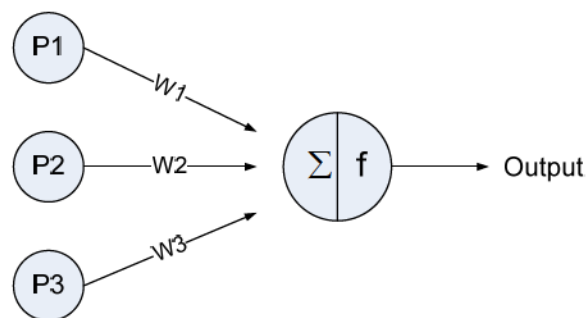
ประภาพรณ ปิ่นไธ (2546) เสนอตัวแบบการพยากรณ์ราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมโดยการป้อนข้อมูลนำเข้าจำนวนมากเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมเกิดการเรียนรู้ และพยายามจะลดขนาดของค่ามัธยฐานของความผิดพลาดที่เกิดขึ้นยกกำลังสอง (mean squared error) จากผลต่างระหว่างค่าคาดหวังกับค่าที่พยากรณ์ได้จริงระหว่างการสอนแต่ละรอบ และนำความต่อเนื่องของการเปลี่ยนแปลงขึ้นลงของค่าคาดหวังมาใช้ปรับเปลี่ยนวิธีการหาขนาดของความคลาดเพื่อนำไปปรับค่าน้ำหนัก ผลที่ได้คือ Tolerance 1%, Tolerance 5% และ POCFD ได้ประมาณ 75% 90% และ 80% ตามลำดับสรุปว่าได้ผลเป็นที่น่าพอใจ

มีอีกหลายวิธีการที่มีการเสนอสำหรับแก้ไขปัญหาดังกล่าวเช่น fuzzy multiple attribute decision analysis ของ Chu, Tsao และ Shiue (1996) fuzzy rule-based system ของ Zargham และ Sayeh (1999) support vector machines ของ Fan และ Palaniswami (2001) และ dynamic programming ของ Mulvey, Rosenbaum และ Shetty (1997) ทั้งหมดนี้แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของวิธีการต่างๆ ที่ทำให้ได้ผลตอบแทนมากกว่าที่คาดหวังไว้

2.2 ทฤษฎีที่ใช้ในงานวิจัย

2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

ในปีค.ศ.1949 Hebb เป็นคนแรกที่แนะนำโครงข่ายที่มีการประมวลผลจากการเรียนรู้เหมือนเซลล์สมองที่เรียกว่า Hebbian learning และต่อมาได้นำมาใช้ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม ได้เริ่มขึ้นอย่างเป็นทางการ เมื่อปี ค.ศ.1956 โดย Rochester และคณะ ซึ่งเป็นการเริ่มยุคของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligent -AI) อย่างแท้จริง นับจากนั้นได้มีนักวิจัยหลายท่านพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมาหลายแบบ เช่น ในปี ค.ศ.1958 Rosenblatt ได้พัฒนาโครงข่ายเพอร์เซพตรอน (Perceptron) ซึ่งมีพื้นฐานการทำงานเป็น 3 ชั้น กล่าวคือ ชั้นนำเข้า (Input Layer) ชั้นแอสโซซิเอชัน (Association Layer) และชั้นส่งออก (Output Layer) ในปีค.ศ.1960 Widrow ได้พัฒนาโครงข่าย ADALINE (ADaptive Linear Neuron) ซึ่งต่อมามีการปรับปรุงเป็นโครงข่ายที่มีชื่อภายหลังว่า MADALINE (Multiple ADALINEs) หลังจากนั้นนักวิจัยหลายท่านให้ความสนใจเกี่ยวกับ Associative memory จนกระทั่งในปี ค.ศ. 1982 จึงเกิดโครงข่ายฮอปฟิลด์ (Hopfield) ซึ่งเป็นโครงข่ายประเภทรีเคอร์เรนท์ (Recurrent) และสามารถนำมาประยุกต์แก้ปัญหาเรื่อง การเดินทางของเซลล์แมน (Traveling Salesman) ทำให้ฮอปฟิลด์ได้รางวัลโนเบลทางสาขาฟิสิกส์ในปีนั้น



ภาพที่ 2.1 รูปแบบของเซลล์ประสาท

แหล่งที่มา: Koehn, 1994: 564.

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการจำลองการทำงานบางส่วนของสมองมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วยเซลล์ประสาท (neuron) เป็นจำนวนมาก โดยในแต่ละเซลล์จะประกอบด้วยนิวเคลียส (nucleus) ตัวเซลล์ (cell body) ไยประสาทนำเข้า (dendrite) แกนประสาทนำออก (axon) โดย

ใยประสาทนำเข้าจะมีหน้าที่รับสัญญาณไฟฟ้าเคมีซึ่งส่งมาจากเซลล์ประสาทที่อยู่ใกล้เคียง เมื่อสัญญาณไฟฟ้าเคมีที่ได้รับเข้ามาเกินค่าค่าหนึ่ง เซลล์ประสาทจะถูกกระตุ้นและส่งสัญญาณไปทางแกนประสาทนำออกไป เมื่อปรับโครงสร้างและนำรูปแบบมาใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้โหนด (nodes) ทำหน้าที่คล้ายกับตัวเซลล์ประสาท โดยพิจารณาภาพที่ 2.1 เซลล์ประสาทแต่ละโหนดจะรับค่านำเข้าได้หลายค่า เช่น $p_1, p_2, \dots, p_n$ แต่ผลการกระตุ้นหรือค่าส่งออกที่ได้มีเพียงหนึ่งค่า ซึ่งคำนวณได้จากการใช้ฟังก์ชันทรานสเฟอร์ (transfer function : f) กับผลรวมเชิงเส้นแบบถ่วงน้ำหนัก ($w_1, w_2, \dots, w_n$) ของค่านำเข้า (Blum, 1991)

2.2.2.1 รูปแบบการเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทเทียม

ลักษณะการเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งได้เป็น 3 รูปแบบดังนี้ (Hagan, Demuth and Beale, 1996)

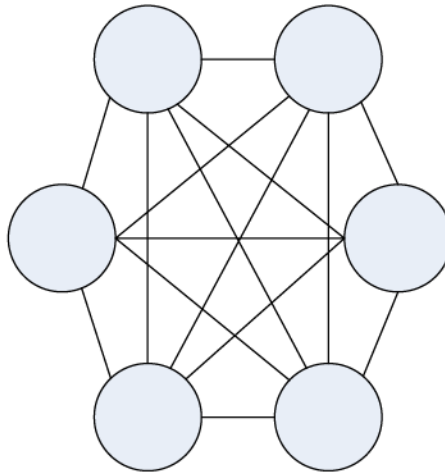
1) การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) โครงข่ายประสาทเทียมจะได้รับการฝึกด้วยกลุ่มฝึกที่ประกอบด้วยข้อมูลนำเข้าและค่าส่งออกที่ต้องการ การปรับค่านำหนักและค่าไบแอส (bias) นั้นจะกระทำเพื่อให้ค่าส่งออกที่ได้มีความใกล้เคียงหรือตรงกับค่าส่งออกที่ต้องการมากที่สุด ตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้วิธีการเรียนรู้แบบนี้ เช่น แบคโพรพาเกชัน (back-propagation) และมัลติเลเยอร์เพอร์เซ็ปตรอน (multilayer perceptron) เป็นต้น

2) การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning) การเรียนรู้แบบนี้จะคล้ายคลึงกับการเรียนรู้แบบมีผู้สอน แต่ต่างกันตรงที่การเรียนรู้แบบนี้จะใช้นำเข้าและใช้ระดับ (grade) หรือคะแนน (score) แทนค่าส่งออก ซึ่งวิธีนี้มีความซับซ้อนมากกว่าและใช้เวลาในการฝึกมากกว่าทำให้เป็นที่นิยมน้อยกว่าการเรียนรู้แบบมีผู้สอน การเรียนรู้แบบนี้มีความเหมาะสมสำหรับระบบขนาดใหญ่ที่ประกอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมหลายเครือข่ายทำงานร่วมกัน

3) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) การเรียนรู้เพื่อปรับค่านำหนักและค่าไบแอสจะตอบสนองต่อข้อมูลนำเข้าเท่านั้นโดยไม่ได้นำค่าส่งออกมาร่วมด้วยในการฝึก วิธีการเรียนรู้แบบนี้จะใช้การจัดแบ่งกลุ่มโดยพิจารณาตามรูปแบบของค่านำเข้า ตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้วิธีการเรียนรู้แบบนี้ เช่น เคานเตอร์โพรพาเกชัน (counterpropagation) และโครงข่ายโคเฮเนน (Kohonen network) เป็นต้น

โครงข่ายฮอปฟิลด์ Hopfield network (Hopfield, 1982) เป็นระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเพียงชั้นเดียว โดยมีลักษณะการส่งสัญญาณย้อนกลับ (feedback) คือมีบางส่วนของค่าส่งออกที่

เชื่อมต่อเข้ามาเพื่อนำเข้าซึ่งเรียกโครงข่ายรีเคอร์เรน (recurrent network) มีการทำงานโดยคำนวณผลที่ได้รับวนไปเรื่อยๆ ตามแต่ละ โหนดจนกว่าระบบจะมีค่าความเสถียรตามที่ต้องการ



ภาพที่ 2.2 ภาพการจำลองรูปแบบการทำงานของโครงข่ายฮอปฟิลด์
แหล่งที่มา: Hopfield, 1982.

จากภาพที่ 2.2 จะเห็นว่าการทำงานไม่เหมือนกับรูปแบบไลเนียสโซซิเอเตอร์ (linear associator model) ที่จะประกอบด้วยชั้นการทำงาน 2 ชั้น โดยที่ชั้นแรกรองรับการทำงานของข้อมูลเข้า อีกชั้นหนึ่งทำการส่งข้อมูลออก แต่โครงข่ายฮอปฟิลด์ประกอบด้วยการทำงานเพียงชั้นเดียว แต่ละโหนดทำการเชื่อมต่อกับโหนดอื่นๆ ที่อยู่ภายในโครงข่ายยกเว้นตัวเอง มีเมทริกซ์เก็บน้ำหนักการเชื่อมต่อ W เป็นแบบสมมาตร ดังนี้ $w_{ij} = w_{ji}$ สำหรับ $i, j = 1, 2, \dots, m$ โดยที่แต่ละโหนดมีค่านำเข้า I_i โดยที่ค่านำเข้านี้นำไปสู่การเปลี่ยนแปลงในการคำนวณของค่านำเข้าของโครงข่ายไปยังแต่ละโหนด แต่ละโหนดในโครงข่ายฮอปฟิลด์ทำงานเป็นทั้งโหนดข้อมูลนำเข้าและโหนดข้อมูลนำออกในโหนดเดียวกัน

$$input_p = \sum_{i=1}^m (x_i w_{ij} + I_j) \quad (2.4)$$

โครงข่ายฮอปฟิลด์มีค่าสเกลาร์ (scalar value) ที่มีความเกี่ยวข้องกับแต่ละสถานะของโครงข่ายที่อ้างอิงถึงพลังงาน (energy : E) ของโครงข่ายโดย

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i < j} w_{ij} s_i s_j + \sum_i \theta_i s_i \quad (2.5)$$

ค่าที่ได้เรียกว่า "พลังงาน" เพราะนิยามว่าถ้าหากแต่ละโหนดในโครงข่ายถูกเลือกขึ้นมาอย่างสุ่มเพื่อกระตุ้นโครงข่ายให้มีสถานะอยู่ในระดับดีที่สุดในฟังก์ชันพลังงาน (energy function) ดังนั้นถ้าหากสถานะเป็นจุดต่ำสุดในฟังก์ชันพลังงานเป็นสถานะที่อยู่นิ่งหรือเสถียรสำหรับโครงข่าย

การทำงานของโครงข่ายในแต่ละขั้นตอนจะเริ่มจากการสุ่มโหนดขึ้นมาเพื่อเข้าโครงข่าย พฤติกรรมของโหนดเป็นวัฏจักรใจที่จะย้ายไปยังสถานะที่ต่ำสุดของพลังงานของตัวเองและโหนดอื่นๆ

ในโครงข่ายแบบอะซิงโครนัส (asynchronous network) นั้นแต่ละโหนดจะคำนวณการกระตุ้นในช่วงเวลาที่สุ่มขึ้นมาและมีการเปลี่ยนสถานะเป็น 1 หรือ -1 ขึ้นอยู่กับโหนดอื่นๆ โดยความน่าจะเป็นของ 2 โหนดที่ยิ่งไปพร้อมกันเป็นศูนย์โดยผลที่จะตามมาคือการเคลื่อนที่ที่เหมือนกันสามารถบรรลุโดยการเลือกโหนดอย่างสุ่มและทำการคำนวณการกระตุ้นพร้อมกับปรับปรุงค่าสถานะไปด้วยโดยที่ไม่มีการหน่วงเวลาระหว่างการคำนวณค่าการกระตุ้นและปรับปรุงสถานะ โดยโครงข่ายแบบอะซิงโครนัสนั้นค่อนข้างมีความใกล้เคียงกับรูปแบบของโครงข่ายประสาทจริงๆ

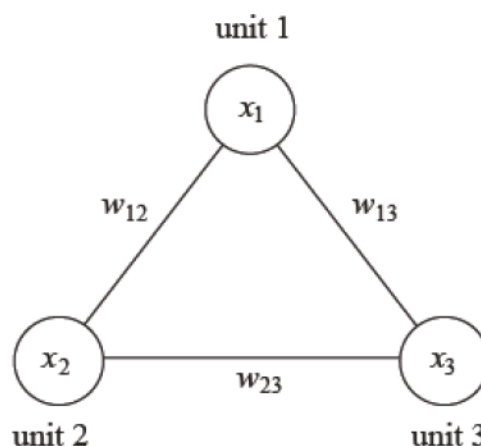
การใช้ฟังก์ชันพลังงานเพื่อคำนวณหาสถานะที่คงที่ของโครงข่ายโดยที่สถานะที่คงที่คือคู่ของเวกเตอร์ (x, y) โดยให้ x และ y คือโหนดในโครงข่าย ซึ่งโครงข่ายแบบอะซิงโครนัสในแต่ละเวลาที่ t เราจะทำการสุ่มเลือกโหนดจากชั้นของโครงข่ายด้านซ้ายหรือขวาและคำนวณค่ากระตุ้นถ้าหากการกระตุ้นของโหนดยังเหลือหลังจากการกระทำดังกล่าวแล้ว ดังนั้นพลังงานของโครงข่ายจะไม่เปลี่ยนแปลง

สถานะของโหนด i ของชั้นของโครงข่ายด้านซ้ายจะเปลี่ยนเท่านั้นเมื่อการกระตุ้น g_i มีสัญลักษณ์ที่แตกต่างจาก x_i ซึ่งเป็นสถานะปัจจุบันโดยที่สถานะจะมีการปรับปรุงจาก x_i ไปยัง x'_i โดยที่ x'_i ในปัจจุบันมีสัญลักษณ์เหมือนกับ g_i ตั้งแต่โหนดอื่นๆ ไม่มีการเปลี่ยนสถานะของตัวเอง ความแตกต่างระหว่างพลังงานก่อนหน้า $E(x, y)$ และพลังงานใหม่ $E(x', y)$ คือ

$$E(x, y) - E(x', y) = -\frac{1}{2} g_i (x_i - x'_i) \quad (2.6)$$

สถานะใหม่ (x',y) จะมีพลังงานที่ต่ำลงจากสถานะเดิม (x,y) เหมือนกับค่าตัวแปรที่สามารถทำได้ถ้าโหนดที่ชั้นของโครงข่ายด้านขวาถูกเลือกพลังงานใหม่ก็จะเป็น (x,y') อย่างไรก็ตามสถานะของโหนดในชั้นของโครงข่ายด้านขวาจะถูกบิดไป โดยที่ทุกการปรับปรุงของสถานะในโครงข่ายจะมีการลดพลังงานรวมทั้งหมดลงไปเรื่อยๆ ตั้งแต่มีจำนวนที่สามารถเป็นไปได้ในการรวมกันของสถานะไบโพลาร์ (bipolar) การทำงานจะต้องมีการหยุดในจุดใดจุดหนึ่ง ยกตัวอย่างเช่น มีสถานะ (a,b) ซึ่งจะถูกพบโดยที่พลังงานไม่สามารถลดต่อไปได้อีกหลังจากนั้นโครงข่ายจะตกลงสู่จุดต่ำสุดของฟังก์ชันพลังงานและสถานะ (a,b) เป็นสิ่งที่น่าสนใจของระบบ ในรูปแบบของฮอปฟิลด์นั้นถือได้ว่าโหนดแต่ละโหนดซึ่งรักษาสถานะของตัวเองไว้จนกระทั่งถูกเลือกสำหรับการปรับปรุงครั้งใหม่ ซึ่งในการคัดเลือกจะทำแบบสุ่มโดยที่โครงข่ายฮอปฟิลด์นั้นประกอบด้วยโหนดจำนวน n คู่ นั่นคือแต่ละโหนดจะมีการเชื่อมต่อไปยังทุกๆ โหนดยกเว้นตัวมันเองโดยที่โครงข่ายจะเป็นลักษณะสมมาตรเพราะว่าน้ำหนักของ w_{ji} สำหรับการเชื่อมต่อระหว่างโหนด i และโหนด j และจะเท่ากับน้ำหนักของ w_{ij} ของการเชื่อมต่อระหว่างโหนด j และโหนด i ซึ่งสามารถอธิบายได้ถึงการทำการเชื่อมต่อแบบสองทางระหว่างสองโหนด

การหายไปของการเชื่อมต่อของแต่ละโหนดไปยังตัวมันเองต้องหลีกเลี่ยงผลสะท้อนกลับของค่าของสถานะ จากภาพ 2.3 แสดงให้เห็นตัวอย่างการเชื่อมต่อของ 3 โหนดซึ่งแต่ละโหนดสามารถมีสถานะเป็น 1 หรือ -1 โดยที่โครงข่ายฮอปฟิลด์สามารถทำงานเป็นอะซิงโครนัสในชั้นของโครงข่ายทางซ้ายและทางขวาและหลอมรวมกันเป็นชั้นเดียว ซึ่งการเชื่อมต่อในโครงข่ายฮอปฟิลด์ด้วยโหนดทั้งหมด n โหนดนั้นสามารถแสดงได้โดย เมทริกซ์น้ำหนักขนาด $n \times n$ (W) = W_{ji} ซึ่งมีค่าทแยงมุมเป็นศูนย์



ภาพที่ 2.3 ภาพการจำลองโครงข่ายฮอปฟิลด์ที่ประกอบด้วย 3 โหนด

แหล่งที่มา: Rojas, 1996: 344.

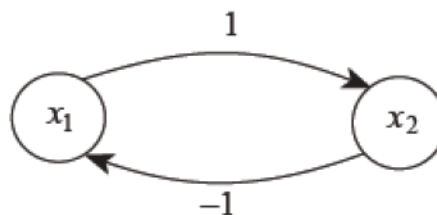
แสดงเมทริกซ์ของน้ำหนัก ได้ดังนี้

$$W = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

สำหรับตัวอย่างการเปลี่ยนรูปสถานะของเวกเตอร์ $(1,1,1)$ ไปเป็น สถานะ $(-1,-1,-1)$ ในกรณีของการปรับปรุงค่าแบบอะซิงโครนัส โดยที่โครงข่ายจะคัดเลือกแบบสุ่มท่ามกลางความเป็นไปได้ของสถานะทั้ง 8 ที่เป็นไปได้เมทริกซ์ของการเชื่อมต่อที่มีค่าทแยงมุมเป็นศูนย์สามารถนำไปสู่การแกว่งของค่าในกรณีที่เมทริกซ์ไม่สมมาตร โดยที่เมทริกซ์ของน้ำหนักเป็นดังนี้

$$W = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

จากภาพ 2.4 เป็นการเปลี่ยนสภาพของเวกเตอร์สถานะ $(1,-1)$ ไปยังเวกเตอร์อีกสถานะหนึ่ง $(1,1)$ เมื่อโครงข่ายมีการทำงานแบบอะซิงโครนัสหลังจากการเปลี่ยนของสถานะ $(-1,1)$ สามารถปรับปรุงไปเป็น $(-1,-1)$ และสุดท้ายเป็น $(1,-1)$ โดยที่สถานะของเวกเตอร์จะเปลี่ยนอย่างผันแปรตามกันและไม่บรรจบไปยังสถานะสมดุล



ภาพที่ 2.4 ภาพการจำลองโครงข่ายที่มีการเชื่อมต่อไม่สมมาตร

แหล่งที่มา: Rojas, 1996: 345.

การสมมาตรของเมทริกซ์น้ำหนักและค่าเส้นทแยงมุมเป็นศูนย์เป็นสิ่งที่จำเป็นสำหรับการแปรไปสู่การเชื่อมต่อแบบอะซิงโครนัสทั้งโครงข่ายและเปลี่ยนไปยังสถานะที่สมดุล

โหนดของโครงข่ายฮอปฟิลด์สามารถกำหนดค่าเริ่มต้น (θ) ต่างไปจากศูนย์ซึ่งในกรณีนี้ทุกโหนดที่ถูกเลือกสำหรับการปรับปรุงสถานะจะใช้สถานะ 1 ถ้าหากว่าค่าการกระตุ้นนั้นมากกว่า

θ ในอีกนัยหนึ่ง สถานะ -1 นี้คือกฎของการกระตุ้นสำหรับเพอเซพตรอน ดังนั้นเราสามารถคิดได้ว่าโครงข่ายฮอปฟิลด์คือโครงข่ายอะซิงโครนัสแบบย้อนกลับไปมาของเพอเซพตรอน

ฟังก์ชันพลังงานของโครงข่ายฮอปฟิลด์นั้นประกอบด้วยโหนดที่มีค่าเริ่มต้นต่างจากศูนย์ โดยให้ w เป็นเมทริกซ์น้ำหนักของโครงข่ายฮอปฟิลด์จำนวน n โหนดและให้ θ เป็นเวกเตอร์ค่าเริ่มต้นของโหนดมีขนาด n แถว ดังนั้นฟังก์ชันพลังงาน $E(x)$ ของสถานะ x ในโครงข่ายจะมีรูปแบบดังนี้

$$E(x) = -\frac{1}{2}xWx^t + \theta x^t \quad (2.7)$$

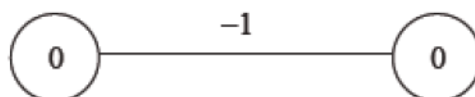
และสามารถเขียนได้ในรูปแบบ

$$E(x) = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n \theta_i x_i \quad (2.8)$$

โดยที่ค่าคงที่ $\frac{1}{2}$ ถูกนำมาใช้เพราะ $w_{ij} x_i x_j$ และ $w_{ji} x_j x_i$ แสดงผลรวมแบบคู่กันอยู่ในฟังก์ชันพลังงานของโครงข่ายฮอปฟิลด์นั้นเป็นแบบควอดราติกฟอร์มโดยที่โครงข่ายฮอปฟิลด์นั้นสามารถค้นหาจุดต่ำสุดของฟังก์ชันพลังงาน ด้วยเหตุนี้จึงน่าสนใจที่จะดูตัวอย่างของรูปแบบของฟังก์ชันพลังงานจากภาพ 2.5 แสดงโครงข่ายที่มีแค่ 2 โหนดที่มีค่าเริ่มต้นเป็นศูนย์จะเห็นได้ชัดว่าเฉพาะสถานะที่เสถียรเป็น (1,-1) และ (-1,1) ส่วนในสถานะที่เสถียรอื่นๆ ของโหนดจะบังคับตัวอื่นๆ ให้เปลี่ยนสถานะของมันเพื่อสร้างเสถียรภาพให้โครงข่าย เช่น โครงข่ายที่พลิกไปพลิกมา

ฟังก์ชันพลังงานของการพลิกไปมาของน้ำหนัก $w_{12} = w_{21} = -1$ และ 2 โหนด ที่มีค่าเริ่มต้นเป็นศูนย์จะได้ผลดังนี้

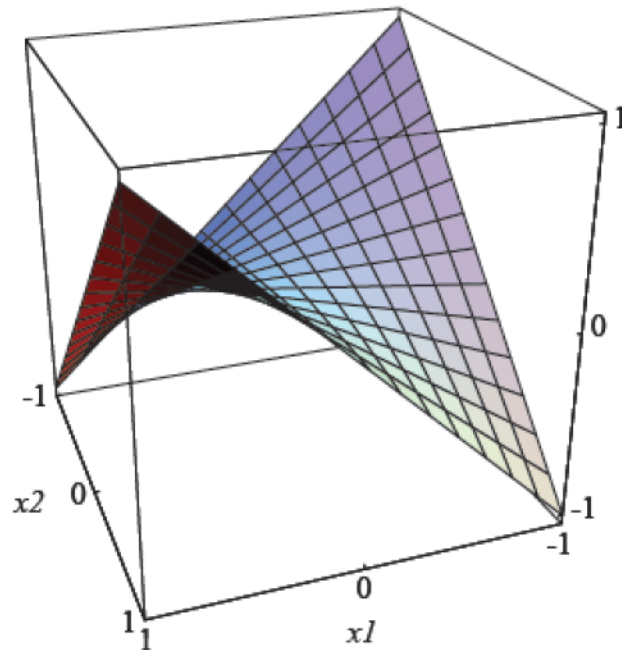
$$E(x_1, x_2) = x_1 x_2, \quad (2.9)$$



ภาพที่ 2.5 ภาพการจำลองโครงข่ายที่พลิกไปมาได้

แหล่งที่มา: Rojas, 1996: 346.

โดยที่ x_1 และ x_2 เป็นตัวแทนสถานะของ โหนด 1 และ 2 ตามลำดับ ในภาพที่ 2.6 แสดง ฟังก์ชันพลังงานสำหรับรูปแบบฮอปฟิลด์ซึ่งสถานะของ โหนดสามารถถือได้ว่าอยู่ในช่วงค่าจำนวนจริงทั้งหมดระหว่าง 0 ถึง 1 ดูจากในภาพที่ 2.6 จะมีแค่ 4 สถานะคือ (1,1) , (1,-1) , (-1,1) , (-1,-1) ซึ่งฟังก์ชันพลังงานจะมีจุดต่ำสุดที่ (1,-1) และ (-1,1)



ภาพที่ 2.6 ภาพกราฟพลังงานของโครงข่ายแบบพลิกไปมาได้

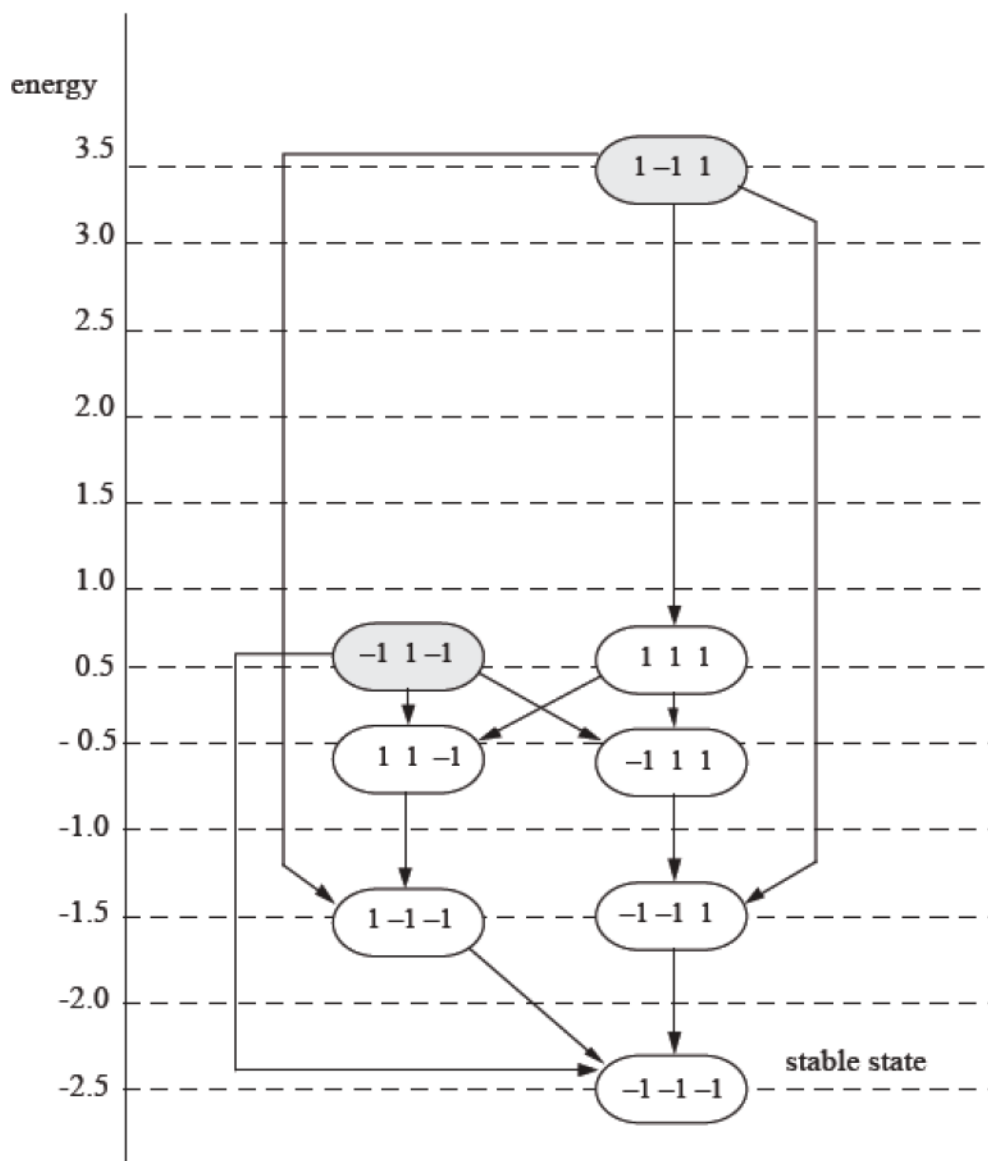
แหล่งที่มา: Rojas, 1996: 346.

โครงข่ายฮอปฟิลด์สามารถใช้เป็นฟังก์ชันทั่วไปสำหรับการคำนวณได้ ตัวอย่างเช่น สามารถนำไปใช้กับโครงข่ายที่มี 3 โหนดโดยที่สถานะของ 2 โหนดจะเป็นตัวกำหนดและกำหนดค่าตายตัวระหว่างการคำนวณเฉพาะ โหนดที่ 3 สามารถเปลี่ยนสถานะได้ตามน้ำหนักของโครงข่ายและ โหนดเริ่มต้นมีค่าที่เหมาะสมจะทำให้ไม่มีข้อจำกัดสำหรับโหนดที่จะถือสถานะด้วย ซึ่งมีลักษณะตรงกัน ไปยังส่วนของสถานะที่เก็บไว้ 2 สถานะ

การเปลี่ยนแปลงไปสู่สถานะที่เสถียรนั้นอธิบายได้โดย เป็นการง่ายที่จะแสดงรูปแบบฮอปฟิลด์ในการทำให้ไปยังสถานะที่เสถียรการพิสูจน์ความน่าเชื่อถือของการวิเคราะห์ค่าใหม่ของฟังก์ชันพลังงานหลังจากมีการปรับปรุงค่าของแต่ละสถานะ

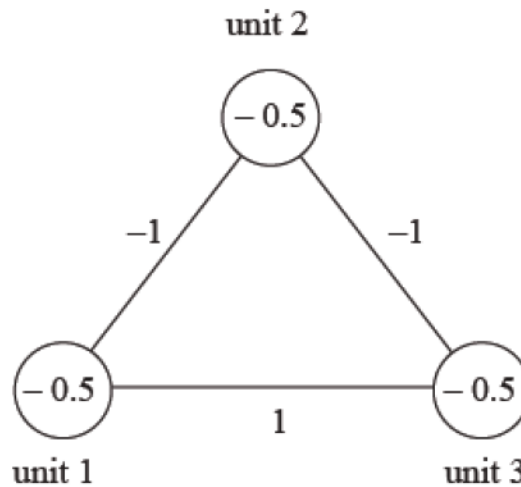
เราสามารถทำการสังเกตสิ่งที่น่าสนใจอื่นๆ ในแผนภาพของการเปลี่ยนแปลง โดยเริ่มจากสถานะ (1,-1,1) ตัวอย่างเช่น ส่วนที่ไม่มีความเสถียรมากๆค่าความน่าจะเป็นของการอยู่ที่รอบต่อไป

คือ 1 เนื่องจาก มี 3 การเปลี่ยนแปลงที่ต่างกัน ไปยังสถานะอื่นๆ เป็นไปได้ของแต่ละตัวคือ $1/3$ ส่วนที่สถานะ $(-1,1,1)$ คือ มีความใกล้เคียงกับความเสถียรเนื่องจากค่าความน่าจะเป็นของการอยู่จะมีค่าที่รอบต่อไปคือ $1/3$ เป็น ซึ่งเป็นตัวที่มีสถานะเสถียรตัวเดียวซึ่งมีชื่อว่าเป็นเวกเตอร์ $(-1,-1,-1)$ โดยมีเพียง 2 สถานะเท่านั้นที่ไม่มีตัวที่มาก่อนจะถูกแสดงเป็นสีเทา ดังภาพที่ 2.7 ในทฤษฎีของการจำลองความเหมือนกับเพื่อนบ้าน (cellular automata) เช่น "urstates" ถูกเรียกว่า garden of Eden configuration ไม่สามารถไปถึงที่ได้แต่เพียงแค่สามารถก่อให้เกิดจากภายนอกก่อนที่จะทำการเริ่มต้นการทำงานอย่างอัตโนมัติ



ภาพที่ 2.7 ภาพจำลองการเปลี่ยนสถานะของโครงข่าย

แหล่งที่มา: Rojas, 1996: 351.



ภาพที่ 2.8 ภาพจำลองของโครงข่ายฮอปฟิลด์

แหล่งที่มา: Rojas, 1996: 351.

โครงข่ายในภาพที่ 2.8 มีโครงสร้างเหมือนกับโครงข่ายที่พิจารณาก่อนหน้าแต่ค่าน้ำหนักและค่าเริ่มต้นมีเครื่องหมายตรงข้ามโดยที่แผนภาพของการเปลี่ยนแปลงของสถานะดังภาพ 2.10 โดยที่โครงข่ายใหม่มี 2 สถานะและ 1 สถานะที่ไม่มีมาก่อนและสามารถเห็นได้จากรูปภาพ ส่วนการเคลื่อนไหวของรูปแบบฮอปฟิลด์นั้นเป็นเหมือนกันกับพลังงานของระบบในตอนนั้นๆ ซึ่งเข้าถึงจุดต่ำสุดและสถานะของโครงข่ายไม่สามารถเปลี่ยนได้

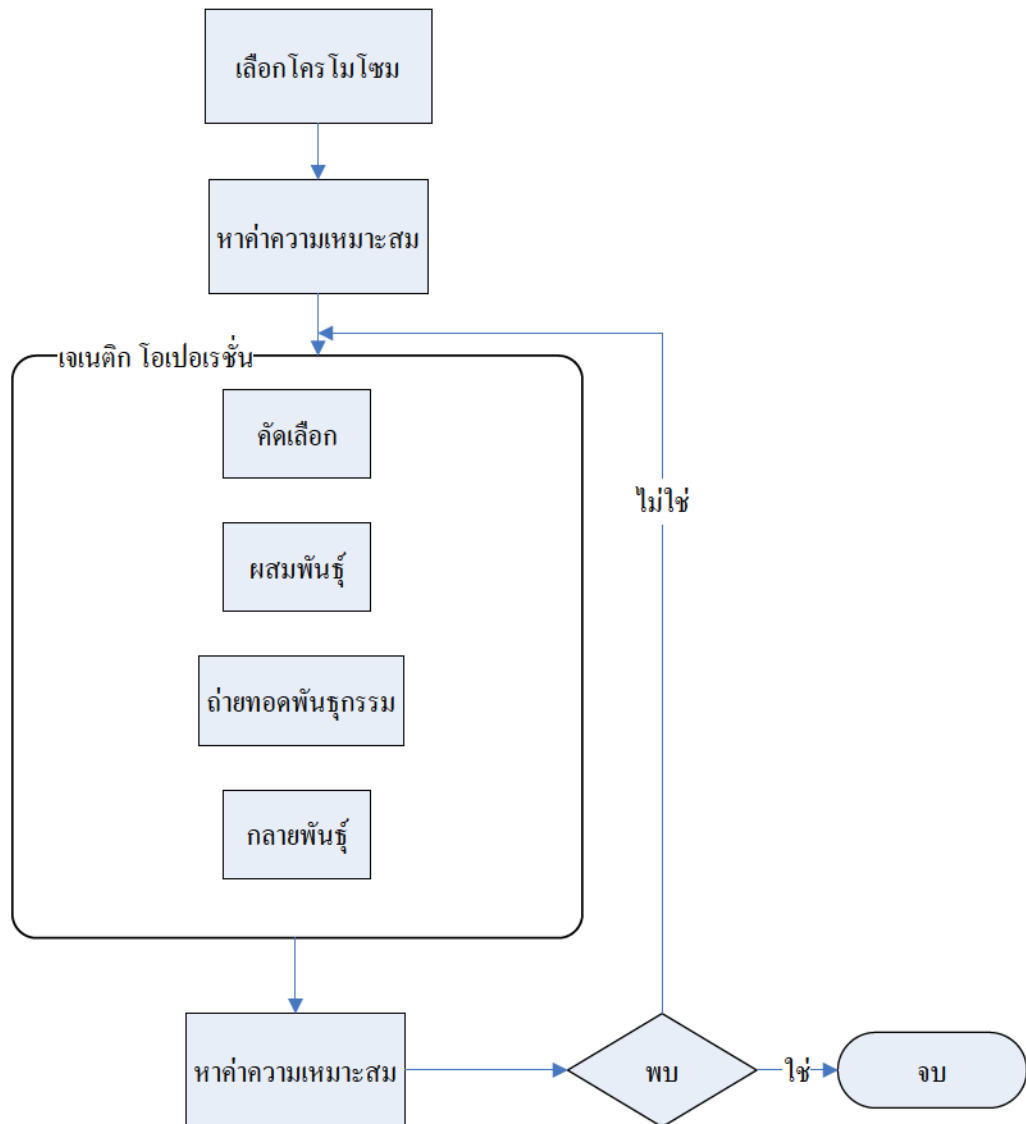
2.2.2 เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm)

คือวิธีแก้ปัญหาวิธีหนึ่ง ซึ่งใช้ในการค้นหา (Search) เพื่อให้ได้จุดที่เหมาะสมที่สุด ที่เรียกว่า Optimum Points (Goldberg, 1989) โดยได้พัฒนาและจำลองวิธีการมาจากกระบวนการทางพันธุกรรมของสิ่งมีชีวิต จากทฤษฎีวิวัฒนาการ หรือ ทฤษฎีการอยู่รอดของสิ่งมีชีวิตโดยทฤษฎีนี้เป็นของ Charles Darwin ซึ่งจากทฤษฎีนี้ John Holland นักวิทยาศาสตร์สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ได้ทำการคิดค้นการลอกเลียนแบบขั้นตอนธรรมชาติของการพัฒนาสิ่งมีชีวิตขึ้นในปีคริสต์ศักราช 1970 โดยพัฒนาขึ้นร่วมกับเพื่อนร่วมงานและนักศึกษาของมหาวิทยาลัยมิชิแกน ประเทศสหรัฐอเมริกา จากการคิดค้นของ John Holland ทำให้สามารถค้นหาและแก้ปัญหาให้ได้จุดที่เหมาะสมที่สุด ทั้งอาจจะเป็นจุดต่ำสุด (Minimum Point) หรือจุดสูงสุด (Maximum Point) สำหรับหลักการของวิธีการค้นหาแบบเจเนติกอัลกอริทึมคือ สิ่งมีชีวิตทั้งหมดจะมีทั้งลักษณะที่ดีและไม่ดี ในการกำหนดว่าสิ่งมีชีวิตใดมีลักษณะที่ดีหรือไม่ดีนั้น จะถูกกำหนดจากทฤษฎีออปติไมเซชัน

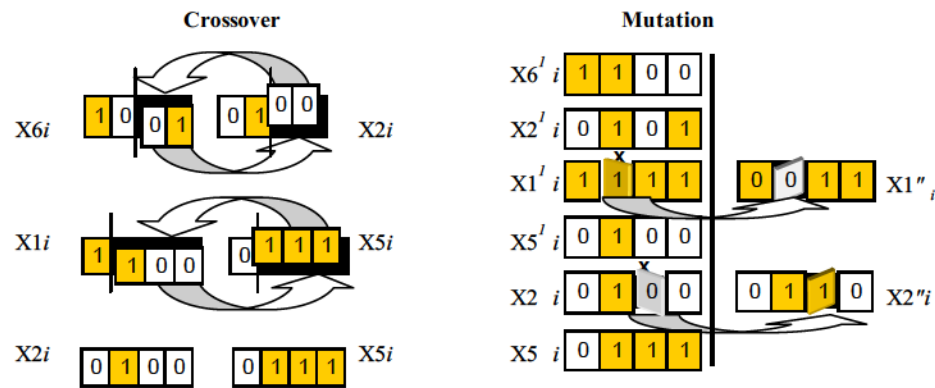
(Optimization Theory) ซึ่งสิ่งมีชีวิตที่มีลักษณะที่ดีนั้นจะได้รับการสนับสนุนให้มีการถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรมเพื่อให้ได้สิ่งมีชีวิตใหม่ที่ดีขึ้น ในส่วนที่มีลักษณะที่ไม่ดีจะไม่ถูกสนับสนุนหรือไม่นำส่วนนี้มาพิจารณา ดังนั้นในหลักการทำงานของเจเนติกอัลกอริธึมจึงถูกนำเสนอข้อมูลในรูปแบบโครโมโซม นั้นหมายความว่า คำตอบที่สามารถเป็นไปได้ทั้งหมดของปัญหาจะถูกนำมาแปลงเป็นโครโมโซม เพื่อนำโครโมโซมไปใช้ในกระบวนการถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรม โดยจะใช้ฟังก์ชันค่าความเหมาะสม (Fitness Function) ที่มีความสอดคล้องกับ ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective Function) กำหนดให้แต่ละโครโมโซม และโครโมโซมเหล่านั้นจะถูกนำมาพิจารณาว่าโครโมโซมใดควรนำมาสืบสายพันธุ์ต่อไปหรือโครโมโซมใดไม่ควรนำมาสืบสายพันธุ์ และจากการหาคำตอบโดยใช้โครโมโซม ในแต่ละรุ่นจะมีการสุ่มประชากรในรุ่นนั้น (Generations) ออกมาเป็นคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมดของปัญหา จึงทำให้เจเนติกอัลกอริธึมสามารถหาคำตอบที่มีค่าสูงสุดหรือต่ำสุดได้สมบูรณ์ และเหมาะสมที่สุด

เจเนติกอัลกอริธึม มีองค์ประกอบที่สำคัญ 5 ส่วนด้วยกัน ดังนี้

- 1) การเข้ารหัสของโครโมโซม (Chromosome Encoding) หรือรูปแบบโครโมโซมที่ใช้ในการนำเสนอทางเลือกที่สามารถจะเป็นได้ของแต่ละปัญหา
- 2) ประชากรต้นกำเนิด (Initial population) คือ ประชากรต้นที่จะนำเข้าไปในกระบวนการถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรม
- 3) ฟังก์ชันสำหรับประเมินค่าความเหมาะสม (Fitness Function) เพื่อให้คะแนนแต่ละทางเลือกของคำตอบ
- 4) เจเนติกโอเปอเรเตอร์ (Genetic Operator) ซึ่งใช้ในการปรับเปลี่ยนองค์ประกอบของข้อมูลตลอดกระบวนการได้แก่ การคัดเลือก (selection) การเปลี่ยนถ่ายยีน (Crossover) และการกลายพันธุ์ (Mutation)
- 5) พารามิเตอร์ (Parameter) ที่สำคัญสำหรับเจเนติกอัลกอริธึม เช่น ขนาดของประชากร (Population size) ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนถ่ายยีน (Probability crossover) ความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์ (Probability mutation) และจำนวนรุ่น เป็นต้น



ภาพที่ 2.9 การทำงานของเจเนติกอัลกอริธึม



ภาพที่ 2.10 เจเนติกโอเปอเรเตอร์

แหล่งที่มา: Wroblewski, 1996: 220.

ในการหยุดกระบวนการหาคำตอบของเจเนติก อัลกอริธึมนั้นมีได้หลายวิธีด้วยกัน เช่น ครบจำนวนรอบที่ได้กำหนดไว้ การพบเป้าหมายหรือคำตอบที่ต้องการ หรือพบคำตอบที่ใกล้เคียงกับที่สิ่งต้องการ เช่น โครโมโซมมีค่า ณ ตำแหน่งของยีนเดียวกันเหมือนกันถึงร้อยละ 95

2.3 สรุป

ปัจจุบันได้มีทฤษฎีเกี่ยวกับการจัดการกลุ่มการลงทุนเกิดขึ้นรวมถึงอัลกอริธึมในการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนที่ดีมีประสิทธิภาพเกิดขึ้นมากมาย รวมถึงมีงานวิจัยที่นำอัลกอริธึมและทฤษฎีมาทำงานร่วมกันให้มีประสิทธิภาพ งานวิจัยฉบับนี้จึงพัฒนาอัลกอริธึมการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติกอัลกอริธึม เพื่อเป็นอีกแนวทางหนึ่งในการช่วยนักลงทุนในการวิเคราะห์และตัดสินใจคัดเลือกจัดหุ้นเข้ากลุ่มการลงทุนเพื่อการซื้อขายที่มีประสิทธิภาพและมีผลตอบแทนในอัตราที่สูง ซึ่งในหัวข้อนี้ได้กล่าวถึงทฤษฎีที่ใช้ในการวิจัยคือโครงข่ายฮอปฟิลด์ และเจเนติกอัลกอริธึม ในบทต่อไปจะกล่าวถึงขั้นตอนการดำเนินการวิจัยในแต่ละขั้นตอนว่ามีความสัมพันธ์กับทฤษฎีที่นำมาใช้อย่างไร

บทที่ 3

ขั้นตอนการวิจัย

จากการศึกษาในบทที่ 2 แสดงให้เห็นว่า โครงข่ายประสาทเทียมและเจเนติกอัลกอริธึม สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของกลุ่มการลงทุน โดยในบทนี้จะแสดงให้เห็นถึงการใช้ประโยชน์ของ โครงข่ายประสาทเทียมและเจเนติก อัลกอริธึม สำหรับการสร้างกลุ่มการลงทุน โดยใช้โครงข่าย ประสาทเทียมแบบฮอปฟิลด์ร่วมกับรูปแบบของมาโควิชเพื่อสร้างกลุ่มหลักทรัพย์ในรูปแบบต่างๆ เพื่อช่วยในการตัดสินใจในการลงทุน

3.1 ขั้นตอนการทำงาน

การศึกษานี้พยายามจะแก้ไขและเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานของกระบวนการ โครงข่ายฮอปฟิลด์ที่มีการคัดเลือกหุ้นเข้ากลุ่มหลักทรัพย์แบบสุ่มโดยใช้หุ้นจากกลุ่มของ SET50 โดยการใช้เจเนติกอัลกอริธึมมาช่วยคัดเลือกกลุ่มการลงทุนที่เหมาะสมที่สุดในขั้นต้นและหลังจากที่ ได้กลุ่มของกลุ่มการลงทุนที่เหมาะสมจากกระบวนการของโครงข่ายฮอปฟิลด์แล้วในขั้นต่อไปจะ ใช้เจเนติกอัลกอริธึมประเมินหาค่าน้ำหนักสำหรับการลงทุน โดยในขั้นตอนทั้งหมดนี้ มีขั้นตอนการ ทำงานดังนี้

3.1.1 การรวบรวมข้อมูล

การทดลองนี้ใช้ข้อมูลดัชนีตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยระหว่างวันที่ 2/1/2003 - 31/1/2008 โดยใช้ค่าราคาปิด (Close index) มาคำนวณหาผลตอบแทนรายวัน (Daily Return Rate) โดยเกณฑ์ในการแบ่งข้อมูลทดสอบคือ

- 1) กำหนดช่วงเวลาที่ทดลองการซื้อขาย
- 2) นำข้อมูลย้อนหลังโดยเริ่มตั้งแต่วันที่ก่อนที่จะมีการซื้อขายย้อนหลังไปอีก 300 วันมาทำ เป็นข้อมูลชุดฝึกสอน

3.1.2 การคัดเลือกหุ้นเข้ากลุ่มการลงทุนโดยเจเนติกอัลกอริธึม

การใช้เจเนติกอัลกอริธึมฝึกให้มีการเรียนรู้และหาค่าที่เหมาะสมที่ได้จากการเรียนรู้ใช้การหาค่าความเหมาะสม มีจุดประสงค์เพื่อให้การสุ่มเลือกกลุ่มการลงทุนในตอนต้นที่มีการสุ่มเพื่อสร้างกลุ่มการลงทุนหลายกลุ่มได้มีการกลั่นกรองกลุ่มการลงทุนที่ไม่เหมาะสมออกไปเพื่อให้กระบวนการต่อไปของการคัดเลือกหุ้นได้ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพและรวดเร็วมากขึ้น

ขั้นตอนการคัดเลือกหุ้นจากหุ้นทั้งหมด N หุ้นเข้ากลุ่มการลงทุนโดยการเปรียบเทียบจากค่าความเหมาะสมที่น้อยที่สุดจากกลุ่มการลงทุนที่สร้างขึ้นอย่างสุ่มจำนวนหลายๆ กลุ่มการลงทุน โดยค่าความเหมาะสมได้จากสมการพลังงาน

$$E(x) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^N x_i (-2\lambda \sigma_{ij}) x_j - \sum_{i=1}^N (1-\lambda) \mu_i x_i \quad (3.1)$$

โดย

S คือจำนวนกลุ่มการลงทุนที่ต้องการ

N คือจำนวนหุ้นทั้งหมดสำหรับเข้ากระบวนการคัดเลือก

μ_i คือค่าเฉลี่ยผลตอบแทนของสินทรัพย์ตัวที่ i

σ_{ij} คือค่าความแปรปรวนร่วมระหว่างผลตอบแทนของหุ้นตัวที่ i และหุ้นตัวที่ j

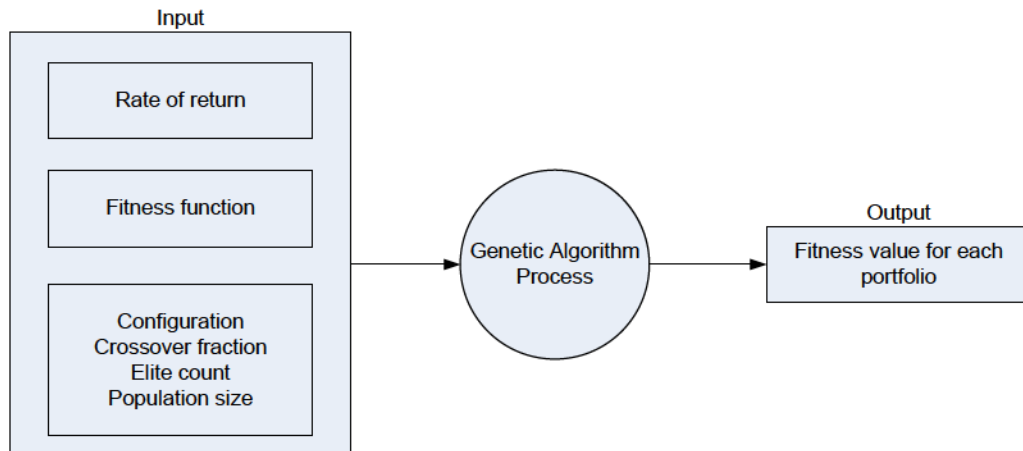
$\lambda \in [0,1]$ คือ ตัวแปรเสี่ยงภัยความเสี่ยง (Risk Aversion Parameter) เป็นตัวแปรในการ

ตัดสินใจโดยการทดลองนี้กำหนดให้มีความที่ 0.1 ทำให้ความเสี่ยงจะอยู่ในอัตราที่ต่ำ

x_i คือสัดส่วนระหว่างทุน (Capital) เพื่อการลงทุนในหุ้นตัวที่ i

เมื่อคำนวณได้ค่าความเหมาะสมของแต่ละกลุ่มการลงทุนแล้วทำการเลือกกลุ่มการลงทุนที่มีค่าความเหมาะสมน้อยที่สุดจำนวน S กลุ่มเพื่อเข้ากระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายฮอปฟิลด์ต่อไป

ขั้นตอนต่อไปคือการใช้เจเนติกอัลกอริธึมในการกำหนดกลุ่มการลงทุนที่เหมาะสมรวมไปถึงน้ำหนักที่เหมาะสมสำหรับหุ้นที่ถูกคัดเลือกขึ้นมา โดยที่จะให้แต่ละโครโมโซมแทนด้วยน้ำหนักของหุ้นแต่ละตัวในกลุ่มการลงทุนและหาค่าความเหมาะสมจากการใช้การจับคู่ การข้ามสายพันธุ์ และการคัดเลือกทางธรรมชาติ โดยที่ประชากรนั้นจะถูกรวมเป็นโครโมโซมเส้นหนึ่งที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดโดยที่ค่าความเหมาะสมนั้นจะมีไว้สำหรับวัดว่าโครโมโซมว่าเส้นใดมีความเหมาะสมที่สุดและนำมาประยุกต์ใช้ทำได้ดังนี้



ภาพที่ 3.1 การค้นหาพอร์ตการลงทุนที่เหมาะสม

จากภาพ 3.1 เป็นการกำหนดให้เจเนติกอัลกอริทึมทำการคำนวณหาพอร์ตการลงทุนที่เหมาะสมที่สุดโดยดูจากค่าความเหมาะสมที่ได้ของกลุ่มการลงทุนที่ดีที่สุด ผลลัพธ์ที่ออกมาต้องมีค่าน้อยที่สุด จากภาพอธิบายได้ดังนี้

1) Rate of return คือค่าผลตอบแทนของหุ้นแต่ละตัวในแต่ละวัน ยกตัวอย่างเช่น ใช้ข้อมูลจำนวน 4 วัน จะได้เมทริกซ์ผลตอบแทนของหุ้นดังนี้

ตารางที่ 3.1 เมทริกซ์ผลตอบแทนของหุ้น

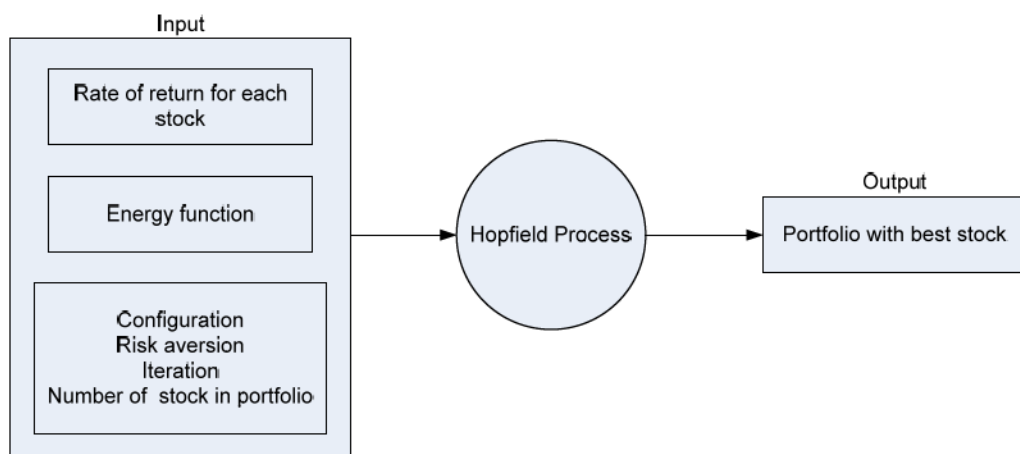
วันที่	EGCO	CPF	SCB	TMB
3/1/2005	-0.00676	0.008333	0.021164	0.018692
4/1/2005	-0.0068	-0.00826	0.015544	-0.00917
5/1/2005	-0.00685	0.008333	0.015306	0.055556
6/1/2005	-0.00833	-0.00826	0.005025	-0.01754

2) Fitness function การกำหนดฟังก์ชันความเหมาะสมสำหรับเจเนติกอัลกอริทึม โดยใช้ดังสมการที่ 3.1

3) Configuration การกำหนดค่าอื่นๆ สำหรับเจเนติกอัลกอริทึมมีความสำคัญมากเนื่องจากการแก้ปัญหาบางอย่างไม่สามารถใช้ค่าเหมือนกับการแก้ปัญหาอีกชนิดได้ ในที่นี้ค่าที่กำหนดคือ

- Crossover fraction อัตราการสร้างรุ่นต่อไปโดยการใช้การข้ามสายพันธุ์ส่วนที่เหลือจะใช้สำหรับการกลายพันธุ์ (mutation) กำหนดเป็น 0.75
- Elite count คือ การตั้งค่าจำนวนของรุ่นที่มีค่าที่เหมาะสมที่สุดที่จะเก็บไว้ในแต่ละรุ่นทำการกำหนดค่าเป็น 2
- Population size ต้องมีการกำหนดขนาดของประชากรโดยดูจากจำนวนหุ้นในกลุ่มการลงทุนซึ่งมีประชากรคือจำนวนหุ้นทั้งหมดที่นำมาทดลองคือ 50 หุ้น

การกำหนดค่าดังกล่าวได้มาจากการทดลองเบื้องต้นโดยการปรับเปลี่ยนค่าต่างๆจนได้ค่าตั้งต้นที่สามารถสร้างกลุ่มการลงทุนที่มีอัตราผลตอบแทนที่ดีที่สุดเมื่อเราทำการกำหนดค่าและข้อมูลต่างๆ เรียบร้อยแล้วจึงใช้เป็นข้อมูลนำเข้าสำหรับเจเนติกอัลกอริทึม โดยที่ข้อมูลนำออกที่ได้จะเป็นค่าความเหมาะสมที่น้อยที่สุดจากกลุ่มการลงทุนทั้งหมด



ภาพที่ 3.2 การคัดเลือกหุ้นเข้ากลุ่มการลงทุนโดยโครงข่ายฮอปฟิลด์

3.1.3 การทำงานในส่วนโครงข่ายฮอปฟิลด์

โครงข่ายฮอปฟิลด์ซึ่งเป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นเดียวมีการเชื่อมต่อกันหมดทุกนิวรอนโดยทำการเปรียบเทียบและกำจัดหุ้นที่มีค่าการเชื่อมต่อหรือค่าฮอปฟิลด์ที่น้อยที่สุดออกไปจากสมการ 3.2

$$X_i(t+1) = G_i \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} X_j(t) + b_i \right) \quad (3.2)$$

โดย

$X_i(t+1)$ คือการหาค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อของโครงข่ายของฮอปฟิลด์ในช่วงเวลา $t+1$

$x_i(t) \in [\varepsilon, \delta]$ คือค่าอัตราผลตอบแทนของหุ่น

b_i คือค่าคงที่นำเข้า (constant extern input) สำหรับหุ่นตัวที่ i

w_{ji} คือน้ำหนักของการเชื่อมต่อระหว่างหุ่นตัวที่ i กับหุ่นตัวที่ j

$G_i: R \rightarrow [\varepsilon, \delta]$ คือแอคติเวชันฟังก์ชันและมีรูปแบบของซิกมอยด์ด้วยการแทน G_i ด้วย

$$G_i(y) = \varepsilon + \frac{\delta - \varepsilon}{1 + \exp(-\beta_i y)} \quad (3.3)$$

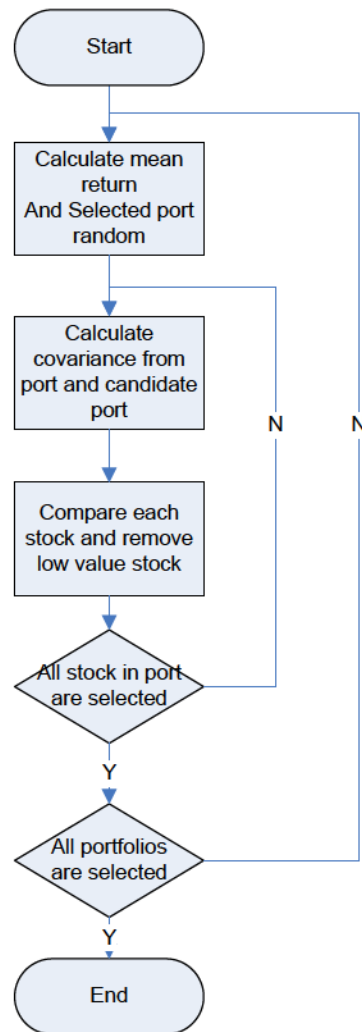
โดย

δ คือ สัดส่วนน้ำหนักที่น้อยที่สุดที่สามารถกำหนดให้หุ่น

ε คือ สัดส่วนน้ำหนักที่มากที่สุดที่สามารถกำหนดให้หุ่น

β คือ ค่าความสมดุลมีค่าตั้งแต่ 1 เป็นต้นไป

เมื่อทำการกำจัดหุ่นที่มีค่าน้อยออกไปทีละตัวพร้อมกับแก้ไขค่าฮอปฟิลด์ของแต่ละกลุ่มการลงทุนไปเรื่อยๆ จนได้กลุ่มของหุ่นที่ดีที่สุดในแต่ละกลุ่มการลงทุน หลังจากนั้นนำกลุ่มการลงทุนที่ดีที่สุดไปประเมินหาค่าความเหมาะสมและน้ำหนักสัดส่วนการลงทุนของหุ่นในกลุ่ม



ภาพที่ 3.3 การทำงานของการคัดเลือกหุ้นเข้ากลุ่มการลงทุน โดยโครงข่ายฮอปฟิลด์

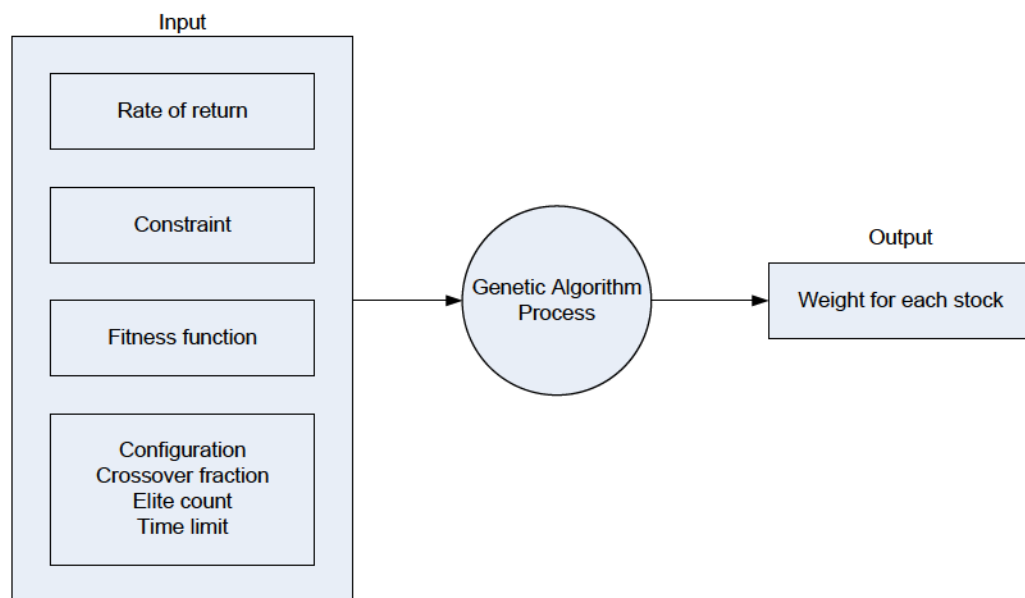
3.1.4 การประเมินกลุ่มการลงทุนและกำหนดน้ำหนักการลงทุนของหุ้น

โดยการใช้เจเนติกอัลกอริธึมฝึกให้มีการเรียนรู้และหาค่าที่เหมาะสมที่ได้จากการเรียนรู้ใช้การเทียบค่าความเหมาะสม (Fitness function) ดังวิธีการเดียวกับข้อ 3.1.2 แต่เพิ่มข้อบังคับ (Constraint) เข้าไปในการทำงานของเจเนติกอัลกอริธึมที่หาค่าความเหมาะสมที่น้อยที่สุดโดยใช้สมการหาค่าความเหมาะสมจากสมการ 3.1 โดยกำหนดให้ผลรวมของน้ำหนักมีค่าเท่ากับ 1 ดังนี้

$$\sum_{j=1}^n X_i = 1 \quad (3.4)$$

โดย X_i คือน้ำหนักของหุ้นตัวที่ i

การทำงานของเจเนติกอัลกอริธึมนี้ กำหนดให้ทำงานจนกว่าจะได้ค่าความเหมาะสมที่ต่ำที่สุดโดยไม่คำนึงถึงเวลาที่ใช้รวมถึงค่าน้ำหนักของหุ้นแต่ละตัวต้องอยู่ในขอบเขตที่กำหนด ดังสมการที่ 3.4 เพื่อที่จะนำไปคำนวณสัดส่วนในการลงทุน



ภาพที่ 3.4 การกำหนดน้ำหนักสำหรับการซื้อขายที่เหมาะสม

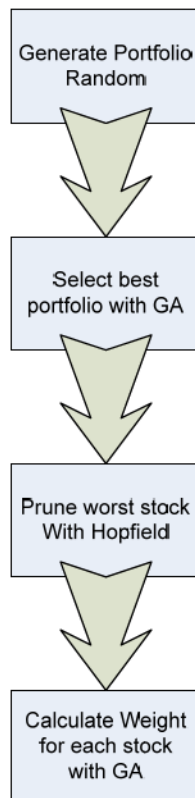
จากภาพที่ 3.4 สามารถอธิบายเพิ่มเติมจากหัวข้อ 3.1.2 ได้คือ

– Constraint คือการกำหนดให้น้ำหนักของหุ้นทุกตัวในกลุ่มการลงทุนเมื่อคำนวณออกมาได้แล้วให้มีผลรวมเท่ากับ 1 เท่านั้น

ส่วนการกำหนดค่าอื่นๆ นั้นใช้ค่าเช่นเดียวกับส่วนของการค้นหากลุ่มการลงทุนที่เหมาะสมเมื่อทำการกำหนดค่าและข้อมูลต่างๆ เรียบร้อยแล้ว เพื่อใช้เป็นข้อมูลนำเข้าสำหรับขั้นตอนของเจเนติกอัลกอริธึม ผลลัพธ์หรือข้อมูลส่งออกที่ได้จะเป็นน้ำหนักของหุ้นที่เหมาะสมในแต่ละตัวดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 น้ำหนักสำหรับการซื้อขายหุ้น

หุ้น	EGCO	PTT	TRUE	BBL	BANPU	AMATA	RCL
น้ำหนัก	0.0467	0.0675	0.3215	0.1287	0.0205	0.3302	0.0849



ภาพที่ 3.5 ภาพรวมการทำงานของกรคัดเลือกกลุ่มการลงทุน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติกอัลกอริธึม

3.2 ภาพรวมการทำงาน

จากภาพที่ 3.5 อธิบายได้โดยเราเริ่มต้นการทำงานของอัลกอริธึมด้วยการคัดเลือกหุ้นจากกลุ่มหุ้นที่เราต้องการอย่างสุ่มเพื่อมาลงกลุ่มการลงทุนที่จำลองขึ้นมาจำนวนหนึ่งและทำการนำข้อมูลราคาขายย้อนหลังของหุ้นแต่ละตัวของกลุ่มการลงทุนมาเข้ากระบวนการเจเนติกอัลกอริธึมเพื่อคำนวณหาการลงทุนที่มีค่าความเหมาะสมค่าที่สุด และคัดเลือกกลุ่มการลงทุนอย่างสุ่มขึ้นมาอีกครั้งเพื่อเข้าไปกระบวนการคัดเลือกผ่านโครงข่ายฮอปฟิลด์ซึ่งจำลองว่าแต่ละกลุ่มการลงทุนมีหุ้นที่เลือกมาจำนวนหนึ่ง และให้เสมือนว่าหุ้นแต่ละตัวเป็นนิวรอนในโครงข่ายฮอปฟิลด์

ส่วนการทำงานของโครงข่ายฮอปฟิลด์ทำงานโดยเริ่มจากมีจำนวนนิวรอนหรือหุ้นจำนวน N ตัว นำมาเข้าโครงข่ายฮอปฟิลด์ เพื่อคำนวณหาน้ำหนักของการเชื่อมต่อของหุ้นแต่ละตัวกับอีกกลุ่มการลงทุน เพื่อนำมาเปรียบเทียบหลังจากนั้นทำการกำจัดหุ้นตัวที่มีค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อ

สุดที่ออกไป และทำการแก้ไขค่าของโครงข่ายที่กำจัดหุ่นตัวนั้นออกไปแล้ว ทำวนไปเรื่อยๆจนครบทุกคู่ ผลสุดท้ายกลุ่มหุ่นที่เหลือคือหุ่นชุดที่มีการแก้ปัญหาเรียบร้อยแล้ว หรือเป็นหุ่นกลุ่มที่ดีที่สุด

เมื่อได้ชุดของหุ่นที่ดีที่สุดแล้ว ทำการหาน้ำหนักที่เหมาะสมและหาการลงทุนที่ดีที่สุดโดยใช้กระบวนการของเจเนติกอัลกอริธึมผ่านฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสมคือฟังก์ชันพลังงาน

หลังจากเสร็จสิ้นกระบวนการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนโดยใช้โครงข่ายฮอปฟิลด์และเจเนติกอัลกอริธึมแล้ว จะได้ผลลัพธ์คือกลุ่มการลงทุนที่มีการกำหนดสัดส่วนการลงทุนของหุ่นแต่ละตัวในกลุ่มสำหรับซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

3.3 สรุป

ในบทนี้ได้อธิบายถึงขั้นตอนการวิจัย ตั้งแต่ขั้นตอนในการทำงาน และภาพรวมการทำงานทั้งในส่วนของเจเนติกอัลกอริธึม และ โครงข่ายฮอปฟิลด์ ในบทต่อไปนี้จะกล่าวถึงการวิเคราะห์และผลการทดสอบประสิทธิภาพผลจากการทำวิจัยในครั้งนี้

บทที่ 4

การวิเคราะห์และผลการทดสอบประสิทธิผล

ในบทนี้จะกล่าวถึงชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ ผลการทดสอบประสิทธิผลของระบบการคัดเลือกกลุ่มการลงทุน โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบจะอยู่ในรูปแบบอนุกรมของเวลา โดยใช้ข้อมูลหุ้นจากกลุ่มของ SET50 จากตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยระหว่างวันที่ 2/1/2003 - 31/1/2008 มาทำการฝึกช่วงละ 300 วัน โดยใช้ข้อมูลราคาปิดมาคำนวณหาผลตอบแทนรายวันสำหรับเป็นข้อมูลชุดฝึก การใช้ชุดข้อมูลสำหรับฝึกเป็นช่วงที่ไม่ยาวนานนั้น เนื่องจากการฝึกโดยใช้ระยะเวลานานๆ อาจทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนได้มาก เนื่องจากสถานะเศรษฐกิจบางช่วงอาจอยู่ในช่วงที่ไม่มีเสถียรภาพ หรือเกิดจากตลาดที่มีความผันผวนผิดปกติ

การกำหนดข้อมูลตั้งต้นก่อนการทดลองโดยการสุ่มเลือกจัดกลุ่มการลงทุนเป็น 40 กลุ่ม โดยที่แต่ละกลุ่มนั้นจะมีหุ้นอยู่กลุ่มละ 10 หุ้นเป็นค่าเริ่มต้นที่ให้กลุ่มการลงทุนที่มีผลตอบแทนที่ดีที่สุดสำหรับการใช้โครงข่ายฮอปฟิลด์ช่วยในการคำนวณ (Fernandez and Gomez, 2004)

4.2 ผลการทดสอบประสิทธิผล

ในการการทดสอบประสิทธิผลของระบบนั้นจะทำการทดสอบทั้งหมดดังนี้

4.2.1 ผลการทดสอบประสิทธิผลของการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนโดยวัดอัตราผลตอบแทนรายวันของกลุ่มการลงทุนเทียบกับผลตอบแทนรายวันของดัชนีราคาหุ้น

ในการทดสอบประสิทธิผลนั้นจะทำการทดสอบโดยหาค่า อัตราผลตอบแทนรายวันของดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์ (Set Index) ซึ่งเป็นดัชนีที่สามารถใช้เป็นตัววัดประสิทธิผลได้เป็นอย่างดีเนื่องจากเป็นดัชนีที่สะท้อนการเคลื่อนไหวของราคาตลาดหลักทรัพย์เกือบทั้งหมด (Composite Index) โดยมีการคำนวณดังนี้

$$\text{ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์} = \frac{\text{มูลค่าตลาดรวมวันปัจจุบัน} \times 100}{\text{มูลค่าตลาดรวมวันฐาน}} \quad (4.1)$$

นำดัชนีที่ได้รายวันรวมทั้งข้อมูลราคาปิดของหุ้นที่ได้จากการคัดเลือกกลุ่มการลงทุน โดยการใช้โครงข่ายฮอปฟิลด์ร่วมกับเจเนติกอัลกอริธึมมาคำนวณหาอัตราผลตอบแทนรายวัน โดยมีการคำนวณคือ

$$\text{อัตราผลตอบแทนรายวัน} = \frac{(\text{ดัชนีวันที่ } i+1) - (\text{ดัชนีวันที่ } i)}{(\text{ดัชนีวันที่ } i)} \times 100 \quad (4.2)$$

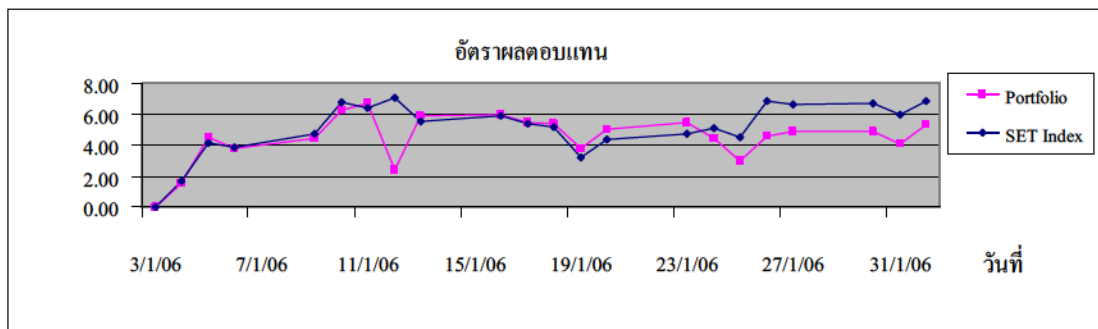
การคิดมูลค่าทรัพย์สินของกลุ่มการลงทุนจะมีการใช้ มูลค่าทรัพย์สินสุทธิ (Net Asset Value หรือราคา NAV) คือ ทรัพย์สินทั้งหมดของกองทุนรวม ต่อดividendผลประโยชน์ต่างๆ ที่กองทุนรวมได้รับจากการลงทุน ณ เวลาขณะใดขณะหนึ่งหักออกด้วยค่าใช้จ่าย และหนี้สินของกองทุนรวมนั้น โดยปกติแล้ว จะทำการคำนวณมูลค่าทรัพย์สินของกองทุนตามราคาตลาด (Market to Market) ในแต่ละวัน เพื่อให้สะท้อนถึงมูลค่าที่เป็นจริงตามสถานะตลาดที่เปลี่ยนแปลงไป

สำหรับกรณีที่ทรัพย์สินนั้นไม่มีการซื้อขายเกิดขึ้นในวันที่ทำการคำนวณนั้นจะใช้ราคายุติธรรม หรือราคาเสนอซื้อครั้งสุดท้ายในการคำนวณแทน โดยราคานั้นแสดงอยู่ในรูปของมูลค่าต่อหน่วยลงทุนโดยนำเอาราคา NAV มาหารด้วยจำนวนหน่วยลงทุนที่ออกจำหน่ายแล้วทั้งหมด ซึ่งมูลค่าต่อหน่วยลงทุนนี้อาจสูงขึ้นหรือลดลงก็ได้หากมูลค่าต่อหน่วยลงทุนลดลงน้อยกว่าราคาที่ได้ลงทุนเมื่อเริ่มแรก นักลงทุนก็จะอยู่ในฐานะขาดทุน ในทางกลับกันหากมูลค่าต่อหน่วยลงทุนสูงขึ้นมากกว่าราคาที่ลงทุนเริ่มแรกนักลงทุนจะอยู่ในฐานะกำไร

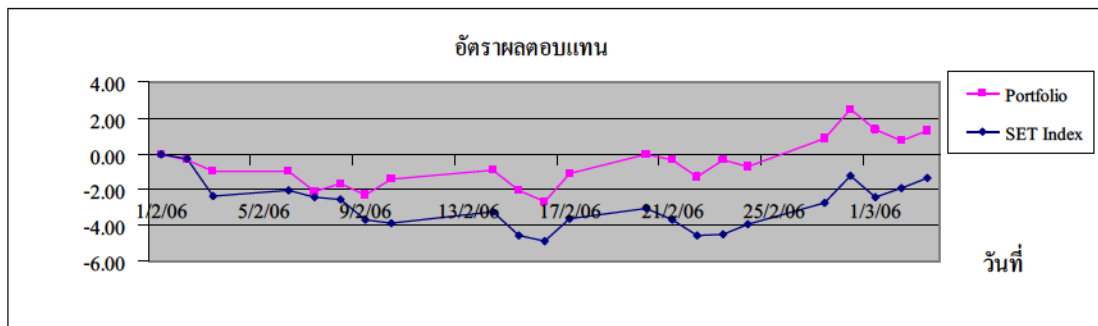
เมื่อนำข้อมูลมาประมวลผลและได้กลุ่มการลงทุนที่ดีที่สุดเหมาะสำหรับการซื้อขาย และเพื่อทำการทดสอบแล้ว นำน้ำหนักของหุ้นในกลุ่มการลงทุนที่สร้างขึ้นมาทำการทดสอบการซื้อขายและนำมาคิดอัตราผลตอบแทนในอัตราราย 1 วัน จากการทดสอบการซื้อขายเป็นระยะเวลา 10

เดือน และนำอัตราผลตอบแทนของกลุ่มการลงทุนที่สร้างขึ้นมาเปรียบเทียบกับอัตราผลตอบแทนของดัชนีหุ้น สามารถเขียนให้อยู่ในรูปตารางแสดงความสัมพันธ์ของอัตราผลตอบแทนรายวันของดัชนีราคาหุ้นของตลาดหลักทรัพย์กับกลุ่มการลงทุนได้จากภาคผนวก ก.

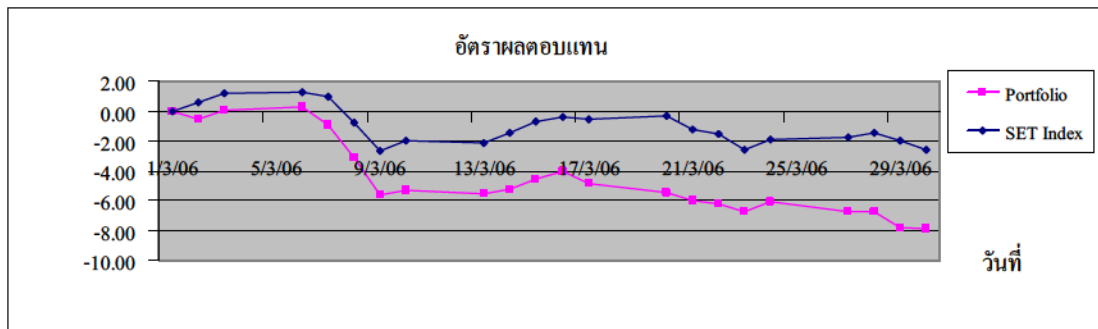
เมื่อนำข้อมูลของความสัมพันธ์ของอัตราผลตอบแทนรายวันของดัชนีราคาหุ้นของตลาดหลักทรัพย์กับกลุ่มการลงทุนมาแสดงผลเป็นกราฟเพื่อให้เห็นประสิทธิผลของกลุ่มการลงทุนที่ได้เทียบกับดัชนีราคาหุ้นในช่วง 10 เดือนแรกของปี ค.ศ. 2006 ดังภาพที่ 4.1 ถึง 4.10 แสดงดังต่อไปนี้



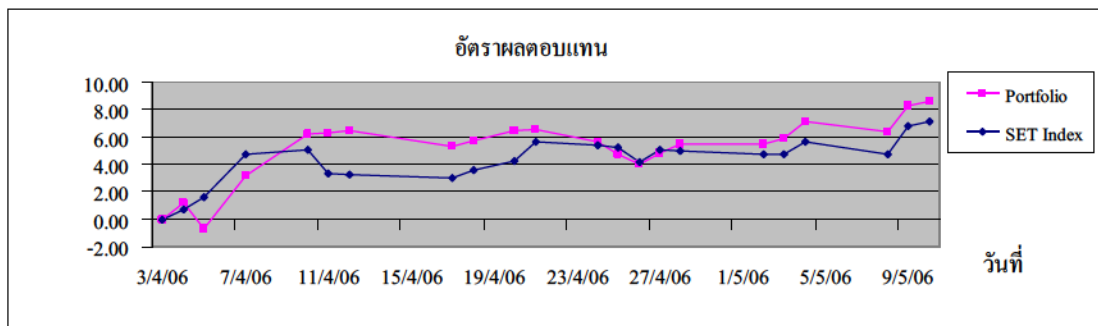
ภาพที่ 4.1 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 1/2006



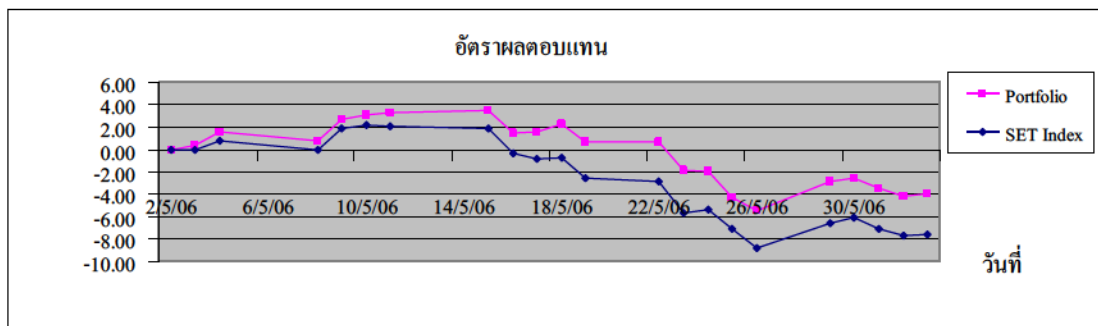
ภาพที่ 4.2 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 2/2006



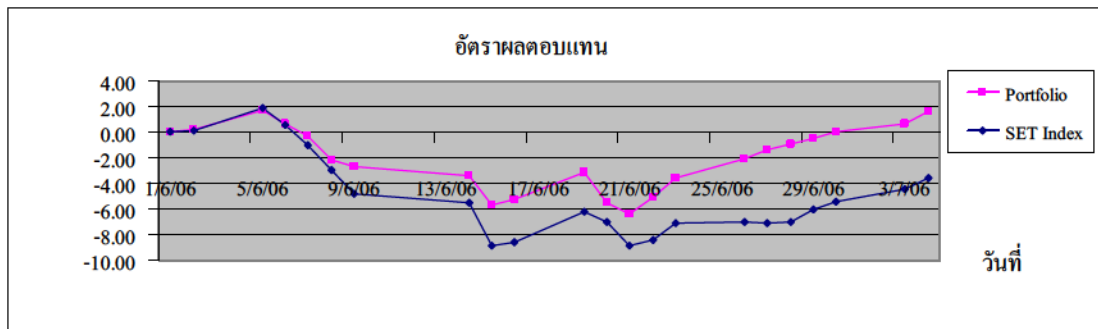
ภาพที่ 4.3 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 3/2006



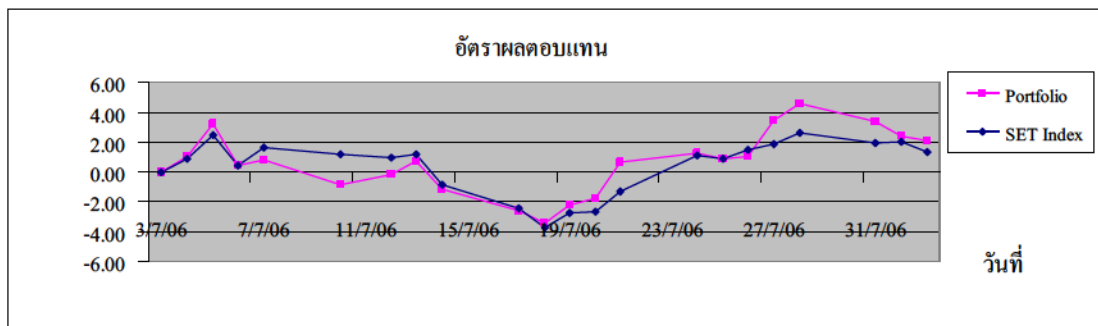
ภาพที่ 4.4 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 4/2006



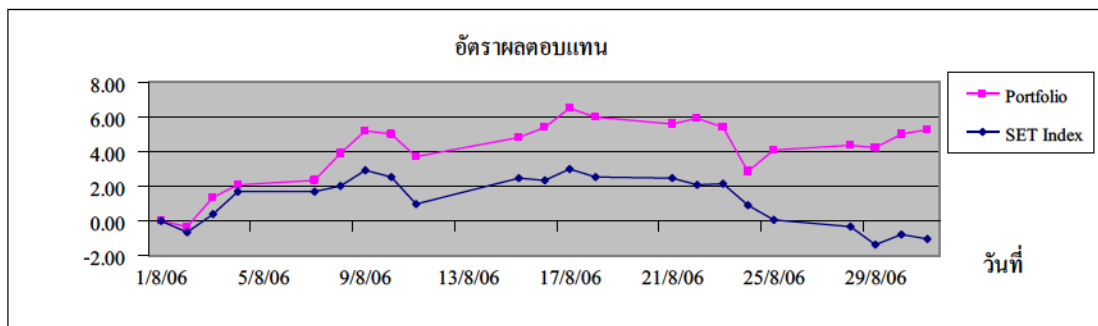
ภาพที่ 4.5 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 5/2006



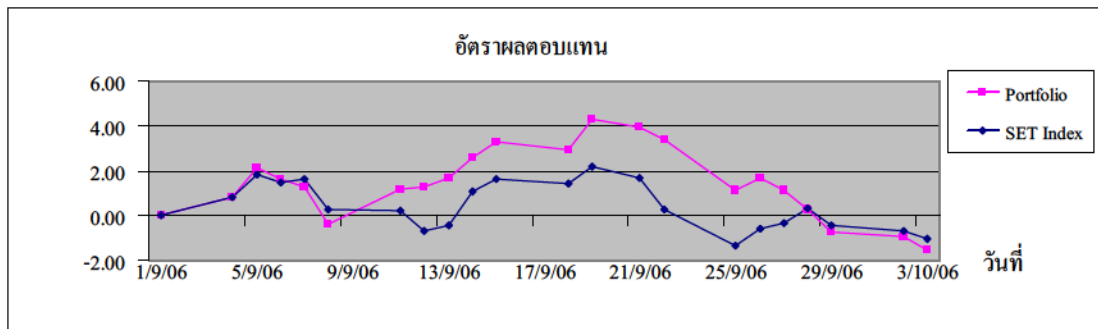
ภาพที่ 4.6 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 6/2006



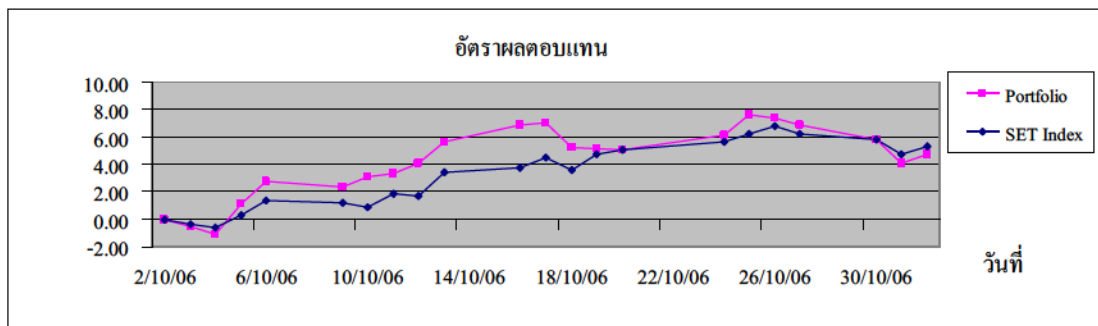
ภาพที่ 4.7 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 7/2006



ภาพที่ 4.8 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 8/2006



ภาพที่ 4.9 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 9/2006



ภาพที่ 4.10 ประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนของเดือน 10/2006

จากกราฟแสดงข้อมูลอัตราผลตอบแทนในการซื้อขายเทียบกับดัชนีหุ้นพบว่า หุ้นส่วนใหญ่ให้ผลตอบแทนที่สูงกว่า แต่ในกรณีที่อัตราผลตอบแทนต่ำกว่าจะอยู่ในช่วงที่ไม่ต่ำกว่ามาก และมักจะมีช่วงที่ดีกว่าเสมอในแต่ละเดือนซึ่งจะพบได้ในช่วงกลางก่อนไปทางปลายของแต่ละเดือน คือประมาณตั้งแต่วันที่ 10 เป็นต้นไปจนถึงวันที่ 27 ซึ่งจากการวัดผลการซื้อขายเป็นระยะเวลา 10 เดือนปรากฏว่าอัตราผลตอบแทนนั้นดีกว่าอย่างสม่ำเสมอ หมายความว่า การสร้างกลุ่มการลงทุนโดยใช้อัลกอริธึมดังกล่าวสามารถใช้ได้ดีกับการซื้อขายระยะสั้นๆ ในแต่ละเดือนซึ่งผู้ลงทุนสามารถเก็บหุ้นไว้ได้ในระยะเวลาไม่เกิน 27 วันก่อนที่จะทำการขาย ซึ่งเป็นระยะเวลาที่ดีที่สุดและไม่เสี่ยงต่อการที่ราคาหุ้นจะตกต่ำลง

หลังจากนั้น ทำการหาค่าเบต้าของกลุ่มการลงทุนเพื่อวัดความผันผวนของกลุ่มการลงทุน โดยที่เบต้า (Beta) คือการวัดความผันผวนที่เทียบกับตลาดหลักทรัพย์ ค่าของเบต้าเท่ากับ 1 จะมีความหมายว่าราคาหุ้นจะเคลื่อนไหวไปในทิศทางเดียวกับตลาด แต่ถ้าเบต่าน้อยกว่า 1 ราคาหุ้นจะมีการแกว่งตัวที่น้อยกว่าตลาด ส่วนถ้าเบต้ามากกว่า 1 จะเป็นตัวชี้ว่าราคาหุ้นจะมีการเหวี่ยงตัวผันผวนที่รุนแรง อาทิเช่นเบต้าเท่ากับ 1.2 ราคาหุ้นจะผันผวนและเหวี่ยงได้มากกว่า 20% ของตลาด โดย

การหาค่าเบต้าสามารถคำนวณจากสมการ 4.3

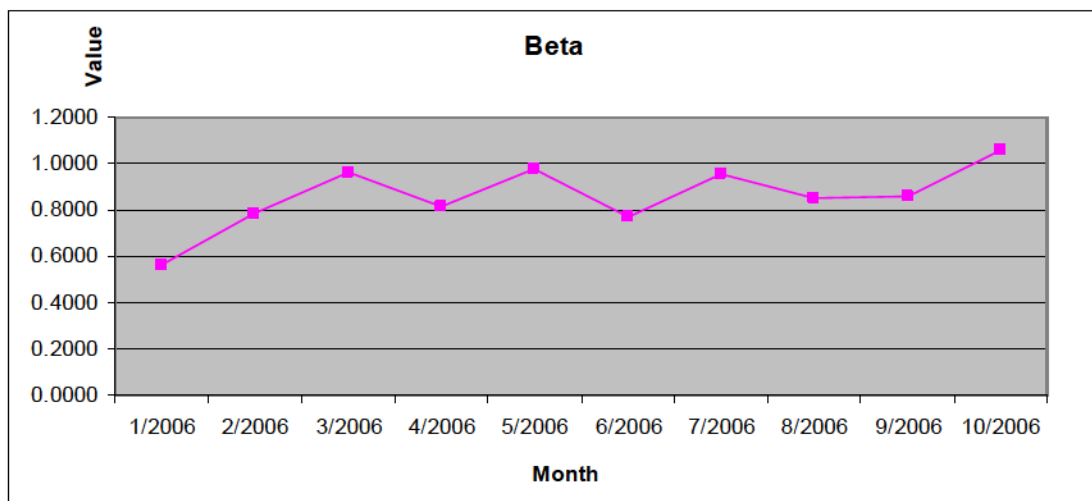
$$\beta_p = \frac{Cov(r_p, I_m)}{Var(I_m)} \quad (4.3)$$

โดย r_p คือ อัตราผลตอบแทนของกลุ่มการลงทุน

I_m คือ อัตราผลตอบแทนของดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

Cov คือ ฟังก์ชันหาความแปรปรวนร่วม

Var คือ ฟังก์ชันความแปรปรวน



ภาพที่ 4.11 กราฟแสดงความผันผวนของกลุ่มการลงทุนวัดจากค่าเบต้า

ค่าเบต้าที่คำนวณได้สามารถนำมาสร้างกราฟได้ดังรูปที่ 4.11 จะเห็นได้ว่าค่าเบต้าส่วนใหญ่จะมีค่าต่ำกว่า 1 และค่อนข้างใกล้เคียง 1 แสดงให้เห็นว่ากลุ่มการลงทุนที่ได้จะมีความเสี่ยงที่ไม่สูงมากเนื่องจากกลุ่มการลงทุนมีความผันผวนและแกว่งตัวที่น้อยกว่าตลาดและค่อนข้างที่จะใกล้เคียงกับตลาดโดยรวมโดยสังเกตุจากค่าที่ได้จะใกล้เคียง 1 และมีเพียงเดือนที่ 10 เท่านั้นที่มีการแกว่งตัวสูงกว่าตลาดเพียงเล็กน้อยสาเหตุนี้มาจากส่วนหนึ่งที่มีการกำหนดค่า λ ในขั้นตอนของการสร้างกลุ่มการลงทุนให้อยู่ในช่วงที่มีอัตราความเสี่ยงไม่สูงนัก ($\lambda = 0.1$) แต่ได้อัตราผลตอบแทนที่สูงรวมถึงการนำหุ้นในกลุ่มของ SET50 มาเป็นกลุ่มตัวอย่างในการทดสอบ ซึ่งค่อนข้างจะมีแนวโน้มใกล้เคียงกับตลาด

4.3 สรุป

สรุปในบทนี้ได้อธิบายถึงการวิเคราะห์และผลการทดสอบประสิทธิภาพ ตั้งแต่ขั้นตอนในการนำข้อมูลเข้าทดสอบและผลการทดสอบด้วยวิธีการต่างๆ พบว่าผลที่ได้จากการทดสอบการซื้อขายนั้นกลุ่มการลงทุนที่ได้มีอัตราผลตอบแทนที่ดีกว่าดัชนีหุ้นอยู่ในระดับที่น่าพอใจของนักลงทุนที่ไม่ต้องการความเสี่ยงสูงมากนักและผลตอบแทนเหมาะสมกับความเสี่ยงคือเมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ได้พบว่าอัตราผลตอบแทนเทียบกับดัชนีหุ้นกรณีที่สูงกว่าจะอยู่ในช่วง 1%-5% และกรณีต่ำกว่าซึ่งพบไม่มากนักจะอยู่ในช่วง 1%-5% เช่นกัน ส่วนความผันผวนอยู่ในระดับที่ไม่ต่างจากความผันผวนของตลาดมากนักสังเกตจากค่าเบต้าที่ใกล้เคียงกับ 1 ในบทต่อไปนี้จะกล่าวถึง ผลสรุปและข้อเสนอแนะต่างๆ ที่ได้จากการทำวิจัยในครั้งนี้

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลสรุปการวิจัย และข้อเสนอแนะในการทดสอบการคัดเลือกกลุ่มการลงทุนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติกอัลกอริทึม โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ขั้นตอนการดำเนินการศึกษามีขั้นตอนหลักๆ คือการออกแบบและพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับสร้างกลุ่มการลงทุน โดยมีรายละเอียดดังนี้

1) ศึกษาอัลกอริทึมและข้อดีข้อเสียที่ใช้สำหรับการแก้ปัญหาเกี่ยวกับการทำนายราคาและการสร้างกลุ่มการลงทุนแบบต่างๆ

2) ศึกษาอุปกรณ์ในการสร้างอัลกอริทึมเพื่อทำการทดสอบ

3) ออกแบบอัลกอริทึมเพื่อเป็นต้นแบบในการพัฒนาให้เหมาะสมกับสภาพการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์

4) ดำเนินการพัฒนาโปรแกรมโดยใช้อัลกอริทึมที่ออกแบบไว้ และพัฒนาโปรแกรมที่ใช้สำหรับการทดสอบการซื้อขายหุ้นที่สร้างได้จากอัลกอริทึมที่พัฒนาได้

5) ทดสอบอัลกอริทึมโดยการสร้างกลุ่มการลงทุนจากข้อมูลตั้งต้น และค่าตั้งต้นต่างๆ แล้วนำกลุ่มการลงทุนที่สร้างได้มาจำลองการซื้อขาย รวมถึงวัดอัตราผลตอบแทนที่ได้

6) ปรับปรุงแก้ไขอัลกอริทึมและการกำหนดค่าตั้งต้นต่างๆ ให้เหมาะสมกับการซื้อขายหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

5.1 สรุปผลการวิจัย

การวิจัยนี้ได้พัฒนาอัลกอริทึมสำหรับสร้างกลุ่มการลงทุนโดยใช้โครงข่ายฮอปฟิลด์ร่วมกับเจเนติกอัลกอริทึมและทำการจำลองการซื้อขายจากข้อมูลย้อนหลังเพื่อดูประสิทธิภาพที่ได้

ทั้งนี้การ สร้างตัวแบบดังกล่าวเพื่อช่วยนักลงทุนในการตัดสินใจคัดเลือกหุ้นเข้ากลุ่มการลงทุนได้รวดเร็วและง่ายขึ้นอย่างมีหลักการและเหตุผลโดยไม่คำนึงถึงความเสี่ยงเพราะเนื่องจากการใช้หุ้นจากกลุ่มของ SET50 ก่อนข้างมีความผันผวนและความเสี่ยงน้อย

ในอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นนั้น ได้กำหนดการใช้โครงข่ายฮอปฟิลด์เป็นส่วนคัดเลือกหุ้นเข้าและออกจากกลุ่มการลงทุน และเจเนติกอัลกอริทึมมาช่วยในการกลั่นกรองกลุ่มการลงทุนที่สร้างขึ้นอย่างสุ่มและช่วยในการกำหนดน้ำหนักในการลงทุน และนำข้อมูลหุ้นในกลุ่ม SET50 จากตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยจำนวน 5 ปี เป็นข้อมูลนำเข้า และข้อมูลทดสอบการซื้อขายในการทดสอบประสิทธิภาพของระบบ โดยผลการทดลองที่ได้อาจจะมีความผิดพลาดอยู่บ้าง เนื่องจากข้อมูลตั้งต้นในการให้อัลกอริทึมทำงานยังทดสอบได้ไม่หลากหลาย ประกอบกับหุ้นที่นำมาเข้ากลุ่มการลงทุนเป็นหุ้นในกลุ่ม SET50 ซึ่งเป็นกลุ่มที่ชี้ให้เห็นถึงความเคลื่อนไหวและมีอิทธิพลต่อตลาดหลักทรัพย์อยู่พอสมควร จากผลการทดสอบประสิทธิภาพ พบว่าผลกำไรที่ได้จากการจำลองการซื้อขาย ได้ผลกำไรเป็นที่น่าพอใจและเหมาะสมสำหรับการลงทุนในระยะเวลาช่วงสั้นๆ เช่น 1 ถึง 2 เดือน

ผลจากการทดสอบการซื้อขายที่ได้มีบางช่วงที่ขาดทุน เนื่องมาจากสภาพความผันผวนของตลาดจากปัจจัยภายนอกซึ่งเป็นสิ่งที่ควบคุมได้ยาก เช่น สภาพเศรษฐกิจ และการเมือง จึงไม่สามารถกำหนดการซื้อขายที่สามารถทำผลกำไรได้ตลอดเวลา

5.2 ข้อจำกัดของการศึกษา

1) เนื่องจากการทำการทดลองอัลกอริทึมโดยการคัดเลือกหุ้นเพื่อนำมาสร้างกลุ่มการลงทุนนั้นคัดเลือกหุ้นมาจากกลุ่ม SET50 เท่านั้น ซึ่งเป็นหุ้นกลุ่มที่มีมูลค่ามากที่สุดเมื่อเทียบกับตลาด และโดยรวมแล้วมีความผันผวนและความเสี่ยงน้อยหรือแปรตามตลาดส่วนใหญ่ กลุ่มการลงทุนที่สร้างได้จึงมีสภาพความผันผวนใกล้เคียงกับตลาดโดยรวม ทั้งนี้เนื่องจากการวัดผลการทดลองหากใช้หุ้นที่มีอยู่ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยทั้งหมดอาจจะต้องมีการทดสอบที่ใช้เวลานานเนื่องจากถ้ามีจำนวนหุ้นเยอะการสุ่มเพื่อสร้างกลุ่มการลงทุนจำเป็นต้องมีความหลากหลายตามไปด้วย รวมถึงการทดสอบโดยการนำไปซื้อขายต้องใช้เวลาทดสอบปริมาณมากจึงไม่สามารถใช้หุ้นทั้งหมดในการวิจัยได้

2) ในการทดสอบการซื้อขายหุ้นนั้นทำการซื้อขายตามสัดส่วนที่โปรแกรมกำหนดให้เท่านั้น ด้วยเหตุนี้หากในความเป็นจริงการซื้อขายหุ้นจากตลาดหลักทรัพย์ต้องทำการซื้อขายเป็น

หน่วยที่ทางนายหน้าขายหุ้นกำหนดจะไม่สามารถทำได้จริง เนื่องจากผู้ทดสอบไม่สามารถหาข้อมูลในส่วนนี้ได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 ข้อเสนอแนะเพื่อปรับปรุงการวิจัย

ในการทำวิจัยนั้นใช้ข้อมูลราคาซื้อขายย้อนหลังในการสร้างกลุ่มการลงทุนที่เหมาะสมขึ้นมา อาจจะมีการใช้ข้อมูลอื่นๆ ประกอบด้วยเพื่อให้สอดคล้องกับสภาพตลาดหลักทรัพย์ในขณะนั้น เช่น มูลค่าของตลาดในขณะนั้น ราคาปิดของดัชนีหุ้น เป็นต้น

5.3.2 ข้อเสนอแนะเพื่อการวิจัยต่อไป

1) การพัฒนาอัลกอริธึมอาจจะทำให้ผู้ใช้สามารถกำหนดค่าได้ว่าต้องการความเสี่ยงและผลตอบแทนอยู่ในอัตราอย่างน้อยเพียงใด รวมถึงกลุ่มธุรกิจที่ต้องการลงทุนเพื่อสามารถรองรับนักลงทุนได้หลากหลายรูปแบบ

2) การสร้างอัลกอริธึมและการกำหนดค่าต่างๆ นั้นทำให้เหมาะสมสำหรับการซื้อขายหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยและซื้อขายในระยะสั้นๆ เท่านั้น อาจจะมีการศึกษาเพิ่มเติมถึงความเหมาะสมของอัลกอริธึมเพื่อรองรับการซื้อขาย และการลงทุนที่มีรูปแบบหลากหลายมากขึ้น

บรรณานุกรม

- ประภาพรรณ ปั่นไธ้. 2546. ต้นแบบการพยากรณ์ราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์ด้วยวิธีของ
โครงข่ายนิวรอล. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยมหิดล.
- Berger, A.J.; Glover, F. and Mulvey, J.M. 1995. **Solving Global Optimization Problems in
Long-Term Financial Planning.** Statistics and Operation Research Technical Report.
Princeton, NJ: Princeton University.
- Blum, E. and Li, L. 1991. Approximation Theory and Feedforward Networks. **Neural
Networks.** 4, 4: 511-515.
- Chang, T.J.; Meade, N.; Beasley, J.E. and Sharaiha, Y.M. 1999. **Heuristics for Cardinality
Constrained Portfolio Optimization.** Retrieved October 1, 2007 from
<http://citeseer.ist.psu.edu/chang98heuristics.html>.
- Chu, T.C.; Tsao, C.T. and Shiue, Y.R. 1996. Application of Fuzzy Multiple Attribute Decision
Making on Company Analysis for Stock Selection. In **Proceedings of Soft Computing
in Intelligent Systems and Information Processing.** Pp. 509-514.
- Fama, E. F. 1970. Multiperiod Consumption–Investment Decisions. **American Economic
Review.** 60 (March): 163–174.
- Fan, Zhi-Ping; Ma, Jian and Zhang, Quan. 2002. **An Approach to Multiple Attribute Decision
Making Based on Fuzzy Preference Information on Alternatives.** Amsterdam:
Elsevier.
- Fernandez, Alberto and Gomez, Sergio. 2004. **Portfolio Selection Using Neural Networks.**
Retrieved October 1, 2007 from <http://arxiv.org/pdf/cs/0501005>.
- Goldberg, David E. 1989. **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine
Learning.** New York: Addison-Wesley.
- Hagan, Martin T.; Demuth, Howard B. and Beale, Mark. 1996. **Neural Network Design.**
Boston: PWS Pub.
- Hakansson, N. 1970. Optimal Investment and Consumption Strategies Under Risk for a Class
of Utility Functions. **Econometrica.** 38, 5: 587–607.

- Hebb, D.O. 1949. **The Organization of Behavior**. New York: Addison-Wesley.
- Hopfield, J.J. 1982. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities. In **Proceedings of the National Academy of Sciences**. vol. 79. Pp. 2554–2558.
- Koehn, P. 1994. **Combining Genetic Algorithms and Neural Networks: The Encoding Problem**. Master's thesis, University of Erlangen and The University of Tennessee, Knoxville. Retrieved December 1, 2007 from <http://www.iccs.inf.ed.ac.uk/~pkoe hn>.
- Koza, J.R. and Rice, J.P. 1991. Genetic Generation of Both the Weights and Architecture for a Neural Network. In **International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN-91, Vol. II**. Pp. 397-404.
- Lee, J.; Blain, S.; Casas, M.; Kenny, D.; Berall, G. and Chau, T. 2006. A Radial Basis Classifier for the Automatic Detection of Aspiration in Children with Dysphagia. **Journal Neuroengineering Rehabil.** 3: 14. Retrieved October 13, 2007 from <http://www.pubmedcentral.nih.gov>.
- Markowitz, H.M. 1952. Portfolio Selection. **Journal of Finance.** 7: 77-91.
- Merton, R.C. 1990. **Continuous Time Finance**. Cambridge, Mass.: Basil Blackwell.
- Mitchell, Melanie. 1998. **An Introduction to Genetic Algorithm**. Cambridge, MA.; The MIT Press.
- Mossin, J. 1969. Optimal Multiperiod Portfolio Policies. **Journal of Business.** 41: 215-229.
- Mulvey, M.; Rosenhaum, P. and Shetty, Bala. 1997. Strategic Financial Risk Management and Operations Research: A Review. **European Journal of Operational Research.** 97, 1 (February): 1-16.
- Oh, Kyong Joo and Kim, Tae Yoon. 2006. **Portfolio Algorithm Based on Portfolio Beta Using Genetic Algorithm**. Retrieved October 1, 2007 from <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417405002927>.
- Orito, Y.; Yamamoto, H. and Yamazaki, G. 2003. Index Fund Selections with Genetic Algorithms and Heuristic Classifications. **Computers and Industrial Engineering.** 45, 1 (June): 97–109.
- Palaniswami, M. and Owen, B. 2005. Support Vector Machines for Automated Gait Classification Begg. **Biomedical Engineering, IEEE Transactions.** 52(5): 828-838.

- Rojas, Raul. 1996. **Neural Networks**. Berlin: Springer-Verlag.
- Rosenblatt, Frank. 1958. The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. **Psychological Review**. 65, 6 (November): 386-408.
- Widrow, B. 1987. Adaline and Madaline. In **Proceedings of the IEEE First International Conference on Neural Networks**. Pp. 145-157.
- Williams, Chad A. 2005. **Genetically Evolving Optimal Neural Networks**. Retrieved December 7, 2007 from <http://www.cs.uic.edu/~cwilliam/>.
- Wroblewski, Jakub. 1996. **Theoretical Foundations of Order-Based Genetic Algorithms**. Amsterdam: IOS Press.
- Xia, Y.; Liu, B.; Wang, S. and Lai, K. K. 2000. A Model for Portfolio Selection with Order of Expected Returns. **Computers and Operations Research**. 27, 5 (April): 409–422.
- Zargham, M.R. and Sayeh, M.R. 1999. A Web-Based Information System for Stock Selection and Evaluation. In **Proceedings of the First International Workshop on Advance Issues of Ecommerce and Web-Based Information Systems**. Pp. 81-83.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

ร้อยละของอัตราผลตอบแทนรายวัน

อัตราผลตอบแทนรายวันประจำเดือนที่ 1/2006

วันที่	ดัชนีราคาหุ้น	กลุ่มการลงทุน
1/3/2006	0.00	0.00
1/4/2006	1.67	1.54
1/5/2006	4.13	4.51
1/6/2006	3.86	3.75
1/9/2006	4.71	4.46
1/10/2006	6.80	6.28
1/11/2006	6.39	6.67
1/12/2006	7.04	2.41
1/13/2006	5.51	5.92
1/16/2006	5.88	5.97
1/17/2006	5.36	5.43
1/18/2006	5.18	5.37
1/19/2006	3.18	3.79
1/20/2006	4.38	5.05
1/23/2006	4.76	5.43
1/24/2006	5.12	4.45
1/25/2006	4.51	2.99
1/26/2006	6.86	4.62
1/27/2006	6.64	4.91

อัตราผลตอบแทนรายวันประจำเดือนที่ 2/2006

วันที่	ดัชนีราคาหุ้น	กลุ่มการลงทุน
2/1/2006	0.00	0.00
2/2/2006	-0.30	-0.36
2/3/2006	-2.37	-1.00
2/6/2006	-2.04	-0.99
2/7/2006	-2.43	-2.13
2/8/2006	-2.53	-1.67
2/9/2006	-3.67	-2.32
2/10/2006	-3.87	-1.38
2/14/2006	-3.22	-0.88
2/15/2006	-4.55	-2.06
2/16/2006	-4.84	-2.68
2/17/2006	-3.60	-1.12
2/20/2006	-3.05	-0.01
2/21/2006	-3.67	-0.37
2/22/2006	-4.57	-1.28
2/23/2006	-4.46	-0.31
2/24/2006	-3.93	-0.74
2/27/2006	-2.73	0.85
2/28/2006	-1.25	2.50

อัตราผลตอบแทนรายวันประจำเดือนที่ 3/2006

วันที่	ดัชนีราคาหุ้น	กลุ่มการลงทุน
3/1/2006	0.00	0.00
3/2/2006	0.57	-0.55
3/3/2006	1.14	0.07
3/6/2006	1.26	0.29
3/7/2006	0.91	-0.97
3/8/2006	-0.76	-3.12
3/9/2006	-2.71	-5.65
3/10/2006	-2.02	-5.32
3/13/2006	-2.13	-5.57
3/14/2006	-1.50	-5.25
3/15/2006	-0.73	-4.53
3/16/2006	-0.38	-4.02
3/17/2006	-0.55	-4.89
3/20/2006	-0.35	-5.45
3/21/2006	-1.28	-6.01
3/22/2006	-1.56	-6.25
3/23/2006	-2.64	-6.75
3/24/2006	-1.93	-6.11
3/27/2006	-1.77	-6.72
3/28/2006	-1.44	-6.78
3/29/2006	-1.99	-7.82
3/30/2006	-2.58	-7.89
3/31/2006	-1.76	-8.26

อัตราผลตอบแทนรายวันประจำเดือนที่ 4/2006

วันที่	ดัชนีราคาหุ้น	กลุ่มการลงทุน
4/3/2006	0.00	0.00
4/4/2006	0.74	1.23
4/5/2006	1.65	-0.70
4/7/2006	4.75	3.14
4/10/2006	5.06	6.26
4/11/2006	3.31	6.27
4/12/2006	3.29	6.46
4/17/2006	3.02	5.34
4/18/2006	3.57	5.69
4/20/2006	4.22	6.45
4/21/2006	5.64	6.53
4/24/2006	5.43	5.67
4/25/2006	5.22	4.75
4/26/2006	4.18	3.99
4/27/2006	5.07	4.80
4/28/2006	5.01	5.47

อัตราผลตอบแทนรายวันประจำเดือนที่ 5/2006

วันที่	ดัชนีราคาหุ้น	กลุ่มการลงทุน
5/2/2006	0.00	0.00
5/3/2006	0.00	0.40
5/4/2006	0.80	1.55
5/8/2006	-0.01	0.79
5/9/2006	1.90	2.70
5/10/2006	2.22	3.08
5/11/2006	2.08	3.29
5/15/2006	1.85	3.44
5/16/2006	-0.30	1.45
5/17/2006	-0.84	1.57
5/18/2006	-0.77	2.30
5/19/2006	-2.60	0.68
5/22/2006	-2.86	0.66
5/23/2006	-5.71	-1.84
5/24/2006	-5.35	-1.98
5/25/2006	-7.05	-4.22
5/26/2006	-8.75	-5.43
5/29/2006	-6.61	-2.85
5/30/2006	-6.08	-2.53
5/31/2006	-7.07	-3.49

อัตราผลตอบแทนรายวันประจำเดือนที่ 6/2006

วันที่	ดัชนีราคาหุ้น	กลุ่มการลงทุน
6/1/2006	0.00	0.00
6/2/2006	0.12	0.21
6/5/2006	1.86	1.70
6/6/2006	0.53	0.69
6/7/2006	-1.04	-0.34
6/8/2006	-2.99	-2.14
6/9/2006	-4.76	-2.68
6/14/2006	-5.50	-3.44
6/15/2006	-8.84	-5.65
6/16/2006	-8.61	-5.26
6/19/2006	-6.21	-3.16
6/20/2006	-7.01	-5.50
6/21/2006	-8.83	-6.39
6/22/2006	-8.41	-5.06
6/23/2006	-7.06	-3.55
6/26/2006	-7.04	-2.05
6/27/2006	-7.07	-1.41
6/28/2006	-7.01	-0.90
6/29/2006	-6.01	-0.48
6/30/2006	-5.46	0.07

อัตราผลตอบแทนรายวันประจำเดือนที่ 7/2006

วันที่	ดัชนีราคาหุ้น	กลุ่มการลงทุน
7/3/2006	0.00	0.00
7/4/2006	0.86	1.01
7/5/2006	2.42	3.21
7/6/2006	0.38	0.38
7/7/2006	1.60	0.78
7/10/2006	1.18	-0.86
7/12/2006	0.95	-0.18
7/13/2006	1.16	0.74
7/14/2006	-0.85	-1.16
7/17/2006	-2.44	-2.59
7/18/2006	-3.70	-3.44
7/19/2006	-2.74	-2.23
7/20/2006	-2.66	-1.81
7/21/2006	-1.35	0.65
7/24/2006	1.12	1.24
7/25/2006	0.83	0.87
7/26/2006	1.51	1.01
7/27/2006	1.89	3.41
7/28/2006	2.61	4.55
7/31/2006	1.96	3.39

อัตราผลตอบแทนรายวันประจำเดือนที่ 8/2006

วันที่	ดัชนีราคาหุ้น	กลุ่มการลงทุน
8/1/2006	0.00	0.00
8/2/2006	-0.65	-0.32
8/3/2006	0.38	1.35
8/4/2006	1.68	2.09
8/7/2006	1.71	2.35
8/8/2006	2.00	3.94
8/9/2006	2.94	5.22
8/10/2006	2.52	5.01
8/11/2006	0.96	3.70
8/15/2006	2.45	4.80
8/16/2006	2.34	5.38
8/17/2006	2.98	6.51
8/18/2006	2.53	6.01
8/21/2006	2.46	5.61
8/22/2006	2.09	5.95
8/23/2006	2.14	5.40
8/24/2006	0.94	2.84
8/25/2006	0.10	4.10
8/28/2006	-0.34	4.33
8/29/2006	-1.36	4.23
8/30/2006	-0.76	5.04
8/31/2006	-1.01	5.27

อัตราผลตอบแทนรายวันประจำเดือนที่ 9/2006

วันที่	ดัชนีราคาหุ้น	กลุ่มการลงทุน
9/1/2006	0.00	0.00
9/4/2006	0.80	0.80
9/5/2006	1.83	2.14
9/6/2006	1.48	1.63
9/7/2006	1.60	1.25
9/8/2006	0.24	-0.38
9/11/2006	0.23	1.18
9/12/2006	-0.70	1.26
9/13/2006	-0.45	1.69
9/14/2006	1.06	2.60
9/15/2006	1.60	3.27
9/18/2006	1.41	2.93
9/19/2006	2.17	4.30
9/21/2006	1.69	3.95
9/22/2006	0.24	3.40
9/25/2006	-1.33	1.10
9/26/2006	-0.60	1.65
9/27/2006	-0.33	1.10
9/28/2006	0.31	0.28
9/29/2006	-0.43	-0.76

อัตราผลตอบแทนรายวันประจำเดือนที่ 10/2006

วันที่	ดัชนีราคาหุ้น	กลุ่มการลงทุน
10/2/2006	0.00	0.00
10/3/2006	-0.33	-0.51
10/4/2006	-0.62	-1.07
10/5/2006	0.27	1.15
10/6/2006	1.40	2.73
10/9/2006	1.24	2.38
10/10/2006	0.90	3.08
10/11/2006	1.90	3.33
10/12/2006	1.71	4.05
10/13/2006	3.44	5.66
10/16/2006	3.78	6.89
10/17/2006	4.52	7.06
10/18/2006	3.59	5.23
10/19/2006	4.76	5.12
10/20/2006	5.07	5.06
10/24/2006	5.67	6.13
10/25/2006	6.18	7.65
10/26/2006	6.81	7.36
10/27/2006	6.18	6.89
10/30/2006	5.78	5.80
10/31/2006	4.76	4.11

ภาคผนวก ข

ค่าเบต้าของกลุ่มการลงทุนจากการทดลอง

ค่าเบต้าของกลุ่มการลงทุนจากการทดลองของช่วงเวลา 1/2006-10/2006

เดือน	ค่าเบต้า
1/2006	0.5661
2/2006	0.7856
3/2006	0.9604
4/2006	0.8129
5/2006	0.9782
6/2006	0.7725
7/2006	0.9580
8/2006	0.8494
9/2006	0.8588
10/2006	1.0595

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ ชื่อสกุล

นายณัฐพงศ์ สารธรรม

ประวัติการศึกษา

วิทยาศาสตรบัณฑิต (วิทยาการคอมพิวเตอร์)
มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ประสานมิตร
ปีที่สำเร็จการศึกษา พ.ศ. 2544

ประสบการณ์ทำงาน

พ.ศ. 2549 - ปัจจุบัน
นักวิเคราะห์ระบบอาวุโส
บริษัท ทูคอร์ปอเรชั่น จำกัด (มหาชน)