การสร้างกลยุทธ์การซื้อขายหุ้นในตลาดหลักทรัพย์โดยใช้อัลกอริธึมพันธุกรรม

อรรถวุฒิ ภิรมย์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต(สถิติประยุกต์และเทคโนโลยีสารสนเทศ)
คณะสถิติประยุกต์
สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์
2553

การสร้างกลยุทธ์การซื้อขายหุ้นในตลาดหลักทรัพย์โดยใช้อัลกอริธึมพันธุกรรม

อรรถวุฒิ ภิรมย์

คณะสถิติประยุกต์

ผู้ช่วยศาสตราจารย์.....ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ดร. โอม ศรนิล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาแล้วเห็นสมควรอนุมัติให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (สถิติประยุกต์และเทคโนโลยีสารสนเทศ)

รองศาสตราจารย์.....ประธานกรรมการ

(ดร. พิพัฒน์ หิรัณย์วณิชชากร)

รองศาสตราจารย์.....กรรมการ

(ดร. สุรพงค์ เอื้อวัฒนามงคล)

ผู้ช่วยศาสตราจารย์.....กรรมการ

(ดร. รวิวรรณ เทนอิสสระ)

ผู้ช่วยศาสตราจารย์.....กรรมการ

(ดร. โอม ศรนิล)

อาจารย์.....คณบดี

(ดร. เลอสรรค์ โบสุวรรณ)

พฤษภาคม 2554

บทคัดย่อ

ชื่อวิทยานิพนธ์	**การสร้างกลยุทธ์การซื้อขายหุ้นในตลาดหลักทรัพย์โดยใช้อัลกอริธึมพันธุกรรม**
ชื่อผู้เขียน	**นาย อรรถวุฒิ ภิรมย์**
ชื่อปริญญา	**วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (สถิติประยุกต์และเทคโนโลยีสารสนเทศ)**
ปีการศึกษา	**2553**

เทคนิคในการพยากรณ์ราคาหุ้นโดยการเรียนรู้ราคาในอดีตที่ผ่านมา มีหลายวิธีที่จะบรรลุเป้าหมาย เช่น Candlestick, Moving Average, Disparity Index, Psychological Line, Relative Strength และ On Balance Volume วิธีการเหล่านี้จะอยู่บนกฎพื้นฐานทั่วไปในการตัดสินใจ งานวิจัยนี้นำเสนอการสร้างกลยุทธ์ในการตัดสินใจซื้อขายหลักทรัพย์โดยการใช้อัลกอริธึมพันธุกรรมเพื่อสร้างกฎในการตัดสินใจด้วยตัวชี้วัดแยกเป็นรายตัว นอกจากนี้ยังได้เพิ่มการรวมผลลัพธ์การตัดสินใจจากตัวชี้วัดทั้งหมดด้วย Support Vector Machine ผลการทดลองด้วยหุ้น 4 รายการจาก 4 อุตสาหกรรมที่แตกต่างกันในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย เปรียบเทียบกับรูปแบบซื้อวันแรกแล้วขายในวันสุดท้าย รูปแบบที่ใช้ Moving Average, Disparity Index, Psychological Line, Relative Strength และ On Balance Volume เพียงอย่างเดียว

ปรากฏว่า ผลกำไรจากการลงทุนด้วยเทคนิค Moving Average โดยใช้ข้อมูลช่วงเวลา k วันที่ผ่านมา โดย k คือ พารามิเตอร์ที่แนะนำโดยอัลกอริธึมพันธุกรรม ให้ค่าเฉลี่ยของผลกำไรมากที่สุด คือ 73.67 % ของจำนวนเงินที่ใช้ในการลงทุนทั้งหมด

ABSTRACT

Title of Thesis	**Stock Trading Strategy Generation Using Genetic Algorithms**
Author	**Mr. Attawuth Pirom**
Degree	**Master of Science (Applied Statistics and Information Technology)**
Year	2010

Technical analysis is a discipline for forecasting the direction of prices through the study of past market data. Various techniques have been proposed in literatures such as candlesticks, moving average, disparity index, psychological line, relative strength and on balance volume. Applications of these techniques are generally based on rules of thumb, thus a number of machine learning techniques are adopted to generate trading strategies. In this research, strategies according to classic indicators are generated using genetic algorithms (GAs). In addition, an approach to combine the results of those indicators using a support vector machine is studied. Experiment are conducted using four stocks from four different industries in the stock market of Thailand show that the proposed moving average method whose parameter is suggested by GA gives the highest profit of 73.67% of the initial investment.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เรื่องการสร้างกลยุทธ์การซื้อขายโดยใช้อัลกอริธึมพันธุกรรม สำเร็จได้เนื่องจากบุคคลหลายท่านให้ความกรุณาช่วยเหลือทางด้านข้อมูล ข้อเสนอแนะ คำปรึกษาแนะนำ ความคิดเห็น และกำลังใจ ผู้เขียนขอกราบขอบพระคุณ ผศ.ดร.โอม ศรนิล ผู้เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาและอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ของผู้เขียน และกรรมการวิทยานิพนธ์ทุกท่าน รศ.ดร.พิพัฒน์ หิรัณย์วณิชชากร, รศ.ดร.สุรพงค์ เอื้อวัฒนามงคล, ผศ.ดร.รวิวรรณ เทนอิสสระ ที่ได้กรุณาสละเวลาให้คำปรึกษา ข้อชี้แนะ และข้อคิดเห็นที่เป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์ ในทุกขั้นตอนตลอดจนให้กำลังใจแก่ผู้เขียนในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ตลอดเวลา

ขอขอบพระคุณอาจารย์ทุกท่านในสถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ ที่ได้ถ่ายทอดความรู้และสร้างทัศนะคติที่ดีและถูกต้อง ให้กับผู้เขียน และขอบคุณเจ้าหน้าที่ของคณะสถิติประยุกต์ทุกท่านที่ได้ให้ความช่วยเหลือประสานงานด้วยอัธยาศัยไมตรีอย่างดี ตลอดระยะเวลาการศึกษา และขอขอบคุณบรรณารักษ์สำนักบรรณสารการพัฒนา ที่ได้กรุณาตรวจรูปแบบวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ท้ายสุด ขอกราบขอบพระคุณ พระเจ้า พระเยซูคริสต์ บิดา มารดา และพี่ชาย รวมถึงขอขอบคุณเพื่อนๆ ทุกคนที่ได้ให้กำลังใจ ช่วยเหลือ ส่งเสริม สนับสนุนตลอดมา จนทำให้การศึกษาในครั้งนี้ประสบความสำเร็จได้ตามวัตถุประสงค์

อรรถวุฒิ ภิรมย์

พฤษภาคม 2554

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (3)

ABSTRACT (4)

กิตติกรรมประกาศ (5)

สารบัญ (6)

สารบัญตาราง (8)

สารบัญภาพ (9)

สัญลักษณ์และคำย่อ (10)

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความสำคัญของปัญหา 1

1.2 จุดประสงค์ของการวิจัย 2

1.3 ขอบเขตของการวิจัย 2

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 3

1.5 ขั้นตอนการทำวิจัย 3

บทที่ 2 กรอบแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 4

2.1 กรอบแนวคิด 4

2.2 Technical Indicators 5

2.3 Genetic Algorithms 8

2.4 Support Vector Machines (SVM) 11

2.5 การนำ GA มาใช้ในการวิเคราะห์การลงทุน 13

บทที่ 3 วิธีการวิจัย 17

3.1 วิธีการวิจัย 17

3.2 รูปแบบการวิจัย 22

บทที่ 4 ผลการวิจัย 26

4.1 การทดลอง 26

4.2 ผลการทดลอง 28

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ 35

บรรณานุกรม 36

ประวัติผู้เขียน 39

สารบัญตาราง

ตารางที่ **หน้า**

3.1 ตารางแสดงรายละเอียดข้อมูลที่นำมาใช้ 17

4.1 แสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น CPF 29

4.2 แสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น PTT 31

4.3 แสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น SCB 32

4.4 แสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น SCC 33

4.5 แสดงค่าเฉลี่ยของกำไรเฉลี่ยทุกครั้งทุกหุ้นแยกตามวิธีทดลอง 34

สารบัญภาพ

ภาพที่ **หน้า**

2.1 ภาพแสดงสภาวะ bullish State (สภาวะกระทิง) 6

2.2 ภาพแสดงรูปแบบ Genetic Algorithm Diagram 9

2.3 แสดงตัวอย่างผล SVM Classification 12

2.4 แสดงการ SVM Classification ของข้อมูลที่มี 2 กลุ่ม 13

2.5 แสดงการ Encoding of Long Strategies 14

2.6 แสดงผลการวิจัยของ Chen. 15

3.1 ภาพแสดง Framework Design 18

3.2 ภาพแสดงรูปแบบการ Encoding Chromosome สำหรับ GA 19

3.3 ภาพแสดงการทำงานของ GA ร่วมกับ ตัวชี้วัดพื้นฐาน 24

3.4 ภาพแสดงการทำงานของ GA ร่วมกับ ตัวชี้วัด MA 25

4.1 ภาพแสดงโครงสร้างราคาของ หุ้นบริษัท เจริญโภคภัณฑ์อาหาร จำกัด (มหาชน) 26

4.2 ภาพแสดงโครงสร้างราคาของ หุ้นบริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน) 27

4.3 ภาพแสดงโครงสร้างราคาของ หุ้นธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน) 27

4.4 ภาพแสดงโครงสร้างราคาของ หุ้นบริษัทปูนซีเมนต์ไทย จำกัด (มหาชน) 28

4.5 ภาพแสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น CPF 30

4.6 ภาพแสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น PTT 31

4.7 ภาพแสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น SCB 32

4.8 ภาพแสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น SCC 33

สัญลักษณ์และคำย่อ

คำย่อ

Original	รูปแบบที่ใช้ ตัวชี้วัดร่วมกันของ DISP, PSY, RSI และ OBV
GA	Genetic Algorithm
MA(k=1)	Moving Average ค่า k=1
MA(k)	Moving Averageโดยใช้ข้อมูลช่วงเวลา k วันที่ผ่านมา
DISP	Disparity Index
PSY	Psychological Line
RSI	Relative Strength Index
OBV	On Balance Volume
LSSVM	Least Squares Support Vector Machines
SVM	Support Vector Machines
MATLAB	Program MATLAB 2009a
CPF	บริษัท เจริญโภคภัณฑ์อาหาร จำกัด (มหาชน)
PTT	บริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน)
SCB	ธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน)
SCC	บริษัทปูนซีเมนต์ไทย จำกัด (มหาชน)

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญของปัญหา

การซื้อขายหุ้นในตลาดหลักทรัพย์ ต้องอาศัยข้อมูลที่รวดเร็วและแม่นยำ สำหรับการตัดสินใจในการลงทุน ผู้ที่มีข้อมูลถูกต้องและครบถ้วน จะมีโอกาสในการลงทุนได้ผลตามวัตถุประสงค์ที่ต้องการ ในขณะเดียวกันราคาการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของหุ้นแต่ละประเภท แต่ละตัวมีความเป็นเอกลักษณ์ของตัวเอง เป็นผลมาจากนโยบายการเมือง สภาวะทางเศรษฐกิจและปัจจัยอื่นๆ โดยนักลงทุนต้องศึกษาสภาวะแวดล้อม ที่อาจจะส่งผลต่อราคาหุ้น ในขณะเดียวกัน ได้มีการคิดหาดัชนีในการชี้สถานะภาพของราคาของหุ้นที่กำลังอยู่ในความสนใจ ของนักลงทุน ด้วยการคิดหาตัวชี้วัด (Indicator) ในรูปแบบต่างๆ ที่ให้ความแม่นยำของแนวโน้มตลาดได้ดีขึ้น

การคิดค้นเทคนิคการวิเคราะห์ดัชนีของหลักทรัพย์ได้เริ่มต้นขึ้นตั้งแต่ในศตวรรษที่ 17 (Nison, 1994) โดยพิจารณาในความสัมพันธ์ระหว่าง ราคาเปิดตลาด ราคาปิดตลาด ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุดในแต่ละวัน ของการซื้อขาย โดยเทคนิคต่าง ๆ จะเน้นไปในการพิจารณาประวัติการเคลื่อนไหวของราคาที่ผ่านมาเป็นประเด็นสำคัญ ที่ทำให้เห็นทิศทางและแนวโน้มของเปลี่ยนแปลงราคา

นักลงทุนจะพิจารณาปัจจัยที่จะทำให้ราคาของตลาดเปลี่ยนแปลงไป โดยการคำนวณที่มีความซับซ้อนจากรูปแบบของดัชนี (Pavlidis, Tasoulis, Plagianakos and Vrahatis, 2006: 2053-2062) โดยการพิจารณาสัญญาณของการซื้อขายหรือรูปแบบของช่วงของราคา เพื่อหาตัวชี้วัดการซื้อขาย (Chung, Fu, Ng and Luk, 2004: 471-489) รวมไปถึงการใช้ Genetic Algorithm เพื่อสร้างกฎของการซื้อขาย (Matilla-Garcia, 2006: 123-126) เพราะสามารถนำไปประยุกต์เพื่อเรียนรู้รูปแบบการเปลี่ยนแปลงของตลาดที่ค่อนข้างรวดเร็วได้ จึงมีการพยายามนำ Genetic Algorithm มาใช้เพื่อสร้างกฎการซื้อขายมากขึ้น (Fyfe, Marney and Tarbert, 1999: 183-191)

ตัวชี้วัดที่น่าสนใจ มีดังนี้ คือ Moving Average (MA), Relative Strength Index (RSI) ที่ได้ผลทางการศึกษาในการนำมาประยุกต์ใช้เพื่อพิจารณาการซื้อขาย (Wong, Manzur and Chew, 2003) การพิจารณาประสิทธิภาพของความสัมพันธ์ในการลงทุนในตลาดหลักทรัพย์ (Shik and Chong, 2007: 371-383) หรือ การเปรียบเทียบระหว่างตัวชี้วัด Moving Average (MA) กับ Bollinger Bands (Pitipol Kantavat and Boonserm Kijsirikul, 2008) และการเปรียบเทียบความแตกต่างของตัวชี้วัดอื่นๆ (Pitipol Kantavat and Boonserm Kijsirikul, 2008) การใช้กฎการซื้อขายมาเป็นสิ่งที่ใช้วัดผลกำไรเป็นรูปแบบที่ใช้กันมาก โดยการสร้างตัวแปรเพื่อทดสอบในแต่ละรูปแบบของตัวชี้วัดที่ต้องการทดสอบ และการพยายามที่จะหาค่าที่มีความเหมาะสมที่สุดสำหรับตัวแปรต่างๆ ที่ใช้สร้างกฎการซื้อขาย (Chen 2005; Pitipol Kantavat and Boonserm Kijsirikul, 2008) ซึ่งการใช้ Genetic Algorithm (GA) เป็นเครื่องมือที่ได้รับเลือก ในการนำมาใช้สำหรับหาค่าที่เหมาะสม ในขณะเดียวกันนักลงทุนก็พยายามที่ปรับปรุง ให้ค่าที่ได้มีความยืดหยุ่นและเหมาะสมกับความต้องการให้มากที่สุด (Ellis and Parbery, 2005: 399-411)

1.2 จุดประสงค์ของการวิจัย

งานวิจัยนี้ มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอแนวคิดการประยุกต์ใช้ Genetic Algorithms เพื่อการหาผลกำไรในการลงทุนในตลาดหุ้น

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

ในงานวิจัยนี้ จำนวนของการซื้อขาย (Trading) และกลยุทธ์จากตัวชี้วัด (Strategies) ได้มาจากการใช้ Genetic Algorithm (GA) เป็นตัวสร้างขึ้น แต่ละกลยุทธ์จากตัวชี้วัดจะได้มาจากการใช้ GA หาค่าความเหมาะสมที่สุดจากกฎซื้อขายที่กำหนด และประมวลผลแยกจากกันเพื่อให้ได้การตัดสินใจที่จะซื้อขายตามตัวชี้วัดแต่ละตัวแยกกันไป โดยการทดสอบกับข้อมูลที่อยู่ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

เพื่อให้ผู้ลงทุนในตลาดหุ้นสามารถนำรูปแบบการทดลองจากงานวิจัยนี้ เป็นแนวทางวิเคราะห์เพื่อเพิ่มผลกำไรจากการลงทุนในตลาดหลักทรัพย์อีกรูปแบบหนึ่ง

1.5 ขั้นตอนการทำวิจัย

1) ศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
2) ศึกษาและวิเคราะห์ เพื่อหาแนวทางในการออกแบบวิธีการทดลอง
3) ออกแบบวิธีการทดลอง
4) ทำการทดลอง เพื่อประเมินประสิทธิผล
5) วิเคราะห์และสรุปผลการวิจัย

บทที่ 2

กรอบแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 กรอบแนวคิด

ผู้ลงทุนในหลักทรัพย์แต่ละคนมักจะพบปัญหาเพื่อการตัดสินใจเพื่อให้ได้ผลกำไรมากที่สุดในขณะที่ควรจะมีความเสี่ยงน้อยที่สุดการในลงทุน

เครื่องมือในการวิเคราะห์การลงทุน

การวิเคราะห์การลงทุนแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบใหญ่ ๆ คือ Fundamental analysis และ Technical analysis.

Fundamental analysis รูปแบบการพยากรณ์จะอยู่บนพื้นฐานของ Macroeconomic data เช่น การส่งออก, การนำเข้า, อัตราการแลกเปลี่ยนเงินสกุล, อัตราการขยายตัวของเงินเฟ้อ, ภาวะการว่างงาน เป็นต้น

Technical analysis รูปแบบการพยากรณ์นี้จะใช้จาก Exploiting patterns และ Trends ของเหตุการณ์ที่ผ่านมาใน Trading data เช่น ราคา และจำนวนการซื้อขาย

ในการลงทุนแต่ละครั้งผู้ลงทุนต้องการข้อมูลต่างๆ เพื่อมาประกอบการตัดสินใจในการลงทุน โดยจะนำเครื่องมือต่างๆ มาใช้เช่น Moving average crossover rule , Disparity Index , Psychological Line, Relative Strength Index หรือ On Balance Volume เป็นต้น ซึ่งอาจจะสามารถที่จะประมวลผลด้วยเครื่องคำนวณทั่วไป หรือ อาจจะนำระบบคอมพิวเตอร์มาช่วยประมวลผล เช่น การนำ Artificial Intelligence techniques เช่น Fuzzy Logic, Neural Network และ Genetic Algorithm มาใช้เพื่อหาคำตอบที่มีความซับซ้อนมากขึ้นทางการลงทุน

2.2 Technical Indicator

รูปแบบของ Technical indicators มีหลายๆ รูปแบบ ซึ่งมักจะมีลักษณะคล้ายๆ กัน คือ การคิดคำนวณเทียบกับข้อมูลที่ผ่านไปก่อนนี้ โดยมีความคาดหวังว่า ณ วันที่สนใจข้อมูลนั้น จะสามารถแสดงกลยุทธ์ที่ได้จาก Technical indicator ที่สามารถนำไปใช้เพื่อประกอบการตัดสินใจต่อไป

Moving Average (ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่)

เป็นการนำเอาราคาของหุ้นย้อนหลังตามจำนวนวันที่เราต้องการพิจารณา นำมาหาค่าเฉลี่ย เพื่อดูทิศทางของราคาหุ้น ณ วันที่เราพิจารณา เช่น MA10 หมายถึง ราคาหุ้นย้อนหลังจากวันที่เรากำลังพิจารณาไป 10 วัน เป็นการนำเอาราคาแต่ละวันมาเฉลี่ยกัน เหตุที่เรียกว่าค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ก็เพราะในวันถัดไปค่าเฉลี่ยก็จะเปลี่ยนไปเช่นกัน

$$M_{(t,n)} = \frac{1}{N} \sum_{i=t-N+1}^{t} P_i$$

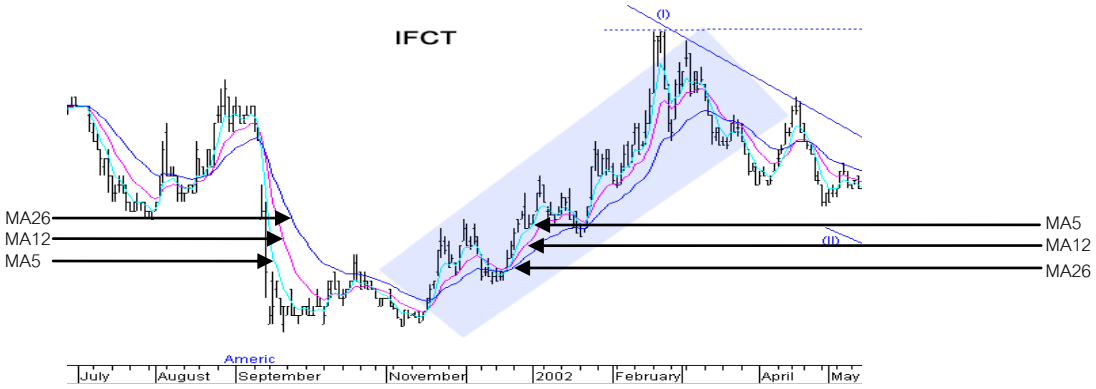
$$Trading = \left\{ \begin{matrix} Buy, & if\ M_{t,N1} > M_{t-1,N1}\ \&\ M_{t,N1} > M_{t,N2} \\ Sell, & if\ M_{t,N1} < M_{t-1,N1}\ \&\ M_{t,N1} < M_{t,N2} \end{matrix} \right\}$$

จำนวนวันที่นำมาหาค่าเฉลี่ยเป็นที่นิยมกันได้แก่ MA5, MA12, MA26, MA75, MA200 จำนวนวันจะบ่งบอกว่าเป็นการพิจารณาราคาในระยะสั้น กลาง หรือ ระยะยาว

MA5, MA12, MA26 เป็นเส้นค่าเฉลี่ยระยะสั้น

MA75 เป็นเส้นค่าเฉลี่ยระยะกลาง

MA200 เป็นเส้นค่าเฉลี่ยระยะยาว



ภาพที่ 2.1 ภาพแสดงสภาวะ Bullish State (สภาวะกระทิง)

แหล่งที่มา : Moving Average (ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่), 2552.

จากภาพที่ 2.1 ตัวอย่างกราฟราคาหุ้น IFCT สภาวะที่แถบเงา เป็นสภาวะตลาดกระทิง (Bullish State) โดยสังเกตจากเส้นค่าเฉลี่ยที่มีการเรียงตัวของเส้น MA5, MA12 และ MA26โดยที่เส้น MA ระยะสั้นจะอยู่บนสุด และเส้น MA ระยะยาวจะอยู่ล่างสุด ซึ่งในที่นี้การเรียงตัวจากบนมาล่างของเส้น MA คือ MA5, MA12, MA26 ตามลำดับ

Disparity Index (DISP)

การคำนวณหาการเปลี่ยนแปลงราคาในระยะเวลาที่ผ่านมา ณ วันที่กำหนด

$$\mathbf{DISP}_{(t,n)} = \frac{C_{(t)}}{MA_{(t,n)}} * 100\%$$

$$\mathbf{MA}_{(t,n)} = \sum_{i=0}^{n-1} \frac{C_{(t-i)}}{n}$$

$C_{(t,n)}$ = ราคาปิดตลาด วันที่ t

$MA_{(t,n)}$ = Moving average วันที่ t ย้อนหลังไป n วัน

สมมติ ได้กลยุทธ์จาก DISP(0,10) = 10% หมายความว่า ราคา ณ วันนี้สูงขึ้น 10% เหนือเส้น MA ของ 10 วันที่ผ่านมา จากนั้นกำหนดค่า Threshold ซื้อขาย เช่น +10% เพื่อกำหนดระดับที่ต้องการ

Psychological (PSY)

คำนวณนับจำนวนวันที่ราคาสูงขึ้น จากทุกวันของจำนวนวันย้อนหลัง n วัน เทียบกับจำนวน n วัน

$$\mathbf{PSY}_{(t,n)} = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} num[C_{(t-i)} > C_{(t-i-1)}]}{n}$$

$$\mathbf{num}(\ C_{(t-i)} > C_{(t-i-1)}) = \begin{Bmatrix} 1\ ,if\ \ true \\ 0\ ,if\ \ flase \end{Bmatrix}$$

$PSY_{(t,n)}$ จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 – 100 %

Num(x) จะคืนค่าเป็น 1 เมื่อเป็นจริง และ 0 เมื่อเป็นเท็จ

$PSY_{(0,10)}$ = 90% คือ 10 วันที่ผ่านมา ค่าสูงขึ้น 9 ครั้งและลดลง 1 ครั้ง

Relative Strength Index (RSI)

การคำนวณจาก ผลรวมของจำนวนวันที่ราคาสูงขึ้นคูณกับราคาที่เปลี่ยนไป เทียบกับผลรวมค่าสัมบูรณ์ของราคาที่เปลี่ยนไป ในระยะจำนวนวันที่สนใจ

$$\mathbf{RSI}_{(t,n)} = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} num[C_{(t-i)} > C_{(t-i-1)}] * [C_{(t-i)} - C_{(t-i-1)}]}{\sum_{i=0}^{n-1} |C_{(t-i)} - C_{(t-i-1)}|}$$

ใช้ Num Function แบบเดียวกันกับ PSY

On Balance Volume (OBV)

แสดงความสัมพันธ์ของจำนวนมูลค่าการซื้อขาย (Volume) เข้ามาด้วย โดยหาผลรวมของการเปลี่ยนแปลงราคาคูณกับมูลค่าการซื้อขาย เทียบกับ ผลรวมของมูลค่าการซื้อขาย ในระยะเวลาที่สนใจ

$$\mathbf{OBV}_{(t,n)} = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} sign[C_{(t-i)} - C_{(t-i-1)}] * V_{(t-i)}}{\sum_{i=0}^{n-1} V_{(t-i)}}$$

$$sign(\ C_{(t-i)} - C_{(t-i-1)}) = \begin{Bmatrix} 1 & ,if \quad Positive\ number \\ -1 & ,if \quad Negative\ number \end{Bmatrix}$$

โดยผลที่ได้จะมีลักษณะเป็นได้ บวกและลบ เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของราคาอาจจะเพิ่มขึ้นหรือลดลงกับผลคูณของมูลค่าการซื้อขายของแต่ละวัน

2.3 Genetic Algorithms

Genetic Algorithm ถูกคิดค้นโดย Holland ในปี 1975 โดยประยุกต์มาจาก Darwin's theory of evolution ที่กล่าวถึงการอยู่รอดด้วยลักษณะที่มีความเหมาะสมที่สุด จากนั้นจะพัฒนา Genes ด้วยการแลกเปลี่ยน Genes กันในระหว่าง Chromosome และมีบางส่วนที่จะได้รับรหัสของ Genes ใหม่เกิดขึ้นทำให้เกิดการพัฒนาจากรุ่น (Generation) ไปสู่รุ่นต่อๆ ไป จนจะได้รุ่นที่มีความเหมาะสมมากที่สุดสำหรับ สถานการณ์ที่กำหนดไว้

แนวคิดพื้นฐานของ Genetic Algorithm

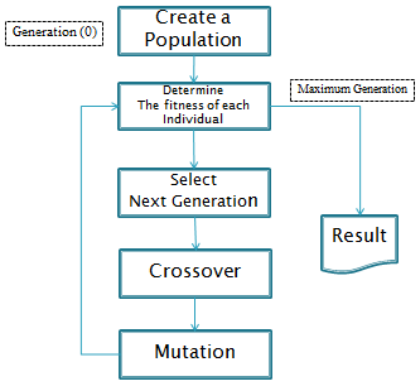
Genetic algorithm ประกอบไปด้วย 3 องค์ประกอบใหญ่ คือ

Selection : การเลือก Chromosome จากรุ่นพ่อแม่ เพื่อจะนำมาสร้างเป็นรุ่นลูก

Crossover : การ recombine ระหว่าง 2 Chromosome ที่เลือกเป็นพ่อแม่ ไปสู่รุ่นลูก

Mutation : การ Random ที่จะเปลี่ยนแปลงองค์ประกอบในบางตำแหน่งใน Chromosome

Genetic Algorithm Diagram



ภาพที่ 2.2 ภาพแสดงรูปแบบ Genetic Algorithm Diagram

จากภาพที่ 2.2 GA Diagrams ณ จุดเริ่มต้น (Generation ที่ 0) Chromosomes ชุดแรกจะเกิดมาจากการสุ่มโดยขึ้นอยู่กับการกำหนดว่า แต่ละ Generation ต้องการให้เกิด Chromosomes จำนวนมากน้อยเท่าใด จากนั้นจะหาผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจาก Fitness Function ที่กำหนดไว้ GA จะเลือก Chromosomes ที่ให้ผลดีออกมาเป็นชุดที่จะเป็น Chromosomes ตั้งต้นให้กับ Generation ลำดับถัดไป แล้วจะใช้ Function Crossover เพื่อแลกเปลี่ยนบางส่วนของ genes จาก Chromosomes ที่เลือกมาโดยคาดหวังว่าจะได้ Chromosome ที่เปลี่ยนไปในทางที่ดีขึ้น และFunction Mutation โดยการสุ่มแก้ไข Gene ในบางจุดเพียงเล็กน้อยเพื่อป้องกันไม่ให้เกิดการซ้ำกันของรูปแบบที่จะมาใน Generation ใหม่กับ Generation ก่อนหน้านี้ แล้วจึงกลับไปวนการทำงานซ้ำ ณ ขั้นตอนการหาผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจาก Fitness Function อีกครั้ง จนกว่าจะได้ค่า Fitness ที่ดีที่สุดตามกำหนด หรือจำนวน Generation ครบตามที่กำหนดไว้ ก็จะ return ค่าของ Genes ในGeneration สุดท้ายกลับมาเป็นคำตอบซึ่งอาจจะไม่ใช่ค่าที่ดีที่สุด แต่ ก็จะเป็นค่าที่จะใกล้เคียงเป้าหมายที่สุด ในเวลาและช่วง Generation ที่กำหนดให้

การ Encoding

การเปลี่ยนรายละเอียดของข้อมูลดิบที่จะนำมาสร้างให้เป็น Chromosome โดยมีวิธีการเปลี่ยน 4 รูปแบบ

Binary Encoding: จะมีรูปแบบเป็น bit string คือ 0 และ 1 เท่านั้น ซึ่งเป็นรูปแบบพื้นฐานของ GA

Value Encoding: ข้อมูลใน Chromosome จะมีค่าตามชนิดข้อมูลที่เราต้องการ เช่น real, chars

Permutation Encoding: รูปแบบจะเป็น Permutation of numbers

Tree Encoding: เป็นรูปแบบ Tree of some objects

การกำหนดค่าเริ่มต้น (Initialization)

เป็นการกำหนดว่า เมื่อ GA เริ่มต้นทำงาน ระบบจะกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับ Chromosome อย่างไร

Uniform: ค่าเริ่มต้นจะถูกสร้างตามความยาวของ Chromosome ที่กำหนดไว้

Gaussian: ค่าเริ่มต้นจะใช้ Gaussian (normal) distribution จากค่า mean และ standard deviation.

Fitness Evaluation

เป็นการเลือกใช้เครื่องมือในการเลือก Chromosome ที่จะสร้าง Chromosome ในรุ่นต่อไป

Selection

เป็นการกำหนดว่า GA จะเลือก Chromosome จาก Population ที่มีในรุ่นพ่อแม่ เพื่อมา Crossover ด้วยวิธีใด โดยคาดหวังว่าจะทำให้ได้รุ่นลูกที่มีลักษณะตามต้องการมากที่สุด

Crossover

เป็นการเปลี่ยนข้อมูล genes บางส่วนใน Chromosome ระหว่าง 2 หรือมากกว่านั้นจากที่มีอยู่ โดย Crossover จะเลือก genes จากรุ่นพ่อแม่เพื่อนำมาสร้างเป็นรุ่นต่อไป ซึ่งการใช้งาน Crossover Method นั้นจะขึ้นอยู่กับการเลือกใช้รูปแบบ Encoding ของ Chromosome ด้วย

Mutation

เป็นการป้องกันไม่ให้เกิดการสร้าง Chromosome ซ้ำกับรุ่นที่ผ่าน ๆ มาก่อนรุ่นปัจจุบัน และการกำหนดค่า Mutation method นั้นจะขึ้นอยู่กับประเภท Encoding ของ Chromosome

Replacement

เป็นรูปแบบการกำหนดว่า population รุ่นพ่อแม่ จะ update ไปอย่างไรหลังจากการสร้าง Chromosome รุ่นใหม่แล้ว

Termination Condition

การกำหนดการสิ้นสุดของการทำงานของ GA

Application of Genetic Algorithm

การเลือกรูปแบบการทำงานของ GA เนื่องจาก GA ได้มีการนำไปใช้อย่างกว้างขวางทำให้เกิดรูปแบบของ GA เพื่อวัตถุประสงค์ต่าง ๆ กันไปหลายๆ ด้าน

2.4 Support Vector Machines (SVM)

SVM หรืออีกชื่อเรียกว่า Kernel Machines เป็นเทคนิคหนึ่งของ Machine Learning ที่สามารถนำมาช่วยแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูล(Classification) และ Regression สามารถ Classify pattern ที่มีความสลับซับซ้อน(Complex) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เป็นเทคนิควิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)ในรูปแบบการเรียนรู้เชิงสถิติ เป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) โดย SVM ได้สร้างคิดค้นโดย Vladimir Vapnik และปัจจุบันได้ถูกนำมาใช้เป็นรูปแบบมาตรฐาน โดย Vapnik and Corinna Cortes ในปี 1995 (Wikipedia.org)

2.4.1 พื้นฐานของ SVM

รูปแบบของการใช้งาน SVM จะมี 2 ลักษณะ ดังนี้

Large Margin Separation หาแถบที่กว้างที่สุดที่จะแบ่งข้อมูลทั้ง 2 คลาสออกจากกัน (Linearly separable plane) โดยจะหาค่าที่มี Margin กว้างที่สุดระหว่างตัว Separator กับ Positive และ Negative samples และได้ Feature vector ที่อยู่ใกล้ Separator ที่สุด เรียกว่า Support vectors , ในการใช้งานงาน SVM จะต้องกำหนด Kernel Functions ซึ่งเป็นการเลือก Function ในการแปลงค่า Feature เดิมเป็น Feature ใหม่เพื่อให้ข้อมูลแยกจากกันโดยใช้ Linearly separable plane โดย Kernel ฟังก์ชัน จะคำนวณความเหมือนของลำดับ xi กับ xj

ตัวอย่าง Kernel function ที่นิยมใช้กันได้แก่

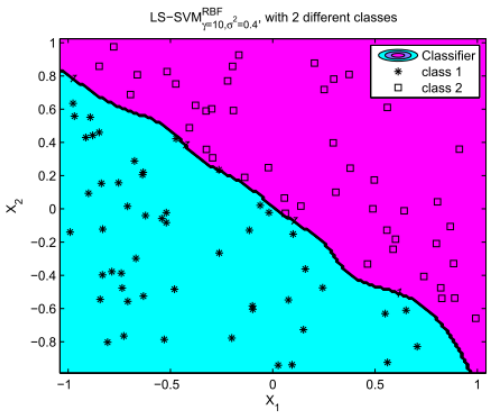
Linear: $K(xi,xj) = \langle x_i \cdot x_j \rangle$ เป็นการคำนวณหาจาก dot product ระหว่าง x_i กับ x_j

Polynomial: $K(xi,xj) = (1+\langle xi.xj \rangle)^d$ เป็นการคำนวณหาเส้นแบ่งโดยใช้สมการเชิงเส้นที่มี degree มากกว่าสอง

RBF: $K(xi,xj) = \exp(-y \| x - x_i \|^2)$ เป็นแบบการคำนวณหาขอบเขตของข้อมูลโดยอาศัยวิธีการแบบ Radial Basis เข้ามาช่วยในการคำนวณ

2.4.2 รูปแบบข้อมูลของ SVM

Linearly Separation เป็นข้อมูลในมุมมอง 2 มิติ หรือเส้นตรง และ Hyperplane เป็นมุมมองแบบ 3 มิติ ซึ่งจะมองเห็นเป็นแผ่น



ภาพที่ 2.3 แสดงตัวอย่างผล SVM Classification

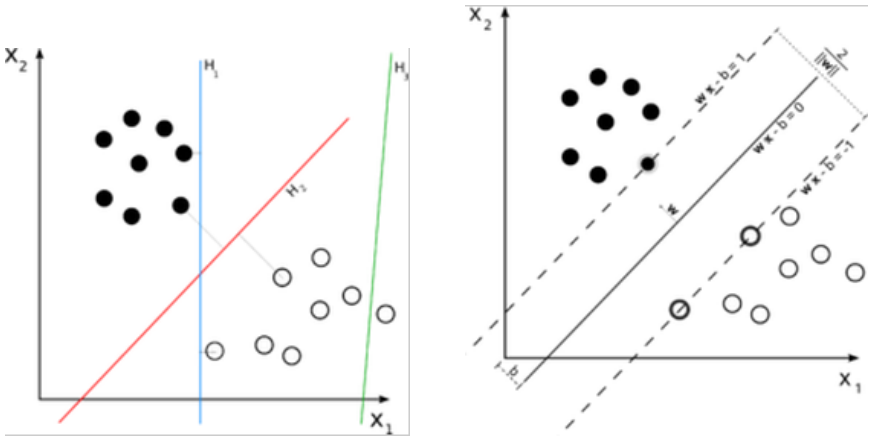
แหล่งที่มา : De Brabanter, K. et al., 2010.

จากภาพที่ 2.3 แสดงผลการใช้ SVM (LSSVM) ฝึกการเรียนรู้ (Training) ด้วย RBF_Kernel ในการจัดกลุ่มของข้อมูลแยกออกเป็นสองกลุ่ม โดยป้อนข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ จากนั้นทดสอบด้วยข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing) ก็จะได้คำตอบจาก SVM กลับมาว่า ข้อมูลทดสอบแต่ละรายการอยู่ในกลุ่มใด

สมการของ Linear SVM เป็นดังนี้

$$\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \mid \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^p,\ y_i \in \{-1, 1\}\}_{i=1}^{n}$$

จากสมการ Linear SVM เมื่อกำหนดค่า D เป็น กลุ่มของ Training Data เมื่อ y_i เป็น 1 หรือ -1 เท่านั้น โดยมีค่า x_i เป็นตัวบ่งบอกกลุ่ม โดยเราต้องการหาตำแหน่งที่จะแบ่งแยกที่ให้ค่า $y_i = 1$ จากค่า y_i เท่ากับ -1



ภาพที่ 2.4 แสดงการ SVM Classification ของข้อมูลที่มี 2 กลุ่ม
แหล่งที่มา : Support Vector Machine, 2010.

จากภาพที่ 2.4 (ภาพทางซ้าย) แสดงผลของการแบ่งกลุ่มโดยใช้ SVM จะเห็นว่า ทั้งสองกลุ่มที่มาจาก Input Data เดียวกันจะถูกแยกออกจากัน ในขณะที่ เส้นที่ใช้แบ่งแยกมี H_1, H_2 และ H_3 โดยจะเห็นว่า H_1 แม้จะสามารถแบ่งทั้งสองกลุ่มออกได้เช่นกัน แต่ ระยะในการแบ่งจากเส้นแบ่งไปถึงตัวอย่างที่ใกล้ที่สุดนั้นมีขนาดน้อย แต่จากเส้น H_2 จะเป็นเส้นที่แบ่งกลุ่มของสมาชิกที่กว้างมากที่สุดของทั้งสองกลุ่มคือให้ค่า maximum margin ซึ่งแสดงให้เห็นในภาพที่ 2.4 (ภาพทางขวา) และเราเรียกตัวอย่างที่อยู่บน margin นี้ว่า Support Vector

2.5 การนำ GA มาใช้ในการวิเคราะห์การลงทุน

ในงานวิจัยของ Oussaidène, Chopard, Pictet และ Tomassini (1997) ได้เน้นการประมวลแบบกระจาย (Parallel) ไปยังเครื่องคอมพิวเตอร์หลายเครื่อง เพื่อลดปัญหาการทำงานประมวลผลที่อาจจะมีความต้องการหน่วยความจำและหน่วยประมวลผลขนาดใหญ่ โดยระบบได้ประยุกต์กับการใช้งานประมวล Trading strategies ซึ่งได้ใช้ GA มาในการใช้หา Behaviors of trading model ในช่วงปีที่สนใจของแนวโน้มการซื้อขายในตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราระหว่างประเทศ โดยสนใจทิศทางของราคาที่เปลี่ยนแปลงไปในอดีต นำมาประมวลผลในรูปแบบตัวแปรที่เรียกว่า ตัวชี้วัด ที่จะให้สัญญาณการซื้อขาย จาก ตัวชี้วัดเป็น ซื้อ (Buy Signal) หรือ ขาย (Sell Signal) โดย กฎของการซื้อขายที่เป็นแบบ Complex Strategies จะถูกนำมาใช้มากกว่า การใช้เพียง ตัวชี้วัดเพียงตัวใดตัวหนึ่ง และ ตัวชี้วัดจะให้แนวโน้มปัจจุบันที่มีผลตอบสนองจากราคาของตลาดที่เป็นอยู่

งานวิจัย ของ Chen. (2005) ได้นำ GA มาหา Trading Strategies โดยใช้ Technical Indicators เข้ามาเป็น Parameter ของ GA ให้กับ Fitness Function โดยใช้ข้อมูลที่ผ่านมาในอดีต เพื่อให้ GA หาทิศทางความเป็นไปได้สำหรับการการลงทุนที่จะให้ผลกำไรมากที่สุด ซึ่งได้เลือกตัวชี้วัดมาจำนวน 4 รายการคือ Disparity Index (DISP), Psychological (PSY) เพื่อคำนวณหาจำนวนวันที่ราคาเพิ่มขึ้น ในระยะวันที่สนใจ โดยจะมีค่าอยู่ในระหว่าง 0-100%, Relative Strength Index (RSI) จะมีลักษณะคล้าย ๆ กับ PSY แต่จะนำผลความต่างกันของราคาเข้ามาคำนวณ และ On Balance Volume (OBV) เป็นการเน้นมองจำนวนมูลค่าการซื้อขายที่มีความสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงไปของราคา รูปแบบการทำงานของระบบ จะมี Strategies โดยสร้างกฎการซื้อขายให้มีกฎ (Rule) 6 รูปแบบคือ Long Entry Rule, Long Exit Rule, Long Stop Rule, Short Entry Rule, Short Exit Rule และ Short-Stop Rule ซึ่ง Entry Rule จะเป็นสถานะการซื้อ, Exit Rule เป็นสถานะการขาย และ Stop Rule เป็นการหยุดเมื่อขาดทุนหรือไม่มีกำไร โดย Entry Rule จะถูกตรวจสอบให้ทำงานในกรณีที่ยังไม่มีการเข้าซื้อใดๆ ก่อนนี้ และ Exit Rule กับ Stop Rule จะตรวจสอบให้ทำงานเมื่อมีการเข้าซื้อมาก่อนแล้ว

Long Entry (19*4 bits)							Long Exit (19*4 bits)				Stop
DISP (19)				PSY	RSI	OBV	DISP	PSY	RSI	OBV	
l_1	n_1	op_1	θ_1	l_2~θ_2	l_3~θ_3	l_4~θ_4	l_5~θ_5	l_6~θ_6	l_7~θ_7	l_8~θ_8	λ_1
2	8	1	8	19	19	19	19	19	19	19	6

ภาพที่ 2.5 แสดงการ Encoding of Long Strategies

แหล่งที่มา : Chen., (2005)

จากภาพที่ 2.5 แสดงการ Encoding of Long Strategies ที่จะมีความยาวของ Chromosome = 158 bits ซึ่งรวม Encoding of Short Strategies ก็จะทำให้ Chromosome มีความยาวเท่ากับ 316 bits ทำให้ GA สามารถสร้าง Chromosome ที่เหมาะสมกับรูปแบบของข้อมูลในการเรียนรู้ที่ให้คำตอบดีที่สุดจากสมการ Fitness Function ที่กำหนดไว้มีค่าเป็น 2^{316}

สำหรับสมการ Fitness Function คือ ผลคูณของกำไรที่ได้รับจากการลงทุนในแต่ละครั้ง (r_i) หารด้วย ค่า Deviation (σ) ของ r_i และป้องกันการหารด้วยศูนย์ จึง บวกด้วย 1 กับ σ

Data สำหรับการทดลอง คือ Taiwan Semiconductor Manufacturing Company (TSMC) ซึ่งมีขนาดมูลค่าการซื้อขายจำนวนมากใน Taiwan Stock Exchange โดยแบ่งรูปแบบการทดลอง นำข้อมูลมาจากสี่ช่วง แต่ละช่วง Training Data = 3 เดือน และ Testing Data = 1 เดือน (เป็นข้อมูล

ต่อเนื่องกันในแต่ละช่วง) โดยผลการทดลอง ในแบบ Long Strategies ที่ให้ค่ากำไรคืนกลับมาเฉลี่ยจาก 5 อันดับสูงสุด = 48.82% มีการซื้อขายที่ 11 ครั้ง และในรูปแบบ Long + Short Strategies ที่ให้ค่าเฉลี่ยจาก 5 อันดับสูงสุด = 85.46 มีการซื้อขายที่ 12.4 ครั้ง ในขณะที่การซื้อขายแบบ ซื้อครั้งเดียวในวันแรกแล้วไปขายในวันสุดท้าย (Buy-and-Hold) จะได้กำไรที่ 62.50% ซึ่งสรุปได้ว่า การนำ GA มาใช้เพื่อหาค่าที่เหมาะสมโดยการใช้ร่วมกับ ตัวชี้วัดที่มีให้เลือกมากกว่า 100 รูปแบบนั้น จะช่วยให้นำมาใช้ในการเพิ่มผลกำไรและลดความเสี่ยงจากการลงทุนได้ โดยได้ผลการทดลองดังนี้

Table 3: Returns of 5 top long strategies

Strategy	Return (%)	Trades
1	45.44	8
2	42.41	9
3	54.99	21
4	48.70	9
5	52.57	8
Average	48.82	11
Buy-and-hold	62.50	1

Table 6: Returns of 5 top long+short strategies

Strategy	Return (%)	Trades
1	90.03	12
2	85.05	9
3	82.26	13
4	82.13	11
5	87.82	17
Average	85.46	12.4
Buy-and-hold	62.50	1

ภาพที่ 2.6 แสดงผลการวิจัยของ Chen.

แหล่งที่มา : Chen., (2005)

จากภาพที่ 2.6 ตารางที่ 3 จะแสดงผลตอบแทน 5 อันดับสูงสุด จากรูปแบบ Long strategies เมื่อนำมาเฉลี่ยแล้วเท่ากับ 48.82% ซึ่งน้อยกว่ารูปแบบซื้อวันแรกแล้วขายในวันสุดท้าย (Buy-and-Hold) ที่ได้กำไรเท่ากับ 62.50% และในตารางที่ 6 แสดงผลตอบแทน 5 อันดับสูงสุด จากรูปแบบ Long + Short strategies เมื่อเฉลี่ยแล้วได้ผลตอบแทนเท่ากับ 85.46% ซึ่งจะมากกว่าแบบซื้อวันแรกแล้วขายวันสุดท้าย

งานวิจัย ของ Allen และ Karjalainen (1999) กล่าวถึงการใช้ GA เพื่อเรียนรู้ Technical Trading Rules สำหรับ Standard and Poor's Composite stock index โดยสามารถที่จะระบุช่วงเวลาของหุ้น จากการแสดงผลของตัวชี้วัด กำไรสะสมและความผันผวนของราคา นำมาเปรียบเทียบกันด้วยการใช้ Autoregressive Model และ GARCH-AR Model โดยใช้ข้อมูลการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์ S&P500 (Standard & Poor composite index) ในวันที่ 3 มกราคม ค.ศ. 1928 – 29 ธันวาคม ค.ศ. 1995 นำผลกำไรที่ได้จากเทคนิคของกฎการซื้อขาย มาเปรียบเทียบกับรูปแบบอย่างง่ายคือการซื้อในวันแรกแล้วขายในวันสุดท้าย (Buy-and-Hold)

การกำหนด Trading Rule จะให้ค่าคืนกลับมาเป็น ให้เข้าซื้อ (Buy) และ ให้ขาย (Sell) หากไม่เข้าในกรณีทั้งสองนี้ ก็ให้ถือครองหุ้นไว้ก่อน ในกฎของซื้อขายจะใช้ร่วมกันระหว่าง Moving Average (MA) กับ Trading rang break โดย MA จะคืนค่ากลับมาให้ซื้อในกรณีที่ ราคาเฉลี่ยใน

ระยะวันที่กำหนดมีค่าน้อยกว่า ราคาของวันปัจจุบัน หากไม่เป็นเช่นนั้นก็จะส่งสัญญาณให้ขาย ในขณะที่ Trading rang break จะส่งสัญญาณให้ซื้อในกรณีที่ราคาปัจจุบันมากกว่าราคาสูงสุดของช่วงที่กำหนด หรือน้อยกว่าก็จะส่งสัญญาณให้ขาย แต่จะพบว่า การใช้ GA ของ Parameter ต่าง ๆ ในบางครั้งอาจจะไม่ได้ค่าที่เหมาะที่สุด (Optimal) เสมอไป ผลการทดลองแสดงให้ทราบถึงเหตุผลว่าถึงความสัมพันธ์ระหว่าง การซื้อ กับ ความผันผวนของราคา ซึ่งพบว่าของการเปิดสถานะของการซื้อเมื่อได้ค่ากำไรสะสมเป็นบวก และความผันผวนของราคามีค่าน้อยๆ ในทางตรงข้าม เมื่อค่ากำไรสะสมเป็นลบและมีค่าความผันผวนของราคาสูงก็จะเป็นสถานะให้ขาย

งานวิจัย ของ Pitipol Kantavat และ Boonserm Kijsirikul (2008) ได้นำแนวคิดของ Support Vector Machine (SVM) ซึ่งมีประสิทธิภาพในการนำมาประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์การลงทุนในตลาดหลักทรัพย์ โดยใช้ RReilefF ในการ Trainingใน SVM ซึ่งแสดงให้เห็นว่าสามารถเพิ่มผลกำไรมากขึ้นได้ เทคนิคในการวิเคราะห์นั้นจะใช้ Moving Average (MA), Bollinger Bands (BB), Relative Strength Index (RSI) เป็น ตัวชี้วัดและ Stochastic Oscillator โดย ตัวชี้วัดทั้ง 4 ตัวนี้ จะได้รับการกำหนดค่าต่าง ๆ จากนั้นก็จะคำนวณหากลยุทธ์ที่ได้จาก ตัวชี้วัดทุกตัวที่กำหนดไว้นำมาเป็น Input และมี Target คือ Y ได้มาจาก ความแตกต่างของราคาปัจจุบันกับวันถัดไป หารด้วย ราคาปัจจุบัน ให้กับ SVM โดยใช้ Data จาก ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยในปี 2002 – 2007 โดยเลือกมาจากบางรายการใน SET50 ทั้งหมด 33 รายการ และแบ่งเป็น Training Data คือ สองปีแรก และอีก 1 ต่อมาเป็น Testing Data เช่น การพยากรณ์ในปี 2004 จะมาข้อมูลที่ใช้ Training ในปี 2002 - 2003 ในขณะที่ ใช้ Gaussian RBF และ parameters $C = 2$ and $\sigma = ½$ ใน SVM การพิจารณาการซื้อขายจะดูผลจาก indicator predict ค่า Y หากได้มากกว่า 0 ก็จะซื้อ หากน้อยกว่า 0 ก็จะขาย ซึ่งปรากฏผลว่าได้กำไรดีกว่าการซื้อขายแบบ Buy-and-Hold และดีกว่าแบบ Classical ตัวชี้วัดเพียงตัวใดตัวหนึ่ง

บทที่ 3

วิธีการวิจัย

3.1 วิธีการวิจัย

งานวิจัยนี้ ได้นำเอาแนวทาง Genetic Algorithms, SVM และ Trading Strategies มาประยุกต์เข้าด้วยกัน โดยใช้ข้อมูลจาก ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย และเลือกมา 4 หลักทรัพย์ ซึ่งมาจากธุรกิจที่แตกต่างกันคือ

ตารางที่ 3.1 ตารางแสดงรายละเอียดข้อมูลที่นำมาใช้

Stock	Num. of Data		Training Data Period		Testing Data Period	
	Training	Testing	Start	End	Start	End
CPF	1701	1500	9/3/2532	7/2/2539	8/2/2539	22/3/2545
PTT	947	310	28/2/2546	16/1/2550	17/1/2550	25/4/2551
SCB	4473	1192	15/3/2528	10/6/2546	11/6/2546	2/2/2550
SCC	1701	1500	15/3/2528	14/2/2535	17/2/2535	27/3/2541

ตามตารางที่ 3.1 หลักทรัพย์ที่นำมาใช้ คือ

บริษัท เจริญโภคภัณฑ์อาหาร จำกัด (มหาชน) : CPF วันที่ 9/3/2532 - 22/3/2545

บริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน) : PTT วันที่ 28/2/2546 - 25/4/2551

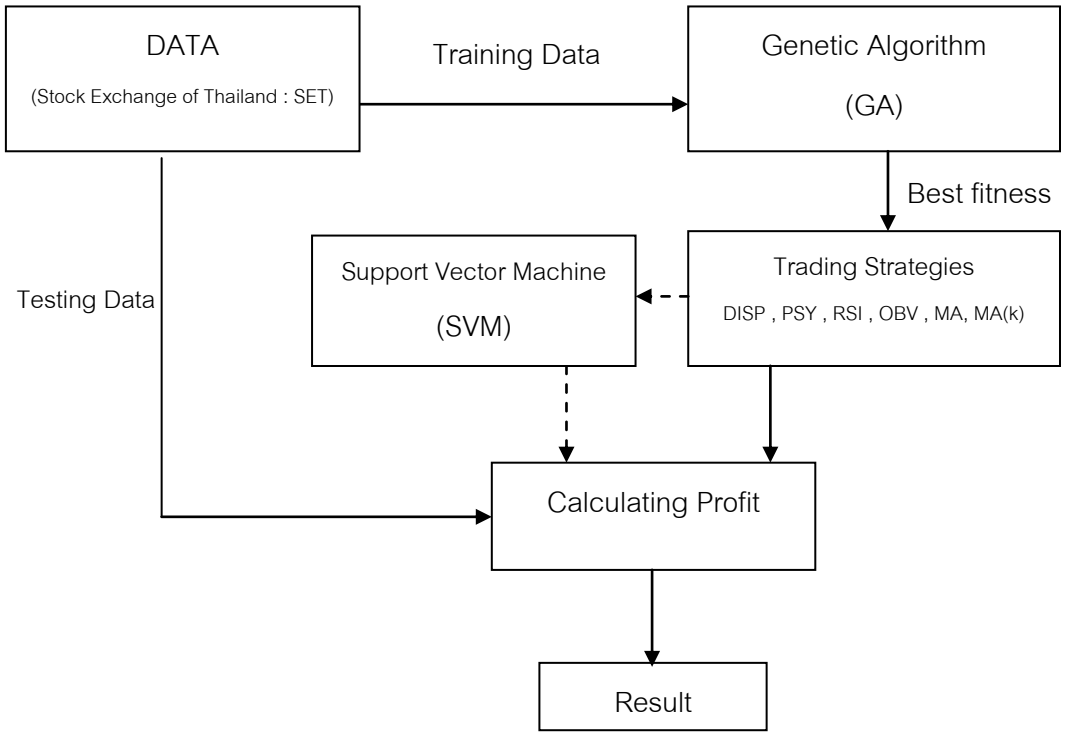
ธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน) : SCB วันที่ 15/3/2528 - 2/2/2550

บริษัทปูนซีเมนต์ไทย จำกัด (มหาชน) : SCC วันที่ 15/3/2528 - 27/3/2541

จากนั้นแบ่งข้อมูลแต่ละหลักทรัพย์ออกเป็น สองส่วน เพื่อใช้ในการ Training และ Testing

กรอบแนวคิดของการทดลอง

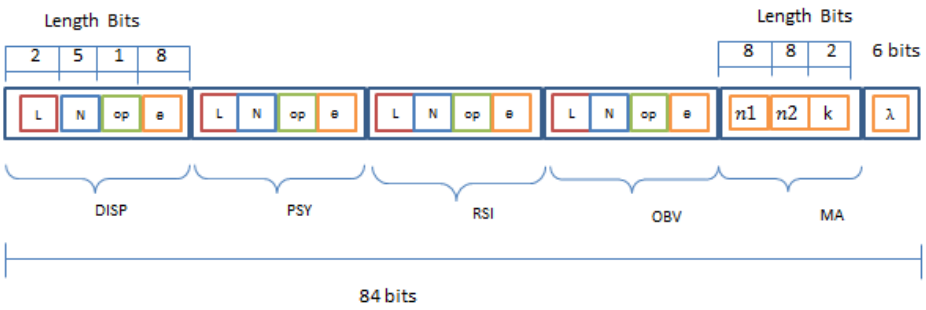
Framework Design



ภาพที่ 3.1 ภาพแสดง Framework Design

จากภาพที่ 3.1 ข้อมูลราคาของหุ้นที่ใช้เป็นข้อมูลราคาเปิดตลาด ราคาปิดตลาด และมูลค่าการซื้อขายของแต่ละวันอย่างต่อเนื่อง ตามวันเปิดทำการของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย จากนั้นข้อมูลแต่ละตัวจะถูกแบ่งออกเป็น ข้อมูลสำหรับสร้างการเรียนรู้ (Training data) และข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing data) จากนั้นจะนำข้อมูลการเรียนรู้เป็น input ให้ GA หา Chromosome ที่เหมาะสมที่สุด ของรูปแบบตัวชี้วัดแต่ละตัว คือ DISP, PSY, RSI, OBV, MA(k=1) และ MA(k) เมื่อได้แล้วก็จะนำ ข้อมูลสำหรับการทดสอบ มาทดสอบหาผลกำไรที่ได้ ในขณะที่การทดลองอีกรูปแบบหนึ่ง คือ หลังจากที่ได้ ผลกลยุทธ์จากตัวชี้วัดแต่ละตัวแล้ว ก่อนที่จะนำไปหาผลกำไรด้วยข้อมูลสำหรับทดสอบ ให้นำมาจัดเรียงเป็นกลยุทธ์รวม (Combined) เพื่อเป็น input ให้กับ SVM เพื่อได้ผลสรุปของกลยุทธ์กลับมา จากนั้นจึงนำมาทดสอบหาผลกำไรจากข้อมูลทดสอบอีกครั้ง (ทิศทางเส้นประของภาพที่ 3.1) โดยใช้เงินลงทุนในแต่ละหุ้นจำนวน 1 ล้านบาทถ้วน

การ Encoding Chromosome กำหนดให้ ตัวชี้วัดพื้นฐาน คือ DISP, PSY, RSI, OBV และ MA สำหรับใช้งานใน GA



ภาพที่ 3.2 รูปแบบการ Encoding Chromosome สำหรับ GA

จากภาพที่ 3.2 รูปแบบการ Encoding Chromosome มีตัวชี้วัดทั้ง 5 ตัวใน Chromosome ความยาว 100 bits ซึ่งเป็นความยาวที่รวม Long Entry, Long Exit และ Long Stop จะเห็นว่า DISP, PSY, RSI, OBV ประกอบด้วย parameter 4 ตัว คือ l, n, op และ Θ และมี λ สำหรับ ใช้ในกฎหยุดการซื้อขาย นอกจากนั้นตัวชี้วัด MA จะมี parameter คือ n1,n2,k

รูปแบบโครงสร้างของ Chromosome ของ GA

รูปแบบโครงสร้างในการ Encoding เพื่อสร้าง Chromosome จะกำหนด กฎสำหรับการซื้อ (Entry) ขาย (Exit) และ การหยุดการซื้อขาย ณ วันปัจจุบัน (Stop) โดยจะมีความสัมพันธ์กับกลยุทธ์ตัวชี้วัดต่าง ๆ ที่จะคำนวณใน Fitness Function คือ DISP, PSY, RSI, OBV และ MA

t	=	ตำแหน่งวันที่ปัจจุบัน	
l	=	2 bit	=ค่า lag จากวันที่ปัจจุบัน (วัน)
n	=	5 bit	=ระยะ length ย้อนหลัง (วัน)
op	=	1 bit	= operator (0 คือ > , 1 คือ <)
Θ	=	8 bit	= threshold แต่ละ indicator
λ	=	6 bit	= ค่า Stop rate
n1	=	8 bit	=ระยะ length ย้อนหลังตัวที่1 ของ MA
n2	=	8 bit	=ระยะ length ย้อนหลังตัวที่2 ของ MA
k	=	2 bit	=ระยะ length ย้อนหลัง ของ t กับ n1 ของ MA

ตัวอย่างการนำ l, n, op, Θ มาใช้ เช่น ถ้าค่าเฉลี่ย 5 วันที่ผ่านมา ของ DISP ของ 3 วันก่อนนี้มีค่ามากกว่า 10%, PSY ของวันนี้ ย้อนหลังไป 15 วัน น้อยกว่า 20%, RSI ของ 2 วันก่อนนี้ย้อนกลับไป 12 วัน น้อยกว่า 22% และ OBV ของเมื่อวานย้อนกลับไป 10 วันมากกว่า 10% ให้ซื้อในวันเปิดทำการวันต่อไปได้

For Entry Rule

IF $DISP_{(t-3,5)} > 10\%$ and $PSY_{(t-0,15)} < 20\%$ and $RSI_{(t-2,12)} < 22\%$ and

$OBV_{(t-1,10)} > 10\%$

Then Entry Position;

กฎของการซื้อขาย

กำหนดให้กฎการซื้อขายมี 3 รูปแบบ คือ

Entry Rule ให้ซื้อหุ้นด้วยเงินทั้งหมดที่มี เมื่อเงื่อนไขที่กำหนดเป็นจริง

Exit Rule ให้ขายหุ้นทั้งหมดที่มีอยู่ เมื่อเงื่อนไขเป็นจริง

Stop Rule ให้รอการซื้อขายไปอีก 1 วัน เมื่อเงื่อนไขนี้เป็นจริง

ตัวอย่างการกำหนดกฎทั้งสามกฎ ตามที่กล่าวมา ในกรณีใช้งาน ตัวชี้วัดทั้ง 4 ตัวพร้อมกันใน Chromosome เดียวกัน เพื่อหากรณีการตัดสินใจให้ซื้อ (Buy), ให้ขาย (Sell) หรือให้หยุดรอ (Hold) โดยกลยุทธ์การซื้อเป็นจริงเมื่อตัวชี้วัดทั้งหมดให้ผลเป็นจริงทางตรรกะและไม่มีการซื้อการก่อนหน้านี้ (คือขายไปแล้ว) กลยุทธ์การขายจะเป็นจริงเมื่อตัวชี้วัดทั้งหมดให้ผลเป็นจริงทางตรรกะและมีการซื้อก่อนหน้านี้ (มีหุ้นในมือจะขายได้) กลยุทธ์การหยุดรอ เมื่อค่าตรรกะราคาหุ้นกับการเปลี่ยนแปลงราคาเปิดตลาดเป็นจริงหรือไม่เข้าข่ายในกฎการซื้อและขาย จะไม่มีการเปลี่ยนสถานะของการซื้อขายให้คงเดิมแล้วเลื่อนการคำนวณไปในลำดับถัดไป

Entry Rule

IF Entry_Position = false and

$DISP_{(t-l1,n1)}$ op_1 $\Theta_1\%$ and

$PSY_{(t-l2,n2)}$ op_2 $\Theta_2\%$ and

$RSI_{(t-l3,n3)}$ op_3 $\Theta_3\%$ and

$OBV_{(t-l4,n4)}$ op_4 $\Theta_4\%$

THEN Entry_Position = true

Exit Rule

IF Entry_Position = true and

$DISP_{(t-l5,n5)}$ op_5 Θ_5% and

$PSY_{(t-l6,n6)}$ op_6 Θ_6% and

$RSI_{(t-l7,n7)}$ op_7 Θ_7% and

$OBV_{(t-l8,n8)}$ op_8 Θ_8%

THEN Entry_Position = false

Stop Rule

IF $C_{(t)} < \lambda$ * OpenPrice

THEN next

Fitness Function ที่ใช้ใน GA

$$f(s) = \frac{\prod r_i}{\sigma + 1}$$

r_i = ผลกำไรที่ได้จากครั้งที่ i ของการคำนวณ

σ = deviation ของ r_i

การทำงาน ของ Fitness Function

กำหนดจำนวน Input Data เริ่มจาก t_1 ถึง t_{end} วน Loop ตามจำนวน Input Data ตั้งแต่ t_1 ถึง t_{end} คำนวณกลยุทธ์ ตัวชี้วัดที่ต้องการ หาผลสรุปจากกฎ Entry , Exit และ Stop จาก ตัวชี้วัดทั้งหมดที่ได้จากการคำนวณแล้วตรวจสอบเงื่อนไข

ก. กรณี Entry ให้ซื้อด้วยเงินทั้งหมด – ค่าธรรมเนียมการซื้อครั้งนี้

ข. กรณี Exit ให้ขายทั้งหมดและคำนวณกำไร – ค่าธรรมเนียมการขายครั้งนี้

ค. กรณี Stop ให้หยุดการซื้อขายในครั้งนี้ไป คือ ไม่มีการประมวลผลอะไร เลื่อนไปรอบต่อไปของ Loop จากนั้น เก็บกำไรที่ได้จากแต่ละครั้งไว้ คำนวณ Fitness Value จากสมการ Fitness Function ที่กำหนดไว้

The GA Parameters

The population size	= 20
Chromosome length	= 84
The selection method	= roulette wheel
The crossover method	= two-point crossover
The crossover rate	= 0.65
The mutation method	= bit inversion
The mutation rate	= 0.001 per bit.
The replacement method	= uniform replacement
The number of generations	= 300

3.2 รูปแบบการวิจัย

ในการศึกษาได้กำหนดรูปแบบที่จะทำการทดลองไว้ทั้งหมด ดังนี้

1) Buy-and-Hold คือ การหากำไรการซื้อขายจากรูปแบบซื้อวันแรก แล้วไปขายวันสุดท้าย (Buy-and-Hold)

2) Original คือ การใช้ ตัวชี้วัดใน Chromosome ทั้งหมด 4 ตัว คือ DISP, PSY, RSI และ OBV ในการเรียนรู้ด้วย GA

3) DISP คือ การใช้ ตัวชี้วัดDISP เท่านั้นใน Chromosome ในการเรียนรู้ด้วย GA

4) PSY คือ การใช้ ตัวชี้วัดPSY เท่านั้นใน Chromosome ในการเรียนรู้ด้วย GA

5) RSI คือ การใช้ ตัวชี้วัดRSI เท่านั้นใน Chromosome ในการเรียนรู้ด้วย GA

6) OBV คือ การใช้ ตัวชี้วัดOBV เท่านั้นใน Chromosome ในการเรียนรู้ด้วย GA

7) MA(k=1) คือ การใช้ ตัวชี้วัด MA เท่านั้นและมีช่วงเวลา k=1 ใน Chromosome ในการเรียนรู้ด้วย GA

8) MA(k) คือ การใช้ ตัวชี้วัด MA เท่านั้น และหาค่า k ที่ดีที่สุด ด้วย GA ใน Chromosome ในการเรียนรู้ด้วย GA

9) การใช้ SVM ในรูปแบบ Classification นำกลยุทธ์ที่ได้จากรูปแบบการทดลองที่ 3) ถึงรูปแบบการทดลองที่ 7) มารวมกัน (combined) โดยนำมาสร้างเป็นข้อมูลการเรียนรู้ให้กับ SVM ดังนี้

X1 =กลยุทธ์ที่ได้จาก DISP จากรูปแบบที่ 3) จากกฎของการซื้อ (Entry)

X2 =กลยุทธ์ที่ได้จาก PSY จากรูปแบบที่ 4) จากกฎของการซื้อ (Entry)

X3 =กลยุทธ์ที่ได้จาก RSI จากรูปแบบที่ 5) จากกฎของการซื้อ (Entry)

X4 =กลยุทธ์ที่ได้จาก OBV จากรูปแบบที่ 6) จากกฎของการซื้อ (Entry)

X5 =กลยุทธ์ที่ได้จาก DISP จากรูปแบบที่ 3) จากกฎของการขาย (Exit)

X6 =กลยุทธ์ที่ได้จาก PSY จากรูปแบบที่ 4) จากกฎของการขาย (Exit)

X7 =กลยุทธ์ที่ได้จาก RSI จากรูปแบบที่ 5) จากกฎของการขาย (Exit)

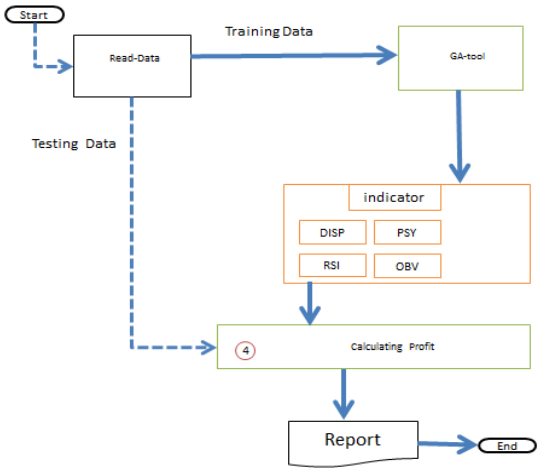
X8 =กลยุทธ์ที่ได้จาก OBV จากรูปแบบที่ 6) จากกฎของการขาย (Exit)

X9 =กลยุทธ์ที่ได้จาก $M_{(t,n1)}$ ของ MA(k=1)

X10 =กลยุทธ์ที่ได้จาก $M_{(t-1,n1)}$ ของ MA(k=1)

X11 =กลยุทธ์ที่ได้จาก $M_{(t,n2)}$ MA(k=1)

Y =เป้าหมายสำหรับการเรียนรู้ของ SVM โดยกำหนดกลยุทธ์จากการคำนวณว่า หากมีเงิน 1,000,000 บาทถ้วน ให้พิจารณาตามลำดับดังนี้ หากราคาวันพรุ่งนี้ต่างจากวันนี้ เกิน 15% ของราคาวันนี้ให้ ถือครองไว้ (Hold) และให้ข้ามไปพิจารณาวันต่อไป หากความแตกต่างของราคาน้อยกว่า 15% ให้พิจารณาว่า หากราคาพรุ่งนี้ต่ำกว่าวันนี้ให้กำหนดเป็นกลยุทธ์สำหรับวันพรุ่งนี้คือ Buy (ซื้อ) Y= 1 หากราคาวันพรุ่งนี้สูงกว่าวันนี้ให้กำหนดกลยุทธ์สำหรับวันพรุ่งนี้คือ Sell (ขาย) Y= -1 จากนั้น นำข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (X1-X11) เป็น input ของ SVM และ Y เป็นเป้าหมาย (Target) สำหรับการเรียนรู้ SVM จากนั้นจึงนำผลที่ได้จาก SVM ทดสอบเพื่อหาผลกำไร

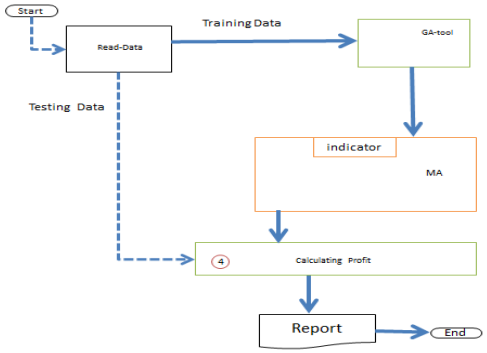


ภาพที่ 3.3 ภาพแสดงการทำงานของ GA ร่วมกับ ตัวชี้วัดพื้นฐาน

จากภาพที่ 3.3 แสดงการทำงานของ GA ร่วมกับ ตัวชี้วัดพื้นฐานคือ DISP, PSY, RSI และ OBV ตามรูปแบบที่กำหนดคือ รูปแบบที่ 2 – 6 ดังนี้ อ่านข้อมูลจาก Text File ส่งให้ GA ซึ่ง GA กำหนดค่าเริ่มต้น จาก Chromosome ด้วยการสุ่มจากนั้น Fitness Function ประมวลผลร่วมกับวิธีของตัวชี้วัดพื้นฐาน ผ่านทาง GA-Tools ของ MATLAB จะนำคำนวณหากำไร ด้วย ข้อมูลสำหรับทดสอล แล้วแสดงรายงานผลกำไรจากการซื้อขายออกมา

รูปแบบการใช้ตัวชี้วัด MA มาร่วมในการ Encoding

การ Encoding Chromosome จากแบบที่ใช้ ตัวชี้วัดMoving Average (MA)



ภาพที่ 3.4 ภาพแสดงการทำงานของ GA ร่วมกับ ตัวชี้วัด MA

จากภาพ 3.4 แสดงการทำงานของ GA ร่วมกับ ตัวชี้วัด MA ตามรูปแบบที่กำหนดคือ รูปแบบที่ 7 - 8 ดังนี้ อ่านข้อมูลจาก Text File ส่งให้ GA จากนั้น GA ที่ กำหนดค่าเริ่มต้น จาก Chromosome ด้วยการสุ่ม จะทำงานโดยใช้ Fitness Function ประมวลผลร่วมกับวิธีของตัวชี้วัด MA ผ่านทาง GA-Tools ของ MATLAB และคำนวณหากำไร ด้วย ข้อมูลสำหรับทดสอบ จากนั้นแสดงรายงานผลกำไรจากการซื้อขาย

บทที่ 4

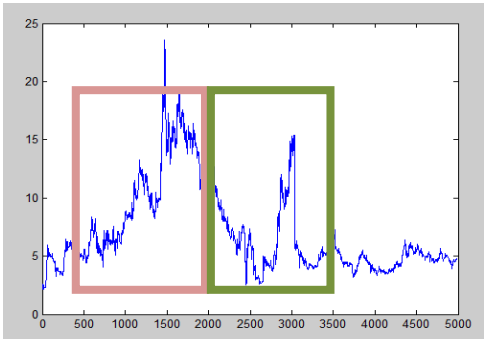
ผลการวิจัย

4.1 การทดลอง

จากการทดลอง นำหุ้น 4 รายการจากตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย เพื่อเป็นข้อมูลสำหรับการทดลอง ดังนี้คือ

1) บริษัท เจริญโภคภัณฑ์อาหาร จำกัด (มหาชน) : CPF
2) บริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน) : PTT
3) ธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน) : SCB
4) บริษัทปูนซีเมนต์ไทย จำกัด (มหาชน) : SCC

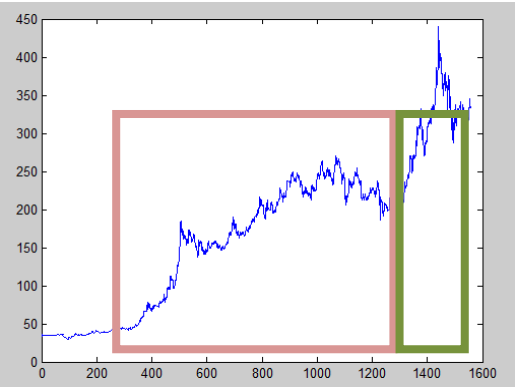
โครงสร้างราคาเมื่อนำมาแสดงในรูปกราฟ มีลักษณะดังต่อไปนี้



ภาพที่ 4.1 ภาพแสดงโครงสร้างราคาของ หุ้นบริษัท เจริญโภคภัณฑ์อาหาร จำกัด (มหาชน)

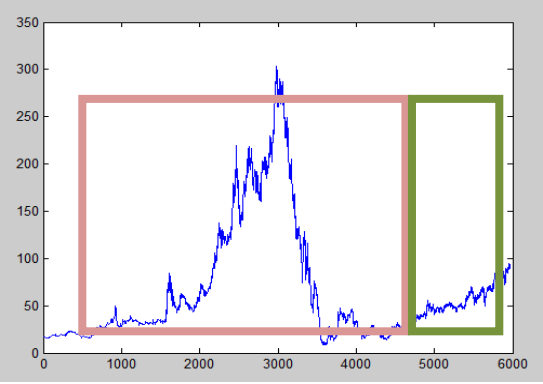
จากภาพที่ 4.1 เป็นกราฟแสดงโครงสร้างราคาที่เปลี่ยนไปในกรอบสี่เหลี่ยมแรกแสดงข้อมูลในช่วงของการเรียนรู้ ที่ราคาจะเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ จะประมาณวันที่ 1500 ราคาเริ่มลดลง และใน

กรอบสี่เหลี่ยมต่อมาเป็นกราฟแสดงข้อมูลในช่วงของการ Testing ซึ่งจะเห็นราคาที่มีการเคลื่อนไหวอย่างรวดเร็ว



ภาพที่ 4.2 ภาพแสดงโครงสร้างราคาของ หุ้นบริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน)

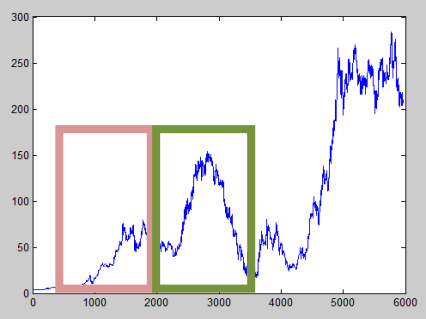
จากภาพที่ 4.2 เป็นกราฟแสดงโครงสร้างราคาที่เปลี่ยนไปในกรอบสี่เหลี่ยมแรกแสดงข้อมูลในช่วงของการเรียนรู้ที่จะแสดงราคาที่กระเพื่อมขึ้นลงแต่แนวโน้มเป็นการเพิ่มขึ้น และในกรอบสี่เหลี่ยมต่อมาเป็นกราฟแสดงข้อมูลในช่วงของการทดสอบที่ราคาขยับขึ้นอย่างรวดเร็ว



ภาพที่ 4.3 ภาพแสดงโครงสร้างราคาของ หุ้นธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน)

จากภาพที่ 4.3 เป็นกราฟแสดงโครงสร้างราคาที่เปลี่ยนไปในกรอบสี่เหลี่ยมแรกแสดงข้อมูลในช่วงของการเรียนรู้ที่จะแสดงราคาที่เพิ่มขึ้นในระยะแรกเพิ่มขึ้นอย่างช้า ๆ และในช่วงกลาง

ประมาณวันที่ 2000 เริ่มขยับเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว จากนั้นตกลงในช่วงประมาณวันที่ 3000 และลงอย่างรวดเร็ว ในกรอบสี่เหลี่ยมต่อมาเป็นกราฟแสดงข้อมูลในช่วงของการทดสอบที่ราคาที่ค่อย ๆ ขยับขึ้นอย่างช้าๆ อีกครั้ง



ภาพที่ 4.4 ภาพแสดงโครงสร้างราคาของ หุ้นบริษัทปูนซีเมนต์ไทย จำกัด (มหาชน)

จากภาพที่ 4.4 เป็นกราฟแสดงโครงสร้างราคาที่เปลี่ยนไปในกรอบสี่เหลี่ยมแรกแสดงข้อมูลในช่วงของการเรียนรู้ที่จะแสดงราคาที่เพิ่มขึ้นอย่างช้า ๆ ในกรอบสี่เหลี่ยมต่อมาเป็นกราฟแสดงข้อมูลในช่วงของการการทดสอบที่ราคาที่ค่อย ๆ ขยับลง แล้วกลับทิศทางสูงขึ้นอีกครั้งอย่างรวดเร็วก่อนราคาจะลดลงมามากกว่าช่วงเริ่มต้นของข้อมูลการทดสอบ

4.2 ผลการทดลอง

ผลของวิธีการทดลองที่แสดงในรูปแบบต่าง ๆ มีความหมายดังนี้

Original หมายถึง ผลจากการใช้ตัวชี้วัด ใน Chromosome ทั้งหมด 4 ตัว คือ DISP, PSY, RSI และ OBV ในการเรียนรู้พร้อมกันด้วย GA แล้วทดสอบด้วยข้อมูลสำหรับทดสอบ

DISP หมายถึง ผลจากการใช้ตัวชี้วัด DISP เท่านั้นใน Chromosome ในเรียนรู้ด้วย GA แล้วทดสอบด้วยข้อมูลสำหรับทดสอบ

PSY หมายถึง ผลจากการใช้ตัวชี้วัด PSY เท่านั้นใน Chromosome ในการเรียนรู้ด้วย GA แล้วทดสอบด้วยข้อมูลสำหรับทดสอบ

RSI หมายถึง ผลจากการใช้ตัวชี้วัด RSI เท่านั้นใน Chromosome ในการเรียนรู้ด้วย GA แล้วทดสอบด้วยข้อมูลสำหรับทดสอบ

OBV หมายถึง ผลจากการใช้ ตัวชี้วัด OBV เท่านั้นใน Chromosome ในการเรียนรู้ด้วย GA แล้วทดสอบด้วยข้อมูลสำหรับทดสอบ

MA(k=1) หมายถึง ผลจากการใช้ ตัวชี้วัด MA แบบกำหนดให้ k=1 ใน $MA_{(t-k,n1)}$ เท่านั้นใน Chromosome ในการเรียนรู้ด้วย GA แล้วทดสอบด้วยข้อมูลสำหรับทดสอบ

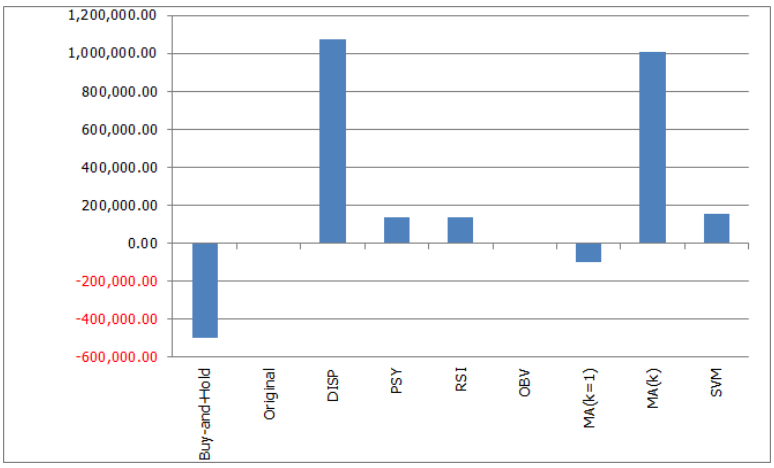
MA(k) หมายถึง ผลจากการใช้ ตัวชี้วัด MA แบบให้ GA หาค่า k ใน $MA_{(t-k,n1)}$ เท่านั้นใน Chromosome ในการเรียนรู้ด้วย GA แล้วทดสอบด้วยข้อมูลสำหรับทดสอบ

SVM หมายถึง ผลจากการใช้ SVM ในรูปแบบ Classification โดยนำ input = $X_1 – X_{11}$ ที่ได้จากการเรียนรู้ตัวชี้วัดแต่ละตัวแยกกัน และ ให้ Y เป็นเป้าหมายการเรียนรู้แล้วทดสอบด้วยข้อมูลสำหรับทดสอบ

แสดงผลแยกตามหุ้นแต่ละรายการดังนี้

ตารางที่ 4.1 แสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น CPF

Data Set	Method	Profit	SD	Trading
	By-and-Hold	-500,119.81	0.00	1
	Original	0.00	0.00	0
	DISP	1,073,054.05	61,903.74	544
	PSY	134,787.42	38,142.27	747
CPF	RSI	134,787.42	38,142.27	747
	OBV	0.00	0.00	0
	MA(k=1)	-98,001.73	213,880.18	30
	MA(k)	1,006,084.21	173,427.38	60
	SVM	157,482.28	175,049.39	58

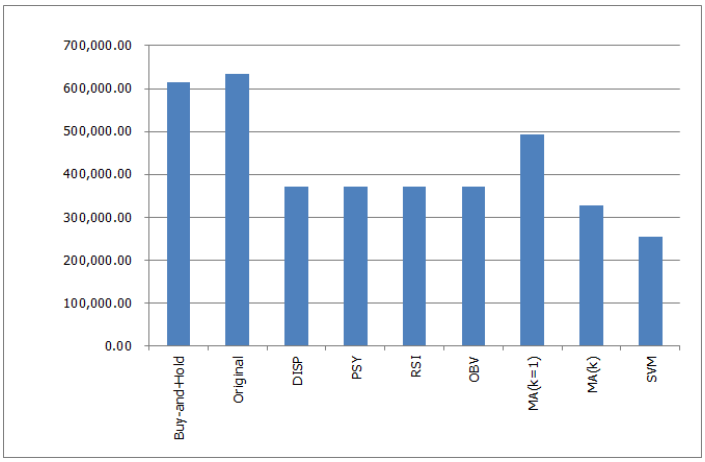


ภาพที่ 4.5 ภาพแสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น CPF

ตามตารางที่ 4.1 และจากภาพที่ 4.5 ผลกำไรจากการลงทุนในรูปแบบการทดลองรูปแบบต่าง ๆ ของหุ้น CPF โดยแสดงให้เห็นว่า มีบางวิธีการที่ระบบไม่ได้ให้ผลการซื้อหรือขายใด ๆ กลับมา คือ มีค่ากำไร เป็น 0.00 บาท และมี Trading (จำนวนการซื้อขาย) เป็น 0 ครั้ง เช่น Original และ OBV ในขณะที่บางรายการให้ผลกำไร เป็น จำนวนบวกและบางวิธีการให้ผลกำไรเป็นเป็นลบ คือ ขาดทุน โดยหุ้น CPF รูปแบบที่ให้กำไรมากที่สุดคือ รูปแบบการใช้ MA(k) ที่ใช้ช่วงเวลา k วัน และรองลงมาคือ แบบ การใช้ ตัวชี้วัด DISP เพียงอย่างเดียว

ตารางที่ 4.2 แสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น PTT

Data Set	Method	Profit	SD	Trading
	By-and-Hold	613,747.20	0.00	1
	Original	634,381.10	32,853.05	42
	DISP	370,306.40	24,267.94	313
	PSY	370,306.40	24,267.94	154
PTT	RSI	370,306.40	24,267.94	154
	OBV	370,306.40	24,267.94	154
	MA(k=1)	493,484.55	375,663.88	2
	MA(k)	327,426.00	0.00	2
	SVM	254,241.40	0.00	1

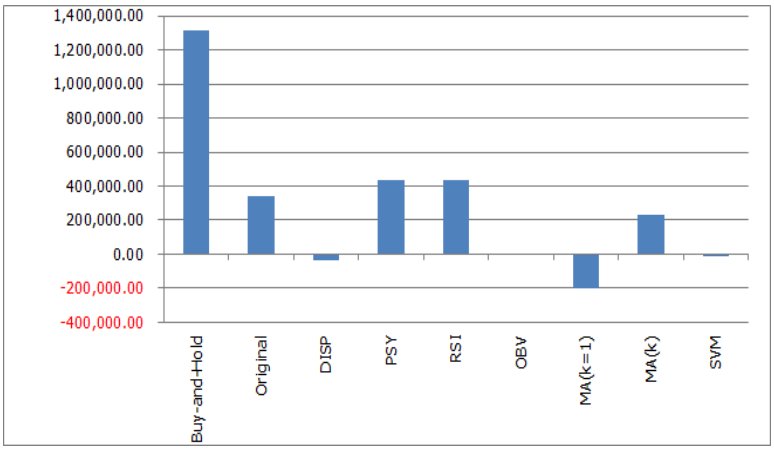


ภาพที่ 4.6 ภาพแสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น PTT

ตามตารางที่ 4.2 และจากภาพที่ 4.6 ผลกำไรจากการลงทุนในรูปแบบการทดลองรูปแบบต่าง ๆ ของหุ้น PTT รูปแบบที่ให้กำไรมากที่สุดคือ รูปแบบ Original (คือการใช้ ตัวชี้วัด ร่วมกันทั้ง 4 ตัวในการเรียนรู้ในครั้งเดียว) ซึ่งเป็นไปตามความคาดหมายที่รูปแบบนี้จะให้กำไรสูงมาก เมื่อตัวชี้วัด ทั้ง 4 ตัวให้ผลกลับมาในทิศทางเดียวกัน รองลงมาคือ รูปแบบการซื้อวันแรกแล้วขายวันสุดท้าย (By-and-Hold) โดยตามตารางที่ 4.2 จะพบว่า ทุกรูปแบบในการทดลองสามารถให้กลยุทธ์แนะนำการซื้อขายได้ทั้งหมด

ตารางที่ 4.3 แสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น SCB

Data Set	Method	Profit	SD	Trading
	By-and-Hold	1,317,571.20	0.00	1
	Original	337,505.01	73,316.47	49
	DISP	-39,262.71	23,074.04	413
	PSY	435,406.36	21,986.81	596
SCB	RSI	435,406.36	21,986.81	596
	OBV	0.00	0.00	0
	MA(k=1)	-200,137.33	45,001.68	35
	MA(k)	229,684.22	73,129.41	16
	SVM	-8,761.03	46,351.48	325

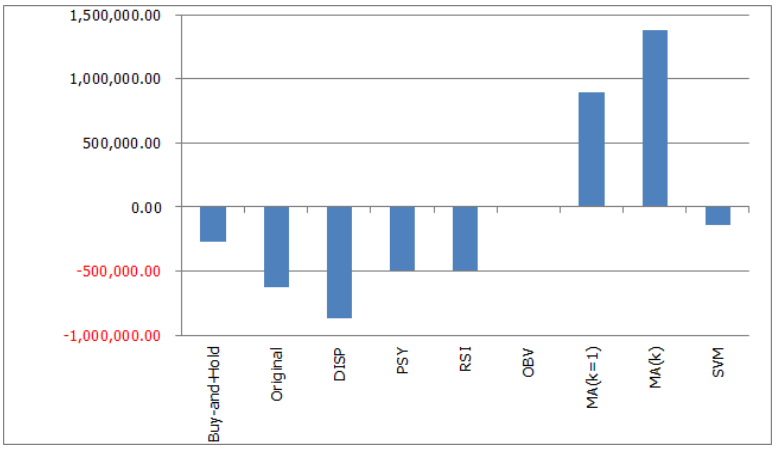


ภาพที่ 4.7 ภาพแสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น SCB

ตามตารางที่ 4.3 และจากภาพที่ 4.7 ผลกำไรจากการลงทุนในรูปแบบการทดลองรูปแบบต่างๆ ของหุ้น SCB โดยแสดงให้เห็นว่า รูปแบบที่ให้กำไรมากที่สุดคือ รูปแบบการซื้อวันแรกแล้วขายวันสุดท้าย (Buy-and-Hold) และรองลงมาคือ แบบ การใช้ ตัวชี้วัด PSY, และ ตัวชี้วัด RSI ที่ให้ผลกำไรเท่ากัน

ตารางที่ 4.4 แสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น SCC

Data Set	Method	Profit	SD	Trading
	By-and-Hold	-274,130.67	0.00	1
	Original	-627,698.25	255,650.06	4
	DISP	-869,477.71	27,865.99	746
	PSY	-495,550.89	28,210.29	748
SCC	RSI	-495,550.89	28,210.29	748
	OBV	0.00	0.00	0
	MA(k=1)	894,464.65	291,046.69	13
	MA(k)	1,383,711.36	693,015.16	7
	SVM	-140,233.12	90,637.61	25



ภาพที่ 4.8 ภาพแสดงผลกำไรตามรูปแบบการทดลองของหุ้น SCC

ตามตารางที่ 4.4 และจากภาพที่ 4.8 ผลกำไรจากการลงทุนในรูปแบบการทดลองรูปแบบต่าง ๆ ของหุ้น SCC โดยแสดงให้เห็นว่า รูปแบบที่ให้กำไรมากที่สุดคือ รูปแบบ ใช้ MA(k) ที่ใช้ช่วงเวลา k วัน และรองลงมาคือ แบบ ใช้ MA(k=1)

จากการทดลอง เมื่อนำผลกำไรเฉลี่ยจากหุ้นทั้ง 4 รายการ โดยคิดเป็นร้อยละของเงินต้นในหุ้นแต่ละรายการ (1 ล้านบาทต่อหุ้น) แยกตามวิธีการทดลอง แล้วนำร้อยละของกำไรแต่ละหุ้นมารวมกันแล้วหารด้วยจำนวนหุ้น คือ 4 ได้ผลดังนี้

ตารางที่ 4.5 แสดงค่าเฉลี่ยของกำไรเฉลี่ยทุกครั้งทุกหุ้นแยกตามวิธีทดลอง

Method	**% Return Profit**
Buy-and-Hold	28.93
Original	8.60
DISP	13.37
PSY	11.12
RSI	11.12
OBV	9.26
MA(k=1)	27.25
MA(k)	73.67
SVM	6.57

ตามตารางที่ 4.5 รูปแบบการใช้ MA(k) ที่ใช้ช่วงเวลา k วัน จะให้ค่าเฉลี่ยสูงที่สุด โดยให้ค่าเฉลี่ยของกำไรเป็นร้อยละของการทดลองจากหุ้นทั้ง 4 รายการมารวมกัน แล้วเฉลี่ยได้ถึง 73.67% ทั้งนี้ เนื่องจากรูปแบบนี้ จะกำไรเป็นบวกในทุกครั้งของการทดลอง รูปแบบที่ให้กำไรเป็นสูงเป็นลำดับถัดมา คือ รูปแบบซื้อวันแรกแล้วขายวันสุดท้าย (Buy-and-Hold) ซึ่งเมื่อเฉลี่ยเป็นร้อยละของกำไร ในรูปแบบนี้จากหุ้นทั้ง 4 รายการแล้ว ได้กำไรที่ 28.93% ในขณะที่รูปแบบอื่น ๆ ให้กำไรเป็นบวกและลบ (ขาดทุน) ในหุ้นบางรายการ สำหรับรูปแบบ Original ซึ่งประกอบ ด้วยตัวชี้วัดถึง 4 ตัว จะต้องให้ผลของกลยุทธ์เป็นจริงสอดคล้องพร้อมกันทั้งหมด จึงทำให้เงื่อนไขของการตัดสินใจซื้อหรือขายเป็นจริง แต่ในขณะเดียวกันก็เป็นรูปแบบที่มีความเสี่ยงต่ำที่สุดด้วยเหตุผลเดียวกัน ส่วนในรูปแบบ SVM ให้ผลได้ไม่ดีนัก เพราะต้องอาศัยตัวชี้วัดที่ได้จากกลยุทธ์ทั้ง 5 มาเป็นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ ซึ่งตัวชี้วัดเหล่านั้นอาจจะไม่เป็นค่าที่เหมาะสมที่สุด เนื่องจาก GA ไม่จำเป็นที่จะให้ค่าที่เหมาะสมที่สุดเสมอไป จึงส่งผลกระทบกับการทดลองในรูปแบบ SVM ทำให้ได้ผลไม่ดีไปด้วย นอกจากนี้การกำหนด Target (Y) ที่ใช้ในการเรียนรู้ของ SVM ควรมีการปรับปรุงโดยเพิ่มสถานะถือครอง (Hold) นอกเหนือจากสถานะเพียง 2 อย่าง คือ ซื้อกับขายเท่านั้น

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ นำเสนอวิธีการประยุกต์ใช้ Genetic Algorithm เพื่อสร้างกลยุทธ์ในการซื้อขายหลักทรัพย์ในรูปแบบใหม่ โดยนำเสนอรูปแบบกลยุทธ์ในการซื้อขายหลักทรัพย์รูปแบบใหม่บนพื้นฐานของ ตัวชี้วัด : Disparity Index (DISP), Psychological Line (PYS), Relative Strength Index (RSI), On Balance Volume (OBV), Moving Average (MA) และการรวมตัวชี้วัดโดยใช้ Support Vector Machine ผลการทดลองกับ 4 หลักทรัพย์ จาก 4 อุตสาหกรรม พบว่าวิธีการประยุกต์ใช้ Moving Average ที่ใช้ช่วงเวลา k วันในการคำนวณ ให้ผลกำไรจากการลงทุนดีที่สุดโดยรวม

งานวิจัยเกี่ยวกับการสร้างกลยุทธ์ในการซื้อขายหลักทรัพย์ มีความแตกต่างของปัจจัยหลายด้าน เช่น สภาวะทางเศรษฐกิจ สังคม และการเมืองของประเทศต่างๆ รวมไปถึงความแตกต่างของข้อมูลที่จะนำมาใช้ ทำให้ผลการทดลองกับข้อมูลหลักทรัพย์ในบางอุตสาหกรรมในบางช่วงบางเวลา อาจจะไม่สอดคล้องกับผลการทดลองของหลักทรัพย์ที่อยู่ในต่างกลุ่มอุตสาหกรรม งานวิจัยในอนาคตจึงจะนำปัจจัยอื่นๆ เข้ามาประกอบให้รอบด้านมากขึ้น

บรรณานุกรม

Allen, Franklin and Karjalainen, Risto. 1999. Using Genetic Algorithms to Find Technical Trading Rules. **Journal of Financial Economics**. 51: 245-271.

Chen, J.S. 2005. Trading Strategy Generation Using Genetic Algorithms. **Asian Journal of Information Technology**. 4 (4).

Chung, F.L.; Fu, T. C.; Ng, V. and Luk, R.W.P. 2004. An Evolutionary Approach to Pattern-based Time Series Segmentation. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation.** 8 (5): 471-489.

Colby, R.W. 2002. **The Encyclopedia of Technical Market Indicators.** 2nd ed. New York: McGraw-Hill.

De Brabanter, K. et al. 2010. **LS-SVMlab Toolbox User's Guide Version 1.6.** ESAT-SISTA Technical Report 10-146. Retrieved September 4, 2010 from http://www.esat.kuleuven.be/sista/lssvmlab/downloads/tutorialv1_6.pdf

Ellis, C.A. and Parbery, S. A. 2005. Is Smarter Better? A Comparison of Adaptive, and Simple Moving Average Trading Strategies**. Research in International Business and Finance**. 19: 399-411.

Fernando, F.R.; Gonzalez-Martel, C. and Sosvilla-Rivero, S. 2005. Optimization of Technical Rules by Genetic Algorithms: Evidence from The Madrid Stock Market**. Applied Financial Economics**. 15: 773-775.

Fyfe, C.; Marney, J. and Tarbert, H. 1999. Technical Analysis Versus Market Efficiency: A Genetic Programming Approach. **Applied Financial Economics.** 9: 183-191.

Granville, J. E. 1976. **New Strategy of Daily Stock Market Timing for Maximum Profit.** Englewood cliffs, N.J.: Prentice-Hall.

Kwok, N.M.; Fang, G. and Ha, Q.P. 2009. Moving Average-Base Stock Trading Rules from Particle Swarm Optimization. In **Proceedings of 2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence.** Washington, D.C.: IEEE Computer Society.

Lee, C.; Pan, I.M.S. and Liu,Y.A. 2001. On Market Efficiency of Asian Foreign Exchange Rates: Evidence from A Joint Variance Ratio Test and Technical Trading Rules. **Journal of Intl. Financial Markets, Institutions & Money.** 11: 199-214.

Leung, J. M. J. and Chong, T.T.L. 2003. An Empirical Comparison of Moving Average Envelopes and Bollinger Bands. **Applied Economics Letters.** 10: 339-341.

Lin, Li; Cao, Longbing and Zhang, Chengqi. 2007. **Genetic Algorithms for Robust Optimization in Financial Applications.** Sydney: University of Technology Sydney.

Matilla-Garcia, M. 2006. Are Trading Rules Based on Genetic Algorithms Portable?. **Applied Economic Letters.** 13: 123-126.

Moving Average (ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่). 2552**.** ค้นวันที่ 8 สิงหาคม 2552 จาก http://www.richerstock.net/tutorials/4-MA.htm

Nison, S. 1994. **Beyond Candlesticks: New Japanese Charting Techniques Revealed.** New York: Wiley.

Oussaidène, Mouloud; Chopard, Bastien; Pictet, Olivir V. and Tomassini, Marco. 1997. Parallel Genetic Programming and Its Application to Trading Model Induction. **Parallel Computing.** 23, 8: 1183-1198.

Pavlidis, N.G.; Tasoulis, D. K.; Plagianakos, V. P. and Vrahatis, M. N. 2006. Computational Intelligence Methods for Financial Time Series Modeling. **Intl. Journal of Bufurcation and Chaos**. 16 (7): 2053-2062.

Pittipol Kantavat and Boonserm Kijsirikul. 2008. Combining Technical Analysis and Support Vector Machine for Stock Trading. In **Proceedings of the 8th International Conference on Hybrid Intelligent Systems.** Washington, D.C.: IEEE Computer Society.

Potvin, J.Y.; Soriano, P. and Vall'ee, M. 2004. Generating Trading Rules on The Stock Markets with Genetic Programming. **Computers and Operations Research.** 31: 1033-1047.

Shik, T.C. and Chong, T.T.L. 2007. A Comparison of MA and RSI Returns With Exchange Rate Intervention**. Applied Economics Letters.** 14: 371-383.

Support Vector Machine. 2010. Retrieved September 4, 2010. from http://en.wikipedia.org/wiki/Support_vector_machine

Wilder, J.W. 1978. **New Concepts in Technical Trading Systems.** Greensboro, N.C.: Trend Research.

Wong, W.K.; Manzur, M. and Chew**,** B. K. 2003. How Rewarding is Technical Analysis? Evidence from Singapore Stock Market. **Applied Financial Economics.** 13, 7: 543-551.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ นามสกุล	นาย อรรถวุฒิ ภิรมย์
ประวัติการศึกษา	วิทยาศาสตรบัณฑิต (ศึกษาศาสตร์) มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ 2537
ประสบการณ์การทำงาน	พ.ศ.2537 - 2540 โปรแกรมเมอร์และนักวิเคราะห์ระบบ บริษัท บ้านซูซูกิ จำกัด พ.ศ. 2540 – 2543 เจ้าของกิจการ ร้าน เกรซ ดอท คอม พ.ศ. 2543 - 2549 โปรแกรมเมอร์และนักวิเคราะห์ระบบ มูลนิธิความหวังของชาวไทย พ.ศ. 2551 – ปัจจุบัน เจ้าหน้าที่สารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีนิวเคลียร์แห่งชาติ (องค์การมหาชน)
ผลงานทางวิชาการ	เรื่อง Stock Trading Strategy Generation Using Genetic Algorithms. บทความตีพิมพ์ในการประชุมทางวิชาการนานาชาติ The 7th International Conference on Mathematics, Statistics and its Applications: Intelligent Solutions through Mathematics and

Statistics วันที่ 21-23 กรกฎาคม 2554
ณ โรงแรม Pullman Bangkok King Power
กรุงเทพมหานคร ประเทศไทย