การผสานการวิเคราะห์เชิงเทคนิคและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการซื้อขายหลักทรัพย์

นาย พิตติพล คันธวัฒน์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2551
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

COMBINING TECHNICAL ANALYSIS AND SUPPORT VECTOR MACHINES FOR STOCK TRADING

Mr. Pittipol Kantavat

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering Program in Computer Engineering
Department of Computer Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Academic Year 2008
Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การผสานการวิเคราะห์เชิงเทคนิคและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการซื้อขายหลักทรัพย์
โดย นายพิตติพล คันธวัฒน์
สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ศาสตราจารย์ ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

.... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(รองศาสตราจารย์ ดร.บุญสม เลิศหิรัญวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.... ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ญาใจ ลิ่มปิยะกรณ์)

.... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ศาสตราจารย์ ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล)

.... กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ นครทิพย์ พร้อมพูล)

.... กรรมการ
(ดร.ชลวิช นัทธี)

พิตติพล คันธวัฒน์ : การผสานการวิเคราะห์เชิงเทคนิคและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการซื้อขายหลักทรัพย์ (COMBINING TECHNICAL ANALYSIS AND SUPPORT VECTOR MACHINES FOR STOCK TRADING) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: ศ.ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล, 66 หน้า.

การลงทุนในตลาดหลักทรัพย์ให้ประสบความสำเร็จ จำเป็นอย่างยิ่ง ที่จะต้องทำการวิเคราะห์แนวโน้มของราคาหลักทรัพย์ในอนาคต โดยการวิเคราะห์หลักทรัพย์สามารถทำได้ 2 แนวทาง คือ การวิเคราะห์เชิงเทคนิคและการวิเคราะห์เชิงพื้นฐาน โดยการวิเคราะห์เชิงเทคนิคนั้นทำโดยใช้ข้อมูลการซื้อขายหลักทรัพย์มาทำนายแนวโน้มราคาหลักทรัพย์ในอนาคต ส่วนการวิเคราะห์เชิงพื้นฐานใช้ข้อมูลนอกตลาดหลักทรัพย์มาทำนายทิศทางของราคาหลักทรัพย์ นอกจากนี้เราอาจใช้ความรู้ทางด้านอื่นๆมาผสานเข้ากับการวิเคราะห์หลักทรัพย์ด้วย เช่น สถิติศาสตร์ ปัญญาประดิษฐ์ เป็นต้น โดยความรู้แขนงหนึ่งทางปัญญาประดิษฐ์ที่กำลังได้รับความนิยมใช้อย่างแพร่หลายก็คือการเรียนรู้ของเครื่อง

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอวิธีการผสานการวิเคราะห์เชิงเทคนิคและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับซื้อขายหลักทรัพย์ โดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเป็นการเรียนรู้ของเครื่องที่มีประสิทธิภาพสูง สามารถนำไปใช้ได้กับงานหลายประเภท ไม่เพียงแค่งานในเชิงวิทยาศาสตร์เท่านั้น แต่ยังรวมไปถึงงานที่เกี่ยวกับการเงินการลงทุนอีกด้วย ซึ่งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอขั้นตอนวิธีใหม่ที่ผสานซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเข้ากับการวิเคราะห์หลักทรัพย์เชิงเทคนิค โดยมีการนำเอา RReliefF ซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีการเลือกคุณลักษณะมาช่วยในการฝึกซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และจากการทดลองพบว่าการซื้อขายหลักทรัพย์ด้วยขั้นตอนวิธีการซื้อขายหลักทรัพย์แบบใหม่นี้ให้ผลตอบแทนการลงทุนโดยเฉลี่ยดีกว่าการซื้อแล้วถือและตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิม

ภาควิชา.... วิศวกรรมคอมพิวเตอร์...........ลายมือชื่อนิสิต..
สาขาวิชา....วิศวกรรมคอมพิวเตอร์..........ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก.............................
ปีการศึกษา ......2551.....................

4970792821: MAJOR COMPUTER ENGINEERING

KEYWORD: SUPPORT VECTOR MACHINE / TECHNICAL ANALYSIS / STOCK TRADING / TRADING INDICATOR / TRADING SIGNAL

PITTIPOL KANTAVAT: COMBINING TECHNICAL ANALYSIS AND SUPPORT VECTOR MACHINES FOR STOCK TRADING. THESIS PRINCIPAL ADVISOR: PROF. BOONSERM KIJSIRIKUL, Ph.D., 66 pp.

To succeed in stock investing, stock analysis is very important. The stocks can be analyzed in two ways, i.e. technical analysis and fundamental analysis. Technical analysis uses the stock trading information from the stock market to determine the future stock price, while the other uses the information outside the stock market to forecast the stock price directions. Moreover, we can also combine other knowledges into the stock analysis, e.g. Statistics, Artificial Intelligence (AI), and Machine Learning which is a branch of AI that has been extensively used in stock analysis.

The objective of this thesis is to present a novel trading method by combining technical analysis and Support Vector Machines for stock trading. The Support Vector Machine (SVM) is a very powerful machine learning algorithm that can be applied to many kinds of applications, not only computation sciences but investing tasks also. This thesis presents a new algorithm that combines SVM with Technical Analysis for investing in stocks. RReliefF feature selection is used to choose the appropriate training and trading features for SVM. The experimental results show that the new trading indicator can make higher profits than the buy-and-hold strategy and classical indicators.

Department…. Computer Engineering…. Student's signature..

Field of study…. Computer engineering… Principal Advisor's signature..

Academic year …2008…………………….

กิตติกรรมประกาศ

ขอกราบขอบพระคุณศาสตราจารย์ ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ชิ้นนี้ ที่ได้ให้ความเมตตากรุณาข้าพเจ้าเป็นอย่างมาก ทั้งให้การอบรมทางวิชาการ ให้คำชี้แนะในการวิจัย และคำแนะนำทางด้านการลงทุน จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ทุกท่าน ที่ได้กรุณาสละเวลาอันมีค่ามาเป็นกรรมการสอบ และให้ข้อเสนอแนะอันเป็นประโยชน์ยิ่งในการทำวิจัย

ขอขอบพระคุณภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยที่ได้ให้การสนับสนุนในทุกๆด้าน ขอขอบพระคุณพี่ๆเจ้าหน้าที่ทุกท่าน ที่ได้ให้การช่วยเหลือและความเอื้อเฟื้อในทุกๆด้านเป็นอย่างดี

ขอขอบคุณเพื่อนๆ พี่ๆ สมาชิกห้องปฏิบัติการอัจฉริยภาพเครื่องจักรและการค้นพบความรู้ (MIND LAB) ทุกคน ได้แก่ พี่รัฐฉัตร ฉัตรพัฒนศิริ, พี่อนันตพร ศรีสวัสดิ์, พี่ธนัสนี เพียรตระกูล, พี่ประเสริฐศักดิ์ ผุงประเสริฐยิ่ง, พี่ภาสกร ตั้งชนะชัยอนันต์, ธีศิษฎ์ กอศรีลบุตร, โกวิท ปัญญาโสภณเลิศ ที่ได้ให้คำแนะนำ คำเสนอแนะ ในการทำวิจัยและแก้ปัญหาต่างๆ ทำให้งานวิจัยสำเร็จเป็นอย่างดียิ่ง

ขอกราบขอบพระคุณบิดามารดา ที่ได้เลี้ยงดูข้าพเจ้าจนเติบโต ให้การสนับสนุนในด้านต่างๆ แก่ข้าพเจ้าจนประสบความสำเร็จได้ในวันนี้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ....ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ...จ

กิตติกรรมประกาศ..ฉ

สารบัญ...ช

สารบัญภาพ..ฌ

สารบัญตาราง..ญ

บทที่ 1 บทนำ..1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา...1

1.2 วัตถุประสงค์...3

1.3 ขอบเขตของการวิจัย...3

1.4 ขั้นตอนและวิธีดำเนินงานวิจัย..4

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ...5

1.6 ลำดับการจัดเรียงเนื้อหาในวิทยานิพนธ์...5

1.7 ผลงานที่ตีพิมพ์จากวิทยานิพนธ์..5

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 6

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง..6

2.1.1 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine)...................................6

2.1.2 ขั้นตอนวิธี RReliefF (RReliefF Algorithm)...15

2.1.3 การวิเคราะห์หลักทรัพย์เชิงเทคนิค (Technical Analysis)..............................16

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง...22

บทที่ 3 แนวคิดและขั้นตอนการการผสานการวิเคราะห์เชิงเทคนิคและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการซื้อขายหลักทรัพย์...24

3.1 แนวคิด…………………………………………………………………………..…24

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน……………………………………………………….......25

บทที่ 4 การทดลอง……………………………………………………………………....28

4.1 การเลือกพารามิเตอร์ที่เหมาะสมให้กับ SVM เพื่อใช้ในการฝึกและทำนาย……….…..28

4.2 การเลือก Threshold ที่ดีที่สุดเพื่อจำลองการซื้อขาย...30

4.3 การนำขั้นตอนวิธี RReliefF มาปรับปรุงประสิทธิภาพของ SVM................................33

4.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวบ่งชี้แบบใหม่กับตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิม.........................38
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ..40
5.1 สรุปผลการวิจัย..40
5.2 ข้อเสนอแนะ...41
รายการอ้างอิง...42
ภาคผนวก...46
ภาคผนวก ก...47
ภาคผนวก ข...50
ภาคผนวก ค...52
ภาคผนวก ง...64
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์...66

สารบัญภาพ

หน้า

รูปที่ 2.1 ตัวอย่างของพื้นผิวตัดสินใจและระยะขอบ..........7
รูปที่ 2.2 ระนาบหลายมิติแบ่งแยกดีสุดและระยะขอบที่มากที่สุด..........8
รูปที่ 2.3 ซัพพอร์ตเวกเตอร์และระนาบหลายมิติที่ดีที่สุด..........9
รูปที่ 2.4 ชุดข้อมูลที่ข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์..........9
รูปที่ 2.5 การปรับค่าข้อมูลที่ผิดพลาดด้วยตัวแปรหย่อน..........10
รูปที่ 2.6 การแมปข้อมูลจากปริภูมินำเข้าไปยังมิติปริภูมิอันดับสูง..........11
รูปที่ 2.7 ตัวอย่างระนาบหลายมิติสำหรับแบ่งแยก..........11
รูปที่ 2.8 SVMR แบบระยะขอบอ่อน และ ε - insensitive loss function..........13
รูปที่ 2.9 โค้ดเทียมของขั้นตอยวิธี RReliefF..........16
รูปที่ 2.10 ค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่..........18
รูปที่ 2.11 แถบโบลินเจอร์..........19
รูปที่ 2.12 เส้นแกว่งสโตคาสติก..........20
รูปที่ 2.13 ดัชนีกำลังสัมพัทธ์..........22
รูปที่ 3.1 กระบวนการซื้อขาย..........25
รูปที่ 4.1 ผลกำไรเมื่อเปลี่ยนค่า θ ของกลุ่มลักษณะประเภทตามแนวโน้ม..........32
รูปที่ 4.2 ผลกำไรเมื่อเปลี่ยนค่า θ ของกลุ่มลักษณะประเภทกำลังการเคลื่อนไหว..........32
รูปที่ 4.3 ผลกำไรเมื่อเปลี่ยนค่า θ ของกลุ่มลักษณะผสม..........32
รูปที่ 4.4 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้แบบใหม่ที่ฝึกด้วยกลุ่ม 1 – กลุ่มลักษณะประเภทตามแนวโน้ม..........34
รูปที่ 4.5 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้แบบใหม่ที่ฝึกด้วยกลุ่ม 2 – กลุ่มลักษณะประเภทกำลังการเคลื่อนไหว..........35
รูปที่ 4.6 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้แบบใหม่ที่ฝึกด้วยกลุ่ม 3 – กลุ่มลักษณะผสม..........35

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 2.1 ตัวอย่างของฟังก์ชันเคอร์เนล........12
ตารางที่ 3.1 คุณลักษณะสำหรับคัดเลือกทั้งหมด........26
ตารางที่ 4.1 ผลการทดลองหาค่า γ ที่ให้กำไรสูงสุด........29
ตารางที่ 4.2 ผลการทดลองหาค่า C ที่ให้กำไรสูงสุด........30
ตารางที่ 4.3 ปีที่ใช้ในชุดข้อมูล........31
ตารางที่ 4.4 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้แบบใหม่ เปรียบเทียบการใช้ RReliefF และไม่ใช้ RReliefF ของกลุ่มที่ 1 – ประเภทตามแนวโน้ม........36
ตารางที่ 4.5 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้แบบใหม่ เปรียบเทียบการใช้ RReliefF และไม่ใช้ RReliefF ของกลุ่มที่ 2 – ประเภทกำลังการเคลื่อนไหว........36
ตารางที่ 4.6 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้แบบใหม่ เปรียบเทียบการใช้ RReliefF และไม่ใช้ RReliefF ของกลุ่มที่ 3 – ผสม........37
ตารางที่ 4.7 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้กลยุทธ์ซื้อแล้วถือ และใช้ตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมประเภทตามแนวโน้ม........38
ตารางที่ 4.8 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้กลยุทธ์ซื้อแล้วถือ และใช้ตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมประเภทกำลังการเคลื่อนไหว........38

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

การลงทุนซื้อขายหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์ให้ประสบความสำเร็จ จำเป็นต้องอาศัยความสามารถในการวิเคราะห์แนวโน้มของราคาในอนาคตของหลักทรัพย์ ซึ่งสามารถแบ่งได้ 2 ประเภท คือ การวิเคราะห์เชิงเทคนิค (technical analysis) และ การวิเคราะห์เชิงพื้นฐาน (fundamental analysis)

การวิเคราะห์เชิงเทคนิค [1], [2] เป็นการใช้ข้อมูลการซื้อขายหลักทรัพย์ในอดีตจากตลาด-หลักทรัพย์ เช่น ราคาซื้อขาย ปริมาณการซื้อขาย มูลค่าการซื้อขาย เป็นต้น เพื่อตัดสินแนวโน้มราคาหลักทรัพย์ในอนาคต ส่วนการวิเคราะห์เชิงพื้นฐานใช้ข้อมูลซึ่งได้มาจากภายนอกตลาดหลักทรัพย์ เช่น ผลประกอบการ สภาพเศรษฐกิจ แนวโน้มอัตราดอกเบี้ย แนวโน้มราคาวัตถุดิบ เป็นต้น ซึ่งในการวิจัยและวิทยานิพนธ์นี้จะมุ่งเน้นการวิเคราะห์เชิงเทคนิคเป็นหลัก

ขั้นตอนการวิเคราะห์เชิงเทคนิค [1], [2] ทำโดยนำเอาข้อมูลการซื้อขายหลักทรัพย์ผ่านตัวบ่งชี้ (Trading Indicator) ที่นิยมใช้กัน เช่น ค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่ (Moving Average - MA) แถบโบลินเจอร์ (Bollinger Bands – BB) เครื่องมือดัชนีกำลังสัมพัทธ์ (Relative Strength Index - RSI) เส้นแกว่งสโตคาสติก (Stochastic Oscillator) เป็นต้น ตัวบ่งชี้จะให้สัญญาณซื้อขายหลักทรัพย์ (trading signal) ออกมา แล้วจึงซื้อขายหลักทรัพย์ตามที่ได้วางแผนไว้แล้วล่วงหน้า ว่าจะซื้อขายหลักทรัพย์ตามกฎการซื้อขาย (trading rules) ที่มักจะผูกอยู่กับสัญญาณซื้อขาย วิธีการลงทุนแบบนี้เรียกว่า การซื้อขายหลักทรัพย์เชิงปริมาณ (quantitative trading) ซึ่งเป็นที่นิยมมากสำหรับกองทุน

มีผู้ที่นำความรู้เกี่ยวกับการวิเคราะห์เชิงเทคนิคมาทำการวิจัยมากมาย โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการนำไปวิจัยร่วมกับเครื่องมือทางปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) หรือการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เช่น Fuente และคณะ [3] ใช้ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมและข้อมูลสัญญาณซื้อขายจากตัวบ่งชี้มาใช้ตัดสินใจซื้อขายหลักทรัพย์, Grosan และคณะ [4] ใช้ Multi Expression Programming ในการทำนายทิศทางราคาหลักทรัพย์

ข่ายงานประสาทเทียม (Artificial Neural Network – ANN) [5] ได้ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในงานหลายประเภท รวมถึงงานที่เกี่ยวกับวิเคราะห์การซื้อขายหลักทรัพย์ เพราะข่ายงานประสาทเทียมสามารถเรียนรู้จากข้อมูลในอดีต โดยไม่จำเป็นต้องรู้ว่าข้อมูลนั้นมีความสัมพันธ์กันอย่างไรแบบชัดเจน จึงเหมาะอย่างยิ่งกับการนำมาใช้กับข้อมูลทางการเงิน

ตัวอย่างงานวิจัยที่ใช้ข่ายงานประสาทเทียม เช่น Skabar และ Cloete [6] ได้ใช้ข่ายงานประสาทเทียมจับจังหวะซื้อขายหลักทรัพย์แล้วเปรียบเทียบกับสมมติฐานตลาดที่มีประสิทธิภาพ, Wu และ Lu [7] ทำการผสานข่ายงานประสาทเทียมกับสถิติเพื่อทำนายทิศทางของตลาดหลักทรัพย์, Kwon กับ Choi และคณะ [8] ทำนายแนวโน้มของราคาหลักทรัพย์โดยใช้ข้อมูลทางการเงินและข่ายงานประสาทเทียม, Luu และ Kennedy [9] ใช้ข่ายงานประสาทเทียมในการบ่งบอกขนาดและมูลค่าของบริษัท

ในปัจจุบัน ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [10—12] ได้ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลาย รวมทั้งการวิเคราะห์หลักทรัพย์ด้วย เพราะสามารถทำงานได้เช่นเดียวกับข่ายงานประสาทเทียม และในทางทฤษฎีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนรับรองว่า จะได้คำตอบที่ดีที่สุดในเวลาอันรวดเร็ว นอกจากนี้ยังมีตัวแปรที่ต้องเลือกปรับน้อยกว่า นั่นคือเลือกเพียงแค่ฟังก์ชันเคอร์เนลที่ใช้และค่าพารามิเตอร์บางตัวเท่านั้น จึงสะดวกในการนำไปประยุกต์ใช้มากกว่าข่ายงานประสาทเทียม ซึ่งต้องเลือกชนิดที่ใช้ จำนวนชั้นซ่อน จำนวนปมในแต่ละชั้น กฎการเรียนรู้ อัตราเรียนรู้ โมเมนตัม ซึ่งยุ่งยากในการหาพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดกว่าซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมาก

ตัวอย่างงานที่ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เช่น Ince และTrafalis [13] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์-แมชชีนมาทำนายทิศทางราคาหลักทรัพย์จากข้อมูลการซื้อขายในอดีต, Fan และ Palaniswami [14] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการคัดเลือกหลักทรัพย์สำหรับลงทุน, Yang และคณะ [15] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบขอบไม่คงที่และไม่สมมาตร ในการทำนายทิศทางราคาหลักทรัพย์, Cao และ Tay [16] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับตัวแปรที่ปรับค่าได้ในการทำนายข้อมูลเชิงเวลาทางการเงิน

ปัญหาการประมาณคุณภาพของคุณลักษณะ (Attributes) เป็นปัญหาที่สำคัญอีกปัญหาหนึ่งในการเรียนรู้ของเครื่อง ขั้นตอนวิธี Relief (Relief Algorithm) [17] เป็นตัวประมาณตัวหนึ่งที่สามารถทำงานได้ดี ซึ่งการตัดคุณลักษณะที่ไม่จำเป็นออก จะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่องได้มาก Robnik-Sikonja และ Kononenko [18] ใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF (Regression ReliefF) สำหรับประมาณคุณภาพของคุณลักษณะเพื่อใช้ในการสร้างสมการถดถอย ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้ใช้ RReliefF เพื่อคัดเลือกคุณลักษณะ

สำหรับงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตลาดหลักทรัพย์ไทย เช่น พิตติพล คันธวัฒน์ และ วีรวรรณ จตุรงคปัญญา [19], วิชชุพันธ์ อาวัชนาการ [20] งานวิจัย 2 ชิ้นดังกล่าว ทำการวิเคราะห์เชิงพื้นฐานโดยใช้ข่ายงานประสาทเทียม ใช้ข้อมูลการดำเนินงานจากงบการเงินรายไตรมาสของบริษัทที่ต้องการทำนายเป็นข้อมูลขาเข้า และทำนายราคาหลักทรัพย์เป็นข้อมูลขาออก

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิเคราะห์เชิงเทคนิคที่ผ่านมาส่วนใหญ่ มักจะวัดประสิทธิภาพของวิธีการ ด้วยความแม่นยำของการทำนาย ซึ่งมักใช้ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย แต่ในงานวิจัยที่นำเสนอ

นี้เสนอการวัดประสิทธิภาพของวิธีการด้วยตัวเลขผลกำไรจากการนำไปใช้ซื้อขายกับข้อมูลจริง และเปรียบเทียบกับผลกำไรเมื่อทำการซื้อขายด้วยตัวบ่งชี้อื่นๆ จึงทำให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้จริงได้ในการซื้อขายจริงๆ ซึ่งเครื่องมือที่นำมาใช้ในการสร้างวิธีการคือ ราคาหลักทรัพย์ในอดีตและตัวบ่งชี้ประเภทต่างๆ โดยในงานวิจัยนี้จะสร้างตัวบ่งชี้ตัวใหม่โดยนำข้อดีของตัวบ่งชี้แต่ละชนิดมาผสานกันด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อให้ได้จังหวะซื้อขายที่ดีที่สุด นอกจากนี้ยังต้องกำหนดเงื่อนไขที่เหมาะสมและกลยุทธ์การซื้อขายที่ดี เพื่อนำไปสู่การลงทุนที่ได้ผลตอบแทนที่ดี

งานวิจัยนี้คล้ายกับงานวิจัยของ Ince และ Trafalis [13] ตรงที่ใช้ข้อมูลเชิงเทคนิคมาผสมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพื่อทำนายราคาหลักทรัพย์ แต่ต่างกันตรงที่งานวิจัยของ Ince และ Trafalis [13] ทำงานวิจัยเพื่อศึกษาความสามารถในการทำนายเท่านั้น จึงเน้นความแม่นยำในการทำนายสูงสุดและวัดผลด้วยค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย แต่งานวิจัยนี้เน้นการวิจัยเพื่อให้นำไปใช้ซื้อขายจริง จึงต้องมีการกำหนดกลยุทธ์ต่อไปอีก ว่าหากได้ผลการทำนายทิศทางราคาออกมาแล้วจะนำผลไปแปลเป็นสัญญาณการซื้อขายอย่างไรให้ได้จังหวะซื้อขายที่เหมาะสม เพื่อนำไปสู่การลงทุนที่ได้กำไรมากที่สุด และวัดผลการวิจัยด้วยตัวเลขผลกำไร จากการนำไปใช้ซื้อขายกับข้อมูลจริง นอกจากนี้ยังเกี่ยวข้องกับงานของ พิตติพล คันธวัฒน์ และ วีรวรรณ จตุรงคปัญญา [19], วิชชุพันธ์ อาวัชนาการ [20] ตรงที่ใช้ข้อมูลจากตลาดหลักทรัพย์ไทย (SET) แต่ต่างกันตรงที่งานวิจัย 2 ชิ้นดังกล่าว ที่ทำการวิเคราะห์เชิงพื้นฐานร่วมกับข่ายงานประสาทเทียม ใช้ข้อมูลการดำเนินงานจากงบการเงินรายไตรมาสของบริษัทที่ต้องการทำนายเป็นข้อมูลขาเข้า และทำนายราคาหลักทรัพย์เป็นข้อมูลขาออก แต่งานวิจัยชิ้นนี้ เป็นการใช้ข้อมูลวิเคราะห์เชิงเทคนิค โดยใช้ข้อมูลการซื้อขายหลักทรัพย์และปริมาณการซื้อขายรายวันเป็นข้อมูลขาเข้า และได้สัญญาณการซื้อขายแบบรายวันเป็นข้อมูลขาออก

1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อสร้างตัวบ่งชี้ตัวใหม่ที่สามารถให้สัญญาณการซื้อขายหลักทรัพย์ที่ให้ผลตอบแทนจากการลงทุนโดยเฉลี่ยดีกว่าผลตอบแทนที่ได้จากการลงทุนเมื่อซื้อขายหลักทรัพย์ตามสัญญาณของตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิม

1.3 ขอบเขตการดำเนินงาน

1. ใช้ข้อมูลหลักทรัพย์จากตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลจากบริษัทที่ถูกนำมาคำนวณทำ เป็นดัชนี SET50 ซึ่งเป็นหลักทรัพย์จำนวน 50 ตัวที่มีมูลค่าหลักทรัพย์ตามราคาตลาดเฉลี่ยต่อวันย้อนหลัง 12 เดือน สูงสุด 200 อันดับแรก การซื้อขายมีสภาพคล่องสูงอย่าง

สม่ำเสมอ และมีสัดส่วนผู้ถือหุ้นรายย่อย (Free-float) ไม่น้อยกว่าร้อยละ 20 ตามเกณฑ์มาตรฐานของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยจะเลือกเอาเฉพาะตัวที่อยู่ในตลาดหลักทรัพย์มาก่อนปี พ.ศ. 2545 เพื่อให้มีข้อมูลเพียงพอสำหรับฝึกสอนและเลือกเอาตัวที่ได้รับคัดเลือกให้อยู่ใน SET50 ทั้งในปี พ.ศ. 2547-2550 ซึ่งเป็นปีที่จะใช้ในการวัดผลการทดลอง

2. ทำการวิเคราะห์แบบออฟไลน์ คือ ทำการวิเคราะห์หลังจากตลาดหลักทรัพย์ปิดทำการในแต่ละวันทำการ และทำการซื้อที่ราคาปิดของแต่ละวัน

3. ในกรณีที่มีการปรับพาร์หรือแตกหุ้น จะต้องทำการปรับราคาก่อนทำการเปรียบเทียบ แต่ในกรณีที่มีการแจกใบสำคัญแสดงสิทธิให้แก่ผู้ถือหุ้นหรือมีการใช้สิทธิแปลงสภาพหุ้น จะไม่ทำการปรับราคาเพราะถือว่าผู้ถือหุ้นและผู้ซื้อขายหุ้นนั้นย่อมได้รับผลประโยชน์ จากเหตุการณ์ซึ่งอยู่ในราคาขณะนั้นอยู่แล้ว

4. วัดผลด้วยการเปรียบเทียบตัวเลขผลกำไรที่ได้จากการซื้อขายหลักทรัพย์ โดยทำการเปรียบเทียบกับตัวบ่งชี้แบบต่างๆ ไม่ใช่วัดความแม่นยำในการทำนายราคา

5. ในการจำลองการซื้อขายจะไม่คิดค่านายหน้าการซื้อขายและเงินปันผลจากหลักทรัพย์

6. ในการซื้อและขายหลักทรัพย์จะคิดว่าสามารถทำได้เสมอ โดยไม่สนใจปริมาณหลักทรัพย์ว่ามีเพียงพอให้ซื้อขายหรือไม่

7. ถือว่าราคาเปิดของการซื้อขายหลักทรัพย์เท่ากับราคาปิดของวันก่อนหน้า ซึ่งในความเป็น-จริงราคาเปิดอาจแตกต่างกับราคาปิดของวันก่อนหน้ามาก ทำให้ไม่สามารถซื้อขายได้ราคาที่ต้องการ

8. ในที่ตลาดปิดทำการจะไม่มีการนำราคามาคิดคำนวณด้วย

1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน

1. คัดเลือกหลักทรัพย์ที่จะนำมาใช้เป็นข้อมูล
2. เก็บข้อมูลหลักทรัพย์ที่จะนำมาใช้เป็นข้อมูล
3. คัดเลือกตัวบ่งชี้ที่นำมาใช้เป็นตัวให้สัญญาณซื้อขาย
4. นำตัวบ่งชี้ไปประมวลผลสัญญาณซื้อขายจากข้อมูลหลักทรัพย์ที่คัดเลือกแล้ว
5. คัดเลือกซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่เหมาะสม
6. ออกแบบวิธีที่เหมาะสมในการผสานตัวบ่งชี้ต่างๆ ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
7. พัฒนาระบบซื้อขายหลักทรัพย์จำลอง
8. ทำการซื้อขายหลักทรัพย์ด้วยระบบจำลอง โดยใช้ตัวบ่งชี้ประเภทต่างๆรวมทั้งตัวที่ออกแบบใหม่ด้วย
9. วิเคราะห์ผลการทดลอง
10. สรุปผลและเรียบเรียงวิทยานิพนธ์

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ได้วิธีการแบบใหม่สำหรับใช้ซื้อขายหลักทรัพย์ ด้วยเครื่องมือที่สร้างจากซัพพอร์ตเวกเตอร์-แมชชีน ที่มีประสิทธิภาพและสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานจริงได้

1.6 ลำดับการจัดเรียงเนื้อหาในวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์นี้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 บทดังนี้ บทที่ 1 เป็นบทนำซึ่งกล่าวถึงที่มาและความสำคัญของปัญหา รวมทั้งวัตถุประสงค์ของงานวิจัยชิ้นนี้ บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในงานวิจัยนี้ บทที่ 3 กล่าวถึงรายละเอียดทั้งหมดของการผสานการวิเคราะห์เชิงเทคนิคและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการซื้อขายหลักทรัพย์ ซึ่งเป็นวิธีที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ บทที่ 4 แสดงรายละเอียดของการทดลองและผลการทดลอง และบทที่ 5 จะเป็นข้อสรุปและข้อเสนอแนะจากการวิจัย

1.7 ผลงานที่ตีพิมพ์จากวิทยานิพนธ์

ส่วนหนึ่งของวิทยานิพนธ์นี้ได้รับการตีพิมพ์เป็นบทความทางวิชาการ และนำเสนอในงานประชุมวิชาการ ในหัวข้อดังนี้

1. “การผสานการวิเคราะห์เชิงเทคนิคและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการซื้อขายหลักทรัพย์” โดย พิตติพล คันธวัฒน์ และ บุญเสริม กิจศิริกุล ในงานประชุมวิชาการ "The 12th National Computer Science and Engineering Conference (NCSEC'2008)" ซึ่งจัดโดยมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ณ โรงแรมลองบีช การ์เด้น โฮเทล แอนด์ สปา พัทยา ในวันที่ 20-21 พฤศจิกายน 2551
2. “COMBINING TECHNICAL ANALYSIS AND SUPPORT VECTOR MACHINES FOR STOCK TRADING” by Pittipol Kantavat and Boonserm Kijsirikul in Proceedings of “8th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS2008)” by Technical University of Catalonia at Barcelona, Spain, September 10-12th, 2008.

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทนี้จะแบ่งเนื้อหาออกเป็น 2 ส่วนด้วยกัน โดยเนื้อหาในส่วนแรกจะกล่าวถึงทฤษฎีและแนวคิดพื้นฐาน มีเนื้อหาประกอบด้วย ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ขั้นตอนวิธี RReliefF และการวิเคราะห์หลักทรัพย์เชิงเทคนิค เนื้อหาในส่วนที่สองจะกล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้มี 3 ส่วน ได้แก่ 1. ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน 2. ขั้นตอนวิธี RReliefF และ 3. การวิเคราะห์หลักทรัพย์เชิงเทคนิค

2.1.1 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine)

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) [10—12] เป็นตัวจำแนกประเภทข้อมูลชนิดหนึ่งซึ่งมีวิธีการทำงาน คือ การพยายามจำแนกข้อมูล 2 ประเภทด้วยระนาบหลายมิติแบ่งแยกที่ดีที่สุด (optimal separating hyperplane) ซึ่งให้ระยะขอบระหว่างข้อมูลมากสุด (maximum margin)

2.1.1.1 SVM สำหรับข้อมูลที่สามารถแบ่งแยกได้เชิงเส้น (Linearly Separable Data)

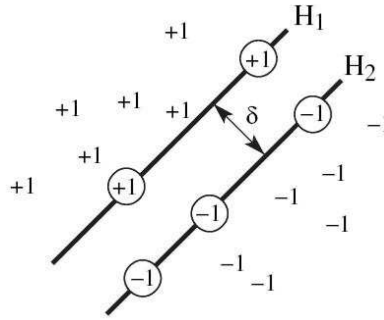
ลองพิจารณาปัญหาการแบ่งแยกไบนารี กลุ่มเวกเตอร์ข้อมูลใช้ฝึกเป็น

$$D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\} \tag{2.1}$$

โดยที่ $x_i \in R^N$ และ $y_i \in \{-1, +1\}$ สำหรับ $i = 1, \dots, l$, เมื่อ x_i เป็นข้อมูลตัวอย่าง และ y_i เป็นฉลากแสดงประเภทข้อมูล เราจะได้พื้นผิวตัดสินใจเชิงเส้น (linear decision surface) ที่นิยามได้โดยสมการ

$$w \cdot x + b = 0 \tag{2.2}$$

ในหลายครั้งมีอาจมีหลายระนาบหลายมิติที่สามารถแบ่งได้ แต่เป้าหมายของการเรียนรู้ของเรา คือเพื่อหา $w \in R^N$ และปริมาณสเกลาร์ b ที่ให้ระยะขอบระหว่างตัวอย่างบวกและตัวอย่างลบที่มากสุด ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 ตัวอย่างของพื้นผิวตัดสินใจและระยะขอบ

จากรูปที่ 2.1 ระนาบหลายมิติสามารถแบ่งแยกได้ก็ต่อเมื่อ

$$w \cdot x_i + b > 0 \text{ ถ้า } y_i = +1 \quad (2.3)$$

$$w \cdot x_i + b < 0 \text{ ถ้า } y_i = -1 \quad (2.4)$$

ระนาบหลายมิติที่เราจะพิจารณานั้น ตัวแปร w กับ b ต้องเข้าเงื่อนไขที่ว่า $\min_i |w \cdot x_i + b| = 1$ และเราจะได้ระนาบหลายมิติสำหรับจำแนกประเภทข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบมาตรฐาน ซึ่งเป็นไปตามอสมการ

$$w \cdot x_i + b \geq +1 \text{ ถ้า } y_i = +1 \quad (2.5)$$

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \text{ ถ้า } y_i = -1 \quad (2.6)$$

ซึ่งสามารถรวมเป็นอสมการเดียวได้ว่า

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \,, \quad \forall i \quad (2.7)$$

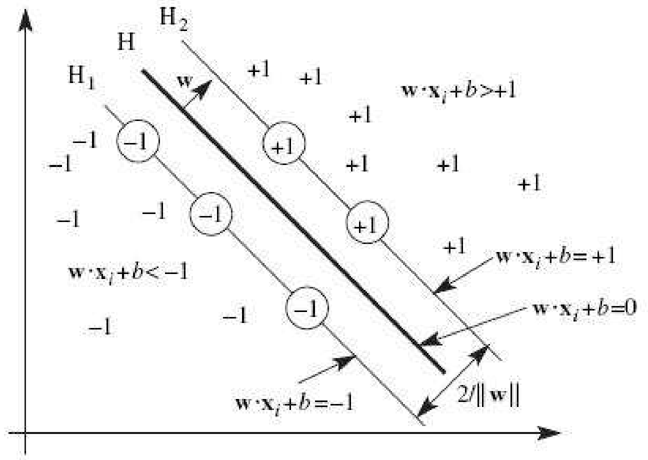
ระยะห่าง $d(w,b;x_i)$ ของจุด x_i จากระนาบหลายมิติ (w,b) คือ

$$d(w,b;x_i) = \frac{|w \cdot x_i + b|}{\|w\|} \quad (2.8)$$

ระนาบหลายมิติที่ดีที่สุดจะให้ระยะขอบระหว่างข้อมูลทั้งสองประเภทมากที่สุด ρ ซึ่งขึ้นเป็นไปตามสมการที่ (2.8) โดยระยะขอบหาได้จาก

$$\begin{aligned} \rho(w,b) &= \min_{x_i, y_i = -1} d(w,b;x_i) + \min_{x_i, y_i = +1} d(w,b;x_i) \\ &= \min_{x_i, y_i = -1} \frac{|w \cdot x_i + b|}{\|w\|} + \min_{x_i, y_i = +1} \frac{|w \cdot x_i + b|}{\|w\|} \\ &= \frac{1}{\|w\|}\left(\min_{x_i, y_i = -1} |w \cdot x_i + b| + \min_{x_i, y_i = +1} |w \cdot x_i + b| \right) \\ &= \frac{2}{\|w\|} \quad (2.9) \end{aligned}$$

ระนาบหลายมิติแบ่งแยกดีสุดและระยะขอบที่มากที่สุด สามารถแสดงให้เห็นได้ ดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 ระนาบหลายมิติแบ่งแยกดีสุดและระยะขอบที่มากที่สุด

ระนาบหลายมิติซึ่งแบ่งแยกได้ดีที่สุดจะให้ค่า $\frac{1}{2}\|w\|^2$ มีค่าน้อยที่สุด โดยมีเงื่อนไขคือ $y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1$ สำหรับ $i = 1,\ldots,l$

ปัญหานี้เป็นปัญหาการทำให้ดีที่สุดของสมการกำลังสอง (Quadratic optimization problem) ซึ่งเขียนออกมาในรูปของสมการลากรอง โดยมีตัวคูณลากรอง α_i , $i = 1,\ldots,l$

$$L = \frac{1}{2}\|w\|^2 - \sum_{i=1}^{l}\alpha_i\left(\left(y_i(w \cdot x_i + b)\right) - 1\right) \tag{2.10}$$

สิ่งที่เราต้องทำคือ หาค่าต่ำสุดเมื่อเทียบกับ w , b บนเงื่อนไข $\alpha_i \geq 0$ ซึ่งทำได้โดย

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \quad \rightarrow \quad \sum_{i=1}^{l}\alpha_i y_i = 0 \tag{2.11}$$

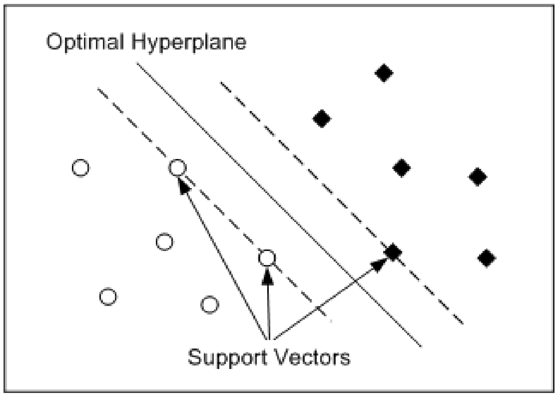
$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \quad \rightarrow \quad w = \sum_{i=1}^{l}\alpha_i y_i x_i \tag{2.12}$$

ปัญหาการหาค่าเหมาะสุดจะเป็นการทำ $L = \sum_{i=1}^{l}\alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{l}\sum_{j=1}^{l}\alpha_i\alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j)$ ให้มากที่สุดบนเงื่อนไข $\sum_{i=1}^{l}\alpha_i y_i = 0$ โดยที่ $\alpha_i \geq 0$, $i = 1,\ldots,l$

ตัวอย่างข้อมูลฝึกแต่ละตัวจะมีตัวคูณลากรองหนึ่งตัวอย่างที่มีค่า $\alpha_i \geq 0$ ซึ่งจากการแก้ปัญหาจะทำให้ได้ฟังก์ชันการตัดสินใจ คือ

$$f(x) = sign\left(\sum_{i=1}^{l}\alpha_i\, y_i\left(x_i \cdot x\right) + b\right) \tag{2.13}$$

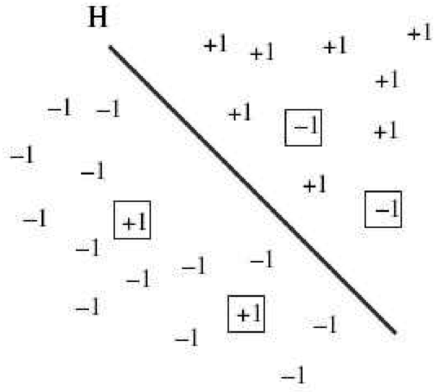
ซัพพอร์ตเวกเตอร์และระนาบหลายมิติแบ่งแยกดีสุด เป็นดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 ซัพพอร์ตเวกเตอร์และระนาบหลายมิติที่ดีที่สุด

2.1.1.2 SVM สำหรับข้อมูลที่ไม่สามารถแบ่งแยกได้เชิงเส้น (Linearly Non-Separable Data)

SVM ที่ได้กล่าวไปข้างต้นนั้น สามารถทำงานได้กับข้อมูลที่แบ่งส่วนประเภทข้อมูลที่สมบูรณ์เท่านั้น แต่ในความเป็นจริง ข้อมูลฝึกย่อมมีความไม่สมบูรณ์ หรือมีสัญญาณรบกวน (noise) อยู่ด้วย ดังเช่นในรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 ชุดข้อมูลที่ข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์

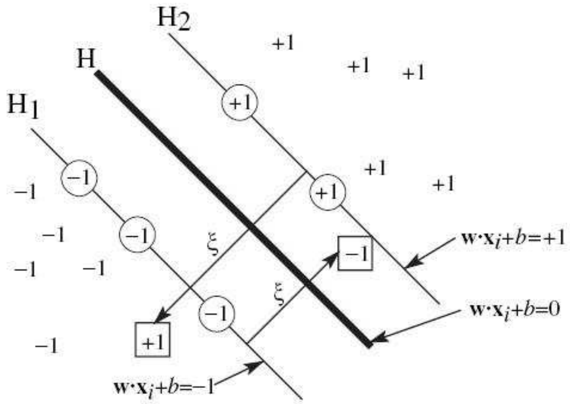
จึงมีการเพิ่มตัวแปร ξ ซึ่งเป็นตัวปรับข้อมูลที่ผิดพลาด เรียกว่า ตัวแปรหย่อน (Slack variable) สำหรับประเภทข้อมูล + นิยาม ξ ว่า

$$\xi_i(\mathbf{w}, b) = \begin{cases} 0 & \text{if} \quad \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \geq +1 \\ 1 - (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) & \text{if} \quad \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \leq +1 \end{cases} \tag{2.14}$$

ส่วนสำหรับประเภทข้อมูล - นิยาม ξ ว่า

$$\xi_i(\mathbf{w}, b) = \begin{cases} 0 & \text{if} \quad \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \leq -1 \\ 1 + (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) & \text{if} \quad \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \geq -1 \end{cases} \tag{2.15}$$

การปรับค่าข้อมูลที่ผิดพลาดด้วยตัวแปรหย่อน แสดงได้ดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 การปรับค่าข้อมูลที่ผิดพลาดด้วยตัวแปรหย่อน

เราสามารถรวมสมการที่ (2.14) และ (2.15) เข้าด้วยกันเป็น

$$\xi_i(\mathbf{w}, b) = \begin{cases} 0 & \text{if} \quad y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq +1 \\ 1 - y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) & \text{if} \quad y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \leq +1 \end{cases} \tag{2.16}$$

เมื่อเรานำตัวแปรหย่อนไปรวมกับสมการที่ (2.3) และ (2.4) จะได้สมการเป้าหมายเป็น

$$\begin{aligned} &\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \geq +1 - \xi_i \quad \text{if } y_i = +1 \\ &\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \leq -1 + \xi_i \quad \text{if } y_i = -1 \\ &\xi_i > 0, \ \forall i \end{aligned} \tag{2.17}$$

ปัญหาการหาค่าเหมาะสุดของจะกลายเป็นการทำให้ค่า $L = \frac{1}{2}\| w \|^2 - C\sum_{i=1}^{l}\xi_i$ มีค่าน้อยที่สุดโดย มีเงื่อนไข คือ $y_i(w \cdot x_i + b) \geq +1 - \xi_i$, $\xi_i \geq 0$ สำหรับ $i = 1,\ldots,l$

ปัญหานี้เป็นปัญหาการทำให้ดีที่สุดของสมการกำลังสอง (quadratic optimization problem) เขียนออกมาในรูปของสมการลากรอง โดยมีตัวคูณลากรองคือ α_i และ μ_i , $i = 1,\ldots,l$

$$L = \frac{1}{2}\| w \|^2 + C\sum_{i=1}^{l}\xi_i - \sum_{i=1}^{l}\alpha_i\left(\left(y_i(w \cdot x_i + b)\right) - 1 + \xi_i\right) - \sum_{i=1}^{l}\mu_i\xi_i \tag{2.18}$$

สิ่งที่เราต้องทำคือ หาค่าต่ำสุดเมื่อเทียบกับ w , b , ξ_i บนเงื่อนไข $\alpha_i, \mu_i \geq 0$ ซึ่งทำได้โดย

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \quad \rightarrow \quad \sum_{i=1}^{l}\alpha_i y_i = 0 \tag{2.19}$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \quad \rightarrow \quad w = \sum_{i=1}^{l}\alpha_i y_i x_i \tag{2.20}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \quad \rightarrow \quad C - \alpha_i - \mu_i = 0 \tag{2.21}$$

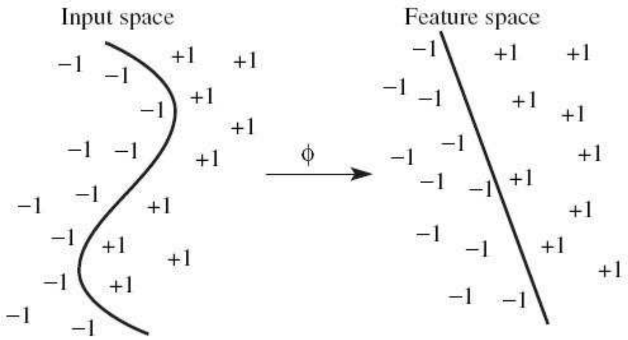
ปัญหาการหาค่าเหมาะสุดจะกลายเป็นการทำ $L = \sum_{i=1}^{l} \alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{l}\sum_{j=1}^{l} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j)$ ให้มากที่สุดบนเงื่อนไข $\sum_{i=1}^{l} \alpha_i y_i = 0$ โดยที่ $0 \le \alpha_i \le C$ และ $i = 1,\ldots,l$ และจะได้ฟังก์ชันการตัดสินใจ คือ

$$f(x) = sign\left(\sum_{i=1}^{l} \alpha_i \, y_i \left(x_i \cdot x\right) + b \right) \tag{2.22}$$

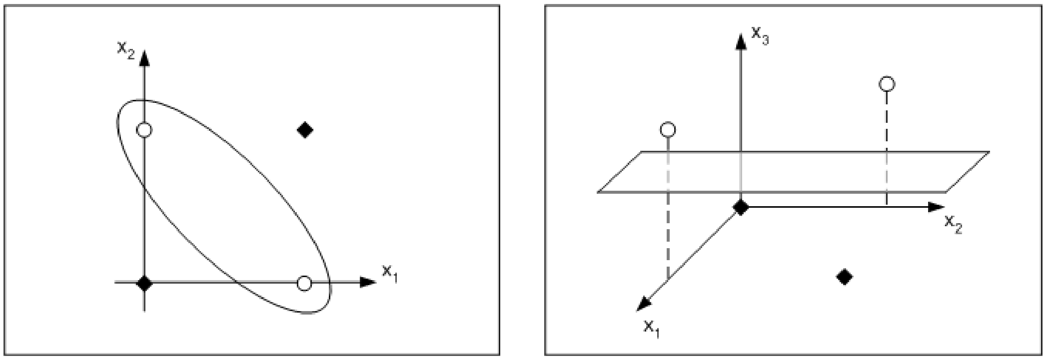
2.1.1.3 SVM แบบไม่เชิงเส้น (Nonlinear SVM) และฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel Function)

ในกรณีส่วนใหญ่ การหาระนาบหลายมิติเชิงเส้นที่เหมาะสมไม่สามารถทำได้ จึงต้องใช้เทคนิคเข้ามาช่วย นั่นคือการแมปข้อมูลตัวอย่างไปยังปริภูมิอันดับสูง โดยใช้ฟังก์ชันการแมป (mapping function) Φ แล้วจึงค่อยทำการฝึกและจำแนกประเภทข้อมูล (ดังรูปที่ 2.6 และ 2.7)

$$\Phi : R^N \rightarrow F$$
$$x \mapsto \Phi(x)$$



รูปที่ 2.6 การแมปข้อมูลจากปริภูมินำเข้าไปยังมิติปริภูมิอันดับสูง



(ก) (ข)

รูปที่ 2.7 ตัวอย่างระนาบหลายมิติสำหรับแบ่งแยก (ก) ปริภูมินำเข้า (ข) มิติปริภูมิอันดับสูง

คุณสมบัติที่ดีอีกประการของ SVM คือ ไม่จำเป็นต้องรู้รูปแบบที่ชัดเจนของ Φ สิ่งที่เราต้องทำคือ นิยามผลคูณภายในมิติปริภูมิอันดับสูงซึ่งเรียกว่า ฟังก์ชันเคอร์เนล (kernel function) เท่านั้น

$$K(x,y) = \Phi(x)\cdot\Phi(y) \tag{2.23}$$

ฟังก์ชันการตัดสินใจจะเป็นดังนี้

$$f(x) = sign\left(\sum_{i=1}^{l}\alpha_i\, y_i\, K(x_i, x) + b\right) \tag{2.24}$$

ตัวอย่างของฟังก์ชันเคอร์เนลแสดงดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 ตัวอย่างของฟังก์ชันเคอร์เนล

Kernel	Formula
Linear	$K(x,y) = x\cdot y$
Polynomial	$K(x,y) = (1 + x\cdot y)^d$
Sigmoid	$K(x,y) = \tanh\,(\alpha(x\cdot y) + \beta)$
Exponential RBF	$K(x,y) = \exp(-\gamma\,\lVert x-y\rVert)$
Gaussian RBF	$K(x,y) = \exp(-\gamma\,\lVert x-y\rVert^2)$
Spline	$K(x,y) = 1 + (x\cdot y) + \frac{1}{2}(x\cdot y)\min(x,y) - \frac{1}{6}\min(x,y)^3$
Multi-quadratic	$K(x,y) = -\sqrt{\lVert x-y\rVert^2 + c^2}$
Wavelet	$K(x,y) = \prod_{i=1}^{n}\cos\left(1.75\times\left(\frac{x_i - y_i}{a}\right)\right)\exp\left(-\frac{\lVert x_i - y_i\rVert^2}{2a}\right)$
Moderate Decreasing	$K(x,y) = k\left[\exp\left(\frac{\gamma}{\lVert x-y\rVert^2 + \sigma^2}\right) - 1\right]$

ฟังก์ชันที่สามารถเป็นเคอร์เนลได้ จะต้องเป็นไปดังทฤษฎีของเมอร์เซอร์ (Mercer’s theorem) ซึ่งกล่าวไว้ว่า สำหรับทุกๆฟังก์ชันที่สมมาตร $K(x,y)$ ในปริภูมินำเข้าสามารถแสดงผลคูณภายในของปริภูมิอันดับสูงนั้น ถ้า

$$\iint K(x,y)\, g(x)\, g(y)\, dx\, dy \;\geq\; 0 \tag{2.25}$$

สามารถหาได้สำหรับทุกๆ $g \neq 0$ สำหรับ $\int g^2(u)\, du < \infty$ แล้ว ฟังก์ชันเคอร์เนล K สามารถถูกขยายออกมาในรูปของ Φ_i

$$K(x,y) = \sum_{i=1}^{\infty}\lambda_i\,\Phi_i(x)\;\Phi_i(y) \tag{2.26}$$

ด้วย $\lambda_i \geq 0$ ในการณีนี้ ฟังก์ชันการแมปจากปริภูมินำเข้าไปยังปริภูมิอันดับสูงจะบรรยายได้ว่า

$$\Phi : x \rightarrow \left(\sqrt{\lambda_1}\ \Phi_1(x)\ ,\ \sqrt{\lambda_2}\ \Phi_2(x), \ldots \right) \qquad (2.27)$$

K สามารถเป็นผลคูณภายในได้ว่า

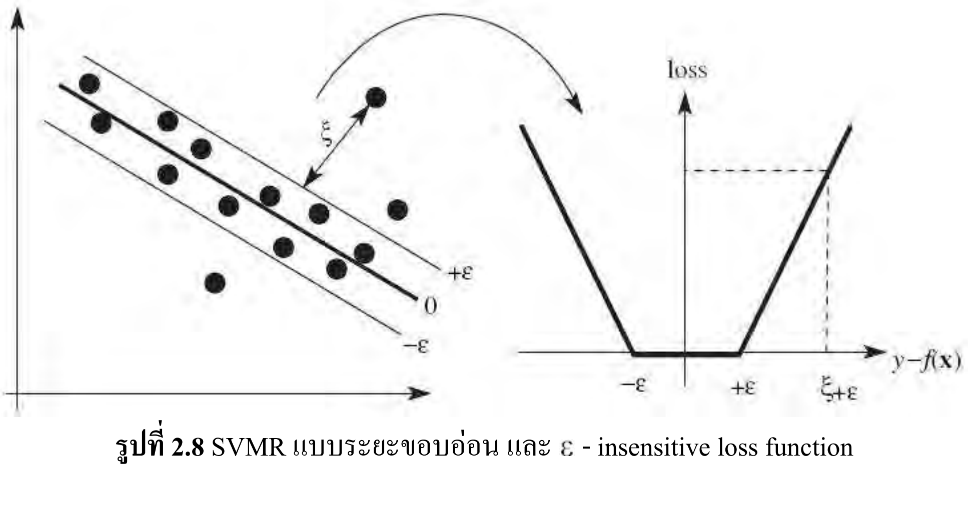
$$\Phi(x) \cdot \Phi(y) \ = \ \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i \Phi_i(x)\ \Phi_i(y) \ = \ K(x,y) \qquad (2.28)$$

2.1.1.4 การถดถอยแบบ SVM (SVM Regression - SVMR)

SVM แบบที่ได้กล้าวไปข้างต้น ใช้ในการแบ่งประเภทข้อมูลเป็น + หรือ – เท่านั้น โดยแทนประเภทข้อมูล + ด้วยตัวเลข +1 และแทนประเภทข้อมูล – ด้วยตัวเลข -1 แต่หากเราต้องการนำ SVM ไปใช้ในการทำนายค่าที่เป็นตัวเลขจำนวนจริง เราสามารถทำได้โดยใช้ฟังก์ชันสูญเสีย (loss function) มาใช้ในการฝึก ซึ่งโดยทั่วไปใช้ฟังก์ชันสูญเสียแบบ ε - insensitive (ε - insensitive loss function) เข้ามาช่วยในการสร้าง $f(x_k)$ ที่ทุกๆ ข้อมูลการฝึก x มีความเบี่ยงเบน ε ที่มากที่สุดจากค่า y ที่เป็นเป้าหมาย บนเงื่อนไข $(w \cdot x_i + b) - y_i \ \leq \ \varepsilon$ และ $y_i - (w \cdot x_i + b) \ \leq \ \varepsilon$ สำหรับ $i = 1, \ldots, l$ สำหรับ SVMR แบบระยะขอบแข็ง (hard margin) เราต้องทำให้ค่า $\frac{1}{2} \| w \|^2$ น้อยที่สุด

สำหรับ SVMR แบบระยะขอบเขตอ่อน (soft margin SVMR) เราต้องทำให้ค่า $\frac{1}{2} \| w \|^2 - C \sum_{i=1}^{l} (\xi_i^+ + \xi_i^-)$ ให้มีค่าน้อยที่สุด โดยมีเงื่อนไขคือ $(w \cdot x_i + b) - y_i \ \leq \ \varepsilon + \xi_i^+$, $y_i - (w \cdot x_i + b) \ \leq \ \varepsilon + \xi_i^-$, $\xi_i^+ \geq 0$ และ $\xi_i^- \geq 0$ สำหรับ $i = 1, \ldots, l$

การทำงานของ SVMR สามารถแสดงดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 SVMR แบบระยะขอบอ่อน และ ε - insensitive loss function

จะได้สมการลากรอง โดย $\alpha_i^+, \alpha_i^-, \mu_i^-, \mu_i^-$ คือตัวคูณลากรอง

$$\begin{aligned} L &= \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{l}(\xi_i^+ + \xi_i^-) - \sum_{i=1}^{l}(\mu_i^+\xi_i^+ + \mu_i^-\xi_i^-) \\ &- \sum_{i=1}^{l}\alpha_i^+\left(\varepsilon + \xi_i^+ + y_i - w\cdot x_i - b\right) - \sum_{i=1}^{l}\alpha_i^-\left(\varepsilon + \xi_i^- - y_i + w\cdot x_i + b\right) \end{aligned} \quad (2.29)$$

สิ่งที่เราต้องทำคือ หาค่าต่ำสุดเมื่อเทียบกับ w, b, ξ_i^+, ξ_i^- บนเงื่อนไข $\xi_i^+, \xi_i^-, \alpha_i^+, \alpha_i^-, \mu_i^+, \mu_i^- \geq 0$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \quad \rightarrow \quad \sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^+ - \alpha_i^-) = 0 \quad (2.30)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \quad \rightarrow \quad w = \sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^- - \alpha_i^+)x_i \quad (2.31)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i^+} = 0 \quad \rightarrow \quad C - \alpha_i^+ - \mu_i^+ = 0 \quad (2.32)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i^-} = 0 \quad \rightarrow \quad C - \alpha_i^- - \mu_i^- = 0 \quad (2.33)$$

จะได้สมการลากรอง คือ $L = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{l}\sum_{j=1}^{l}(\alpha_i^- - \alpha_i^+)(\alpha_j^- - \alpha_j^+)(x_i \cdot x_j)$ (2.34)

ปัญหาการหาค่าเหมาะสุดจะเป็นการทำ $-\varepsilon\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^- - \alpha_i^+) + \sum_{i=1}^{l}y_i(\alpha_i^- - \alpha_i^+)$ ให้มากสุด บนเงื่อนไข $\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^- - \alpha_i^+) = 0$ และ $\alpha_i^-, \alpha_i^+ \in [0, C]$ และ $i = 1, \ldots, l$

ซึ่งจะนำไปสู่ฟังก์ชันคำนวณค่า

$$f(x_k) = \sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^- - \alpha_i^+)x_i . x_k + b \quad (2.35)$$

สำหรับ SVMR แบบไม่เชิงเส้นนั้น เรานำฟังก์ชันการแมป Φ และฟังก์ชันเคอร์เนล K มาใช้ในการแมปจากปริภูมินำเข้าไปสู่ปริภูมิอันดับสูง $x \rightarrow \Phi(x)$ ซึ่งเมื่อเราแทน $\Phi(x_i) . \Phi(x_j)$ ด้วย $K(x_{i,} x_{j,})$ ก็จะได้สมการลากรองว่า

$$L = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{l}\sum_{j=1}^{l}(\alpha_i^- - \alpha_i^+)(\alpha_j^- - \alpha_j^+)K(x_i \cdot x_j) \quad (2.35)$$

และเป็นการทำค่าให้มากสุดของ $-\varepsilon\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^- - \alpha_i^+) + \sum_{i=1}^{l}y_i(\alpha_i^- - \alpha_i^+)$ ให้มากสุด บนเงื่อนไข $\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^- - \alpha_i^+) = 0$ และ $\alpha_i^-, \alpha_i^+ \in [0, C]$ และ $i = 1, \ldots, l$

ซึ่งจะนำไปสู่ฟังก์ชันคำนวณค่า

$$f(x_k) = \sum_{i=1}^{l} (\alpha_i^- - \alpha_i^+) K(x_i . x_k) + b \tag{2.36}$$

2.1.2 ขั้นตอนวิธี RReliefF (RReliefF Algorithm)

กลุ่มขั้นตอนวิธี RReliefF (Relief, ReliefF, RReliefF) [17] เป็นวิธีการประมาณคุณภาพของคุณลักษณะแบบหนึ่ง ซึ่งสามารถนำไปใช้เพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่องได้ เนื่องจากการเรียนรู้ของเครื่องมักจะทำงานได้ผลไม่ดี หากมีคุณลักษณะมากเกินไปซึ่งอาจส่งผลให้ข้อมูลขาเข้ามีข้อมูลที่เป็นสัญญาณรบกวนมากเกินไป ดังนั้นจึงเป็นการดีกว่าที่จะเลือกกลุ่มของคุณลักษณะเพียงเท่าที่จำเป็นและเพียงพอต่อการเรียนรู้ปัญหา

แนวคิดสำคัญของกลุ่มขั้นตอนวิธี RReliefF คือการประมาณคุณภาพของคุณลักษณะว่าสามารถแบ่งแยกความคล้ายหรือแตกต่างของแต่ละตัวอย่างฝึกได้มากน้อยเพียงใด โดย Relief ถึงแม้ว่าจะสามารถใช้ได้กับทั้งข้อมูลขาเข้าแบบเชิงคุณภาพและปริมาณ แต่มีข้อจำกัดคือสามารถใช้ได้กับปัญหาที่แบ่งแยกออกได้เป็น 2 ประเภทเท่านั้น

ReliefF เป็นส่วนขยายของ Relief ที่สามารถใช้ได้กับปัญหาที่แบ่งออกได้เป็นหลายประเภท ทั้งยังสามารถทำงานกับข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวนได้มากขึ้น

RReliefF เป็น ReliefF ที่ใช้กับปัญหาประเภทถดถอย W[A] จะประมาณคุณภาพของคุณลักษณะ A ด้วยขั้นตอนวิธี RReliefF โดยการประมาณความแตกต่างของค่าความน่าจะเป็น ดังนี้

W[A] = P(different value of A | nearest instant from different class)

- P(different value of A | nearest instant from same class) (2.36)

นั่นคือจะทำการให้คะแนนน้ำหนักเพิ่มหากคุณลักษณะนั้น มีส่วนในการแบ่งแยกประเภทของตัวอย่างนั้น และลดคะแนนน้ำหนักหากข้อมูลขาเข้านั้นไม่มีส่วนในการแบ่งแยกประเภทของตัวอย่างนั้น

โค้ดเทียมของขั้นตอนวิธี RReliefF เป็นดังรูปที่ 2.9 โดยพจน์ $d_1(i, j)$ ในรูปเป็นการวัดระยะห่างระหว่างตัวอย่าง R_i และ I_j, ซึ่งนิยามได้ว่า

$$d(i,j) = \frac{d_1(i,j)}{\sum_{l=1}^{k} d_1(i,l)} \quad \text{และ} \quad d_1(i,j) = \exp\left(-\frac{rank(R_i, I_j)}{\sigma}\right)^2 \tag{2.37}$$

โดยที่ $rank(R_i, I_j)$ เป็นอันดับของระยะห่างเรียงจากน้อยไปหามาก และ σ เป็นตัวแปรที่กำหนดโดยผู้ใช้ว่าต้องการให้ความห่างมีผลมากน้อยเพียงใด

<u>ขั้นตอนวิธี RReliefF</u>

ข้อมูลขาเข้า : ค่าของทุกประเภทข้อมูล x_i และคำตอบที่ต้องการ
ทำนาย *t(x)* ของทุกเวกเตอร์ตัวอย่างฝึก

ข้อมูลขาออก : เวกเตอร์ *W* ซึ่งเป็นคุณภาพของคุณลักษณะ

1. ตั้งค่า *NdC*, *NdA[A]*, *NdC&dA[A]*, *W[A]* ให้เป็น 0;
2. สำหรับ *i* := 1 ถึง *m* ทำการเริ่ม
3. สุ่มเลือกตัวอย่างฝึก R_i;
4. เลือกตัวอย่างฝึกจำนวน *k* ตัว I_j ที่ใกล้กับ R_i;
5. สำหรับ *j* := 1 ถึง *k* ทำการเริ่ม
6. *NdC* := *NdC* + *diff(T(.), Ri, Ij) . d(i; j)*;
7. สำหรับ A := 1 ถึง a ทำการเริ่ม
8. *NdA[A]* := *NdA[A]* + *diff(A;Ri; Ij) . d(i; j)*;
9. *NdC&dA[A]* := *NdC&dA[A]* + *diff(T(.), Ri, Ij).*
10. *diff(A, Ri, Ij) . d(I, j)*;
11. จบ;
12. จบ;
13. จบ;
14. สำหรับ *A* := 1 ถึง *a* ทำ
15. *W[A]:= NdC&dA[A] / NdC*
- (NdA[A] / NdC&dA[A]) / (m/NdC);

รูปที่ 2.9 โค้ดเทียมของขั้นตอนวิธี RReliefF

จากรูปที่ 2.9 นั้น A ย่อมาจาก Attributes ซึ่งหมายถึงคุณลักษณะ โดยเราต้องทำตั้งแต่ a = 1 ถึง A เพราะเราต้องทำการคิดคะแนนทุกๆคุณลักษณะนั่นเอง

2.1.3 การวิเคราะห์หลักทรัพย์เชิงเทคนิค (Technical Analysis)

การวิเคราะห์หลักทรัพย์เชิงเทคนิค [1], [2] หมายถึง การใช้ข้อมูลการซื้อขายหลักทรัพย์ในอดีตจากตลาดหลักทรัพย์ เช่น ราคาซื้อขาย ปริมาณการซื้อขาย มูลค่าการซื้อขาย เป็นต้น เพื่อตัดสินแนวโน้มราคาหลักทรัพย์ในอนาคต โดยขั้นตอนการวิเคราะห์เชิงเทคนิค ทำโดยนำเอาข้อมูลการซื้อ

ขายหลักทรัพย์ผ่านตัวบ่งชี้ที่นิยมใช้กัน เช่น ค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่, แถบโบลินเจอร์, เครื่องมือดัชนีกำลังสัมพัทธ์, เส้นแกว่งสโตคาสติก เป็นต้น ตัวบ่งชี้จะให้สัญญาณซื้อขายหลักทรัพย์ (trading signal) ออกมา

นักลงทุนสามารถนำสัญญาณซื้อขายหลักทรัพย์ไปใช้ได้หลายรูปแบบ โดยอาจนำไปประกอบการซื้อขายโดยตรง หรืออาจสร้างระบบซื้อขาย (trading system) แล้วตั้งกฎการซื้อขาย (trading rules) ให้ระบบทำการซื้อขายอย่างอัตโนมัติ ซึ่งกฎการซื้อขายมักจะได้มาจากสัญญาณซื้อขายหลักทรัพย์ของตัวบ่งชี้นั่นเอง ดังนั้นจึงเห็นได้ว่าการวิเคราะห์หลักทรัพย์เชิงเทคนิค เป็นส่วนประกอบสำคัญของระบบซื้อขายหลักทรัพย์

การใช้ระบบซื้อขายหลักทรัพย์มีข้อดี คือ การบริหารพอร์ตการลงทุนจะทำตามกลไกการซื้อขายจะถูกกำหนดไว้ตั้งแต่ต้นจึงไม่มีปัญหาเรื่องอคติในการซื้อขายหลักทรัพย์ แต่การบริหารแบบทั่วไปผู้จัดการกองทุนจะใช้วิจารณญาณในการตัดสินใจซื้อขาย โดยอาศัยข้อมูลจากทั้งปัจจัยพื้นฐานและปัจจัยทางเทคนิคตลอดจนความคิดเห็นส่วนตัวซึ่งอาจมีการมีอคติได้

ตัวบ่งชี้สัญญาณการซื้อขายหลักทรัพย์ทางเทคนิคที่ได้รับความนิยมมีหลายชนิด ดังต่อไปนี้

2.1.2.1 ค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่ (Moving Average)

เป็นเครื่องมือทางเทคนิคที่ใช้กันแพร่หลายวิธีหนึ่ง เนื่องจากใช้ได้ง่ายและสามารถนำไปใช้ประกอบกับเครื่องมือทางเทคนิคต่างๆ ชนิดอื่นได้อีกด้วย นอกจากนั้น เส้นค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่ (Moving Average) ยังสามารถให้สัญญาณที่ไม่คลุมเครือ ซึ่งต่างจากเครื่องมือทางเทคนิคอื่นๆ เช่น การวิเคราะห์รูปแบบของราคา (price pattern) ที่มีความไม่แน่นอนสูง

หลักการคำนวณค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบพื้นฐาน ทำได้โดยนำราคาของวันปัจจุบันและวันก่อนหน้านี้มารวมกัน แล้วหารด้วยจำนวนวันที่ต้องการเฉลี่ยทั้งหมด ซึ่งจะขึ้นอยู่กับเส้นค่าเฉลี่ยนั้นว่าจะนำมาใช้ในการวิเคราะห์แนวโน้มในระยะสั้น กลาง หรือระยะยาว และสำหรับวันถัดไปสามารถหาค่าเฉลี่ยได้ โดยตัดข้อมูลวันแรกสุดออกไป และเอาราคาของวันล่าสุดเข้ามาแทนที่ จากนั้นก็นำมาคำนวณโดยวิธีเดียวกัน เช่น ถ้าต้องการหาค่าเฉลี่ยระยะสั้น 10 วัน ราคาสำหรับ 10 วันสุดท้ายจะถูกนำมารวมกันแล้วหารผลทั้งหมดด้วย 10 เนื่องจากข้อมูลทั้งหมด (ในที่นี้คือ 10 วันสุดท้าย) จะถูกเฉลี่ยเคลื่อนที่ (move) ไปข้างหน้า จึงเรียกว่า “ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่”

จากการที่เส้นราคาหลักทรัพย์ย่อมนำหน้าเส้นราคาเฉลี่ย ดังนั้นความสัมพันธ์ของเส้น 2 เส้นจึงมีความสำคัญในการบอกถึงการเปลี่ยนทิศทางของราคาหลักทรัพย์ และจะนำมาช่วยในการบอกถึงสัญญาณซื้อและขายได้ (ดูรูปที่ 2.10 ประกอบ)

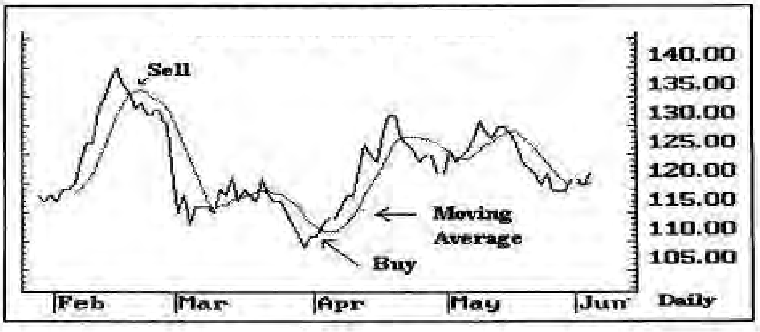
1. เมื่อราคาเคลื่อนขึ้นทะลุผ่านเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่เคลื่อนขึ้นตาม จะถือเป็นสัญญาณซื้อ

2. เมื่อเส้นราคาหลักทรัพย์ทะลุขึ้น ผ่านเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่เปลี่ยนจากเคลื่อนที่ลงเป็นขึ้น และสามารถยืนอยู่เหนือเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ได้นานพอสมควร ให้ถือเป็นสัญญาณซื้อ

3. เมื่อราคาเคลื่อนลงและทะลุผ่านเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ที่เคลื่อนลงตามจะเป็นสัญญาณขาย

4. เมื่อเส้นราคาหลักทรัพย์ทะลุลง ผ่านเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่เปลี่ยนจากเคลื่อนที่ขึ้นเป็นลง และอยู่ใต้เส้นค่าเฉลี่ยฯ นานพอสมควร ให้ถือเป็นสัญญาณขาย

ตัวอย่างการใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สร้างสัญญาณซื้อขาย เป็นดังรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 ค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่

2.1.2.2 แถบโบลินเจอร์ (Bollinger Bands)

แถบโบลินเจอร์ เป็นเครื่องมือการวิเคราะห์หุ้นชนิดหนึ่งที่พัฒนามาจาก ซองเส้นค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่ (moving average envelop) โดยนาย จอห์น โบลินเจอร์ (John Bollinger) เนื่องจากเขาได้ศึกษาแนวคิดของเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบล้อมกรอบ แล้วพบว่าแนวคิดนี้มีจุดอ่อนคือ

1. ในสถานภาพของตลาดที่แตกต่างกัน ควรใช้ช่วงห่างของช่องการซื้อขาย (trading bands) ที่แตกต่างกัน

2. ช่วงเวลาที่ต่างกัน เช่น ชั่วโมง วัน สัปดาห์ ฯลฯ ควรใช้ระยะห่างของช่องการซื้อขายที่แตกต่างกัน แม้จะใช้ข้อมูลชุดเดียวกัน ทั้งนี้เพื่อติดตามลักษณะการเคลื่อนไหวของราคา และสถานะ ณ จุดนั้น ๆ

แถบโบลินเจอร์ มีลักษณะคล้ายกับซองเส้นค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่ ที่ประกอบไปด้วยเส้นค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่ (moving average) เส้นแถบบน (upper band) และเส้นแถบล่าง (lower band)

แถบโบลินเจอร์ เป็นกรอบการซื้อขายที่มีระยะห่างจากค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่เปลี่ยนแปลงไปตามการเคลื่อนไหวของราคา ซึ่งเท่ากับ 2 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) แล้วเขียนเส้นคู่ไปกับเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ทั้งด้านบน และด้านล่าง เมื่อมีการเคลื่อนที่ของหุ้นอย่างรุนแรง

ช่องการซื้อขายจะขยายตัวห่างออกจากกัน แต่ถ้ามีการเคลื่อนไหวของราคาน้อย ช่องการซื้อขายจะบีบตัวแคบลง

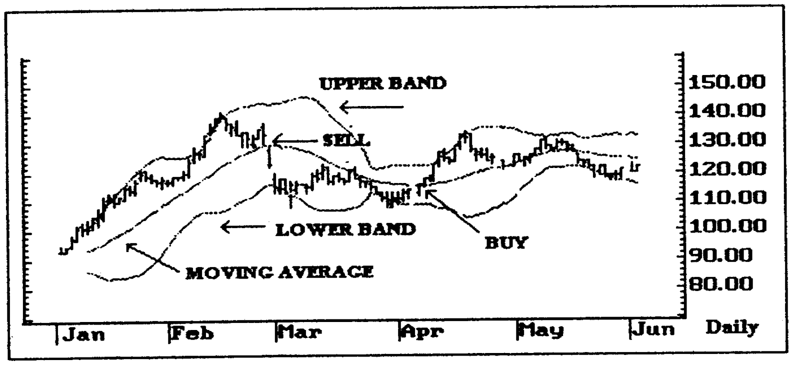
ปกติการเขียนรูปแถบโบลินเจอร์จะคู่ไปกับราคาหุ้น หรือเครื่องมือทางเทคนิคที่ต้องการวิเคราะห์อื่น ๆ และเนื่องจากช่องว่างระหว่างแถบโบลินเจอร์จะขึ้นอยู่กับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของราคาหุ้น ดังนั้นแถบโบลินเจอร์จะกว้างขึ้น ถ้าราคาหุ้นมีการเหวี่ยงตัวรุนแรง และแคบลงในกรณีซบเซา หรือ Sideways

แถบโบลินเจอร์ ใช้ในการวิเคราะห์ราคาหุ้นได้ดังนี้

1. ถ้ามีจุดต่ำสุดที่เกิดขึ้นนอกช่องการซื้อขาย แล้วตามด้วยจุดต่ำสุดที่เกิดขึ้นภายในช่องการซื้อขาย แสดงถึงการเกิดโอกาสกลับตัวของแนวโน้มจากลงมาเป็นขึ้น (เป็นสัญญาณให้ซื้อ) ในทางกลับกัน ถ้ามีจุดสูงสุดที่เกิดขึ้นนอกช่องการซื้อขาย แล้วตามด้วยจุดสูงสุดที่เกิดขึ้นภายในช่องการซื้อขาย แสดงถึงการเกิดโอกาสกลับตัวของแนวโน้มจากขึ้นมาเป็นลง (เป็นสัญญาณให้ขาย)

2. ราคาที่เพิ่มขึ้นจนถึงเส้นแถบบน แล้วปรับตัวลงมาตัดเส้นค่าเฉลี่ยฯ (เส้นกลาง) แสดงว่าแนวโน้มราคาเปลี่ยนเป็นลง (เป็นสัญญาณให้ขาย) ในทางกลับกัน ราคาที่ลดลงจน ชนเส้นแถบล่าง แล้วปรับตัวสูงขึ้นมาตัดเส้นค่าเฉลี่ยฯ (เส้นกลาง) แสดงว่าแนวโน้มราคาเปลี่ยนเป็นขึ้น (เป็นสัญญาณให้ซื้อ)

ตัวอย่างการใช้แถบโบลินเจอร์สร้างสัญญาณซื้อขาย เป็นดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 แถบโบลินเจอร์

2.1.2.3 เส้นแกว่งสโตคาสติก (Stochastic Oscillators)

เส้นแกว่งสโตคาสติก คือ ดัชนีวัดการแกว่งตัวของราคาที่ศึกษาความสัมพันธ์ของการเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์ในช่วงเวลาหนึ่งๆ กับราคาปิด โดยมาจากข้อสังเกตที่ว่า ถ้าการสูงขึ้นของราคาหลักทรัพย์มีแนวโน้มสูงขึ้นต่อไป ราคาปิดของหลักทรัพย์จะอยู่ใกล้กับราคาสูงสุด แต่ถ้าราคาของหลักทรัพย์มีแนวโน้มลดต่ำลง ราคาปิดจะอยู่ในระดับเดียวกับราคาต่ำสุดของวัน

ถ้าราคาหลักทรัพย์กำลังจะเปลี่ยนทิศทางจาก "ขึ้น" เป็น "ลง" เรามักจะพบว่าราคาในระหว่างชั่วโมงการซื้อขายอาจจะสูงขึ้น แต่ราคาปิดจะอยู่ใกล้เคียงกับราคาต่ำสุดของวัน แต่หากราคาหลักทรัพย์กำลังจะเปลี่ยนทิศทางจาก "ลง" เป็น "ขึ้น" ราคาปิดจะมีราคาใกล้เคียงกับราคาสูงสุดของวัน แม้ว่าในระหว่างชั่วโมงซื้อขายราคาอาจจะลดต่ำลง

ความสัมพันธ์ระหว่างราคาสูงสุด-ต่ำสุดกับราคาปิด ได้ถูกนำมาพัฒนาเป็นสูตรสมการในการดูแนวโน้มขึ้น หรือลงของราคาหลักทรัพย์ในช่วงสั้นๆ โดยนำมาใช้ดูว่า ราคาปิดอยู่ที่ระดับกี่เปอร์เซ็นต์ของช่วงราคาที่ซื้อขายในช่วงระยะเวลาหนึ่ง

หลักการในการคำนวณสโตคาสติก คือ

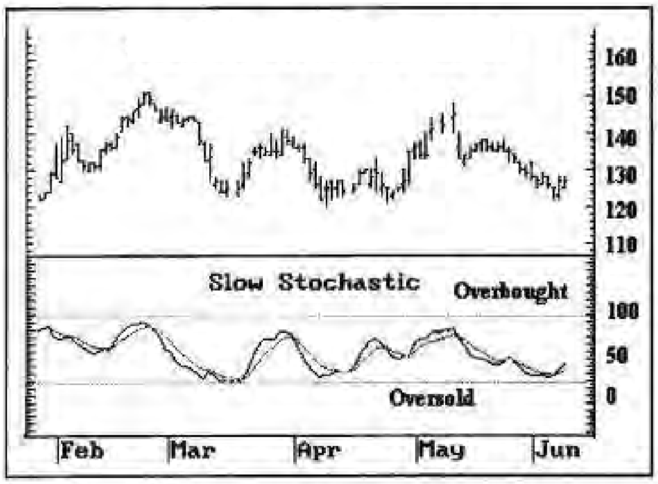
- เส้น %K เป็นเส้นสโตคาสติก
- เส้น %D เป็นเส้นค่าเฉลี่ยของเส้น %K

$$\%K = \frac{\text{ราคาปิด (วันนี้) - ราคาต่ำสุด (n วัน)}}{\text{ราคาสูงสุด (n วัน) - ราคาต่ำสุด (n วัน)}} \tag{2.41}$$

$$\%D = \text{ค่าเฉลี่ย (n วัน) ของค่า } \%K \tag{2.42}$$

สัญญาณเตือน "ซื้อ" เกิดขึ้นเมื่อเส้นสโตคาสติกเข้าเขตซื้อมากเกิน (oversold) ที่บริเวณระดับต่ำกว่า 20% และควรซื้อเมื่อเกิดสัญญาณ "ซื้อ" จากการที่เส้น %K ตัดเส้น %D ขึ้น ส่วนสัญญาณเตือน "ขาย" เกิดขึ้นเมื่อเส้นสโตคาสติกเข้าเขตขายมากเกิน (overbought) ที่บริเวณระดับสูงกว่า 80% และควรขายเมื่อเกิดสัญญาณ "ขาย" จากการที่เส้น %K ตัดเส้น %D ลง

ตัวอย่างเส้นแกว่งเส้นสโตคาสติก เป็นดังรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 เส้นแกว่งสโตคาสติก

2.1.2.4 ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ (Relative Strength Index - RSI)

RSI เป็นเครื่องมือที่นำมาใช้วัดการแกว่งตัวของราคาหลักทรัพย์ สำหรับการลงทุนในช่วงหนึ่ง เพื่อดูภาวะการซื้อมากเกิน (overbought) หรือขายมากเกิน (oversold) โดยใช้ระดับเหนือ 70% บอกภาวะซื้อมากเกินและระดับต่ำกว่า 30% บอกภาวะขายมากเกิน และยังใช้เป็นสัญญาณเตือนว่า แนวโน้มของราคาหลักทรัพย์ที่กำลังมีทิศทางขึ้นหรือลงนั้น กำลังใกล้จะอ่อนตัวลงหรือยัง โดยมีสัญญาณเตือนที่แสดงออกมาในรูปแบบของการแยกทางออก (divergence) ระหว่างราคาหลักทรัพย์กับ 14 RSI

ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ (RSI) คือ การคำนวณหาพละกำลัง ที่ซ่อนตัวอยู่ของตลาดหรือของหลักทรัพย์ใดหลักทรัพย์หนึ่ง (Internal Strength) โดยดูจากอัตราส่วนที่ “แกว่ง” ไปมาอยู่ระหว่างการขึ้นลงโดยคิดเป็นเปอร์เซ็นต์ และภายใน “เวลา” ที่กำหนด ซึ่งส่วนใหญ่จะใช้ระยะเวลา 14 วัน เราจึงเรียกว่า 14 RSI

RSI = 100 XU / U+D (2.43)

U = ค่าเฉลี่ยของจำนวนที่เปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้นของราคาปิดใน 14 วัน

D = ค่าเฉลี่ยของจำนวนที่เปลี่ยนแปลงลดลงของราคาปิดใน 14 วัน

ระดับ “การซื้อมากเกินไป” ของ 14 RSI อยู่ที่บริเวณระดับสูงเกิน 70% ส่วนระดับที่มีการขายมากเกินไปอยู่ต่ำกว่าบริเวณ 30% และมีกฎว่าถ้าเส้น 14 RSI ลดต่ำลงมามากเท่าใดจะทำให้เกิดภาวะขายมากเกิน ซึ่งโอกาสที่ราคาหลักทรัพย์จะตีกลับขึ้นไปในลักษณะการ “ปรับตัวทางเทคนิค” มีอยู่สูง ในทางกลับกัน ถ้าเส้น 14 RSI วิ่งสูงขึ้นจนเข้าไปในเขตซื้อมากเกินแล้ว โอกาสที่ราคาหลักทรัพย์จะมีการปรับตัวลงก็มีเช่นเดียวกัน

วิธีการวิเคราะห์สัญญาณซื้อขายจาก RSI มีหลายวิธี วิธีที่ง่ายที่สุด คือ ขายเมื่อเกิดภาวะซื้อมากเกินและซื้อเมื่อเกิดภาวะขายมากเกิน

ตัวอย่างดัชนีกำลังสัมพัทธ์ เป็นดังรูปที่ 2.13

รูปที่ 2.13 ดัชนีกำลังสัมพัทธ์

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

มีงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการซื้อขายหรือทำนายแนวโน้มของราคาหลักทรัพย์มากมาย ที่ใช้ปัญญาประดิษฐ์หรือการเรียนรู้ของเครื่องในการวิจัย โดยที่เป็นที่นิยมมาก คือ ขั้นตอนวิธีเชิง-พันธุกรรม ข่ายงานประสาทเทียมและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

งานที่ใช้ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม เช่น Fuente และคณะ [3] ใช้ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมและข้อมูลสัญญาณซื้อขายจากตัวบ่งชี้มาใช้ตัดสินใจซื้อขายหลักทรัพย์, Grosan และคณะ [4] ใช้ Multi Expression Programming ในการทำนายทิศทางราคาหลักทรัพย์, Belford [21] ใช้ Candlestick และขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม, Khalifa และคณะ [22] เสนอวิธีคัดเลือกหลักทรัพย์ที่ไม่ดีออกโดยอาศัยขั้นตอนเชิงพันธุกรรม, Wei และ Christopher [23] ได้เสนอวิธีการสำหรับกองทุนซึ่งอาศัยเทคนิคขั้นตอนเชิงพันธุกรรมไว้หลายวิธี พร้อมทั้งเปรียบเทียบผลการทำงานกับข้อมูลทดสอบด้วย

งานที่ใช้ข่ายงานประสาทเทียม เช่น Skabar และ Cloete [6] ได้ใช้ข่ายงานประสาทเทียมจับจังหวะซื้อขายหลักทรัพย์แล้วเปรียบเทียบกับสมมติฐานตลาดที่มีประสิทธิภาพ ได้ผลว่าการจับจังหวะซื้อขายหลักทรัพย์อย่างเหมาะสมจะให้ผลตอบแทนที่ดีกว่าซื้อแล้วถือ ตามสมมติฐานตลาดที่มีประสิทธิภาพ, Lipinski [24] ใช้วิธีการ ECGA (Extended Compact Genetic Algorithm) และ BOA (Bayesian Optimization Algorithm) ในการสร้างระบบซื้อขายหลักทรัพย์ ซึ่งให้ผลออกมาน่าพอใจ, Wu และ Lu [7] ทำการผสานข่ายงานประสาทเทียมกับสถิติเพื่อทำนายทิศทางของตลาดหลักทรัพย์, Kwon และคณะ [8] ใช้ข่ายงานประสาทเทียมทำนายแนวโน้มของหลักทรัพย์โดยใช้

ข้อมูลทางการเงินและข่ายงานประสาทเทียม, Luu และ Kennedy [9] ใช้ข่ายงานประสาทเทียมในการบ่งบอกขนาดและมูลค่าของบริษัท

งานที่ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เช่น Ince และ Trafalis [25] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมาทำนายทิศทางราคาหลักทรัพย์จากข้อมูลการซื้อขายหลักทรัพย์ในอดีต, Ince และ Trafalis [13] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมาใช้ในการทำนายข้อมูลทางการเงิน, Fan และ Palaniswami [3] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการคัดเลือกหลักทรัพย์สำหรับลงทุน, Yang และคณะ [26] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบระยะขอบเขตไม่คงที่และไม่สมมาตร ในการทำนายทิศทางราคาหลักทรัพย์, Cao และ Tay [16] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับตัวแปรที่ปรับค่าได้ในการทำนายข้อมูลเชิงเวลาทางการเงิน, Cao และคณะ [27] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบ c-ascending ในการทำนายข้อมูลเชิงอนุกรมเวลา, Jan และคณะ [28] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการวิเคราะห์ข่าวที่มีผลต่อราคาหลักทรัพย์, Bao และคณะ [29] ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบฟัซซีในการทำนายดัชนีหลักทรัพย์

งานวิจัยอื่นๆที่เกี่ยวข้อง เช่น Subramanian, S. และคณะ [30] ออกแบบวิธีการที่ปลอดภัยสำหรับซื้อขายหลักทรัพย์แบบอัตโนมัติ โดยอาศัยวิธีการเชิงวิวัฒน์, Ying และ Schulenburg [31] ได้เสนอ XCS Experts ซึ่งเป็นระบบการซื้อขายหลักทรัพย์แบบหนึ่ง, Yoo และคณะ [32] เสนอวิธีการสร้างระบบติดตามราคาหลักทรัพย์และระบบเตือนราคาหลักทรัพย์ส่วนบุคคล, Mitsdorffer และคณะ [33] ศึกษาการออกหลักทรัพย์เสนอขายครั้งแรก (IPO) ในตลาดหลักทรัพย์ของสหรัฐอเมริกา, Yu และ Stone [34] วิเคราะห์ความสามารถของระบบตัวแทนซื้อขายหลักทรัพย์แบบอัตโนมัติ, Suslik และคณะ [35] เสนอวิธีที่สนับสนุนการทำวิเคราะห์เชิงเทคนิคกับข้อมูลหลักทรัพย์ในตลาด

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตลาดหลักทรัพย์ไทย เช่น พิตติพล คันธวัฒน์ และ วีรวรรณ จตุรงคปัญญา [19], วิชชุพันธ์ อาวัชนาการ [20] งานวิจัย 2 ชิ้นดังกล่าว ทำการวิเคราะห์เชิงพื้นฐานโดยใช้ข่ายงานประสาทเทียม ใช้ข้อมูลการดำเนินงานจากงบการเงินรายไตรมาสของบริษัทที่ต้องการทำนายเป็นข้อมูลขาเข้า และทำนายราคาหลักทรัพย์เป็นข้อมูลขาออก

บทที่ 3

การผสานการวิเคราะห์เชิงเทคนิคและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการซื้อขายหลักทรัพย์

บทนี้จะกล่าวถึงรายละเอียดของแนวคิด และขั้นตอนการดำเนินการผสานการวิเคราะห์เชิงเทคนิคและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการซื้อขายหลักทรัพย์

3.1 แนวคิด

งานวิจัยนี้ใช้เครื่องมือวิเคราะห์เชิงเทคนิคที่มีอยู่จริงและใช้กันอย่างแพร่หลายมาใช้ ได้แก่ 1. ค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่ (Moving Average - MA) 2. แถบโบลินเจอร์ (Bollinger Bands - BB) 3. เส้นแกว่งสโตคาสติก (Stochastic Oscillator - OS) และ 4. ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ (Relative Strength Index - RSI)

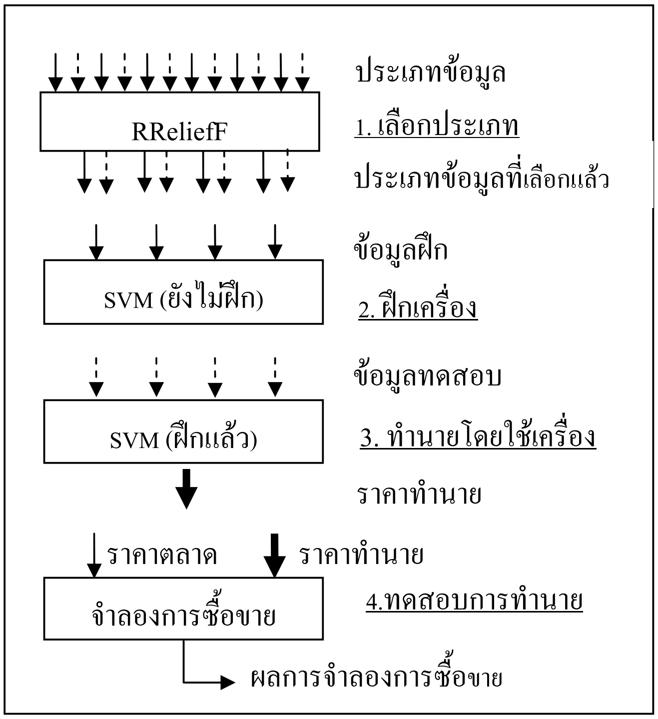
เครื่องมือดังกล่าว มีข้อดีข้อเสียที่ต่างกัน คือ ค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่และแถบโบลินเจอร์ เป็นเครื่องมือประเภทตามแนวโน้ม (trend follower) จึงเหมาะกับหลักทรัพย์ที่มีการเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์มีทิศทางขึ้นลงอย่างชัดเจน และไม่มีการแกว่งตัวของราคามาก ส่วนเส้นแกว่งสโตคาสติกและเครื่องมือดัชนีกำลังสัมพัทธ์เหมาะสำหรับหลักทรัพย์ที่มีการเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์ ส่ายขึ้นลงมากๆ (sideway) ดังนั้นก่อนนำตัวบ่งชี้เหล่านี้มาใช้จะต้องนำข้อมูลราคาในอดีตมาทดสอบเพื่อให้เลือกตัวบ่งชี้เหมาะสมที่สุดกับหลักทรัพย์ หรือหากต้องการนำตัวบ่งชี้แต่ละชนิดมาใช้ผสมก็สามารถทำได้ แต่ก็อาจติดปัญหาว่าเราควรจะให้น้ำหนักความน่าเชื่อถือของตัวบ่งชี้แต่ละตัวมากน้อยเพียงใด

งานวิจัยนี้จึงได้นำขั้นตอนวิธี RReliefF และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เข้ามาใช้ร่วมกับตัวบ่งชี้ คือ ใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF ในการคัดเลือกตัวบ่งชี้ที่เหมาะสมโดยดูจากชุดข้อมูลฝึกสอนและใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการให้น้ำหนักว่าเราจะสร้างตัวบ่งชี้ตัวใหม่ที่ผสมขึ้นจากตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมตัวใดมากน้อยเพียงใดซึ่งการทำเช่นนี้เชื่อว่าจะสามารถสร้างตัวบ่งชี้ตัวใหม่ ที่ดีกว่าตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมได้

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน

ดังที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อแนวคิด ว่างานวิจัยนี้ใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมาจัดการกับปัญหาดังกล่าวข้างต้น โดยใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF ในการคัดเลือกตัวบ่งชี้ที่เหมาะสมโดยดูจากชุดข้อมูลฝึกสอน และใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในการให้น้ำหนักตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมที่จะมาเป็นส่วนประกอบของตัวบ่งชี้ใหม่

เหตุผลที่จำเป็นต้องใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF มาช่วย เนื่องจากหากเราใส่ตัวบ่งชี้หลายชนิดกับตัวแปรที่หลากหลายมากเกินไป อาจทำให้ผลสำเร็จของการเรียนรู้ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนลดลง ดังนั้นจึงนำขั้นตอนวิธี RReliefF เข้ามาช่วยในการให้คะแนนคุณลักษณะ และคัดเลือกใช้เฉพาะคุณลักษณะที่จำเป็นเท่านั้นเข้าไปเป็นข้อมูลขาเข้าของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยขั้นตอนของการเรียนรู้มี 4 ขั้นตอนดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 กระบวนการซื้อขาย

<u>ขั้นที่ 1</u> – ใช้ RReliefF เลือกคุณลักษณะที่ดีที่สุด *n* ชนิดแรก

<u>ขั้นที่ 2</u> – ฝึก SVM ด้วยข้อมูลฝึกซึ่งเลือกคุณลักษณะแล้ว

<u>ขั้นที่ 3</u> – ทำนายราคาหลักทรัพย์ในอนาคตด้วยข้อมูลทดสอบโดยใช้ SVM ที่ฝึกแล้ว

<u>ขั้นที่ 4</u> – ทดสอบและวัดผลการทำนายด้วยการจำลองการซื้อขาย

คุณลักษณะที่จะนำมาเลือกด้วยขั้นตอนวิธี RReliefF มีดังนี้

1. ความแตกต่างของราคาปัจจุบันกับค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40 วัน
2. ความแตกต่างของราคาปัจจุบัน กับแถบโบลินเจอร์ ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 10, 20, 30 วัน (คำนวณค่าเฉพาะในกรณีที่ราคาปัจจุบันอยู่นอกแถบโบลินเจอร์)
3. ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 5, 10, 15, 20 วัน
4. %K และความแตกต่างของ %K, %D ของเส้นแกว่งสโตคาสติกย้อนหลัง 5, 10, 15, 20 วัน (ประมาณให้ 1 สัปดาห์การซื้อขายเท่ากับ 5 วันทำการ)

และก่อนจะนำข้อมูลมาใช้งาน จะต้องทำการปรับช่วงของค่าข้อมูลขาเข้าให้อยู่ระหว่าง -1 to 1 ดังนั้น คุณลักษณะสำหรับคัดเลือกทั้งหมดและค่าเป้าหมาย/ข้อมูลขาออก แสดงได้ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 คุณลักษณะสำหรับคัดเลือกทั้งหมด

	คุณลักษณะขาเข้า
X_1	(ราคาปัจจุบัน – ราคา 1 วันก่อนหน้า) / ราคา 1 วันก่อนหน้า
X_2	(ราคาปัจจุบัน – ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 5 วัน) / ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 5 วัน
X_3	(ราคาปัจจุบัน – ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 10 วัน) / ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 10 วัน
X_4	(ราคาปัจจุบัน – ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 15 วัน) / ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 15 วัน
X_5	(ราคาปัจจุบัน – ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 20 วัน) / ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 20 วัน
X_6	(ราคาปัจจุบัน – ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 25 วัน) / ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 25 วัน
X_7	(ราคาปัจจุบัน – ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 30 วัน) / ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 30 วัน
X_8	(ราคาปัจจุบัน – ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 35 วัน) / ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 35 วัน
X_9	(ราคาปัจจุบัน – ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 40 วัน) / ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 40 วัน
X_{10}	จากแถบโบลินเจอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 10 วันและมีแถบค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน 2% :- 0 ถ้าราคาอยู่ระหว่างแถบบนและแถบล่าง, (ราคาปัจจุบัน – แถบบน) / ราคาปัจจุบัน ถ้าราคาอยู่เหนือแถบบน, (ราคาปัจจุบัน – แถบล่าง) / ราคาปัจจุบัน ถ้าราคาอยู่เหนือแถบล่าง
X_{11}	จากแถบโบลินเจอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 20 วันและมีแถบค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน 2% :- 0 ถ้าราคาอยู่ระหว่างแถบบนและแถบล่าง, (ราคาปัจจุบัน – แถบบน) / ราคาปัจจุบัน ถ้าราคาอยู่เหนือแถบบน, (ราคาปัจจุบัน – แถบล่าง) / ราคาปัจจุบัน ถ้าราคาอยู่เหนือแถบล่าง

X_{12}	จากแถบโบลินเจอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 20 วันและมีแถบค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน 2% :- 0 ถ้าราคาอยู่ระหว่างแถบบนและแถบล่าง, (ราคาปัจจุบัน – แถบบน) / ราคาปัจจุบัน ถ้าราคาอยู่เหนือแถบบน, (ราคาปัจจุบัน – แถบล่าง) / ราคาปัจจุบัน ถ้าราคาอยู่เหนือแถบล่าง
X_{13}	(ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 5 วัน – 50) / 50
X_{14}	(ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 10 วัน – 50) / 50
X_{15}	(ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 15 วัน – 50) / 50
X_{16}	(ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 20 วัน – 50) / 50
X_{17}	(%K ของเส้นแกว่งสโตคาสติกย้อนหลัง 5 วัน – 50) / 50
X_{18}	(%K ของเส้นแกว่งสโตคาสติกย้อนหลัง 10 วัน – 50) / 50
X_{19}	(%K ของเส้นแกว่งสโตคาสติกย้อนหลัง 15 วัน – 50) / 50
X_{20}	(%K ของเส้นแกว่งสโตคาสติกย้อนหลัง 20 วัน – 50) / 50
X_{21}	(%K - %D ของเส้นแกว่งสโตคาสติกย้อนหลัง 5 วัน – 50) / 50
X_{22}	(%K - %D ของเส้นแกว่งสโตคาสติกย้อนหลัง 10 วัน – 50) / 50
X_{23}	(%K - %D ของเส้นแกว่งสโตคาสติกย้อนหลัง 15 วัน – 50) / 50
X_{24}	(%K - %D ของเส้นแกว่งสโตคาสติกย้อนหลัง 20 วัน – 50) / 50
	ค่าเป้าหมาย/ข้อมูลขาออก
Y	(ราคาในวันถัดไป – ราคาปัจจุบัน) / ราคาปัจจุบัน

บทที่ 4

การทดลอง

บทนี้กล่าวถึงการทดลองและผลที่ได้จากการทดลอง การผสานการวิเคราะห์เชิงเทคนิคและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับซื้อขายหลักทรัพย์ โดยเนื้อหาในบทนี้จะพูดถึงขั้นตอนการทดลอง 4 ขั้นตอน รวมถึงรายละเอียดของการทดลองแต่ละขั้นตอน ได้แก่ ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง วิธีการทดลอง ผลการทดลอง และวิเคราะห์ผลการทดลอง

การทดลองแบ่งออกได้เป็น 4 ขั้นตอนตามลำดับ ได้แก่

1. เลือกพารามิเตอร์ที่เหมาะสมให้กับ SVM เพื่อใช้ในการฝึกและทำนาย
2. เลือกค่าขีดแบ่งที่ดีที่สุดเพื่อจำลองการซื้อขาย
3. นำขั้นตอนวิธี RReliefF มาปรับปรุงประสิทธิภาพของ SVM
4. เปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวบ่งชี้แบบใหม่กับตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิม

ผลการทดลองจะอยู่ในรูปของตัวเลขแสดงอัตราผลกำไร (ขาดทุน) ซึ่งคำนวณโดยการรวมเอาเงินทั้งหมดที่มีกับมูลค่าหลักทรัพย์ที่ถือ แล้วลบออกด้วยเงินตั้งต้น และหารด้วยเงินตั้งต้น เช่น เราซื้อขายหลักทรัพย์จำนวน n ตัว แต่ละตัวเริ่มต้นด้วยเงิน 100 บาท ดังนั้นจึงมีเงินตั้งต้นทั้งหมด 100n บาท และเมื่อสิ้นสุดการจำลองซื้อขายหลักทรัพย์แต่ละตัวแล้ว เราสามารถคำนวณอัตราผลกำไรได้ดังนี้

$$\text{อัตราผลกำไร} = \frac{(\text{เงินทั้งหมด} + \text{มูลค่ารวมหลักทรัพย์ที่ถือ}) - 100n}{100n} \tag{4.1}$$

ซึ่งเราสามารถแสดงอัตราผลกำไรเป็นร้อยละได้ โดยการคูณด้วย 100 เพื่อให้ง่ายต่อการทำความเข้าใจมากขึ้น ดังนี้

$$\text{ร้อยละอัตราผลกำไร} = \text{อัตราผลกำไร} \times 100 \tag{4.2}$$

4.1. การเลือกพารามิเตอร์ที่เหมาะสมให้กับ SVM เพื่อใช้ในการฝึกและทำนาย

SVM ที่ใช้ในการทดลอง คือ mySVM [36] และเคอร์เนลที่ใช้ คือ Gaussian RBF ซึ่งเป็นเคอร์เนลที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย และมีพารามิเตอร์ที่ต้องปรับแต่งน้อย โดยอยู่ในรูปสมการที่ 4.3

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{(x-y)^2}{2\sigma^2}\right) \tag{4.3}$$

หรืออาจเขียนให้อยู่ในรูปที่ค่าคงที่ $\gamma = 1/\text{-}2\sigma^2$ ซึ่งจะได้ว่า

$$K(x,y) = \exp(-\gamma(x-y)^2) \quad (4.4)$$

ดังนั้นจึงมีพารามิเตอร์ที่ต้องปรับเหมาะ 2 ตัว ได้แก่ γ ในสมการที่ 4.4 ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ของเคอร์เนล Gaussian RBF และ C ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ของขอบเขตแบบอ่อนใน SVM โดยพารามิเตอร์ทั้ง 2 ตัวสามารถหาค่าที่เหมาะสมจากการทดลอง

4.1.1 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ชุดข้อมูลสำหรับการทดลองในขั้นตอนที่ 1 ประกอบด้วยหลักทรัพย์ 17 ตัว ซึ่งเป็นที่นิยมในการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์ (ดูรายชื่อหลักทรัพย์ที่ใช้ในภาคผนวก ก) และทำการทดลองด้วยชุดข้อมูลเพียง 1 ชุด คือ ฝึกด้วยข้อมูลปี พ.ศ. 2546 ถึง ปี พ.ศ. 2548 และทดสอบด้วยข้อมูลปี พ.ศ. 2549

4.1.2 วิธีการทดลอง

ทำการทดลอง 2 ครั้ง โดยครั้งแรกกำหนดค่า C ให้เป็นค่าคงที่ เพื่อหาค่า γ ที่ดีที่สุด จากนั้นครั้งที่สองกำหนดค่า γ ให้เป็นค่าคงที่โดยใช้ค่าที่ดีที่สุดจากการทดลองในครั้งแรกเพื่อหาค่า C ที่ให้ดีที่สุด ซึ่งจากการทดลองดังนี้เราจะได้ค่า C และค่า γ ที่เหมาะสมที่จะใช้ในการทดลองตอนต่อไป โดยการวัดว่าค่าใดเป็นค่าที่ดีที่สุดนั้น วัดด้วยการจำลองการซื้อขาย ค่า C และค่า γ ที่ดีที่สุด ก็คือค่าทำให้ได้กำไรมากที่สุดนั่นเอง

จำลองการซื้อขาย เริ่มต้นด้วยเงิน 100 บาท จะทำการซื้อหลักทรัพย์ด้วยเงินทั้งหมดที่มีเมื่อตัวบ่งชี้ทำนายค่า $Y > 0$ ขายหลักทรัพย์ที่ถือทั้งหมดเมื่อตัวบ่งชี้ทำนายค่า $Y < 0$ ในกรณีที่มีคำสั่งซื้อแต่ว่าในขณะนั้นเราถือครองหลักทรัพย์อยู่ก็ให้ถือต่อไป ในทางเดียวกันหากมีคำสั่งขายแต่เราถือเงินสดอยู่แล้วก็ให้ถือเงินสดต่อไป และเมื่อสิ้นสุดปี เราจะวัดอัตราผลกำไรด้วยเงินที่กำไรหรือมูลค่าหุ้นที่กำไร (หักเงินต้นออกแล้ว)

4.1.3 ผลการทดลอง

ในขั้นแรก กำหนดให้ค่า C มีค่า 10000 แล้วทดลองหาค่า γ ที่ให้กำไรสูงสุด ได้ผลดังที่แสดงในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ผลการทดลองหาค่า γ ที่ให้กำไรสูงสุด

ค่า γ	20	10	8	5	3	2	1	0.5	0.3	0.2	0.1
อัตราผลกำไร	17.07	19.05	18.83	14.85	17.59	21.39	8.77	6.78	4.08	7.12	10.12

ซึ่งจะเห็นว่าค่า γ ที่ให้กำไรสูงสุดเท่ากับ 2 จากนั้นจึงทดลองหาค่า C ที่ให้กำไรสูงสุด โดยกำหนดค่า γ เท่ากับ 2 ได้ผลดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ผลการทดลองหาค่า C ที่ให้กำไรสูงสุด

ค่า C	1	2	5	10	20	40	60	80	100	200	400
อัตราผลกำไร	24.26	22.47	22.75	21.17	24.56	23.02	23.25	23.41	22.35	22.99	23.74

ซึ่งจะเห็นว่าค่า C ไม่มีผลต่ออัตราผลกำไรอย่างมีนัยสำคัญจึงเลือกค่า C เท่ากับ 2 เนื่องจากเป็นพารามิเตอร์ที่ใช้เวลาในการฝึกน้อยที่สุด ซึ่งรายละเอียดกำไรจากการจำลองการซื้อขายในขั้นตอนนี้ดูได้ในภาคผนวก ข

4.1.4 วิเคราะห์ผลการทดลอง

จากการทดลองเห็นได้ว่าการหาค่า γ ที่ดีที่สุดนั้นกำหนดได้ยาก เนื่องจากหลักทรัพย์แต่ละตัว มีค่า γ ต่างกัน ทั้งยังไม่สามารถดูแนวโน้มตำแหน่งที่ดีที่สุดได้โดยง่าย จึงเลือกเอาค่าที่มีค่าเฉลี่ยดีที่สุดตามการทดลอง

ส่วนค่า C นั้น ส่งผลต่อการทดลองน้อยมาก แต่ค่า C มีผลต่อเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน SVM โดยหากค่า C มากหรือน้อยเกินไป จะทำให้ SVM ใช้เวลาเรียนรู้มาก จึงเลือกค่า C ที่ใช้เวลาน้อยที่สุด เพื่อความสะดวกต่อการทดลองและการใช้งาน

4.2 การเลือกค่าขีดแบ่งที่ดีที่สุดเพื่อจำลองการซื้อขาย

ในการจำลองการซื้อขายนั้น เราสามารถกำหนดได้ว่า เราจะซื้อก็ต่อเมื่อค่าจากการทำนายสูงกว่าค่าค่าหนึ่ง ในทำนองเดียวกันเราก็สามารถกำหนดได้ว่า เราจะขายก็ต่อเมื่อค่าจากการทำนายต่ำกว่าค่าค่าหนึ่ง ซึ่งค่านั้นก็คือค่าขีดแบ่ง (θ) นั่นเอง

การกำหนดค่า θ จะมีผลต่อกฎการซื้อขายว่า ให้ซื้อหลักทรัพย์ด้วยเงินทั้งหมดที่มีเมื่อตัวบ่งชี้ทำนายค่า $Y > \theta$ และขายหลักทรัพย์ที่ถือทั้งหมดเมื่อตัวบ่งชี้ทำนายค่า $Y < -\theta$ แต่หาก $-\theta < Y < \theta$ ให้คงสถานะเดิมเอาไว้หรือให้รอดูสถานการณ์นั่นเอง ซึ่งจะเห็นว่าการกำหนดค่าขีดแบ่งนั้นมีผลต่อการจำลองการซื้อขาย คือ หากกำหนด θ สูง โอกาสที่จะเกิดการซื้อขายจะน้อย แต่ถ้ากำหนด θ ต่ำ โอกาสที่จะเกิดการซื้อขายจะสูง หรือเราอาจพูดในอีกนัยหนึ่งได้ว่า θ หมายถึงความเชื่อมั่นในคำทำนายของตัวบ่งชี้ก็ได้ โดยหากกำหนด θ ไว้สูงหมายถึงเราเชื่อมั่นในการทำนายของตัวบ่งชี้น้อย แต่หากกำหนด θ ไว้ต่ำหมายถึงเราเชื่อมั่นในการทำนายของตัวบ่งชี้มาก

4.2.1 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ข้อมูลของหลักทรัพย์ที่นำมาใช้ ในการทดลองมาจากตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET) จากปี พ.ศ. 2545 ถึง พ.ศ. 2550 โดยหลักทรัพย์ที่นำมาใช้นั้น มาจากหลักทรัพย์ที่ถูกเลือกให้ใช้คำนวณในดัชนี SET50 ซึ่งคัดเลือกโดยตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย และจะต้องอยู่ใน SET50 ทั้ง 6 ปีที่กล่าวไปด้วย ซึ่งมีหลักทรัพย์ที่เข้าเกณฑ์ดังกล่าวทั้งสิ้น 33 ตัว ซึ่งสามารถดูรายชื่อได้ที่ภาคผนวก ก

ชุดข้อมูลแต่ละชุดประกอบด้วยข้อมูล 2 กลุ่ม ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกซึ่งประกอบด้วยข้อมูล 2 ปี และชุดข้อมูลทดสอบซึ่งแสดงไว้ในตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ปีที่ใช้ในชุดข้อมูล

	ชุดข้อมูลฝึก	ชุดข้อมูลทดสอบ
1	พ.ศ. 2545 - 2546	พ.ศ. 2547
2	พ.ศ. 2546 – 2547	พ.ศ. 2548
3	พ.ศ. 2547 - 2548	พ.ศ. 2549
4	พ.ศ. 2548 - 2549	พ.ศ. 2550

4.2.2 วิธีการทดลอง

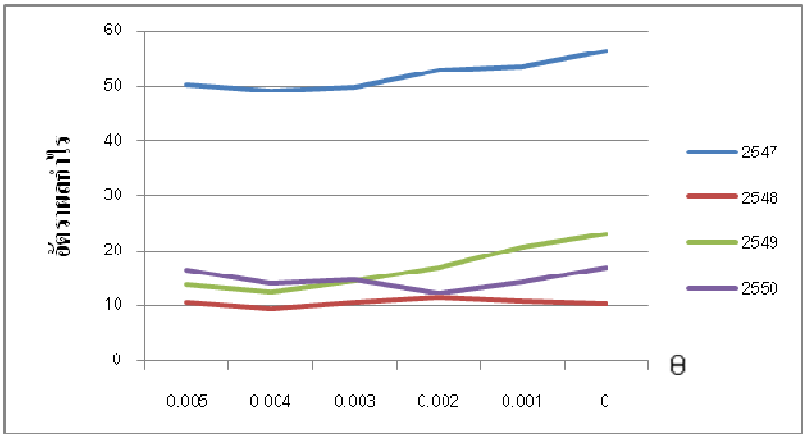
ทดลองโดยใช้ SVM และเคอร์เนลที่ได้จากการทดลองในขั้นตอนที่ 1 ซึ่งก็คือใช้พารามิเตอร์ $C = 2$ และ $\gamma = 2$ แล้วทำการจำลองการซื้อขาย เริ่มต้นด้วยเงิน 100 บาท จะทำการซื้อหลักทรัพย์ด้วยเงินทั้งหมดที่มีเมื่อตัวบ่งชี้ทำนายค่า $Y > \theta$ ขายหลักทรัพย์ที่ถือทั้งหมดเมื่อตัวบ่งชี้ทำนายค่า $Y < -\theta$ โดยที่ค่า θ ได้แก่ 0, 0.001, 0.002, 0.003, 0.004, 0.005 โดยในกรณีที่มีคำสั่งซื้อแต่ว่าในขณะนั้นเราถือครองหลักทรัพย์อยู่ก็ให้ถือต่อไป ในทางเดียวกันหากมีคำสั่งขายแต่เราถือเงินสดอยู่แล้วก็ให้ถือเงินสดต่อไป และเมื่อสิ้นสุดปีเราจะวัดอัตราผลกำไรด้วยเงินที่กำไรหรือมูลค่าหุ้นที่กำไร

เราแบ่งการทดลองออกเป็น 3 กลุ่ม ดังนี้

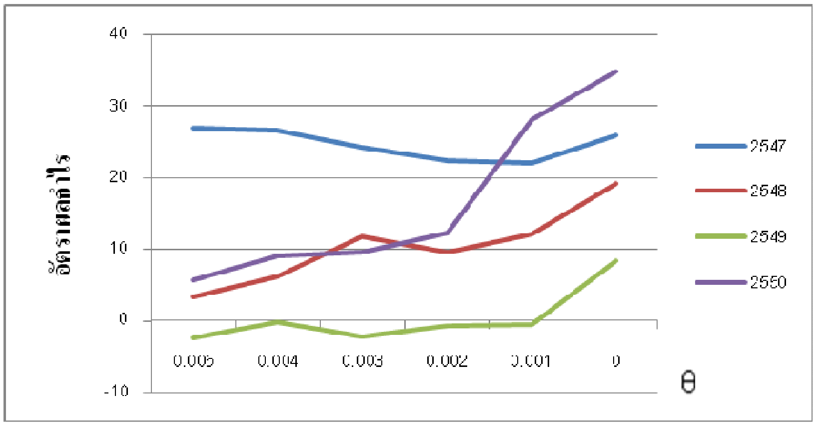
1. กลุ่มลักษณะประเภทตามแนวโน้ม ใช้คุณลักษณะ X_1 ถึง X_{12} เพื่อทำนายค่า Y
2. กลุ่มลักษณะประเภทกำลังการเคลื่อนไหว ใช้คุณลักษณะ X_1, X_{13} to X_{24} เพื่อทำนายค่า Y
3. กลุ่มลักษณะผสม ใช้คุณลักษณะ X_1 ถึง X_{24} เพื่อทำนายค่า Y

4.2.3 ผลการทดลอง

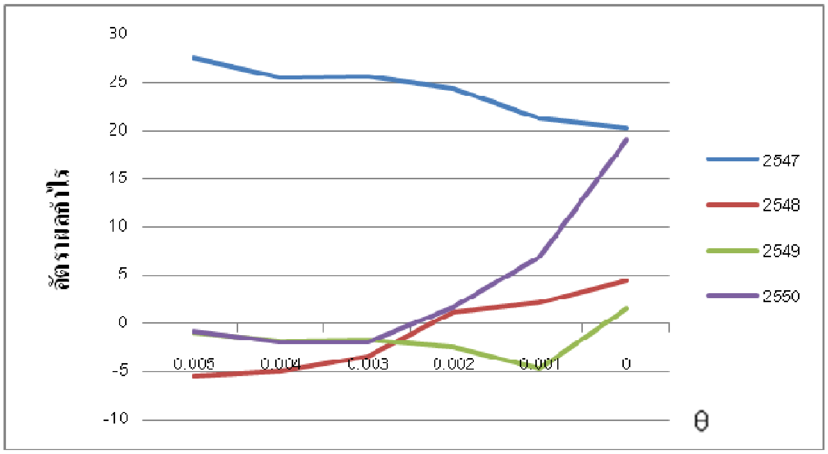
จากการจำลองการซื้อขาย ได้ผลการทดลองดังรูปที่ 4.1 ถึง 4.3



รูปที่ 4.1 ผลกำไรเมื่อเปลี่ยนค่า θ ของกลุ่มลักษณะประเภทตามแนวโน้ม



รูปที่ 4.2 ผลกำไรเมื่อเปลี่ยนค่า θ ของกลุ่มลักษณะประเภทกำลังการเคลื่อนไหว



รูปที่ 4.3 ผลกำไรเมื่อเปลี่ยนค่า θ ของกลุ่มลักษณะผสม

รายละเอียดของผลการทดลองในรูปที่ 4.1 ถึง 4.3 สามารถดูได้ที่ภาคผนวก ค

4.2.4 วิเคราะห์ผลการทดลอง

จากผลการทดลองเห็นได้ว่าผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าค่าขีดแบ่งที่ดีที่สุด สำหรับการซื้อขาย คือ 0 ซึ่งหมายถึงว่า เราควรเชื่อมั่นในตัวบ่งชี้ที่เราสร้างขึ้น และทำตามที่ตัวบ่งชี้ทำนาย นั่นคือซื้อเมื่อตัวบ่งชี้ใหม่ทำนายว่าราคาหลักทรัพย์จะสูงขึ้นในวันถัดไป และขายเมื่อทำนายว่าราคาหลักทรัพย์จะต่ำลงในวันถัดไปนั่นเอง

4.3 นำขั้นตอนวิธี RReliefF มาปรับปรุงประสิทธิภาพของ SVM

เราสามารถนำขั้นตอนวิธี RReliefF มาช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของ SVM ได้ โดยการใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF ให้คะแนนแต่ละคุณลักษณะ จากนั้นจึงนำมาเรียงลำดับคะแนนจากมากไปน้อย แล้วทำการฝึกด้วยคุณลักษณะที่ดีที่สุด *n อันดับแรก* เพื่อหาจำนวนคุณลักษณะที่เหมาะสมที่สุดสำหรับตัวบ่งชี้ใหม่นี้

อย่างไรก็ดี การหาจำนวนคุณลักษณะที่เหมาะสมที่สุดสำหรับชุดข้อมูลแต่ละชุดก็ยังคงเป็นปัญหา เพราะเราไม่มีทางทราบได้ล่วงหน้าว่าจำนวนที่ให้ผลการทำนายที่ให้กำไรมากที่สุด ควรจะเป็นเท่าไรก่อนการทดลอง ดังนั้นจึงได้เสนอวิธีใหม่ซึ่งสามารถจัดการกับปัญหานี้ได้ นั่นก็คือการใช้ชุดข้อมูลฝึกแบบถ่วงน้ำหนักคุณลักษณะ ด้วยคะแนนจากขั้นตอนวิธี RReliefF โดยการคูณทุกตัวอย่างฝึกในแต่ละคุณลักษณะด้วยสัมประสิทธิ์คุณลักษณะ ซึ่งคำนวณได้ตามสมการที่ (4.5)

$$\text{สัมประสิทธิ์คุณลักษณะตัวที่ } n = \frac{\text{คะแนนคุณลักษณะตัวที่ } n}{\text{คะแนนคุณลักษณะที่มากที่สุด}} \qquad (4.5)$$

ซึ่งการใช้ชุดข้อมูลฝึกในลักษณะนี้มีข้อดีคือ เราไม่จำเป็นต้องหาเลขจำนวนคุณลักษณะที่เหมาะสมที่สุด เพราะเราคูณสัมประสิทธิ์ซึ่งได้มาจากขั้นตอนวิธี RReliefF เพื่อปรับเหมาะข้อมูลฝึกเรียบร้อยแล้ว

4.3.1 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ใช้ข้อมูลชุดเดียวกันกับขั้นตอนที่ 2

4.3.2 วิธีการทดลอง

ทำการทดลองโดยใช้ SVM และเคอร์เนลตัวเดียวกันกับขั้นตอนที่ 2 ซึ่งก็คือใช้พารามิเตอร์ $C = 2$ และ $\gamma = 2$ ซึ่งเป็นผลที่ได้จากการทดลองตอนที่ 1 และใช้ค่า $\theta = 0$ ซึ่งเป็นผลที่ได้จากการทดลองตอนที่ 2

ในการฝึกและทำนายทิศทางราคาหลักทรัพย์ด้วย SVM จะใช้คุณลักษณะที่ดีที่สุด n อันดับแรก โดยที่ n มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n = n_{max} ซึ่งหมายถึงใช้ทุกคุณลักษณะนั่นเอง นอกจากนี้ยังทำการฝึกและทำนายด้วยคุณลักษณะแบบถ่วงน้ำหนักด้วยคะแนนคุณลักษณะด้วย

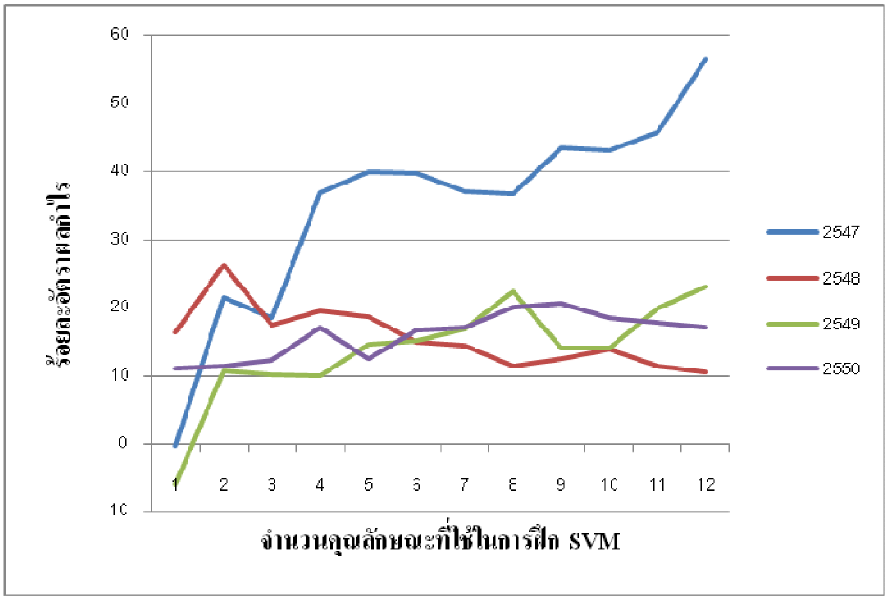
จำลองการซื้อขาย เริ่มต้นด้วยเงิน 100 บาท จะทำการซื้อหลักทรัพย์ด้วยเงินทั้งหมดที่มีเมื่อตัวบ่งชี้ทำนายค่า Y > 0 ขายหลักทรัพย์ที่ถือทั้งหมดเมื่อตัวบ่งชี้ทำนายค่า Y < 0 ในกรณีที่มีคำสั่งซื้อแต่ว่าในขณะนั้นเราถือครองหลักทรัพย์อยู่ก็ให้ถือต่อไป ในทางเดียวกันหากมีคำสั่งขายแต่เราถือเงินสดอยู่แล้วก็ให้ถือเงินสดต่อไป และเมื่อสิ้นสุดปี เราจะวัดอัตราผลกำไรด้วยเงินที่กำไรหรือมูลค่าหุ้นที่กำไร (หักเงินต้นออกแล้ว) เราแบ่งการทดลองออกเป็น 3 กลุ่ม ดังนี้

1. กลุ่มลักษณะประเภทตามแนวโน้ม ใช้คุณลักษณะ X_1 ถึง X_{12} เพื่อทำนายค่า Y
2. กลุ่มลักษณะประเภทกำลังการเคลื่อนไหว ใช้คุณลักษณะ X_1, X_{13} to X_{24} เพื่อทำนายค่า Y
3. กลุ่มลักษณะผสม ใช้คุณลักษณะ X_1 ถึง X_{24} เพื่อทำนายค่า Y

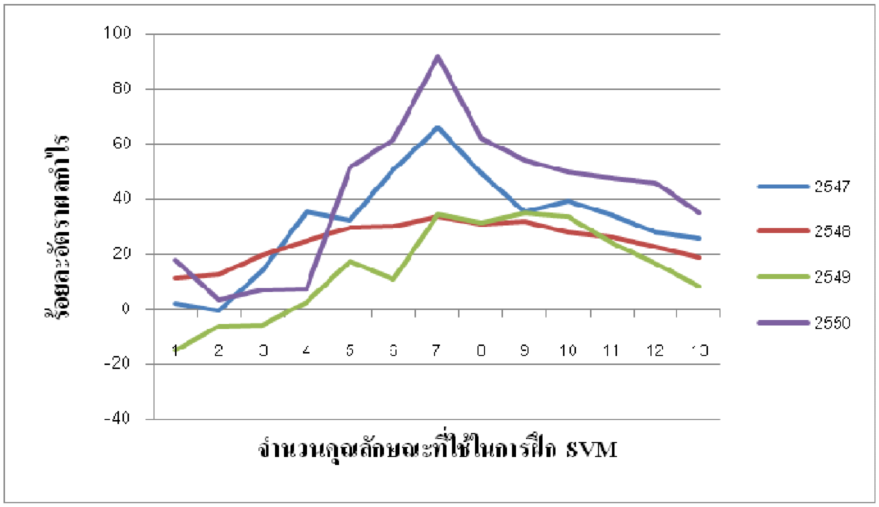
การแบ่งกลุ่มเช่นนี้ เพื่อเปรียบเทียบผลการทดลองระหว่างตัวบ่งชี้ที่ต่างกัน ซึ่งได้ผลการทดลอง ดังที่แสดงในรูปที่ 4.4 ถึง 4.6 และตารางที่ 4.4 ถึง 4.6

4.3.3 ผลการทดลอง

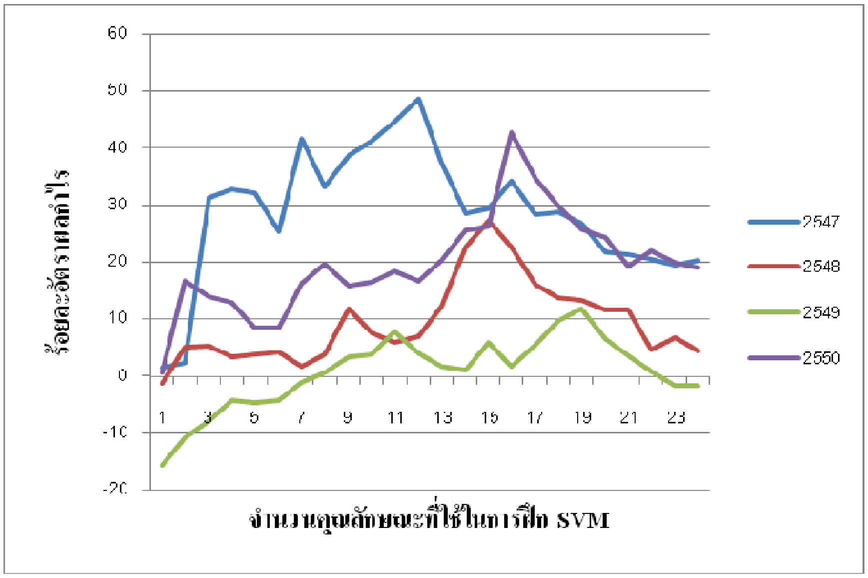
จากการทำการจำลองการซื้อขายตัวบ่งชี้แบบใหม่ ได้ผลการทดลองดังรูปที่ 4.4 ถึง 4.6



รูปที่ 4.4 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้แบบใหม่ที่ฝึกด้วยกลุ่ม 1 – กลุ่มลักษณะประเภทตามแนวโน้ม



รูปที่ 4.5 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้
แบบใหม่ที่ฝึกด้วยกลุ่ม 2 – กลุ่มลักษณะประเภทกำลังการเคลื่อนไหว



รูปที่ 4.6 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้
แบบใหม่ที่ฝึกด้วยกลุ่ม 3 – กลุ่มลักษณะผสม

รายละเอียดการทดลองในขั้นตอนนี้ สามารถดูได้ในภาคผนวก ง

จะเห็นได้ว่า ที่ด้านขวาสุดของแต่ละเส้นกราฟในรูป หมายถึง ใช้ทุกคุณลักษณะในการฝึก และทำนาย นั่นก็เท่ากับไม่ได้ใช้ขั้นตอน RReliefF นั่นเอง

เราสามารถสรุปผลการจำลองการซื้อขายทั้งในแบบที่ไม่ใช้ RReliefF แบบที่เลือกจำนวนคุณลักษณะโดยคัดจากคะแนนของ RReliefF และแบบที่ใช้คะแนนจาก RReliefF มาถ่วงน้ำหนักตัวอย่างฝึกและข้อมูลทำนาย ได้ผลดังตารางที่ 4.4 ถึง 4.6 โดยในแต่ละตารางจะแสดงผล 4 ค่า ได้แก่

1. กำไรที่ได้จากการจำลองการซื้อขาย โดยใช้จำนวนคุณลักษณะครึ่งหนึ่งของจำนวนคุณลักษณะทั้งหมด (กลุ่มที่ 1 และ 2 ใช้คุณลักษณะ 7 ตัว ส่วนกลุ่มที่ 3 ใช้ 13 ตัว)
2. กำไรที่ได้จากการจำลองการซื้อขาย โดยใช้คุณลักษณะที่ให้ผลตอบแทนดีที่สุด*
3. กำไรที่ได้จากการจำลองการซื้อขาย โดยใช้คุณลักษณะแบบถ่วงน้ำหนักด้วยคะแนนคุณลักษณะ
4. กำไรที่ได้จากการจำลองการซื้อขายแบบไม่ใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF

(*) หมายเหตุ - ค่าดีที่สุดในตารางที่ 4.4 ถึง 4.6 นั้นไม่สามารถนำไปใช้จริงได้ เนื่องจากเป็นค่าที่ได้มาหลังจากการทดลอง โดยในการนำไปใช้จริง เราต้องเลือกจำนวนคุณลักษณะที่ใช้ (เลือกค่า n) ก่อน จึงจะทำการฝึกสอน SVM ได้ เหตุผลที่นำมาใส่ในตารางก็เพื่อเปรียบเทียบผลตอบแทนแบบเลือกจำนวนคุณลักษณะครึ่งหนึ่งและแบบให้ผลตอบแทนมากสุดเท่านั้น

ตารางที่ 4.4 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้แบบใหม่เปรียบเทียบการใช้ RReliefF และไม่ใช้ RReliefF ของกลุ่มที่ 1 – ประเภทตามแนวโน้ม

	กลุ่มที่ 1			
	ใช้ RReliefF			ไม่ใช้
	ครึ่งหนึ่ง	ดีที่สุด	ถ่วงน้ำหนัก	-
2547	37.066	56.56	35.94	56.56
2548	14.352	26.26	11.38	10.5
2549	17.007	23.19	0.28	23.19
2550	17.115	20.62	15.91	17.01

ตารางที่ 4.5 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้แบบใหม่เปรียบเทียบการใช้ RReliefF และไม่ใช้ RReliefF ของกลุ่มที่ 2 – ประเภทกำลังการเคลื่อนไหว

	กลุ่มที่ 2			
	ใช้ RReliefF			ไม่ใช้
	ครึ่งหนึ่ง	ดีที่สุด	ถ่วงน้ำหนัก	-
2547	66.324	66.32	17.96	25.93
2548	34.071	34.07	22.54	19.18
2549	34.701	35.16	-10.11	8.45
2550	92.08	92.08	4.88	34.93

ตารางที่ 4.6 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้ตัวบ่งชี้แบบใหม่ เปรียบเทียบการใช้ RReliefF และไม่ใช้ RReliefF ของกลุ่มที่ 3 – ผสม

	กลุ่มที่ 3			
	ใช้ RReliefF			ไม่ใช้
	ครึ่งหนึ่ง	ดีที่สุด	ถ่วงน้ำหนัก	-
2547	37.456	48.7	31.42	20.37
2548	12.266	27.33	6.01	4.53
2549	1.6421	11.88	1.73	-1.61
2550	20.409	42.84	15.2	19.06

4.3.4 วิเคราะห์ผลการทดลอง

จะเห็นว่าการใช้ RReliefF ให้คะแนนเพื่อคัดเลือกคุณลักษณะสำหรับการฝึก โดยเลือกใช้เฉพาะคุณลักษณะที่ได้คะแนนดีเพียงบางคุณลักษณะมาฝึก สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพของการทำนายได้ โดยจะเห็นได้ว่ามีผลกำไรโดยเฉลี่ยสูงกว่าแบบที่ไม่ใช้ RReliefF นั่นเป็นเพราะว่าการฝึกด้วยคุณลักษณะที่จำเป็นเท่านั้น จะทำให้การฝึกซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีประสิทธิภาพดีขึ้น

แต่อย่างไรก็ดี เราไม่สามารถทราบจำนวนคุณลักษณะที่ดีที่สุดสำหรับการฝึกได้ แต่สามารถประมาณได้ว่า หากใช้จำนวนคุณลักษณะมากหรือน้อยเกินไปจะทำให้ประสิทธิภาพการฝึกและทำนายลดลง โดยจำนวนที่ดี จะมีค่าประมาณครึ่งหนึ่งของจำนวนคุณลักษณะที่มีทั้งหมด

ถึงแม้ว่าเราสามารถสรุปได้ว่าจำนวนคุณลักษณะที่ดีที่สุดเป็นครึ่งหนึ่ง แต่ว่าในหลักทรัพย์แต่ละตัวมีคุณลักษณะที่เหมาะสมสำหรับการฝึกและทำนายไม่เหมือนกัน เราจึงไม่สามารถสรุปชุดคุณลักษณะที่ดีที่สุดอย่างเฉพาะเจาะจงได้

การนำคะแนนคุณลักษณะมาใช้ เพื่อปรับน้ำหนักของแต่ละคุณลักษณะแล้วฝึกและทำนายด้วย SVM เป็นวิธีที่ให้ผลกำไรมากกว่าแบบไม่ใช้ RReliefF เข้ามาช่วยเลือกจำนวนคุณลักษณะ ดังที่แสดงในจากตารางที่ 4.4 ถึง 4.6 ซึ่งข้อดีของการใช้ RReliefF ในแนวทางนี้ คือลดปัญหาความยุ่งยากในการที่จะต้องเลือกจำนวนคุณลักษณะที่เหมาะสม แต่ประสิทธิภาพก็อยู่ในระดับต่ำกว่าแบบที่เลือกจำนวนคุณลักษณะเป็นครึ่งหนึ่ง

4.4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวบ่งชี้แบบใหม่กับตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิม

เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวบ่งชี้แบบใหม่ที่เราสร้างขึ้นกับตัวบ่งชี้แบบเก่า จึงได้ทำการจำลองการซื้อขายด้วยตัวบ่งชี้แบบเก่าด้วย แล้วจึงทำการเปรียบเทียบกับผลการทดลองในขั้นตอนที่ 3

4.4.1. ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ใช้ข้อมูลชุดเดียวกันกับขั้นตอนที่ 2 และ 3 แต่นำมาใช้เพียงปี พ.ศ. 2547 ถึง พ.ศ. 2550 เท่านั้น เนื่องจากเราไม่จำเป็นต้องทำการฝึกสอนตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิม แต่เราสามารถทำการซื้อขายโดยอาศัยกฎการซื้อขายของตัวบ่งชี้แต่ละตัวได้เลย

4.4.2 วิธีการทดลอง

ทำการจำลองการซื้อขายด้วยตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิม แล้วเปรียบเทียบผลการทดลองกับผลการทดลองในขั้นตอนที่ 3

4.4.3 ผลการทดลอง

จากการจำลองการซื้อขายด้วยตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิม ได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.7 และ 4.8 ในตารางที่ 4.7 และ 4.8 (B/H ย่อมาจาก Buy-and-Hold หมายถึงการซื้อแล้วถือ ซึ่งก็คือซื้อหลักทรัพย์ตอนต้นปีและดูมูลค่าหลักทรัพย์ตอนสิ้นปี, MA(n) และ BB(n) หมายถึง ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ n วัน และแถบโบลินเตอร์ n วัน ตามลำดับ)

ตารางที่ 4.7 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้กลยุทธ์ซื้อแล้วถือและใช้ตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมประเภทตามแนวโน้ม

	B / H	MA(5)	MA(10)	MA(15)	MA(20)	MA(30)	MA(40)	BB(10)	BB(20)
2547	20.699	3.5899	3.3722	-2.236	-4.078	-4.784	-8.42	-3.072	-5.126
2548	3.4597	-1.314	-1.991	-1.254	0.3731	1.2899	2.6805	-3.524	-1.85
2549	-5.26	0.9352	-4.879	-6.789	-8.82	-8.082	-9.587	-1.682	-5.799
2550	29.365	23.867	16.748	16.641	22.559	16.903	12.819	8.526	11.849

ตารางที่ 4.8 ร้อยละอัตราผลกำไรจากการจำลองการซื้อขายโดยใช้กลยุทธ์ซื้อแล้วถือและใช้ตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมประเภทกำลังการเคลื่อนไหว

	B / H	RSI(5)	RSI(10)	RSI(15)	RSI(20)	SO(5)	SO(10)	SO(15)	SO(20)
2547	20.699	25.608	52.764	46.611	41.907	27.945	30.41	33.309	38.649
2548	3.4597	4.5966	1.0343	1.0468	1.424	0.461	-1.056	-0.656	-2.045
2549	-5.26	2.9519	5.8859	-4.586	0.4421	2.5786	0.5107	-0.406	-1.575
2550	29.365	16.972	11.842	16.878	20.961	13.799	11.258	10.263	14.834

4.4.4 วิเคราะห์ผลการทดลอง

ตารางที่ 4.4 ถึง 4.8 และ รูปที่ 4.4 ถึง 4.6 ที่ได้จากการทดลอง แสดงให้เห็นว่าตัวบ่งชี้แบบใหม่มีประสิทธิภาพสูงกว่าตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมและการนำขั้นตอนวิธี RReliefF เข้ามาช่วย

ทำให้ SVM สามารถให้ผลการซื้อขายหลักทรัพย์ที่ดีขึ้น

จากตารางที่ 4.4 และ 4.7 แสดงให้เห็นว่าตัวบ่งชี้ตัวใหม่กลุ่มที่ 1 (ประเภทตามแนวโน้ม) มีประสิทธิภาพมากกว่าการซื้อแล้วถือและตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมประเภทตามแนวโน้ม ตารางที่ 4.5 และ 4.8 แสดงให้เห็นว่าตัวบ่งชี้ตัวใหม่กลุ่มที่ 2 (ประเภทกำลังการเคลื่อนไหว) มีประสิทธิภาพดีกว่าการซื้อแล้วถือ และตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมประเภทตามแนวโน้มมากและตารางที่ 4.6 แสดงให้เห็นว่าตัวบ่งชี้ตัวใหม่ (ประเภทผสม) ก็มีประสิทธิภาพดีเช่นกัน แต่เมื่อเปรียบเทียบกันระหว่างกลุ่ม กลุ่มที่ 2 มีประสิทธิภาพสูงสุด

ในปี พ.ศ. 2550 อัตราผลกำไรเฉลี่ยจากตัวบ่งชี้ใหม่ในกลุ่มที่ 1 และ 3 ต่ำกว่าการซื้อแล้วถือ ซึ่งในปีนั้นดัชนี SET เพิ่มขึ้นกว่า 20% (จาก 679.84 เป็น 821.71) เราจึงอาจสรุปได้ว่า ตัวบ่งชี้แบบใหม่อาจมีประสิทธิภาพไม่ดีมากเมื่อเทียบกับการซื้อแล้วถือ ในปีที่ตลาดหุ้นอยู่ในสภาวะขึ้นอย่างรุนแรง ซึ่งเหตุผลที่เป็นเช่นนั้น อาจเป็นเพราะธรรมชาติของตัวบ่งชี้ประเภทตามแนวโน้ม จะให้สัญญาณซื้อหลังราคาหลักทรัพย์วิ่งขึ้นไปสักระยะหนึ่ง และให้สัญญาณขายหลังราคาหลักทรัพย์ลงไปสักระยะหนึ่ง แต่ในปีที่ราคาหลักทรัพย์วิ่งขึ้นตลอดโดยแทบไม่มีการลงเลย จึงทำให้ผลกำไรของการใช้ตัวบ่งชี้น้อยกว่าการซื้อแล้วถือ

ในปี พ.ศ. 2547 อัตราผลกำไรเฉลี่ยจากตัวบ่งชี้ใหม่ในกลุ่มที่ 1 และ 3 ต่ำกว่าตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมประเภทกำลังการเคลื่อนไหว แต่ในกลุ่มที่ 2 สามารถทำผลกำไรได้ในระดับที่น่าพอใจ อาจเป็นเพราะในปีนั้นตลาดอยู่ในสภาวะผันผวนมาก ดัชนี SET เคลื่อนไหวโดยเริ่มต้นที่ 772.15 แล้วตกลงสู่ 581.61 จากนั้นเคลื่อนที่ระหว่าง 600 ถึง 680 และสิ้นสุดปีที่ 681.41 ซึ่งเราอาจสรุปได้ว่า ตัวบ่งชี้ใหม่ในกลุ่มที่ 1 และ 3 อาจมีประสิทธิภาพต่ำกว่าตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมในกลุ่มกำลังการเคลื่อนไหว ในปีที่ตลาดอยู่ในสภาวะที่ผันผวนรุนแรง ซึ่งเหตุผลที่เป็นเช่นนั้นอาจเป็นเพราะธรรมชาติของตัวบ่งชี้แบบในกลุ่มกำลังการเคลื่อนไหว ทำงานโดยอาศัยการแกว่งขึ้นลงของราคาหลักทรัพย์ จึงทำงานได้ดีในสภาวะที่ตลาดผันผวนมาก เพราะราคาหลักทรัพย์แกว่งตัวมากนั่นเอง ทำให้ตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมและแบบใหม่ในกลุ่มกำลังการเคลื่อนไหว สามารถทำกำไรได้ดี

ในปี พ.ศ. 2548 และ 2549 อัตราผลกำไรเฉลี่ยจากตัวบ่งชี้แบบใหม่จากทุกกลุ่ม สูงกว่าการซื้อแล้วถือและตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมทุกชนิด ซึ่งเห็นได้ว่าการซื้อแล้วถือให้ผลตอบแทนที่น่าผิดหวัง คือร้อยละ 3.46 และ 5.26 และตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมก็ทำผลงานได้ไม่ดีนัก ซึ่งอาจกล่าวได้ว่าตัวบ่งชี้แบบใหม่นี้ มีแนวโน้มที่จะทำงานได้ดีกว่าการซื้อแล้วถือและตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมในสภาวะตลาดปกติหรือสภาวะตลาดขาลง เพราะทั้งการซื้อแล้วถือและตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมนั้น สามารถทำกำไรได้ไม่มากนักในสภาวะตลาดเช่นนี้ แต่ตัวบ่งชี้แบบใหม่สามารถทำกำไรได้ดีในทุกสภาวะตลาดอยู่แล้ว

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้นี้ เราได้ใช้ตัวบ่งชี้การซื้อขายแบบดั้งเดิมกับตัวแปรหลายแบบ มาคัดเลือกโดยใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF เพื่อเลือกลักษณะข้อมูลขาเข้า จากนั้นจึงใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเป็นตัวกำหนดน้ำหนักว่า เราควรเชื่อตัวบ่งชี้การซื้อขายที่ผ่านการคัดเลือกมากน้อยเพียงใด ผลที่ได้คือเราสามารถตัวบ่งชี้ตัวใหม่ที่มีประสิทธิภาพเพื่อนำไปใช้สำหรับการลงทุนได้

ข้อดีของตัวบ่งชี้แบบใหม่ที่สร้างขึ้น คือ สามารถใช้ได้ดีในทุกสภาวะตลาด มีประสิทธิภาพในการทำกำไรได้มากแต่ในขณะเดียวกันก็สามารถจำกัดความเสียหายจากการขาดทุนได้ดี นอกจากนี้ยังไม่ต้องทำการทดลองเพื่อดูความเหมาะสมระหว่างตัวบ่งชี้กับหลักทรัพย์หลายๆรอบ

เหตุผลที่ทำให้ตัวบ่งชี้แบบใหม่ที่เราสร้างขึ้นจาก SVM มีประสิทธิภาพดีกว่าตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมก็คือ

1. ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใช้การเรียนรู้จากข้อมูลในอดีต ทำให้มีความยืดหยุ่นและสามารถปรับเหมาะกับหลักทรัพย์แต่ละตัวได้มากกว่าตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิม
2. ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนทำให้เราสามารถผสมตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมหลายตัวเข้าด้วยกันและนำข้อดีของตัวบ่งชี้แต่ละตัวมาผสมกันได้

เหตุผลที่ทำให้ขั้นตอนวิธี RReliefF สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพของซัพพอร์ตเวกเตอร์-แมชชีนได้ก็คือ ขั้นตอนวิธี RReliefF สามารถวิเคราะห์ความสำคัญของแต่คุณลักษณะโดยดูจากตัวอย่างฝึก และให้คะแนนกับแต่ละคุณลักษณะทำให้เราสามารถเลือกเฉพาะคุณลักษณะที่สำคัญและตัดคุณลักษณะที่ไม่สำคัญออกจากการฝึกและการทำนายได้ จึงทำให้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเรียนรู้ได้ถูกต้องและแม่นยำมากขึ้น

ถึงแม้ว่าผลการทดลองแสดงให้เป็นว่า ตัวบ่งชี้แบบใหม่นี้สามารถทำกำไรได้มากกว่าการซื้อแล้วถือและตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิมมาก แต่ยังคงมีข้อจำกัดที่จะนำไปใช้ได้จริง คือ การจำลองการซื้อขายในการทดลองทำในกรณีอุดมคติ ไม่ได้คิดค่านายหน้าการซื้อขาย เงินปันผล ถือว่าซื้อขายหลักทรัพย์ได้เสมอโดยไม่คำนึงถึงปริมาณหลักทรัพย์ที่มีให้ซื้อขายในตลาด และสามารถซื้อขายได้แม้ราคาเปิดการซื้อขายจะต่างไปจากราคาปิดของวันก่อนหน้ามาก ดังนั้นหากจะนำไปใช้ในอุตสาหกรรมการลงทุนจริง ยังคงต้องทำการวิจัยเพิ่มเติม โดยจำลองสภาพตลาดหลักทรัพย์ให้ใกล้เคียงกับความเป็นจริงด้วย

5.2 ข้อเสนอแนะ

1. ศึกษากลยุทธ์การซื้อขายหลักทรัพย์แล้วนำมาผสานกับงานชิ้นนี้ อาจสามารถเพิ่มผลกำไรในการซื้อขายด้วยตัวบ่งชี้ใหม่นี้ได้

2. ต้องศึกษาการจัดการบริหารความเสี่ยง ก่อนที่จะนำงานวิจัยนี้ไปใช้งานจริงได้

3. ผสานการวิเคราะห์เชิงพื้นฐานเข้าไปในการซื้อขายด้วย

4. หลักทรัพย์แต่ละตัวมีพารามิเตอร์ที่เหมาะสมต่างกัน หากแยกกันปรับเหมาะพารามิเตอร์ เช่น C, γ, ค่าขีดแบ่ง, จำนวนปีที่ใช้เป็นข้อมูลฝึก, เพิ่มความถี่ในการฝึก จะได้ผลกำไรที่ดีขึ้น

รายการอ้างอิง

[1] P.J. Kaufman, New Trading System and Methods, John Wiley & Sons, Inc., 2005.

[2] Reuter (Thailand), and IRS, การวิเคราะห์หลักทรัพย์โดยใช้วิธีทางเทคนิค, 1998. http://www.taladhoon.com/taladhoon/lib.shtml.

[3] D.d.l. Fuente, G. Alejandro, L. Jaime, and G.A. mez. Genetic algorithms to optimise the time to make stock market investment. Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation. ACM Press, 2006.

[4] C. Grosan, A. Abraham, V. Ramos, and S.Y. Han. Stock Market Prediction Using Multi Expression Programming. Portuguese conference on Artificial intelligence, 2005.

[5] C.M. Bishop. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, 1995.

[6] A. Skabar, and I. Cloete. Neural networks, financial trading and the efficient markets hypothesis. Proceedings of the twenty-fifth Australasian conference on Computer science, 2002

[7] S.-I. Wu, and R.-P. Lu, Combining artificial neural networks and statistics for stock-market forecasting. Proceedings of the 1993 ACM conference on Computer science. ACM Press, 1993.

[8] Y.-K. Kwon, S.-S. Choi, and B.-R. Moon. Stock prediction based on financial correlation. Proceedings of the 2005 conference on Genetic and evolutionary computation. ACM Press, 2005.

[9] J. Luu, and P.J. Kennedy. Investigating the size and value effect in determining performance of Australian listed companies: a neural network approach. Proceedings of the fifth Australasian conference on Data mining and analystics, 2006.

[10] O. Ivancic. Applications of Support Vector Machine in Chemistry. Wilwy-VCH, Weinheim, 2007.

[11] B. Scholkopf, C. Burges, and A.J. Smola, Advances in Kernel Methods: Support Vector Machines, MIT Press, Cambridge, MA, 1998.

[12] B. Scholkopf, and A.J. Smola, A tutorial on support vector regression. Kluwer Academic Publishers, pp. 199–222, 2004.

[13] H. Ince, and H.I. T.B. Trafalis, Support vector machine for regression and applications to financial forecasting. Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN 2000), 2000.

[14] A. Fan, and M. Palaniswami. Stock selection using support vector machines. International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN 01), 2001.

[15] H. Yang, I. King, and L. Chan. Non-fixed and asymmetrical margin approach to stock market prediction using Support Vector Regression. Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP '02), 2002.

[16] L.J. Cao, and F.E.H. Tay. Support vector machine with adaptive parameters in financial time series forecasting. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003.

[17] M. Robnik-Sikonja, and I. Kononenko. An adaptation of Relief for attribute estimation in regression. Proceedings of the Fourteenth International Conference (ICML'97). Morgan Kaufmann Publishers, 1997.

[18] M. Robnik-Sikonja, and I. Kononenko. Theoretical and Empirical Analysis of ReliefF and RReliefF. Machine Learning Journal, 2003.

[19] พิตติพล คันธวัฒน์ และ วีรวรรณ จตุรงคปัญญา. โปรแกรมทำนายราคาหลักทรัพย์โดยใช้ข่ายงานประสาทเทียม. ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพมหานคร, 2004.

[20] วิชชุพันธ์ อาวัชนาการ. การทำนายราคาหลักทรัพย์ประเภทหุ้นสามัญในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยโดยใช้ข่ายงานประสาทเทียม. ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพมหานคร, 2005.

[21] P. Belford. Candlestick stock analysis with genetic algorithms. Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation. ACM Press, 2006.

[22] Y. Khalifa, O. Salem, and A. Shahin. Cutting stock waste reduction using genetic algorithms. Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation. ACM Press, 2006.

[23] Y. Wei, and D.C. Christopher. Evolving robust GP solutions for hedge fund stock selection in emerging markets. Proceedings of the 9th annual conference on Genetic and evolutionary computation. ACM Press, 2007.

[24] P. Lipinski. ECGA vs. BOA in discovering stock market trading experts. Proceedings of the 9th annual conference on Genetic and evolutionary computation. ACM Press, 2007.

[25] H. Ince, and T.B.Trafalis. Kernel principal component analysis and support vector machines for stock price prediction. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2004.

[26] H. Yang, I. King, and L. Chan. Non-fixed and asymmetrical margin approach to stock market prediction using Support Vector Regression. Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP '02), 2002.

[27] L.J. Cao, K.S. Chua, and L.K. Guan. c-ascending support vector machines for financial time series forecasting. IEEE International Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering, pp. 317 – 323, 2003.

[28] T.T.Y. Jan, J. Debenham, and S. Simoff. Classify Unexpected News Impacts to Stock Price by Incorporating Time Series Analysis into Support Vector Machine. International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN '06), 2006.

[29] Y.-K. Bao, L. Zhi-Tao, L. Guo, and W. Wang. Forecasting stock composite index by fuzzy support vector machines regression. Proceedings of 2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2005.

[30] H. Subramanian, R. Subramanian, P. Stone, and B.J. Kuipers. Designing safe, profitable automated stock trading agents using evolutionary algorithms. Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation. ACM Press, 2006.

[31] W.S. Ying, and S. Sonia. Portfolio allocation using XCS experts in technical analysis, market conditions and options market. Proceedings of the 2007 GECCO conference companion on Genetic and evolutionary computation. ACM Press, 2007.

[32] J. Yoo, G. Melinda, and L. Langley. An adaptive stock tracker for personalized trading advice. Proceedings of the 8th international conference on Intelligent user interfaces. ACM Press, 2003.

[33] R. Mitsdorffer, J. Diederich, and C. Tan. Rule extraction from technology IPOs in the US stock market. Proceedings of the 9th International Conference onNeural Information Processing (ICONIP '02), 2002.

[34] R.g. Yu, and P. Stone. Performance analysis of a counter-intuitive automated stock-trading agent. Proceedings of the 5th international conference on Electronic commerce. ACM Press, 2003.

[35] A. Suslik, S. Carla, and M.D.S. Freitas. A visual tool to support technical analysis of stock market data. Proceedings of the working conference on advanced visual interfaces. ACM Press, 2006.

[36] S. Ruping, "mySVM," Book mySVM, Series mySVM. University of Dortmund, 2000.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

หลักทรัพย์ที่ใช้ในการทดลอง

ตอนที่ 1 "การเลือกพารามิเตอร์ที่เหมาะสมให้กับ SVM เพื่อใช้ในการฝึกและทำนาย"

ลำดับที่	ชื่อบริษัท	อักษรย่อ
1.	บริษัทหลักทรัพย์ เอเซีย พลัส จำกัด (มหาชน)	ASP
2.	บริษัท บ้านปู จำกัด (มหาชน)	BANPU
3.	ธนาคารกรุงเทพ จำกัด (มหาชน)	BBL
4.	บริษัท โรงพยาบาลบำรุงราษฎร์ จำกัด (มหาชน)	BH
5.	บริษัท ซีพีเซเวนอีเลฟเวน จำกัด (มหาชน)	CP7-11
6.	บริษัท เซ็นทรัลพัฒนา จำกัด (มหาชน)	CPN
7.	บริษัท ไออาร์พีซี จำกัด (มหาชน)	IRPC
8.	บริษัทหลักทรัพย์ กิมเอ็ง (ประเทศไทย) จำกัด (มหาชน)	KEST
9.	บริษัทหลักทรัพย์ เคจีไอ (ประเทศไทย) จำกัด (มหาชน)	KGI
10	บริษัท ไมเนอร์ อินเตอร์เนชั่นแนล จำกัด (มหาชน)	MINT
11.	บริษัท พรีเชียส ชิพปิ้ง จำกัด (มหาชน)	PSL
12.	บริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน)	PTT
13.	บริษัท ปตท. สำรวจและผลิตปิโตรเลียม จำกัด (มหาชน)	PTTEP
14.	ธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน)	SCB
15.	บริษัท ปูนซิเมนต์ไทย จำกัด(มหาชน)	SCC
16.	บริษัท ไทยออยล์ จำกัด (มหาชน)	TOP
17.	บริษัท โทรีเซนไทย เอเยนต์ซีส์ จำกัด (มหาชน)	TTA

ตอนที่ 2 "การเลือก Threshold ที่ดีที่สุดเพื่อจำลองการซื้อขาย"
ตอนที่ 3 "การนำขั้นตอนวิธี RReliefF มาปรับปรุงประสิทธิภาพของ SVM"
ตอนที่ 4 "เปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวบ่งชี้แบบใหม่กับตัวบ่งชี้แบบดั้งเดิม"

ลำดับที่	ชื่อบริษัท	อักษรย่อ
1.	บริษัท แอดวานซ์ อินโฟร์ เซอร์วิส จำกัด (มหาชน)	ADVANC
2.	บริษัท อมตะ คอร์ปอเรชัน จำกัด (มหาชน)	AMATA
3.	บริษัท อะโรเมติกส์ (ประเทศไทย) จำกัด (มหาชน)	ATC
4.	บริษัท บ้านปู จำกัด (มหาชน)	BANPU
5.	ธนาคารกรุงศรีอยุธยา จำกัด (มหาชน)	BAY
6.	ธนาคารกรุงเทพ จำกัด (มหาชน)	BBL
7.	บริษัท บีอีซี เวิลด์ จำกัด (มหาชน)	BEC
8.	บริษัท ทางด่วนกรุงเทพ จำกัด (มหาชน)	BECL
9.	บริษัท กรุงเทพดุสิตเวชการ จำกัด(มหาชน)	BGH
10	บริษัท เจริญโภคภัณฑ์อาหาร จำกัด (มหาชน)	CPF
11.	บริษัทเดลต้า อีเลคโทรนิคส์ (ประเทศไทย) จำกัด (มหาชน)	DELTA
12.	บริษัท ผลิตไฟฟ้า จำกัด (มหาชน)	EGCO
13.	บริษัท ฮานา ไมโครอิเล็คโทรนิคส จำกัด (มหาชน)	HANA
14.	บริษัท อิตาเลียนไทย ดีเวล๊อปเมนต์ จำกัด (มหาชน)	ITD
15.	ธนาคารกสิกรไทย จำกัด (มหาชน)	KBANK
16.	ธนาคารเกียรตินาคิน จำกัด (มหาชน)	KK
17.	ธนาคารกรุงไทย จำกัด (มหาชน)	KTB
18.	บริษัทแลนด์แอนด์เฮ้าส์ จำกัด (มหาชน)	LH
19.	บริษัท พรีเชียส ชิพปิ้ง จำกัด (มหาชน)	PSL
20.	บริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน)	PTT
21.	บริษัท ปตท. สำรวจและผลิตปิโตรเลียม จำกัด (มหาชน)	PTTEP
22.	บริษัท ผลิตไฟฟ้าราชบุรีโฮลดิ้ง จำกัด (มหาชน)	RATCH
23.	บริษัท อาร์ ซี แอล จำกัด (มหาชน)	RCL
24.	ธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน)	SCB
25.	บริษัท ปูนซิเมนต์ไทย จำกัด(มหาชน)	SCC

26.	บริษัท ปูนซีเมนต์นครหลวง จำกัด (มหาชน)	SCCC
27.	บริษัท การบินไทย จำกัด (มหาชน)	THAI
28.	ธนาคารทหารไทย จำกัด (มหาชน)	TMB
29.	บริษัท ไทยพลาสติกและเคมีภัณฑ์ จำกัด (มหาชน)	TPC
30.	บริษัท ทีพีไอ โพลีน จำกัด (มหาชน)	TPIPL
31.	บริษัท ทรู คอร์ปอเรชั่น จำกัด (มหาชน)	TRUE
32.	บริษัท โทรีเซนไทย เอเยนต์ซีส์ จำกัด (มหาชน)	TTA
33.	บริษัท ไทยยูเนียน โฟรเซ่น โปรดักส์ จำกัด (มหาชน)	TUF

ภาคผนวก ข

รายละเอียดผลการทดลองหาค่า γ และค่า C

1. ผลการทดลองหาค่า γ

	γ										
	10	8	5	3	2	1	0.5	0.3	0.2	0.1	0.01
MINT	60.99	94.19	92.22	54.67	43.38	37.78	33.21	58.26	44.73	63.92	71.84
KGI	142.48	142.20	-21.70	-17.43	-7.21	-5.10	219.54	256.21	288.15	220.45	284.45
KEST	-45.10	-8.17	-10.45	10.38	22.81	0.26	0.30	9.61	-18.18	-24.22	-20.03
ASP	-31.25	-30.02	-8.35	-14.88	-25.02	-29.33	-27.43	-17.20	-5.12	-24.76	21.29
SCB	0.49	-0.38	22.89	34.47	21.30	15.35	6.02	-6.45	-6.60	0.90	-11.56
BBL	-6.10	-2.53	1.83	11.22	20.40	12.16	3.11	11.87	11.17	1.82	27.96
CPN	47.40	40.40	33.11	44.07	39.22	41.56	23.44	30.84	17.96	3.17	31.40
SCC	-11.67	-12.99	0.33	-6.03	-2.91	-5.67	-10.43	-10.53	-15.22	-10.89	6.26
TOP	49.50	46.88	75.16	75.57	30.14	35.61	39.53	44.31	36.91	34.12	15.02
PTTEP	5.78	5.78	5.78	5.78	5.78	5.13	4.46	3.16	3.16	-1.84	-2.44
PTT	29.85	29.72	26.26	40.05	47.77	41.00	30.50	28.99	22.72	4.03	36.51
IRPC	861.2	795.6	1399.1	1243.01	1379.4	1441.5	-41.12	-26.81	-57.32	5.98	51.75
BANPU	-10.79	-10.34	-3.94	2.68	3.54	-4.57	-3.01	-5.36	-9.24	-19.16	-8.31
TTA	-23.49	-18.68	-27.44	-30.40	-21.94	-23.82	-17.31	-32.06	-31.44	-27.36	-0.28
PSL	-18.48	-23.10	-17.23	-4.16	-0.60	15.54	11.51	-4.34	-4.64	1.78	-5.32
CP7-11	-52.63	-52.63	-54.54	-53.35	-54.83	-47.73	-49.94	-51.72	-50.83	7.13	-7.66
BH	69.88	69.71	67.80	47.87	45.40	30.95	30.27	38.35	40.96	28.18	30.11
average	53.29	54.70	83.59	74.89	84.01	83.80	15.72	21.58	17.97	14.77	27.13

2. ผลการทดลองหาค่า C

	C										
	1	2	5	10	20	40	60	80	100	200	400
MINT	25.62	27.93	29.17	21.92	41.64	41.64	41.64	41.64	41.64	41.64	41.64
KGI	-11.12	-8.87	-9.06	-16.16	-19.23	-26.13	-26.13	-26.13	-26.13	-26.13	-26.13
KEST	-11.39	-7.53	-9.39	-7.17	-6.20	-6.20	-6.20	-6.20	-6.20	-6.20	-6.20
ASP	-13.55	13.76	23.19	7.79	8.83	8.83	8.83	8.83	8.83	8.83	8.83
SCB	16.79	10.94	16.12	15.11	15.95	15.95	15.95	15.95	15.95	15.95	15.95
BBL	16.20	8.95	4.19	3.71	3.48	3.48	3.48	3.48	3.48	3.48	3.48
CPN	33.78	19.60	46.02	49.08	56.18	56.18	56.18	56.18	56.18	56.18	56.18
SCC	7.76	-1.44	4.17	6.72	6.72	6.72	6.72	6.72	6.72	6.72	6.72
TOP	13.06	5.04	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
PTTEP	20.26	18.46	18.56	12.59	17.24	17.24	17.24	17.24	17.24	17.24	17.24
PTT	-7.93	-11.50	-12.96	-6.04	-4.31	-4.31	-4.31	-4.31	-4.31	-4.31	-4.31
IRPC	17.45	30.01	28.63	28.31	14.88	14.59	18.35	13.79	16.97	16.00	1.18
BANPU	54.04	34.44	71.68	71.68	71.68	71.68	71.68	71.68	71.68	71.68	71.68
TTA	-14.30	-14.21	-1.65	5.33	5.33	5.33	5.33	5.33	5.33	5.33	5.33
PSL	53.18	31.58	40.81	31.87	31.87	31.87	31.87	31.87	31.87	31.87	31.87
CP7-11	7.14	-0.77	3.39	3.36	1.34	12.39	12.39	12.39	12.39	12.39	12.39
BH	15.89	6.73	12.15	14.85	13.66	19.55	19.55	20.45	27.48	27.48	27.48
average	24.26	22.47	22.75	21.18	24.56	23.03	23.25	23.41	22.36	22.99	23.75

ภาคผนวก ค

ผลการจำลองการซื้อขายเพื่อหาค่าขีดแบ่งที่ดีที่สุดสำหรับการทดลอง

1.กลุ่มประเภทตามแนวโน้ม

<u>ปี พ.ศ. 2547</u>

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	-13.5305	-8.47495	-7.05492	-2.44587	-2.55505	-6.83753
AMATA	-38.2052	-40.0514	-37.7079	-39.2928	-43.3018	-40.7104
ATC	1691.207	1709.176	1723.535	1773.267	1817.305	1937.101
BANPU	-8.80933	-4.80863	-6.15187	-0.13673	5.374384	7.562482
BAY	-6.32309	-6.57148	-1.88518	11.18755	5.825365	16.21327
BBL	42.71189	31.26162	29.90489	30.10788	24.66508	26.77339
BEC	-4.05626	5.259168	14.40598	2.644444	14.35553	0.240493
BECL	-8.31387	-12.1078	-17.5863	-18.1122	-6.70334	-9.71867
BGH	20.00309	17.58512	16.75823	9.335017	8.013344	21.46643
CPF	-19.9697	-18.6577	-21.5238	-14.374	-19.4197	-20.6527
DELTA	-16.6413	-23.809	-30.5905	-35.7959	-38.2143	-27.5324
EGCO	-33.4589	-28.9413	-25.9715	-22.9732	-22.2984	-26.8254
HANA	-22.2734	-22.7728	-24.0007	-23.4207	-15.9574	-2.95385
ITD	32.71668	21.8434	31.313	29.2928	33.62952	16.64589
KBANK	6.664491	-4.47569	4.444647	4.447341	0.213969	8.450424
KK	-9.00816	-9.70275	-2.81809	10.89881	0.699449	0.921047
KTB	-44.4306	-48.6012	-42.2929	-39.5764	-41.3288	-41.7407
LH	43.38468	42.47628	39.72112	45.59022	47.55463	33.14063
PSL	3.286839	-2.43362	-4.50614	-13.8647	-18.6136	-14.1966
PTT	10.52296	10.11517	3.234291	2.406955	1.156366	-5.32948
PTTEP	5.077887	4.558122	6.758523	-8.64328	-8.8116	-2.98656
RATCH	-16.7461	-16.7567	-16.8594	-11.2507	-10.591	-7.65286
RCL	86.47466	90.75241	84.5388	79.01981	84.32327	75.8724
SCB	43.23138	32.76948	28.33486	19.18467	43.17035	39.00391
SCC	13.64787	8.767426	12.73708	10.89482	14.55927	14.61122
SCCC	28.42708	30.81905	26.20634	49.36421	52.82893	71.85309
THAI	-31.0441	-35.2905	-33.9481	-33.0464	-44.2122	-39.7403
TMB	-14.6501	-14.2362	-16.0947	-20.4697	-12.8378	-16.9742
TPC	-31.3343	-30.9198	-36.0825	-39.9998	-40.1779	-38.4141
TPIPL	-8.03184	-13.0914	-12.2951	1.913381	-3.85529	-0.86936
TTA	-33.6618	-34.5705	-29.2586	-32.061	-35.4778	-36.0832
TUF	-9.48434	-9.75945	-1.96978	-0.26541	6.043422	-10.3051
TRUE	5.05923	3.069603	-9.12086	22.45251	-28.5466	-53.7514
average	50.37705	49.16425	49.82345	52.91754	53.53987	56.56306

ปี พ.ศ. 2548

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	-14.4529	-18.5825	-18.7476	-18.8757	-19.8209	-18.5066
AMATA	68.45718	78.93826	106.4131	91.74921	84.04591	78.9516
ATC	10.13514	12.93519	12.93519	12.93519	12.93519	14.95267
BANPU	-13.7947	-16.4429	-14.9418	-8.86549	-1.80446	1.388907
BAY	38.0221	28.52215	35.7648	38.43481	23.79049	22.46743
BBL	15.80707	20.70367	20.77916	31.78427	36.60034	35.22503
BEC	-7.17533	-11.6744	-16.6308	-12.1278	-6.00032	-1.52758
BECL	-9.58651	-12.1247	-16.4929	-17.744	-22.5642	-22.7652
BGH	3.603756	1.184166	-1.91637	-4.53665	7.718909	2.815723
CPF	24.93701	31.88988	42.74285	44.03524	45.74652	64.36533
DELTA	-4.89479	1.036894	-15.0741	-22.6551	-26.692	-34.9037
EGCO	10.53337	4.04532	3.343737	4.293537	7.161629	19.55388
HANA	16.57814	1.357281	-2.88934	5.512285	15.78858	-0.31711
ITD	58.45807	79.38722	76.25853	78.5638	69.33042	61.97749
KBANK	64.45743	59.37203	58.75415	54.62884	49.805	49.00324
KK	10.21447	9.343529	15.35744	15.5465	25.45333	26.09646
KTB	-28.8888	-26.8663	-28.5093	-30.7841	-32.9008	-32.532
LH	-21.6067	-18.6615	-16.1729	-11.6654	-14.3902	-20.4758
PSL	-19.0855	-5.77688	-13.0355	-9.01517	-8.55413	-0.82156
PTT	22.43588	13.3558	12.9392	30.13133	32.86211	31.50735
PTTEP	23.94146	30.24486	31.81562	20.58606	17.96334	12.70971
RATCH	-1.28537	-4.85364	-3.84249	-7.36738	-8.76964	-6.97321
RCL	0.078511	-6.76723	-3.10283	2.000594	13.06148	11.19341
SCB	42.83072	41.44399	32.75882	36.74363	34.07002	27.62905
SCC	-4.56825	5.374515	0.452447	-4.76983	2.803147	4.596591
SCCC	8.26186	5.971587	12.6401	21.3258	20.77749	11.04866
THAI	-3.14052	-1.89009	-1.37643	5.625236	25.36053	28.68651
TMB	18.69913	23.92607	27.02301	8.971798	2.415657	2.958357
TPC	-23.2761	-21.2665	-13.8411	-9.56861	-25.2352	-9.63874
TPIPL	5.492401	0.452638	20.32375	11.48913	-1.54579	-11.8807
TTA	17.91126	14.27675	12.86125	14.28195	12.27753	11.17036
TUF	-0.14039	-12.9337	-18.5079	-25.9759	-28.5788	-31.7233
TRUE	39.66025	7.470965	17.58665	38.58213	17.48862	20.23635
average	10.56423	9.49674	10.77783	11.61425	10.92727	10.49904

ปี พ.ศ. 2549

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	-15.373	-21.3172	-22.5797	-26.2526	-34.5176	-29.8164
AMATA	-10.5915	-9.19379	-8.35854	10.72594	15.50678	22.47132
ATC	366.1759	373.0315	373.0315	385.9324	519.744	526.7865
BANPU	41.63533	47.47713	49.56134	51.30801	64.76389	64.96903
BAY	19.89777	7.055223	8.597994	0.137043	-3.18607	-7.1642
BBL	-18.3448	-17.7192	-14.3241	-15.6235	-15.5656	-15.4616
BEC	32.76062	46.73129	56.36667	45.42545	46.55856	54.64486
BECL	-4.63954	4.588437	7.770753	-7.50098	-6.5132	1.2061
BGH	36.25988	34.93834	28.67465	30.21438	31.31897	42.00516
CPF	-26.5495	-18.5413	-12.0108	-10.2482	-11.4641	-7.22312
DELTA	-6.24681	-12.1672	-1.26176	2.641285	7.178545	19.69667
EGCO	-14.2275	-18.5883	-15.6536	-14.5081	-7.65258	-16.3921
HANA	-5.22862	-16.151	-13.6616	-19.3624	-23.4162	-23.0525
ITD	-23.1618	-30.0281	-29.5421	-23.3311	-15.7157	-27.0912
KBANK	-18.5468	-17.7322	-17.8709	-19.9815	-16.8153	-7.59955
KK	70.44851	69.9518	57.3818	60.77079	64.30183	46.31875
KTB	-20.5543	-38.8167	-37.2769	-32.4835	-42.4838	-33.4492
LH	-22.2555	-7.6416	9.685886	-5.22932	-5.05022	3.003955
PSL	48.50572	34.36369	49.66397	52.77946	42.59613	88.25152
PTT	-2.11748	-7.20894	-10.0185	4.075921	11.37067	13.95805
PTTEP	21.24689	20.91379	34.58981	59.54668	35.96498	37.24217
RATCH	4.074526	-3.04482	3.539574	6.028378	-8.47815	-9.51407
RCL	36.35854	35.62054	10.24514	12.02406	4.461336	7.046247
SCB	-1.79158	-16.835	-20.1644	-13.1145	13.58337	19.68265
SCC	8.233297	2.961624	-2.20892	-7.7202	-10.1982	-13.0532
SCCC	-22.1709	-23.7461	-28.2569	-14.0806	-16.4374	-26.1238
THAI	2.883709	0.333846	1.930451	12.66956	6.736374	-3.75519
TMB	-25.3224	-32.0479	-31.3321	-33.4808	-39.2183	-24.6657
TPC	-12.2565	-7.75234	-6.17081	1.471663	2.78846	1.966381
TPIPL	5.095637	11.46685	18.33025	24.98784	0.407875	2.362406
TTA	7.70694	27.73399	39.55595	43.62254	66.16474	57.00233
TUF	-24.934	-30.5801	-26.5492	-29.7732	-24.1468	6.858289
TRUE	34.09518	32.55081	30.8962	29.45225	30.95254	-5.91092
average	13.97169	12.74567	14.62367	17.00373	20.71333	23.18787

ปี พ.ศ. 2550

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	9.886694	-4.29832	-6.61785	-19.2109	-20.7685	-25.2439
AMATA	13.70647	25.1683	28.04866	29.09403	22.08571	47.30328
ATC	81.10013	87.49014	96.31802	50.35447	65.54801	43.98151
BANPU	84.69864	84.76739	40.35139	30.85142	37.80772	110.0716
BAY	8.782959	9.518755	12.63695	9.74003	14.82303	45.67421
BBL	0.472116	-2.41085	-1.65451	-3.23338	13.33808	11.67036
BEC	26.06107	19.57884	29.12208	31.31561	47.34277	51.19945
BECL	6.178653	1.84561	-1.24142	-5.11967	-0.94625	-14.0883
BGH	1.288569	3.985369	6.511259	-13.4474	-20.6305	-19.0982
CPF	-3.59433	-9.97208	-1.58383	-6.90768	4.380274	2.996123
DELTA	18.6006	14.44415	13.06352	13.04841	15.97434	8.821714
EGCO	18.27649	17.07697	22.14586	9.860504	18.69296	15.95341
HANA	-26.65	-28.7109	-27.6373	-33.4094	-25.2279	-34.505
ITD	98.94589	72.4031	31.44333	12.59807	13.01812	51.18866
KBANK	35.33003	22.82152	30.78671	39.771	32.75588	46.37209
KK	-0.93277	0.820375	-2.71354	1.78777	-12.2609	-12.8212
KTB	-0.76299	-9.87377	-10.5324	1.670003	-11.5686	-13.252
LH	3.939545	13.90519	30.27874	35.5199	42.99792	61.46682
PSL	90.26859	62.08392	61.54679	46.13358	51.1679	33.66195
PTT	27.64989	22.53188	22.58858	33.29403	12.19615	1.873815
PTTEP	74.57318	52.39736	80.51026	79.96241	84.27448	77.00716
RATCH	-8.49614	-11.7346	-13.602	-11.2272	-17.0639	-22.5185
RCL	23.81266	32.43295	43.75608	36.01549	54.92289	85.6077
SCB	40.86231	60.94538	51.38303	50.0977	53.96307	52.93772
SCC	-8.71038	-7.20407	-3.32964	-16.4554	-16.2669	-18.6603
SCCC	-10.9934	-12.7372	-13.3792	-6.73718	-11.4759	-10.5806
THAI	9.809721	19.67485	11.80076	2.744925	1.670384	-9.92556
TMB	-15.6845	-27.4542	-27.3452	-22.9526	-18.2469	-19.8014
TPC	4.865718	14.31465	-5.78836	-4.54152	-9.06484	-9.42677
TPIPL	-32.4599	-32.2503	13.56359	20.8507	12.06846	-2.70262
TTA	31.88734	31.88734	30.6129	58.64079	63.352	54.53225
TUF	-35.1258	-32.9982	-34.5157	-31.6598	-35.9273	-27.4009
TRUE	-19.3012	-27.1532	-20.1776	-11.4693	10.7412	-0.93774
average	16.61472	14.03928	14.73787	12.33271	14.35372	17.01081

2.กลุ่มประเภทตามกำลังการเคลื่อนไหว

ปี พ.ศ. 2547

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	10.88083	16.30435	16.30435	16.30435	27.89741	26.11275
AMATA	2.102566	3.439188	1.541221	3.581786	0.91753	6.966889
ATC	832.8359	832.8359	832.8359	832.8359	832.8359	825.3732
BANPU	0	16.03053	5.555558	5.555558	5.555558	8.243728
BAY	0	0	-4	-13.6691	-13.6691	-14.4539
BBL	0	8.333338	5.583751	1.96079	5.948079	5.948079
BEC	0	0	-1.66667	13.54451	3.575194	62.11121
BECL	-18.6483	-13.9729	-13.9729	-13.9729	-21.6198	18.63034
BGH	0.867939	0.867939	0.867939	-7.50151	-11.4799	-37.0036
CPF	0	0	0	6.779659	6.779659	4.64381
DELTA	-20.0059	-13.8395	-11.3142	-2.18649	0.45712	28.51024
EGCO	0	6.474817	6.474817	-7.5	-11.9048	-11.3095
HANA	0	-30.3571	-30.3571	-30.3571	-32.7586	-22.4409
ITD	1.190233	-12.3246	-18.0591	-16.3263	-16.3263	-13.4369
KBANK	12.29947	12.29947	2.941179	-13.2231	-13.2231	-14.0496
KK	12.5	12.5	12.5	-25.6951	-18.7644	-20.6275
KTB	-25	-31.1805	-27.4805	-30.6129	-23.6779	-19.2153
LH	-16.5289	-13.6752	-17.8862	-17.8862	-17.8862	-18.2597
PSL	39.7727	34.37586	18.96351	14.51731	24.57937	4.574454
PTT	2.976191	2.366865	-0.48381	-0.52112	0.63287	4.392386
PTTEP	13.57143	19.54887	20.37907	9.785711	5.563188	7.024264
RATCH	0	0	-3.18471	-9.52381	-9.52381	-8.33334
RCL	105.3572	38.55421	38.55421	38.55421	38.55421	37.34939
SCB	4.255319	4.255319	5.376339	-7.54717	-7.54717	-7.54717
SCC	2.521014	2.521014	-5.42636	-5.42636	-5.42636	-4.65117
SCCC	11.9266	11.9266	-1.6129	4.128695	-7.33201	32.18349
THAI	-14.7532	6.674218	19.91555	65.69681	46.52711	42.68127
TMB	-2.62361	1.656663	-6.71386	-9.11149	-3.40238	-17.724
TPC	-7.31707	-3.046	-2.03606	-2.03606	-2.03606	-2.54629
TPIPL	-20.8093	-9.2274	-1.95482	-1.58076	-1.92514	3.308201
TTA	-38.0645	-31.8695	-42.6622	-46.9158	-53.7299	-58.0001
TUF	0	5.319154	7.6087	2.050781	-13.2848	-15.959
TRUE	0	0	-3.83559	-12.9193	14.19673	23.03886
average	26.94868	26.56944	24.32591	22.44798	22.07582	25.92529

ปี พ.ศ. 2548

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	11.9171	13.089	5.555308	2.875626	4.458344	2.519012
AMATA	0	13.38582	16.12904	49.99999	49.99999	46.34663
ATC	-53.5433	-53.5433	-53.5433	-53.5433	-53.5433	-53.1496
BANPU	-23.3918	-22.9412	-14.9351	-14.9351	-14.9351	-14.9351
BAY	16.87876	16.87876	16.71693	23.18884	50.5977	49.89201
BBL	0	4.999995	1.941752	-3.66973	0.752139	-0.29105
BEC	0	0	0	0	21.25984	10.85408
BECL	21.94195	24.33295	24.33295	12.80725	17.6195	19.48119
BGH	54.90805	44.46671	32.32076	20.35903	17.80976	9.981751
CPF	19.91386	26.25487	24.11842	23.38926	1.713824	45.16521
DELTA	-32.05	-29.727	-38.1822	-44.6351	-46.6094	-48.2142
EGCO	0.621116	0.621116	0.621116	4.516125	3.846157	6.630421
HANA	0	0	26.19047	16.48352	25.24447	39.41375
ITD	-23.6111	-23.6111	-20.6731	-20.6731	-17.8201	-17.5138
KBANK	0	0	29.62964	23.89381	27.27272	27.54461
KK	-3.33334	-3.33334	-5.83333	-5.0145	-27.3862	-1.17134
KTB	17.64705	17.64705	9.193766	12.30314	-0.49351	58.22472
LH	19.28572	19.28572	19.28572	-15.6112	20.11317	9.972644
PSL	8.445681	1.162016	50.22981	3.96595	-4.7195	-17.4448
PTT	110.2253	123.9504	130.1769	119.8197	126.144	153.7668
PTTEP	0	0	0	0	61.64384	61.64384
RATCH	0	0	0	4.458594	5.806446	7.096767
RCL	-14.1732	-7.62712	-7.62711	-7.62711	-7.62711	-6.77966
SCB	0	0	0	-0.06869	8.315611	14.56356
SCC	-6.15385	-6.15385	-6.15385	-6.15385	-6.15385	49.91527
SCCC	-2.12766	11.64687	13.11899	7.806885	6.443489	42.49846
THAI	-6.4625	-9.8093	-13.3813	-12.9656	-20.0972	-19.3106
TMB	0	0	0	6.735754	3.993166	26.44081
TPC	0	0	0	-17.925	-17.925	-54.9687
TPIPL	-6.45161	8.080185	8.080185	8.080185	8.080185	-50.5647
TTA	-28.6713	-28.6713	-28.6713	-28.6713	-28.6713	-29.3706
TUF	3.927875	1.67371	1.340509	10.15037	0.55095	1.892543
TRUE	26.3715	63.48156	168.1672	197.1377	185.2406	262.8351
average	3.397402	6.228461	11.76209	9.590251	12.14923	19.18076

ปี พ.ศ. 2549

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	0	0	-15.6832	-23.1101	-30.8689	-15.5717
AMATA	0	0	0	0	4.712045	15.39096
ATC	-15.9594	-16.601	-18.4919	-8.27829	-8.22963	3.688121
BANPU	0	0	0	0	33.82352	36.73966
BAY	1.65745	1.65745	1.65745	-7.16553	7.172763	21.83729
BBL	0.892854	7.198656	10.9933	9.80382	7.947028	28.30758
BEC	0	0	0	0	0	-2.32558
BECL	-2.04082	11.62791	16.09612	11.99859	11.6329	49.98716
BGH	0	0	0	40.40405	40.2087	41.47184
CPF	0	0	-3.84615	-3.84615	-18.6992	-18.3203
DELTA	0	0	0	0	-7.82122	17.50379
EGCO	0	0	-1.03627	13.01775	-8.84937	53.36808
HANA	0	0	0	-0.86955	4.756761	21.77055
ITD	0	0	0	0	0	-0.4023
KBANK	-11.5108	-11.5108	-11.5108	-2.38096	4.237294	-5.81473
KK	0	0	0	0	0	8.210171
KTB	0	0	-1.6529	-4.03226	1.286948	8.797121
LH	-7.19425	15.82735	-14.8893	-6.01737	2.883005	34.43178
PSL	0	26.70808	61.90476	41.50731	23.75277	58.46356
PTT	0	0	-13.9344	-13.9344	-13.9344	-9.54615
PTTEP	0	0	0	-9.81308	-1.02564	0.841808
RATCH	0	0	0	0	11.74855	13.98864
RCL	0	0	0	8.63874	-12.6316	-23.4449
SCB	0	0	0	0	0	5.77184
SCC	0	0	0	0	-3.9622	8.3601
SCCC	0	3.252029	-14.8241	-7.97963	-32.501	-17.2943
THAI	7.926834	7.926834	7.926834	23.15577	25.19544	20.82393
TMB	0	0	-19.7531	-19.7531	-23.5744	-37.6735
TPC	0	0	0	0	0	3.24775
TPIPL	0	0	-2.92683	-8.58159	-0.26048	-1.22325
TTA	0	0	0	0	0	0.892854
TUF	-11.3416	-9.86395	-15.9807	-21.3755	-23.5579	-34.5472
TRUE	-38.835	-41.0795	-35.9566	-29.9895	-7.02782	-8.85103
average	-2.31529	-0.14718	-2.17902	-0.56367	-0.4117	8.450898

ปี พ.ศ. 2550

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	12.42508	13.0101	9.681892	4.873371	12.73929	27.82734
AMATA	17.44967	65.74674	65.74674	65.74674	54.53218	54.53218
ATC	87.4126	87.4126	90.20979	66.30455	66.12518	25.94608
BANPU	0	0	0	0	115.3006	132.1839
BAY	29.39699	42.26519	42.26519	49.7093	58.53298	71.37589
BBL	0	0	10.71428	5.863905	12.95919	48.55014
BEC	16.8421	18.08511	18.08511	28.41755	39.57149	52.43004
BECL	0	0	2.912414	10.86806	27.07343	61.74952
BGH	0	-10.8108	-10.8108	-10.2041	-1.49254	-1.49254
CPF	-3.0303	-4.2735	-4.2735	-5.08475	-3.88321	-0.32319
DELTA	22.12644	29.31035	29.31035	32.18391	35.91145	49.92533
EGCO	0	0	0	15.43679	14.43299	30.30064
HANA	-22.9358	-22.9358	-22.9358	-22.9358	-19.2308	-22.4615
ITD	0	0	0	0	6.601369	16.87082
KBANK	26.19047	25.67331	21.32978	43.28108	56.20831	72.91293
KK	-5.12821	-4.31035	-4.31035	-4.31035	-5.96017	11.54199
KTB	-9.44877	2.399063	-0.3195	8.813656	33.6776	41.61246
LH	0	0	0	0	0	5.714321
PSL	-23.4483	-23.4483	14.43299	18.08511	40.82108	37.97541
PTT	0	0	10.17964	78.64077	83.92993	92.36724
PTTEP	0	0	-4.87805	5.715942	75.58441	76.70996
RATCH	5.847955	6.395352	2.325583	-2.0287	12.61171	9.447062
RCL	0	0	0	0	0	0.192595
SCB	0	42.37288	42.37288	43.27399	85.35497	61.9275
SCC	0	0	0	0	0	11.33326
SCCC	-3.67647	-3.67647	-2.89966	-0.74941	0.76015	23.03236
THAI	0	0	0	-15.9341	-12.4103	-2.76369
TMB	0	0	-7.06522	-3.35195	16.57128	2.156746
TPC	0	0	0	0.515461	5.130971	9.147906
TPIPL	24.03101	20.93024	-4.65116	-4.65116	10.69947	11.3403
TTA	0	0	0	-15	88.88889	123.9404
TUF	0	0	0	-2.17391	0	-6.25911
TRUE	17.09402	17.09402	19.65813	18.76515	17.96871	22.99873
average	5.79238	9.128478	9.608507	12.4264	28.15184	34.93161

3.กลุ่มผสม

<u>ปี พ.ศ. 2547</u>

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	0	0	3.883493	25.1462	21.59091	18.18182
AMATA	-40.1899	-40.1899	-40.1899	-40.1899	-40.1899	-40.8228
ATC	832.8359	832.8359	832.8359	832.8359	832.8359	825.3732
BANPU	0	0	5.555558	5.555558	5.555558	4.861116
BAY	0	0	0	-13.6691	-13.6691	-13.6691
BBL	0	0	0	1.96079	1.96079	1.96079
BEC	0	0	0	0	0	-31.4286
BECL	0	0	9.375	10.52631	10.52631	10.52631
BGH	83.33333	83.33333	87.5	81.31869	81.31869	82.43107
CPF	0	0	0	0	0	1.612902
DELTA	0	0	0	0	0	1.796401
EGCO	0	0	0	0	-11.9048	-11.3095
HANA	0	0	0	0	-30.3571	-24.6154
ITD	-12.7273	-27.2727	-27.2727	-27.2727	-26.8474	-29.6582
KBANK	0	0	0	-13.2231	-13.2231	-14.0496
KK	0	0	0	0	-24.581	-26.257
KTB	7.142866	7.142866	7.142866	-27.4194	-26.2295	-28.4142
LH	0	0	-16.5289	-17.8862	-17.8862	-18.6992
PSL	12.05673	12.05673	12.05673	12.05673	12.05673	11.34752
PTT	0	11.6129	-1.14286	-1.14286	-1.14286	-1.14286
PTTEP	0	0	3.571427	15.07937	3.571427	6.291211
RATCH	0	0	0	-9.52381	-9.52381	-8.33334
RCL	62.42938	38.55421	38.55421	38.55421	38.55421	37.34939
SCB	0	0	0	-7.54717	-7.54717	-7.54717
SCC	0	0	-5.42636	-5.42636	-5.42636	-4.65117
SCCC	0	0	0	10.90909	0.442719	6.946063
THAI	0	-27.7778	-27.7778	-19.1667	-4.12356	-6.00521
TMB	0	0	0	-3.09279	-3.41416	-2.4E-05
TPC	-6.17284	-16.4835	-4.0404	-3.03559	-3.54062	-3.54062
TPIPL	-17.3639	-18.7186	-21.4994	-34.4164	-32.508	-33.624
TTA	-11.5854	-11.5854	-11.5854	-11.5854	-11.5854	-12.8049
TUF	0	0	5.319154	7.6087	-20.1613	-21.7742
TRUE	0	0	0	0	0	1.886797
average	27.56845	25.56085	25.7676	24.45316	21.35006	20.37023

<u>ปี พ.ศ. 2548</u>

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	0	-0.91743	-6.08696	0.934577	0.934577	-2.80374
AMATA	0	0	10.76922	48.45361	49.99999	48.95832
ATC	-53.5433	-53.5433	-53.5433	-53.5433	-53.5433	-53.1496
BANPU	0	0	-14.9351	-14.9351	-14.9351	-14.9351
BAY	0	0	0	16.40625	20.1613	20.1613
BBL	0	0	0	-1.86916	-3.66973	-3.66973
BEC	0	0	0	0	0	4.644525
BECL	0	0	0	0	-20.5607	-20.5607
BGH	0	0	40.53254	46.60493	46.60493	46.60493
CPF	0	0	0	0	0	8.364094
DELTA	0	0	0	0	0	0
EGCO	0	0	0	0	3.846157	5.880344
HANA	0	0	0	9.278345	33.83839	37.8866
ITD	-35.5469	-35.5469	-28.2609	-21.9126	-21.9126	-22.8591
KBANK	0	0	0	29.62964	27.27272	26.36364
KK	0	0	0	0	-1.72414	-2.24216
KTB	0	0	0	10.83266	16.63176	17.01926
LH	0	0	0	13.60545	-34.596	-18.3201
PSL	-18.0645	-18.0645	-18.0645	-18.0645	-18.0645	-18.0645
PTT	0	0	4.629624	29.14286	29.14286	29.14286
PTTEP	0	0	0	2.608693	61.64384	61.64384
RATCH	0	0	0	4.458594	5.806446	7.096779
RCL	-29.6774	-21.0145	-7.62712	-7.62712	-7.62712	-6.77966
SCB	0	0	0	0	2.941179	6.134176
SCC	0	0	0	5.17242	-7.57576	-7.57576
SCCC	0	0	0	0	0	25.40046
THAI	0	0	0	0	-8.32064	-7.4518
TMB	0	0	0	0	0	0.94074
TPC	0	0	0	0	-17.6166	-17.6166
TPIPL	0	0	-8.73786	-27.6486	-19.264	-12.0926
TTA	-39.2857	-28.6713	-28.6713	-28.6713	-28.6713	-29.3706
TUF	0	0	0	0	15.09434	23.23232
TRUE	0	0	0	0	17.64705	17.64705
average	-5.3369	-4.78054	-3.3332	1.298679	2.22679	4.534227

ปี พ.ศ. 2549

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	0	0	0	-11.9318	-18.4211	26.33748
AMATA	0	0	0	0	-16.3265	2.484006
ATC	-21.858	-18.2515	-14.3305	4.285705	-21.8026	16.95987
BANPU	0	0	0	0	0	-6.10595
BAY	0	0	0	0	-0.55866	-19.7637
BBL	0	0	0	0	-1.78571	2.623528
BEC	0	0	0	0	0	2.325583
BECL	0	0	0	-2.04082	7.526887	-17.7019
BGH	0	0	0	23.00885	39.00001	-45.882
CPF	0	0	0	0	-18.6992	16.89973
DELTA	0	0	0	0	0	-1.74441
EGCO	0	0	0	0	0	-29.8337
HANA	0	0	0	0	0	5.837035
ITD	0	0	0	0	0	-0.93459
KBANK	0	0	0	0	0	13.66186
KK	0	0	0	0	-10.6557	-3.15201
KTB	0	0	0	-1.6529	-1.6529	0.80781
LH	0	-16.7742	-16.7742	-32.4607	-21.1316	-8.92257
PSL	0	0	0	0	0	-16.2308
PTT	0	0	0	0	-10.2564	11.01695
PTTEP	0	0	0	0	-1.02564	1.025641
RATCH	0	0	0	0	0	-2.02609
RCL	0	0	0	0	0	25.22522
SCB	0	0	0	0	0	-4.42547
SCC	0	0	0	0	0	-7.224
SCCC	0	0	-0.78125	-0.78125	-32.4468	28.99877
THAI	0	0	0	0	8.588958	-7.12605
TMB	0	0	0	0	0	-2.16992
TPC	0	0	0	0	0	-0.62894
TPIPL	0	0	0	0	0	-1.48784
TTA	0	0	0	0	0	0
TUF	0	-16.6667	-16.6667	-22.3856	-23.6685	31.94719
TRUE	-6.04396	-6.04396	-6.55737	-34.8855	-30.7832	42.23834
average	-0.84551	-1.74958	-1.67	-2.38921	-4.66966	1.606946

ปี พ.ศ. 2550

	θ					
	0.005	0.004	0.003	0.002	0.001	0
ADVANC	0	0	0	0	0	-2.04082
AMATA	0	0	0	0	56.25	53.50878
ATC	0	0	0	0	-1.69492	-1.25073
BANPU	0	0	0	0	0	132.1839
BAY	0	0	0	21.17647	51.47059	55.81551
BBL	0	0	0	0	0	26.44465
BEC	0	0	0	0	18.08511	44.53125
BECL	0	0	0	10.98902	13.44205	11.87369
BGH	0	0	0	0	-2.116	-1.49253
CPF	0	0	0	0	4.237294	-9.70768
DELTA	0	0	0	0	-6.59341	32.13224
EGCO	0	0	0	0	0	18.1319
HANA	0	0	0	0	-25	-23.2143
ITD	0	0	0	0	0	-2.42424
KBANK	0	0	0	0	34.64568	52.43294
KK	0	0	0	0	-5.12821	2.640581
KTB	-22.6563	-22.6563	-22.6563	-12.9032	-6.77967	0.068474
LH	0	0	0	0	0	-1.33333
PSL	0	0	0	0	8.823526	14.43299
PTT	0	0	0	0	0	83.99999
PTTEP	0	0	0	0	65.07937	66.13757
RATCH	0	-1.0929	-1.0929	-1.0929	4.624271	9.617448
RCL	0	0	0	0	0	0.109875
SCB	0	0	0	31.53846	25.73529	51.58798
SCC	0	0	0	0	0	3.455591
SCCC	0	0	0	0	-6.71642	-1.5625
THAI	0	0	0	0	0	-6.74847
TMB	0	0	0	0	0	0.012147
TPC	0	0	0	0	0	1.67867
TPIPL	0	-37.6984	-37.6984	7.142854	3.174603	2.521598
TTA	0	0	0	0	0	3.052521
TUF	0	0	0	0	0	-6.22944
TRUE	0	0	0	0	0	18.56235
average	-0.68655	-1.86205	-1.86205	1.722748	7.016339	19.05844

ภาคผนวก ง

ผลการจำลองการซื้อขายโดยใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF มาปรับปรุงประสิทธิภาพ

กลุ่มที่ 1 – ประเภทตามแนวโน้ม

	จำนวนคุณลักษณะที่ใช้					
	1	2	3	4	5	6
2004	-0.319	21.523	18.495	36.978	39.955	39.666
2005	16.319	26.262	17.46	19.613	18.584	14.967
2006	-5.863	10.794	10.315	10.051	14.671	15.208
2007	11.058	11.452	12.359	16.994	12.527	16.772

	จำนวนคุณลักษณะที่ใช้							
	7	8	9	10	11	12	Average	Weight
2004	37.066	36.63	43.448	43.137	45.667	56.563	34.901	35.946
2005	14.352	11.337	12.487	13.845	11.457	10.499	15.598	11.385
2006	17.007	22.562	14.101	14.185	19.927	23.188	13.846	0.2839
2007	17.115	20.154	20.617	18.551	17.756	17.011	16.03	15.91

กลุ่มที่ 2 – ประเภทกำลังการเคลื่อนไหว

	จำนวนคุณลักษณะที่ใช้						
	1	2	3	4	5	6	7
2004	2.6074	-0.156	14.23	35.782	32.748	51.138	66.324
2005	11.531	12.77	19.815	25.452	30.07	30.318	34.071
2006	-14.85	-6.013	-5.84	2.7782	17.639	11.113	34.701
2007	18.095	3.4632	7.1367	7.3144	51.754	61.708	92.08

	จำนวนคุณลักษณะที่ใช้							
	8	9	10	11	12	13	Average	Weight
2004	49.842	35.734	39.74	34.278	28.089	25.925	32.022	17.961
2005	31.443	32.142	28.433	26.765	22.833	19.181	24.986	22.549
2006	31.445	35.156	33.922	23.979	16.685	8.4509	14.552	-10.11
2007	62.055	54.406	50.066	47.826	45.926	34.932	41.289	4.8869

<u>กลุ่มที่ 3 – ผสม</u>

	จำนวนคุณลักษณะที่ใช้								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2004	1.5474	2.4375	31.318	32.864	32.187	25.36	41.819	33.281	38.686
2005	-1.117	5.1585	5.378	3.5053	3.9423	4.297	1.9054	3.9321	11.884
2006	-15.67	-10.83	-7.756	-4.315	-4.663	-4.324	-1.048	0.5854	3.3074
2007	0.7202	16.761	13.999	12.97	8.4855	8.6304	16.488	19.781	16.056

	จำนวนคุณลักษณะที่ใช้								
	10	11	12	13	14	15	16	17	18
2004	41.238	44.784	48.696	37.456	28.632	29.371	34.262	28.313	28.771
2005	7.8228	6.1073	7.1167	12.266	22.763	27.326	22.618	16.181	13.831
2006	3.7752	7.7636	3.9635	1.6421	0.9815	5.8424	1.6454	5.4838	9.8272
2007	16.665	18.405	16.781	20.409	25.608	26.317	42.841	34.725	29.932

	จำนวนคุณลักษณะที่ใช้								
	19	20	21	22	23	24	Average		Weight
2004	27.007	21.883	21.441	20.636	19.439	20.37	28.825		31.427
2005	13.357	11.658	11.665	4.8468	6.839	4.5342	9.4924		6.0123
2006	11.881	6.6389	3.5193	0.8605	-1.607	-1.607	0.6626		1.7359
2007	25.919	24.447	19.343	22.042	20.086	19.058	19.853		15.202

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

พิตติพล คันธวัฒน์

จบการศึกษาระดับปริญญาตรีจาก ภาควิชาวิศวกรรมศาสตร์คอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปัจจุบันกำลังอยู่ในศึกษาระดับปริญญาโทที่สถาบันเดียวกัน สนใจศึกษางานเกี่ยวกับการประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่องเข้ากับการเงิน การธนาคารและการลงทุน