ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการพยากรณ์ราคาตราสารอนุพันธ์

นายสุวัชร์ ภิญโญพันธ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2556
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)
เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย
The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)
are the thesis authors' files submitted through the University Graduate School.

SUPPORT VECTOR MACHINES FOR DERIVATIVE PRICE PREDICTION

Mr. Suwat Pinyopan

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science Program in Computer Science
Department of Computer Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Academic Year 2013

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการพยากรณ์ราคาตราสารอนุพันธ์
โดย	นายสุวัชร์ ภิญโญพันธ์
สาขาวิชา	วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ศาสตราจารย์ ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

.....คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

(ศาสตราจารย์ ดร.บัณฑิต เอื้ออาภรณ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุกรี สินธุภิญโญ)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ศาสตราจารย์ ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล)

.....กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชลวิช นัทธี)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สุวัชร์ ภิญโญพันธ์ : ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการพยากรณ์ราคาตราสารอนุพันธ์. (SUPPORT VECTOR MACHINES FOR DERIVATIVE PRICE PREDICTION) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: ศ. ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล, 44 หน้า.

การนำระบบคอมพิวเตอร์มาช่วยในการตัดสินใจซื้อขายหลักทรัพย์สามารถช่วยอำนวยความสะดวกให้แก่นักลงทุนเป็นอย่างมาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งการซื้อขายระยะสั้น เนื่องจากนักลงทุนสามารถส่งคำสั่งซื้อขายล่วงหน้าได้ในเวลาที่ต้องการซื้อหรือขาย การทำให้คอมพิวเตอร์ตัดสินใจซื้อหรือขายได้ในเวลาที่เหมาะสมนั้นจำเป็นต้องอาศัยขั้นตอนวิธีที่มีความแม่นยำในการวิเคราะห์หลักทรัพย์ และสามารถตัดสินใจซื้อขายจากผลการวิเคราะห์ได้อย่างถูกต้องวัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์นี้ คือ การใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมาทำการพยากรณ์ราคาตราสารอนุพันธ์ซึ่งเป็นหลักทรัพย์ประเภทหนึ่ง โดยทำการพยากรณ์ราคาในนาทีถัดไป มีการนำขั้นตอนวิธี RReliefF มาใช้ในการคัดเลือกคุณลักษณะก่อนทำการฝึก ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม คือ แนวโน้มขึ้น แนวโน้มลง และแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอให้ผลตอบแทนที่สูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการซื้อขายแบบ Buy-and-Hold

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ภาควิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อนิสิต .....

สาขาวิชา วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก .....

ปีการศึกษา 2556

5370375521 : MAJOR COMPUTER SCIENCE
KEYWORDS: SUPPRT VECTOR MACHINES / PRICE PREDICTION

SUWAT PINYOPAN: SUPPORT VECTOR MACHINES FOR DERIVATIVE PRICE PREDICTION. ADVISOR: PROF.BOONSERM KIJSRIKUL, Ph.D., 44 pp.

It is very useful for investors to use a computer system for making decision in securities trading, especially in short term trading. This is because investors can pre-order for their securities using a computer whenever they want to buy or sell. To make a computer determine the right moment to buy or sell, it is necessary to develop a highly accurate algorithm for security analysis and making right decision according to the result. The purpose of this thesis is to apply Support Vector Machines to predict a price of derivatives, a kind of securities, for every minute. The RReliefF algorithm is applied to select the attributes before training. The selected attributes are then used for training. Data for experiments which are conducted using simulated trading, are divided into three groups, i.e., up-trend data, down-trend data, and sideways data. The experimental results show that the presented method gives higher return than the traditional Buy-and-Hold trading strategy.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Department: Computer Engineering Student's Signature .....
Field of Study: Computer Science Advisor's Signature .....
Academic Year: 2013

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ไม่สามารถจัดทำได้เสร็จสมบุรณ์ หากไม่มีบุคคลดังต่อไปนี้ ศาสตราจารย์ ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้ให้ความรู้ คำแนะนำต่างๆ ในการวิทยานิพนธ์ครั้งนี้ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุกรี สินธุภิญโญ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชลวิช นัทธี กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย ที่ยอมเสียสละเวลาอันมีค่ามาเป็นกรรมการในการสอบวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ขอขอบพระคุณ คณาจารย์ในภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ทุกท่านที่ได้สอนวิชาความรู้ต่างๆ ที่จำเป็นต่อการจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ รวมถึง เจ้าหน้าที่ธุรการภาควิชาทุกท่านที่ให้ความช่วยเหลือ ประสานงานทางด้านเอกสารต่างๆ ที่จำเป็นต่อการสอบครั้งนี้

ขอบคุณพิตติพล คันธวัฒน์ ที่ให้ความช่วยเหลือในการจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ตั้งแต่เริ่มต้นการทดลอง และขอบคุณ เพื่อน พี่ น้อง ใน MIND LAB ทุกคนที่ช่วยแบ่งปันความรู้ในห้องประชุมทุกสัปดาห์

ขอกราบขอบพระคุณบิดามารดาที่อบรมสั่งสอนเลี้ยงดูข้าพเจ้าจนเติบโตจนถึงทุกวันนี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... จ

กิตติกรรมประกาศ ..... ฉ

สารบัญ ..... ช

บทที่1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 วัตถุประสงค์ 2

1.3 ขอบเขตการดำเนินงาน 2

1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน 2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 3

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 4

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 4

2.1.1 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน 4

2.1.2 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบไม่เชิงเส้น 6

2.1.3 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบถดถอย 8

2.1.4 ขั้นตอนวิธี RReliefF 10

2.1.5 ตราสารอนุพันธ์ (Derivatives) 11

2.1.6 การส่งคำสั่งซื้อขายแบบถี่สูง 12

2.1.7 การวิเคราะห์หลักทรัพย์ 16

2.1.8 ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) 18

2.1.9 ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ 18

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 19

บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน 21

3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง 21

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน 21

3.3 คุณลักษณะที่ใช้ในการฝึก 22

3.4 เส้นแนวโน้มชุดข้อมูลฝึกและทดสอบ 23

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

หน้า

บทที่ 4 ผลการทดลอง 27
4.1 การเตรียมชุดข้อมูลสำหรับฝึก 27
4.2 การคัดเลือกคุณลักษณะด้วยขั้นตอนวิธี RReliefF 27
4.3 การฝึกข้อมูลตัวอย่างฝึกด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน 28
4.4 การพยากรณ์ข้อมูลทดสอบด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน 28
4.5 การประเมินผลการพยากรณ์ 37
4.6 การวัดผลตอบแทนจากการพยากรณ์ 39
บทที่ 5 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ 41
5.1 สรุปผลการทดลอง 41
5.2 ข้อเสนอแนะ 41
รายการอ้างอิง 42
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ 44

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1 ตัวอย่างฟังก์ชันเคอร์เนล.....7

ตารางที่ 2 คุณลักษณะที่ใช้ในการฝึก.....23

ตารางที่ 3 ตารางแสดงคุณลักษณะที่ผ่านการคัดเลือกแล้ว.....28

ตารางที่ 4 ตารางแสดงค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่ใช้คุณลักษณะที่ผ่านการคัดเลือก ด้วยขั้นตอนวิธี RReliefF.....39

ตารางที่ 5 ตารางแสดงค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่ไม่ใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF ที่ฝึกด้วยฟังก์ชันเคอร์แนลแบบ Guassian RBF.....40

ตารางที่ 6 ตารางเปรียบเทียบผลตอบแทนจากการซื้อขายจำลอง.....41

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญรูป

หน้า

รูปที่ 1 ตัวอย่างระนาบหลายมิติ และระยะขอบ.....5

รูปที่ 2 ระนาบหลายมิติแบ่งแยกได้ดีที่สุดและมีระยะขอบมากที่สุด.....6

รูปที่ 3 ระนาบหลายมิติเพื่อแบ่งแยกข้อมูล.....7

รูปที่ 4 SVR แบบระยะขอบอ่อน และ ε -insensitive loss function.....8

รูปที่ 5 รูปแนวโน้มขึ้น.....17

รูปที่ 6 รูปแนวโน้มลง.....18

รูปที่ 7 รูปแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง.....18

รูปที่ 8 ขั้นตอนการฝึกด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....22

รูปที่ 9 รูปแสดงกราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลฝึก.....23

รูปที่ 10 รูปกราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแนวโน้มขึ้นชุดที่ 1.....25

รูปที่ 11 รูปกราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแนวโน้มขึ้นชุดที่ 2.....25

รูปที่ 12 รูปกราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแนวโน้มลงชุดที่ 1.....26

รูปที่ 13 รูปกราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแนวโน้มลงชุดที่ 2.....26

รูปที่ 14 รูปกราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 1.....27

รูปที่ 15 รูปกราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 2.....27

รูปที่ 16 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 1
ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น.....29

หน้า

รูปที่ 17 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 1
ฝึกด้วยฟังก์ชัน Polynomial.....30
รูปที่ 18 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 1
ฝึกด้วย Guassian RBF.....30
รูปที่ 19 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 2
ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น.....31
รูปที่ 20 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 2
ฝึกด้วยฟังก์ชัน Polynomial.....31
รูปที่ 21 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 2
ฝึกด้วย Guassian RBF.....32
รูปที่ 22 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 1
ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น.....32
รูปที่ 23 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 1
ฝึกด้วยฟังก์ชัน Polynomial.....33
รูปที่ 24 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 1
ฝึกด้วยฟังก์ชัน Guassian RBF.....33
รูปที่ 25 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 2
ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น.....34
รูปที่ 26 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 2
ฝึกด้วยฟังก์ชัน Polynomial.....34

รูปที่ 27 กราฟเส้นแสดงผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 2
ฝึกด้วยฟังก์ชัน Guassian RBF.....35
รูปที่ 28 กราฟเส้นพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 1
ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น.....35
รูปที่ 29 กราฟเส้นพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 1
ฝึกด้วยฟังก์ชัน Polynomial.....36
รูปที่ 30 กราฟเส้นพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 1
ฝึกด้วยฟังก์ชัน Guassian RBF.....36
รูปที่ 31 กราฟเส้นพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 2
ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น.....37
รูปที่ 32 กราฟเส้นพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 2
ฝึกด้วยฟังก์ชัน Polynomial.....37
รูปที่ 33 กราฟเส้นพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 2
ฝึกด้วยฟังก์ชัน Guassian RBF.....38

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การลงทุนในตลาดหลักทรัพย์ให้ได้ผลตอบแทนที่นักลงทุนพึงพอใจนั้น จำเป็นต้องมีการวิเคราะห์แนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของราคาได้อย่างแม่นยำ และลดการขาดทุนในการซื้อขายให้น้อยที่สุด การวิเคราะห์ราคาของหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์ [1] ที่นักลงทุนนิยมใช้ในกันอย่างแพร่หลายแบ่งออกเป็น 2 วิธีคือ 1.การวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐาน (fundamental analysis) เป็นการวิเคราะห์จากปัจจัยต่างๆที่เกี่ยวข้อง เช่น วิเคราะห์ผลประกอบการของบริษัทที่ออกหลักทรัพย์นั้นๆ ด้วยงบการเงิน วิเคราะห์อุตสาหกรรมของบริษัทที่ออกหลักทรัพย์และอุตสาหกรรมที่เกี่ยวข้อง และวิเคราะห์สภาพเศรษฐกิจและการเมืองของประเทศ แล้วนำข้อมูลที่ได้มาเปรียบเทียบกับราคาที่ซื้อขายในตลาด ณ ขณะนั้น และ 2.การวิเคราะห์ปัจจัยทางเทคนิค (technical analysis) เป็นการวิเคราะห์จากข้อมูลการซื้อขายที่ผ่านมาในอดีตและอาศัยตัวบ่งชี้ (indicator) ในการกำหนดช่วงเวลาที่ทำการซื้อหรือขาย เพื่อให้ได้ผลการวิเคราะห์ที่มีประสิทธิภาพจึงมีการนำระบบคอมพิวเตอร์เข้ามาใช้ช่วยในการวิเคราะห์ราคาตราสารทางการเงิน โดยเฉพาะทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence)

มีงานวิจัยมากมายที่นำขั้นตอนวิธี (Algorithm) ของปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ในการซื้อตราสารทางการเงิน เช่น ข่ายงานประสาทเทียม (Artificial Neuron Network : ANN) ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm : GA) เป็นต้น ตัวอย่างเช่น Kablan [2] ได้ทำการศึกษาเรื่อง การใช้ Adaptive Neuro Fuzzy Inference System ในพยากรณ์และซื้อขายเงินตราต่างประเทศ ข้อมูลที่ใช้เป็นอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ และ Shen และ Xing [3] ทำการพยากรณ์ดัชนีตลาดหลักทรัพย์ด้วยข่ายงานประสาทเทียม และทำการปรับค่าให้ดีที่สุดด้วยขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม งานวิจัยส่วนมากทำการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงราคาในช่วงเวลา 1 วันหรือราคาในวันถัดไป แต่ในงานวิจัยนี้ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [4] ซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีของปัญญาประดิษฐ์ทำการพยากรณ์ราคาตราสารทางการเงินในนาทีถัดไปซึ่งจะนำไปประยุกต์กับระบบการซื้อขายแบบความถี่สูง (High Frequency Trading : HFT) [5]

งานวิจัยที่ใช้ซัพพอร์เวกเตอร์แมชชีนประยุกต์เข้ากับการซื้อขายตราสารทางการเงิน เช่น Bao และคณะ [6] ได้ทำการศึกษาเรื่องการใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบคลุมเครือในการพยากรณ์ดัชนีตลาดหลักทรัพย์ในวันถัดไป และ งานของพิตติพล [7] ใช้ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนในการพยากรณ์การเปลี่ยนแปลงราคาหลักทรัพย์ในวันถัดไป และมีการใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF [8] ในการเลือกคุณลักษณะ (Attribute) ก่อนทำการฝึก

งานวิจัยที่กล่าวไว้ข้างต้นเป็นการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีทางปัญญาประดิษฐ์ในการซื้อขายตราสารทางการเงินในวันถัดไป ยกเว้นงานของ Kablan ที่ทำการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศในเวลา 5 นาทีถัดไป งานวิจัยนี้ต้องการศึกษาการใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการพยากรณ์ราคาคราสารทางการเงินในนาทีถัดไป ซึ่งคล้ายกับงานของพิตติพล ตรงขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการฝึกและ ขั้นตอนวิธีในการคัดเลือกคุณลักษณะ แต่ต่างกันที่ ผลลัพธ์ในการพยากรณ์ คือ งานของพิตติพล แบ่งผลการพยากรณ์ออกเป็น 3 ประเภทค่า แนวโน้มขาลง แนวโน้มขาขึ้น แนวโน้มคงที่ และใช้หลักทรัพย์ในการทดลอง 20 ชนิดขณะที่งานวิจัยนี้ใช้หลักทรัพย์เพียงหนึ่งชนิด วัดผลเป็นค่าจำนวนจริง และช่วงเวลาในการพยากรณ์สั้นกว่า

1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อศึกษาการนำซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมาประยุกต์ใช้ในการซื้อขายตราสารทางการเงินในระยะสั้น

1.3 ขอบเขตการดำเนินงาน

1. ข้อมูลที่นำมาใช้ทำการทดลองเป็นข้อมูลการซื้อขายของสัญญาซื้อขายล่วงหน้า SET 50 ที่ทำการซื้อขายตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ ถึงเดือน เมษายน พ.ศ.2555

2. การซื้อขายเป็นการจำลองการซื้อขายในระหว่างวัน และในการซื้อขายไม่มีค่านายหน้า

1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน

1. เลือกตราสารอนุพันธ์ที่จะทำการทดลอง
2. เลือกคุณลักษณะสำหรับการฝึกด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
3. ทำการคัดเลือกคุณลักษณะที่มีความสำคัญอย่างแท้จริง
4. นำคุณลักษณะที่ผ่านการคัดเลือกแล้วมาทำฝึกด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
5. ทดสอบผลการฝึกด้วยชุดข้อมูลทดสอบที่เตรียมไว้
6. ทำการจำลองการซื้อขายจากข้อมูลที่ผ่านการทดสอบแล้ว
7. วัดผลตอบแทนจากการจำลองการซื้อขาย
8. วิเคราะห์ผลการทดลอง
9. เรียบเรียงวิทยานิพนธ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ได้เทคนิคในการซื้อขายตราสารอนุพันธ์แบบใหม่สำหรับการซื้อขายภายใน 1 วัน ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เนื้อหาในบทนี้ประกอบด้วย 2 ส่วน คือ ส่วนแรกกล่าวถึง ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง ซึ่งประกอบด้วย ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ขั้นตอนวิธี RReliefF ตราสารอนุพันธ์ การวิเคราะห์หลักทรัพย์ การซื้อขายแบบความถี่สูง และส่วนที่สองคือ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องประกอบด้วย ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ขั้นตอนวิธี RReliefF ตราสารอนุพันธ์ การวิเคราะห์หลักทรัพย์ การซื้อขายหลักทรัพย์แบบความถี่สูง

2.1.1 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machines : SVM)

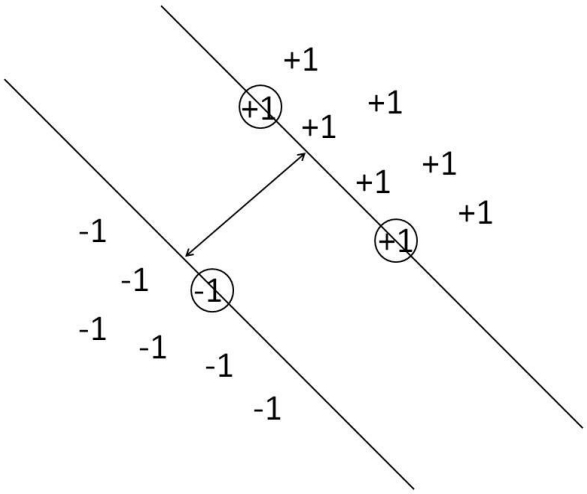
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เป็นเทคนิคที่ได้รับการพัฒนามาจาก Vapnik เพื่อใช้ในการจำแนกประเภท (class) ข้อมูลออกเป็น 2 ประเภท คือ ข้อมูลประเภทบวก (+) ซึ่งเป็นข้อมูลที่สนใจ และข้อมูลประเภทลบ (-) คือข้อมูลที่ไม่สนใจ ด้วยระนาบหลายมิติ (hyper plane) ซึ่งทำให้ได้ระยะขอบระหว่างประเภทข้อมูลมากที่สุด

กำหนดให้ $x_i \in R^N$ และ $y_i \in \{+1,-1\}$ สำหรับ $i = 1,2,\ldots, m$ โดยที่ x_i เป็นตัวอย่างข้อมูล และ y_i เป็นประเภทข้อมูล นำมาสร้างเป็นชุดข้อมูลฝึกจะได้ $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2),\ldots, (x_m, y_m)\}$ โดยระนาบหลายมิติที่ใช้ในการแบ่งประเภทข้อมูลนั้น แทนด้วย สมการ

$$w.x + b = 0 \quad (1)$$

w และ x เป็นตัวแปรที่ทำให้ระยะขอบระหว่างตัวอย่างข้อมูลที่เป็นบวกและตัวอย่างที่เป็นลบมีค่ามากที่สุด ดังแสดงในรูปที่ 1

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 1 ตัวอย่างระนาบหลายมิติ และระยะขอบ

ระนาบหลายมิติที่สามารถแบ่งแยกข้อมูลได้นั้นต้องอยู่ในเงื่อนไข $\min_i|w.x_i + b| = 1$ จะได้อสมการของระนาบหลายมิติ คือ

$$w.x_i + b \geq +1 \quad \text{ถ้า} \quad y_i = +1 \tag{2}$$

$$w.x_i + b \leq -1 \quad \text{ถ้า} \quad y_i = -1 \tag{3}$$

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

$$d(w,b : x_i) = \frac{|w.x_i + b|}{\|w\|} \tag{4}$$

ระยะขอบระหว่างข้อมูลสองประเภทที่มากที่สุดหาได้จาก

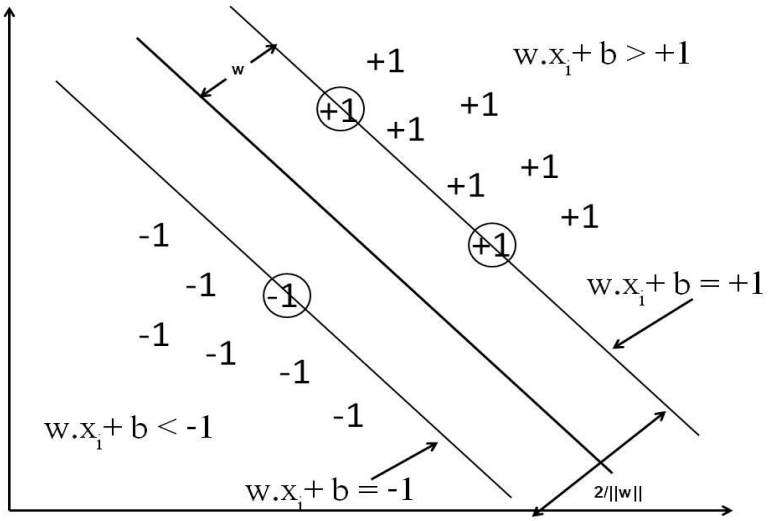
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

$$\min_{x_i, y_i = 1} d(w,b:x_i) + \min_{x_i, y_i = +1} d(w,b:x_i) = \min_{x_i, y_{i_i} = 1} \frac{|w..x_i + b|}{\|w\|} + \min_{x_i, y_i = +1} \frac{|w.x_i + b|}{\|w\|}$$

$$= \frac{1}{\|w\|}\left(\min_{x, y_i = 1} |w.x_i + b| + \min_{x_i, y_i = +1} |w.x_i + b|\right)$$

$$= \frac{2}{\|w\|} \quad (5)$$

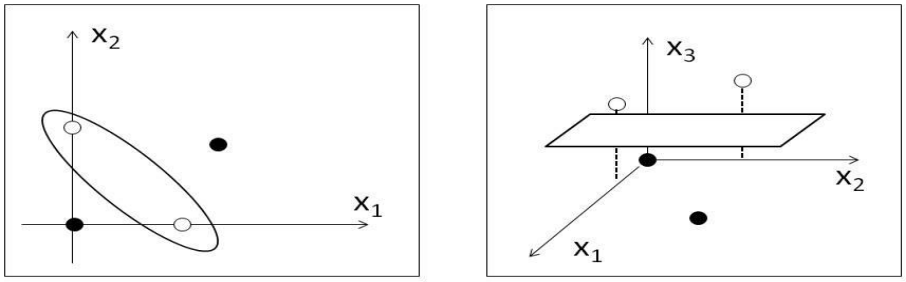
ระยะขอบระหว่างข้อมูล 2 ประเภทแสดงได้ดังรูปที่ 2



รูปที่ **2** ระนาบหลายมิติแบ่งแยกได้ดีที่สุดและมีระยะขอบมากที่สุด

2.1.2 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบไม่เชิงเส้น (Non Linear Support Vector Machines) และฟังก์ชันเคอร์แนล (Kernal Function)

ในหลายกรณีไม่สามารถหาระนาบหลายมิติที่สามารถแบ่งแยกได้ จึงต้องใช้วิธีการแมป (mapping)ข้อมูลไปยังปริภูมิอันดับสูงด้วยฟังก์ชันการแมป (mapping function) Φ ก่อนทำการฝึกและจำแนกข้อมูลดังรูปที่ 3



(3.1) (3.2)

รูปที่ 3 ระนาบหลายมิติเพื่อแบ่งแยกข้อมูล(3.1) ปริภูมินำเข้า (3.2) มิติปริภูมิอันดับสูง

ในการสร้างฟังก์ชันการแมปเพื่อสร้างปริภูมิอันดับสูงทำได้โดยการกำหนด ฟังก์ชันเคอร์เนล (kernel function) ตัวอย่างของฟังก์ขชันเคอร์เนลแสดงดังตารางที่ 1

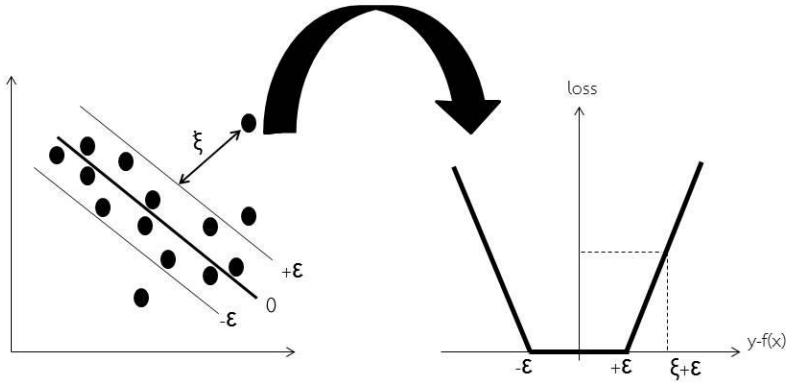
ตารางที่ 1 ตัวอย่างฟังก์ชันเคอร์เนล

ฟังก์ชัน	สูตร
Linear	$K(x, y) = x.y$
Polynomial	$K(x, y) = (1 + x.y)^d$
Sigmoid	$K(x, y) = \tanh(\alpha(x.y) + \beta)$
Polynomial RBF	$K(x, y) = \exp(-\gamma\|x - y\|)$
Gaussian RBF	$K(x, y) = \exp(-\gamma\|x - y\|^2)$

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

2.1.3 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบถดถอย **(Support Vector Machines Regression - SVR)**

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ได้นำเสนอไปข้างต้นนำไปใช้สำหรับการจำแนกข้อมูลเป็น + หรือ – เพียง 2 ประเภทเท่านั้น ด้วยการแทนข้อมูลประเภท + ด้วยตัวเลข +1 และแทนประเภทข้อมูล – ด้วยตัวเลข -1 นอกจากนี้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนยังสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ค่าที่เป็นจำนวนจริงซึ่งนำมาใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ โดยการฝึกด้วยฟังก์ชันสูญเสีย(loss function)แบบ ε - insensitive ซึ่งนำมาใช้ในการสร้าง $f(x_k)$ ที่ทุกๆตัวอย่างฝึก x มีความเบี่ยงเบน ε ที่มากที่สุดจากค่า y บนเงื่อนไข $(w.x_i + b)-y_i \leq \varepsilon + \xi_i^+$, $y_i - (w.x_i + b)\ y_i \leq \varepsilon + \xi_i^-$, $\xi_i^+ \geq 0$ และ $\xi_i^- \geq 0$ มีเป้าหมาย คือ ทำให้ค่า $\frac{1}{2}\|w\|^2 \subset \sum_{i=1}^{l}(\xi_i^+ + \xi_i^-)$ มีค่าน้อยที่สุด โดยที่ ξ_i คือ ตัวแปรหย่อน(slack variable) ซึ่งเป็นตัวปรับข้อมูลที่ผิดพลาด สำหรับ $i=1\ldots,l$ การทำงานของ SVR แสดงดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 SVR แบบระยะขอบอ่อน และ ε - insensitive loss function

จะได้สมการลากรานจ์ คือ

$$L = \frac{1}{2}\| w \|^2 + C \sum_{i=1}^{l}(\xi_i^+ + \xi_i) \quad \sum_{i=1}^{l}(\mu_i^+ \xi_i^+ + \mu_i \xi_i)$$
$$\sum_{i=1}^{l}\alpha_i^+ (\varepsilon + \xi_i^+ + y_i \quad w \quad x_i \quad b) \quad \sum_{i=1}^{l}\alpha_i (\varepsilon + \xi_i \quad y_i + w \quad x_i + b) \qquad (6)$$

จากสมการลากรานจ์ มีเป้าหมาย คือ หาค่าต่ำสุดเมื่อเทียบกับ w,b,ξ_i^+,ξ^-_i บนเงื่อนไข $\xi_i^+,\xi_i,\alpha_i^+,\alpha_i,\mu_i^+,\mu_i \geq 0$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \quad \rightarrow \quad \sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^+ - \alpha_i) = 0 \qquad (7)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \quad \rightarrow \quad w = \sum_{i=1}^{l}(\alpha_i - \alpha_i^+)x_i \qquad (8)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i^+} = 0 \quad \rightarrow \quad C - \alpha_i^+ - \mu_i^+ = 0 \qquad (9)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i^-} = 0 \quad \rightarrow \quad C - \alpha_i^- - \mu_i^- = 0 \qquad (10)$$

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จะได้สมการลากรานจ์ คือ $L = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{l}\sum_{j=1}^{l}(\alpha_i^- - \alpha_i^+)(\alpha_j^- - \alpha_j^+)(x_i - x_j)$ (11)

สำหรับ SVR แบบไม่เชิงเส้น มีการใช้ฟังก์ชันการแมป Φ และฟังก์ชันเคอร์เนล K ในการแมปจากปริภูมินำเข้าไปสู่ปริภูมิอันดับสูง $x \rightarrow \Phi(x)$ ซึ่งเมื่อแทน $\Phi(x_i)\ \Phi.(x_j)$ ด้วย $K(x_{i,}x_{j,})$ ก็จะได้สมการลากรานจ์ คือ

$$L = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{l}\sum_{j=1}^{l}(\alpha_i^- - \alpha_i^+)(\alpha_j^- - \alpha_j^+)K(x_i - x_j) \qquad (12)$$

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 $i = 1, \ldots, l$

เพื่อนำไปสู่ฟังก์ชันคำนวณค่า

$$f(x_k) = \sum_{i=1}^{l}(\alpha_i - \alpha_i^+)K(x_i . x_k) + b \qquad (13)$$

2.1.4 ขั้นตอนวิธี RReliefF **(RReliefF Algorithm)**

ขั้นตอนวิธี RReliefF เป็นวิธีการประเมินคุณลักษณะ (Attribute) วิธีหนึ่ง เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับการเรียนรู้ของเครื่อง การเรียนรู้ของเครื่องอาจทำงานได้ผลไม่เป็นที่น่าพอใจ เนื่องจากมีคุณลักษณะมากเกินไปส่งผลให้ตัวอย่างฝึกมีข้อมูลที่เป็นสัญญาณรบกวนมากเกินไป การเลือกกลุ่มของคุณลักษณะที่เพียงพอและจำเป็นต่อการฝึกในการเรียนรู้ของเครื่องจึงมีความจำเป็นอย่างยิ่ง

การทำงานของขั้นตอนวิธี RReliefF คือ การประมาณคุณภาพของคุณลักษณะทุกคุณลักษณะที่เกียวข้องว่าสามารถแยกความแตกต่างหรือความคล้ายของตัวอย่างฝึกแต่ละตัวอย่างได้มากน้อยเพียงใด ขั้นตอนวิธี RReliefF ที่ใช้กับปัญหาการถดถอยจะประมาณคุณภาพของคุณลักษณะโดยการประมาณความแตกต่างของความน่าจะเป็นของคุณลักษณะ A ดังนี้

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

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

จากสมการแสดงให้เห็นว่าคะแนนน้ำหนักจะเพิ่มขึ้นหากคุณลักษณะนั้นมีผลในการแบ่งแยกประเภทของตัวอย่างนั้น และคะแนนน้ำหนักจะลดลงหากคุณลักษณะนั้นไม่มีผลในการแบ่งแยกประเภทของตัวอย่าง

รหัสเทียมของขั้นตอนวิธี RReliefF เป็นดังนี้

1. กำหนดค่าเริ่มต้นของ NdC, NdA[A], NdC&dA[A],W[A]ให้เป็น 0;
2. Fori := 1to m Do

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

2.1 สุ่มเลือกตัวอย่างฝึก R_i;

2.2 เลือกตัวอย่างฝึกจำนวน k ตัว I_j ที่ใกล้กับ R_i;

2.3 Forj := 1 to k Do

2.3.1 NdC :=NdC+ diff(T(.), Ri, Ij) . d(i; j);

2.3.2 ForA := 1 to a Do

2.3.2.1 NdA[A] := NdA[A] + diff(A;Ri; Ij)× d(i; j);

2.3.2.2 NdC&dA[A]:= NdC&dA[A] + diff(T(.), Ri, Ij)×diff(A, Ri, Ij)× d(I, j);

T เป็นค่าคำตอบที่ต้องการทำนาย และพจน์ $d_1(i, j)$ เป็นการวัดระยะห่างระหว่างตัวอย่าง R_iและI_j, ซึ่งนิยามดังนี้

$$d(i,j) = \frac{d_1(i,j)}{\sum_{l=1}^{k} d_1(i,l)}$$ และ $$d_1(i,j) = \exp\left(\frac{rank(R_i, I_j)}{\sigma}\right)^2$$ และrank (R_i, I_j) เป็นอันดับของระยะห่างเรียงจากน้อยไปหามาก และ σ เป็นตัวแปรที่กำหนดโดยผู้ใช้ว่าต้องการให้ความห่างมีผลมากน้อยเพียงใด

2.1.5 ตราสารอนุพันธ์ (Derivatives)

ตราสารอนุพันธ์ [9] เป็นสัญญาหรือเครื่องมือทางการเงินที่มูลค่าของสัญญาขึ้นอยู่กับมูลค่าของสินค้าอ้างอิง(Underlying asset) ตราสารอนุพันธ์แบ่งออกเป็นหลายประเภท เช่น ออปชั่น (Options) สวอป (Swap) ฟอร์เวิร์ด (Foreward) สัญญาซื้อขายล่วงหน้า (Futures) ซึ่งตราสารอนุพันธ์ที่ใช้ในการทดลองของงานวิจัยนี้ คือ สัญญาซื้อขายล่วงหน้า ของดัชนี SET50 (SET50 Index Futures) ซึ่งมีดัชนี SET50 เป็นราคาอ้างอิง

2.1.5.1 SET50 Index Futures คือ สัญญาซื้อขายล่วงหน้าที่ผู้ซื้อและผู้ขายตกลงที่จะซื้อขายสินทรัพย์อ้างอิง คือ ดัชนี SET50 โดยที่การซื้อขายเป็นการตกลง ณ วันที่ซื้อ โดยใช้ราคาคือ ดัชนี SET50 ในอนาคต ผู้ขายไม่สามารถส่งมอบสินค้าให้แก่ผู้ซื้อได้เนื่องจากการซื้อขายคือดัชนี ดังนั้นวิธีการส่งมอบจึงใช้การชำระส่วนต่างราคาแทน

2.1.5.2 สถานะของ Futures มี 2 สถานะคือ Long Position และ Short Position

Long Position เป็นสถานะของผู้ซื้อ หรือรียกว่า “ฐานะซื้อ” ตัวอย่างเช่น ผู้ลงทุนคาดว่า ดัชนี SET50 จะปรับตัวเพิ่มขึ้นในอีก 1 เดือนข้างหน้า ผู้ลงทุนจึงทำการซื้อ SET50 Index Futures

Short Position เป็นสถานะของผู้ขาย หรือเรียกว่า “ฐานะขาย” ตัวอย่างเช่น ผู้ลงทุนคาดว่า ดัชนี SET50 จะปรับตัวลดลงอีกใน 1 เดือนข้างหน้า ผู้ลงทุนจึงทำการขาย SET50 Index Futures

2.1.5.3 องค์ประกอบสำคัญของ SET50 Index Futures

1. สินทรัพย์อ้างอิง คือ ดัชนี SET50 (SET50 Index) เป็นดัชนีที่คำนวณจากราคาหลักทรัพย์จำนวน 50 ตัวที่อยู่ในตลาดหลักทรัพย์ โดยคัดเลือกมาจากหลักทรัพย์ที่มีมูลค่าการซื้อขายและสภาพคล่องสูง ดัชนี SET50 สามารถสะท้อนสภาวะของตลาดได้ว่าอยู่ในทิศทางใด เพราะมูลค่าของหลักทรัพย์ที่ใช้ในการคำนวณดัชนี SET50 มีสัดส่วนถึงร้อยละ 70 ของมูลค่าตลาด

2. ราคาที่ใช้ในการซื้อขาย SET50 Index Futures คือ ระดับดัชนี SET50 เช่นผู้ลงทุนต้องการซื้อ (Long) Futures ที่ 678.50 จุด หรือต้องการขาย (Short) Futures ที่ 680.80 จุด เป็นต้น

3. ช่วงห่างของราคา (Tick Size) ที่ใช้ในการซื้อขาย Futures คือ 0.1 หมายความว่า หน่วยของราคาที่ละเอียดที่สุด คือ ทศนิยม 1 ตำแหน่งเท่านั้น ผู้ลงทุนจะไม่สามารถซื้อหรือขายดัชนีที่ลงท้ายด้วยทศนิยม 2 ตำแหน่งได้ เช่น 679.24, 699.15 เป็นต้น

4. ตัวคูณดัชนี(Multiplier) เป็นตัวเลขที่ใช้คำนวณมูลค่าของ Futures ให้เป็นตัวเงิน ดัชนี SET50 มีหน่วยเป็นจุด และถูกกำหนดให้มีมูลค่าจุดละ 1,000 บาท เช่น ถ้าผู้ลงทุนซื้อ SET50 Index Futures ที่ 688.40 จุด มูลค่าในการซื้อจะเท่ากับ 688,400 บาท

5. ช่วงการเปลี่ยนแปลงของราคาสูงสุดแต่ละวัน (Price Limit) ตลาดอนุพันธ์กำหนดให้ราคา SET50 Index Futures จะเพิ่มขึ้นหรือลดลงได้ไม่เกิน 30% จากราคาที่ได้ชำระในวันทำการก่อนหน้า

6. เวลาซื้อขาย ช่วงเวลาการซื้อขายของ SET50 Index Futures ใกล้เคียงกับช่วงเวลาการซื้อขายของหุ้นในตลาดหลักทรัพย์ แต่เวลาการซื้อขายของ SET50 Index Futures จะเปิดก่อนการซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์ 15 นาที และปอดหลัง 15 นาที เพื่อเปิดโอกาสให้นักลงทุนปรับกลยุทธ์การลงทุน

7.อายุของสัญญา ตลาดอนุพันธ์กำหนดให้วันสิ้นของสุดสัญญา คือ ทุกสิ้นไตรมาส ได้แก่ เดือนมีนาคม มิถุนายน กันยายน และธันวาคม โดยที่แต่ละสัญญาที่สิ้นสุดทุกไตรมาสนั้น วันที่สิ้นสุดของสัญญาและวันสุดท้ายของการซื้อขายเป็นวันทำการก่อนหน้าวันสุดท้ายของเดือน ตัวอย่างเช่น สัญญาที่สิ้นสุดเดือนมีนาคม วันทำการสุดท้ายของเดือน คือวันที่ 31 มีนาคม ดังนั้น วันสิ้นสุดอายุ และวันซื้อขายวันสุดท้าย คือ วันที่ 30 มีนาคม

2.1.6 การส่งคำสั่งซื้อขายแบบถี่สูง (High Frequency Trading : HFT)

HFT เป็นการส่งคำสั่งซื้อขายที่มีความถี่สูงด้วยการส่งคำสั่งซื้อขายแบบ Algorithmic Trading หรือ Program Trading ซึ่งเป็นการส่งคำสั่งซื้อขายด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ ที่ใช้ความเร็วจากระบบคอมพิวเตอร์ในการวิเคราะห์ข้อมูล กำหนดโอกาสในการลงทุนที่อาจเกิดเพียงเสี้ยววินาที เพื่อจัดส่งคำส่งคำสั่งซื้อขาย ซึ่งเป็นการส่งคำสั่งแบบ HFT จะเน้นส่งคำสั่งเป็นจำนวนมากในหนึ่ง

วินาที ผู้ลงทุนที่ทำการซื้อขายหลักทรัพย์แบบ HFT จะถือครองหลักทรัพย์ในเวลาที่สั้นมากและจะไม่ถือไว้ข้ามคืน

เพื่อให้การส่งคำสั่งซื้อขายแบบความถี่สูงเกิดขึ้นได้ จำเป็นต้องมีเงื่อนไขที่สำคัญ คือ 1. สามารถเข้าและออกจากตลาดได้อย่างทันที 2. ความฝันผวนของตลาดต้องส่งผลต่อการเปลียนแปลงของราคาแล้วค่ามากกว่าค่าใช้จ่ายในการซื้อขาย ซึ่งตลาดตราสารอนุพันธ์มีเงื่อนไขทั้ง 2 ข้อนี้

HFT สามารถสร้างสภาพคล่องให้กับตลาดหลักทรัพย์ ด้วยลักษณะสำคัญดังนี้

-ความเร็วในการทำธุรกรรม การทำธุรกรรมของของ HFT จำเป็นต้องอาศัย Ultra-low latency ด้วยระบบคอมพิวเตอร์ที่รวดเร็วระดับ Millisecond(1/1,000) วินาที หรือ Microsecond(1/1ล้านวินาที)เท่านั้น

-ระยะเวลาการถือครองหลักทรัพย์ นักลุงทุนที่ส่งคำสั่งซื้อขายแบบ HFT จะถือครองหลักทรัพย์ไว้ในระยะเวลาที่สั้นมาก เพียงไม่กี่นาที ซึ่งแตกต่างจาก Algorithmic Trading(Algo) ที่ใช้กลยุทธการซื้อขายด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์เหมือนกัน Algo ครอบคุลมการถือครองหลักทรัพย์ระยะยาวด้วย

-ปริมาณการทำธุรกรรม HFT ทำธุรกรรมสูงสุดได้นับล้านคำสั่งซื้อขายภายในเวลาหนึ่งวินาที ซึ่งอาจครอบคลุมหลักทรัพย์มากกว่าหนึ่งประเภท ทั้งหุ้น ออปชั่น ฟิวเจอร์ส หรือ อาจทำรายการในตลาดหลักทรัพย์หลายแห่งพร้อมกัน HFT สามารถเปลี่ยนกลยุทธ์การซื้ขายได้ภายใน Milliseconds และสามารถยกเลิกคำสั่งดังกล่าวพร้อมกับเปลียนคำสังใหม่ได้ทันที

-กำไรต่อหุ้น นักลงทุนทำการซื้อขายแบบ HFT จะอาศัยส่วนต่างของราคาเพื่อทำกำไร อาจได้รับกำไรต่อหุ้นหรือต่อสัญญาเพียงเล็กน้อย แต่จะทำธุรกรรมบ่อยครั้งด้วยปริมาณที่สูงมาก ทำให้ได้ผลตอบแทนระดับสูง

นักลงทุนที่ทำการซื้อขายแบบ HFT ประกอบด้วย บริษัทวาณิชธนกิจชั้นนำและบริษัทหลักทรัพย์ต่างๆ ทีมีพอร์ทการลงทุนของตนเอง รวมถึงกลุ่มเฮดจ์ฟันด์ ซึ่งนักลงทุนกลุ่มนี้มีกลยุทธ์ในการทำธุรกรรมหลายประเภท เช่น

-Market Making เป็นการส่งคำสั่งเสนอซื้อที่สูงกว่าราคาปัจจุบันของตลาด หรือเสนอขายราคาที่ต่ำกว่าราคาตลาด และอาศัยส่วนต่างของราคาเสนอซื้อหรือขายในการทำกำไร ตัวอย่างเช่น เมื่อระบบคอมพิวเตอร์ของนักลงทุนคำนวณว่า มีโอกาสที่จะซื้อขายได้ทันที HFT จะทำรายการทั้งซื้อและขายพร้อมกันในราคาที่คาดว่าจะซื้อหรือขายได้อย่างแน่นอน ซึ่งนักลงทุนจะไดรับกำไรจากการทำธุรกรรมดังกล่าวในทันที การขาดทุนอาจเกิดขึ้นได้ในกรณีที่สามารถซื้อหรือขายได้เพียงรายการเดียว หรือมีความล่าช้าในการทำรายการ

-Statistical Arbitrage เป็นกลยุทธ์ที่ใช้กันทั่วไปเพื่อทำกำไรโดยใช้การคำนวณทางสถิติ เช่น ภายใต้หลักการที่ว่าหลักทรัพย์ที่อยู่ในอุตสาหกรรมเดียวกันจะต้องมีการเคลื่อนไหวที่สัมพันธ์กันในอดีต ระบบคอมพิวเตอร์จะใช้ข้อมูลทางสถิติในการวิเคราะห์เพื่อเสนอซื้อหลักทรัพย์หนึ่งและเสนอขายอีกหลักทรัพย์หนึ่งในอุตสาหกรรมเดียวกันพร้อมกันเพื่อเฉลี่ยความเสี่ยงและเพิ่มโอกาสในการทำกำไร เป็นต้น

-Event Arbitage เหตุการณ์บางอย่างที่เกิดขึ้นซ้ำๆกัน สามารถทำนายผลระยะสั้นที่อาจเกิดขึ้นด้วยระบบคอมพิวเตอร์ จากนั้นจะใช้ประโยชน์จากการคาดการณ์นั้นเพื่อทำกำไร

เป้าหมายของนักลงทุนที่ซื้อขายแบบ HFT คือ การหาโอกาสในการลงทุนและการทำกำไรจากโอกาสนั้น การที่จะทำกำไรได้นั้น จะต้องมีระบบเทคโนโลยีที่รวดเร็วมากและมีประสิทธิภาพสูง นอกจากระบบที่มีประสิทธิภาพสูงแล้ว ยังมีบริการสำคัญอื่นๆ ที่เอื้อประโยชน์ต่อการบรรลุเป้าหมายของ HFT มีดังนี้

-Ultra-low Latency Direct Market Access (ULLDMA) การส่งคำสั่งที่รวดเร็วตรงไปยังตลาดหลักทรัพย์ โดยไม่ผ่านบริษัทหลักทรัพย์ โดยอาศัยประสิทธิภาพของระบบคอมพิวเตอร์ที่มีความเร็วสูง เพื่อทำธุรกรรมที่เร็วที่สุดใน Milliseconds หรือ Microseconds หรือเป็นลักษณะ Sponsored Access ที่เปิดให้ส่งคำสั่งตรงเข้ามายังตลาดหลักทรัพย์ โดยผ่านบริษัทหลักทรัพย์ที่เป็นสมาชิกของตลาดหลักทรัพย์ ที่ได้ทำข้อตกลงไว้

-Co-location การติดตั้งระบบคอมพิวเตอร์ของบริษัทหลักทรัพย์ในพื้นที่ที่ตลาดหลักทรัพย์อนุญาตให้ติดตั้งได้ เพื่อลดระยะเวลาในการส่งข้อมูลและทำรายการให้น้อยที่สุด เพื่อที่จะได้อยู่อันดับต้นๆ ของคิวเพื่อทำรายการ

-High Speed Analytics ความสามารถในการวิเคราะห์ข้อมูลอย่างรวดเร็ว เช่น Complex Event Processing (CEP) ซึ่งเป็นเทคโนโลยีในการกรองข้อมูลจากเหตุการณ์จริงเพื่อระบุแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของราคาที่น่าจะเกิดขึ้น

-Market Data ระบบจัดการข้อมูลที่มีประสิทธิภาพแบบ Direct Feed ที่เชื่อมต่อไปยังข้อมูลแบบ Real Time ของตลาดหลักทรัพย์ต่างๆ ได้ในเวลาอันรวดเร็ว

พัฒนาการของ HFT

HFT เริ่มต้นในประเทศสหรัฐอเมริกาเมื่อปี พ.ศ. 2542 เป็นผลมาจากการขยายตัวและเติบโตของตลาดหลักทรัพย์ระบบอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Trading) และตลาดหลักทรัพย์ทางเลือก (Alternative Trading System : ATS) ที่ US SEC ได้เปิดให้มีการจัดตั้งเมื่อปี พ.ศ. 2541 และได้มีการออกกฎ RegNMS (Regulation National Market System) ในปี พ.ศ. 2549 ซึ่งกฎนี้มีการสนับสนุนการแข่งขันอย่างเสรีในตลาดทุน อันเป็นปัจจัยสำคัญที่ทำให้ HFT แพร่หลายยิ่งขึ้น จากข้อมูลของ NYSE พบว่าในปี พ.ศ.2553 HFT มีปริมาณการซื้อขายสูงถึงร้อยละ 56 ของปริมาณการซื้อขายหลักทรัพย์ทั้งหมด

สำหรับในยุโรป หลักจากได้ออกกฎ MiFID (Markets in Financial Instrument Directive) ในปีพ.ศ. 2550 ซึ่งเปิดให้นักลงทุนเลือกช่องทางที่ดีที่สุดในการส่งคำสั่งซื้อขายหลักทรัพย์ในรูปแบบเดิม หรือ ATS มีส่วนผลักดันให้สัดส่วนของ HFT เพิ่มสูงขึ้นมาก เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงกฎดังกล่าวทำให้นักลงทุนแบบ HFT ใช้ประโยชน์จากความแตกต่างของระบบการซื้อขาย ความเร็ว และค่าธรรมเนียม ในการทำธุรกรรมจากแพลทฟอร์มหนึ่งไปยังอีกแพลทฟอร์มหนึ่งในการทำกำไร

HFT ได้เข้ามาอยู่ในความสนใจของสาธารณชนจากการนำเสนอข่าวของหนังสือพิมพ์ New York Times เมื่อเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2552 เกี่ยวกับการขโมยซอฟท์แวร์สำหรับ HFT Platform ที่เป็นความลับสุดยอดของ Goldman Sachs ในขณะนั้นมีผู้เรียกร้องให้ทางการให้ความสำคัญต่อ HFT เพื่อชี้แจงต่อสาธารณชนถึงความสำคัญของซอฟท์แวร์ HFT ได้รับความสนใจมากขึ้น จากการถูกกล่าวหาว่าเป็นสาเหตุของเหตุการณ์ Flash Crash ในสหรัฐอเมริกา

เมื่อวันที่ 6 พฤษภาคม พ.ศ. 2553 ซึ่งทำให้ดัชนีดาวโจนส์ลดต่ำลงประมาณ 1,000 ภายในเวลาไม่ถึงนาที

ในขณะที่สหรัฐอเมริกายังถกเถียงในเรื่องของ HFT แต่ด้วยความสามารถในการเสริมสร้างสภาพคล่องและปริมาณการซื้อขายให้กับตลาดหลักทรัพย์ ทำให้ประเทศในภูมิภาคเอเชียพร้อมที่จะเรียนรู้จากความสำเร็จและข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นในสหรัฐอเมริกาและยุโรป นักวิชาการที่เกี่ยวข้องส่วนใหญ่เชื่อว่า พัฒนาการของ HFT ในเอเชียจะเกิดขึ้นอย่างแน่นอน แต่จะไม่เติบโตในเวลาที่รวดเร็วนัก อย่างน้อยต้องใช้เวลาอีกประมาณ 5 -7 ปี เนื่องจากตลาดหลักทรัพย์ในเอเชียส่วนใหญ่ยังผูกขาดโดยตลาดหลักทรัพย์ของประเทศนั้นๆ และยังไม่มีตลาดหลักทรัพย์ทางเลือกเข้ามาแข่งขันมากนัก อีกทั้งสัดส่วนของนักลงทุนในภูมิภาคเอเชียส่วนใหญ่เป็นกลุ่มนักลงทุนรายย่อยมากกว่านักลงทุนสถาบัน ซึ่งต่างจากตลาดหลักทรัพย์ในสหรัฐอเมริกาและยุโรป นอกจากนี้ ประเทศในเอเชียยังให้ความสนใจตลาดหลักทรัพย์ในระดับประเทศของตนเองมากกว่าระดับภูมิภาค นอกจากนี้ยังมีข้อจำกัดเรื่องกฎเกณฑ์ค่อนข้างมาก ซึ่งมีแนวปฏิบัติที่แตกต่างกันในแต่ละประเทศ และยังไม่มีการพัฒนากรอบกฎเกณฑ์เพื่อใช้ร่วมกันดังที่เกิดขึ้นในสหรัฐอเมริกาหรือยุโรป ซึ่งเหตุผลดังกล่าวส่งผลให้การเติบโตของ HFT ในเอเชียจะอยู่ในอัตราที่ช้ากว่า

<u>พัฒนาการด้านเทคโนโลยีที่เกี่ยวข้องกับการรองรับ HFT ของตลาดหลักทรัพย์ในเอเชียแปซิฟิก</u>

ญี่ปุ่น ตลาดหลักทรัพย์โตเกียวพัฒนาระบบเทคโนโลยีใหม่ Arrowhead โดยใช้เงินประมาณ 140 ล้านดอลลาร์สหรัฐ ได้เปิดตัวเมื่อเดือนมกราคม พ.ศ. 2553 ซึ่งเป็นแพลทฟอร์มที่สามารถทำการซื้อขายได้ในเวลาเพียง 3-5 Milliseconds จากเดิม 2-3 วินาที และได้ลดเวลาในการเผยแพร่ราคาหลักทรัพย์และคำสั่งเสนอซื้อขายเหลือเพียง 3 Milliseconds หลังจากการเปิดตัวเทคโนโลยีใหม่นี้พบว่า การซื้อขายด้วย HFT เพิ่มสูงขึ้นจากร้อยละ 10 เมื่อปี พ.ศ. 2552 มาเป็นร้อยละ 30 ในปี พ.ศ. 2553 ซึ่งรายการส่วนใหญ่มาจากกลุ่ม Foreign Quant Funds และพอร์ตการลงทุนของบริษัทหลักทรัพย์

สิงคโปร์ ตลาดหลักทรัพย์สิงคโปร์ได้เปิดตัว SGX Reach ระบบใหม่ที่เร็วที่สุดในโลกเมื่อปี พ.ศ. 2554 โดยสามารถทำรายการซื้อขายได้ในเวลาเพียง 90 Microseconds จากเดิมที่ใช้เวลา 3-5 Milliseconds ตลาดหลักทรัพย์สิงคโปร์ใช้เงินลงทุนประมาณ 250 ล้านดอลล่าร์สิงคโปร์เพื่อที่จะพัฒนาระบบใหม่ดังกล่าว ในปี พ.ศ. 2554 HFT ในสิงคโปร์มีการซื้อขายอนุพันธ์ประมาณร้อยละ 30 จากเดิมร้อยละ 10 ในช่วง 2 ปีก่อน ส่วนหลักทรัพย์ในการซื้อขายด้วย HFT มีเพียงร้อยละ 5 เท่านั้น

ฮ่องกง ตลาดหลักทรัพย์ฮ่องกงมีแผนที่จะพัฒนาระบบใหม่เพื่อรองรับการขยายตัวทางธุรกิจและการพัฒนาตลาดในระยะยาว โดยได้พัฒนาระบบ HFT เสร็จสมบูรณ์เมื่อปี พ.ศ. 2556 ซึ่งใช้วงเงินประมาณ 700 ล้านดอลล่าร์ฮ่องกง ระบบใหม่สามารถทำรายการได้มากขึ้นจาก 3,000 รายการต่อวินาที เพิ่มเป็น 100,000 รายการต่อวินาที

อินเดีย ตลาดหลักทรัพย์ในอินเดียเน้นการพัฒนา Low Latency Capabailities โดยได้เปิดให้มี Co-location ทั้งที่ตลาดหลักทรัพย์แห่งชาติอินเดีย (National Stock Exchange : NSE) และตลาดหลักทรัพย์บอมเบย์ (Bombay Stock Exchange : BSE) โดย NSE ได้เปิดบริการ Co-location สำหรับ 50 บริษัท เมื่อปี พ.ศ. 2553 ทำให้ได้รับความสนใจจากบริษัทหลักทรัพย์ทั้งในและต่างประเทศ เช่น Deutsche Bank , Citi, Morgan Stanley, Goldman Sachs MF Global ขณะที่ BSE ได้ร่วมมือกับ NYSE Technologies เพื่อปรับระบบโครงสร้างพื้นฐานให้เหมาะสมต่อความต้องการความเร็วในการซื้อขาย การลดเวลาเชื่อมต่อข้อมูล Co-location และบริการอื่นๆ

นอกเหนือจากประเทศในภูมิภาคเอเชีย บราซิลเป็นอีกประเทศหนึ่งในกลุ่มตลาดกำลังพัฒนาที่ได้วางโครงสร้างที่ดีที่สุดสำหรับ HFT ในภูมิภาคละตินอเมริกา โดยมีการปรับปรุงความเร็วในการทำรายการ พร้อมเปิดให้บริการ Direct Market Access (DMA), Sponsored Access และ Co-location เพื่ออำนวยความสะดวกแก่ HFT และการผ่อนคลายกฎเกณฑ์เพื่อกระตุ้นการซื้อขายทางอิเล็กทรอนิกส์และเพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันในตลาดโลก

<u>HFT ในประเทศไทย</u>

ปัจจุบันยังไม่มีรูปแบบการซื้อขายแบบ HFT ในประเทศไทย รูปแบบที่ใกล้เคียงที่สุดคือ Algolithmic Trading ที่ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยได้เริ่มอนุญาตให้บริษัทหลักทรัพย์ใช้มาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2549 ปัจจุบันจำนวนบริษัทหลักทรัพย์ที่ให้บริการ Algorithmic Trading มี 9 บริษัท มีสัดส่วนการซื้อขายเฉลี่ยในไตรมาส 1 ปี พ.ศ. 2554 ร้อยละ 3.2 ของมูลค่าการซื้อขายรวม ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยอยู่ระหว่างการพัฒนาระบบเทคโนโลยีสารสนเทศ เพื่อยกระดับระบบเทคโนโลยีสู่มาตรฐานสากลและรองรับการแข่งขันจากทั่วโลกที่มาพร้อมกับความซับซ้อนของผลิตภัณฑ์ทางการเงินรูปแบบต่างๆ

2.1.7 การวิเคราะห์หลักทรัพย์

การวิเคราะห์หลักทรัพย์ที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายมี 2 วิธี คือ

2.1.7.1 การวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐาน (fundamental analysis) เป็นการวิเคราะห์ที่มุ่งเน้นอัตราผลตอบแทน ความเสี่ยงจากการลงทุน และมูลค่าของหลักทรัพย์ ปัจจัยที่เกี่ยวข้องได้แก่ สภาวะเศรษฐกิจของประเทศ สภาวะของอุตสาหกรรมที่เกี่ยวข้องกับหลักทรัพย์นั้น และผลประกอบการของบริษัทที่ออกหลักทรัพย์

2.1.7.2 การวิเคราะห์ปัจจัยทางเทคนิค (technical analysis) เป็นการวิเคราะห์ที่ศึกษาพฤติกรรมการเคลื่อนไหวของหลักทรัพย์ในอดีตเพื่อนำมาคาดการณ์อนาคตการเคลื่อนไหวของราคาในอนาคต ช่วยให้นักลงทุนหาจังหวะเวลาการลงทุนที่เหมาะสม ทฤษฎีที่ใช้ในการวิเคราะห์ปัจจัยทางเทคนิคมีอยู่มากมาย จะขอกล่าวถึงเฉพาะทฤษฎีที่ใช้ในงานวิจัยนี้เท่านั้น

2.1.7.2.1 สมมติฐานในการวิเคราะห์ปัจจัยทางเทคนิค มีดังนี้

1. ราคาของหลักทรัพย์สะท้อนข้อมูลข่าวสารที่เกิดขึ้นทั้งหมดแล้ว

2. การเคลื่อนไหวของราคาจะเคลื่อนไหวแบบเป็นแนวโน้ม และจะอยู่ในแนวโน้มนั้นช่วงระยะเวลาหนึ่ง จนกว่าแนวโน้มใหม่จะเกิดขึ้น

3. พฤติกรรมการลงทุนของนักลงทุนจะมีลักษณะคล้ายกับการลงทุนในอดีต

2.1.7.2.2 แนวโน้มและเส้นแนวโน้ม (trend line) เส้นแนวโน้มแสดงให้เห็นถึงการเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์ในช่วงระยะเวลาสั้นๆช่วงหนึ่ง รูปแบบการเคลื่อนไหวราคาของหลักทรัพย์อาจเคลื่อนไหวมีแนวโน้มเป็นเส้นตรงในระยะยาว หรือมีแนวโน้มที่แตกต่างออกไปดังนี้

1. แนวโน้มขึ้น (uptrend) เป็นแนวโน้มที่มีลักษณะสำคัญ คือ ราคาหลักทรัพย์สูงสุดจะอยู่ในระดับที่สูงกว่าราคาสูงสุดในครั้งก่อน หรือราคาหลักทรัพย์ต่ำสุดอยู่สูงกว่าราคาต่ำสุดในครั้งก่อน เส้นแนวโน้มขึ้นแสดงดังรูปที่ 5

รูปที่5 รูปแนวโน้มขึ้น

2. แนวโน้มลง (downtrend) มีลักษณะสำคัญราคาหลักทรัพย์ต่ำสุดจะอยู่ในระดับที่ต่ำกว่าราคาต่ำสุดครั้งก่อน หรือราคาหลักทรัพย์สูงสุดอยู่ต่ำกว่าราคาสูงสุดครั้งก่อน เส้นแนวโน้มลงแสดงดังรูปที่ 6

รูปที่6 รูปแนวโน้มลง

3. แนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง (sideways) มีลักษณะสำคัญ คือ ราคาหลักทรัพย์ที่สูงขึ้นครั้งใหม่จะเท่ากับที่เคยสูงขึ้นครั้งก่อน หรือราคาต่ำสุดครั้งใหม่เท่ากับราคาต่ำสุดครั้งก่อน เส้นแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงแสดงดังรูปที่ 7

รูปที่ 7 รูปแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง

2.1.8 ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average)

ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ทางเทคนิควิธีหนึ่งใช้สำหรับการดูแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของราคา การคำนวณค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของงานวิจัยทำโดยการนำ ราคานาทีปัจจุบันบวกด้วยราคาในนาทีก่อนหน้านี้ทั้งหมดที่ต้องการแล้วหารด้วยจำนวนนาที สำหรับค่าเฉลี่ยในนาทีถัดไปคำนวณได้โดยการเพิ่มราคาในนาทีถัดไปเข้ามาและนำราคาในนาทีแรกสุดออก แล้วนำมาหารด้วยจำนวนนาที ตัวอย่าง เช่น ถ้าต้องการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 5 นาที ทำได้โดยการหาผลรวมของราคา 5 นาทีสุดท้ายแล้วนำมาหารด้วย 5

2.1.9 ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ **(Relative Strength Index : RSI)**

ดัชนีกำลังสัมพัทธ์เป็นเครื่องวัดการแกว่งตัวของราคาตราสารทางการเงิน เพื่อดูสภาวะซื้อมากเกิน (over bought) หรือ ขายมากเกิน(oversold) คือ ถ้าค่า RSI มากกว่า 70% หมายถึงสภาวะซื้อมากเกิน และถ้าค่า RSI น้อยกว่า 30% หมายถึงสภาวะซื้อมากเกิน

ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ คำนวณได้จากสูตร ดังนี้

$$RSI = 1 = \frac{100}{1 + \frac{U}{D}} \qquad (14)$$

U = ค่าเฉลี่ยของจำนวนที่เปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้นของราคาปิดใน 14 นาที

D = ค่าเฉลี่ยของจำนวนที่เปลี่ยนแปลงลดลงของราคาปิดใน 14 นาที

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

มีงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำขั้นตอนวิธีของปัญญาประดิษฐ์หรือการเรียนรู้ของเครื่องมาประยุกต์ใช้ในการซื้อขายหรือพยากรณ์ราคาตราสารทางการเงินอยู่มากมาย ขั้นตอนวิธีที่นิยมใช้มาก คือ ประสาทเทียม ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ข่ายงาน และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

งานวิจัยที่ใช้ข่ายงานประสาทเทียม เช่น Kablan ทำการศึกษาเรื่องการใช้ Adaptive Neuro Fuzzy Inference System สำหรับการพยากรณ์และซื้อขายอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ USD/EUR ทุกๆ 5 นาที มีการแบ่งข่ายงานประสาทเทียมออกเป็น 5 ขั้นและทำการฝึกด้วยตัวอย่างฝึกจำนวน 500 ตัวอย่าง และทำการทดสอบด้วยตัวอย่างทดสอบจำนวน 500 ตัวอย่างคุณลักษณะที่ใช้ในการฝึกประกอบด้วย อัตราแลกเปลี่ยนช่วงเวลาปัจจุบันและอัตราแลกเปลี่ยนที่ผ่านมา 3 ช่วงเวลา คือ 5 นาที 10 นาที และ 15 นาที ตามลำดับ ถ้าผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนในช่วงเวลาถัดไปเพิ่มขึ้น จะทำการซื้อในช่วงเวลาปัจจุบัน และ ถ้าผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนในช่วงเวลาถัดไปลดลง จะทำการขายในช่วงเวลาปัจจุบัน ผลการทดลองพบว่า ความแม่นย่ำในการพยากรณ์ด้วยวิธีการที่นำเสนอ มีค่าร้อยละ 65.1 ในขณะที่วิธี Buy and Hold ที่นำมาเปรียบเทียบมีค่าร้อยละ 42 มีค่า Profit Factor เท่ากับ 2.3 มากกว่า วิธี Buy and Hold ทีมีค่า Profit Factor เท่ากับ 1.1 มีอัตราผลตอบแทนจากการลงทุน(ROI) เท่ากับ 0.27 วิธี Buy and Hold มีให้อัตราผลตอบแทนเท่ากับ 0.09 สัดส่วน Sharp Ratio และ Sortino Ratio เท่ากับ 0.19 และ 0.201 ตามลำดับ ในขณะที่ วิธี Buy and Hold มีสัดส่วน Sharp Ratio และ Sortino Ratio เท่ากับ -0.07 และ -0.05 ตามลำดับ และ Yen และคณะ [10] ทำการวิจัยเรื่องการพยากรณ์ส่วนต่างของราคาระหว่าง Taiwan Stock Exchange Index Futures (TE) และ Taiwan Stock Exchange Finance Sector Index Futures (TF) ใช้ข้อมูลในการทดลองเป็นข้อมูลแบบรายวันจำนวน 500 ตัวอย่าง แบ่งเป็นตัวอย่างฝึก 306 ตัวอย่าง และตัวอย่างทดสอบ 194 ตัวอย่าง นำมาฝึกด้วยข่ายงานงานประสาทเทียม และขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ในการฝึกด้วยข่ายงานประสาทเทียมนั้นมีใช้ชั้น (layer) 2 ชั้น ในชั้นแรกมีปม (node) 15 จุด และในชั้นที่ 2 มีปม 18 ปม ใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ในการฝึก อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.7 ค่าสัมประสิทธิ์แรงผลักดัน (momentum coinficient) เท่ากับ 0.1 และจำนวนรอบการเรียนรู้ 1,000 รอบ สำหรับการฝึกด้วยขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ใช้จำนวนประชากร 50 ใช้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE) เป็นฟังก์ชันความเหมาะ ทำการฝึกสูงสุด 100 รุ่น ใช้อัตราการไขว้ 0.2 และอัตราการกลายพันธุ์ เท่ากับ 0.04 ผลการทดลองพบว่า การใช้ข่ายงานประสาทเทียมในการฝึก ให้อัตราความแม่นยำเฉลี่ย 59.28% มากกว่าการฝึกด้วยขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมซึ่งมีอัตราความแม่นยำเฉลี่ย 54.63% และผลตอบแทนจากข่ายงานประสาทเทียมมากกว่าขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

งานวิจัยที่ใช้ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม คือ งานของ Badawy และคณะ [11] ทำการศึกษาการใช้ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมในการพยากรณ์ตลาดหลักทรัพย์อียิปต์ ด้วยการนำขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมมาใช้ในการคัดเลือกกฎการซื้อขาย (trading rule) ให้เหมาะสมในแต่ละช่วงเวลา โดยการใช้โครโมโซมแบบเลขฐานสอง (binary string) แต่ละโครโมโซมมี 9 ยีน ใช้จำนวนประชากรเท่ากับ 30 และใช้ฟังก์ชันความเหมาะสม คือ การจัดอันดับของ Baker (Baker’s ranking technique)ผลการทดลองพบว่าวิธีการที่นำเสนอพบว่าได้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับเทคนิคอื่นๆ

ส่วนงานวิจัยที่ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ได้แก่ งานของ Bao และคณะ ทำวิจัยเรื่องการพยากรณ์ดัชนีตลาดหลักทรัพย์ในวันถัดไป ด้วย Fuzzy Support Vector Machines Regression ผลการทดลองพบว่า วิธีที่นำเสนอให้ค่า Normalized Mean Square Error น้อยที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีอื่น และงานของพิตติพล ทำการผสานการวิเคราะห์เชิงด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ด้วยการทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคาในวันถัดไปของหลักทรัพย์ 20 หลักทรัพย์ โดยมีการใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF ในการคัดเลือกคุณลักษณะสำหรับฝึกให้กับหลักทรัพย์แต่ละหลักทรัพย์ และทดสอบผลการฝึกด้วยข้อมูลที่เตรียมไว้ ผลการฝึกเป็นทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคาแบ่งเป็น 3 ลักษณะคือ ขึ้น ลง และคงที่ และนำผลการทำนายไปทำการซื้อขายจำลองพบว่า การใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ให้ผลตอบแทนมากกว่า การใช้การวิเคราะห์เชิงเทคนิควิธีอื่นๆ

งานวิจัยนี้มีลักษะคล้ายกับงานของ Kablan คือ ทำการวิเคราะห์และการจำลองการซื้อขายขณะที่ตลาดเปิดทำการ ใช้ช่วงเวลาในการวิเคราะห์ คือทุก 5 นาที แต่ในงานวิจัยนี้วิเคราะห์ในช่วงเวลาที่สั้นกว่า คือ 1 นาที และใช้คุณลักษณะสำหรับทำการฝึกมากกว่า มีลักษณะคล้ายกับงานของพิตติพล คือ ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบถดถอยและขั้นตอนวิธี RReliefF เช่นเดียวกัน แต่ผลลัพธ์ในการทำนายต่างกัน คือ งานของพิตติพล ทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงราคา แต่งานวิจัยนี้ทำนายเป็นค่าจำนวนจริง ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองของพิตติพลใช้หลักทรัพย์ 20 ชนิด ในขณะที่งานวิจัยนี้ใช้หลักทรัพย์เพียงชนิดเดียวในการทดลอง และงานของพิตติพลทำการวิเคราะห์ราคาหลังจากตลาดปิดทำการแล้ว ในขณะที่งานวิจัยนี้ทำการวิเคราะห์ในขณะที่ตลาดเปิดทำการอยู่ และช่วงเวลาในการวิเคราะห์สั้นกว่า

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 3
วิธีการดำเนินงาน

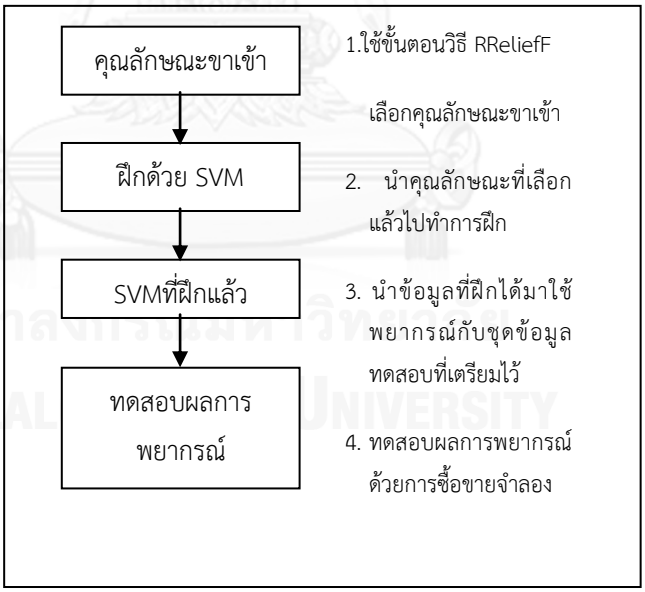
เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงรายละเอียดของขั้นตอนการดำเนินงานต่างๆ ประกอบด้วย ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง ขั้นตอนการดำเนินงาน และคุณลักษณะที่ใช้ในการฝึก

3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

งานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลของราคาสัญญาซื้อขายล่วงหน้า SET 50 FUTURES BCM ทุกๆ 1 นาที ระหว่างเดือนกุมภาพันธ์ ถึง เดือนพฤษภาคม 2555

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน

งานวิจัยนี้ใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF ในการคัดเลือกคุณลักษณะก่อนนำไปทำการฝึกด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพื่อให้ได้คุณลักษณะที่สำคัญและมีคุณภาพ เนื่องจากอาจมีคุณลักษณะบางคุณลักษณะสร้างสัญญาณรบกวนส่งผลให้การฝึกไม่มีประสิทธิภาพ ขั้นตอนการดำเนินงานแสดงดังรูปที่ 8



รูปที่ 8 ขั้นตอนการฝึกด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

3.3 คุณลักษณะที่ใช้ในการฝึก

คุณลักษณะที่นำมาคัดเลือกด้วยขั้นตอนวิธี RReliefF มีดังนี้

1. ราคานาทีปัจจุบัน
2. ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของราคา 5,10,15,20,25 และ 30 นาทีก่อนหน้า
3. ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 5,10,15 และ 20 นาทีก่อนหน้า
4. ราคา 5,10,15 และ 20 นาทีก่อนหน้า
5. ราคาเปิดในนาทีปัจจุบัน
6. ราคาต่ำสุดในนาทีปัจจุบัน
7. ราคาสูงสุดในนาทีปัจจุบัน

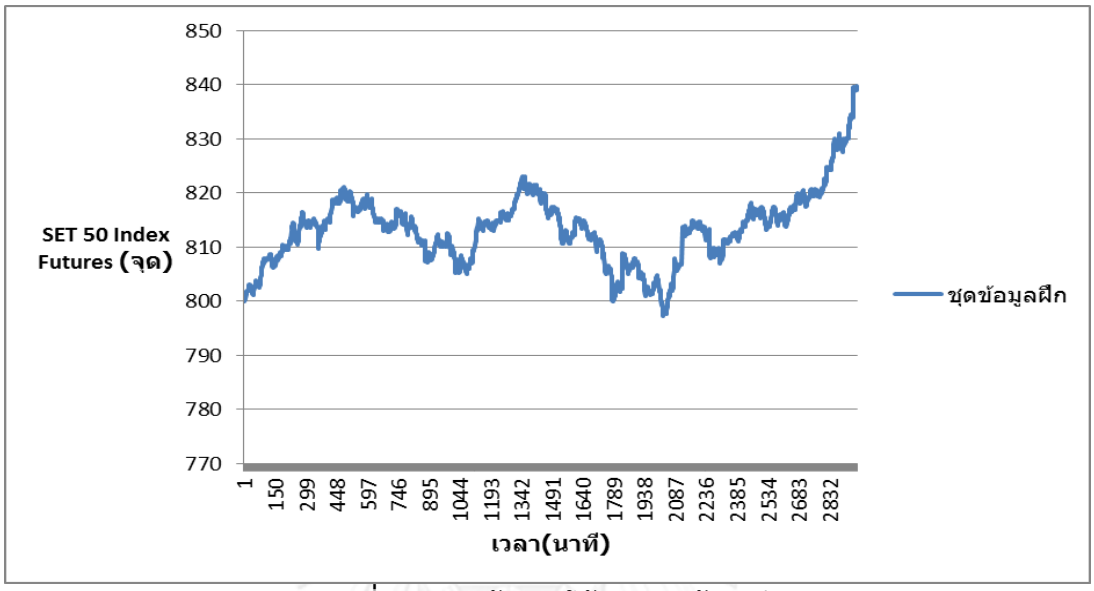
คุณลักษณะสำหรับการคัดเลือกทั้งหมดแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 คุณลักษณะที่ใช้ในการฝึก

	คุณลักษณะขาเข้า
X_1	ราคานาทีปัจจุบัน
X_2	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของราคา 5 นาที
X_3	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของราคา 10 นาที
X_4	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของราคา 15 นาที
X_5	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของราคา 20 นาที
X_6	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของราคา 25 นาที
X_7	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของราคา 30 นาที
X_8	ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 5 นาที
X_9	ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 10 นาที
X_{10}	ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 15 นาที
X_{11}	ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 20 นาที
X_{12}	ราคา5 นาทีก่อนหน้า
X_{13}	ราคา 10 นาทีก่อนหน้า
X_{14}	ราคา 15 นาทีก่อนหน้า
X_{15}	ราคา 20 นาทีก่อนหน้า
X_{16}	ราคาเปิดนาทีปัจจุบัน
X_{17}	ราคาต่ำสุดในนาทีปัจจุบัน
X_{18}	ราคาสูงสุดในนาทีปัจจุบัน
	ข้อมูลขาออก
Y	ราคาในนาทีถัดไป

3.4 เส้นแนวโน้มชุดข้อมูลฝึกและทดสอบ

ชุดข้อมูลฝึกอยู่ในระหว่างช่วงเดือนกุมภาพันธ์ ถึง เดือนมีนาคม 2555 จำนวน 3,000 ตัวอย่าง แสดงด้วยกราฟเส้นแนวโน้มดังรูปที่ 9



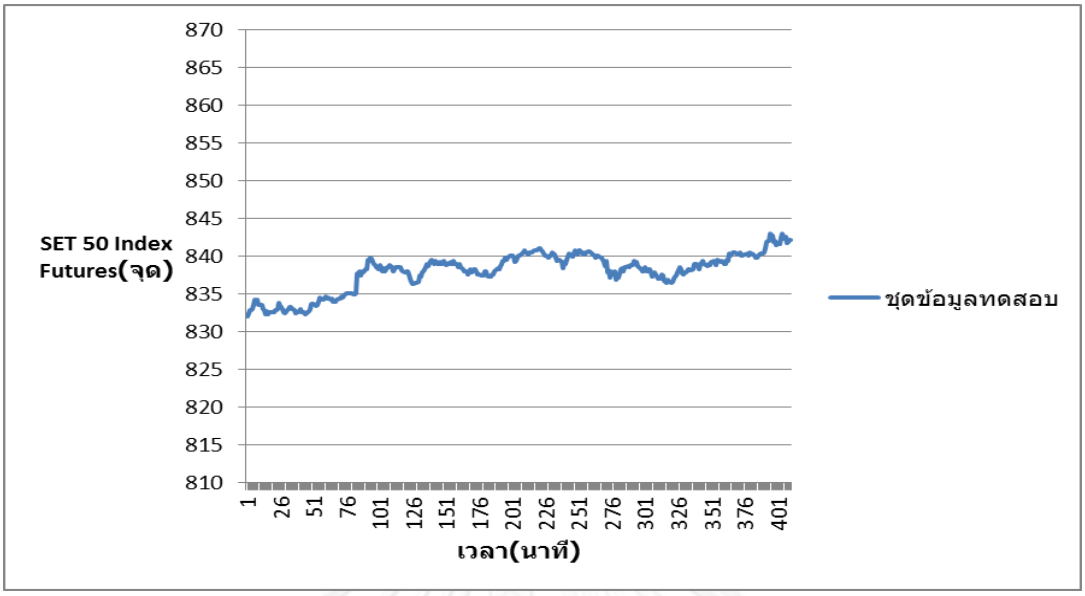
รูปที่ 9 กราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลฝึก

ชุดข้อมูลทดสอบแบ่งออกเป็น 3 กลุ่มตามลักษณะของเส้นแนวโน้ม คือ 1. แนวโน้มขึ้น 2. แนวโน้มลง 3. แนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง และแต่ละกลุ่มมีข้อมูลใช้สำหรับทดสอบ 2 ชุด ดังนี้

1.แนวโน้มขึ้น มีข้อมูล 2 ชุดคือ

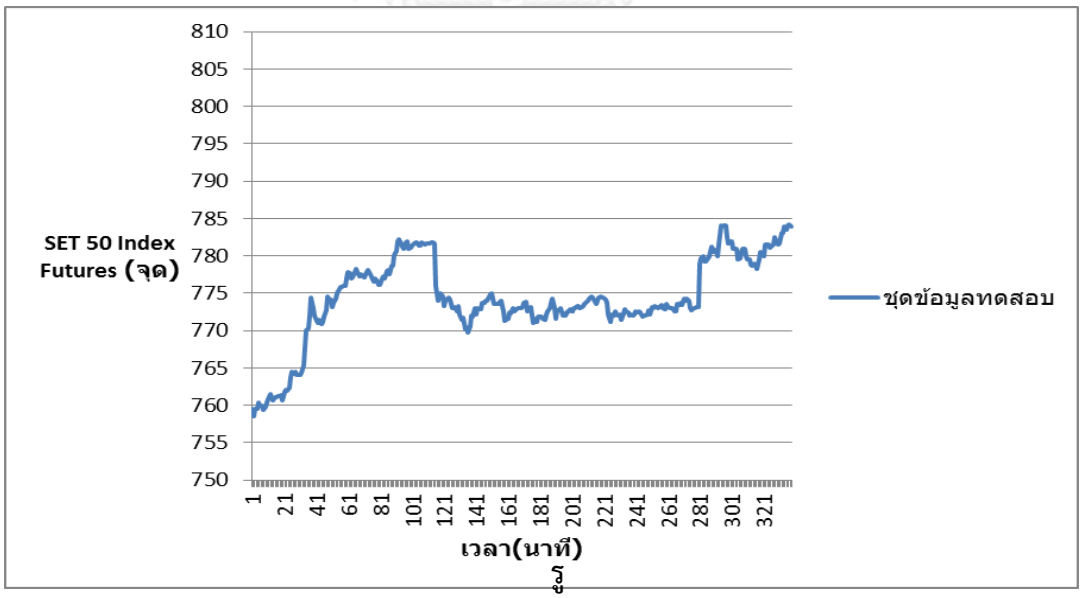
ชุดที่ 1 คือ ราคาซื้อขายในช่วงเดือนเมษายน 2555 จำนวน 411 ตัวอย่าง แสดงด้วยกราฟเส้นแนวโน้มดังรูปที่ 10

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 10 กราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแบบแนวโน้มขึ้นชุดที่ 1

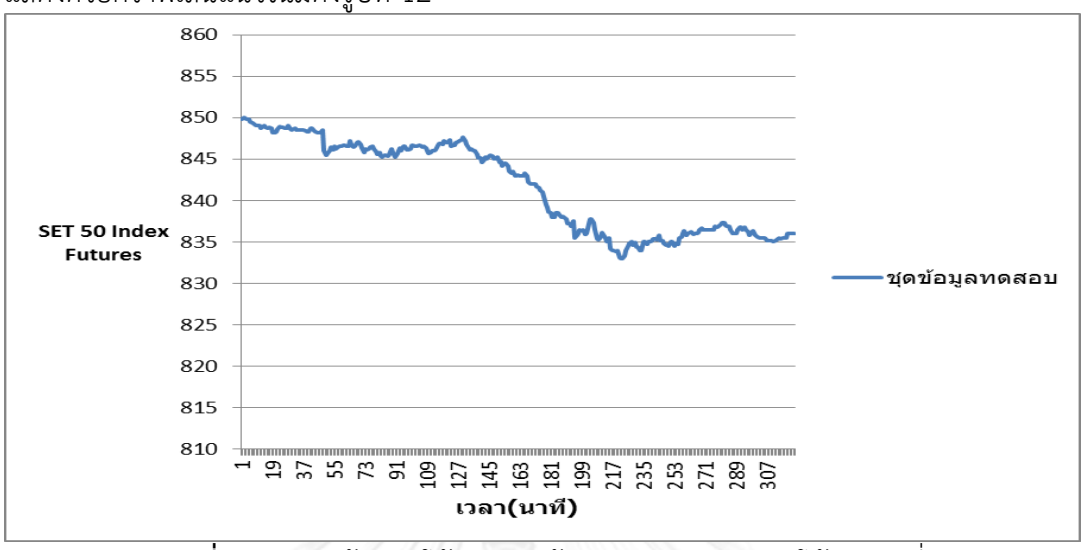
ชุดที่ 2 คือ ราคาซื้อขายในช่วงเดือนพฤษภาคม 2555 จำนวน 338 ตัวอย่าง แสดงด้วยกราฟเส้นแนวโน้มดังรูปที่ 11



รูปที่ 11 กราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแบบแนวโน้มขึ้นชุดที่ 2

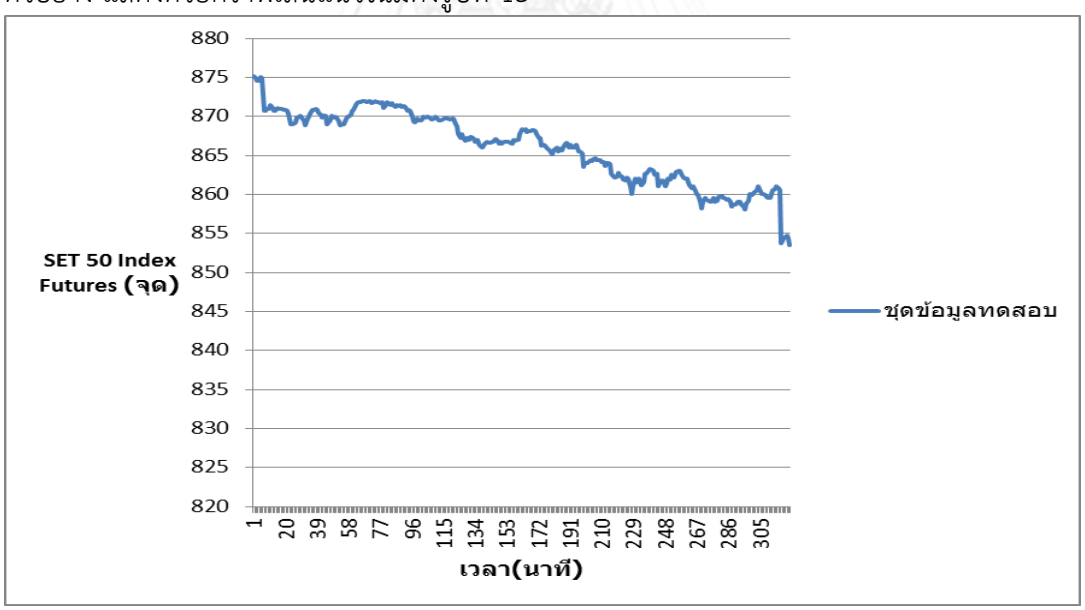
2.แนวโน้มลง มีข้อมูล 2 ชุดคือ

ชุดที่ 1 คือ ราคาซื้อขายในช่วงเดือนเมษายน 2555 จำนวน 323 ตัวอย่าง แสดงด้วยกราฟเส้นแนวโน้มดังรูปที่ 12



รูปที่ 12 กราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแบบแนวโน้มลงชุดที่ 1

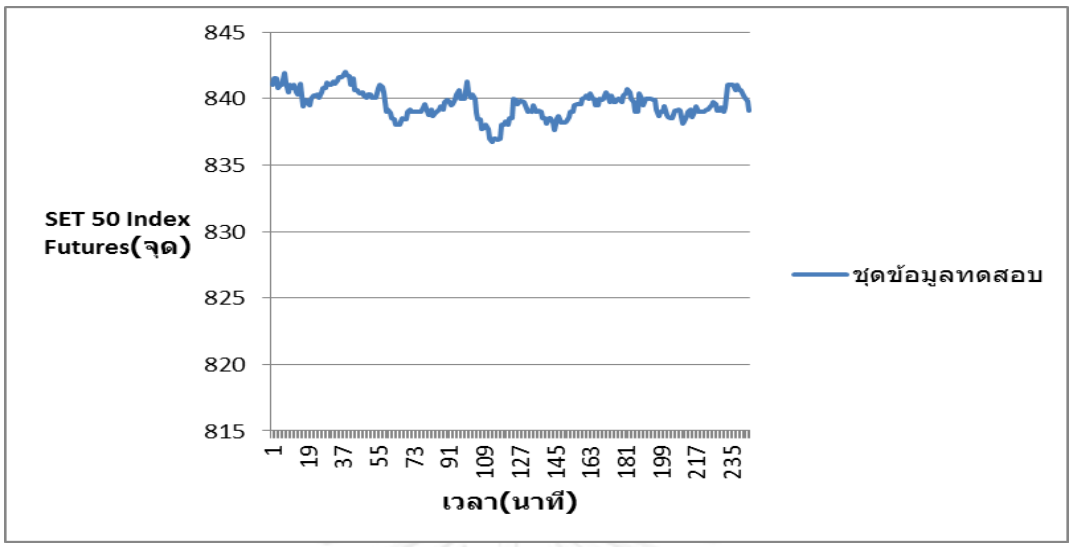
ชุดที่ 2 คือ ราคาซื้อขายในช่วงเดือนพฤษภาคม 2555 จำนวน 324 ตัวอย่าง แสดงด้วยกราฟเส้นแนวโน้มดังรูปที่ 13



รูปที่ 13 กราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแบบแนวโน้มลงชุดที่ 2

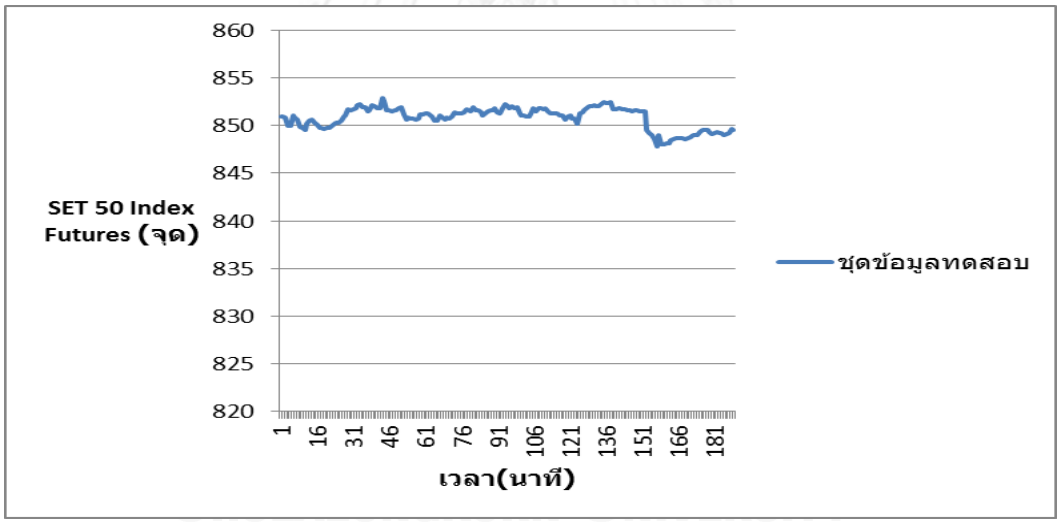
3.แนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง มีข้อมูล 2 ชุดคือ

ชุดที่ 1 คือ ราคาซื้อขายในช่วงเดือนมีนาคม 2555 จำนวน 244 ตัวอย่าง แสดงด้วยกราฟเส้นแนวโน้มดังรูปที่ 14



รูปที่ 14 กราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแบบแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 1

ชุดที่ 2 คือ ราคาซื้อขายในช่วงเดือนมีนาคม 2555 จำนวน 189 ตัวอย่าง แสดงด้วยกราฟเส้นแนวโน้มดังรูปที่ 15



รูปที่ 15 กราฟเส้นแนวโน้มของชุดข้อมูลทดสอบแบบแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 2

บทที่ 4
ผลการทดลอง

ในบทนี้กล่าวถึง ผลการทดลอง ประกอบด้วย การเตรียมชุดข้อมูลเพื่อนำไปฝึกด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน การคัดเลือกคุณสมบัติด้วยขั้นตอนวิธี RReliefF การนำคุณลักษณะที่ผ่านการคัดเลือกแล้วไปทำการฝึก การพยากรณ์ด้วยข้อมูลที่ฝึกแล้ว การประเมินผลการพยากรณ์ และการวัดผลการพยากรณ์ด้วยการจำลองการซื้อขาย

4.1 การเตรียมชุดข้อมูลสำหรับฝึก

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลการซื้อขายตราสารอนุพันธ์ SET 50 Futures ตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ ถึงเดือนมีนาคม 2555 จำนวน 3000 ตัวอย่าง จากนั้นทำการคำนวณค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ และดัชนีกำลังสัมพัทธ์ เพื่อใช้เป็นคุณลักษณะในการฝึก

4.2 การคัดเลือกคุณลักษณะด้วยขั้นตอนวิธี RReliefF

คุณลักษณะที่ผ่านการคัดเลือกด้วยขั้นตอนวิธี RReliefF แล้วแสดงดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ตารางแสดงคุณลักษณะที่ผ่านการคัดเลือกแล้ว

	คุณลักษณะขาเข้า
X_1	ราคานาทีปัจจุบัน
X_2	ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 5นาที
X_3	ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 10นาที
X_4	ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 15นาที
X_5	ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ย้อนหลัง 20นาที
X_6	ราคาเปิดนาทีปัจจุบัน
X_7	ราคาต่ำสุดในนาทีปัจจุบัน
X_8	ราคาสูงสุดในนาทีปัจจุบัน
	ข้อมูลขาออก
Y	ราคาในนาทีถัดไป

4.3 การฝึกข้อมูลตัวอย่างฝึกด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ข้อมูลตัวอย่างนำมาทำการฝึกด้วยซอฟท์แวร์ mySVM [12] ด้วย ฟังก์ชันเคอร์แนล คือ ฟังก์ชันเชิงเส้น ฟังก์ชัน Polynomial ใช้ค่าพารามิเตอร์ degree = 2 , C = 1,000 และ ε = 0.01 และ Guassian RBF ใช้ค่าพารามิเตอร์ ค่าแกมม่า = 0.001 , C = 1,000 และ ε = 0.01

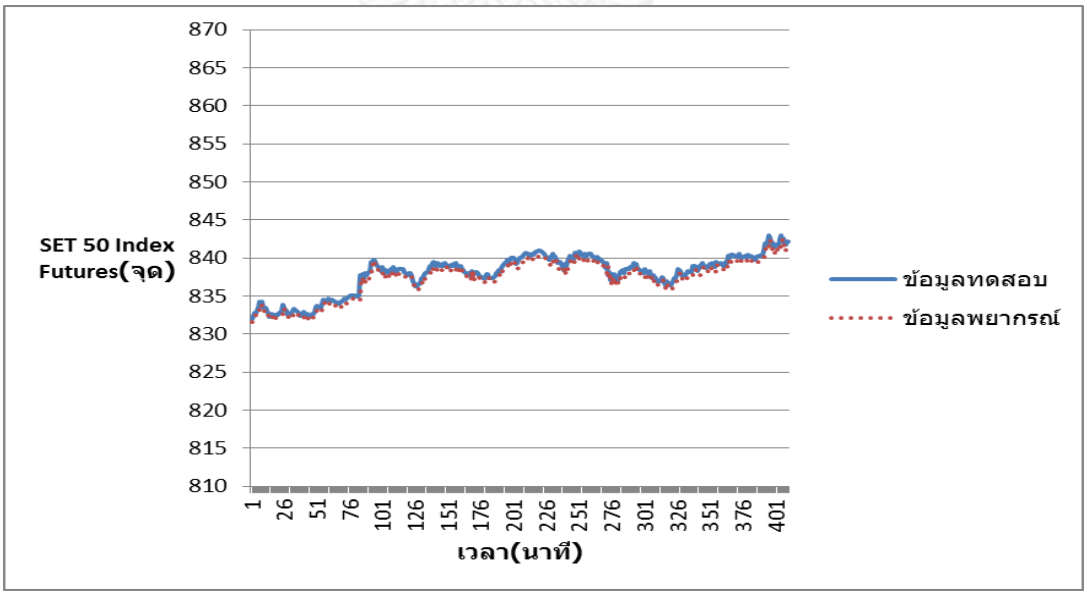
4.4 การพยากรณ์ข้อมูลทดสอบด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ข้อมูลสำหรับทดสอบ คือ ข้อมูลการซื้อขายตั้งแต่เดือนมีนาคม 2555 ถึงเดือนพฤษภาคม 2555 ซึ่งแบ่งเป็น 3 กลุ่ม และแต่ละกลุ่มแบ่งออกเป็น 2 ชุด และแต่ละชุดฝึกด้วยฟังก์ชันเคอร์แนล 3 แบบ คือ

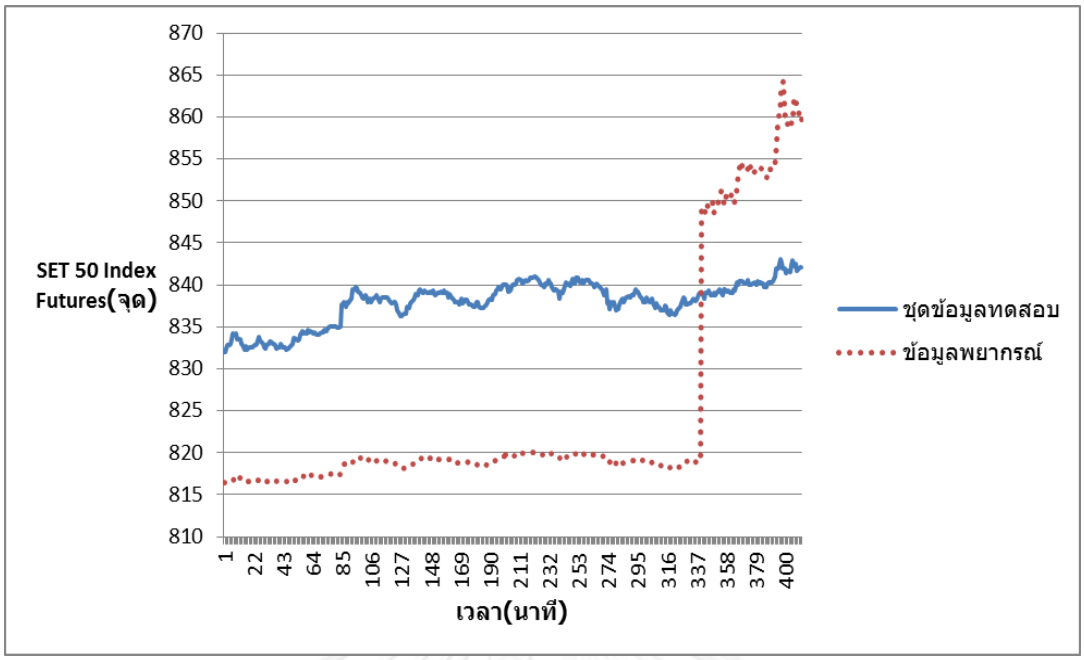
1. ข้อมูลแนวโน้มขึ้น จำนวน 411 ตัวอย่าง และ 338 ตัวอย่าง
2. ข้อมูลแนวโน้มลง จำนวน 323 ตัวอย่าง และ 324 ตัวอย่าง
3. ข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง จำนวน 244 ตัวอย่าง และ 189 ตัวอย่าง

ผลการพยากรณ์ด้วยข้อมูลทดสอบได้ผลการทดลองดังนี้

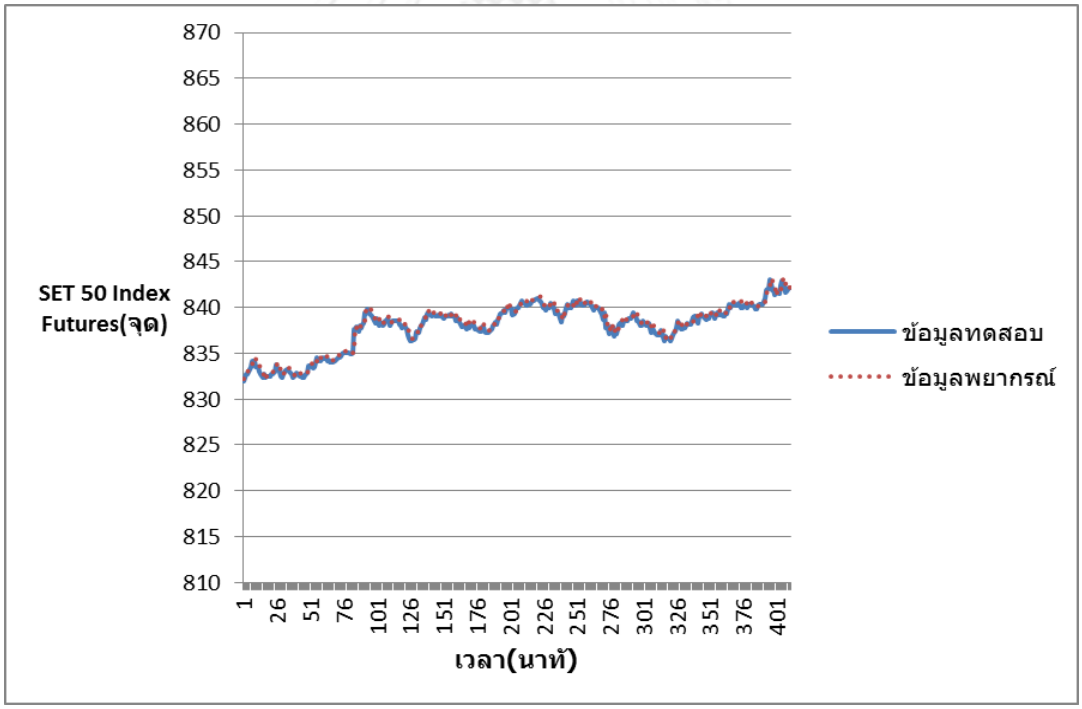
1.ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบแนวโน้มขึ้นชุดที่ 1 แสดงดังรูปที่ 16, 17 และ 18 ตามลำดับ



รูปที่ 16 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 1 ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น

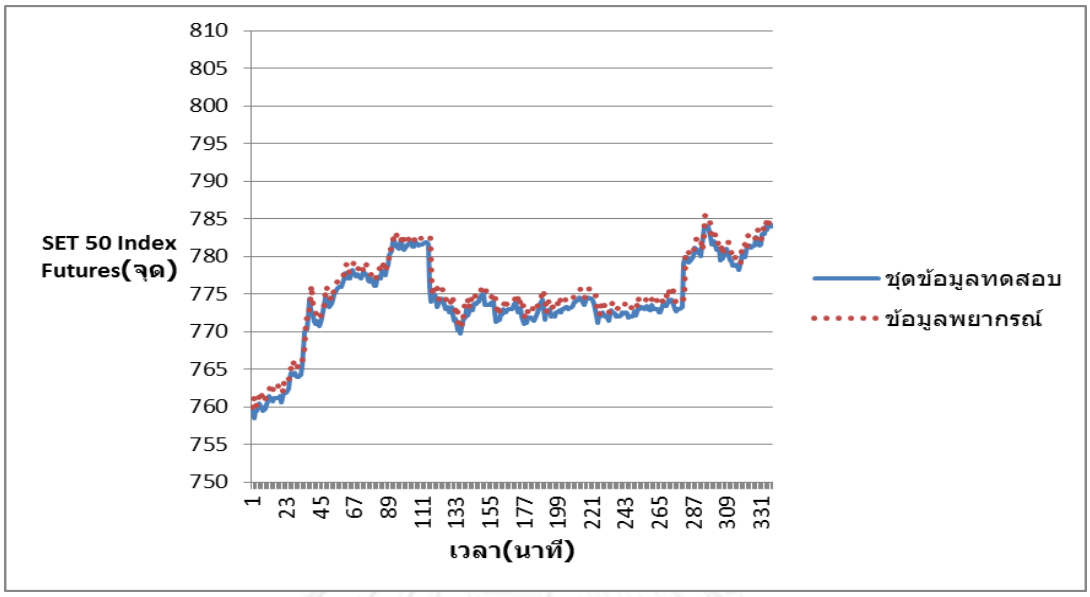


รูปที่ 17 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 1 ฝึกด้วยฟังก์ชัน Polynomial

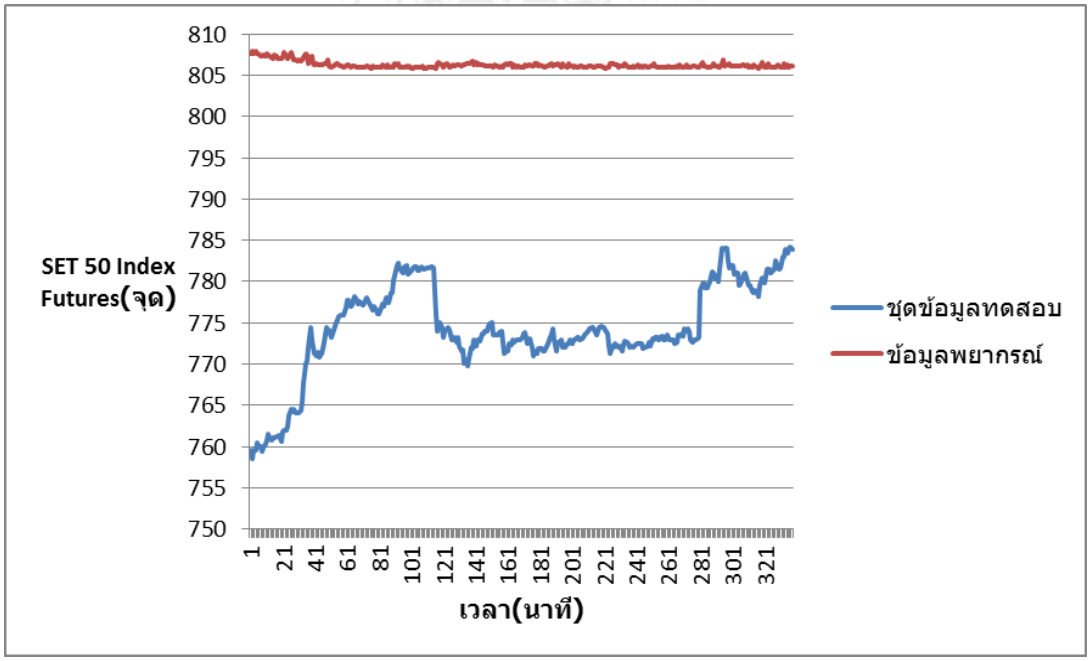


รูปที่ 18 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 1 ฝึกด้วย Guassian RBF

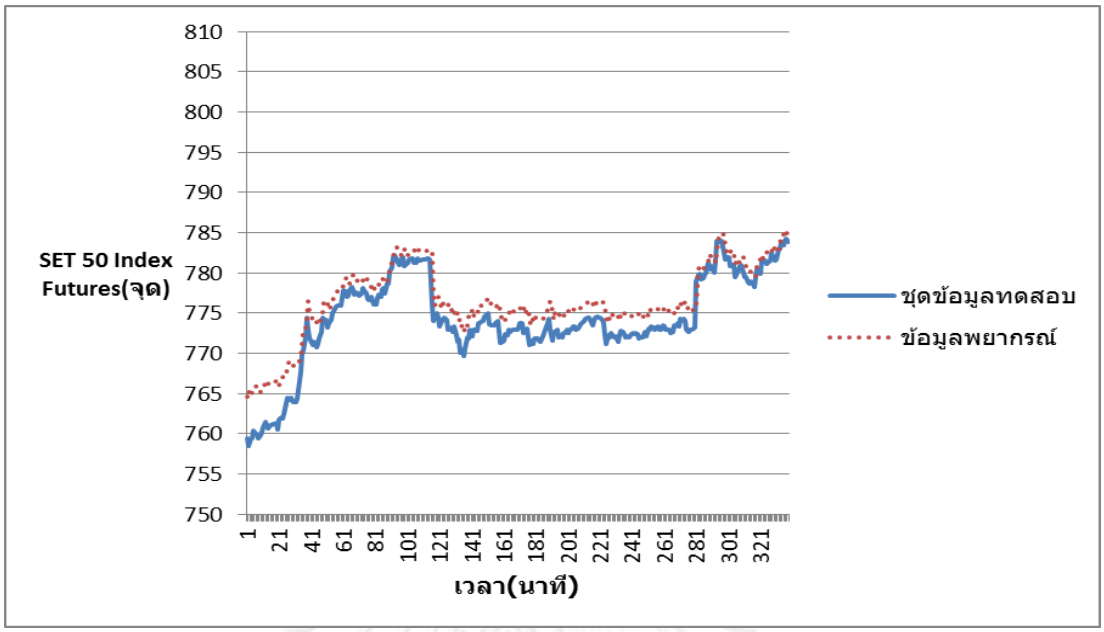
2.ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบแนวโน้มขึ้นชุดที่ 2 แสดงดังรูปที่ 19, 20 และ 21 ตามลำดับ



รูปที่ 19 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 2 ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น

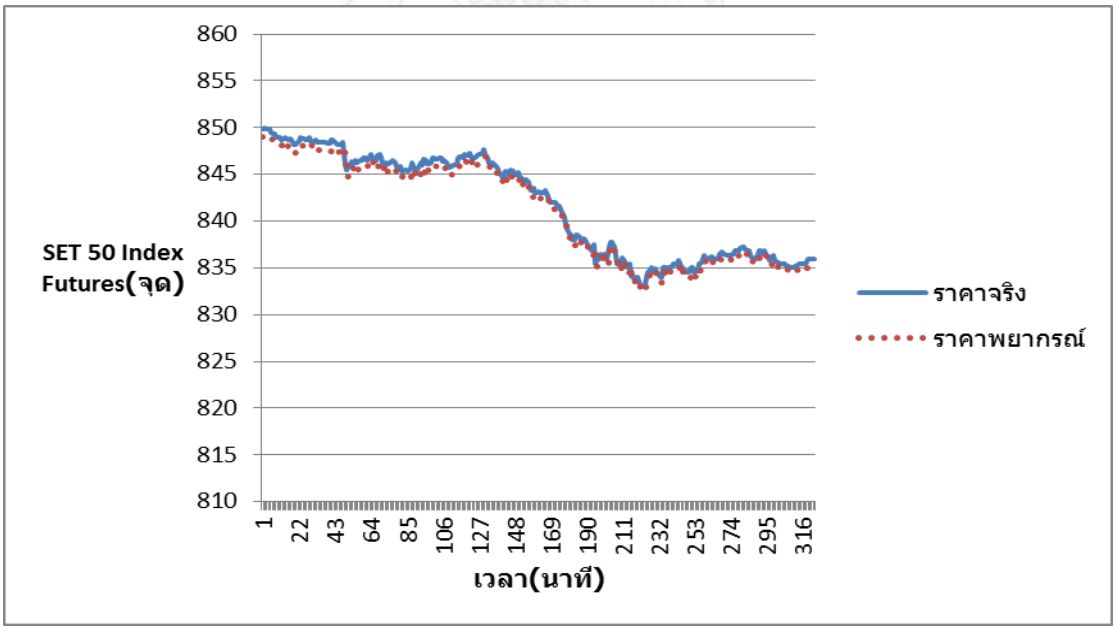


รูปที่ 20 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 2 ฝึกด้วยฟังก์ชัน Polynomial



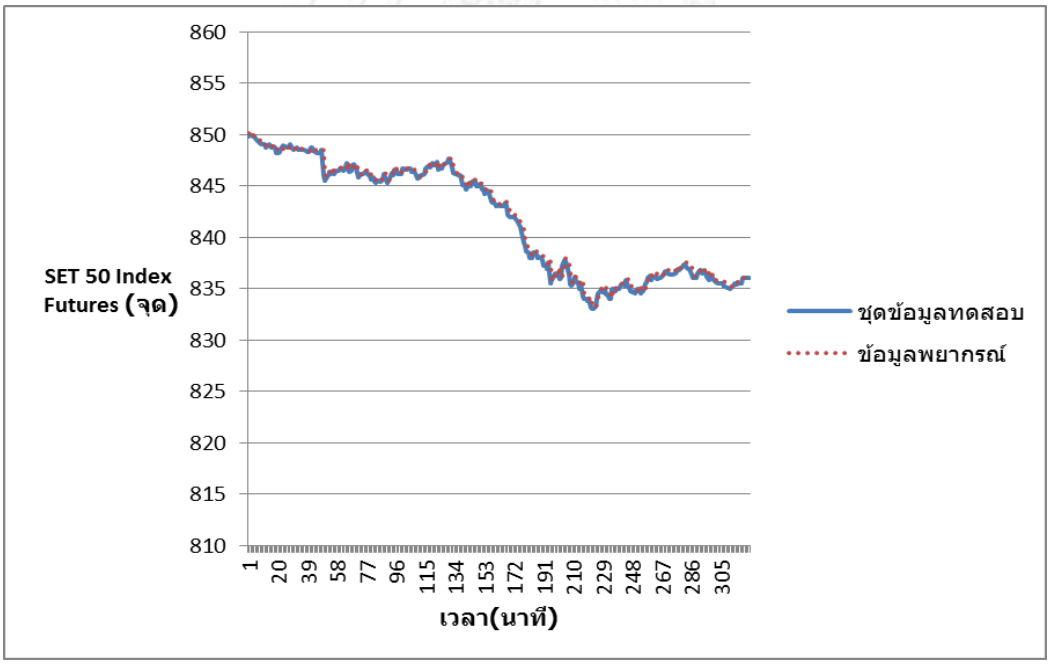
รูปที่ 21 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มขึ้นชุดที่ 2 ฝึกด้วย Guassian RBF

3.ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบแนวโน้มลง ชุดที่ 1 แสดงดังรูปที่ 22, 23 และ 24 ตามลำดับ



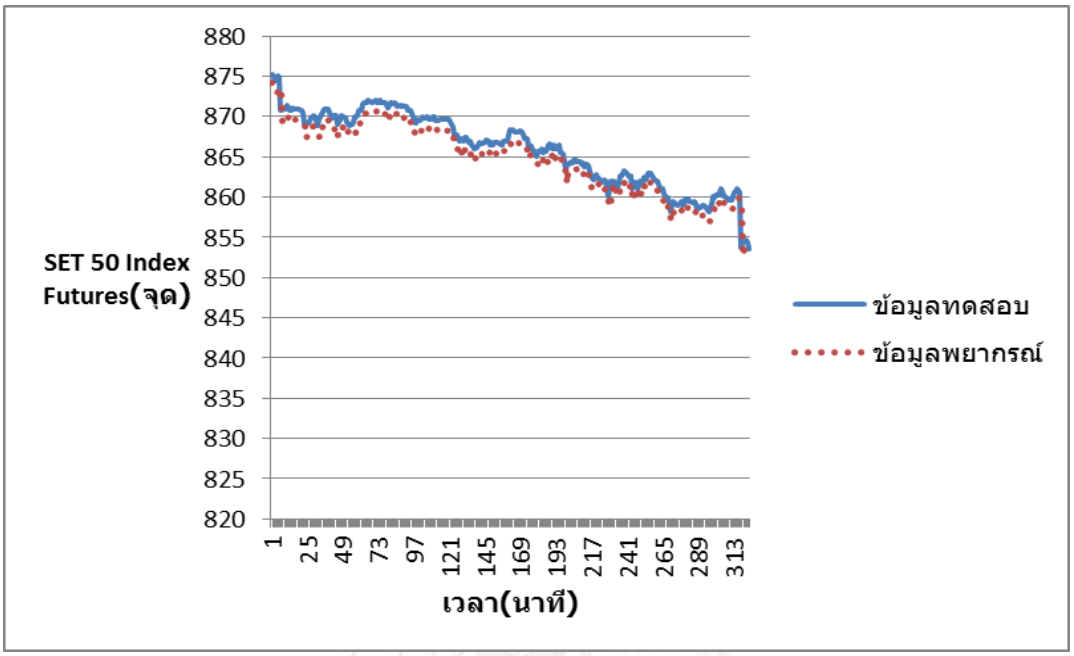
รูปที่ 22 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 1 ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น

รูปที่ 23 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 1 ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น Polynomial

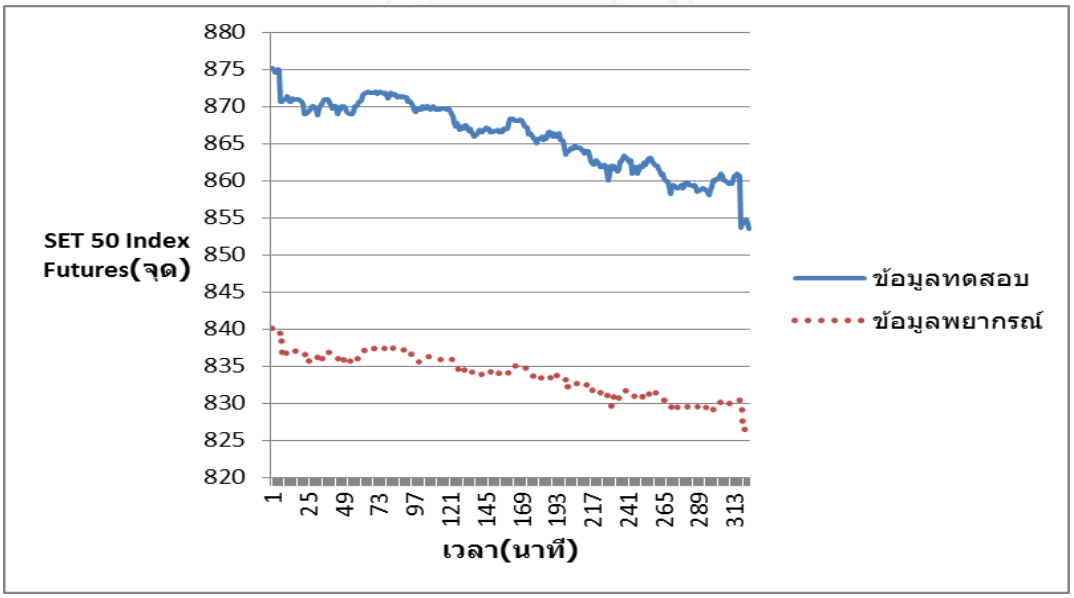


รูปที่ 24 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 1 ฝึกด้วย Guassian RBF

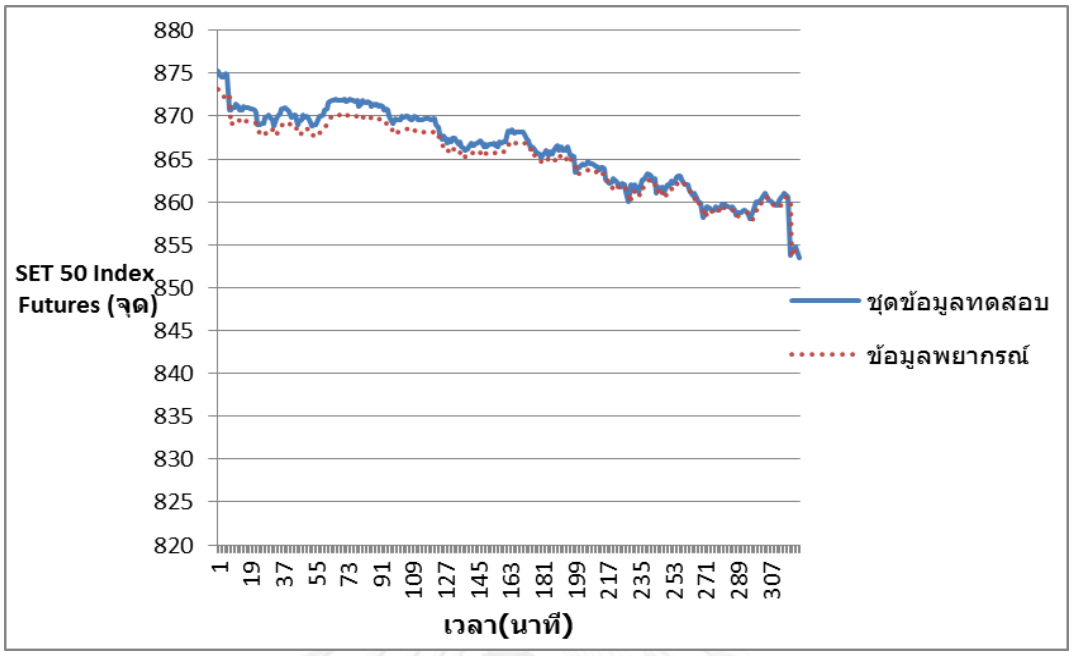
4.ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบแนวโน้มลง ชุดที่ 2 แสดงดังรูปที่ 25, 26 และ 27 ตามลำดับ



รูปที่ 25 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 2 ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น

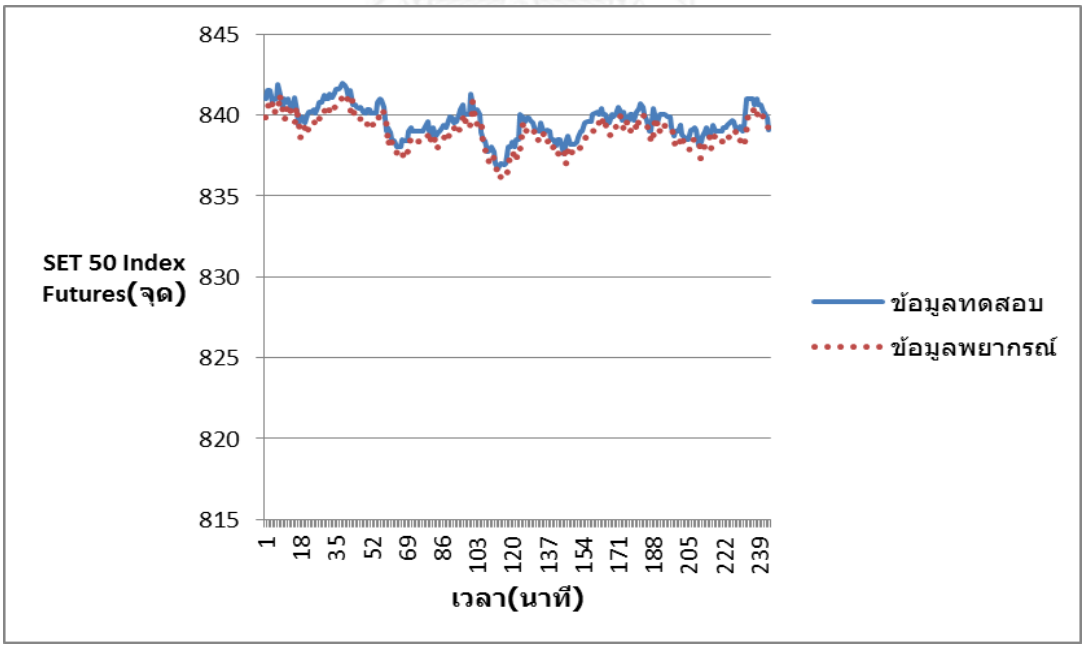


รูปที่ 26 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 2 ฝึกด้วยฟังก์ชัน Polynomial

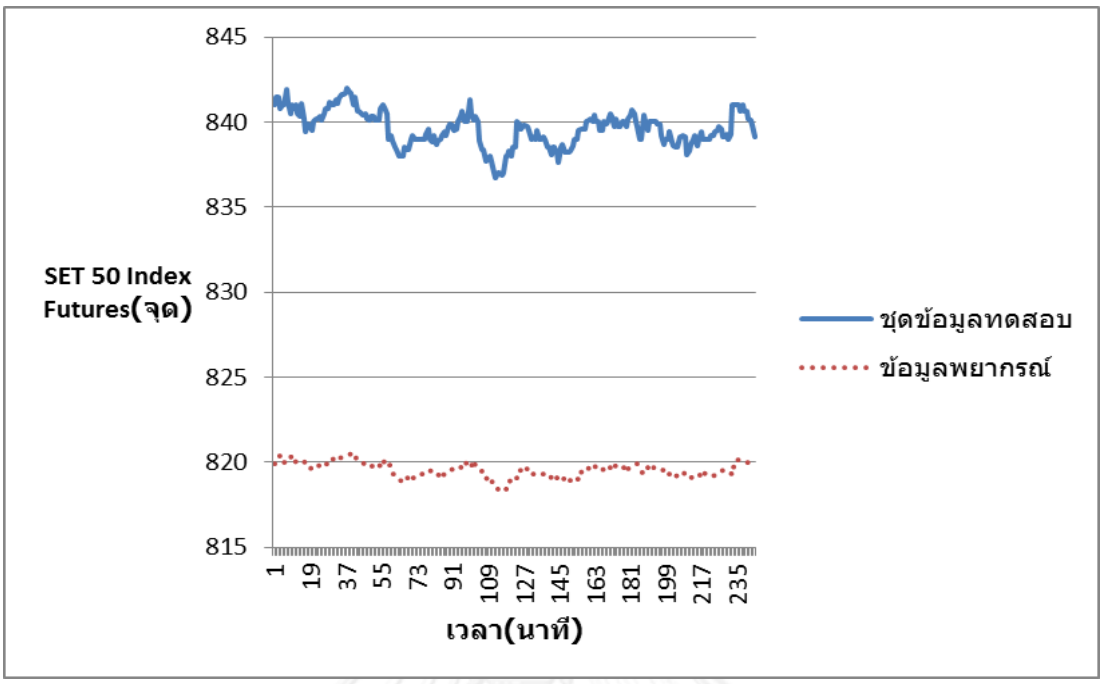


รูปที่ 27 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มลงชุดที่ 2 ฝึกด้วย Guassian RBF

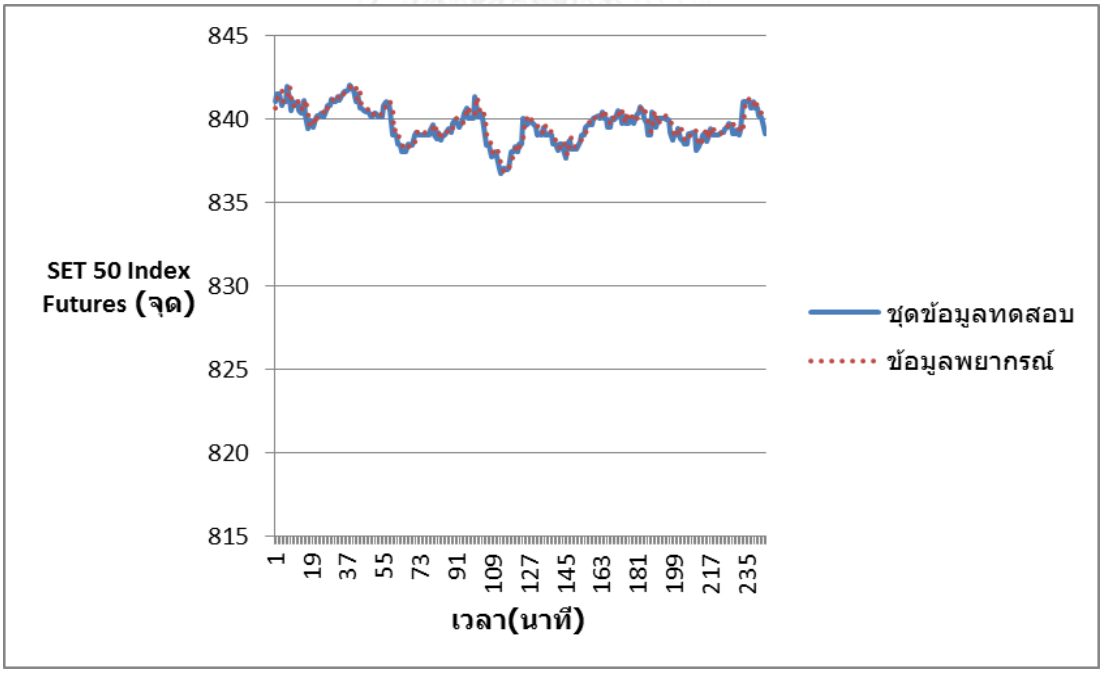
5.ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง ชุดที่ 1 แสดงดังรูปที่ 28, 29 และ 30 ตามลำดับ



รูปที่ 28 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 1 ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น

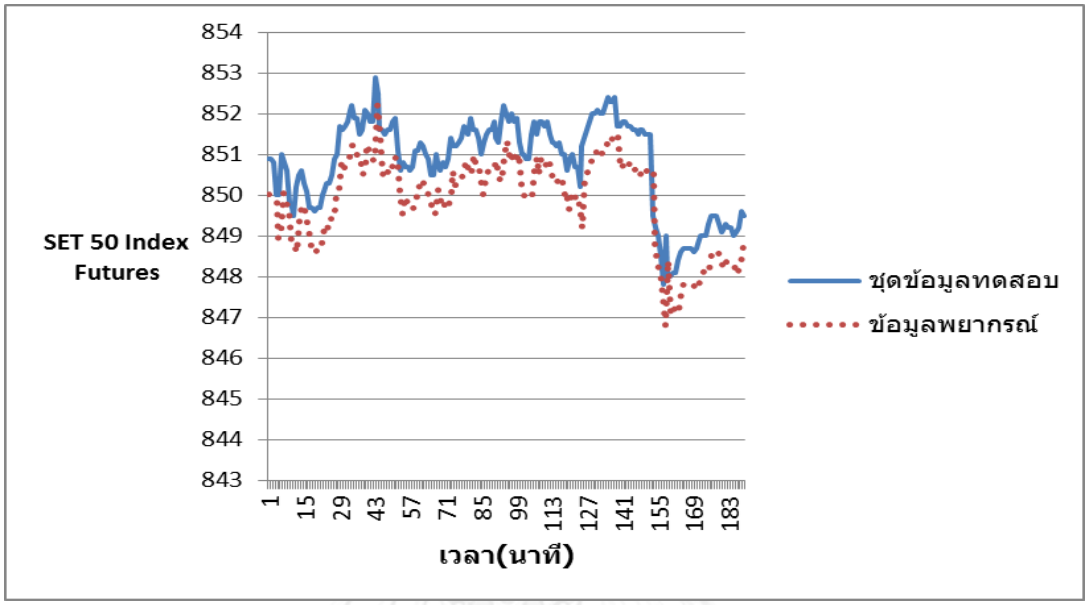


รูปที่ 29 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 1 ฝึกด้วยฟังก์ชัน Polynomial

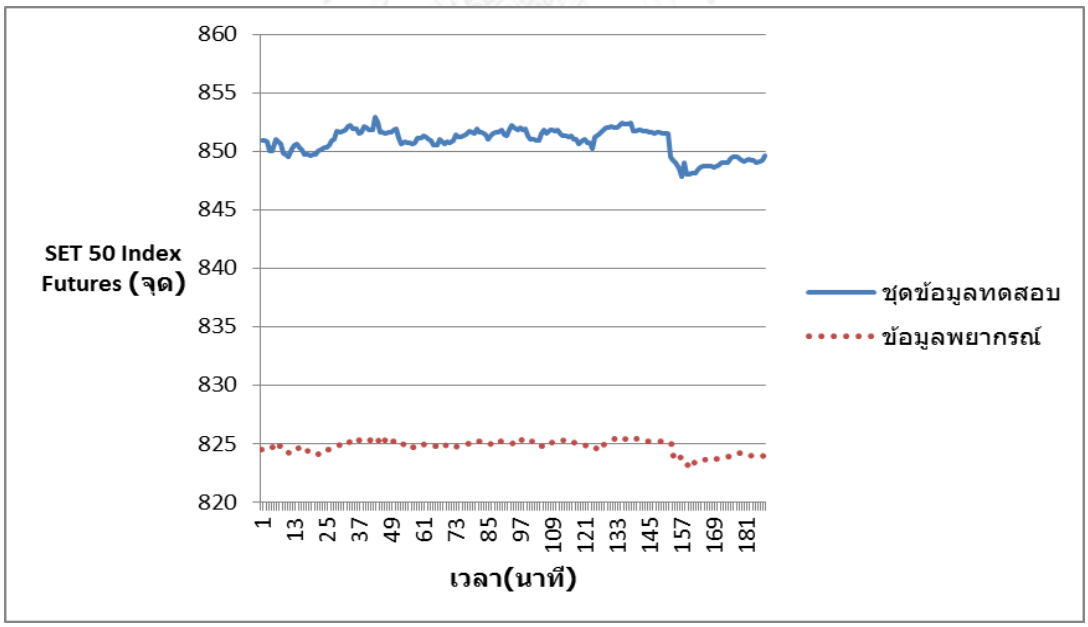


รูปที่ 30 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 1 ฝึกด้วย Guassian RBF

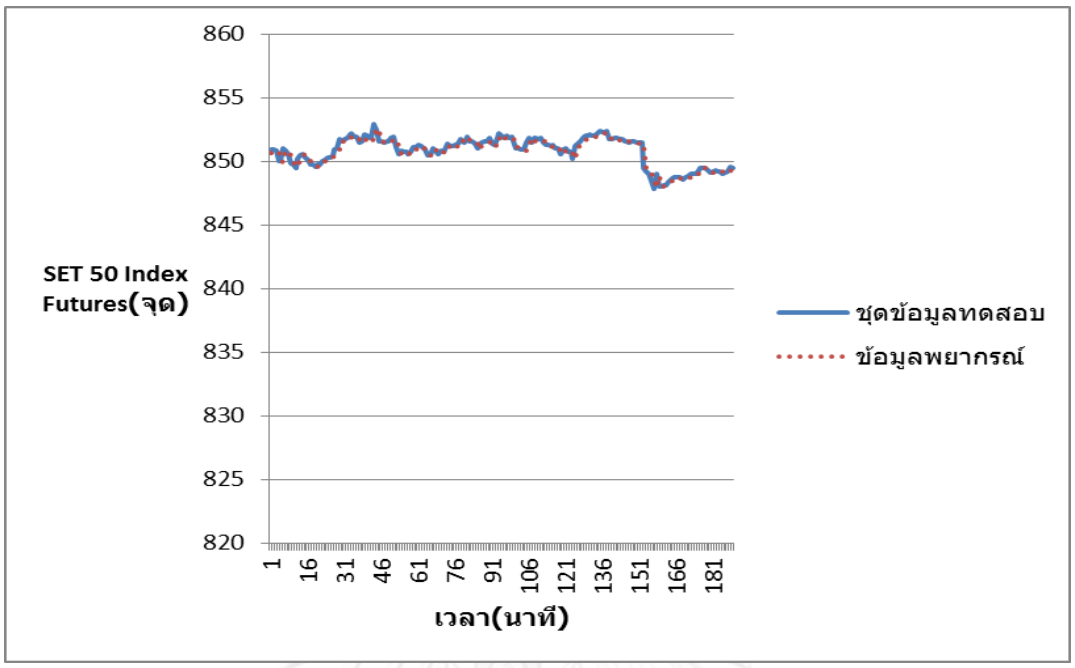
6.ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง ชุดที่ 2 แสดงดังรูปที่ 31, 32 และ 33 ตามลำดับ



รูปที่ 31 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 2 ฝึกด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น



รูปที่ 32 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 2 ฝึกด้วยฟังก์ชัน Polynomial



รูปที่ 33 ผลการพยากรณ์ราคาของข้อมูลแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงชุดที่ 2 ฝึกด้วยฟังก์ชัน Guassian RBF

4.5 การประเมินผลการพยากรณ์

การประเมินผลการทดลองของงานวิจัยนี้ทำโดยการวัดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างราคาจริงกับราคาที่พยากรณ์ได้ ด้วยค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) และค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) จำลอง ค่า MAE และ MSE แสดงดังสมการ (15) และ (16) ต่อไปนี้

$$MAE = \sum_{i=1}^{n} \frac{|PV - PA|}{n} \quad (15)$$

$$MSE = \sum_{i=1}^{n} \frac{(PV - PA)^2}{n} \quad (16)$$

โดยที่ PV และ AV เป็นราคาที่ทำนายและราคาจริงตามลำดับ และ n เป็นจำนวนข้อมูล ค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่ใช้คุณลักษณะที่ผ่านการคัดเลือกด้วยขั้นตอนวิธี RReliefF แสดงดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 ตารางแสดงค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่ใช้คุณลักษณะที่ผ่านการคัดเลือกด้วยขั้นตอนวิธี RReliefF

ชุดข้อมูลทดสอบ			ค่าคาดเคลื่อน	
			MAE	MSE
แนวโน้มขึ้น	ชุดที่1	ฟังก์ชันเชิงเส้น	0.593	0.479
		ฟังก์ชัน Polynomial	17.966	330.083
		Guassian RBF	0.331	0.179
	ชุดที่2	ฟังก์ชันเชิงเส้น	1.145	1.769
		ฟังก์ชัน Polynomial	31.97	1056.66
		Guassian RBF	2.233	6.532
แนวโน้มลง	ชุดที่1	ฟังก์ชันเชิงเส้น	0.667	0.550
		ฟังก์ชัน Polynomial	21.107	454.748
		Guassian RBF	0.311	0.184
	ชุดที่2	ฟังก์ชันเชิงเส้น	1.281	1.868
		ฟังก์ชัน Polynomial	32.21	1040.85
		Guassian RBF	1.036	1.497
แนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง	ชุดที่1	ฟังก์ชันเชิงเส้น	0.661	0.583
		ฟังก์ชัน Polynomial	20.065	403.081
		Guassian RBF	0.334	0.196
	ชุดที่2	ฟังก์ชันเชิงเส้น	0.694	0.481
		ฟังก์ชัน Polynomial	26.055	679.282
		Guassian RBF	0.235	0.120

จากตารางที่ 4 เมื่อนำค่าคลาดเคลื่อน MAE แยกตามฟังก์ชันเคอร์แนลมาคำนวณหาค่าเฉลี่ยทั้ง 6 ชุด ได้ค่าเฉลี่ยดังนี้ ฟังก์ชันเชิงเส้นเท่ากับ 0.840 ฟังก์ชัน Polynomial เท่ากับ 24.896 และ Guassian RBF เท่ากับ 0.746

ดังนั้น ตัวอย่างฝึกที่ฝึกโดยฟังก์ชันเคอร์แนลแบบ Guassian RBF ให้ค่า MAE ต่ำสุด จึงนำข้อมูลทดสอบที่ผ่านการฝึกด้วยฟังก์ชันเคอร์แนลแบบ Guassian RBF ทำการทดสอบผลการพยากรณ์ต่อไป

ตารางที่ 5 ตารางแสดงค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่ไม่ใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF ที่ฝึกด้วยฟังก์ชันเคอร์แนลแบบ Guassian RBF

ชุดข้อมูลทดสอบ		ค่าคาดเคลื่อน	
		MAE	MSE
แนวโน้มขึ้น	ชุดที่1	0.771	0.749
	ชุดที่2	6.233	46.823
แนวโน้มลง	ชุดที่1	0.990	1.206
	ชุดที่2	11.239	139.406
แนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง	ชุดที่1	0.357	0.219
	ชุดที่2	2.519	6.603

เมื่อเปรียบตารางที่ 4 และตารางที่ 5 แสดงให้เห็นว่าการใช้คุณลักษณะที่ผ่านการคัดเลือกด้วยขั้นตอนวิธี RReliefF ทำให้ค่าคลาดเคลื่อน MAE และ MSE ลดลงทุกชุดข้อมูลทดสอบที่ฝึกด้วยฟังก์ชันเคอร์แนลแบบ Guassian RBF

4.6 การวัดผลตอบแทนจากการพยากรณ์

การวัดผลตอบแทนจากการนำราคาที่พยากรณ์ได้ไปทำการซื้อขายจำลอง วิธีการจำลองการซื้อขายคือ เริ่มจากนาทีแรกที่ตลาดเปิดทำการ จึงเริ่มทำการพยากรณ์ราคาในนาทีถัดไปทุกๆ นาที ถ้าพบว่ามีราคาที่พยากรณ์ได้ในนาทีถัดไปหนึ่งสูงกว่าราคาที่พยากรณ์ได้ในนาทีปัจจุบัน จึงทำการซื้ออนุพันธ์ ณ ราคานาทีปัจจุบันด้วยจำนวนเงินทั้งหมดที่มี และทำการขายอนุพันธ์ทั้งหมดที่ซื้อมาเมื่อราคาพยากรณ์ในนาทีถัดไปต่ำกว่าราคานาทีปัจจุบัน และนำผลตอบแทนจากวิธีการที่กล่าวมาทำการเปรียบเทียบกับการซื้อขายด้วยวิธี Buy-and-Hold คือ การซื้อตราสารอนุพันธ์ตั้งแต่นาทีแรกและขายในนาทีสุดท้าย ผลตอบแทนจากการซื้อขายจำลองทั้งสองวิธีแสดงในตารางที่ 6

ตารางที่ 6 ตารางเปรียบเทียบผลตอบแทนจากการซื้อขายจำลอง

ข้อมูลทดสอบ		ผลตอบแทน (จุด)	
		Buy-and-Hold	วิธีที่นำเสนอ
แนวโน้มขึ้น	ชุดที่ 1	10.1	10.9
	ชุดที่ 2	24.4	24.9
แนวโน้มลง	ชุดที่ 1	-13.8	-14
	ชุดที่ 2	-22.2	-21.1
แนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง	ชุดที่ 1	-1.9	-1.6
	ชุดที่ 2	-1.4	0.3

จากตารางที่ 6 พบว่าในชุดข้อมูลทดสอบแนวโน้มขึ้น ชุดที่ 1 และชุดที่ 2 วิธีที่นำเสนอให้ผลตอบแทนที่ได้กำไรมากกว่า วิธี Buy-and-Hold ข้อมูลทดสอบแนวโน้มลง ชุดที่ 1 วิธีที่นำเสนอให้ผลตอบแทนขาดทุนมากกว่าวิธี Buy-and-Hold ส่วนข้อมูลชุดที่ 2 วิธีที่นำเสนอให้ผลตอบแทนขาดทุนน้อยกว่า วิธี Buy-and-Hold และข้อมูลทดสอบแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลง ชุดที่ 1 วิธีที่นำเสนอให้ผลตอบแทนขาดทุนน้อยกว่า ส่วนชุดที่ 2 ให้ผลตอบแทนที่ได้กำไรมากกว่า

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 5
สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการพยากรณ์ราคาตราสารอนุพันธ์ประเภทสัญญาซื้อขายล่วงหน้า SET 50 Futures เพื่อนำไปทำการซื้อขายแบบความถี่สูง คือ เป็นการซื้อขายระหว่างวันในช่วงเวลาสั้นๆ โดยมีการใช้ขั้นตอนวิธี RReliefF ในการคัดเลือกคุณสมบัติก่อนทำการฝึกเพื่อให้ได้คุณลักษณะที่มีคุณภาพและลดสัญญาณรบกวนเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการฝึก เมื่อได้ชุดของคุณลักษณะที่ผ่านการคัดเลือกแล้ว จึงนำไปฝึกและทดสอบกับชุดข้อมูลที่เตรียมไว้ จากนั้นวัดผลการทดสอบด้วยค่าคลาดเคลื่อน 2 ชนิด คือ 1. ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ และ 2. ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง พบว่าค่าคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการนำชุดข้อมูลที่ฝึกด้วยคุณลักษณะที่คัดเลือกแล้วมีค่าน้อยกว่า การฝึกด้วยคุณลักษณะทั้งหมด และวัดผลตอบแทนจากการข้อมูลที่พยากรณ์ได้มาทำการซื้อขายจำลองโดยมีการเปรียบเทียบกับวิธี Buy-and-Hold พบว่า ในชุดข้อมูลแบบแนวโน้มขึ้นวิธีที่นำเสนอให้ผลตอบแทนมากกว่าวิธี Buy-and-Hold ในชุดข้อมูลทดสอบทั้ง 2 ชุด ข้อมูลแนวโน้มลงวิธีที่นำเสนอให้ผลตอบแทนขาดทุนมากกว่าวิธี Buy-and-Hold ในข้อมูลชุดที่ 1 และในข้อมูลชุดที่ 2 ให้ผลตอบแทนขาดทุนน้อยกว่าวิธี Buy-and-Hold และข้อมูลแบบแนวโน้มไม่เปลี่ยนแปลงในข้อมูลชุดที่ 1 วิธีที่นำเสนอให้ผลตอบแทนขาดทุนน้อยกว่าวิธี Buy-and-Hold ส่วนข้อมูลชุดที่ 2 วิธีที่นำเสนอให้ผลตอบแทนมากกว่า วิธี Buy-and-Hold

5.2 ข้อเสนอแนะ

1. นำกลยุทธ์การลงทุนที่เหมาะสมในแต่ละแนวโน้มของการเปลี่ยนแปลงราคามาปรับใช้เพื่อเพิ่มผลตอบแทน

2. ปรับเปลี่ยนขนาดและช่วงเวลาของชุดข้อมูลฝึกตามสถานการณ์ตลอดเวลา

3. นำข้อมูลปัจจัยพื้นฐานมาช่วยทำการวิเคราะห์ด้วยจะช่วยลดความเสี่ยงจากการขาดทุนได้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รายการอ้างอิง

1. ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย. เส้นทางลงทุน. 2543; Available from: http://www.tsi-thailand.org/index.php?option=com_content&task=view&id=1810.
2. A.Kablan, *Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems for high frequency financial trading and forecasting*, in *The Third International Conference on Advanced Engineering Computing and Applications in Sciences*. 2009. p. 105-110.
3. Shen.W and Xing.m, *Stock Index Forecast with Back PropagationNeural Network Optimized by Genetic Algorithm*, in *Second International Conference on Information and Computing Science*. 2009.
4. V. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory.* 1995.
5. อัญชนี วิชยาภัย บุนนาค, จับตามอง *High Frequency Trading*...ทิศทางใหม่ตลาดทุนเอเชีย. 2554.
6. Lui Bao, Guo and Wang, *Forcasting Stock Composite Index by Fuzzy Support Vector Machines Regression*, in *Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. 2005. p. 3535-3540.
7. พิตติพล คันธวัฒน์, การผสานการวิเคราะห์เชิงเทคนิคและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการซื้อขายหลักทรัพย์, in คณะวิศวกรรมศาสตร์. 2551, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
8. R. Sikonja and I. Kononenko, *An adaptation of relief for attribute estimation in regression*, in *In Proceedings of the Fourteenth International conference on Machine Learning*. 1997. p. 296-304.
9. ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย. เจาะลึกลักษณะฟิวเจอร์ส. 2543; Available from: http://www.tsithailand.org/index.php?option=com_content&task=view&id=196&Itemid=1596a.
10. Chou. Li and Ho Yen, *Using Neural Network and Genetic Programming Techniues to Forecast Inter-Commodity Spread*, in *Innovative Computing, Information and Control*. 2007.
11. Abdelazim and Darwish Badawy, *Genetic Algorithms for Predicting the Egyptian Stock Market*, in *Information and Communications Technology*. 2005. p. 109-122.
12. Technische Universität dortmund. *mySVM – a support vector machine*. Available from: http://www-ai.cs.uni-dortmund.de/SOFTWARE/MYSVM/index.html.

ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

จบการศึกษาระดับปริญญาตรีจากคณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ปัจจุบันกำลังศึกษาอยู่ที่ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย สนใจศึกษาทางด้าน ปัญญาประดิษฐ์ และการเรียนรู้ของเครื่อง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University