

ระบบซื้อขายคู่สกุลเงินตราต่างประเทศอัตโนมัติโดยใช้เส้นแนวโน้มเคอร์เนลในกระบวนการเกาส์เซียน

An automated Forex Trading System using Trend Line Gaussian Process Kernel

ทัศนัย พลอยสุวรรณ

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสยาม

9/38 ถ.เพชรเกษม ภาษีเจริญ กรุงเทพมหานคร 10160 E-Mail: tuchsanai@gmail.com

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอระบบซื้อขายคู่สกุลเงินตราต่างประเทศแบบอัตโนมัติโดยใช้ความรู้ในสามสาขาวิชาได้แก่ Signal Processing, Machine learning และ Financial Research โดยระบบที่นำเสนอสามารถที่จะเรียนรู้ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของเคอร์เนลฟังก์ชันภายในกระบวนการเกาส์เซียน โดยการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดบนฟังก์ชันเป้าหมายที่เรียกว่า Shape ratio เพื่อสร้างเส้นแนวโน้มสำหรับสร้างกลยุทธ์การซื้อขายคู่สกุลเงินตามแนวโน้ม

คำสำคัญ: กลยุทธ์การลงทุนตามแนวโน้ม, เคอร์เนลฟังก์ชัน, ฟอรัเร็กซ์

Abstract

This research presents an automated foreign exchange trading system which base on the three fields knowledge as Signal Processing, Machine Learning and Financial Research. The proposed system can learn the hyper-parameters of the kernel function within the Gaussian process by finding the optimal value of the target function, shape ratio, to create a trend line for Trend-Following trading strategy.

Keywords: Trend-Following trading strategy, Kernel function, Forex

1. บทนำ

Forex (Foreign Exchange Market) หรือเรียกสั้นๆว่า FX เป็นตลาดในการซื้อขายอัตราแลกเปลี่ยนของสกุลเงินซึ่ง Forex เป็นตลาดที่มีการซื้อขายมากที่สุดในโลกโดยมีมูลค่าการซื้อขายเฉลี่ยมากกว่า 5.1 ล้านล้านเหรียญสหรัฐต่อวันเมื่อพิจารณาเฉพาะในช่วงเดือน เมษายน 2016 ซึ่งมากกว่ามูลค่าการซื้อขายตลาดหุ้นต่อวันทั้งโลกรวมกัน [1] โดยการซื้อขายสกุลเงินในตลาด Forex นั้นจะทำกันเป็นคู่ (Currency Pair) ซึ่งคู่ของสกุลเงินหลักหรือที่เรียกว่า Major นั้นจะมีอยู่ 7 สกุลด้วยกันคือ EUR/USD, GBP/USD, USD/CHF, AUD/USD, USD/CAD, NZD/USD และ USD/JPY ตามลำดับ โดยในงานวิจัยนี้จะพิจารณาเฉพาะคู่เงิน EUR/USD เท่านั้น เนื่องจากมีปริมาณซื้อขายมากที่สุดใน 7 สกุลเงิน โดยความหมายของคู่เงินของ EUR/USD นั้น EUR เป็น สกุลเงินหลัก (Base Currency) และ USD เป็น สกุลเงินอ้างอิง (Quote Currency) สมมติว่าราคาของคู่ EUR/USD มีค่าเป็น 1.0788 ก็จะหมายความว่า 1 ยูโร มีค่า

เท่ากับ 1.0788 ดอลลาร์ กล่าวคือหากนักเทรดต้องการซื้อ 1 หน่วยสกุลเงินหลักต้องจ่ายเงิน 1.0788 ดอลลาร์ และ หากต้องการจะขายเขาก็จะได้เงิน 1.0788 ดอลลาร์ ในอดีตการตัดสินใจซื้อขายถูกกำหนดโดยมนุษย์เป็นส่วนใหญ่ แต่ในปัจจุบันพบว่าการพัฒนาทางคอมพิวเตอร์นำไปสู่การใช้งานระบบ Algorithmic trading ซึ่งปัจจุบันสามารถส่งคำสั่งซื้อขายอัตโนมัติในลักษณะ high frequency trading (HFT) ในระดับความเร็วสูงสุดถึง 10 μ s ต่อหนึ่งคำสั่ง (order) ในขณะที่การกระพริบตาของมนุษย์ใช้เฉลี่ยเวลา 400 ms ต่อครั้ง [2]

สำหรับกลยุทธ์สำคัญที่ใช้สำหรับเพื่อพยากรณ์ทิศทาง การเคลื่อนที่ของราคาเพื่อคำนวณหาจุดอ้างอิงสำหรับเข้า-ออกของ Order โดยอาศัยทิศทางหรือพฤติกรรมที่เปลี่ยนแปลงในรูปแบบ Momentum ของราคาที่เป็นพื้นฐานสำคัญสำหรับการซื้อขายแบบทั่วไปและการซื้อขายแบบ HFT ได้แก่กลยุทธ์การลงทุนตามแนวโน้ม trend-following [3] โดยใช้เครื่องมือการวิเคราะห์ทางเทคนิค (Technical Analysis) เพื่อสร้างสัญญาณซื้อขายจากเส้นแนวโน้ม (Trend Line) สำหรับการส่งคำสั่ง (Order) ได้แก่วิธี Simple Moving Average (SMA), Exponential Moving Average (EMA), Weighted Moving Average (WMA) [1, 3] เป็นต้น

นอกจากเทคนิคที่ได้กล่าวมาข้างต้นแล้ว ปัจจุบันยังพบว่ามีความสนใจในการนำงานวิจัยทางสาขา Signal Processing และ Machine learning ซึ่งหลายงานวิจัยถูกตีพิมพ์ใน IEEE Transactions on Selected Topics in Signal processing ถูกนำมาใช้ร่วมกับเทคนิคทาง Financial Research and Investment เพื่อใช้คำนวณหาทิศทางเส้นแนวโน้ม (Trend Line) สำหรับการลงทุนตามแนวโน้ม นอกจากนี้วิธี SMA, EMA และ WMA ได้แก่ วิธี Least Square Trend Filter, Wavelet Trend Filter, String Model [3-7] นอกจากนี้ยังมีการนำเทคนิค Kalman Filter และ Particle Filter [8] ไปใช้สำหรับการลดทอนสัญญาณรบกวนออกจากเส้น Trend Line ซึ่งสัญญาณรบกวนนั้นโดยทั่วไปเกิดจากการผันผวนของราคา (Volatility) อันเนื่องจากการปั่นราคาหรือการผันผวนของราคาในช่วงที่มีข่าวหรือเหตุการณ์สำคัญอีกด้วย สำหรับงานวิจัยเกี่ยวกับกระบวนการเกาส์เซียนปัจจุบันพบว่าถูกนำมาใช้งานในงานวิจัยหลายด้าน [9-11]

โดยในงานวิจัยนี้นำเสนอการใช้งานกระบวนการเกาส์เซียนที่ใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบสเปกตรัมเกาส์เซียนผสมแบบถ่วงน้ำหนักใน



บทความวิจัย

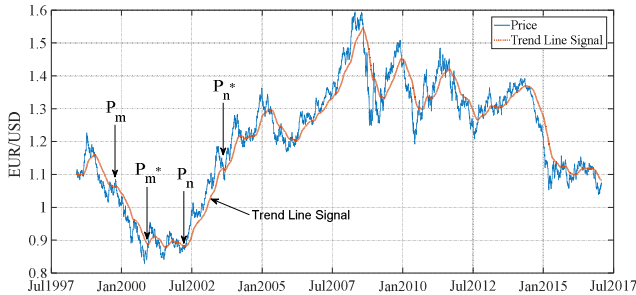
การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 9

Proceedings of the 9th Conference of Electrical Engineering Network of Rajamangala University of Technology 2017 (EENET 2017)

โดเมนความถี่ [10] โดยใช้ Shape ratio ฟังก์ชันเป้าหมายเพื่อสร้างระบบซื้อขายคู่สกุลเงินตราต่างประเทศอัตโนมัติที่มีประสิทธิภาพสูง

2. กลยุทธ์การลงทุนตามแนวโน้มจากเส้น (Trend Line)

สำหรับการใช้งานเทคนิคการลงทุนตามเส้นแนวโน้ม สามารถอธิบายได้ดังนี้กำหนดให้การส่งคำสั่งซื้อขาย (จำนวน Orders) ที่เกิดขึ้นทั้งหมดมี



รูปที่ 1. ตัวอย่างการใช้กลยุทธ์การลงทุนตามแนวโน้ม

จำนวน N (Orders) และจำนวนข้อมูลทั้งหมดมีความยาว L โดยทั่วไป $L \ll N$ จากรูปที่ 1. ส่งคำสั่ง sell (short trades) เพื่อเปิด order ลำดับที่ i เมื่อ $i \in N$ ที่ตำแหน่งเวลา $t = m$ โดยที่ $t = 1, 2, \dots, L$ เมื่อคาดว่าราคามีทิศทางลงโดยพิจารณาจากราคาของค่าเงิน EUR/USD _{m} (เส้นสีน้ำเงิน) และ ราคา P_m บนเส้น Trend Line (เส้นสีแดง) ตรงตามเงื่อนไขต่อไปนี้ EUR/USD _{m} < P_m และ EUR/USD _{$m-1$} > P_{m-1} จากนั้นทำการปิด order ลำดับที่ i เพื่อทำการ take profit ที่ตำแหน่งเวลา $t = m^*$ ตามเงื่อนไข EUR/USD _{m^*} > P_m และ EUR/USD _{m^*-1} < P_{m^*-1} สรุปสำหรับคำสั่งเปิด order : Sell (Short trades) ลำดับที่ i

$$Open\ Sell_i = \begin{cases} EUR/USD_m < P_m \\ EUR/USD_{m-1} > P_{m-1} \end{cases} \quad (1)$$

คำสั่งปิด order : Sell (Short trades) ลำดับที่ i

$$Close\ Sell_i = \begin{cases} EUR/USD_{m^*} > P_m \\ EUR/USD_{m^*-1} < P_{m^*-1} \end{cases} \quad (2)$$

ดังนั้นพบว่าถ้าสำหรับ Short order ลำดับที่ i มีค่าเท่ากับ

$$r_i = EUR/USD_{m^*} - EUR/USD_m \quad (3)$$

เช่นเดียวกับคำสั่ง Buy (long trades) เมื่อคาดว่าราคามีทิศทางขึ้นสำหรับ Order ลำดับที่ j เมื่อ $j \in N$ จะเกิดขึ้นที่ตำแหน่งเวลา $t = n$ และคำสั่งเปิด Buy Order ที่ $t = n$ เพื่อทำการ take profit เมื่อคาดว่าแนวโน้มขาขึ้นจบลงโดยมีเงื่อนไขเป็น

คำสั่งเปิด order : Buy (long trades) ลำดับที่ j

$$Open\ Buy_j = \begin{cases} EUR/USD_n > P_n \\ EUR/USD_{n-1} < P_{n-1} \end{cases} \quad (4)$$

คำสั่งปิด order : Buy (long trades) ลำดับที่ j

$$Close\ Buy_j = \begin{cases} EUR/USD_{n^*} < P_n \\ EUR/USD_{n^*-1} > P_{n^*-1} \end{cases} \quad (5)$$

ดังนั้นพบว่าถ้าสำหรับ Buy order ลำดับที่ j มีค่าเท่ากับ

$$r_j = EUR/USD_n - EUR/USD_{n^*} \quad (6)$$

3. ฟังก์ชันเป้าหมายสำหรับกลยุทธ์การลงทุนตามแนวโน้ม

หลักการสำคัญอย่างหนึ่งของ Signal Processing คือการออกแบบฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective function) เพื่อตอบโจทย์กับความ ต้องการ สำหรับเป้าหมายในการลงทุนคือการได้กำไรต่อเนื่องและความเสี่ยงต่ำ กล่าวคือ การเพิ่มขึ้นของกำไร ต่อเนื่อง สม่ำเสมอ และ ใกล้เคียงกันทุกวันเมื่อเทียบกับขนาดเงินทุน เป็นสภาวะที่ค่า Standard Deviation ของกำไร σ_r ต่ำ และ $E\{r_i\}$ สูง ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการใช้ Shape ratio [12] มาใช้สำหรับเป็นฟังก์ชันเป้าหมายซึ่งนิยามโดย

$$S = \frac{E\{r_i\}}{\sigma_r} \quad (7)$$

โดยที่ $E\{r_i\} = \sum_{i=1}^N r_i / N$ และ $\sigma_r = \sqrt{(r_i - E\{r_i\})^2} / N$ ดังนั้นเพื่อให้ได้กำไรอย่างสม่ำเสมอและความเสี่ยงต่ำ เส้น Trend Line ควรสอดคล้องกับ

$$P_m = \arg \max \{S\} = \arg \max \left\{ \frac{\sum_{i=1}^N r_i}{\sqrt{(r_i - E\{r_i\})^2}} \right\}$$

4. กระบวนการเกาส์เซียน

เพื่อความสะดวกในการอ้างอิงกับงานวิจัย [10] กำหนดให้ราคาอ้างอิงปิดของค่าเงิน EUR/USD _{t} ที่เวลา t ถูกแทนด้วยตัวแปร y_t และ เส้นแนวโน้ม P_t (Trend Line) ถูกแทนด้วยตัวแปร x_t โดยกำหนดให้ y_t มีความสัมพันธ์เกี่ยวข้องกับเส้น Trend Line x_t ในรูปแบบ State Space Models ดังนี้ $x_t = f(x_{t-1}) + \varepsilon$ และ $y_t = g(x_t) + v$ โดยที่ ε และ v คือ i.i.d. noise ที่มี ค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ (Zero mean) และมีค่าความแปรปรวนเท่ากับหนึ่ง (Unit variance) สำหรับฟังก์ชันไม่ทราบค่า f และ g มีหน้าที่เชื่อมต่อ y_t กับระบบเส้นแนวโน้ม x_{t-1} แบบ ไลนามิก และนิยามเวกเตอร์ $y = [y_t]_t^T$ ขนาด $L \times 1$ ดังนั้นจากงานวิจัย [9, 10] โดยการใช้แบบจำลองกระบวนการเกาส์เซียน สามารถที่จะคำนวณ x_t ได้จากการสุ่มบนฟังก์ชัน Probability density function (pdf) ที่มีการกระจายแบบเกาส์เซียน

$$\tilde{x}_t = N(m(t), \gamma(t)) \quad (9)$$

ซึ่งประกอบด้วยค่าเฉลี่ย $m(t)$ และ แวเรียนซ์ $\gamma(t)$

$$\tilde{x}_t = m(t) = \mathbf{k}^T (\mathbf{K} + \sigma^2 \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{y} \quad (10)$$

โดยที่เมทริกซ์คอเรลเนล \mathbf{K} ขนาด $L \times L$ มีค่าเท่ากับ

$$\mathbf{K} \square \begin{bmatrix} k(\tau_0) & k(\tau_{-1}) & \dots & k(\tau_{-(L-1)}) \\ k(\tau_1) & k(\tau_0) & \dots & k(\tau_{-(L-2)}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k(\tau_{L-1}) & k(\tau_{L-2}) & \dots & k(\tau_0) \end{bmatrix}_{L \times L} \quad (11)$$

และเวกเตอร์คอเรลเนล \mathbf{k} $L \times 1$ ขนาด มีค่าเท่ากับ

$$\mathbf{k} \square [k(\tau_1) \dots k(\tau_L)]^T \quad (12)$$

โดย $k(\tau|\theta) = \sum_{q=1}^Q w_q \exp(-2\pi^2 \tau^2 v_q) \cos(2\pi \tau \mu_q)$ (13)

บทความวิจัย

การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 9

Proceedings of the 9th Conference of Electrical Engineering Network of Rajamangala University of Technology 2017 (EENET 2017)

จากสมการ (10)-(12) พบว่าในการคำนวณหาเส้นแนวโน้ม x_t จากเวกเตอร์ y มีกฎเกณฑ์สำคัญคือเคอร์เนลฟังก์ชัน $k(\tau|\theta)$ ซึ่งอยู่ในเมทริกซ์เคอร์เนล (11), (12) โดยเลือกใช้เคอร์เนล $k(\tau|\theta)$ ในงานวิจัยนี้เป็นเคอร์เนลสเปกตรัมเกาส์เซียนผสมแบบถ่วงน้ำหนักในโดเมนความถี่ [10] ซึ่งเคอร์เนลประกอบด้วยสเปกตรัมของเกาส์เซียนจำนวน Q หน่วย โดยเกาส์เซียนแต่ละหน่วยมีค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ mean μ_q , variance ν_q และค่าถ่วงน้ำหนัก w_q ตามลำดับ โดยที่ $q=1,2,\dots,Q$ ดังนั้นจาก (13) พบว่าเคอร์เนล $k(\tau|\theta)$ มีจำนวนไฮเปอร์พารามิเตอร์ θ เป็นจำนวนทั้งสิ้นเท่ากับ $3Q$ หน่วย

$$\theta = \{w_1, \dots, w_q, \{\mu_q, \nu_q\}_{q=1}^Q\} \quad (14)$$

5. การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของ θ

กล่าวโดยสรุปขั้นตอนในการทำงาน ของการหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ θ ของระบบเทรดค่าเงินอัตโนมัติโดยการออกแบบฟังก์ชันเป้าหมาย $f(\cdot)$ เพื่อใช้สำหรับทำการหาค่าที่ดีที่สุด (Minimization) โดยใช้โปรแกรม Matlab สามารถสรุปตามตารางที่ 1. ซึ่งเริ่มต้นโดยการคำนวณหาเส้นแนวโน้ม \tilde{x}_t (Trend Line) โดยการสร้างเวกเตอร์ $y = [EUR/USD_t]^T$ และ ให้ค่าเริ่มต้นไฮเปอร์พารามิเตอร์ $\theta^{(j)}$ ครั้งที่ j ตาม (14) จากนั้นทำการคำนวณหาเคอร์เนลฟังก์ชัน $k(\tau|\theta^{(j)})$ ตามสมการ (13) และนำค่า $k(\tau|\theta^{(j)})$ มาใช้หาเส้นแนวโน้ม $\tilde{x}_t(\theta^{(j)})$ ตามสมการที่ (10) จากนั้นทำการส่งคำสั่งซื้อและขายตามเทคนิคการลงทุนตามเส้นแนวโน้มและคำนวณหากำไร r_t และ จากนั้นนำค่า r_t ได้มาคำนวณหา Shape ratio $S(\theta^{(j)})$ ใน (7) จากที่กล่าวมาจะเห็นได้ว่าค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ θ มีผลในการคำนวณหา Shape ratio ดังนั้นค่าที่เหมาะสมที่สุดของ θ จะพิจารณาจาก

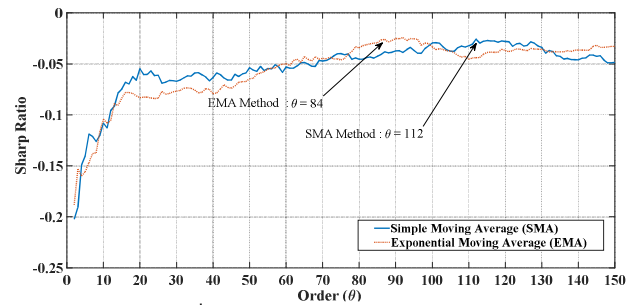
$$\theta = \arg \max \{S(\theta)\} = \arg \min \{-S(\theta)\} \quad (15)$$

ซึ่งหาได้จากการใช้เครื่องมือ Optimization Toolbox ในโปรแกรม Matlab โดยกำหนดให้ฟังก์ชันเป้าหมาย $f(\cdot) = -S(\theta)$ ตามตารางที่ 1. ตารางที่ 1. โครงสร้างของฟังก์ชันเป้าหมาย $f(\cdot)$

Function	$v = f(\theta^{(j)})$
Get new sample	$y = [EUR/USD_t]^T$
Compute kernel function	$k(\tau \theta^{(j)})$ from (13)
Compute Trend Line	$\tilde{x}_t = \mathbf{k}^T (\mathbf{K} + \sigma^2 \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{y}$
Trade and Compute Shape ratio	$S = \frac{E\{r_t\}}{\sigma_r}$
Return	$v = -S$

6. ผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลในการทดลองเป็นราคาปิด (Close Price) รายวันของกลุ่มเงิน EUR/USD เป็นระยะเวลาทั้งสิ้นจำนวน 10 ปี ตั้งแต่ 1 มกราคม 2007 ถึง 2 มกราคม 2017 โดยนำข้อมูลมาจากโปรแกรม Metatrader 4.ผ่านทางโบรกเกอร์ Forex FXClearing ซึ่งใช้จำนวนเทคนิค 4 ตำแหน่งในการอ้างอิงราคา



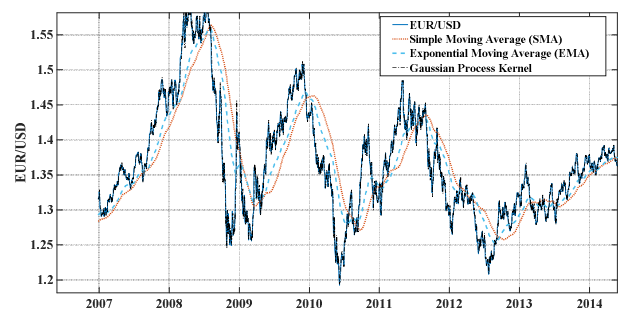
รูปที่ 2. Sharp Ratio ของ SMA และ EMA

เพื่อที่จะเปรียบเทียบความสามารถของกลยุทธ์การลงทุนตามแนวโน้มโดยใช้ Gaussian Process kernel ซึ่งใช้สเปกตรัมของเกาส์เซียน $Q=3$ โดยมีค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ทั้งหมด 30 ค่า เปรียบเทียบกับเทคนิคเส้นแนวโน้มจากวิธี Simple Moving Average (SMA) และ Exponential Moving Average (EMA) [1] ซึ่งในปัจจุบันถือว่าเป็น Technical Indicator ที่ใช้กันอย่างแพร่หลายซึ่งทั้งคู่มีค่าพารามิเตอร์คือจำนวน Order $\theta = 1, 2, 3, \dots$ กล่าวคือ

$$SMA_t(\theta) = \frac{\sum_{k=t-\theta+1}^t EUR/USD_k}{\theta} \quad (16)$$

$$EMA_t(\theta) = \alpha EUR/USD_t + (1-\alpha) EMA_{t-1}(\theta) \quad (17)$$

โดยที่ $\alpha = 2/(\theta+1)$ ซึ่งในการเลือกค่า θ ที่ดีที่สุดจะใช้ Shape ratio เป็นตัวตัดสินใจ จากรูปที่ 2. พบว่าค่า θ ที่ดีที่สุดของ SMA และ EMA คือ $\theta = 112, \theta = 84$ ที่ Shape ratio = -0.0358, -0.0345 ตามตารางที่ 2.



รูปที่ 3. เส้นแนวโน้ม SMA(112) EMA(84) และ Gaussian Process Kernel

ผลการทดลองเปรียบเทียบลักษณะของเส้นแนวโน้มโดยใช้วิธี SMA(112) EMA(84) และ Gaussian Process Kernel ถูกนำเสนอในรูปที่ 3. ซึ่งพบว่าเส้นแนวโน้ม โดยวิธี Gaussian Process Kernel มีความ

บทความวิจัย

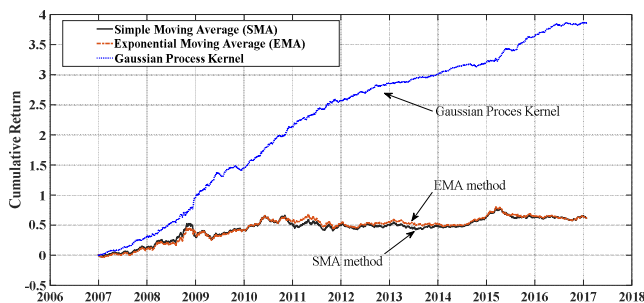
การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 9

Proceedings of the 9th Conference of Electrical Engineering Network of Rajamangala University of Technology 2017 (EENET 2017)

แบบซิดโคสใกล้เคียงกับราคาค่าเงิน EUR/USD มากซึ่งทำให้มีการส่งคำสั่งซื้อขายเกิดขึ้นจำนวนมากเมื่อเทียบกับวิธี SMA(112) และ EMA(84)

ตารางที่ 2. ผลการทดลอง SMA(112) และ EMA(84) และ Gaussian Process Kernel

วิธีที่ใช้	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ θ	Shape ratio	จำนวนครั้ง (Orders)	กำไรสะสมในปีที่ 10
SMA	112	-0.0358	45	0.6238
EMA	84	-0.0345	75	0.6132
Gaussian Process	Q = 3	0.2257	675	3.8692



รูปที่ 4. กำไรสะสมรายวัน 1 มกราคม 2007 ถึง 2 มกราคม 2017

ในตารางที่ 2. เป็นการสรุปผลการทดลองในช่วง 10 ปี ซึ่งพบว่าค่า Shape ratio และจำนวนครั้งการซื้อขาย (Orders) ของวิธี Gaussian Process Kernel ที่นำเสนอ มีค่าสูงมากเมื่อเทียบกับวิธี SMA และ EMA ตามลำดับ ซึ่งผลจากการทดลองในตารางที่ 2. มีข้อสรุปในทิศทางเดียวกับการเติบโตของกำไรสะสมรายวันเป็นระยะเวลา 10 ปีซึ่งอ้างอิงในรูปที่ 4. โดยกำไรสะสมวันที่ 2 มกราคม 2017 ของวิธี Gaussian Process Kernel อยู่ที่ 3.8692 ที่ค่า Shape ratio 0.2257 และกำไรสะสมวิธี SMA และ EMA อยู่ที่ 0.6238 และ 0.6132 ที่ค่า Shape ratio -0.0358 และ -0.0345 ตามลำดับ

7. สรุป

งานวิจัยนี้นำเสนอระบบซื้อขายคู่สกุลเงินตราต่างประเทศแบบอัตโนมัติโดยใช้ Gaussian Process Kernel สำหรับกลยุทธ์การลงทุนตามแนวโน้ม (Trend-following) ในมุมมองของเทคนิคการประมวลผลทาง Signal Processing พบว่าระบบที่นำเสนอมีประสิทธิภาพสูงมากเมื่อเทียบกับการใช้งาน Technical Indicator โดยวิธี Simple Moving Average (SMA) และ Exponential Moving Average (EMA) อย่างไรก็ตามถึงแม้ว่าคู่สกุลเงิน USD/THB จะไม่มีการซื้อขายในโบรกเกอร์ Forex แต่เทคนิคที่นำเสนอยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการป้องกันความเสี่ยง หรือทำกำไรในการซื้อขายคู่สกุลเงิน USD/THB สำหรับผู้ประกอบการ บุคคลทั่วไป หรือ สถาบันการเงินได้อีกด้วย

8.เอกสารอ้างอิง

- [1] M. Ozturk, I. H. Toroslu, and G. Fidan, "Heuristic based trading system on Forex data using technical indicator rules," *Applied Soft Computing*, vol. 43, pp. 170-186, 2016.
- [2] V. Manahov, "Can High frequency Trading Strategies Constantly Beat the Market?," *International Journal of Finance & Economics*, 2015.
- [3] B. Bruder, T.-L. Dao, J.-C. Richard, and T. Roncalli, "Trend filtering methods for momentum strategies," 2011.
- [4] A. Ahrabian, C. C. Took, and D. P. Mandic, "Algorithmic trading using phase synchronization," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 6, pp. 399-404, 2012.
- [5] H. L. Christensen, J. Murphy, and S. J. Godsill, "Forecasting high-frequency futures returns using online Langevin dynamics," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 6, pp. 366-380, 2012.
- [6] E. A. Gerlein, M. McGinnity, A. Belatreche, and S. Coleman, "Evaluating machine learning classification for financial trading: An empirical approach," *Expert Systems with Applications*, vol. 54, pp. 193-207, 2016.
- [7] R. Pinčák and E. Bartoš, "With string model to time series forecasting," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 436, pp. 135-146, 2015.
- [8] T. Rajbhandary, X. P. Zhang, and F. Wang, "Piecewise constant modeling and Kalman filter tracking of systematic market risk," in *2013 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing*, 2013, pp. 1144-1144.
- [9] J. Han, X.-P. Zhang, and F. Wang, "Gaussian Process Regression Stochastic Volatility Model for Financial Time Series," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 10, pp. 1015-1028, 2016.
- [10] T. Ploysuwan, "Spectral mixture kernel for pattern discovery and time series forecasting of electricity peak load," in *TENCON 2014-2014 IEEE Region 10 Conference*, 2014, pp. 1-5.
- [11] T. Ploysuwan and P. Atsawathawichok, "Kernel modeling on Gaussian process to eliminate power line interference for ECG signal," *ECTI-CON IEEE Conf.*, 2015, pp. 1-5.
- [12] A. W. Lo, "The statistics of Sharpe ratios," *Financial analysts journal*, pp. 36-52, 2002.