

An Analysis of Thai Baht Exchange Rate Using Artificial Neural Network Model

Supanee Harnphattananusorn¹

Faculty of Economics, Kasetsart University, Thailand

Email: hsupanee@gmail.com

Received 18 August, 2019

Revised: 23 December, 2019

Accepted: 29 December, 2019

Abstract

This research aims to study the variables that affect the exchange rate of the Thai baht against the US dollar using the model based on the concept of purchasing power parity. The monthly data from January 2010 to March 2019 are used for estimation. Two estimation techniques are employed in the study. The first one is Auto Regressive Distributed Lag Model (ARDL) approach with Bound test statistic. The other is ANN model which is non-linear model. From ARDL results, we can conclude that an increase relative output lead to baht appreciation of 0.692%. According to the relative important variables from ANN results, it shows that relative output is the most influential variables for Thai baht exchange rate. The result from ANN is consistent with the ARDL model. In addition, in terms of error estimation comparison between non-linear model as ANN and simple linear model, the result shows that ANN model performs better than the linear model.

Keywords: Exchange rate, Artificial Neural Network, ARDL

JEL Classification Code: F31

¹ Lecturer, Department of Economics, Faculty of Economics Kasetsart University, Bangkhen Campus, 50 Ngam Wong Wan Rd, Lad Yao Chatuchak, Bangkok, 10900 Thailand.
Corresponding author: hsupanee@gmail.com

การวิเคราะห์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

สุภาณี หาญพัฒนานุสรณ์¹

คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ประเทศไทย

Email: hsupanee@gmail.com

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาตัวแปรที่มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาทเทียบกับเงินดอลลาร์สหรัฐ โดยใช้แบบจำลองตามแนวคิดอำนาจซื้อเสมอเสมอภาค ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่ เดือนมกราคม ปี ค.ศ. 2010 ถึง มีนาคม ปี ค.ศ. 2019 วิธีการประมาณค่าทำสองวิธีคือ 1. ศึกษาความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพในระยะยาวโดย ใช้การประมาณค่าแบบจำลองโดย Cointegration Test ด้วยวิธี Auto Regressive Distributed Lag Model : ARDL และใช้ค่าสถิติ Bound Test เพื่อพิจารณาว่าตัวแปรในแบบจำลองมีความสัมพันธ์กันเชิงดุลยภาพในระยะยาวหรือไม่ และ 2. ประมาณค่าแบบจำลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม Artificial Neural Network : ANN ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ไม่ใช่เชิงเส้นตรง ผลจากการประมาณค่าแบบจำลองด้วย ARDL พบว่าในระยะยาวเมื่อผลผลิตโดยเปรียบเทียบเพิ่มขึ้นจะทำให้ค่าเงินบาทแข็งค่าขึ้น 0.692% ผลจากการประมาณค่าแบบจำลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ANN จะนำมาใช้ประเมินโดยพิจารณาว่าตัวแปรใดที่มีความสำคัญต่ออัตราแลกเปลี่ยนมากกว่าโดยเปรียบเทียบ การศึกษาพบว่าตัวแปรที่มีความสำคัญหรือมีอิทธิพลมากที่สุดโดยเปรียบเทียบต่ออัตราแลกเปลี่ยนสกุลบาทคือผลผลิตโดยเปรียบเทียบซึ่งสอดคล้องกับผลการศึกษาจากวิธี ARDL และ เมื่อพิจารณาจากการประมาณค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง ANN กับแบบจำลองเชิงเส้นตรงอย่างง่าย พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการประมาณค่าอัตราแลกเปลี่ยนดีกว่าแบบจำลองเชิงเส้นตรง

คำสำคัญ อัตราแลกเปลี่ยน แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ARDL

JEL Classification Code: F31

¹อาจารย์ ภาควิชาเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ คณะเศรษฐศาสตร์ เลขที่ 50 ถนนงามวงศ์วาน แขวงลาดยาว เขตจตุจักร กรุงเทพฯ 10900 Corresponding author: hsupanee@gmail.com

1. ความสำคัญของปัญหา

เมื่อประเทศไทยได้เปลี่ยนมาใช้ระบบอัตราแลกเปลี่ยนลอยตัวแบบจัดการตั้งแต่เดือนกรกฎาคมปี 2540 ทำให้อัตราแลกเปลี่ยนเคลื่อนไหวตามกลไกในตลาด โดยการประมาณอัตราแลกเปลี่ยนของประเทศไทยด้วยแบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์มหภาค นั้นอาจจะไม่สามารถนำมาใช้ในการทำนายค่าอัตราแลกเปลี่ยนของประเทศไทยได้ดีเท่าที่ควร เนื่องจากอัตราแลกเปลี่ยนของประเทศไทยอยู่ภายใต้ระบบลอยตัวภายใต้การจัดการ โดยธนาคารกลางได้เข้าแทรกแซงเป็นครั้งคราวเพื่อไม่ให้ส่งผลกระทบต่อเสถียรภาพของระบบเศรษฐกิจ ทำให้การศึกษาเรื่องอัตราแลกเปลี่ยนในประเทศไทยอาจยังมีความยากลำบากพอสมควร นอกจากนี้ การเกิดวิกฤตทางเศรษฐกิจการเงินระหว่างประเทศที่ผ่านมา รวมทั้งความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยนที่เพิ่มขึ้น ประกอบกับมูลค่าธุรกรรมระหว่างประเทศมีขนาดใหญ่โตมาก โดยปริมาณธุรกรรมซื้อขายเงินตราต่างประเทศของธนาคารพาณิชย์ (Turnover) เมื่อ ค.ศ. ปี ค.ศ.2018 เฉลี่ยเท่ากับ 13,460 พันล้านดอลลาร์สหรัฐต่อวัน แสดงให้เห็นถึงความจำเป็นที่จะต้องมีการมีแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการประเมินความเสี่ยงของตลาดการเงินระหว่างประเทศซึ่งส่วนหนึ่งก็เป็นเรื่องความเสี่ยงของอัตราแลกเปลี่ยน วิธีการประมาณอัตราแลกเปลี่ยนจึงเป็น

เครื่องมือที่สำคัญสำหรับผู้ที่เกี่ยวข้องในเรื่องของธุรกรรมระหว่างประเทศไม่ว่าจะเป็นนักลงทุนหรือผู้บริหารนโยบาย การบริหารหรือการจัดทำนโยบายโดยธนาคารกลางผู้ดูแลเสถียรภาพของอัตราแลกเปลี่ยนจึงจำเป็นต้องหารูปแบบของแบบจำลองเพื่อการประมาณค่าอัตราแลกเปลี่ยนที่มีประสิทธิภาพ เนื่องจากการประมาณโดยใช้เครื่องมือที่ขาดความน่าเชื่อถืออาจจะนำไปสู่การตัดสินใจในทิศทางที่ไม่เหมาะสม

ถึงแม้ว่าจะมีการศึกษาจำนวนมาก ที่ใช้แนวคิดเกี่ยวกับเรื่องของแบบจำลองดุลยภาพของอัตราแลกเปลี่ยน ตามแนวคิดทฤษฎีทางเศรษฐศาสตร์มหภาค เช่น การใช้แนวคิดเรื่องอำนาจซื้อเสมอภาค (Purchasing Power Parity : PPP) ตามงานของ Samuelson (1964), Frankel (1990) การใช้แนวคิดทางการเงิน (monetary approach) ตามงานของ Mundell (1968), Dornbusch (1973,1979), Frenkel (1976), Frenkel and Mussa (1985), Rogoff (1999) และ การใช้แนวคิดเรื่องของการจัดกลุ่มสินทรัพย์ทางการเงิน (portfolio balance approach portfolio) ตามงานของ Branson (1975), Branson and Henderson (1985) แต่ก็ยังไม่สามารถมีข้อสรุปที่แน่ชัดที่จะนำมาสร้างแบบจำลองเชิงเศรษฐมิติ (econometric model) เพื่อนำมาใช้ในการทำนายอัตราแลกเปลี่ยนได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้ในเวลาต่อมามีงานศึกษาที่หันมาใช้ในการประมาณ

ค่าอัตราแลกเปลี่ยนโดยไม่ได้มีพื้นฐานจากแนวคิดทางทฤษฎีเศรษฐศาสตร์เป็นหลัก งานวิจัยเริ่มในแนวทางดังกล่าวคือ Meese และ Rogoff (1983) แสดงผลการศึกษาว่าไม่มีแบบจำลองการคาดการณ์อัตราแลกเปลี่ยนในทางทฤษฎีเศรษฐศาสตร์ที่มีความสามารถในการคาดการณ์อัตราแลกเปลี่ยนในช่วงที่ต่ำกว่า 12 เดือนได้ดีไปกว่าแบบจำลองทางเดินแบบสุ่ม (random walk) ซึ่งเป็นการเน้นย้ำความเข้าใจที่ชัดเจนว่าการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนจะมีลักษณะเป็นแบบทางเดินสุ่ม โดยหลังจากผลการศึกษาของ Meese และ Rogoff (1983) ทำให้มีงานศึกษาจำนวนมากที่หันมาใช้วิธีการประมาณค่าแบบจำลองที่ไม่ใช่เชิงเส้นตรง (nonlinear model) โดยรูปแบบหนึ่งของวิธีการประมาณแบบจำลองไม่ใช่เส้นตรงที่เป็นที่นิยมนำมาศึกษาการประมาณค่าของอัตราแลกเปลี่ยนคือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) โดยตัวอย่างของงานศึกษาที่ใช้แบบจำลองดังกล่าวในการประมาณค่าอัตราแลกเปลี่ยน เช่น Franses and Dijk, (2000) Gradojevic and Yang (2000) และ Medeiros, Terasvirta and Rech, (2002) เป็นต้น

งานศึกษาเชิงประจักษ์ที่ผ่านมาจำนวนมากได้มีการนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการทำนายหรือการประมาณค่าการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยน ตัวอย่างของงานศึกษามีทั้งการใช้แบบจำลอง

โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการประมาณค่าอัตราแลกเปลี่ยนของประเทศที่พัฒนาแล้ว เช่น Vincenzo Pacelli, Vitoantonio Bevilacqua, Michele Azzollini (2011) การใช้แบบจำลองเพื่อการประมาณค่าอัตราแลกเปลี่ยนของประเทศที่กำลังพัฒนา เช่น Shailesh Rastogi (2016), Pedram and Ebrahimi (2014) นอกจากนี้ ในงานศึกษาของ Shailesh Rastogi (2016) ยังมีการใช้แบบจำลองดังกล่าวเพื่อการประมาณค่าอัตราแลกเปลี่ยนโดยได้นำแบบจำลองพื้นฐานรวมถึงตัวแปรทางด้านเศรษฐกิจที่มีผลกับการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนมาทำการประมาณโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วย

อย่างไรก็ตาม ในปัจจุบันยังไม่มีข้อสรุปที่ชัดเจนว่าการประมาณค่าอัตราแลกเปลี่ยนด้วยเทคนิคใดที่เป็นเทคนิคที่มีความเหมาะสมที่สุดสำหรับทุกสถานการณ์หรือทุกรูปแบบของระบบอัตราแลกเปลี่ยน ดังนั้น จึงเป็นการยากที่จะกล่าวว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองที่ดีกว่าวิธีการประมาณค่าโดยวิธีอื่นๆ ทั้งนี้ในงานศึกษาบางส่วนแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการประมาณค่าอัตราแลกเปลี่ยนได้ดีกว่า ในขณะที่งานศึกษาอีกจำนวนหนึ่งให้ผลการศึกษาในทิศทางตรงกันข้าม แม้ว่าในงานศึกษาเดียวกันก็ยังมีผลการศึกษาที่แตกต่างกัน ตัวอย่างเช่นงานของ Steurer (1996) ที่พบว่าสำหรับการประมาณ

ค่าอัตราแลกเปลี่ยนของเงินดอลลาร์เยอรมันเทียบกับดอลลาร์สหรัฐฯ หากเป็นข้อมูลรายเดือนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมไม่ได้มีความสามารถในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนได้ดีไปกว่าแบบจำลองแบบเส้นตรง แต่ถ้าเป็นข้อมูลรายสัปดาห์แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าแบบจำลองทางการเงินและแบบจำลองทางเดินแบบสุ่มที่มีลักษณะเป็นแบบจำลองเชิงเส้นตรง

จากแนวโน้มความสนใจที่เพิ่มขึ้นของวิธีการศึกษาด้วยโครงข่ายประสาทเทียม และการที่ยังไม่มีข้อสรุปที่ชัดเจนของการประมาณค่าแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยน การศึกษาครั้งนี้จึงเป็นอีกหนึ่งหลักฐานเชิงประจักษ์ที่ต้องการจะประยุกต์ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการคาดประมาณอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาทเทียบกับเงินดอลลาร์สหรัฐฯ และทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองตามวิธีโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองที่ประมาณค่าด้วยวิธีเชิงเส้นตรง เพื่อจะได้ใช้เป็นอีกหนึ่งทางเลือกสำหรับสนับสนุนวิธีการประมาณค่าแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนในอนาคต

2. แนวคิดทางทฤษฎี

ตัวแปรในแบบจำลองตามงานนี้กำหนดตามทฤษฎีอำนาจซื้อเสมอภาค นิยามอัตราแลกเปลี่ยนเป็นราคาของเงินสกุลต่างประเทศ

ที่คิดอยู่ในรูปจำนวนเงินสกุลในประเทศที่จะได้รับ หรือ BAHT/USD แนวคิดเรื่องทฤษฎีอำนาจซื้อเสมอภาคอัตราแลกเปลี่ยนสามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$S_{\text{domestic/foreign}} = \frac{P}{P^*} \quad (1)$$

โดย S คืออัตราแลกเปลี่ยน ซึ่งนิยามในรูปของจำนวนเงินสกุลในประเทศต่อจำนวนเงินของเงินสกุลต่างประเทศ โดยที่ P แสดงดัชนีราคาสินค้าในประเทศ และ P^* แสดงดัชนีราคาสินค้าของต่างประเทศ

ตามแนวคิดอำนาจซื้อเสมอภาค จะมีสมมติฐานว่าราคาสินค้าสามารถเปลี่ยนแปลงได้อย่างเสรี และอัตราแลกเปลี่ยนที่แท้จริงจะไม่เปลี่ยนแปลง ดังนั้น อัตราแลกเปลี่ยนจึงแสดงได้จากราคาเปรียบเทียบของสินค้า

สมมติว่าความต้องการถือเงินที่แท้จริงของประเทศ (Domestic) สามารถแสดงได้ดังนี้

$$P = \frac{M}{L(Y, r)} \quad (2)$$

โดย $L(Y, r)$ แสดงฟังก์ชันความต้องการถือเงินซึ่งขึ้นกับ Y คือรายได้หรือผลผลิตของประเทศ r คืออัตราดอกเบี้ยที่แท้จริง และ M คือความต้องการถือเงิน

สมการความต้องการเงินที่แท้จริงของต่างประเทศ (Foreign) สามารถแสดงได้ดังนี้

$$P^* = \frac{M^*}{L^*(Y^*, r^*)} \quad (3)$$

โดย $L^*(Y^*, r^*)$ แสดงฟังก์ชันความต้องการเงินของต่างประเทศ ทั้งนี้สัญลักษณ์ * แสดงตัวแปรที่เป็นของต่างประเทศ

เมื่อแทนค่าสมการความต้องการเงินลงในสมการอัตราแลกเปลี่ยนจะได้

$$S_{\text{domestic/foreign}} = \frac{P}{P^*} = \frac{\frac{M}{L(Y, r)}}{\frac{M^*}{L^*(Y^*, r^*)}} \quad (4)$$

ฟังก์ชันความต้องการเงินของ Domestic สามารถแสดงเป็นรูปแบบเฉพาะ (specific form) ตามงานของ Cagan (1956) ที่อธิบายว่าความต้องการเงินเป็น

ความสัมพันธ์เชิงเส้นกับผลผลิต (Y) และอัตราดอกเบี้ยที่แท้จริง (r) ได้ดังสมการ (5)

$$M = Y^a \exp^{-\beta r} \quad (5)$$

และของต่างประเทศ (Foreign) สามารถแสดงได้ดังนี้

$$M^* = Y^{*a^*} \exp^{-\beta^* r^*} \quad (6)$$

Take log และเปลี่ยนสัญลักษณ์เป็นตัวเล็ก เช่น $m = \log M$ จะได้ความต้องการเงินที่แท้จริงคือ

$$m_t - p_t = a y_t - \beta r_t \quad (7)$$

สำหรับประเทศ Foreign จะได้

$$m_t^* - p_t^* = a^* y_t^* - \beta^* r_t^* \quad (8)$$

เมื่อนำสมการมาลบกันจะได้

$$s_t = m_t - m_t^* - a y_t + a^* y_t^* - \beta r_t + \beta^* r_t^* \quad (9)$$

จากสมการข้างต้น จะเห็นว่าอัตราแลกเปลี่ยนขึ้นอยู่กับ ปริมาณเงิน ผลผลิต และอัตราดอกเบี้ย ของประเทศเทียบกับต่างประเทศ โดยหากปริมาณเงินของประเทศเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้นจะทำให้ค่าเงินของประเทศอ่อนค่าลง และเมื่อรายได้หรือผลผลิต

ของประเทศเพิ่มขึ้นจะทำให้ค่าเงินของประเทศแข็งค่าขึ้น โดยค่าพารามิเตอร์ a, a^* แสดงถึงค่าความยืดหยุ่นของความต้องการเงินต่อรายได้ของประเทศต่างๆ เช่นเดียวกันกับอัตราดอกเบี้ย หากอัตราดอกเบี้ยของ

ประเทศเพิ่มขึ้นจะทำให้ค่าเงินของประเทศ
แข็งค่าขึ้น และค่าพารามิเตอร์ β, β^* แสดง

ความยืดหยุ่นของความต้องการถือเงินต่อ
อัตราดอกเบี้ยของประเทศต่างๆ

เมื่อนำสมการข้างต้นมาประมาณค่าจะ
สามารถเขียนได้ดังนี้

$$s_t = \beta_0 + \beta_1(m_t - m_t^*) + \beta_2(y_t - y_t^*) + \beta_3(r_t - r_t^*) + \varepsilon_t \quad (10)$$

ค่า $\beta_{1,2,3,4}$ เป็นค่าที่แสดงสัมประสิทธิ์
หรือผลต่ออัตราแลกเปลี่ยนเมื่อเกิดการ
เปลี่ยนแปลงปริมาณโดยเปรียบเทียบ ผลผลิต
โดยเปรียบเทียบ และอัตราดอกเบี้ยที่แท้จริง
โดยเปรียบเทียบ ตามลำดับ และ ε_t คือค่า
คลาดเคลื่อนจากการประมาณ

3. แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา

แบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทตาม
วิธีการของ ARDL สามารถแสดงได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \Delta LBAHT = & c_0 + c_1t + a_1LBAHT_{t-1} + a_2RIPI_TH_{t-1} + a_3RMS_TH_{t-1} + a_4RINT_TH_{t-1} \\ & + \sum_{i=1}^n \beta_{1i} \Delta LBAHT_{t-i} + \sum_{i=1}^n \beta_{2i} \Delta RIPI_TH_{t-i} + \sum_{i=1}^n \beta_{3i} \Delta RMS_TH_{t-i} + \sum_{i=1}^n \beta_{4i} \Delta RINT_TH_{t-i} \\ & + \varepsilon_t \end{aligned}$$

ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลรายเดือนตั้งแต่เดือน
มกราคมปี ค.ศ. 2000 จนถึงเดือน มีนาคม ปี
ค.ศ 2019 โดยประกอบด้วยอัตราแลกเปลี่ยน
เงินสกุลบาท อัตราการเปลี่ยนแปลงของ
ปริมาณเงินตามความหมายอย่างแคบ
M1 อัตราดอกเบี้ยรายเดือน (การศึกษาในครั้งนี้
ได้ใช้อัตราดอกเบี้ยพันธบัตรรัฐบาล 10 ปี)
ปรับกับอัตราเงินเฟ้อของแต่ละประเทศเพื่อ
หาอัตราดอกเบี้ยที่แท้จริง ดัชนีผลผลิต
อุตสาหกรรม (Industrial Production Index)
ซึ่งนำมาใช้เป็นตัวแทนผลผลิตมวลรวม

ภายในประเทศที่แท้จริง เนื่องจากข้อจำกัดใน
เรื่องความถี่ของข้อมูลผลผลิตมวลรวม
ภายในประเทศที่แท้จริงไม่มีการจัดเก็บเป็น
รายเดือน

ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนอยู่ในรูป Natural
Logarithm ตัวแปรที่นำมาใช้ในการอธิบาย
อยู่ในรูปของการเปรียบเทียบ กล่าวคือ อัตรา
การเจริญเติบโตของปริมาณเงิน โดย
เปรียบเทียบ อัตราดอกเบี้ยที่แท้จริงโดย
เปรียบเทียบ และดัชนีผลผลิตโดยเปรียบเทียบ
โดยเป็นการเปรียบเทียบตัวแปรของประเทศ

ไทยกับของประเทศสหรัฐอเมริกา โดยสรุปตัวแปรที่นำมาใช้กำหนดอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาทเทียบกับเงินดอลลาร์สหรัฐ (LBAHT) ประกอบไปด้วยอัตราการเจริญเติบโตของปริมาณเงินของประเทศไทยเทียบกับประเทศสหรัฐ (RMS_TH) อัตราดอกเบี้ยที่แท้จริงของประเทศไทยเทียบกับประเทศสหรัฐ (RINT_TH) และ ดัชนีผลผลิตของประเทศไทยเทียบกับประเทศสหรัฐ (RINT_IPI)

4. วิธีการศึกษา

ในงานศึกษานี้ทำการประมาณค่าโดยใช้สองวิธีคือศึกษาความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพในระยะยาวด้วยการประมาณค่าแบบจำลองโดย Cointegration Test ตามวิธี ARDL และใช้ค่าสถิติ Bound Test เพื่อพิจารณาว่าตัวแปรในแบบจำลองมีความสัมพันธ์กันเชิงดุลยภาพในระยะยาวหรือไม่ หากพบความสัมพันธ์ในระยะยาว จะแสดงค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลองในระยะยาวและความเร็วในการปรับตัวกลับเข้าสู่ค่าดุลยภาพระยะยาว (speed of adjustment) เมื่อมีเหตุการณ์ที่ทำให้มีการเบี่ยงเบนออกจากค่าดังกล่าวซึ่งสามารถแสดงได้จากแบบจำลองการปรับตัวในระยะสั้น (Error Correction Model :ECM)

นอกจากนี้ จะทำการประมาณค่าแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN) แบบ Feed-Forward Neural Networks เพื่อนำมา

ช่วยในการตรวจสอบหาตัวแปรที่มีผลกับอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาท และเมื่อประมาณด้วย ANN แล้วจะทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ANN โดยการเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนที่ประมาณได้กับการประมาณแบบจำลองเชิงเส้นตรงอย่างง่าย (Linear Model)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมคือแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่พัฒนาขึ้นเพื่อจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทในสมองของมนุษย์ โครงข่ายประสาทเทียมจึงมีพื้นฐานมาจากการทำงานจริงในเซลล์สมองของมนุษย์ซึ่งประกอบไปด้วยเซลล์ประสาท (Neuron) และจุดประสานประสาท (Synapses) โดยโครงสร้างของการส่งสัญญาณประสาทประกอบจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาทหลายล้านเซลล์ ในแต่ละเซลล์จะประกอบด้วยแขนงรับสัญญาณประสาท (Dendrites) ซึ่งเป็นเสมือนหน่วยรวบรวมข้อมูล และส่วนปลายของเซลล์ประสาทในการส่งสัญญาณประสาทซึ่งเป็นเหมือนหน่วยส่งข้อมูลออกของเซลล์เรียกว่า Axon

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแสดงดัง Figure 1. แบบจำลองมีส่วนที่เล็กที่สุดคือ Neuron (หรืออาจเรียก Node) ซึ่งทำหน้าที่คำนวณ Input ที่เข้ามาเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ออกไป โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายประกอบด้วย 3 องค์ประกอบ ดังนี้ 1. ชั้นอินพุต (Input

Layer) ซึ่งเป็นชั้นแรกในโครงสร้างของแบบจำลอง ประกอบด้วย Neuron รับข้อมูล (Input Neuron) ทำหน้าที่รับข้อมูลเข้าสู่แบบจำลอง 2. ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) เป็นชั้นสุดท้ายในโครงสร้างของแบบจำลอง ประกอบด้วย Neuron แสดงผลข้อมูล (Output Neuron) ทำหน้าที่แสดงผลลัพธ์ (Output) ของแบบจำลอง ANN 3. ชั้นซ่อน (Hidden Layer) จะอยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้น

เอาต์พุต ประกอบด้วยนิวรอนในชั้นซ่อน (Hidden Neuron) ทำหน้าที่ในการรวม Input ที่คูณ ด้วยน้ำหนัก (Weight) ที่แปรค่าเพื่อแปลงให้เป็นผลลัพธ์ (Output) และส่งไปยังชั้นเอาต์พุต โดยไม่มีกฎตายตัวในการกำหนดจำนวนชั้นซ่อนและจำนวน Neuron ในชั้นซ่อนที่เหมาะสม จำนวนที่เหมาะสมสามารถหาได้โดยกระบวนการลองผิดลองถูก (Trial And Error) ในแต่ละกรณีของแบบจำลอง

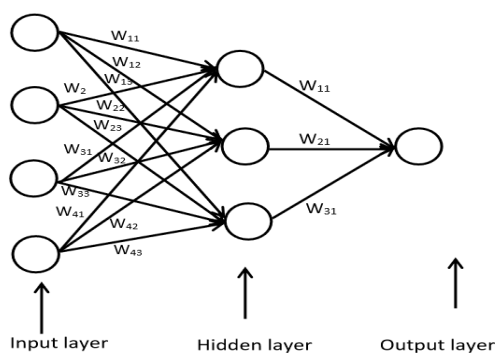


Figure 1. โครงสร้างแบบจำลองประสาทเทียมอย่างง่าย

การทำงานของ Neural Networks สามารถอธิบายได้ดังนี้ เมื่อมี Input เข้ามายัง Network ก็เอา Input มาคูณกับ Weight ของแต่ละขา ผลที่ได้จาก Input ทุกๆ ขาของ Neuron จะเอามารวมกันแล้วก็เอามาเทียบกับ Threshold ที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่า Threshold แล้ว Neuron ก็จะส่ง Output ออกไป Output นี้ก็จะถูกส่งไปยัง Input ของ Neuron อื่นๆ ที่เชื่อมกันใน Network ถ้าค่าน้อยกว่า Threshold ก็จะไม่

เกิด Output สิ่งสำคัญคือต้องทราบค่า Weight และ Threshold สำหรับสิ่งที่เราต้องการเพื่อให้คอมพิวเตอร์รู้จักเป็นค่าที่ไม่แน่นอนแต่สามารถกำหนดให้คอมพิวเตอร์ปรับค่าเหล่านั้นได้โดยการสอนให้คอมพิวเตอร์รู้จักรูปแบบ (Pattern) ของสิ่งที่เราต้องการให้รู้จัก เรียกว่า "Back Propagation" ซึ่งเป็นกระบวนการย้อนกลับของการรู้จักในการฝึกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed-Forward Neural Networks เป็น

แบบจำลองที่มีการส่ง Inputs ไปข้างหน้าทางเดียว โดยมีอัลกอริทึมการเรียนรู้หลายแบบซึ่งแบบที่นิยมใช้มากที่สุดคือแบบแพร่กลับ (Back Propagation) เพื่อใช้ในการปรับปรุงน้ำหนักคะแนนของเครือข่าย (Network Weight) หลังจากใส่รูปแบบข้อมูลสำหรับฝึกให้แก่เครือข่ายในแต่ละครั้งแล้ว ค่าที่ได้รับ (Output) จากเครือข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับผลที่คาดหวัง แล้วทำการคำนวณหาค่าความผิดพลาด ซึ่งค่าความผิดพลาดนี้จะถูกส่งกลับเข้าสู่เครือข่ายเพื่อใช้แก้ไขค่าน้ำหนักคะแนนต่อไป (ที่มา <https://www.gotoknow.org/posts/163433>)

5. ผลการศึกษา

โดยการศึกษาจะเริ่มต้นจากการทดสอบ Unit Root ของตัวแปรที่นำมาใช้ในการศึกษา หลังทำการทดสอบว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์ในระยะยาว (Long Run Relationship) หรือไม่ โดยใช้ค่าสถิติ Bound Test หลังจาก

นั้นหาความสัมพันธ์ในระยะยาว และหาว่าเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงที่ทำให้อัตราแลกเปลี่ยนออกนอกดุลยภาพ จะมีความเร็วการปรับตัวในระยะสั้นเพื่อกลับเข้าสู่ดุลยภาพระยะยาวอย่างไร

จากผลการทดสอบ Unit Root แสดงดังตารางที่ 1 ซึ่งแสดงได้ว่าตัวแปรแต่ละตัวมีลักษณะหนึ่งที่ระดับของข้อมูลต่างกัน (different order of integration) ข้อมูลอัตราดอกเบี้ยโดยเปรียบเทียบเป็นข้อมูลที่มีความนิ่งหรือ $I(0)$ ในขณะที่ชุดข้อมูลอื่นๆ จะเป็นข้อมูลที่ไม่มีความนิ่งหรือเป็นข้อมูลที่เป็นลักษณะ $I(1)$ จึงไม่สามารถใช้วิธีการของ Johansen ในการทดสอบความสัมพันธ์ระยะยาว (Cointegration) ของตัวแปรในแบบจำลองได้ วิธีการที่เหมาะสมสำหรับการทดสอบความสัมพันธ์ระยะยาวของตัวแปร (Cointegration test) คือการประมาณค่าโดย Autoregressive Distributed Lag (ARDL) และใช้ค่าสถิติ Bounds test

Table 1. ผลการทดสอบ Unit Root

	ADF Test (at level)					KPSS Test (at level)		Integrated Order
	Intercept	intercept and trend	none	Lag	Integrated Order	intercept	intercept and trend	
	P-value	P-value	P-value			KPSS-Stat	KPSS-Stat	
<i>LBAHT</i>	0.6403	0.4594	0.5169	1	$I(1)$	1.2686***	0.2662**	$I(1)$
<i>RINT_TH</i>	0.0000	0.0000	0.0000	0	$I(0)$	0.2566	0.1945	$I(0)$

Table 1. ผลการทดสอบ Unit Root (Continued)

	ADF Test (at level)					KPSS Test (at level)		Integrated Order
	Intercept	intercept and trend	none	Lag	Integrated Order	intercept	intercept and trend	
	P-value	P-value	P-value			KPSS-Stat	KPSS-Stat	
<i>RMS_TH</i>	0.0000	0.0000	0.0000	11	I(0)	0.5219	0.0780	I(0)
<i>RIPI_TH</i>	0.1706	0.9691	0.0115	13	I(1)	1.6445***	0.4927***	I(1)

แบบ Intercept and trend ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01,0.05,0.1 =0.216,0.145,0.119

ตัวแปรที่ $I(1)$ ได้ทดสอบค่าสถิติกับค่าวิกฤตที่ first difference แล้ว

หมายเหตุ ค่าวิกฤตของ KPSS-test แบบ Intercept ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01,0.05,0.1

=0.739,0.463,0.347

ผลการทดสอบความสัมพันธ์ในระยะยาว โดยพิจารณาจากผลของ Bounds test แสดงดังตารางที่ 2 จากผลการทดสอบพบว่าสมการอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทมีความสัมพันธ์เชิง

ดุลยภาพในระยะยาวเพราะค่า F-statistic ที่ใช้ทดสอบมีค่ามากกว่า Critical Value ของ Upper Bound ($I(1)$) มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05

Table 2. ผลการทดสอบ Bound test

ค่าสถิติจากการประมาณ		ค่าวิกฤต สำหรับตัวแปรอิสระ 3 ตัว		
Bound Test		Sig.level	I(0) Lower Bound	I(1) Upper Bound
BAHT	4.788**	10%	2.72	3.77
		5%	3.23	4.35
		2.5%	3.69	4.89
		1%	4.29	5.61

ที่มา จากการคำนวณ

หมายเหตุ: ** มีนัยสำคัญทางสถิติ ระดับ 0.05

ผลการหาความสัมพันธ์ในระยะยาวแสดงดัง Table 3. แบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทตามงานศึกษาครั้งนี้คือ ARDL(1, 0, 4, 0) โดยจากตารางมีเพียง $RPII_TH$ ที่มีผลกับการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนในระยะยาว โดยเมื่อผลผลิตที่แท้จริงโดยเปรียบเทียบเพิ่มขึ้นจะส่งผลกระทบต่ออัตราแลกเปลี่ยนลดลงหรือค่าเงินบาทแข็งค่าขึ้นเท่ากับ 0.692% ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 ทั้งนี้ อาจเนื่องจากโครงสร้างทางเศรษฐกิจของประเทศไทยพึ่งพาภาคการส่งออกเป็นหลัก ดังนั้น การที่ผลผลิตที่แท้จริงของประเทศเพิ่มขึ้นโดยส่วนใหญ่จึงอาจเกิดขึ้นจากภาค

การส่งออก ซึ่งเมื่อการส่งออกเพิ่มขึ้นก็จะทำให้มีความต้องการเงินสกุลในประเทศมากขึ้น ส่งผลกระทบให้ค่าเงินบาทของประเทศแข็งค่าขึ้น

สำหรับการพิจารณาการปรับตัวในระยะสั้นไปสู่ดุลยภาพในระยะยาวพิจารณาได้จากค่าสัมประสิทธิ์ของ $CointEq (-1)$ ใน Table 4. ซึ่งเห็นได้ว่ามีเครื่องหมายเป็นลบและมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 จึงแสดงให้เห็นว่าเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงที่ทำให้ ออกนอกค่าดุลยภาพแล้ว จะมีความเร็วในการปรับตัวแต่ละเดือนเท่ากับร้อยละ 3.5 เพื่อเข้าสู่ดุลยภาพในระยะยาว

Table 3. ความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพในระยะยาวของแบบจำลองเงินบาท ARDL(1, 0, 4, 0)

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
$RINT_TH$	0.446	0.645	0.692	0.489
RMS_TH	-6.358	3.485	-1.824	0.069
$RPII_TH$	-0.692***	0.178	-3.899	0.000

ที่มา จากการคำนวณ

หมายเหตุ: *** มีนัยสำคัญทางสถิติ ระดับ 0.01

Table 4. ผลการประมาณค่าสมการการปรับตัวระยะสั้น (ECM) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาท

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.121	0.028	4.381	0.000
ΔRMS_TH	-0.006	0.029	-0.193	0.847
$\Delta RMS_TH(-1)$	0.177	0.049	3.650	0.000
$\Delta RMS_TH(-2)$	0.105	0.042	2.479	0.014

Table 4. ผลการประมาณค่าสมการการปรับตัวระยะสั้น (ECM) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาท (Continued)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
$\Delta RMS_TH(-3)$	0.060	0.028	2.115	0.036
$CointEq(-1)^*$	-0.035	0.008	-4.406	0.000

ที่มา จากการคำนวณ

หมายเหตุ: *** มีนัยสำคัญทางสถิติ ระดับ 0.01

เมื่อทำการประมาณค่าแบบจำลองแล้วจะทำการทดสอบความเหมาะสมของแบบจำลองว่าแบบจำลองที่ประมาณค่าด้วยวิธี ARDL สามารถนำไปใช้ทำนายการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาทได้หรือไม่ การพิจารณาความเหมาะสมของแบบจำลองพิจารณาจากแบบจำลองมีปัญหาต่างๆ ดังนี้ หรือไม่ 1. ปัญหาการกระจายตัวที่ไม่ปกติโดยใช้ Jarque-Bera Normal Distribution Test 2. ปัญหาค่าความคลาดเคลื่อนมีความสัมพันธ์กัน (Serial Correlation) โดยใช้ LM Test (Breusch-Godfrey LM) 3. ปัญหาค่าความแปรปรวนไม่คงที่ (Heteroskedasticity) โดยใช้ Breusch-Pagan-Godfrey Heteroskedasticity Test และ 4. ปัญหาความไม่ครบถ้วนของการกำหนดตัวแปรอิสระในแบบจำลองโดยใช้ Ramsey RESET Test

การทดสอบความเหมาะสมของแบบจำลองสามารถแสดงได้ดังตารางที่ 5 ตารางการทดสอบความเหมาะสมของอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาท พบว่าค่าสถิติ LM Test และ Jarque-Bera ปฏิเสธสมมติฐานหลักที่ว่าแบบจำลองไม่มีปัญหาค่าความคลาดเคลื่อนมีความสัมพันธ์กัน และไม่มีปัญหาการกระจายตัวแบบปกติ แสดงว่าผลที่ได้จากการประมาณค่าโดยแบบจำลอง ARDL (1,0,4,0) อาจมีปัญหาในการนำไปใช้ทำนายค่า อย่างไรก็ตาม จากการทดสอบปัญหาค่าความแปรปรวนไม่คงที่ (Heteroskedasticity) และความไม่ครบถ้วนของการกำหนดตัวแปรอิสระ (Ramsey RESET Test) พบว่าแบบจำลอง ARDL (1,0,4,0) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาทไม่มีปัญหาดังกล่าว

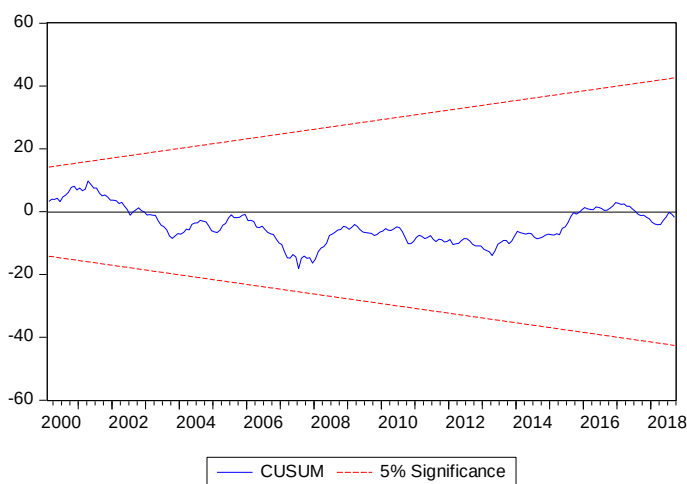
Table 5. ผลการทดสอบความเหมาะสมของแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยน

	<i>LBAHT</i>	
	ค่าสถิติ	p-value
Jarque-Bera normal distribution test	17.376	0.000
Breusch-Godfrey LM serial correlation test (F-statistics)	10.664	0.000
Breusch-Pagan-Godfrey Heteroskedasticity test (F-statistics)	1.331	0.229
Ramsey RESET Test (F-statistics)	0.381	0.704

ที่มา ผู้วิจัย

นอกจากทดสอบค่าความเหมาะสมของแบบจำลองด้วยค่าทดสอบทางสถิติดังที่แสดงในข้างต้นจะทำการทดสอบเสถียรภาพ (Stability) ของแบบจำลองด้วยโดยใช้ CUSUM test ซึ่งสามารถพิจารณาได้จากรูปที่ 1 โดยจากรูปแกนตั้งแสดงค่าสถิติของ CUSUM (cumulative sum of the recursive residuals) และแกนนอนแสดงค่าปี พ.ศ. เส้นตรงจะแสดงขอบบนและขอบล่างภายใต้

ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 เส้นที่อยู่ระหว่างเส้นตรงที่คือค่าสถิติ CUSUM ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทที่คำนวณได้ จะเห็นว่าเส้นกราฟของ CUSUM ของแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาทอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 จึงสามารถสรุปได้ว่าค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการประมาณค่าของแบบจำลองทั้งสองมีเสถียรภาพ

**Figure 2.** การทดสอบ CUSUM ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาท

ผลการประมาณค่าตามแบบจำลองโครงข่าย

ประสาทเทียม

ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาในหัวข้อนี้จะเป็นชุดข้อมูลเดียวกันกับที่ทำการศึกษาความสัมพันธ์ในระยะยาวโดยใช้แบบจำลอง ARDL ในหัวข้อก่อน เพื่อต้องการเปรียบเทียบว่าการประมาณค่าแบบจำลองด้วยวิธีการที่แตกต่างมีผลต่อตัวแปรที่ใช้อธิบายอัตราแลกเปลี่ยนหรือไม่อย่างไร ในการประมาณแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะใช้พารามิเตอร์รวมถึงวิธีการประมาณค่าต่างๆ ดังตารางที่ 5 โดยในการเลือกชั้นซ่อนของข้อมูลปัจจัยนำเข้านั้นจะทำการทดสอบโดยการปรับจำนวนชั้นซ่อนของข้อมูลนำเข้าจนกระทั่งได้ค่าความคลาดเคลื่อน (Sum Square Error :SSE) ที่น้อยที่สุด

นอกจากนี้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ANN ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ไม่ใช่เส้นตรงจะทำการประมาณค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง ANN และของแบบจำลองที่เป็นแบบจำลองเส้นตรงอย่างง่าย (Linear Model :LM) และนำมาค่าคลาดเคลื่อนมาเปรียบเทียบกัน ทั้งนี้การประมาณ LM ในส่วนนี้เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณระหว่าง ANN กับ LM โดยในการประมาณค่าจะต้องมีการกำหนดค่าต่างๆ ซึ่งอาจเรียกว่าค่าพารามิเตอร์ คือ สัดส่วนของข้อมูลที่จะถูกกำหนดให้นำไปใช้ในกระบวนการรู้จำหรือการฝึก สัดส่วนของข้อมูลที่จะใช้ทดสอบ จำนวนชั้นอินพุต จำนวนชั้นซ่อน จำนวนชั้นเอาต์พุต ฟังก์ชันการแปลง ออกลอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ ซึ่งแสดงดัง Table 6.

Table 6. ค่าพารามิเตอร์ของการประมาณแบบจำลอง ANN

<i>LBAHT</i>	
Training data	Random 80%
Testing data	Random 20%
Algorithm	Resilient Backpropagation
Activation function	Tanh-sigmoid Function
Hidden Layer	One Layer with Three Hidden Neurons
Output Layer	One Layer with One Output Neuron
Number of Input Neuron	Three
Error Function	SSE

ที่มา ผู้วิจัย

ผลการประมาณแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาท โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวน Hidden Layer = 1 สามารถแสดงได้ดัง Figure 3. ถึง Figure 5. โดย Figure 3. แสดงการประมาณค่าของอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาท ในแต่ละเส้นจะแสดงน้ำหนัก (Weight) ของตัวแปรอิสระ (Input) แต่ละตัวที่งานนี้เลือกนำมาใช้คือ *RINT_TH* , *RIPI_TH* , *RM_TH* ที่ส่งไปยัง Node ต่างๆ ในชั้นซ่อน และน้ำหนักที่ส่งผลจาก neuron แต่ละตัวในชั้นซ่อนไปยังตัวแปรตาม (Output) โดยการคำนวณน้ำหนักจะใช้ฟังก์ชันรูปแบบ Tan Sigmoid โดยน้ำหนักที่ได้จะเกิดจากการที่เครื่องคอมพิวเตอร์ปรับค่าไปเรื่อยๆ เพื่อให้ได้ค่าคลาดเคลื่อน (Sum Square Error) ที่น้อยที่สุด โดยจำนวนชั้นซ่อน (Input Layer) ที่สามารถทำให้ได้ค่า Sum Square Error ที่ต่ำที่สุดคือจำนวนชั้นซ่อนที่เท่ากับ 1 และมีจำนวน neuron ในชั้นซ่อนเท่ากับ 3

Figure 4. แสดงอันดับความสำคัญของตัวแปรที่มีผลต่ออัตราแลกเปลี่ยนเงินบาท จากรูปตัวแปรจะแสดงค่าน้ำหนักของตัวแปรแต่ละตัวที่มีผลต่ออัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทเรียงลำดับจากมากไปน้อย ในรูปค่าสมบูรณ์โดยไม่ได้พิจารณาในเรื่องของเครื่องหมาย ได้แก่ ผลผลิตที่แท้จริงของประเทศไทยโดยเปรียบเทียบ (-3.267) อัตราดอกเบี้ยของประเทศไทยโดยเปรียบเทียบ (0.579) และ

อัตราการเปลี่ยนแปลงของปริมาณเงินของประเทศไทยเทียบกับสหรัฐอเมริกา (-0.258) ทั้งนี้ในการพิจารณาอันดับความสำคัญนั้นจะพิจารณาในรูปค่าสมบูรณ์จึงได้ข้อสรุปในข้างต้น

Figure 5. จะเป็น รูป ที่ แสดง การเปรียบเทียบค่าที่ประมาณได้และค่าที่เกิดขึ้นจากแบบจำลอง ANN และแบบจำลองเส้นตรงอย่างง่าย (Linear Model :LM) แกนนอนแสดงค่าของข้อมูลจริงจากข้อมูลชุดทดสอบ (Actual Testing Value) แกนตั้งแสดงค่าที่ได้จากการประมาณ โดยแบบจำลอง (Predicted Value) รูปทางซ้ายจะได้จากการประมาณค่าจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (NN) และรูปทางขวาจะเป็นรูปที่ได้จากการประมาณค่าโดยวิธี OLS ซึ่งเป็นแบบจำลองเส้นตรง (LM) โดยจากรูปหากแบบจำลองสามารถประมาณค่าได้ดี จุดต่างๆ ควรจะอยู่บนแนวเส้นตรง ซึ่งจากการพิจารณาเปรียบเทียบการประมาณค่าโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และแบบจำลองเชิงเส้นตรง \ จะเห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจุดต่างๆ อยู่ใกล้กับแนวเส้นตรงมากกว่าแบบจำลองเชิงเส้นตรง ดังนั้น จึงสามารถสรุปได้ว่าวิธีการประมาณค่าแบบจำลองด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมภายใต้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ดังแสดงใน Table 6. จะทำให้แบบจำลองมี

ประสิทธิภาพดีกว่าแบบจำลองเชิงเส้นตรง
อย่างง่าย

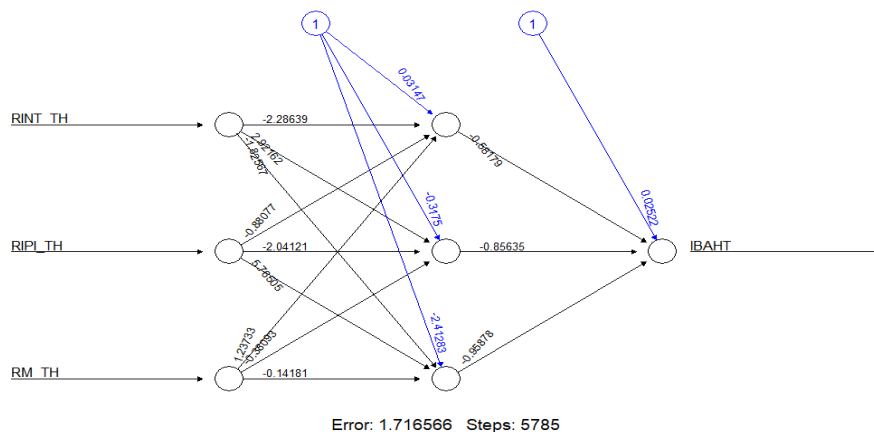


Figure 3. การประมาณค่าอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

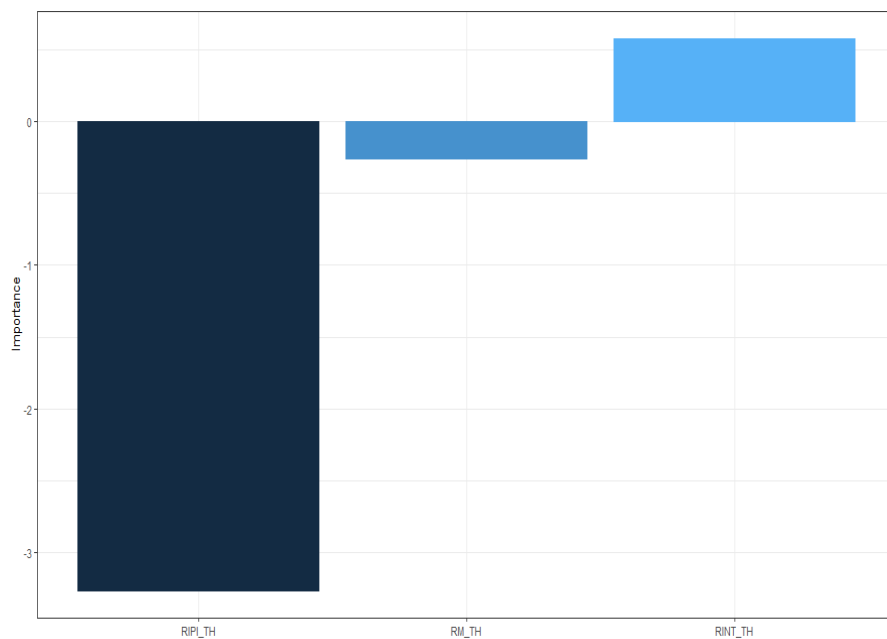


Figure 4. อันดับความสำคัญของตัวแปรที่มีผลต่ออัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทจากแบบจำลอง ANN

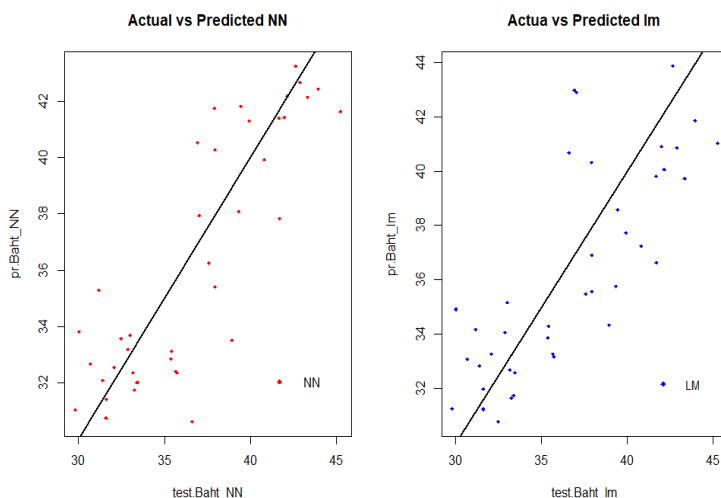


Figure 5. Scatter plot ของค่าประมาณและค่าที่แท้จริงของอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาท

การตรวจสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ANN และ LM จะทำการตรวจสอบโดยหาค่าความแม่นยำของแบบจำลองที่ใช้วิธีประมาณแตกต่างกันและนำค่าความแม่นยำมาเปรียบเทียบกัน โดยค่าความแม่นยำที่นำมาใช้ในการศึกษาในครั้งนี้ประกอบด้วยค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของ

ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Error: MAE) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE)

Table 7. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาท

	<i>LBAHT</i>	
	LM	ANN
MSE	0.0055	0.0038
RMSE	0.0638	0.0503
MAE	0.0741	0.0622
อันดับความสำคัญของตัวแปร	<i>RIPI>RINT>RM</i>	

ที่มา จากการคำนวณ

ผลจากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทและอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลใดสามารถแสดงได้ดัง Table 7. โดยจากตารางจะเห็นว่า การประมาณแบบจำลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะให้ค่าคลาดเคลื่อนที่น้อยกว่าแบบจำลองเชิงเส้นตรง

อย่างไรก็ตามการเปรียบเทียบระหว่างวิธีการประมาณค่าที่แตกต่างกันคือเชิงเส้นตรงและไม่ใช้เชิงเส้นตรงนั้น หากความสัมพันธ์ที่แท้จริงของตัวแปรไม่ใช้เชิงเส้นตรงอยู่แล้ว แบบจำลองที่ไม่ใช้เชิงเส้นตรงจะมีประสิทธิภาพในการประมาณค่าที่ดีกว่าดังแสดงในข้างต้น ทั้งนี้เพื่อเป็นการยืนยันว่าการประมาณค่าโดยแบบจำลองที่ไม่ใช้เชิงเส้นตรงมีจุดเด่นที่ชัดเจน ในการศึกษาครั้งต่อไปอาจจะทำการเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าระหว่างแบบจำลองที่ไม่ใช้เชิงเส้นตรงรูปแบบต่างๆ กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้เป็นยืนยันประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าแบบที่ไม่ใช้เชิงเส้นตรง

6. บทสรุป

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาความสัมพันธ์ของอัตราแลกเปลี่ยนและตัว

แปรอธิบายตามแนวคิดทฤษฎีอำนาจซื้อเสมอภาค การศึกษาครั้งนี้จะประมาณค่าแบบจำลอง 2 วิธีเพื่อเป็นการยืนยันผลการศึกษาเกี่ยวกับตัวแปรที่มีผลต่ออัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาท วิธีแรกใช้วิธีการทางเศรษฐมิติเพื่อหาความสัมพันธ์ของตัวแปรในระยะยาวโดยใช้ ARDL และค่าสถิติ Bound Test วิธีที่ 2 เป็นการประมาณค่าแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งมีจุดเด่นคือไม่จำเป็นที่ความสัมพันธ์ของตัวแปรในแบบจำลองจะต้องมีรูปแบบเชิงเส้นตรง ผลจากการศึกษาในทั้ง 2 วิธีได้ผลที่สอดคล้องกันคือตัวแปรที่มีบทบาทต่ออัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาทคือผลผลิตที่แท้จริง โดยเปรียบเทียบ โดยเมื่อผลผลิตที่แท้จริงโดยเปรียบเทียบเพิ่มขึ้นจะส่งผลให้ค่าเงินบาทแข็งค่าขึ้น อาจเนื่องมาจากรายได้ที่เพิ่มขึ้นนั้นมาจากการส่งออกทำให้วิธีการขายเงินสกุลต่างประเทศมากขึ้นจึงส่งผลกระทบต่อค่าเงินบาทแข็งค่าขึ้น ดังนั้น ผลการศึกษาในครั้งนี้สามารถที่จะนำมาช่วยให้ผู้ที่เกี่ยวข้องกับอัตราแลกเปลี่ยน เช่น ผู้บริหารนโยบาย หรือนักลงทุนต่างๆ สามารถคาดคะเนค่าเงินบาทได้จากการคาดการณ์ทิศทาง การเปลี่ยนแปลงของระบบเศรษฐกิจซึ่งเป็นตัวแปรพื้นฐานทางด้านเศรษฐกิจมหภาคที่ได้มีการรวบรวมข้อมูลไว้อย่างแพร่หลาย

Reference

- Branson, W. H., (1975.) “Stocks and Flows in International Monetary Analysis,” In: A. Ando, R. Herring, R. Martson, Eds., *International Aspect of Stabilizations Policies*, Federal Reserve Bank of Boston, Boston
- Branson, W. H. & Henderson, D. W., (1985) “The Specification and Influence of Asset Markets,” In: W. R. Jones, P. B. Kennen, Eds., *Handbook of International Economics*, Vol. 2, North-Holland Publications, Amsterdam.
- Cagatay Bal & Serdar Demir (2017) “Forecasting TRY/USD Exchange Rate with Various Artificial Neural Network Models”, *TEM Journal*. Vol. 6, Issue 1, Pages 11-16, ISSN 2217-8309, DOI: 10.18421/TEM61-02, February.
- Dicky, D. A. and W. Fuller (1979). “Distribution to the Estimates for Autoregressive Tim Series with a Unit Root”, (74): 427-431.
- Dornbush, R., (1979). “Monetary Policy under Exchange Rate Flexibility,” *Managed Exchange Rate Flexibility: The Recent Experience*, Conference Series, *Federal Reserve Bank of Boston, Boston*, Vol. 20, 1979, pp. 90-122.
- Dornbusch, R (1976). “Expectations and Exchange Rate Dynamics.” *Journal of Political Economy* 84: 1161-1176.
- Frenkel, F. A., (1976). “A Monetary Approach to the Exchange Rate: Doctrinal Aspects and Empirical Evidence,” *Scandinavian Journal of Economics*, Vol. 78, No. 2, 1976, pp. 200-224. doi:10.2307/3439924.
- Frankel, J.A. & Rose, A.K. (1995), “Empirical research on nominal exchange rates”, *Handbook of International Economics*, Princeton, North Holland, Vol. 3, pp. 1689-1729.
- Frenkel J. A. & Mussa, M. L., (1985) “Asset Markets, Exchange Rates, and the Balance of Payments,” In: W. R. Jones, P. B. Kenen, Eds., *Handbook of International Economics*, Vol. 2, North-Holland Publishing, Amsterdam.
- Faust, J., Rogers, J., & Wright, J. (2003). “Exchange Rate Forecasting: the Errors We’ve Really Made”. *Journal of International Economics*, 60:35–59.
- Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., & Reichlin, L. (2000). “The Generalized Dynamic Factor Model: Identification and Estimation”. *Review of Economics and Statistics*, 82: 540–554.
- Gradojevic, N., & Yang, J. (2000). “The Application of Artificial Neural Networks to Exchange Rate Forecasting: The Role of Market Microstructure Variables.” *Bank of Canada Working Paper* 2000–23.
- Meese, R.A. & Rogoff, K. (1983), “Empirical exchange rate models of the seventies: do they fit out of sample?”, *Journal of International Economics*, Vol. 14 No. 1, pp. 3–24.
- Phillips, P. C. B. and P. Perron (1988). “Testing for a Unit Root in Time Series Regression”, *Biometrika*.
- Rogoff, K., (1999). “Monetary Models of Dollar/Yen/Euro Nominal Exchange Rates: Dead or Undead?” *The Economic Journal*, Vol. 109, No. 459, pp. 655–659. doi:10.1111/1468–0297.00477.
- Mark, N. C. (1995). “Exchange Rates and Fundamentals: Evidence on Long-Horizon Predictability.” *American Economic Review*, 85(1): 201–218.
- Medeiros, M. C., Terasvirta, T. & Rech, G. (2002). “Building Neural Network Models for Time Series: A Statistical Approach.” *SSE/EFI Working Paper Series in Economics and Finance* No. 508
- Rudra P. Pradhan & Rajesh Kumar. (2010), “Forecasting Exchange Rate in India: An Application of Artificial Neural Network Model”, *Journal of Mathematics*

Research Vol. 2, No. 4; November.

- MacDonald, R. and Taylor, M.P. (1993). “The Monetary Approach to the Exchange Rate: Rational Expectations, Long-Run Equilibrium, and Forecasting.” *International Monetary Fund Staff Papers*, 40: 89–107.
- Shailesh Rastogi (2016) “Gold Price, Crude Oil, Exchange Rate and Stock Markets: Cointegration and Neural Network Analysis”, *International Journal of Corporate Finance and Accounting*, Vol. 3 Issue 2.
- Vincenzo Pacelli, Vitoantonio Bevilacqua, Michele Azzollini, (2011), “An Artificial Neural Network Model to Forecast Exchange Rates”, *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications*, 3, 57–69 doi:10.4236/jisa.2011.32008
Published Online May. (<http://www.SciRP.org/journal/jilsa>)