การเปรียบเทียบระหว่างแบบจำลอง ARDL และแบบจำลอง LSTM สำหรับอัตราแลกเปลี่ยน

A Comparison Between the ARDL and the LSTM for Exchange Rates

สุพัตรา ศิริลาภ[1] และ สมพร ปั่นโภชา[2]

[1] สาขาวิชาวิศวกรรมการเงิน คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย, sirilapsupatta@gmail.com

[2] สาขาวิชาวิศวกรรมการเงิน คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย, somporn_punpocha@yahoo.com

---

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาประสิทธิภาพของการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ โดยใช้แบบจำลองตามแนวคิดอำนาจซื้อเสมอภาค ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม ปี ค.ศ.2010 ถึง ธันวาคม ปี ค.ศ.2021 เป็นจำนวน 144 เดือน วิธีการประมาณค่าทำสองวิธี โดยวิธีแรกศึกษาความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาวโดย ใช้การประมาณค่าแบบจำลอง โดย Cointegration Test ด้วยวิธี Auto Regressive Distributed Lag Model (ARDL) และใช้ค่าสถิติbound test เพื่อพิจารณาว่าตัวแปรในแบบจำลองมีความสัมพันธ์กันเชิงดุลยภาพในระยะยาวหรือไม่ และวิธีที่สองใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Long Short-Term Memory Model (LSTM) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ไม่ใช่เส้นตรง

จากการศึกษาในแบบจำลอง ARDL พบว่าในระยะยาวเมื่อผลผลิตโดยเปรียบเทียบเพิ่มขึ้นจะทำให้เงินบาทแข็งค่าขึ้น 0.714% และเมื่อพิจารณาจากการประมาณค่าความคลาดเคลื่อนจากทั้ง 2 แบบจำลอง พบว่าแบบจำลอง ARDL มีประสิทธิภาพในการประมาณค่าอัตราแลกเปลี่ยนดีกว่าแบบ LSTM และพบว่าในระยะยาวเมื่อผลผลิตโดยเปรียบเทียบเพิ่มขึ้นจะทำให้เงินบาทแข็งค่าขึ้น 0.714%

คำสำคัญ: ARDL, การเรียนรู้เชิงลึก, โครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ , LSTM

ABSTRACT

This study aims to study the efficiency of forecasting the exchange rate of Thai baht against the US dollar using the model based on the concept of purchasing power parity. The monthly data from January 2010 to December 2021, 144 months are used for estimation. Two estimation techniques are employed in the study. The first technique on is Auto Regressive Distribution Lag Model (ARDL) approach with Bound test statistic. The other one is Long Short-Term Memory Model (LSTM) which is non-linear model.

From ARDL results, we can conclude that an increase relative output lead of baht appreciation 0.714%. In terms of the error estimation comparison between ARDL and LSTM ,the result shows that ARDL model has perform better than LSTM

Keywords: ARDL, Deep Learning ,Recurrent Neural Network , LSTM

1. บทนำ

เมื่อประเทศไทยได้เปลี่ยนมาใช้ระบบอัตราแลกเปลี่ยนลอยตัวแบบจัดการตั้งแต่เดือนกรกฎาคมปีพ.ศ. 2540 ทำให้อัตราแลกเปลี่ยนเคลื่อนไหวตามกลไกตลาด โดยการประมาณอัตราแลกเปลี่ยนของประเทศไทยด้วยแบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์มหภาคนั้น อาจจะไม่สามารถนำมาใช้ในการทำนายค่าอัตราแลกเปลี่ยนของประเทศไทยได้ดีเท่าที่ควร เนื่องจากอัตราแลกเปลี่ยนของประเทศไทยอยู่ภายใต้ระบบลอยตัวภายใต้การจัดการ โดยธนาคารกลางได้เข้าแทรกแซงเป็นครั้งคราวเพื่อไม่ให้ส่งผลกระทบต่อเสถียรภาพของระบบเศรษฐกิจ ทำให้การศึกษาเรื่องอัตราแลกเปลี่ยนในประเทศไทยยังมีความยากลำบากพอสมควร นอกจากนี้ การเกิดวิกฤตทางเศรษฐกิจการเงินระหว่างประเทศที่ผ่านมา รวมทั้งความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยนที่เพิ่มขึ้น ประกอบกับมูลค่าธุรกรรมระหว่างประเทศที่มีขนาดใหญ่มาก โดยปริมาณธุรกรรมซื้อขายเงินตราต่างประเทศของธนาคารพาณิชย์ (Turnover) จากธนาคารแห่งประเทศไทย เมื่อปี ค.ศ.2021 เฉลี่ยเท่ากับ 11.992 พันล้านดอลลาร์สหรัฐต่อวัน แสดงให้เห็นถึงความจำเป็นในการสร้างแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการประเม้นความเสี่ยงของตลาดเงินระหว่างประเทศ

ในปัจจุบันได้มีการนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) มาศึกษาและนำมาใช้ในงานวิจัยต่างๆ เพิ่มมากขึ้น โดยโครงข่ายประสาทเทียม คือ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่พัฒนาขึ้นเพื่อจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทในสมองของมนุษย์และเนื่องจากข้อมูลที่ผู้ศึกษามีความสนใจนั้นมีรูปแบบของข้อมูลเป็นอนุกรมเวลาซึ่งมีแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถเรียนรู้กับข้อมูลที่มีเวลาเป็นตัวแปรสำคัญได้ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบทั่วไป ซึ่งก็คือ Long Short-Term Memory Model (LSTM) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ไม่ใช่เส้นตรง

งานค้นคว้าอิสระนี้ศึกษาเกี่ยวกับอัตราแลกเปลี่ยน ซึ่งเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเก็บข้อมูลเป็นรายเดือน โดยหากกล่าวถึงการหาแบบจำลองที่เหมาะสมแล้วก็ย่อมเป็น Auto Regressive Distribution Lag Model (ARDL) ซึ่งเป็นแบบจำลองดั้งเดิมที่รู้จักกันดี แต่ในปัจจุบันนี้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึกนั้นกำลังเป็นที่นิยมค่อนข้างมากโดยเฉพาะเทคนิค Long Short-Term Memory Model (LSTM) ดังนั้นในการศึกษานี้จึงสนใจและอยากศึกษาแบบจำลองทั้งสองแบบโดยใช้ความคลาดเคลื่อนเป็นเครื่องมือในการเปรียบเทียบสมรรถนะ

2. วัตถุประสงค์การวิจัย

1) เพื่อศึกษาความสัมพันธ์เชิงดุลภาพระยะยาว โดยการประมาณค่าแบบจำลองโดย Cointegration Test ด้วยวิธี Auto Regressive Distributed Lag Model : ARDL

2) เพื่อศึกษาการประมาณค่าแบบจำลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม Artificial Neural Network แบบ Long Short-Term Memory Model (LSTM) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ไม่ใช่เส้นตรง

3) เพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ที่สามารถนำมาใช้ประเมินความเสี่ยงของอัตราแลกเปลี่ยน

3. การดำเนินการวิจัย

3.1 ระเบียบวิธีการศึกษา

การศึกษานี้เป็นการศึกษาหาแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ โดยทำการประมาณค่าสองวิธีคือศึกษาความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาวด้วยการประมาณค่าแบบจำลองโดย Cointegration Test ตามวิธี ARDL และใช้ค่าสถิติ Bound Test เพื่อพิจารณาว่าตัวแปรในแบบจำลองมีความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาวหรือไม่ หากพบควาสัมพันธ์ในระยะยาว จะแสดงค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลองในระยะยาว และความเร็วในการปรับตัวกลับเข้าสู่ค่าดุลยภาพระยะยาว (Speed of adjustment) เมื่อมีเหตุการณ์ที่ทำให้มีการเบี่ยงเบนออกจากค่าดังกล่าวซึ่งสามารถแสดงได้จากแบบจำลองการปรับตัวในระยะการสั้น (Error Correction Model : ECM) นอกจากนี้ทำการประมาณค่าแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Long Short-Term Memory Model (LSTM) แล้วนำแบบจำลองที่ได้ไปพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศและเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ใช้ทดสอบ

3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

การศึกษานี้ได้ทำการรวบรวมข้อมูลอนุกรมเวลาแบบทุติยภูมิ (Secondary Time Series Date)โดยใช้เป็นข้อมูลรายเดือน ได้แก่ อัตราแลกเปลี่ยนบาทต่อดอลลาร์ฯ (BAHT) อัตราการเจริญเติบโตของปริมาณเงินของประเทศไทยเทียบกับประเทศสหรัฐฯ (RMS_TH) อัตราดอกเบี้ยที่แท้จริงของประเทศไทยเทียบกับประเทศสหรัฐฯ (RINT_TH) และดัชนีผลผลิตของประเทศไทยเทียบกับประเทศสหรัฐฯ (RINT_IPI) ตั้งแต่เดือนมกราคม ปี ค.ศ.2010 ถึง ธันวาคม ปี ค.ศ.2021 เป็นจำนวน 144 เดือน โดยรวบรวมข้อมูลจาก ธนาคารแห่งประเทศไทย, Federal Reserve Economic Data, investing.com และtrading view

4. ผลการวิจัย

4.1 วิธี ARDL

ตารางที่ 1 ผลการทดสอบความนิ่งของตัวแปรในแบบจำลอง

ตัวแปร	สมการที่ใช้ทดสอบ	ความล่าช้าที่เหมาะสม	**ADF Statistics**	**p-value**	ผลการทดสอบ
BAHT	C	2	-2.177	0.741	**ไม่มีความนิ่ง**
RMS_TH	A	2	-5.352	0.000	**มีความนิ่ง**
RINT_TH	A	5	-0.805	0.368	**ไม่มีความนิ่ง**
RINT_IPI	C	1	-5.505	0.000	**มีความนิ่ง**
ΔBAHT	C	1	-7.887	0.000	**มีความนิ่ง**
ΔRINT_TH	C	4	-9.100	0.000	**มีความนิ่ง**

เนื่องจากตัวแปรในแบบจำลองมีทั้งที่เป็น I(0) และ I(1) ดังนั้นการทดสอบความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาวที่เหมาะสมคือ Autoregressive Distributed Lag (ARDL) ผลการทดสอบได้ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบความสัมพันธ์เชิงดุลภาพระยะยาวด้วยวิธี Bound test

		ค่าวิกฤตสำหรับตัวแปรอิสระ		
		ระดับนัยสำคัญ	I(0)	I(1)
ค่าสถิติ F	4.53**	ร้อยละ 10	2.45	3.52
		ร้อยละ 5	2.88	4.01
		ร้อยละ 1	4.99	6.40

ที่มาจากการคำนวณ

หมายเหตุ ** มีระดับนัยสำคัญทางสถิติ 0.05

ตารางที่ 3 ผลการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาวด้วยวิธี ARDL

ตัวแปร	ค่าสัมประสิทธิ์	Std. Error	t-statistic	p-value
RMS_TH	8.7176	1.635	0.690	0.491
RINT_TH	0.0539	0.085	0.633	0.053
RINT_IPI	-0.714***	0.178	-1.236	0.000
ค่าคงที่	0.628	0.757	0.829	0.409

หมายเหตุ *** มีระดับนัยสำคัญทางสถิติ 0.01

ผลการหาค่าความสัมพันธ์ระยะยาวแสดงดัง ตารางที่ 3 แบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทตามงานศึกษานี้ คือ ARDL(1,2,4,1) โดยจากตารางมีเพียง RINT_IPI ที่มีผลกับการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนในระยะยาว โดยเมื่อผลผลิตที่แท้จริงเพิ่มขึ้น จะส่งผลกระทบให้อัตราและเปลี่ยนลดลงหรือค่าเงินบาทแข็งค่าขึ้น 0.714% ที่ระดับนัยสำคัญร้อยละ 1 ทั้งนี้อาจเนื่องจากโครงสร้างทางเศรษฐกิจของประเทศไทยพึ่งพาการส่งออกเป็นหลัก ดังนั้น การที่ผลผลิตที่แท้จริงของประเทศเพิ่มขึ้นโดยส่วนใหญ่จึงอาจเกิดขึ้นจากภาคการส่งออก ซึ่งเมื่อการส่งออกเพิ่มมากขึ้นก็จะทำให้มีความต้องการสกุลเงินในประเทศมากขึ้น ส่งผลกระทบให้ค่าเงินบาทของประเทศแข็งค่าขึ้น

ตารางที่ 4 ผลการประมาณค่าสมการการปรับตัวระยะสั้น (ECM)

ตัวแปร	ค่าสัมประสิทธิ์	Std. Error	t-statistic	p-value
Const	0.628	0.757	0.829	0.409
ΔBAHT	-0.022	0.023	-0.961	0.338
Δ RMS_TH	0.872	0.087	0.126	0.488
Δ RMS_TH(-1)	0.732	0.146	0.128	0.491
Δ RINT_TH	0.054	0.085	0.633	0.528
Δ RINT_TH(-1)	-0.212	0.099	-2.148	0.034
Δ RINT_TH(-2)	-0.191	0.095	-2.015	0.046
Δ RINT_TH(-3)	-0.180	0.082	-2.177	0.031
Δ RINT_IPI	0.987	0.567	1.740	0.084
CoinEq(-1)***	-0.033	0.005	-5.173	0.000

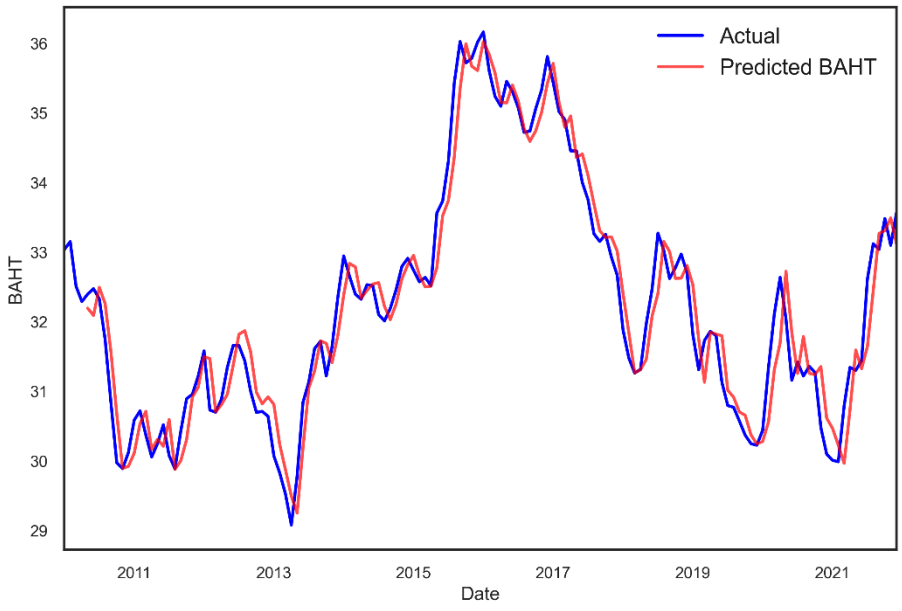
หมายเหตุ *** มีระดับนัยสำคัญทางสถิติ 0.01

สำหรับการพิจารณาการปรับตัวในระยะสั้นไปสู่ดุลยภาพในระยะยาวพิจารณาได้จากค่าสัมประสิทธิ์ CoinEq(-1) ในตารางที่ **4** ซึ่งเห็นได้ว่ามีเครื่องหมายเป็นลบและมีระดับนัยสำคัญทางสถิติร้อยละ 0.01 จึงแสดงให้เห็นว่าเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงที่ทำให้ออกนอกค่าดุลยภาพแล้ว จะมีความเร็วในการปรับตัวแต่ละเดือนเท่ากับร้อยละ 3.3 เพื่อเข้าสู่ดุลยภาพในระยะยาว

ตารางที่ 5 ประสิทธิภาพของแบบจำลอง ARDL

เครื่องมือที่ใช้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง	**ค่าความคลาดเคลื่อน**
RMSE	0.4112
MAE	0.3287
MSE	0.1691
MAPE	0.0103

การศึกษาค้นคว้านี้ได้นำค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลอง ARDL ไปใช้พยากรณ์ตัวแปร BAHT ในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา ผลพยากรณ์พบว่า ค่าพยากรณ์ (Predicted Values) มีค่าใกล้เคียงกับค่าจริง (Actual Values) ดังแสดงในรูป 1 โดยค่า MAPE(Mean Absolute Percentage Error) มีค่าเท่ากับร้อยละ 1.03 เมื่อเทียบกับค่าจริง นั่นคือแบบจำลองที่ประมาณขึ้นมีความน่าเชื่อถือ



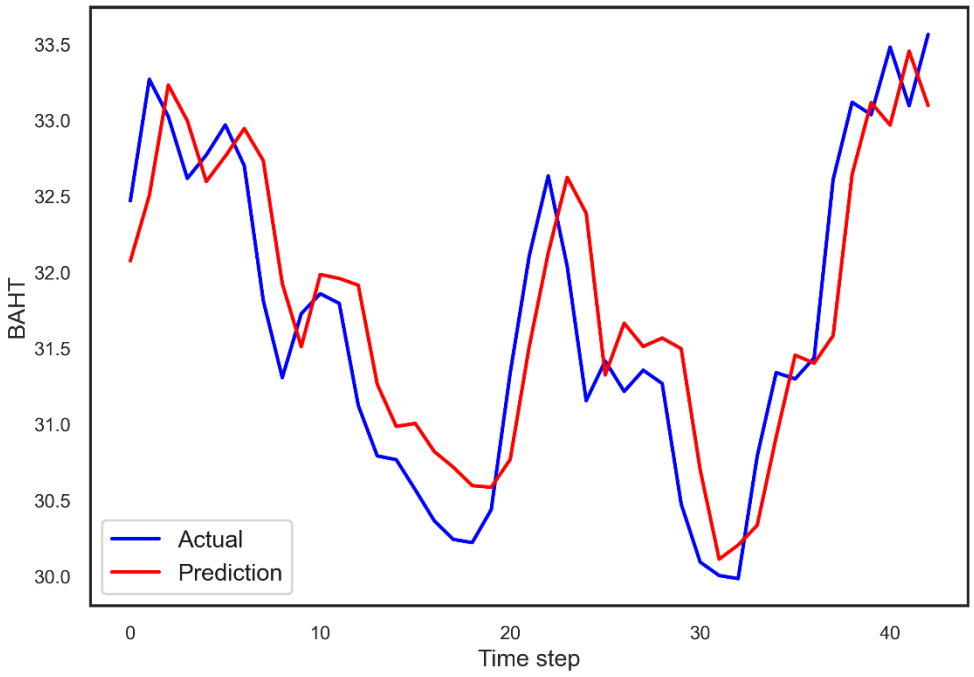
รูปที่ 1 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ของตัวแปร BAHT ด้วยแบบจำลอง ARDL

4.2 วิธี LSTM

ตารางที่ 6 ประสิทธิภาพของแบบจำลอง LSTM

เครื่องมือที่ใช้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง	ค่าความคลาดเคลื่อน
RMSE	0.5050
MAE	0.4237
MSE	0.2550
MAPE	0.0134

จากตารางที่ 6 การศึกษาค้นคว้านี้ได้นำแบบจำลอง LSTM ไปใช้พยากรณ์ตัวแปร BAHT ในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา ผลพยากรณ์พบว่า ค่าพยากรณ์ (Predicted Values) มีค่าใกล้เคียงกับค่าจริง (Actual Values) ดังแสดงในรูป 2 โดยค่า MAPE(Mean Absolute Percentage Error) มีค่าเท่ากับร้อยละ 1.34 เมื่อเทียบกับค่าจริง นั่นคือแบบจำลองที่ประมาณขึ้นมีความน่าเชื่อถือ



รูปที่ 2 แสดงค่าจริงและค่าพยากรณ์ของตัวแปร BAHT ด้วยแบบจำลอง LSTM

5. บทสรุป

การศึกษาค้นคว้าอิสระนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาความสัมพันธ์ของอัตราแลกเปลี่ยนและตัวแปรอธิบายตามทฤษฎีอำนาจซื้อเสมอภาค โดยทำการประมาณค่าสองวิธีคือศึกษาความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาวด้วยการประมาณค่าแบบจำลองโดย Cointegration Test ตามวิธี ARDL และใช้ค่าสถิติ Bound Test เพื่อพิจารณาว่าตัวแปรใน

แบบจำลองมีความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาวหรือไม่ หากพบควาสัมพันธ์ในระยะยาว จะแสดงค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลองในระยะยาว และความเร็วในการปรับตัวกลับเข้าสู่ค่าดุลยภาพระยะยาว (Speed of adjustment) เมื่อมีเหตุการณ์ที่ทำให้มีการเบี่ยงเบนออกจากค่าดังกล่าวซึ่งสามารถแสดงได้จากแบบจำลองการปรับตัวในระยะการสั้น (Error Correction Model : ECM) นอกจากนี้ทำการประมาณค่าแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Long Short-Term Memory Model (LSTM) แล้วนำแบบจำลองที่ได้ไปพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศและเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ใช้ทดสอบ

จากนี้ทำการประมาณค่าแบบจำลองโดย 2 วิธี เพื่อเป็นการหาแบบจำลองที่เหมาะสม วิธีแรกใช้วิธีทางเศรษฐมิติเพื่อหาความสัมพันธ์ของตัวแปรในระยะยาวโดยใช้ ARDL และ ค่าสถิติ Bound Test วิธีที่สอง เป็นการประมาณค่าแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมประเภท LSTM ซึ่งไม่จำเป็นที่จะต้องมีรูปแบบเป็นเส้นตรง

ผลการศึกษาทั้งสองวิธีพบว่าให้ความคลาดเคลื่อนที่ไม่ต่างกันมาก และจาก ARDL พบว่าตัวแปรที่มีผลต่ออัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลบาทคือผลผลิตที่แท้จริงโดยเปรียบเทียบ โดยเมื่อผลผลิตที่แท้จริงเพิ่มขึ้นจะส่งผลให้เงินบาทแข็งค่าขึ้น

6. ข้อเสนอแนะ

เนื่องจากในการศึกษานี้ได้ใช้อัลกอริทึมเพียงสองแบบคือ ARDL และ LSTM ดังนั้น อาจจะมีอัลกอริทึมอื่นที่สามารถเรียนรู้ข้อมูลที่มีจำนวนมากและทำนายค่าออกมาได้มีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพมากกว่า และเนื่องจากข้อมูลที่นำมาศึกษาเป็นข้อมูลรายเดือน และข้อมูลที่นำมามีเพียงข้อมูลที่เริ่มต้นจากปี ค.ศ.2010 จึงอาจสามารถสร้างแบบจำลองที่ดีกว่านี้ได้หากมีข้อมูลที่มีความถี่มากขึ้นหรือมีจำนวนของชุดข้อมูลเพิ่มมากขึ้น

เอกสารอ้างอิง

สุภาณี หาญพัฒนะนุสรณ์. (2562). **An Analysis of Thai Baht Exchange Rate Using Artificial Neural Network Model**. กรุงเทพฯ : มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

ธัชณรงค์ ธัญญศรี และ ภูมิฐาน รังคกูลนุวัฒน์. (2557). **The Demand of Money in Thailand under the Monetarist Theory**. วารสารเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ (กรกฎาคม-ธันวาคม 2557), Vol. 18 No. 2

ภูมิฐาน รังคกูลนุวัฒน์ และ นิติกร ทวีโคตร. (2563). **Long-Run Equilibrium Relationship Between the Banking Stock Price Index and Macroeconomic and Financial Variables: ARDL Approach**. วารสารบริหารธุรกิจ นิด้า ,Vol. 26 No. 130

ธรณินทร์ สัจวิริยทรัพย์. (2563). **ตัวแบบพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน**. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี, 28 (1 มกราคม 2563), 26-40

Lina N., Yujie L., Xiao W., Jinquan Z., Jiguo Y., Chengming Q., (2019). **Forecasting of Forex Time Series Data Based on Deep Learning**. Procedia Computer Science, 147, 647-652.

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.