การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก

Foreign Exchange Rates Forecasting Using Deep Learning

โสรยา แพสุวรรณ์[1] สมพร ปั่นโภชา[2] และบำรุง พ่วงเกิด[3]

[1] หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมการเงิน คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย, soraya_@outlook.com

[2] สาขาวิชาวิศวกรรมการเงิน คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย, somorn_pun@utcc.ac.th

[3] ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, bumroong.pu@kmitl.ac.th

---

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาระบบการทำงานของการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันผสมกับแบบวนซ้ำ และหาแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ซึ่งสกุลเงินที่จะพยากรณ์ ได้แก่ ดอลลาร์สหรัฐ ยูโร ปอนด์สเตอร์ลิง และเยน ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ.2553 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ.2562 แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกและข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบ นำข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกไปฝึกในแบบจำลองแต่ละโครงข่าย จากนั้นเลือกแบบจำลองที่มีค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยต่ำที่สุด 3 แบบจำลอง จากนั้นนำแบบจำลองที่เลือกมาทำการพยากรณ์และเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองแต่ละโครงข่ายกับข้อมูลชุดทดสอบ โดยใช้ค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

จากผลการศึกษาพบว่า แบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศดังนี้ สกุลเงินดอลลาร์ ได้แบบจำลอง LSTM[1,5] 1D-CNN[9,2] และ C-RNN[7,6] และมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.1877 0.2719 และ 0.1620 ตามลำดับ สกุลเงินยูโร ได้แบบจำลอง LSTM[6,12] 1D-CNN[6,3] และ C-RNN[6,4] และมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.5160 0.6948 และ 0.4978 ตามลำดับ สกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง ได้แบบจำลอง LSTM[2,1] 1D-CNN[5,9] และ C-RNN[3,11] และมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.6344 0.7991 และ 0.5210 ตามลำดับ สกุลเงินเยน ได้แบบจำลองที่ LSTM [4,1] 1D-CNN[2,7] และ C-RNN[11,1] และมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.0023 0.0027 และ 0.0022 ตามลำดับ และเมื่อพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย สามารถสรุปได้ว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันผสมกับแบบวนซ้ำ (C-RNN) มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (LSTM) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน 1 มิติ (1D-CNN)

คำสำคัญ: การเรียนรู้เชิงลึก, โครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ, โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน, โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันผสมกับแบบวนซ้ำ

ABSTRACT

The objectives of this study are to study the system of Recurrent Neural Networks (RNN), Convolutional Neural Networks (CNN) and Convolutional with Recurrent Neural Networks (C-RNN), the methods in Deep Learning, and to investigate the most suitable forecasting model of four foreign exchange rates (USD, EUR, GBP and JPY) which are time series from 1 January 2010 to 31 December 2019. The data is divided into 2 groups, the first for the training set in order to find the appropriate model for forecasting of foreign exchange rates, which is selected from the top 3 models with the lowest mean absolute error (MAE). And the second for the test set in order to testing the 3 selected models to find the forecasting effectiveness with the root mean square error (RMSE).

The results show that the most suitable forecasting models of USDTHB are LSTM[1,5] , CNN[9,2] and C-RNN[7,6] , that the models gives forecasting effectiveness with the RMSE of 0.1877 0.2719 and 0.1620 respectively. The most suitable forecasting models of EURTHB are LSTM[6,12] , CNN[6,3] and C-RNN[6,4], that the models gives forecasting effectiveness with the RMSE of 0.5160 0.6948 and 0.4978 respectively. The most suitable forecasting models of GBPTHB are LSTM[2,1] , CNN[5,9] and C-RNN[3,11], that the models gives forecasting effectiveness with the RMSE of 0.6344 0.7991 and 0.5210 respectively. The most suitable forecasting models of JPYTHB are LSTM[4,1] , CNN[2,7] and C-RNN[11,1], that the models gives forecasting effectiveness with the RMSE of 0.0023 0.0027 and 0.0022 respectively. The comparison of the forecasting method shows that the C-RNN has higher effectiveness.

Keywords: Deep Learning, Recurrent Neural Networks, Convolutional Neural Networks, Convolutional with Recurrent Neural Networks

1. บทนำ

ตลาด Forex (Foreign Exchange) หรือ ตลาดที่ทำการซื้อขายอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศเป็นตลาดการเงินที่มีขนาดใหญ่ที่สุดในโลก เปิดทำการซื้อขายตลอด 24 ชั่วโมง ยกเว้นวันเสาร์ อาทิตย์ และวันหยุดราชการ มีสภาพคล่องสูง โดยเฉพาะสกุลเงินที่นิยมซื้อขายได้แก่ ดอลลาร์สหรัฐ (USD) ยูโร (EUR) ปอนด์สเตอร์ลิง (GBP) และเยน (JPY) สามารถทำกำไรได้ทั้งขาขึ้นและขาลง เพราะในหนึ่งคู่สกุลเงิน นักลงทุนสามารถเปิดได้ทั้งสถานะซื้อหรือขาย โดยเปิดสถานะซื้อหากคาดการณ์ว่าราคาจะสูงขึ้น และเปิดสถานะขายหากคาดว่าราคาจะลดลง ใช้เงินลงทุนต่ำแต่สามารถสร้างกำไรได้สูงด้วย leverage ค่าธรรมเนียมการซื้อขายต่ำเมื่อเทียบกับการลงทุนประเภทอื่น ทำให้นักลงทุนสนใจที่จะลงทุนในตลาด Forex มากขึ้น ซึ่งในอดีต ผู้ที่ทำการซื้อขายในตลาด Forex จะจำกัดอยู่ในกลุ่มสถาบันการเงินใหญ่ ๆ เช่น ธนาคาร หรือบริษัทประกัน แต่ในปัจจุบัน นักลงทุนรายย่อยสามารถเข้ามาลงทุนผ่านระบบการซื้อขายออนไลน์ของบริษัทโบรกเกอร์ ที่ทำหน้าที่เป็นตัวกลางในการส่งคำสั่งซื้อขายไปยังตลาดซื้อขายเงินตราต่างประเทศทันทีที่ได้รับคำสั่งซื้อขาย (พัชราภรณ์ เคนชมภู และปุณยวีร์ จันทรขจร, 2561)

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) คือแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่พัฒนาขึ้นเพื่อจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทในสมองมนุษย์ เมื่อนำโครงข่ายประสาทเทียมหลาย ๆ ชั้นมาต่อกันจะเรียกว่าการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ซึ่งเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประยุกต์ใช้กับงานด้านต่างๆ เช่น การจำแนกรูปแบบ การทำนายหรือพยากรณ์ การหาความเหมาะสม

การควบคุม และการจัดกลุ่ม โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ (Recurrent Neural Networks : RNN) นิยมใช้งานกับข้อมูลที่มีลักษณะเป็นลำดับ (sequence) เช่น เสียง ภาพ ตัวอักษร หรือข้อมูลอนุกรมเวลา แต่โครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำจะไม่สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างโหนดที่อยู่ไกลกันมาก เนื่องจากการทำการแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) ซึ่งเป็นการย้อนความผิดพลาดกลับมาเพื่อปรับค่าน้ำหนักจะถูกทำให้หายไป (Vanish) เนื่องจากการคูณค่าที่ใกล้ศูนย์หลาย ๆ รอบ หรือเรียกว่าปัญหา Vanishing Gradient (ดร.พีรพล เวทีกูล, 2560) จึงเกิดหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short-Term Memory : LSTM) และ Gate Recurrent Units (GRU) ที่พัฒนาขึ้นเพื่อแก้ปัญหาการจำระยะสั้นในโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ ทำให้หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว และ GRU สามารถที่จะจดจำรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้าที่ยาวขึ้นได้ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks : CNN) ถูกออกแบบมาเพื่อการเพิ่มความสามารถในการสกัดเอาลักษณะที่มีความซับซ้อนมากขึ้นจากข้อมูล นิยมใช้ในข้อมูลที่เป็นรูปภาพที่ซับซ้อนได้ หรือเรียกโครงข่ายนี้อีกอย่างว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน 2 มิติ (2 Direction CNN : 2DCNN) แต่ก็มีการพัฒนาเพื่อให้สามารถใช้กับข้อมูลที่เป็นอักษรหรือลำดับได้ เรียกโครงข่ายนี้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน 1 มิติ (1 Direction CNN : 1DCNN) (Luigi T., Arjun B., Elena M.V., 2020) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันผสมกับแบบวนซ้ำ (C-RNN) เป็นวิธีที่นำข้อดีของแต่ละแบบมาทำงานร่วมกันเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ให้แม่นยำขึ้น (Ivan V., 2019)

ดังนั้น จึงเป็นที่น่าสนใจในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน 1 มิติ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันผสมกับแบบวนซ้ำ ในการพยากรณ์ ซึ่งสกุลเงินที่จะพยากรณ์ได้แก่ ดอลลาร์สหรัฐ ยูโร ปอนด์สเตอร์ลิง และเยน

2. วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อศึกษาระบบการทำงานของการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันผสมกับแบบวนซ้ำ
2. เพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ

3. การดำเนินการวิจัย

3.1 ระเบียบวิธีการศึกษา

การศึกษานี้เป็นการศึกษาหาแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ โดยสกุลเงินที่เลือกมาใช้ในการพยากรณ์คือดอลลาร์สหรัฐ ยูโร ปอนด์สเตอร์ลิงและเยน ซึ่งใช้ข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ.2553 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ.2562 โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึก (Train) และข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบ (Test) จากนั้นนำข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกไปฝึกในแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก 3 แบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน 1 มิติ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันผสมกับแบบวนซ้ำ และคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมของแต่ละแบบจำลองจากการเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย แล้วนำแบบจำลองที่ได้ไปพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยน

เงินตราต่างประเทศและเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบ เพื่อหาประสิทธิภาพในการพยากรณ์จากค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาแบบทุติยภูมิ (Secondary Time Series Date) โดยรวบรวมข้อมูลราคาเปิด ราคาปิด ราคาต่ำสุด และราคาสูงสุดของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินยูโร อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง และอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยนกับเงินบาทไทย ราคาปิดของดัชนี SET Dow Jones STOXX Europe 600 FTSE และ Nikkei แบบรายวัน ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ.2553 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ.2562 จากฐานข้อมูลของโปรแกรม Aspen

3.3 ขั้นตอนการศึกษา

1. เลือกสกุลเงินตราต่างประเทศที่จะพยากรณ์ ได้แก่ ดอลลาร์สหรัฐ ยูโร ปอนด์สเตอร์ลิง และเยน
2. คัดเลือกตัวแปรนำเข้า (input) ที่ใช้ในการพยากรณ์ของแต่ละสกุลเงินตราต่างประเทศ

2.1. ตัวแปรนำเข้าของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ ได้แก่ ราคาเปิด ราคาปิด ราคาต่ำสุด ราคาสูงสุดของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ 1 วันก่อนหน้า ราคาปิดดัชนี SET 1 วันก่อนหน้า และราคาปิดดัชนี Dow Jones 1 วันก่อนหน้า

2.2. ตัวแปรนำเข้าของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินยูโร ได้แก่ ราคาเปิด ราคาปิด ราคาต่ำสุด ราคาสูงสุดของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินยูโร 1 วันก่อนหน้า ราคาปิดดัชนี SET 1 วันก่อนหน้า และราคาปิดดัชนี STOXX Europe 600 1 วันก่อนหน้า

2.3. ตัวแปรนำเข้าของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง ได้แก่ ราคาเปิด ราคาปิด ราคาต่ำสุด ราคาสูงสุดของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง 1 วันก่อนหน้า ราคาปิดดัชนี SET 1 วันก่อนหน้า ราคาปิดดัชนี FTSE 1 วันก่อนหน้า

2.4. ตัวแปรนำเข้าของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน ได้แก่ ราคาเปิด ราคาปิด ราคาต่ำสุด ราคาสูงสุดของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน 1 วันก่อนหน้า ราคาปิดดัชนี SET 1 วันก่อนหน้า และราคาปิดดัชนี Nikkei 1 วันก่อนหน้า

3. แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกและการทดสอบ ในอัตราส่วน 10:1

3.1. ข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึก ใช้ข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ.2553 ถึง 31 มกราคม พ.ศ.2562 เป็นจำนวน 2,370 ข้อมูล

3.2. ข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบ ใช้ข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 1 กุมภาพันธ์ พ.ศ.2562 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ.2562 เป็นจำนวน 236 ข้อมูล

จากนั้นปรับข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0-1 โดยใช้ Min-Max Scalar เพื่อเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ในแบบจำลอง ดังสมการ

$$x_{sc} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

4. สร้างแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก 3 แบบ ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน 1 มิติ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันผสมกับแบบวนซ้ำ โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 แสดงค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

พารามิเตอร์	ค่าที่ใช้ฝึก
จำนวนโหนดของชั้นนำเข้า	6
จำนวนโหนดของชั้นซ่อนที่ 1 และ 2	1-13
ฟังก์ชันการแปลงของชั้นซ่อนที่ 1 และ 2	ฟังก์ชัน ReLU
จำนวนโหนดของชั้นนำออก	1
ฟังก์ชันการแปลงของชั้นนำออก	ฟังก์ชัน ReLU
จำนวนรอบการเรียนรู้ซ้ำ (epoch)	50
ฟังก์ชั่นสูญเสีย (Loss function)	MAE
เครื่องมือเพิ่มประสิทธิภาพ(Optimizer)	RMSProp

5. นำข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกในข้อที่ 3.1 ไปฝึกในแบบจำลองที่สร้างในข้อที่ 4.1 ทำซ้ำแบบจำลองละ 3 ครั้ง จากนั้นเลือกแบบจำลองที่มีค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยต่ำที่สุด 3 แบบจำลอง

6. นำแบบจำลองข้อที่ 5 มาทำการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ และเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบในข้อที่ 3.2 เพื่อหาประสิทธิภาพในการพยากรณ์จากค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย และเลือกแบบจำลองที่มีค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำที่สุด 1 แบบจำลอง เพื่อนำไปเปรียบเทียบกับแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแบบอื่น

7. ทำซ้ำข้อ 5-6 แต่เปลี่ยนแบบจำลองสร้างในข้อที่ 4.1 เป็นแบบจำลองที่สร้างในข้อที่ 4.2-4.3 ตามลำดับ

8. สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง

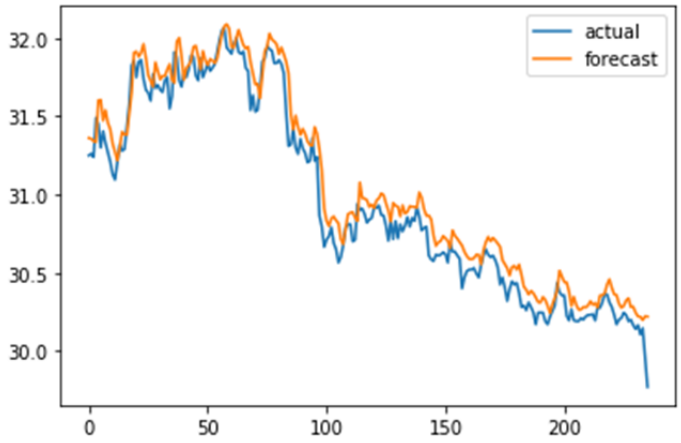
4. ผลการวิจัย

การพยากรณ์จากแบบจำลองที่คัดเลือกมาจากขั้นตอนการฝึกและการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบ เพื่อหาประสิทธิภาพในการพยากรณ์จากค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย และเลือกแบบจำลองที่มีค่าต่ำที่สุด 1 แบบจำลอง เพื่อนำไปเปรียบเทียบกับแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแต่ละแบบ ได้ผลดังนี้

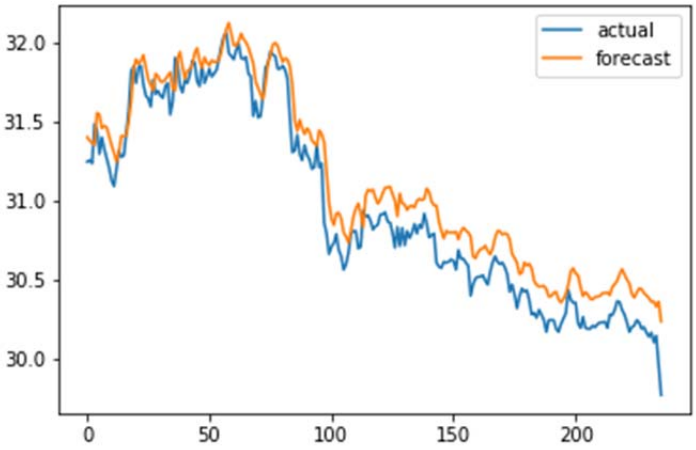
ตารางที่ 2 แสดงข้อมูลสรุปผลการพยากรณ์แบบจำลองแบบต่าง ๆ ของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ

แบบจำลอง	จำนวนโหนดของชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนโหนดของชั้นซ่อนที่ 2	RMSE
LSTM	3	3	0.1920
	1	5	0.1877
	3	11	0.2290
1D-CNN	9	2	0.2719
	11	2	0.3286
	8	4	0.4806

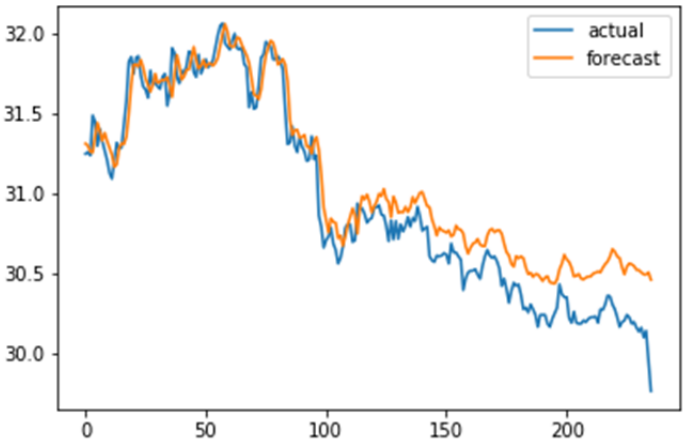
C-RNN	4	6	0.1848
	7	6	0.1620
	2	3	0.1656



รูปที่ 1 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ ด้วยแบบจำลอง LSTM[1,5]



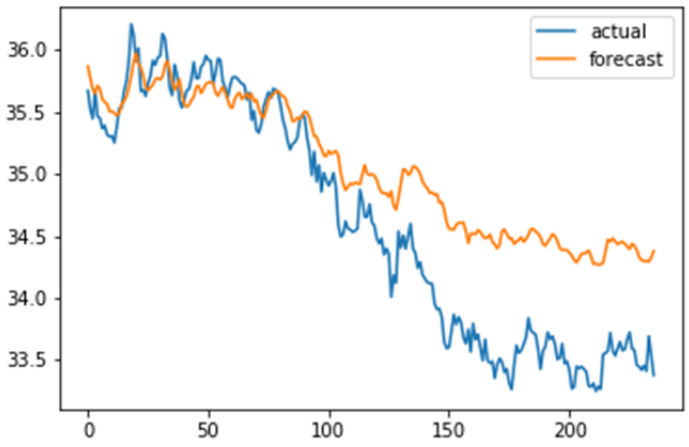
รูปที่ 2 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ ด้วยแบบจำลอง1D-CNN [9,2]



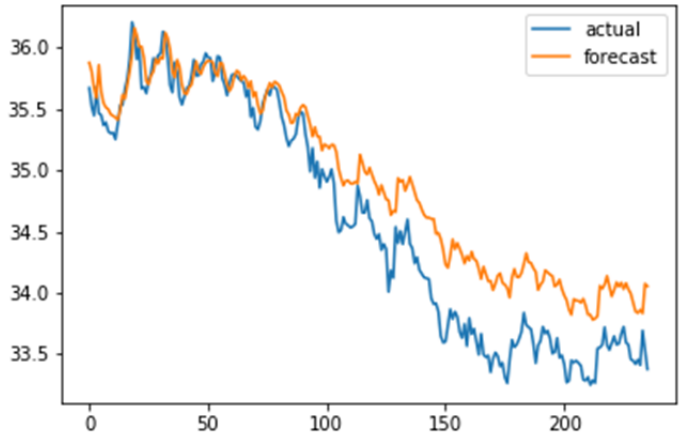
รูปที่ 3 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ ด้วยแบบจำลอง C-RNN [7,6]

ตารางที่ 3 แสดงข้อมูลสรุปผลการพยากรณ์แบบจำลองแบบต่าง ๆ ของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินยูโร

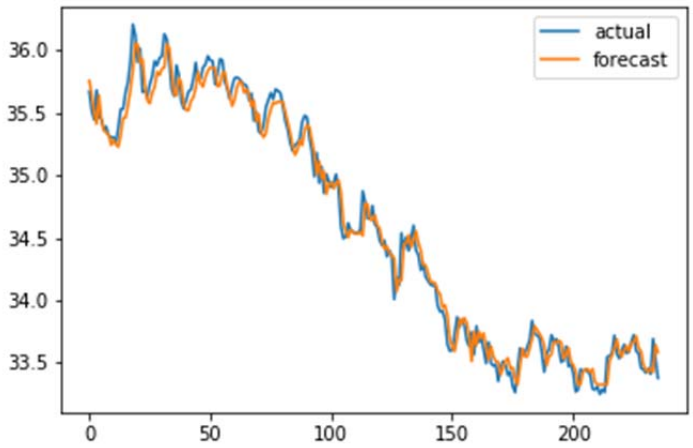
แบบจำลอง	จำนวนโหนดของชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนโหนดของชั้นซ่อนที่ 2	RMSE
LSTM	10	5	0.5686
	12	1	0.5935
	6	12	0.5160
1D-CNN	11	4	0.7486
	6	3	0.6948
	5	4	0.7833
C-RNN	6	4	0.4978
	4	1	0.5090
	10	2	0.5054



รูปที่ 4 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินยูโร ด้วยแบบจำลอง LSTM [6,12]



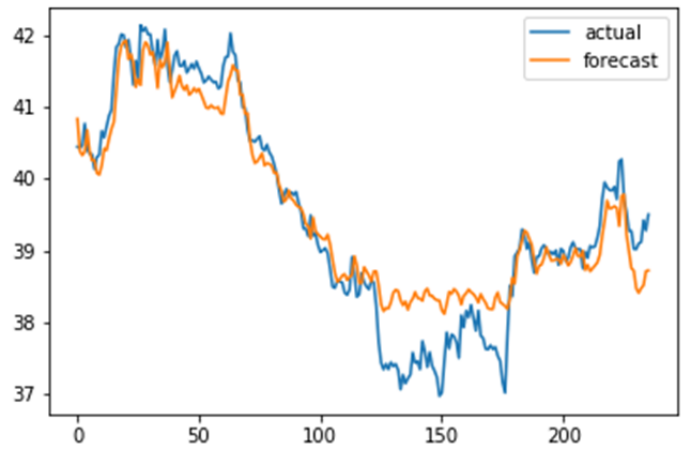
รูปที่ 5 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินยูโร ด้วยแบบจำลอง1D-CNN [6,3]



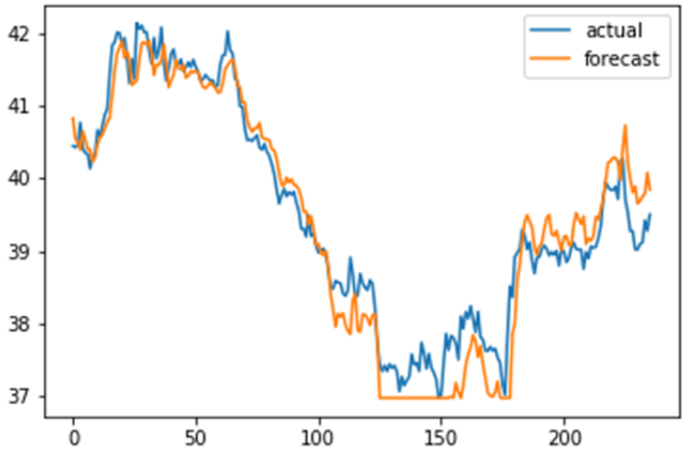
รูปที่ 6 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินยูโร ด้วยแบบจำลอง C-RNN [6,4]

ตารางที่ 4 แสดงข้อมูลสรุปผลการพยากรณ์แบบจำลองแบบต่าง ๆ ของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง

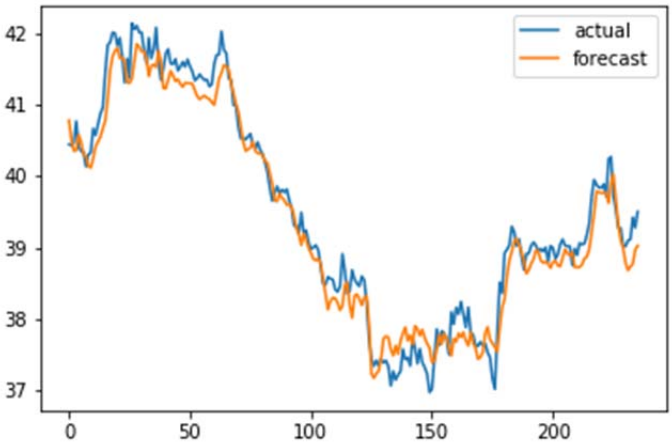
แบบจำลอง	จำนวนโหนดของชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนโหนดของชั้นซ่อนที่ 2	RMSE
LSTM	3	3	0.8623
	2	1	0.6344
	5	9	0.8687
1D-CNN	7	2	0.9785
	7	6	0.8270
	5	9	0.7991
C-RNN	13	4	0.5289
	6	3	0.5538
	3	11	0.5210



รูปที่ 7 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง ด้วยแบบจำลอง LSTM [2,1]



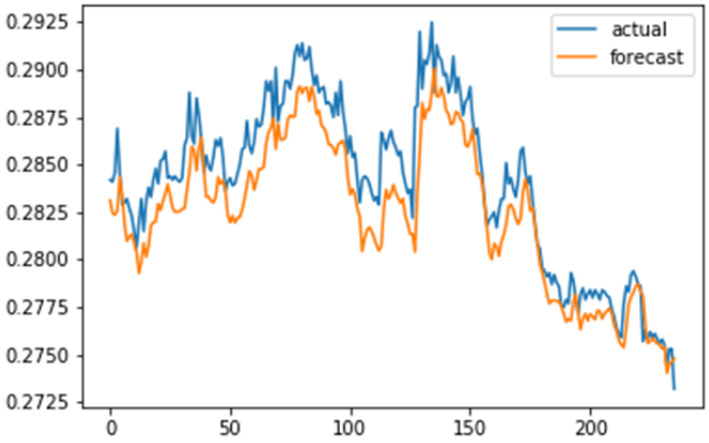
รูปที่ 8 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง ด้วยแบบจำลอง1D-CNN [5,9]



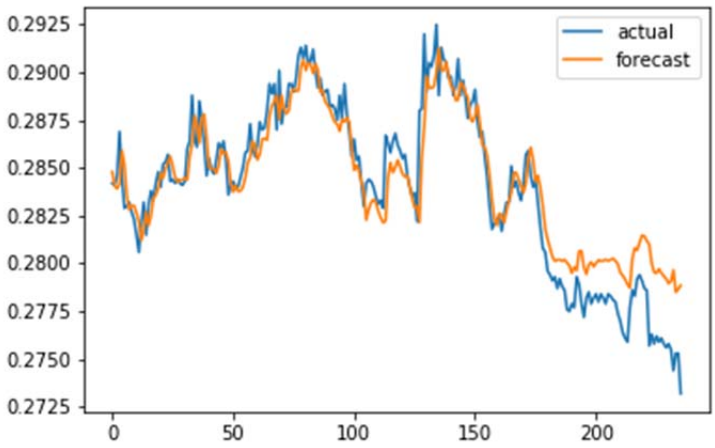
รูปที่ 9 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์สเตอร์ ด้วยแบบจำลอง C-RNN [3,11]

ตารางที่ 5 แสดงข้อมูลสรุปผลการพยากรณ์แบบจำลองแบบต่าง ๆ ของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน

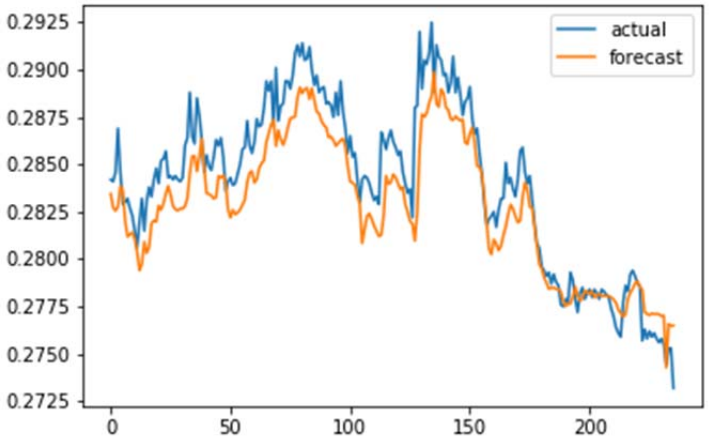
แบบจำลอง	จำนวนโหนดของชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนโหนดของชั้นซ่อนที่ 2	RMSE
LSTM	4	13	0.0026
	4	1	0.0023
	11	4	0.0026
1D-CNN	5	3	0.0029
	8	2	0.0029
	2	7	0.0027
C-RNN	10	3	0.0024
	11	1	0.0022
	8	8	0.0023



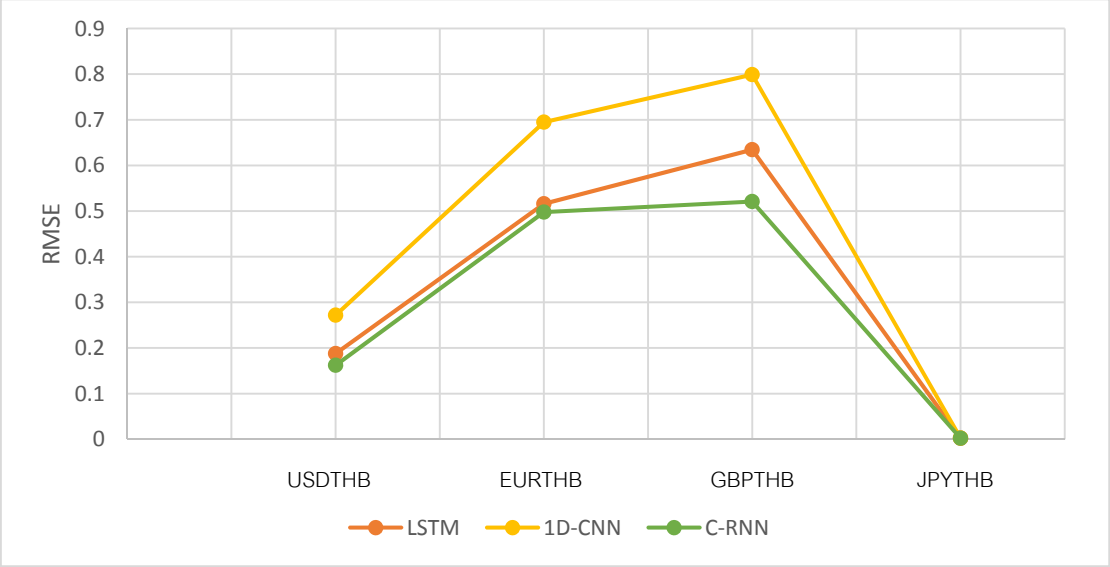
รูปที่ 10 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน ด้วยแบบจำลอง LSTM [4,1]



รูปที่ 11 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน ด้วยแบบจำลอง 1D-CNN[2,7]



รูปที่ 12 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยนด้วยแบบจำลอง C-RNN[11,1]



รูปที่ 13 เปรียบเทียบค่า RMSE ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศของแต่ละโครงข่าย

5. การอภิปรายผลและบทสรุป

จากการศึกษาการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ได้แบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์ดังนี้ สกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ ได้แบบจำลอง LSTM[1,5] 1D-CNN[9,2] และ C-RNN[7,6] และมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.1877 0.2719 และ 0.1620 ตามลำดับ สกุลเงินยูโร ได้แบบจำลอง LSTM[6,12] 1D-CNN[6,3] และ C-RNN[6,4] และมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.5160 0.6948 และ 0.4978 ตามลำดับ สกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง ได้แบบจำลอง LSTM[2,1] 1D-CNN[5,9] และ C-RNN[3,11] และมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.6344 0.7991 และ 0.5210 ตามลำดับ สกุลเงินเยน ได้แบบจำลองที่ LSTM [4,1] 1D-CNN[2,7] และ C-RNN[11,1] และมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.0023 0.0027 และ 0.0022 ตามลำดับ

เมื่อพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย สามารถสรุปได้ว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันผสมกับแบบวนซ้ำ (C-RNN) มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (LSTM) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน 1 มิติ (1D-CNN)

6. ข้อเสนอแนะ

เมื่อพิจารณาค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยในขั้นตอนของการฝึกแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก ที่ใช้จำนวนรอบการเรียนรู้ซ้ำ (epoch) 50 รอบ พบว่าค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยคงที่หรือเปลี่ยนแปลงน้อยมากตั้งแต่รอบที่ 30 ขึ้นไป ดังนั้น ในการศึกษาครั้งต่อไปอาจจะลดจำนวนรอบการเรียนรู้ซ้ำ เพื่อประหยัดเวลาในการฝึกแบบจำลอง แต่ยังได้ประสิทธิภาพเท่าเดิม

ส่วนในขั้นตอนของการทดสอบ เมื่อพิจารณากราฟที่เปรียบเทียบระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ พบว่า มีแนวโน้มที่ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ลดลงเมื่อพยากรณ์ข้อมูลที่ไกลออกไปจากข้อมูลที่ใช้ในการฝึก ดังนั้น ในการศึกษาครั้งต่อไปอาจจะทดสอบหาจำนวนข้อมูลที่สามารถพยากรณ์ได้ที่ทำให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพสูงสุด หรือศึกษาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบอื่นๆ เพิ่มเติม

เอกสารอ้างอิง

ทัดดาว แนบเนียน. (2545). การเปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ๊อกซ์และเจนกินส์ : กรณีศึกษา อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต). กรุงเทพฯ : มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

ธนาวุฒิ ประกอบผล. (2552). โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks). *วารสาร มฉก.วิชาการ, 12 (24 มกราคม – มิถุนายน 2552),* 73-87.

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

พีรพล เวทีกูล. (2560). *Fundamentals of Deep Learning for NLP*. กรุงเทพฯ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

พัชราภรณ์ เคนชมภู และปุณยวีร์ จันทรขจร. (2561). *คู่มือเทรด Forex เข้าใจง่ายทำเงินได้จริง*. สนพ.พราว, กรุงเทพฯ.

สุชาติ คุ้มมะณี. (2558). *เชี่ยวชาญการเขียนโปรแกรมด้วยไพธอน Programming expert with Python*. มหาสารคาม : มหาวิทยาลัยมหาสารคาม.

อดิเรก จันทร์สด. (2550). การเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศระหว่างแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค แบบจำลองอารีมา แบบจำลองการ์ชเอ็ม (การศึกษาค้นคว้าอิสระ). เชียงใหม่ : มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.

Francois C., (2017). *Deep Learning with Python*. New York : Manning Publications Co.

Ivan V., (2019). *Advanced Deep Learning with Python : Design and implement advanced next-generation AI solutions using TensorFlow and PyTorch*. Packt Publishing.

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.

Luigi T., Arjun B., Elena M.V. (2020). *Hands-On Deep Learning for Finance*. Packt Publishing.