

การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์มูลค่าตลาดของสกุลเงิน ดิจิทัล Bitcoin

Neural network architecture for Bitcoin forecasting market cap

จักรกริช กองจินดา

ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

Charkkrit_kon@cmu.ac.th

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์ของการวิจัยครั้งนี้ คือเพื่อศึกษาวิธีพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและวัดค่าความแม่นยำของค่าพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ(Recurrent Neural Network: RNN) โดยใช้ข้อมูลข้อมูล Complete Historical Cryptocurrency Financial Data จากเว็บไซต์ Kaggle จำนวน 2192 วัน ซึ่งเกณฑ์ที่ใช้ในเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์คือ ค่า รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error: RMSE) และกำหนดจำนวนโหนดในตัวอย่าง 2 ชั้นซ่อนคือ 50 และ 100 ผลการวิจัยพบว่าตัวแบบที่ประกอบด้วยโหนดจำนวน 50 โหนดให้ค่า RMSE น้อยที่สุดคือ 0.01692

คำสำคัญ : การพยากรณ์ โครงข่ายประสาทเทียม สกุลเงินดิจิทัล Bitcoin RMSE

1 บทนำ

ในปัจจุบันตลาดสกุลเงินดิจิทัลถือได้ว่าการเปลี่ยนแปลงจากอดีตที่ผ่านมาเป็นอย่างมาก เนื่องจากเศรษฐกิจโลกมีความผันผวนของตลาดและเกิดการแพร่ระบาดของไวรัสโคโรนา 2019 จึงทำให้สกุลเงินดิจิทัลเริ่มมีการนิยมนำมาใช้จ่ายซื้อสินค้าและบริการในอัตราที่สูงขึ้น ส่วนหนึ่งเป็นผลมาจากการตลาดที่ขยายตัวออกไปในยุคไร้พรมแดนซึ่งสกุลเงินดิจิทัลที่มีการใช้จ่ายมากที่สุดนั้นก็คือ สกุลเงินที่มีชื่อว่า Bitcoin ดังนั้นจึงมีงานวิจัยที่ศึกษาเกี่ยวกับการสร้างตัวแบบพยากรณ์หลากหลายงานวิจัยและหลากหลายวิธี ซึ่งสามารถนำมากล่าวถึงได้ดังนี้

ไววิทย์ พานิชัสตร และ มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ (2017) ได้ทำการพยากรณ์ยอดขายปลีกแก๊สรถยนต์ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทเทียมสรุปผลได้ว่า สามารถพยากรณ์ค่าผิดพลาดเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ 686 ต่อวัน และมีความแม่นยำเท่ากับ 89 % สามารถนำโมเดลดังกล่าวไปพยากรณ์ยอดขายล่วงหน้าได้ 3 เดือน หรือ 90 วัน

ธรณินทร์ สัจวิริยทรัพย์ (2018) ได้ศึกษาเกี่ยวกับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์รายเดือนของประเทศไทยพบว่าตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าให้ค่า ความแม่นยำมากกว่าตัวแบบอาร์มาและตัวแบบการพยากรณ์รวมระหว่างวิธีบอกซ์-เจนกินส์และวิธีการปรับให้เรียบ ด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแฉก

ดังนั้น ผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะสร้างตัวแบบพยากรณ์จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ (Recurrent Neural Network: RNN) โดยใช้เกณฑ์รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เป็นเครื่องมือในการเปรียบเทียบตัวแบบหากตัวแบบใดให้ค่า RMSE ต่ำสุดจะเป็นตัวแบบที่ดีที่สุดโดยการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ทำการเลือกข้อมูล Complete Historical Cryptocurrency Financial Data จากเว็บไซต์ Kaggle จากนั้นทำการกรองข้อมูลโดยเลือกเฉพาะสกุลเงินดิจิทัลที่มีชื่อว่า Bitcoin

1.1 วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาวิธีพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม
2. เพื่อวัดค่าความแม่นยำของค่าพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ

1.2 ขอบเขตการวิจัย

ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษา คือ ชุดข้อมูล Complete Historical Cryptocurrency Financial Data รายวัน ประกอบด้วยข้อมูล ราคาเปิด (Open) ราคาสูงสุดของวัน (High) ราคาต่ำสุดของวัน (Low) ราคาปิด (Close) และ ปริมาณการซื้อขายของวัน (Volume) เป็นตัวแปร ซึ่งข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์ในการวิจัยนี้ คือ มูลค่าตามราคาตลาด (Market Cap) โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 6 ปี ตั้งแต่วันที่ 4 ธันวาคม 2013 ถึงวันที่ 4 ธันวาคม 2019 รวมเป็นจำนวน 2192 วัน ชุดข้อมูลนี้ได้มาจาก <https://www.kaggle.com/philmmohun/cryptocurrency-financial-data>

1.3 นิยามคำศัพท์

1. การพยากรณ์ (Forecasting) คือ การคาดการณ์ว่าอะไรจะเกิดขึ้นในอนาคต
2. ความแม่นยำ (Accuracy) คือ การวัดค่าที่สามารถให้ค่าที่ถูกต้องหรือใกล้เคียงกับค่าจริง
3. มูลค่าตามราคาตลาด (Market Cap) คือ ค่าที่คำนวณจากอุปทานหมุนเวียน x ราคาของเหรียญสกุลเงินดิจิทัล
4. Learning Rate คือ ตัวเลขที่ใช้ในการปรับระดับความเร็วการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

เป็นแนวทางสำหรับพยากรณ์สกุลเงินดิจิทัลสกุลอื่นๆ ด้วยตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ

2 วิธีการศึกษา

2.1 แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)

หรือที่เรียกสั้นๆว่า ข่ายประสาทเทียม (Neural Network) คือโมเดลทางคณิตศาสตร์ที่ได้จำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ซึ่งถูกคิดค้นขึ้นในปี ค.ศ. 1991 โดย Mc Culloch และ Pitts

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ ดังนี้

1. ข้อมูลอินพุต (Input) คือ ข้อมูลที่เป็นตัวเลขหากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพต้องแปลงให้อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้
2. ข้อมูลเอาต์พุต (Output) คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริงจากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
3. ค่าน้ำหนัก (Weights) คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมหรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่าค่าความรู้ (knowledge) ค่านี้จะถูกเก็บเป็นทักษะเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่น ๆ ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน
4. ฟังก์ชันผลรวม (Summation function: S) เป็นผลรวมของข้อมูลป้อนเข้า (p_i) และค่าน้ำหนัก (w_i)

$$S = \sum_{i=1}^n p_i w_i$$

5. ฟังก์ชันการแปลง (Transfer function) ฟังก์ชันการแปลง เป็นส่วนที่ทำหน้าที่รวมค่าเชิงตัวเลขจากเอาต์พุตของนิวรอล แล้วทำการตัดสินใจว่าจะส่งสัญญาณเอาต์พุตออกไปในรูปใด ฟังก์ชันการแปลงสามารถเป็นได้ทั้งแบบเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้น

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมมี 2 ประเภท คือ

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

คือการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถหาคำตอบของปัญหาได้ด้วยตัวเอง หลังจากเรียนรู้จากชุดข้อมูลตัวอย่างไปแล้วระยะหนึ่งโดยชุดข้อมูลที่ใช้สอนวงจรข่ายจะมีคำตอบไว้คอยตรวจสอบว่าวงจรข่ายให้คำตอบที่ถูกหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูกวงจรข่ายจะทำการปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้นเปรียบเหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนแนะนำ

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

เป็นการเรียนรู้แบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด วงจรข่ายจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้วงจรข่ายจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้เปรียบเทียบกับคนที่สามารถเรียนรู้ในการแยกแยะพันธุ์สัตว์ตามลักษณะของมันเองได้โดยไม่มีใครสอนการเรียนรู้เหล่านี้เช่น การจัดกลุ่มสิ่งของ

2.1.2 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมวนซ้ำ (Recurrent Neural Network: RNN)

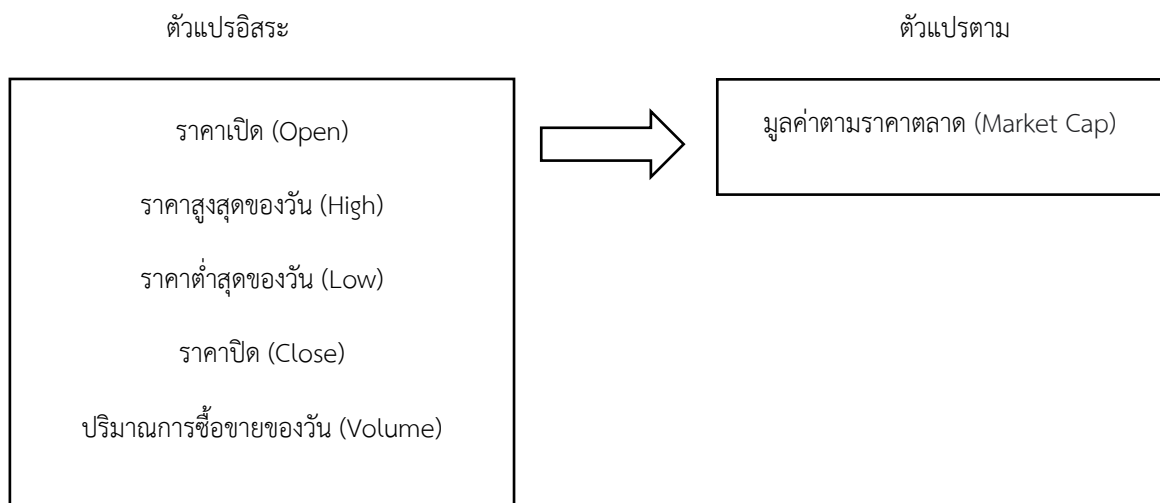
เป็นอัลกอริทึมสำหรับการสร้างโมเดลที่เหมาะสมกับข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลาซึ่งจะมีการเก็บข้อมูลสถานะไว้ใน Hidden State โดยมีการนำ Hidden State ก่อนหน้ามาใช้ในการคำนวณ Hidden State ปัจจุบันและใช้ Hidden State ปัจจุบันในการคำนวณข้อมูลที่อยู่ในช่วงเวลาถัดไป

2.2 การตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์

เพื่อประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบ เกณฑ์ประเมินความถูกต้องของการ พยากรณ์ต่างๆ จึงถูกใช้ เพื่อวัดประสิทธิภาพ โดยเกณฑ์ที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ในงานวิจัยนี้คือรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error: RMSE) มีสูตรในการคำนวณ ดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

2.3 กรอบแนวคิดวิจัย



2.4 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

1. Python Version 3.7.X
2. เว็บไซต์ Colab สำหรับรันโค้ด Python ออนไลน์
3. Package pandas, sklearn.preprocessing, keras, numpy, tensorflow และ matplotlib.pyplot

2.5 การวิเคราะห์ข้อมูล

2.5.1 การแบ่งข้อมูล

ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุดข้อมูล ประกอบไปด้วย ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอน (Training set) และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (Test set) ด้วยอัตราส่วน 80:20 จากข้อมูล ทั้งหมด 2192 วัน ได้ดังนี้

1. ข้อมูลชุดฝึกสอน (Training set) 80% ของข้อมูล เป็นจำนวน 1754 วัน
2. ข้อมูลชุดทดสอบ (Test set) 20% ของข้อมูล เป็นจำนวน 438 วัน

2.5.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ

ผู้วิจัยได้ออกแบบโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมให้มี 2 ชั้นซ่อนและปรับจำนวนโหนดเป็น 50 และ 100 โหนดโดยกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) คือ 0.01 และจำนวนรอบของการเรียนรู้ (Epoch) คือ 150 รอบ

3 ผลการวิเคราะห์

3.1 การวิเคราะห์สถิติเชิงอนุมาน (Inferential Statistics)

ตารางที่ 1 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม

ตัวแปรอิสระ	Correlation	ระดับความสัมพันธ์
ราคาเปิด (Open)	0.997007	มีความสัมพันธ์กันอย่างมาก
ราคาสูงสุดของวัน (High)	0.997908	มีความสัมพันธ์กันอย่างมาก
ราคาต่ำสุดของวัน (Low)	0.998671	มีความสัมพันธ์กันอย่างมาก
ราคาปิด (Close)	0.999222	มีความสัมพันธ์กันอย่างมาก
ปริมาณการซื้อขายของวัน (Volume)	0.802045	มีความสัมพันธ์กันอย่างมาก

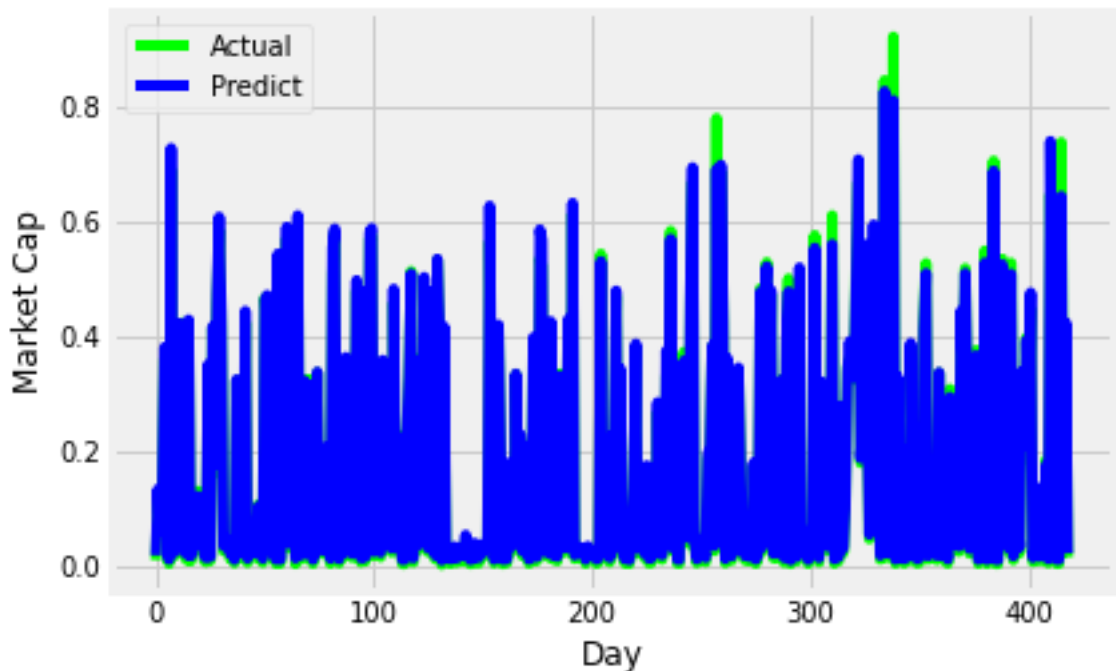
3.2 ผลการวิเคราะห์โมเดลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ

ตารางที่ 2 ผลการวิเคราะห์โมเดลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ

จำนวนโหนด	RMSE
50 – 50 – output 1 หน่วย	0.01692
50 – 100 – output 1 หน่วย	0.02758
100 – 100 – output 1 หน่วย	0.01748

จากตารางที่ 2 พบว่าโมเดลที่สร้างด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นโดยมีโหนดที่ 1 จำนวน 50 โหนดและโหนดที่ 2 จำนวน 50 โหนด ให้ค่า RMSE ที่น้อยที่สุด คือ 0.01692

3.3 กราฟแสดงประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยโมเดลที่ให้ค่า RMSE น้อยที่สุด



ภาพที่ 1 กราฟแสดงประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยโมเดลให้ค่า RMSE น้อยที่สุด

4 อภิปรายและสรุปผลการศึกษา

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวัดค่าความแม่นยำของค่าพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำและศึกษาวิธีพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ชุดข้อมูล Complete Historical Cryptocurrency Financial Data รายวันตั้งแต่วันที่ 4 ธันวาคม 2013 ถึงวันที่ 4 ธันวาคม 2019 ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนแรกใช้ในการสร้างตัวแบบ ซึ่งแบ่งเป็น 80% ของข้อมูลทั้งหมด คิดเป็นจำนวน 1754 วัน และข้อมูลส่วนที่สองนำมาใช้ในการทดสอบตัวแบบซึ่งแบ่งเป็น 20% ของข้อมูลทั้งหมด คิดเป็นจำนวน 438 วัน

จากการศึกษาพบว่าตัวแบบที่ให้ค่า RMSE น้อยที่สุดคือตัวแบบที่ประกอบไปด้วยจำนวนโหนดชั้นละ 50 โหนด จะได้ค่า RMSE อยู่ที่ 0.01692

กิตติกรรมประกาศ

บทความวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องจากผู้ศึกษาได้รับการสนับสนุนและช่วยเหลือเป็นอย่างดีจากผู้ช่วย ศาสตราจารย์ ดร.พิมพา ธารินพงศ์ และอาจารย์ ดร.พิมพ์วิรัชย์ ศรีคำมูล อาจารย์ที่ปรึกษาหลักงานวิจัยเป็นอย่างสูง ที่ได้ให้ความรู้ คำชี้แนะ ตลอดจนการเอาใจใส่ในการปรับปรุงงาน ตรวจสอบ แก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ตลอด ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

สุดท้ายนี้ ขอขอบคุณเพื่อน ๆ ทุกคนที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำปรึกษา คำแนะนำ ตลอดจนเป็นกำลังใจให้ เสมอมา ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าการศึกษานี้จะเป็นประโยชน์สำหรับผู้สนใจศึกษาในแนวทางเดียวกัน หากเนื้อหาในงานวิจัยนี้มีข้อผิดพลาดประการใด ผู้วิจัยก็ขออภัยไว้ ณ ที่นี้ด้วย

บรรณานุกรม

- [1] NakarinSTK. (2019). เริ่มต้น Deep Learning ด้วย Keras. จาก <https://medium.com/@NakarinSTK/เริ่มต้น-deep-learning-ด้วย-keras-b13edc47b1b3>
- [2] อัมภา สารศิริ. (2559). เทคนิคการเรียนรู้พื้นฐานโครงข่ายประสาทเทียม. จาก <http://www.mut.ac.th/research-detail-92>.
- [3] ชิตพงษ์ กิตตินราดร. (2562). Feature Scaling. จาก <https://guopai.github.io/ml-blog06.html>.
- [4] ชิตพงษ์ กิตตินราดร. (2563). Neural Network Programming. จาก <https://guopai.github.io/ml-blog15.html>.
- [5] Mr.P L. (2018). Evaluate Model นั้นสำคัญอย่างไร?. จาก <https://medium.com/mmp-li/evaluate-model-precision-recall-f1-score-machine-learning-101-89dbbada0c96>
- [6] KENG SURAPONG. (2562). Recurrent Neural Network (RNN) คืออะไร Gated Recurrent Unit (GRU) คือ อะไร สอนสร้าง RNN ถึง GRU ด้วยภาษา Python – NLP ep.9. จาก <https://www.bualabs.com/archives/3103/what-is-rnn-recurrent-neural-network-what-is-gru-gated-recurrent-unit-teach-how-to-build-rnn-gru-with-python-nlp-ep>.
- [7] ALGOADDICT. (2019). ว่าด้วย Recurrent Neural Networks: Part 1. จาก <https://algoaddict.wordpress.com/2019/10/07/ว่าด้วย-recurrent-neural-networks-part-1/>