

การวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบจากปัจจัยพื้นฐานระหว่างอัตราแลกเปลี่ยนและดัชนีหุ้นด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

Analysis of Deviations Crude Oil Price Forecasting Based on Fundamentals between Exchange Rates and Stock Indices Using Artificial Neural Network

เกรียงศักดิ์ วณิชขารพงศ์ และ นิภาพรณ อนันต์พลศักดิ์*

คณะโลจิสติกส์ มหาวิทยาลัยบูรพา 169 ถนนลงหาดบางแสน ตำบลแสนสุข อำเภอเมือง ชลบุรี 20131

*Corresponding Author: nipapan@go.buu.ac.th, 038-393231

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบจากปัจจัยพื้นฐานระหว่างอัตราแลกเปลี่ยนและดัชนีหุ้นด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยพิจารณาจากปัจจัยของอัตราการแลกเปลี่ยนสกุลเงินสำคัญ ได้แก่ ดอลลาร์สหรัฐต่อเยน ดอลลาร์สหรัฐต่อบอนด์ ดอลลาร์สหรัฐต่อยูโร และดอลลาร์สหรัฐต่อฟรังก์สวิส และปัจจัยดัชนีหุ้นที่สำคัญของโลก ได้แก่ S&P 500, Dow Jones, DAX และ Nasdaq 100 ผลการทดสอบแบบจำลองกับข้อมูล train ในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ WTI และ Brent มีค่า MAE เท่ากับ 0.365, 0.548 และมีค่า MAPE 1.145%, 1.236% และเมื่อทดสอบกับข้อมูล test (unseen) มีค่า MAE เท่ากับ 1.512, 1.489 โดยมีค่า MAPE 4.860%, 3.524% ตามลำดับ ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานในทางปฏิบัติได้

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม, วิธีการวิเคราะห์การถดถอย, น้ำมันดิบ, กลุ่มปัจจัยอัตราแลกเปลี่ยน, กลุ่มปัจจัยดัชนีหุ้น

Abstract

This research presents the analysis of deviations from crude oil price fundamental factors using an Artificial Neural Network based on the exchange rates of the major currencies: USD/JPY, USD/GBP, USD/EUR and USD/CHF and major world indices: S&P 500, Dow Jones, DAX and Nasdaq 100. The results of the model tested with the training dataset in WTI and Brent crude oil price forecast have MAE values of 0.365, 0.548 and MAPE values of 1.145%, 1.236%. When tested with the test dataset (Unseen), MAE values are 1.512, 1.489, with MAPE of 4.860%, 3.524%, respectively. This indicates that the prediction model can be applied in practice.

Keywords: Artificial Neural Network (ANN), Regression Analysis, Crude Oil, Exchange Feature, Stock Features

บทนำ

ปัจจุบันน้ำมันดิบ (Crude oil) ยังคงเป็นหนึ่งในพลังงานที่สำคัญที่สุดของโลก [1] ก่อปรกับน้ำมันดิบเป็นทรัพยากรธรรมชาติที่ไม่สามารถนำกลับมาใช้ใหม่

ได้ และใช้เวลานานมากในการสร้างทดแทน [2] หลังจากกลั่นน้ำมันดิบจะได้น้ำมันเชื้อเพลิงต่าง ๆ ที่นำไปใช้ในภาคอุตสาหกรรม ได้แก่ อุตสาหกรรมการผลิต การบริการการขนส่งสินค้าและผู้คน เป็นต้น [3]



แม้ปัจจุบันมีพลังงานทดแทนจำนวนมาก น้ำมันเชื้อเพลิงก็ยังคงเป็นพลังงานที่มีความจำเป็น และมีความต้องการสูง ในขณะที่ราคาน้ำมันดิบมักมีความผันผวน จากปัจจัยต่าง ๆ ที่ส่งผลกระทบ ได้แก่ ปัจจัยพื้นฐาน (Fundamental) เช่น ข้อมูลปริมาณการผลิตน้ำมัน ปริมาณน้ำมันสำรอง ปริมาณความต้องการน้ำมันของประเทศที่ใช้น้ำมันจำนวนมากของโลก และเศรษฐกิจโดยรวมของโลก เป็นต้น และปัจจัยจากข่าว (Sentiment) ของประเทศหรืออุตสาหกรรมสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อความรู้สึก หรืออารมณ์ของการซื้อขายในตลาดน้ำมันส่งผลกระทบต่อแนวโน้มการขึ้น-ลงของราคาน้ำมันดิบ [4-5]

การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นที่นิยมสูงชันมาก เนื่องจากหน่วยประมวลผลคอมพิวเตอร์ และหน่วยประมวลผลกราฟิกมีการพัฒนาอย่างรวดเร็ว และมีการประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายในหลายด้าน มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีการทางคอมพิวเตอร์แบบดั้งเดิมในหลายด้าน รวมถึงการนำมาประยุกต์ใช้ในการคาดการณ์ราคาต้นทุนด้านพลังงานด้วยเช่นกัน [3] งานวิจัยนี้เสนอการออกแบบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมการพยากรณ์น้ำมันจากปัจจัยพื้นฐาน ที่สามารถเข้าถึงข้อมูลออนไลน์ที่เปิดเผยต่อสาธารณะ วิเคราะห์ผลกระทบจากปัจจัยดังกล่าว ต่อราคาน้ำมันดิบทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบ เพื่อได้โครงข่ายที่เหมาะสมกับปัจจัยที่นำมาพิจารณา รวมถึงประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองการพยากรณ์จากความคลาดเคลื่อน (Error) เพื่อเป็นแนวทางในการพัฒนาระบบพยากรณ์ที่สามารถนำไปใช้งานได้ในภาคอุตสาหกรรม

บททวนวรรณกรรม

ราคาน้ำมันดิบถือได้ว่าเป็นตัวชี้วัดระดับมหภาคที่สำคัญที่สุดของโลก [6] การเพิ่มขึ้นของอัตราน้ำมันอาจเพิ่มอัตราเงินเฟ้อและลดการเติบโตทางเศรษฐกิจ โดยราคาน้ำมันส่งผลกระทบทางอ้อมต่อต้นทุนในกิจกรรมโลจิสติกส์และโซ่อุปทาน ทั้งการขนส่งการผลิต [7-8] และจากต้นทุนที่เพิ่มขึ้นส่งผลให้เกิดผลกระทบต่อราคาสินค้าไปยังผู้บริโภคปลายทาง

อีกด้วย จากงานวิจัยเกี่ยวกับอิทธิพลของปัจจัยที่มีผลต่อราคาน้ำมันดิบ พบว่ามีปัจจัยหลากหลายที่ส่งผลกระทบต่อราคาน้ำมันดิบ ทั้งปัจจัยจากความเสี่ยงทางการเมือง [9-10] ปัจจัยจากดัชนีหุ้น [10-11] และปัจจัยจากอัตราแลกเปลี่ยน [6, 12-13]

Kumar และคณะ [11] ทำการศึกษาความเชื่อมโยงระหว่างราคาก๊าซธรรมชาติ ราคาน้ำมันดิบ ราคาทองคำ อัตราแลกเปลี่ยน และดัชนีตลาดหุ้นของอินเดีย ด้วยแบบจำลอง Nonlinear Autoregressive Distributed Lag (NARDL) พบว่าทองคำ ดัชนีตลาดหุ้น และก๊าซธรรมชาติมีความสัมพันธ์และมีผลกระทบในระยะยาวต่อราคาน้ำมันดิบ แต่อัตราแลกเปลี่ยนไม่มีผลกระทบต่อราคาน้ำมันดิบและราคาก๊าซธรรมชาติ ซึ่งผลที่ได้ไม่สอดคล้องกับ Yang และคณะ [13] ทำการศึกษาและพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ WTI (West Texas Intermediate) และ Brent ด้วยวิธีไฮบริด (Hybrid) ซึ่งพบว่าปัจจัยอัตราแลกเปลี่ยน และปัจจัยดัชนีหุ้นมีอิทธิพลต่อการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ และแม้ว่าวิธีไฮบริดที่นำเสนอสามารถลดความผิดพลาดในการพยากรณ์ได้ แต่วิธีดังกล่าวยังไม่เหมาะสมกับการประมวลผลข้อมูลขนาดใหญ่ นอกจากนั้น Olayeni และคณะ [14] ยังพบว่าอัตราการแลกเปลี่ยนมีผลกระทบต่อกิจกรรมในตลาดหุ้น จึงทำให้ส่งผลกระทบขึ้นและลงของราคาน้ำมันดิบอีกด้วย

วิธีดำเนินงาน

งานวิจัยนี้การวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ (Target) ของวันถัดไปล่วงหน้า 1 วัน ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) โดยพิจารณาจากปัจจัย (Features) ของอัตราการแลกเปลี่ยนสกุลเงินสำคัญ และดัชนีหุ้นที่สำคัญของโลก โดยผู้ใช้ทั่วไปสามารถเข้าถึงข้อมูลได้ง่ายจากอินเทอร์เน็ต หรือสามารถเข้าถึงข้อมูลทาง Application Programming Interface (API) โดยสามารถเขียนโปรแกรมหรือระบบในการดึงข้อมูลได้

1. การเตรียมข้อมูล

ปัจจัยที่งานวิจัยนี้สนใจเป็นปัจจัยพื้นฐานที่สามารถค้นหาข้อมูลในอดีตที่สามารถสืบค้นใน

อินเทอร์เน็ต โดยประกอบไปด้วย 2 กลุ่ม คือ ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินสำคัญของโลก ได้แก่ ดอลลาร์สหรัฐต่อเยน (USD/JPY) ดอลลาร์สหรัฐต่อดอลลาร์ (USD/GBP) ดอลลาร์สหรัฐต่อยุโร (USD/EUR) และดอลลาร์สหรัฐต่อฟรังก์สวิส (USD/CHF) และกลุ่มข้อมูลดัชนีหุ้นสำคัญในตลาดหุ้นโลก ได้แก่ Standard and Poor's 500 (S&P 500), Dow Jones Industrial Average (Dow Jones), Deutscher Aktienindex (DAX) และ National Association of Securities Dealers Automated Quotations (Nasdaq 100) โดยข้อมูลในแต่ละปัจจัยนั้นจะมีจำนวนวันที่ไม่ตรงกับข้อมูลราคาน้ำมันดิบ เนื่องจากอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินมีข้อมูลทุกวัน แต่ตลาดซื้อขายน้ำมันดิบปิดวันเสาร์และอาทิตย์ จึงไม่มีราคาในวันดังกล่าว งานวิจัยนี้จะใช้ข้อมูลปัจจัยก่อนหน้า 1 วัน ของราคาน้ำมันดิบในการเรียนรู้และพยากรณ์ กล่าวคือการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบวันจันทร์ จะใช้ข้อมูลดัชนีหุ้นของวันก่อนหน้าที่เปิดตลาด นั่นคือวันศุกร์ก่อนหน้า เนื่องจากตลาดหุ้นปิดวันเสาร์และวันอาทิตย์ ในกลุ่มของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินที่มีการเปลี่ยนแปลงทุกวันไม่เว้นวันเสาร์และวันอาทิตย์ จะใช้ข้อมูลวันก่อนหน้า คือข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนวันอาทิตย์ เป็นต้น จากข้อมูลปัจจัยต่าง ๆ นำมาวิเคราะห์ความสัมพันธ์ต่อค่าเป้าหมายคือ ราคาน้ำมันดิบของวันถัดไปโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient: r) ตามตารางที่ 1 แสดงให้เห็นว่าทุกปัจจัยที่ได้คัดเลือกมาข้างต้นมีความสัมพันธ์กับราคาน้ำมันดิบค่อนข้างมาก โดยดัชนีหุ้นมีความสัมพันธ์กับราคาน้ำมันดิบในทิศทางเดียวกัน และอัตราแลกเปลี่ยนส่วนใหญ่มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้าม และแม้ความสัมพันธ์ของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐต่อเยนมีค่าน้อยต่อราคาน้ำมันดิบ WTI อย่างไรก็ตามก็มีความสัมพันธ์ต่อราคาน้ำมันดิบ Brent ที่ควรนำมาพิจารณาด้วย ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงกำหนดตัวแปรในการศึกษาประกอบด้วย ตัวแปรอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐต่อเยน (USD/JPY), ดอลลาร์สหรัฐต่อดอลลาร์ (USD/GBP) ดอลลาร์สหรัฐต่อยุโร (USD/EUR) และดอลลาร์สหรัฐต่อฟรังก์สวิส

(USD/CHF) และตัวแปรดัชนีหุ้น S&P 500, Dow Jones, DAX และ Nasdaq 100

ตารางที่ 1 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัยต่อราคาน้ำมันดิบ WTI และ Brent

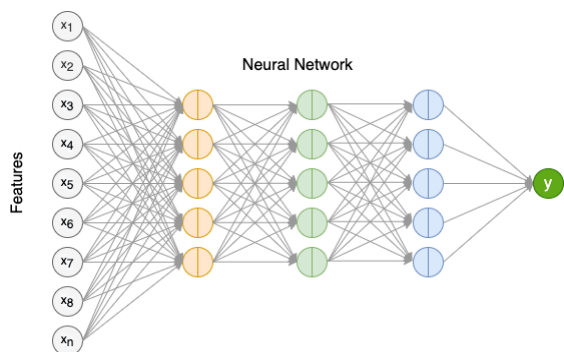
Feature	Correlation (WTI)	Correlation (Brent)
DAX	0.844477	0.813492
Dow Jones	0.806846	0.780430
S&P 500	0.686115	0.632352
Nasdaq 100	0.378193	0.283932
USD/JPY	0.042567	0.135170
USD/CHF	-0.210564	-0.106136
USD/EUR	-0.332093	-0.228495
USD/GBP	-0.677860	-0.660064

จากข้อมูลปัจจัย และราคาน้ำมันดิบ มีความแตกต่างกันการวิจัยจึงใช้เทคนิค Normalizing Input ที่สามารถทำให้ค่า weight ใน ANN ได้อย่างรวดเร็วขึ้น และป้องกันปัญหา exploding ในโครงข่าย ตามสมการที่ (1)

$$x = \frac{x - \bar{x}}{s.d.} \quad (1)$$

2. การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมมีการพัฒนาพื้นฐานมาจากการใช้สมการถดถอย (Regression) ในการหาค่าการพยากรณ์ และการจัดกลุ่มของข้อมูล โดยใช้ข้อมูลในอดีตหรือข้อมูลที่มี (Seen data) หาค่าน้ำหนัก (Weight) ของปัจจัยแต่ละค่าต่อค่าเป้าหมาย (Target) โดยงานวิจัยนี้ได้ออกแบบและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถนำมาพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบในวันถัดไป โดยทำการออกแบบและทดสอบจำนวนชั้นของ hidden layer และจำนวน node ของแต่ละ layer ในโครงข่ายที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ ของปัจจัยต่าง ๆ ข้างต้น ซึ่งจำนวนของ hidden layer และจำนวน node ในแต่ละ layer จะส่งผลต่อจำนวนของ parameters ที่ต้องทำการเรียนรู้ และความแม่นยำต่อการพยากรณ์



รูปที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวน hidden layer มากกว่า 1 ชั้น

อย่างไรก็ตามหากมีจำนวนของ hidden layer มากเกินไปจะทำให้ส่งผลต่อปัญหาการ vanishing หรือ exploding gradients ได้ แต่ค่าที่ได้จากการพยากรณ์นั้นไม่ได้แม่นยำมากขึ้น โดยงานวิจัยนี้จะทำการหาจำนวน hidden layer ที่เหมาะสมเทียบกับการพยากรณ์ที่แม่นยำที่ได้ รวมถึงการทดสอบจำนวน node ของแต่ละ hidden layer โดยใช้จำนวนที่นิยมใช้สร้างโครงข่าย คือ จำนวนเลขฐานสอง เช่น $32 (2^5)$, $64 (2^6)$ และ $128 (2^7)$ เป็นต้น นอกจากนี้การเลือกใช้ activation function ก็เป็นอีกหนึ่งสิ่งที่ต้องคำนึงถึง เนื่องจากส่งผลต่อเวลาในการเรียนรู้โครงข่าย และความแม่นยำในการพยากรณ์ โดยฟังก์ชันที่นิยมใช้ได้แก่ Linear function, Sigmoid (Logistic) function, tanh (Hyperbolic tangent) function และ ReLU (Rectified Linear Unit) function ซึ่งในงานวิจัยนี้จะทำการทดสอบและเลือกใช้ hyperparameters ที่เหมาะสมต่อปัจจัยและประเมินผลลัพธ์ค่าความคลาดเคลื่อนของโครงข่าย (Loss function) ด้วยค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE)

3. ขั้นตอนวิธีทางคอมพิวเตอร์

ในงานวิจัยนี้ได้ออกแบบ และทดสอบวิธีทางคอมพิวเตอร์โดยใช้ภาษา Python และใช้ TensorFlow 2 ซึ่งเป็นไลบรารีสำหรับการพัฒนาโปรแกรมการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ Google Colaboratory ในการพัฒนา และประมวลผลโครงข่ายประสาทเทียม โดยแบ่งข้อมูลเป็นส่วนของข้อมูล train และ test สำหรับการเรียนรู้

และทดสอบการพยากรณ์ของโครงข่าย เป็นร้อยละ 70 และ 30 ตามลำดับ ทั้งนี้เนื่องจากจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยมีจำนวนไม่มาก ในส่วนของการทดสอบเพื่อหาจำนวน hidden layer และจำนวน node ในแต่ละ layer นั้นจะทำการสุ่มข้อมูลในส่วนของการ train จำนวนร้อยละ 20 เป็นข้อมูล validation สำหรับหาโครงข่ายที่เหมาะสม หลังจากได้โครงข่ายที่เหมาะสมสำหรับปัจจัยข้างต้นแล้ว จากนั้นทำการเปรียบเทียบความแม่นยำของโครงข่ายโดยใช้ข้อมูล test ระหว่างการพยากรณ์โดยวิธีการวิเคราะห์การถดถอย (Regression analysis) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เปรียบเทียบกลุ่มปัจจัยอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน ดัชนีหุ้น และปัจจัยรวมทั้งหมด เพื่อแสดงถึงประสิทธิภาพการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบวันถัดไป

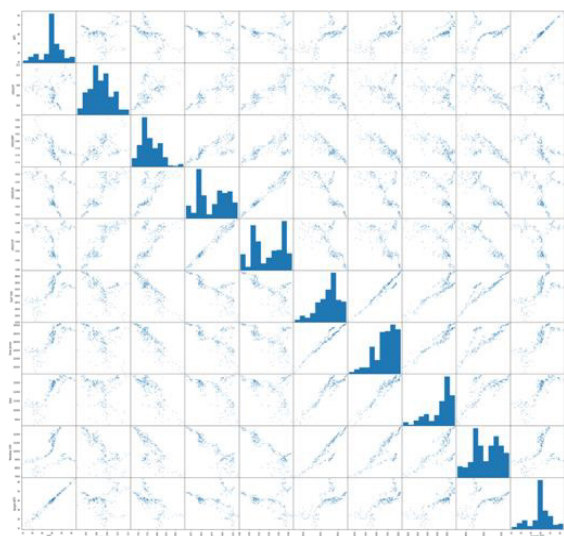
ผลการดำเนินงาน

การทดสอบผลการพยากรณ์จะใช้ข้อมูลราคาน้ำมันดิบของยุโรป (Brent crude) และราคาน้ำมันดิบทวีปอเมริกา (WTI crude) ปี ค.ศ. 2020 ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม ถึง 31 ธันวาคม ค.ศ. 2020 โดยทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมจะแยกเป็นส่วนคือ ปัจจัยต่อราคาน้ำมันดิบ Brent และ ปัจจัยต่อราคาน้ำมันดิบ WTI โดยตารางที่ 2 แสดงข้อมูลค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของแต่ละปัจจัย และราคาน้ำมันดิบทั้งสอง โดยค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานนี้จะใช้ในการ Normalizing Input

ตารางที่ 2 ข้อมูลค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของแต่ละปัจจัย และราคาน้ำมันดิบ

Label	Count	Mean	STD	Min	Max
USD/JPY	257	106.7713	2.011857	102.36	112.12
USD/GBP	257	0.77982	0.025007	0.7338	0.8705
USD/EUR	257	0.876998	0.033824	0.8131	0.9351
USD/CHF	257	0.938604	0.030055	0.881	0.9866
S&P 500	257	3219.88	315.2669	2237.4	3735.36
Dow Jones	257	26913.8	2501.8	18591.93	30409.56
DAX	257	12333.15	1229.964	8441.71	13790.29
Nasdaq 100	257	10279.81	1489.508	6994.29	12845.36
Target (WTI)	257	39.68817	10.19728	10.01	63.27
Target (Brent)	257	43.21549	10.10812	19.99	68.91

ทั้งในส่วนการเรียนรู้ และทดสอบการพยากรณ์ รูปที่ 2 แสดงถึงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยแต่ละค่า และราคาน้ำมันดิบ WTI จะเห็นว่าแต่ละปัจจัยนั้นมีความสัมพันธ์กัน ทั้งในทิศทางเดียว หรือ ทิศทางตรงกันข้ามกันค่อนข้างมาก



รูปที่ 2 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของปัจจัยแต่ละค่า และราคาน้ำมันดิบ WTI

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

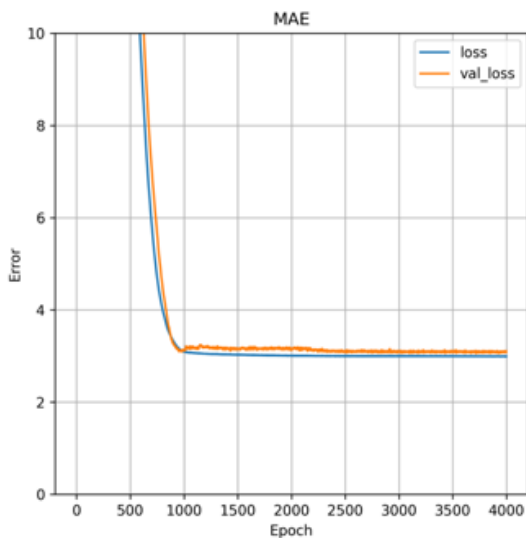
จากการทดลองจำนวน hidden layer จำนวน 1-5 layers และกำหนดจำนวน node ใน hidden layer เป็นในเลขฐานสอง คือ 32, 64, 128, 256 และ 512 node แตกต่างกันไปนั้น เมื่อมีการกำหนดจำนวน hidden layer มากกว่า 3 layers ขึ้นไป ส่งผลต่อเวลาในการเรียนรู้ของแบบจำลองมากขึ้น แต่ผลของการพยากรณ์สำหรับข้อมูล validation นั้น ไม่ได้เพิ่มมากขึ้น เช่นเดียวกับการเพิ่มจำนวน node ใน hidden layer เมื่อมีจำนวน node เกิน 128 node จะทำให้เวลาในการเรียนรู้เพื่อหาค่า weight ของ parameters ใช้เวลาจำนวนมาก แต่ไม่ส่งผลให้ความแม่นยำในการพยากรณ์ของข้อมูล validation มากขึ้นตามไปด้วย ในงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวน 3 hidden layers และมีจำนวน node และ activation function คือ $\text{Input} \rightarrow 128 \rightarrow \text{ReLU} \rightarrow 128 \rightarrow$

$\text{ReLU} \rightarrow 64 \rightarrow \text{sigmoid} \rightarrow \text{output}$ ตามลำดับ สำหรับการใช้ sigmoid ก่อน output node นั้นจากการทดลองแสดงให้เห็นว่าส่งผลต่อการพยากรณ์ที่แม่นยำมากกว่าการใช้ activation function แบบอื่น แต่การใช้ sigmoid เป็น activation function ของทั้งหมดทุก layer จะส่งผลให้แบบจำลองเรียนรู้ช้าขึ้น แต่ไม่ส่งผลต่อความแม่นยำมากขึ้น ในงานวิจัยนี้จึงใช้ ReLU ใน layer อื่นเพื่อเพิ่มความเร็วในการเรียนรู้ของแบบจำลอง

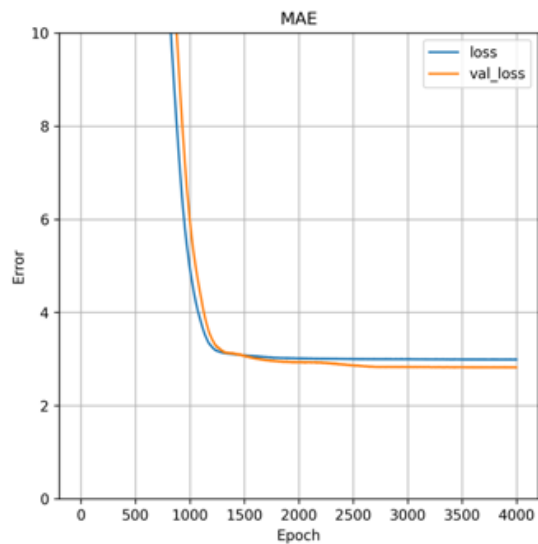
2. การเปรียบเทียบปัจจัยต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์

จากการทดสอบและได้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความเหมาะสมแล้ว งานวิจัยนี้นำแบบจำลองดังกล่าวมาเรียนรู้ข้อมูลเป็นจำนวน 4,000 รอบ (Epoch) โดยเปรียบเทียบแบบจำลองพยากรณ์โดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอยและวิธีการใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้จำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากัน เพื่อให้เห็นแนวโน้มการพัฒนา ค่าตอบจากรอบการเรียนรู้ แสดงดังรูปที่ 3 และ 4 กำหนดให้ค่าแกนแนวนอน คือ จำนวนรอบการเรียนรู้ และแกนแนวตั้งคือค่าความคลาดเคลื่อน โดยเส้น loss แสดงค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูล train และเส้น val_loss แสดงค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูล validation ซึ่งสุ่มมาจากข้อมูล test ร้อยละ 20 โดย 3(ก) คือการเรียนรู้วิธีการวิเคราะห์การถดถอยของปัจจัยต่อราคาน้ำมันดิบ Brent และ 3(ข) คือการเรียนรู้ของวิธีการวิเคราะห์การถดถอยของปัจจัยต่อราคาน้ำมันดิบ WTI

รูปที่ 4(ก) แสดงค่าความคลาดเคลื่อนในรอบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจากปัจจัยต่อราคาน้ำมันดิบ Brent และรูปที่ 4(ข) แสดงค่าความคลาดเคลื่อนของโครงข่ายประสาทเทียมจากปัจจัยต่อราคาน้ำมันดิบ WTI โดยจะเห็นว่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ เมื่อเทียบจากค่าความคลาดเคลื่อนนั้น ในแต่ละแบบจำลองไม่สามารถพัฒนาค่าตอบโดยลดค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูล validation ลงได้แล้ว หลังจากจำนวนรอบที่ 2,000 โดยประมาณ ถึงแม้ค่า

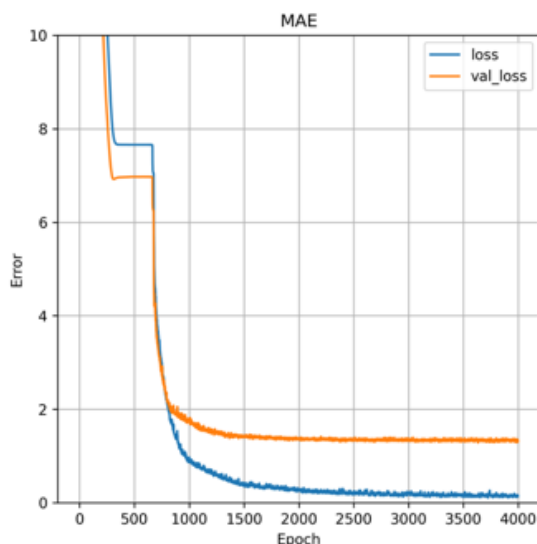


3(ก)

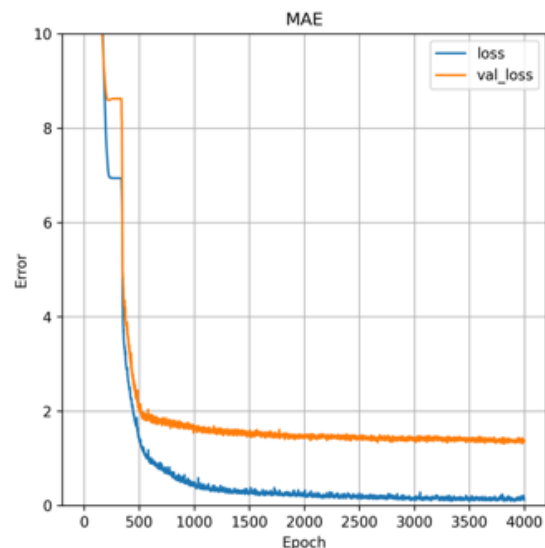


3(ข)

รูปที่ 3 ความคลาดเคลื่อนในรอบการเรียนรู้ของวิธีวิเคราะห์การถดถอย



4(ก)



4(ข)

รูปที่ 4 ความคลาดเคลื่อนในรอบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

ความคลาดเคลื่อนของข้อมูล train จะลดลงได้อีกก็ตาม แต่หากเพิ่มรอบการเรียนรู้ให้มากขึ้นไปอีก ทำให้ใช้เวลาในการเรียนรู้ของแบบจำลองเพิ่มขึ้น และอาจทำให้แบบจำลองประสบกับปัญหา overfitting ได้

การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์ของแบบจำลองในงานวิจัยนี้ประกอบด้วยการพยากรณ์

ราคาน้ำมันดิบ Brent ในวันถัดไป 1 วัน ดังตารางที่ 3 และการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ WTI ในวันถัดไป 1 วัน ดังตารางที่ 4 โดย Feature คือปัจจัยที่ใช้ในแบบจำลอง ประกอบด้วยกลุ่มปัจจัยดัชนีหุ้น (Stock) กลุ่มปัจจัยอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน (Exchange) และรวมปัจจัยทั้งสองกลุ่ม (All) สมมติ Method คือ วิธีของแบบจำลองวิธีการวิเคราะห์การ

ตารางที่ 3 ความคลาดเคลื่อนในแต่ละแบบจำลอง ในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ Brent

ปัจจัย	แบบจำลอง	ตัวแปร	เวลา (วินาที)	Train	Valid	Test
Stock	Linear regression	5	81	3.847	3.658	3.686
Exchange		5	80	3.074	2.847	3.010
All		9	86	2.991	2.937	2.727
Stock	Neural network	25,473	110	0.998	1.842	1.792
Exchange		25,473	109	0.717	1.545	1.789
All		25,985	109	0.548	1.311	1.489

ตารางที่ 4 ความคลาดเคลื่อนในแต่ละแบบจำลอง ในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ WTI

ปัจจัย	แบบจำลอง	ตัวแปร	เวลา (วินาที)	Train	Valid	Test
Stock	Linear regression	5	86	3.843	4.129	4.006
Exchange		5	86	3.174	3.318	3.090
All		9	86	3.011	3.090	2.863
Stock	Neural network	25,473	118	0.491	1.788	1.760
Exchange		25,473	118	0.501	1.660	1.741
All		25,985	118	0.365	1.377	1.512

ถดถอย (Linear regression method) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) โดยใช้โครงข่ายดังข้อ 4.1 เหมือนกันทั้งหมด สดมภ์ ตัวแปร คือจำนวนพารามิเตอร์ที่แบบจำลองต้องเรียนรู้ หรือหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสม (Weight) สดมภ์ เวลา คือเวลาในการเรียนรู้ของแบบจำลองจำนวน 4,000 รอบ หน่วยเป็นวินาที สดมภ์ Train คือค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์โดยใช้ข้อมูล train หรือกล่าวได้ว่าเป็นค่าความคลาดเคลื่อนจากแบบจำลองหลังเรียนรู้แล้ว สดมภ์ Valid คือค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์โดยใช้ข้อมูล validation ที่สุ่มจากข้อมูล train ร้อยละ 20 และ สดมภ์ Test คือค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์โดยใช้ข้อมูล test (Unseen data: ข้อมูลที่แบบจำลองไม่เคยเรียนรู้มาก่อน)

วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเปรียบเทียบปัจจัยในแต่ละกลุ่มแยกกัน ได้แก่ กลุ่มปัจจัยดัชนีหุ้น (Stock features) กลุ่มปัจจัยอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน

(Exchange feature) และรวมปัจจัยทั้งสองกลุ่ม (All) ส่งผลให้มีจำนวนพารามิเตอร์สำหรับหาค่าน้ำหนักเท่ากับ 5, 5 และ 9 ตัวตามลำดับ ส่งผลให้ใช้เวลาประมาณ 80-90 วินาที ในขณะที่วิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีจำนวนพารามิเตอร์สำหรับกลุ่มปัจจัยดัชนีหุ้น กลุ่มปัจจัยอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน และรวมปัจจัยทั้งสองกลุ่ม เท่ากับ 25,473, 25,473 และ 25,985 ตามลำดับ ใช้เวลาในการเรียนรู้จากข้อมูล train ประมาณ 110-120 วินาที โดยผลการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ Brent และ WTI จากการพิจารณาทุกปัจจัยมีทิศทางเดียวกันคือมีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือแบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยพิจารณาปัจจัยทั้งหมดรวมกัน โดยความคลาดเคลื่อนต่อการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ Brent ในข้อมูล test (unseen) เท่ากับ 1.489 (± 1.489 ดอลลาร์สหรัฐต่อบาร์เรล) และ ความคลาดเคลื่อนต่อการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ WTI เท่ากับ 1.512 ซึ่งมีความใกล้เคียงกัน อย่างไรก็ตาม จะเห็นว่าค่าความคลาดเคลื่อนจากการเรียนรู้

แบบจำลองในข้อมูล test ของราคาน้ำมันดิบ Brent และ WTI เท่ากับ 0.548 และ 0.365 ตามลำดับ เท่านั้น ซึ่งหากเพิ่มรอบการเรียนรู้ของแบบจำลองเพิ่มจะทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในข้อมูล test น้อยลงอีกตามรูปที่ 4 ก็ไม่สามารถส่งผลให้ค่าความคลาดเคลื่อนการพยากรณ์ในข้อมูล validation น้อยลงตามไปด้วย ซึ่งโดยทั่วไปแล้วจะไม่ส่งผลต่อความคลาดเคลื่อนการพยากรณ์ในข้อมูล test ลดลงตามเช่นเดียวกัน หากพิจารณาความคลาดเคลื่อนจากข้อมูล train เปรียบเทียบกับข้อมูล validation ของแบบจำลองวิธีวิเคราะห์การถดถอยนั้น มีค่าความคลาดเคลื่อนใกล้เคียงกัน เนื่องจากแบบจำลองดังกล่าวเป็นการหาเส้นตรงที่บอกถึงแนวโน้มของราคามันดิบ ซึ่งมีความสอดคล้องกับราคาน้ำมันดิบที่มีความสัมพันธ์ (Correlation) กับค่าดัชนีหุ้นในทิศทางเดียวกัน และทิศทางตรงกันข้ามของอัตราแลกเปลี่ยนโดยรวม ซึ่งในแบบจำลองวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ไม่ใช่เพียงแต่ความสัมพันธ์ในรูปแบบของเส้นตรงเท่านั้น ทำให้การหาค่าความคลาดเคลื่อนในข้อมูล train ได้น้อยกว่า และจากผลจะเห็นว่าแบบจำลองมีความชำนาญต่อข้อมูล train มากกว่าข้อมูล validation อยู่เล็กน้อย (ความคลาดเคลื่อนในข้อมูล train ต่ำกว่าข้อมูล validation และ test) ซึ่งเรียกว่าแบบจำลองมีการ overfitting อยู่เล็กน้อย อย่างไรก็ตามส่งผลให้ค่าความคลาดเคลื่อนในข้อมูล validation และ test มีความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าแบบจำลองวิธีวิเคราะห์การถดถอย

สรุปและอภิปรายผล

งานวิจัยนี้นำเสนอการออกแบบ และทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ โดยนำปัจจัยพื้นฐานที่สามารถเข้าถึงได้ทั่วไปจากข้อมูลออนไลน์ที่เปิดเผยต่อสาธารณะ ได้แก่ อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินที่สำคัญ ดัชนีหุ้นที่ส่งผลกระทบต่อเศรษฐกิจโลก นำมาพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบใน 1 วันถัดไป โดยออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเปรียบเทียบจำนวน hidden layer และจำนวน node ที่ส่งผลต่อค่าความคลาดเคลื่อนการพยากรณ์

ซึ่งมีจำนวน hidden layer เท่ากับ 3 ในแต่ละ layer มีจำนวน node เท่ากับ 128, 128, 64 ตามลำดับ และใช้ sigmoid activation function ใน hidden layer สุดท้ายก่อน output และ ReLU function ใน layer อื่นเพื่อเพิ่มความเร็วในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ผลการทดสอบแบบจำลองกับข้อมูล train ในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ WTI และ Brent มีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ประเมินด้วยค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAE) เท่ากับ 0.365, 0.548 และมีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) 1.145%, 1.236% และเมื่อทดสอบกับข้อมูล test (unseen) มีค่าความคลาดเคลื่อนการพยากรณ์ ประเมินด้วยค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAE) เท่ากับ 1.512, 1.489 โดยมีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) 4.860%, 3.524% ตามลำดับ ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานในทางปฏิบัติได้ โดยพิจารณาตามความเสี่ยงดังผลการทดลอง

จากผลการทดลองแสดงให้เห็นถึงความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีการแบบดั้งเดิม โดยควรพิจารณาปัจจัยพื้นฐานที่ส่งผลกระทบต่อราคาน้ำมันดิบ ทั้งอัตราการแลกเปลี่ยน และดัชนีหุ้น เพื่อให้เกิดความแม่นยำในการพยากรณ์ระยะสั้นมากยิ่งขึ้น โดยผลที่ได้สอดคล้องกับ Yang และคณะ [13] แต่แตกต่างจากผลการวิจัยของ Kumar และคณะ [11] ซึ่งพบว่าอัตราแลกเปลี่ยนไม่มีผลกระทบต่อราคาน้ำมันดิบ ดังนั้นแนวทางการพัฒนางานวิจัยต่อไปคือการศึกษาค้นคว้าความแตกต่างของผลการพยากรณ์ของแบบจำลองพยากรณ์จากการเรียนรู้ข้อมูลระยะยาวมากกว่า 5 ปี และระยะสั้นน้อยกว่า 5 ปี ส่งผลต่อการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบปัจจุบันในสภาวะเศรษฐกิจโลกที่เปลี่ยนแปลงไป รวมถึงพิจารณาปัจจัยอื่นที่สามารถเข้าถึงได้จากข้อมูลออนไลน์ที่ส่งผลต่อการลดความคลาดเคลื่อนของค่าการพยากรณ์



กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้สำเร็จได้ด้วยดี โดยได้รับการสนับสนุน
งบประมาณจากคณะโลจิสติกส์ มหาวิทยาลัยบูรพา

เอกสารอ้างอิง

[1] Zheng, B., Zhang, Y.W. Qu, F., Geng, Y. and Yu, H. (2022). Do rare earths drive volatility spillover in crude oil, renewable energy, and high-technology markets? — A wavelet-based BEKK-GARCH-X approach, *Energy*, vol. 251, 123951.

[2] Kamyk, J., Kot-Niewiadomska, A. and Galos, K. (2021). The criticality of crude oil for energy security: A case of Poland, *Energy*, vol. 220, 119707.

[3] Duan, H., Liu, Y. and Wang, G. (2022). A novel dynamic time-delay grey model of energy prices and its application in crude oil price forecasting, *Energy*, vol. 251, 123968.

[4] Niu, Z., Liu, Y., Gao, W. and Zhang, H. (2021). The role of coronavirus news in the volatility forecasting of crude oil futures markets: Evidence from China, *Resources Policy*, vol. 73, 102173.

[5] Shang, J. and Hamori, S. (2021). Do crude oil prices and the sentiment index influence foreign exchange rates differently in oil-importing and oil-exporting countries? A dynamic connectedness analysis, *Resource Policy*, vol. 74, 102400.

[6] Lang, K. and Auer, B.R. (2020). The economic and financial properties of crude oil: A review, *The North American Journal of Economics and Finance*, vol.52, April 2020, Article 100914.

[7] Altawell, N., Milne, J., Seowou, P. et al. (2020). Rural Electrification, 1st edition, ISBN: 978-0-12-822403-8, Academic Press, Massachusetts.

[8] Xiao, D. and Wang, J. (2020). Dynamic complexity and causality of crude oil and major stock markets, *Energy*, vol.193, February 2020, Article 116791.

[9] Austvik, O.G. (1992). Limits to oil pricing: Scenario planning as a device to understand oil price developments, *Energy Policy*, vol.20(11), November 1992, 1097.

[10] Guo, Y., Li, J., Li, Y. et al. (2021). The roles of political risk and crude oil in stock market based on quantile cointegration approach: A comparative study in China and US, *Energy Economics*, vol.97, May 2021, Article 105198.

[11] Kumar, S., Choudhary, S., Singh, G. et al. (2021). Crude oil, gold, natural gas, exchange rate and Indian stock market: Evidence from the asymmetric nonlinear ARDL model, *Resource Policy*, vol.73, October 2021, Article 102194.

[12] Shah, A.A., Paul, M., Bhanja, N. et al. (2021). Dynamics of connectedness across crude oil, precious metals and exchange rate: Evidence from time and frequency domains, *Resource Policy*, vol.73, October 2021, Article 102154.

[13] Yang, Y., Guo, J., Sun, S. et al. (2021). Forecasting crude oil price with a new hybrid approach and multi-source data, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol.101, May 2021, Article 104217.

[14] Olayeni, O.R., Tiwari, A.K. and Wohar, M.E. (2020). Global economic activity, crude oil price and production, stock market behaviour and the Nigeria-US exchange rate, *Energy Economics*, vol.92, October 2020, Article 104938.