

การวิเคราะห์ตลาดสกุลเงินดิจิทัลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม Analyzing Cryptocurrency Markets Using Artificial Neural Network

วีระชัย จรบุรุษย์^{1*} และ สุดารัตน์ สุวรรณชัยรบ¹
Weeracahi Jonburom^{1*} and Sudarat Suwannachairob¹

Received: May 1, 2021; Revised: June 29, 2021; Accepted: July 9, 2021

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอเกี่ยวกับการวิเคราะห์ตลาดสกุลเงินดิจิทัล ซึ่งเป็นที่นิยมของนักลงทุนในปัจจุบัน โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อหาแนวโน้มความสัมพันธ์ของราคาสกุลเงินดิจิทัลแต่ละตัวแก่นักลงทุน และวิเคราะห์ตลาดสกุลเงินดิจิทัล โดยใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการวิเคราะห์แล้ว แสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลแนวโน้มราคาในตลาดสกุลเงิน ซึ่งผลการวิเคราะห์ตลาดสกุลเงินดิจิทัลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม แสดงให้เห็นว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของราคาเงินดิจิทัลแต่ละตัวมีค่าตั้งแต่ -1 ถึง 1 และค่าที่ติดลบแสดงว่าสกุลเงิน 2 ค่า ไม่มีความสัมพันธ์ต่อการขึ้นลงของราคา และค่าเป็นบวกแสดงว่าสกุลเงิน 2 ค่า มีความสัมพันธ์ต่อการขึ้นลงของราคา และค่าที่เป็น 0 แสดงว่าสกุลเงินดิจิทัล 2 ค่า ไม่มีความสัมพันธ์ต่อกัน และค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองที่ 0.008 เพื่อรับรองความถูกต้องของแนวโน้มตลาดสกุลเงินดิจิทัล ควรมีข้อมูลเกี่ยวกับแนวโน้มตลาดโลกมาพิจารณาด้วย

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม วิเคราะห์ตลาดสกุลเงินดิจิทัล

Abstract

This article presents an analysis of cryptocurrency markets, which are popular for investors nowadays. The primary objectives of the present study were to examine correlation between individual cryptocurrency value and investors and to analyze cryptocurrency markets using machine learning algorithms with neural networks for correlational analysis of future cryptocurrency value trend. The results of digital currency market analysis with a neural network showed that the correlation coefficient for each cryptocurrency ranged between -1 and 1. The negative correlation indicates that two currencies did not have relationship with value fluctuation, while the positive value suggests that two currencies were correlated with value fluctuation. The mean squared error (MSE) of 0.008 was achieved to ensure the accuracy of crypto currencies market trends. It is highly recommended that include information of world market trends be considered in further analyses.

Keywords: Artificial neural network , Analysis of cryptocurrency markets

¹ สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะอุตสาหกรรมและเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน วิทยาเขตสกลนคร, Department of Computer Engineering, Faculty of Industry and Technology, Rajamangala University of Technology Isan Sakon Nakhon Campus

*Corresponding author e-mail: weerrachai.jo@rmu.ac.th

บทนำ

ในปัจจุบันศาสตร์ของการวิเคราะห์ข้อมูลทางการตลาดส่งผลต่อการวางแผนเพื่อรองรับกับสถานการณ์ตลาดโลกที่มีความผันผวนสูง (Foerster & Stephen, 1988) ดังนั้นจึงต้องอาศัยข้อมูลประกอบการตัดสินใจจำนวนมากในการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสถิติเพื่อการคาดการณ์หรือการพยากรณ์ที่แม่นยำ (Cho, Van, Gulcehre, & Bougares, 2014) ซึ่งจะนำไปสู่การวิเคราะห์เพื่อสิ่งที่เหมาะสม ถ้าการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตมีความแม่นยำมาก จะทำให้การจัดการสั่งการ วางแผนรองรับความเสี่ยงและการบริหารความเสี่ยงสามารถทำได้มากยิ่งขึ้น ความท้าทายของการวิเคราะห์แนวโน้มของดัชนีราคาที่สูงลงของตลาดสกุลเงินดิจิทัลนั้นเกิดจากข้อมูลที่มีความซับซ้อนมาก จำนวนความต้องการซื้อ และต้องการขายเป็นตลาดออนไลน์ที่มีความผันผวนอยู่ตลอดเวลา ข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ตลาดสกุลเงินดิจิทัลเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา (Alexandrov & Benidis, 2019) และอาจจะเป็นข้อมูลแบบเรียลไทม์ไหลเข้ามาอย่างต่อเนื่อง ข้อมูลอนุกรมเวลาเหล่านี้มีอัตราความผันผวน หรือความสัมพันธ์ที่เกิดจากเวลาของดัชนีราคาของสกุลเงินแต่ละตัว ฉะนั้นจึงเป็นประเด็นปัญหาสำคัญที่นักลงทุนต้องทำการวิเคราะห์ข้อมูลที่มหาศาลเหล่านี้ด้วยตนเอง ซึ่งทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนและเกิดความล่าช้าในการเข้าทำการซื้อขายในตลาดออนไลน์

ดังนั้นการศึกษาจึงให้ความสนใจเกี่ยวกับการวิเคราะห์ตลาดสกุลเงินดิจิทัลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Hochreiter & Schmidhuber, 1997; Kristjanpoller & Minutolo, 2018) โดยอาศัยข้อมูลดัชนีราคาจากเว็บไซต์ <https://goldprice.org/cryptocurrency-price> และ <https://www.quandl.com> แล้วทำการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ของแนวโน้มตลาดสกุลเงินดิจิทัลที่ต้องการด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อหาแนวโน้มความสัมพันธ์ของราคาสกุลเงินดิจิทัลแต่ละตัวแก่นักลงทุน (Cales, Chalkis, Emiris, & Fisikopoulos, 2018; Hileman & Rauchs, 2017; Lahmiri & Bekiros, 2019)

วัตถุประสงค์งานวิจัย

1. เพื่อหาแนวโน้มความสัมพันธ์ของราคาสกุลเงินดิจิทัลแต่ละตัวแก่นักลงทุน
2. เพื่อวิเคราะห์ตลาดสกุลเงินดิจิทัลโดยใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

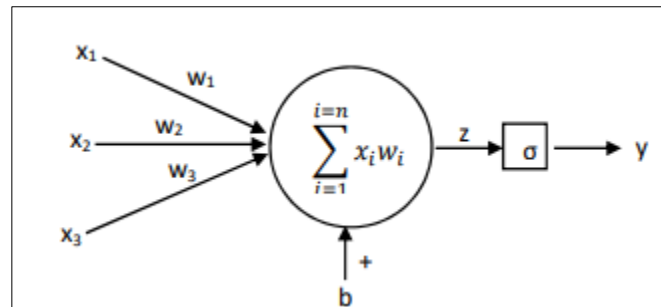
ทบทวนวรรณกรรม

แนวคิดในการวิเคราะห์ตลาดสกุลเงินดิจิทัลสำหรับหาแนวโน้มความสัมพันธ์ของราคาสกุลเงินดิจิทัลแต่ละตัวโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) (Abadi, Barham, Chen, & Chen, 2016; Chatzis & Siakoulis, 2018) จะประกอบด้วยข้อมูลและเครื่องมือทางด้านสถิติเพื่อทำนายข้อมูลผลลัพธ์ ซึ่งผลลัพธ์ในที่นี้จะใช้การตัดสินใจของนักลงทุนในตลาดสกุลเงินดิจิทัลต่อไป นอกจากนี้ยังมีการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องในหลายด้าน เช่น โมเดลการทำนายของเบย์เซียน (Bayesian predictive models) (Jang & Lee, 2017) โดยคอมพิวเตอร์จะรับข้อมูลเข้า และใช้อัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์เพื่อหาคำตอบการเรียนรู้ของเครื่อง (Abadi, Barham, & Chen, 2016) โดยทั่วไปจะเป็นการสนับสนุนหรือเสนอแนะ (Provide a recommendation) และ สุรัชย์ จันทรจรัส (2556) ได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ด้วยวิธีการนิวโรฟัซซี่ (Kuo, Chen, & Hwang, 2001) โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์โดยใช้

โครงข่ายประสาทเทียมแบบพชชี่ ซึ่งเป็นการทำงานร่วมกันระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและพชชี่ ผลการวิจัยพบว่าการพยากรณ์ช่วงเวลานั้น ๆ จะมีความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าการพยากรณ์ที่ห่างออกไปหลายสัปดาห์ เป็นต้น

โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น (Multi layers perceptron) ประกอบด้วยโครงข่าย 3 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลเข้า (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output layer) โดยชั้นซ่อนอาจมีมากกว่าหนึ่งชั้น ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 : โครงข่ายประสาทเทียม (ชิตพงษ์ กิตตินราตร, 2563)

โดยที่ x แทน ข้อมูลเข้าอยู่ในรูปเวกเตอร์ คือ $[x_1, x_2, x_3]$

w แทน ตัวถ่วงน้ำหนักอยู่ในรูปเมตริก คือ $[w_1, w_2, w_3]^T$

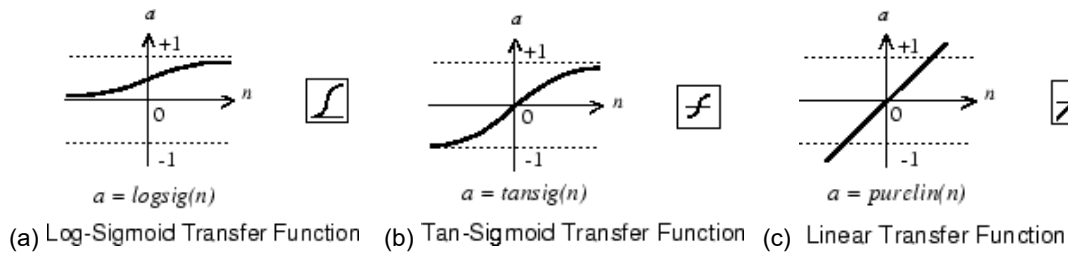
b แทน ค่าตัวเลขทั่วไปเปรียบเสมือนตัวถ่วงน้ำหนักตัวหนึ่ง

z แทน ผลลัพธ์ก่อนคำนวณฟังก์ชันกระตุ้น

σ แทน ฟังก์ชันกระตุ้น

y แทน ผลลัพธ์

เมื่อนำผลรวมของการคูณกันของข้อมูลเข้า (x) กับ ค่าน้ำหนัก (w) และบวกด้วยค่าไปแอส (b) แล้วจะได้ผลลัพธ์ (z) ซึ่งจะเข้าสู่ฟังก์ชันกระตุ้น (Transfer function) เพื่อปรับค่าให้เป็นผลลัพธ์สุดท้าย (y) และชนิดของฟังก์ชันกระตุ้น (Transfer function) จะส่งผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองเช่นกัน



รูปที่ 2 : ฟังก์ชันกระตุ้นในโครงข่ายประสาทเทียม (Yilmaz & Ozkol, 2018)

รูปที่ 2 แสดงการสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยสามารถเลือกฟังก์ชันกระตุ้นในการทำงานได้หลายแบบเพื่อใช้ในการปรับค่าการเรียนรู้ให้เข้าใกล้แนวโน้มที่น่าจะเป็นที่สุด ซึ่งค่าความน่าจะเป็นมีค่าแตกต่างกันออกไปตามฟังก์ชัน ดังรูปที่ 2(a) แสดงฟังก์ชันกระตุ้นแบบลอจิสต์ค่าความน่าจะเป็นอยู่ที่ $[0, 1]$, รูปที่ 2(b) แสดงฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกค่าความน่าจะเป็นอยู่ที่ $[-1, 1]$ และ รูปที่ 2(c) แสดงฟังก์ชันกระตุ้นแบบเพียวลินค่าความน่าจะเป็นอยู่ที่ $[-1, 1]$

วิธีดำเนินการศึกษา

การศึกษาในเรื่องนี้จะดำเนินการศึกษาเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลตลาดสกุลเงินดิจิทัลเพื่อหาแนวโน้มความสัมพันธ์กันของตลาดบิตคอยน์ (Bitcoin) ซึ่งถือเป็นสกุลเงินดิจิทัลที่ได้รับความนิยมมากที่สุดจากนักลงทุนในปัจจุบัน กับสกุลเงินดิจิทัลอื่น ๆ โดยจะวิเคราะห์บิตคอยน์มีแนวโน้มอย่างไร อะไรคือสาเหตุของการเพิ่มขึ้นและการลดลงของค่าเงินดิจิทัลนี้ ตลาดสำหรับสกุลเงินดิจิทัลอื่น (Altcoins) ที่แตกต่างกันมีการเชื่อมโยงกันอย่างแยกไม่ออก หรือส่วนใหญ่เป็นอิสระต่อกัน ซึ่งการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโครงข่ายประสาทเทียมจะคาดการณ์แนวโน้มของราคาได้อย่างไรว่าราคาจะขึ้นหรือลงเป้าหมายของบทความนี้คือการแสดงของความสัมพันธ์แนวโน้มของราคาสกุลเงินดิจิทัล เพื่อแสดงแนวโน้มที่น่าสนใจว่าตลาดมีผันผวนอย่างไร ดังรูปที่ 3 และตามขั้นตอนดังต่อไปนี้



รูปที่ 3 : Cryptocurrency prices (USD) (Bitcoin Price chart by Trading View, 2021)

1. ติดตั้งเครื่องมือเพื่อวิเคราะห์ข้อมูล

1.1 ติดตั้งโปรแกรมอนาคอนด้า (Anaconda) เป็นชุดเครื่องมือหลักในการพัฒนาซอฟต์แวร์ด้านวิทยาการข้อมูลและเพื่อรองรับการดำเนินงานโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาด้วยภาษาไพทอน (Python)

1.2 เชื่อมโยงข้อมูลราคามิตคอยน์ สามารถเชื่อมโยงข้อมูลสกุลเงินดิจิทัลที่ต้องการสำหรับนำมาวิเคราะห์ข้อมูลหาแนวโน้มของราคา โดยใช้มิตคอยน์เอพีไอ (Bitcoin api) ซึ่งเป็นบริการฟรีของ Quandl.com

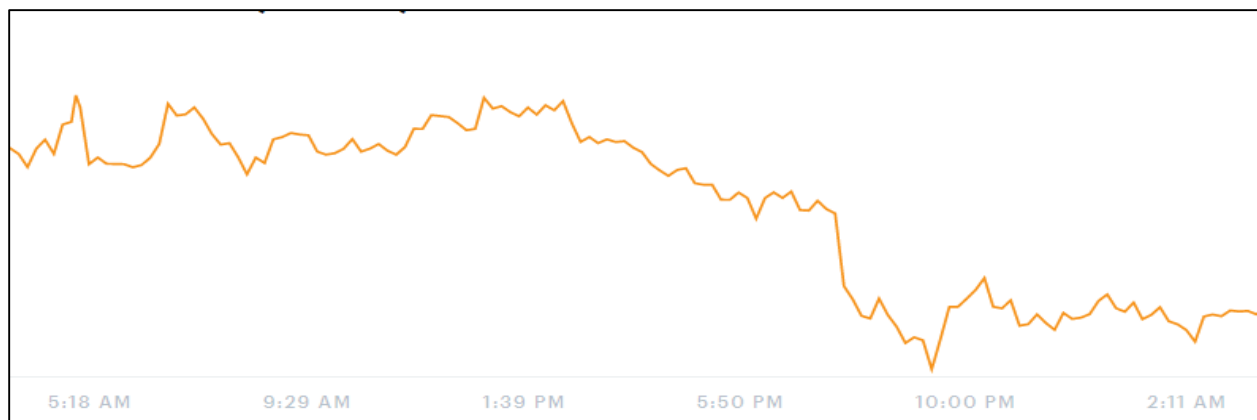
ตารางที่ 1 การเชื่อมโยงข้อมูลราคาบิตคอยน์

Date	Open	High	Low	Close	Volume (BTC)	Volume (Currency)	Weighted Price
2021-02-10	875.01	892.06	810.02	810.07	15.62	13151.47	845.08
2021-02-11	810.00	90.07	788.00	825.08	19.18	16097.32	839.15
2021-02-12	825.56	870.09	807.42	841.86	8.15	6784.24	831.57
2021-02-13	840.05	857.34	817.00	857.33	8.02	6780.22	844.93
2021-02-14	858.20	918.05	857.16	900.04	18.74	16699.00	891.08

จากนั้นทำการเชื่อมโยงข้อมูลราคาแลกเปลี่ยน Kraken ก่อนอื่นให้เชื่อมโยงอัตราแลกเปลี่ยน บิตคอยน์ย้อนหลัง สำหรับการแลกเปลี่ยน Kraken Bitcoin ดังรูปที่ 4 ใช้ใช้ภาษาไพทอนสคริปต์ต่อไปนี้

```
# include data to BTC price
btc_usd_price_kraken = get_quandl_data('BCHARTS/KRAKENUSD')

# include data to pricing data
btc_trace = go.Scatter(x=btc_usd_price_kraken.index, y=btc_usd_price_kraken['Weighted Price'])
py.iplot([btc_trace])
```



รูปที่ 4 : อัตราแลกเปลี่ยนบิตคอยน์ 24 ชั่วโมง (Bitcoin Price chart by Trading View, 2021)

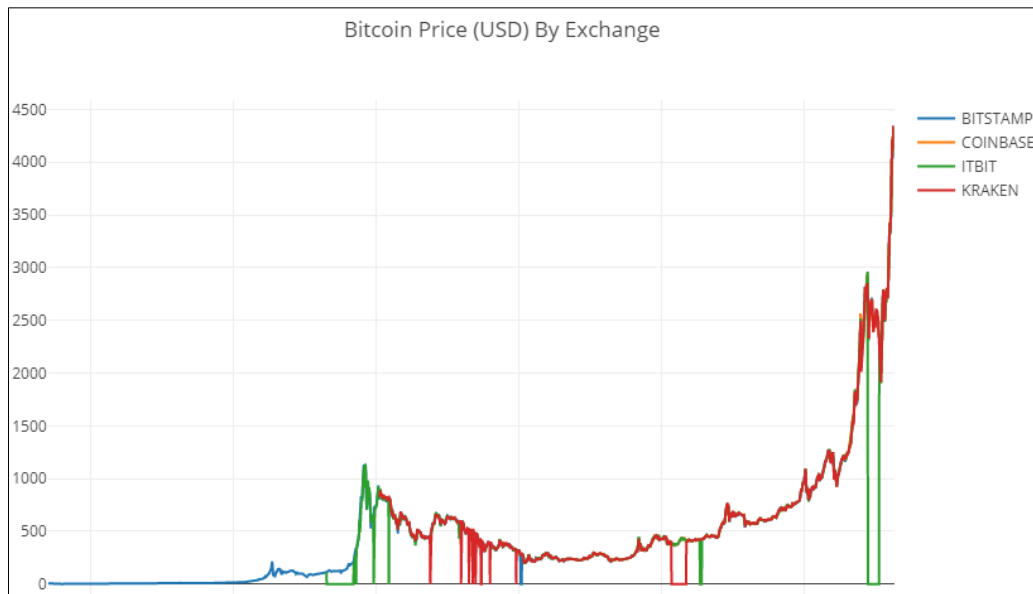
1.3 เชื่อมโยงข้อมูลราคาจากการแลกเปลี่ยนบิตคอยน์ (BTC) เพิ่มเติม จะสังเกตเห็นความสัมพันธ์ในชุดข้อมูลนี้ มีการลดลงที่โดดเด่นบางประการโดยเฉพาะในช่วงปลายปี 2017 และต้นปี 2021 มีการเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว ซึ่งการเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วนี้มีความจำเพาะเจาะจง Kraken ซึ่งไม่ต้องการให้แสดงในภาพรวม ในการวิเคราะห์ราคา ลักษณะของการแลกเปลี่ยนบิตคอยน์ คือการกำหนดราคาจะถูกกำหนดโดยอุปสงค์และอุปทาน ดังนั้นจึงไม่มีการแลกเปลี่ยนที่มี “ราคาหลัก” ที่แท้จริงของบิตคอยน์ เพื่อแก้ไขปัญหานี้พร้อมกับการลดลงอย่างรวดเร็ว ซึ่งน่าจะเป็นผลมาจากการขัดข้องทางเทคนิคและความบกพร่องของชุดข้อมูล ดังนั้นต้องโหลดข้อมูลจากการแลกเปลี่ยนบิตคอยน์ รายใหญ่อีกสามแห่งเพื่อคำนวณดัชนีราคาของบิตคอยน์ ได้แก่ COINBASE, BITSTAMP, ITBIT แล้วทำการรวมดัชนีราคาทั้ง 3 แหล่งข้อมูลเข้าด้วยกัน ดังรูปที่ 5 และกำหนดสคริปต์ภาษาไพทอนได้ดังนี้

```
# include data to BTC exchanges
exchanges = ['COINBASE','BITSTAMP','ITBIT']
exchange_data = {}; exchange_data['KRAKEN'] = btc_usd_price_kraken
```



รูปที่ 5 : แนวโน้มของราคาบิตคอยน์ 1 ปี (Bitcoin Price chart by Trading View, 2021)

1.4 ขั้นตอนต่อไป คือการแสดงกราฟชุดข้อมูลราคาของสกุลเงินดิจิทัลแต่ละตัว แล้วกำหนดฟังก์ชันตัวช่วย เพื่อจัดเตรียมข้อมูลสร้างกราฟจากดาต้าเฟรม ขั้นแรกดำเนินการดาวน์โหลดข้อมูลจากการแลกเปลี่ยนแต่ละครั้งลงในหน่วยความจำของดาต้าเฟรม ดังรูปที่ 6



รูปที่ 6 : ชุดข้อมูลราคา

2. เชื่อมโยงข้อมูลราคาสกุลเงินอื่น ที่ไม่ใช่บิตคอยน์

เมื่อได้ชุดข้อมูลอนุกรมเวลาราคาของบิตคอยน์แล้ว จากนั้นจะเชื่อมโยงข้อมูลราคาสำหรับสกุลเงินดิจิทัลที่ไม่ใช่บิตคอยน์ ซึ่งโดยทั่วไปเรียกว่า เอแอลทีคอยน์ (Altcoins) ซึ่งขั้นตอนนี้จะสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับวิเคราะห์ข้อมูลโดยกำหนดโครงข่ายประสาทเทียม (Ariyo, Adewumi, & Ayo 2014) ประกอบด้วยโครงข่าย 3 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) นำเข้า ใช้ข้อมูลรายวันของตลาดเงินดิจิทัลระหว่างปี 2019 - 2020 จากเว็บไซต์ COINBASE, BITSTAMP, ITBIT ได้แก่ ราคาเปิดตลาด, ราคาต่ำสุด, ราคาสูงสุด, ราคาปิดตลาด, ข้อมูลระดับการขึ้นลง, ข้อมูลน้ำหนักราคา จำนวนชุดข้อมูล 730 ระเบียบ

2.1 กำหนดให้ $X(t) = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ คือ เซตของตัวแปร ข้อมูลเข้าที่เวลา t เมื่อ n คือจำนวนตัวแปรด้านป้อนเข้า $Y(t+1) = \{y\}$ คือ เซตของข้อมูลตัวแปรผลลัพธ์ที่เวลา $t+1$ ทำการแบ่งข้อมูล 730 ระเบียบเป็น 2 ชุด คือ ชุดสำหรับสอนโครงข่าย (Training set) จำนวน 511 ระเบียบ และชุดทดสอบ (Test set) จำนวน 219 ระเบียบ

2.2 ทำการเตรียมข้อมูล (Preprocessing) โดยทำการแปลงข้อมูล (Normalization) ให้อยู่ในช่วง $[-1, 1]$

2.3 ทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network training) โดยใช้ตัวแปรข้อมูลเข้า $X(t)$ และตัวแปรผลลัพธ์ $Y(t+1)$ โดยใช้ข้อมูลชุดสอน

2.4 วัดค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ด้วยทฤษฎีเพียร์สันคอร์ริเลชัน (Pearson correlation) และสัมประสิทธิ์ความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (MSE: Mean square error)

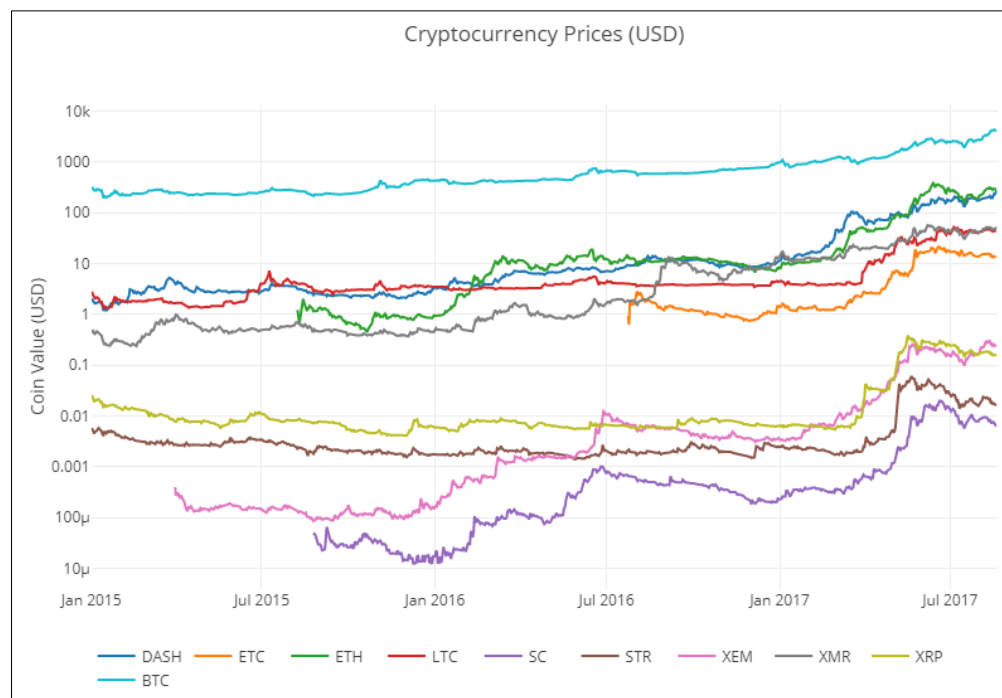
การทดลองปรับเปลี่ยนค่าให้กับแบบจำลองเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่จะให้ค่าการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยสุด โดยตั้งค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ตั้งค่าที่แสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

ลำดับที่	วิธีการที่ใช้	ค่าพารามิเตอร์
1	อัตราการเรียนรู้ในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์	0.2/0.2/0.2
2	ค่าโมเมนตัมในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์	1.2/1.2/1.2
3	ฟังก์ชันกระตุ้นชั้นซ่อน	Tansig
4	ฟังก์ชันกระตุ้นชั้นผลลัพธ์	Purelin
5	จำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs)	150
6	ค่าความผิดพลาดเป้าหมายที่ให้โครงข่ายเรียนรู้	0.001

2.5 กำหนดฟังก์ชันตัวช่วย Poloniex API สำหรับการเชื่อมโยงข้อมูลเกี่ยวกับเงินดิจิทัล ซึ่งจะใช้ Poloniex API เพื่อช่วยในการเชื่อมโยงข้อมูล Altcoin โดยกำหนดฟังก์ชันตัวช่วยสองอย่าง เพื่อดาวนโหลดและแคชข้อมูล JSON จาก API นี้

2.6 ดาวนโหลดข้อมูลการซื้อขายจาก Poloniex altcoins ส่วนใหญ่ไม่สามารถซื้อได้โดยตรงด้วยสกุลเงินดอลลาร์ ในการรับเหรียญ Altcoins เหล่านี้ ทั่วไปจะซื้อบิตคอยน์ จากนั้นจึงแลกเปลี่ยนบิตคอยน์เป็น Altcoins ในการแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัล ด้วยเหตุนี้จึงต้องดาวนโหลดอัตราแลกเปลี่ยนเป็นบิตคอยน์ (BTC) สำหรับแต่ละเหรียญ จากนั้นจะใช้ข้อมูลการกำหนดราคาบิตคอยน์ที่มีอยู่เพื่อแปลงค่าเป็นยูเอสดอลลาร์ (USD)



รูปที่ 7 : ตัวอย่างเชื่อมโยงข้อมูล Altcoin ระหว่างปี 2015 - 2017

3. ทำการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Perform correlation analysis)

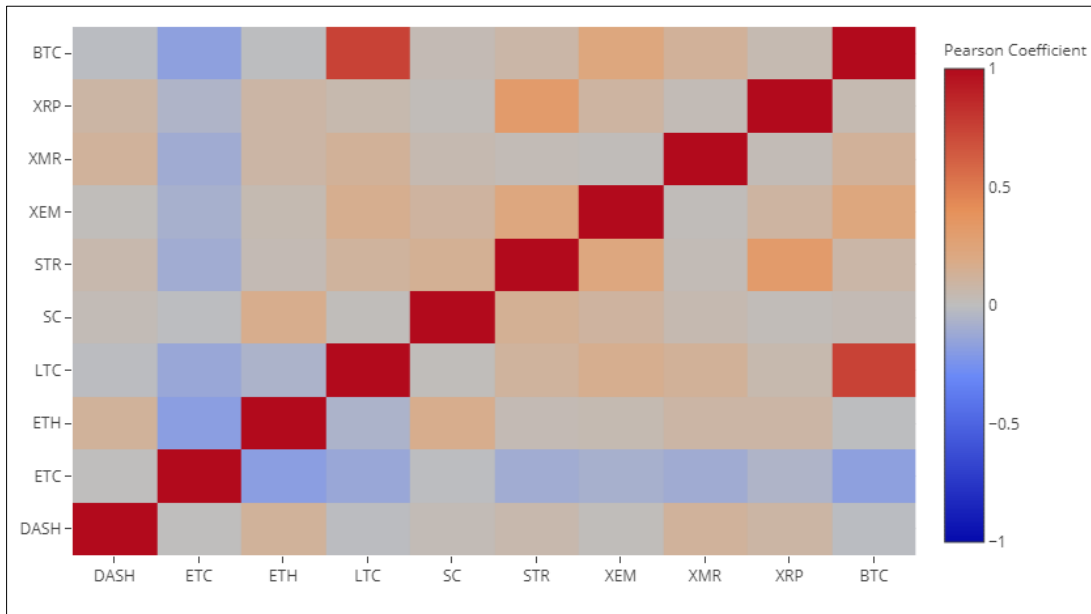
อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัลแม้จะมีค่าและความผันผวนที่แตกต่างกันอย่างมากระหว่างกัน แต่ก็มีความสัมพันธ์กันเล็กน้อย โดยเฉพาะอย่างยิ่งนับตั้งแต่การพุ่งสูงขึ้นของราคาในเดือนเมษายน ปี 2017 ความผันผวนเล็กน้อยหลายอย่างดูเหมือนจะเกิดขึ้นพร้อมกันทั่วทั้งตลาด แต่การคาดเดาหรือการวิเคราะห์โดยขาดหลักฐานทางสถิติตัวเลขจะยังไม่สามารถแสดงแนวโน้ม เพื่อเสนอแนะนักลงทุนได้ ฉะนั้นจึงต้องสร้างสถิติรองรับและทดสอบสมมติฐานสหสัมพันธ์ โดยใช้วิธีแพนดาสคอร์ (Pandas corr) จากนั้นคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันสำหรับแต่ละคอลัมน์ในดาต้าเฟรมเทียบกับคอลัมน์อื่น ๆ

ความสัมพันธ์ของการคำนวณโดยตรงบนอนุกรมเวลาที่ไม่อยู่นิ่ง (เช่น ข้อมูลราคา) สามารถให้ค่าสหสัมพันธ์แบบเอนเอียงได้ สามารถแก้ปัญหานี้ได้ โดยใช้วิธี Pct_change () ก่อนจะแปลงแต่ละเซลล์ในดาต้าเฟรมจากค่าราคาที่แน่นอนเป็นร้อยละของผลตอบแทนรายวัน ซึ่งกำหนดให้เชื่อมโยงกับข้อมูลปี 2019 โดยกำหนดสคริปต์ไพทอนดังนี้

```
# Calculate for cryptocurrencies in 2019
combined_df_2019 = combined_df[combined_df.index.year == 2019]
combined_df_2019.pct_change().corr(method='pearson')
```

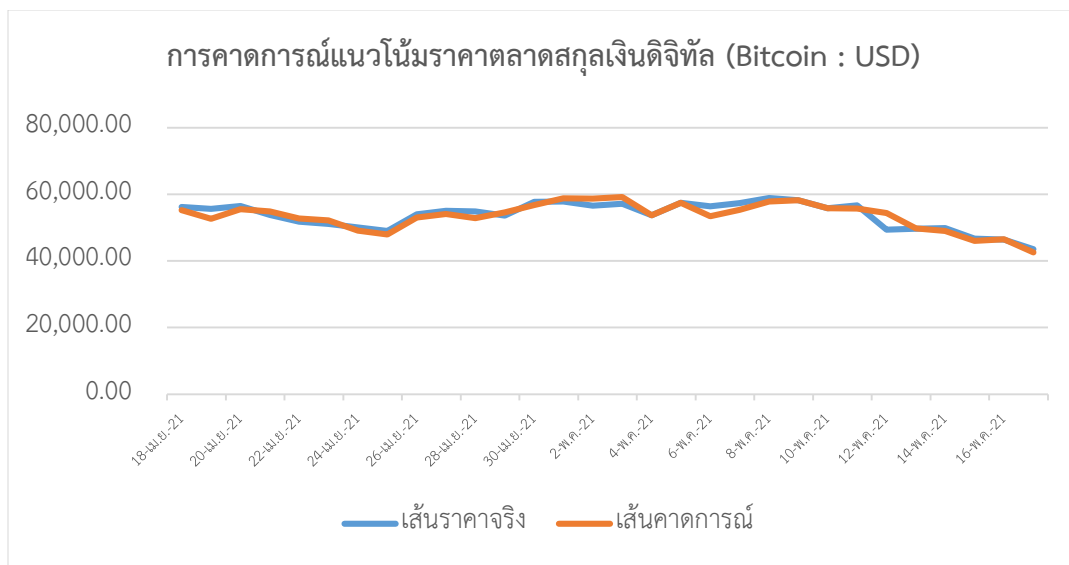
ผลการวิจัยและอภิปรายผล

ผลการวิเคราะห์หาแนวโน้มความสัมพันธ์ของราคา ดังกรอบสีแดงเข้มที่เรียงต่อกันแสดงถึงความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่ง (สกุลเงินแต่ละชนิดที่ความสัมพันธ์กับตัวเองเป็นอย่างมาก) และค่าสีน้ำเงินเข้มแสดงถึงความสัมพันธ์แบบผกผันที่แข็งแกร่ง สีฟ้า / ส้ม / เทา / น้ำตาลอ่อน ค่าทั้งหมดที่อยู่ระหว่าง แสดงถึงระดับความไม่สัมพันธ์กันหรือแตกต่างกัน เพื่อความเชื่อมั่นต่อการวิเคราะห์แนวโน้มของข้อมูล โดยใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยสคริปต์ภาษาไพทอน จึงใช้ระบบวิเคราะห์แนวโน้มความสัมพันธ์ของราคาสกุลเงินดิจิทัลในปี 2020 ได้แก่สกุลเงิน BTC, XRP, XMR, XEM, STR, SC, LTC, ETH, ETC, DASH ดังรูปที่ 8



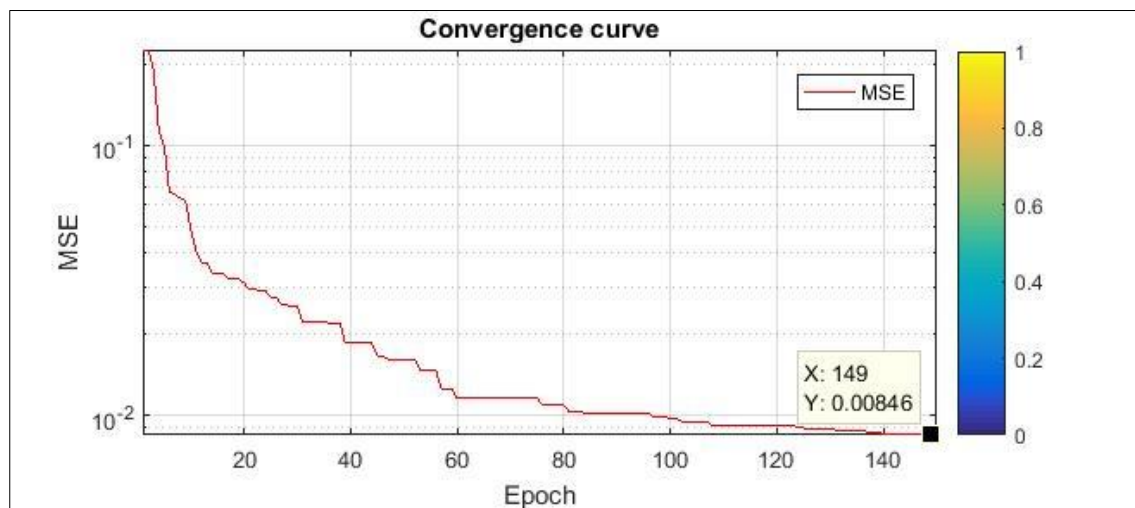
รูปที่ 8 : แนวโน้มความสัมพันธ์ของสกุลเงินดิจิทัล ปี 2019

ผลการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโครงข่ายประสาทเทียม แสดงให้เห็นความสัมพันธ์ระหว่างเส้นคาดการณ์แนวโน้มราคาตลาดสกุลเงินดิจิทัล (เส้นสีส้ม) กับ เส้นราคาจริง ณ เวลาจริง (เส้นสีฟ้า) โดยใช้ข้อมูลนำเข้าแบบเรียลไทม์ ระหว่างวันที่ 17 เมษายน 2564 ถึง 18 พฤษภาคม 2564 แสดงดังรูปที่ 9



รูปที่ 9 : การคาดการณ์แนวโน้มราคาตลาดสกุลเงินดิจิทัล (Bitcoin : USD)

ผลการหาประสิทธิภาพ (Performance) ของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมด้วยค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง (MSE : Mean square error) ที่ 0.008 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม สามารถเรียนรู้จากชุดข้อมูลนำเข้า และชุดทดสอบ และให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่เข้าใกล้ 0 จึงกล่าวได้ว่าการวิเคราะห์ตลาดสกุลเงินดิจิทัล โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแสดงแนวโน้มความสัมพันธ์ของราคาสกุลเงินดิจิทัลแต่ละตัวแก่นักลงทุนได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังรูปที่ 10



รูปที่ 10 : การหาประสิทธิภาพการคาดการณ์แนวโน้มตลาดสกุลเงินดิจิทัลด้วย MSE

สรุปผลการวิจัย

จากผลการศึกษาข้างต้นแสดงให้เห็นผลการวิเคราะห์ตลาดสกุลเงินดิจิทัลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยวัดค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ด้วยทฤษฎีเพียร์สันคอร์ริเลชัน (Pearson correlation) ซึ่งเป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว หรือ 2 ชุดที่อยู่ในมาตราการวัดระดับ Interval หรือ Ratio scale ผลการวิจัยพบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของราคาเงินดิจิทัลแต่ละตัวมีค่าอยู่ระหว่าง -1.00 ถึง 1.00 และค่าที่ติดลบแสดงว่าสกุลเงิน 2 ค่า ไม่มีความสัมพันธ์ต่อการขึ้นลงของราคา และค่าเป็นบวกแสดงว่าสกุลเงิน 2 ค่า ตัวแปรมีความสัมพันธ์ต่อการขึ้นลงของราคา และค่าที่เป็น 0 แสดงว่าตัวแปร 2 ตัวไม่มีความสัมพันธ์กัน และต้นแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้สามารถเรียนรู้และคาดการณ์แนวโน้มตลาดสกุลเงินดิจิทัลโดยใช้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองที่ 0.008

ข้อเสนอแนะ

เพื่อการวิเคราะห์แนวโน้มตลาดเงินดิจิทัลให้ถูกต้องมากขึ้น ควรจะเชื่อมโยงข้อมูลจากแหล่งข้อมูล หรือ ตลาดการค้าสกุลเงินดิจิทัลอื่นที่เชื่อถือได้หลาย ๆ แหล่ง และควรปรับเขตข้อมูลให้เหมาะสมกับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (Ba, Kiro, and Hinton 2016) หรืออาจใช้เทคนิคการเรียนรู้ที่ชาญฉลาดขึ้นในอนาคตสำหรับการวิเคราะห์แนวโน้มของตลาดสกุลเงินดิจิทัลต่อไป และการลงทุนมีความเสี่ยงนักลงทุนควรศึกษาข้อมูลผลิตภัณฑ์ที่สนใจเข้าทำกำไร

กับผู้บริการ ตัวแทน หรือแหล่งข้อมูลที่น่าเชื่อถือ ซึ่งงานวิจัยนี้เป็นเพียงการนำเสนอการวิเคราะห์แนวโน้มตลาดสกุลเงินดิจิทัลไม่สามารถคาดการณ์สถานการณ์อื่น ๆ ร่วมด้วยได้ เช่น สถานการณ์การเมือง สถานการณ์โรคระบาด สถานการณ์เหล่านี้ล้วนมีผลกระทบต่อการขึ้นลงของราคาสกุลเงินดิจิทัลทั้งสิ้น

สำหรับนักลงทุนที่สนใจนำต้นแบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการคาดการณ์แนวโน้มตลาดสกุลเงินดิจิทัล (Supanee, 2016) สามารถติดตั้งต้นแบบที่พัฒนาขึ้นนี้เข้ากับเครื่องมือการคาดการณ์แนวโน้มตลาดสกุลเงินดิจิทัลอื่น เช่น RSI, Moving average เป็นต้น เพื่อผลการคาดการณ์ที่ถูกต้องและแม่นยำ ซึ่งจะส่งผลต่อการเข้าทำกำไรต่อนักลงทุนในระยะสั้น-ระยะกลาง ได้อย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้นต่อไป

เอกสารอ้างอิง

- ชิตพงษ์ กิตตินราตร. (2563). *Neural network algorithm*. สืบค้นจาก <https://guopai.github.io/ml-blog14.html>
- สุรัชย์ จันทรจิรส. (2556). การพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ด้วยวิธีการนิวโรฟัซซี่. วารสารวิทยาการจัดการ, 30(2), 1-25.
- Abadi, M., Barham, P., Chen, J., Chen, Z., Davis, A., Dean, J., ... & Zheng, X. (2016). Tensorflow: A system for large-scale machine learning. *Proceeding of 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation*, 265-284.
- Alexandrov, A., Benidis, K., Bohlke-Schneider, M., Flunkert, V., Gasthaus, J., Januschowski, T., & Wang, Y. (2019). *Gluonts: Probabilistic time series models in python*. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1906.05264.pdf>
- Ariyo, A. A., Adewumi, A. O., & Ayo, C. K. (2014, March). Stock price prediction using the ARIMA model. *Proceedings of the 2014 UKSim-AMSS 16th International Conference on Computer Modelling and Simulation*, 106-112. doi:10.1109/UKSim.2014.67
- Ba, J. L., Kiros, J. R., & Hinton, G. E. (2016). *Layer normalization*. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1607.06450.pdf>
- Bitcoin price chart by tradingview. (2021). Retrieved April 12, 2021, from <https://goldprice.org/cryptocurrency-price/bitcoin-pric>
- Calès, L., Chalkis, A., Emiris, I. Z., & Fisikopoulos, V. (2018). *Practical volume computation of structured convex bodies, and an application to modeling portfolio dependencies and financial crises*. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1803.05861.pdf>
- Chatzis, S. P., Siakoulis, V., Petropoulos, A., Stavroulakis, E., & Vlachogiannakis, N. (2018). Forecasting stock market crisis events using deep and statistical machine learning techniques. *Expert systems with applications*, 112, 353-371.
- Cho, K., van Merriënboer, B., Gulcehre, C., Bougares, F.e.a. (2014). Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation. *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 1724-1734. doi: 10.3115/v1/D14-1

- Foerster, S. R., & Karolyi, G. A. (1998). Multimarket trading and liquidity: a transaction data analysis of Canada–US interlistings. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 8(3-4), 393-412.
- Hileman, G., & Rauchs, M. (2017). Global cryptocurrency benchmarking study. *Cambridge Centre for Alternative Finance*, 33, 33-113.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.
- Jang, H., & Lee, J. (2017). An empirical study on modeling and prediction of bitcoin prices with Bayesian neural networks based on blockchain information. *IEEE Access*, 6, 5427-5437.
- Kristjanpoller, W., & Minutolo, M. C. (2018). A hybrid volatility forecasting framework integrating GARCH, artificial neural network, technical analysis and principal components analysis. *Expert Systems with Applications*, 109, 1-11.
- Kuo, R. J., Chen, C. H., & Hwang, Y. C. (2001). An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network. *Fuzzy sets and systems*, 118(1), 21-45.
- Lahmiri, S., & Bekiros, S. (2019). Cryptocurrency forecasting with deep learning chaotic neural networks. *Chaos, Solitons & Fractals*, 118, 35-40.
- Thupjeen, S. (2016). Development of Hybrid Algorithm Model for Students' Achievement. *Science and Technology RMUTT Journal*, 6(1), 139-152.
- Yilmaz, D., & Ozkol, I. (2018). A New Method for Aircraft Maintainability Allocation. *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 7(1), 93-99.