การพัฒนาตัวแบบวิเคราะห์พฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ด้วยรูปแบบการเรียนรู้จากสถิติเชิงลึก กรณีศึกษา: ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

THE DEVELOPMENT OF DEEP LEARNING ANALYSIS MODEL FOR THAI SECURITIES BASED ON STATISTICAL BEHAVIORAL PATTERNS: A CASE STUDY OF THE STOCK EXCHANGE OF THAILAND

ชัยพร รักรี CHAIYAPORN RAKREE
e-mail: chaiyaporn.rak@spumail.net
สุขสวัสดี ณัฏฐวุฒิสิทธิ์ SOOKSAWADDEE NATTAWUTTISIT
e-mail: sooksawaddee.na@spu.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นไปที่การพัฒนาตัวแบบวิเคราะห์พฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ด้วยรูปแบบการเรียนรู้จากสถิติเชิงลึก กรณีศึกษา: ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย เพื่อศึกษาการเคลื่อนไหวของราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ข้อมูลกรณีศึกษาที่ใช้ในงานวิจัยนี้มาจากแพลตฟอร์มเทรดดิ้งวิว รวบรวมข้อมูลสถิติการซื้อขายหุ้นระหว่างปี พ.ศ. 2566 - 2567 เป็นระยะเวลา 1 ปี จำนวน 1,000 ชุด ข้อมูลทั้งหมดถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด คือ ข้อมูลชุดฝึก 70% และข้อมูลชุดทดสอบ 30% ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นใช้สำหรับทำนายการเคลื่อนไหวของราคาหุ้นในรูปแบบอนุกรมเวลา ผลลัพธ์ที่ได้นำมาพัฒนารายงานผลทำนายในรูปแบบวิชวลไลเซชั่น โดยใช้โปรแกรมไมโครซอฟท์เพาเวอร์บีไอ ผลการวิจัยพบว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกที่พัฒนาขึ้นสามารถทำนายและวิเคราะห์พฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยได้ในระดับน้อย โดยวัดผลจากค่าความแม่นยำ 48.89% ค่าความระลึก 56.82% และค่าความถูกต้อง 48.08% ต้องมีการพัฒนาเพื่อปรับปรุงตัวแบบต่อไป

คำสำคัญ: การลงทุน, นักลงทุน, หลักทรัพย์, ตลาดหลักทรัพย์, สถิติเชิงลึก

Abstract

This research aims to develop a deep learning model for analyzing securities price behavior using statistical patterns. The case study focuses on the Stock Exchange of Thailand (SET). The research data was collected from the TradingView platform, encompassing stock trading statistics between 2023 and 2024, for a total of 1,000 records. The data was divided into two sets: a training set (70%) and a testing set (30%). The developed model was employed to forecast stock price movements in a time series format. The results were visualized using Power BI. The findings demonstrate that the proposed deep learning model effectively predicts and analyzes securities price behavior in the SET, achieving an accuracy of 48.89%, a recall of 56.82%, and a precision of 48.08%. Further development is required to improve the model.

Keywords: Investing, Investor, Securities, Stock Exchange, Deep Learning

บทนำ

ตลาดหลักทรัพย์มีบทบาทสำคัญต่อระบบเศรษฐกิจ ทำหน้าที่เป็นแหล่งระดมทุน กระจายความเสี่ยง และส่งเสริมการเติบโตทางเศรษฐกิจ หลักทรัพย์ที่ซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์มีหลากหลายประเภท เช่น หุ้น ตราสารหนี้ กองทุนรวม ใบสำคัญแสดงสิทธิ์ ฯลฯ นักลงทุนสามารถเข้าซื้อขายหลักทรัพย์เหล่านี้เพื่อหวังผลตอบแทนในรูปของเงินปันผล กำไรจากส่วนต่างราคา หรือรายได้จากดอกเบี้ย

พฤติกรรมราคาหลักทรัพย์นั้นซับซ้อน ขึ้นอยู่กับปัจจัยต่างๆ มากมาย ทั้งปัจจัยภายในบริษัท เช่น ผลประกอบการ นโยบายการเงิน โครงสร้างการถือหุ้น ฯลฯ และปัจจัยภายนอกบริษัท เช่น สภาวะเศรษฐกิจ นโยบายการเงินการคลังของภาครัฐ เหตุการณ์ทางการเมือง ภัยธรรมชาติ ฯลฯ ปัจจัยเหล่านี้ล้วนส่งผลต่อความคาดหวังของนักลงทุน และส่งผลต่อราคาหลักทรัพย์ในที่สุด

เทคนิคการเรียนรู้จากสถิติเชิงลึก (Deep Learning) เป็นเทคนิคปัญญาประดิษฐ์ (AI) ประเภทหนึ่งที่ได้รับความนิยมอย่างมากในปัจจุบัน โดยเทคนิค Deep Learning มีความสามารถในการเรียนรู้จากข้อมูลจำนวนมาก ค้นหารูปแบบที่ซับซ้อน และทำนายผลลัพธ์ได้อย่างแม่นยำ เทคนิค Deep Learning จึงถูกนำไปประยุกต์ใช้ในหลากหลาย เช่น การจดจำภาพ การประมวลผลภาษาธรรมชาติ การวิเคราะห์ข้อมูล ฯลฯ

แนวคิด ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้ประกอบด้วยทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง ดังนี้

ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (The Stock Exchange of Thailand: SET)

ตลาดตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย เปรียบเสมือนหัวใจสำคัญของระบบเศรษฐกิจไทย ทำหน้าที่เป็นศูนย์กลางการเงินและการลงทุนที่เชื่อมโยงนักลงทุน ธุรกิจ และภาคประชาชนทั่วไป โดยมีบทบาทสำคัญคือระดมทุนเพื่อการพัฒนาเศรษฐกิจ เป็นช่องทางสำคัญที่ช่วยให้บริษัทระดมทุนจากประชาชนเพื่อนำไปขยายกิจการ การระดมทุนผ่านตลาดหลักทรัพย์ช่วยกระจายความเสี่ยงทางการเงิน ส่งเสริมการเติบโตของภาคธุรกิจ และขับเคลื่อนเศรษฐกิจโดยรวม ส่งเสริมให้ SET มีบทบาทสำคัญในการสร้างสภาพคล่องและกระจายความเสี่ยง โดยช่วยให้นักลงทุนสามารถซื้อขายหลักทรัพย์ได้อย่างสะดวกและรวดเร็ว เพิ่มสภาพคล่องในตลาด และช่วยให้นักลงทุนกระจายความเสี่ยงการลงทุนไปยังสินทรัพย์ประเภทต่างๆ นอกจากนี้ SET ยังเป็นแหล่งข้อมูลข่าวสารเกี่ยวกับบริษัทจดทะเบียน สภาวะเศรษฐกิจ และตลาดการเงิน ซึ่งเป็นประโยชน์ต่อนักลงทุนในการตัดสินใจลงทุน โดยบริษัทจดทะเบียนต้องดำเนินกิจการภายใต้มาตรฐานการกำกับดูแลกิจการที่ดี เพื่อสร้างความโปร่งใส ตรวจสอบได้ และปกป้องสิทธิผู้ลงทุน ก่อให้เกิดการพัฒนาตลาดทุนไทยให้สู่มาตรฐานสากล มีประสิทธิภาพ โปร่งใส และเชื่อถือได้ เพื่อดึงดูดนักลงทุนทั้งในและต่างประเทศ

TradingView: แพลตฟอร์มออนไลน์สำหรับนักวิเคราะห์และเทรดเดอร์

TradingView เป็นแพลตฟอร์มออนไลน์ที่ได้รับความนิยมอย่างมากในหมู่นักวิเคราะห์และเทรดเดอร์ แพลตฟอร์มนี้มอบเครื่องมือและข้อมูลที่หลากหลาย ช่วยให้นักลงทุนสามารถวิเคราะห์กราฟราคา ค้นหาโอกาสการลงทุน และติดตามตลาดการเงินได้อย่างมีประสิทธิภาพ รองรับการแสดงกราฟราคาในรูปแบบต่างๆ พร้อมด้วยเครื่องมือวาดกราฟและตัวชี้วัดทางเทคนิคที่หลากหลาย ช่วยให้นักลงทุนสามารถวิเคราะห์แนวโน้มของราคาหลักทรัพย์ได้อย่างละเอียด มีเครื่องมือวิเคราะห์เชิงลึกที่ช่วยให้นักลงทุนสามารถค้นหาโอกาสการลงทุน พัฒนากลยุทธ์การซื้อขาย และติดตามผลการลงทุน โดยผู้วิจัยได้เลือกใช้บริการแพลตฟอร์ม TradingView เพื่อให้สามารถเข้าถึง Dataset ที่ต้องการสำหรับนำมาใช้พัฒนาตัวแบบวิเคราะห์พฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ด้วยรูปแบบการเรียนรู้จากสถิติเชิงลึก

Power BI: เครื่องมือวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อการตัดสินใจอย่างชาญฉลาด

ในยุคดิจิทัลที่ข้อมูลมีบทบาทสำคัญต่อการขับเคลื่อนธุรกิจ องค์กรต่างๆ ต่างมองหาเครื่องมือที่จะช่วยวิเคราะห์ข้อมูลและนำเสนอผลลัพธ์อย่างมีประสิทธิภาพ Power BI จากไมโครซอฟท์คือหนึ่งในเครื่องมือที่ได้รับความนิยมอย่างมาก ด้วยคุณสมบัติที่ครบครัน ใช้งานง่าย และสามารถตอบโจทย์ความต้องการของผู้ใช้หลากหลายระดับ

Power BI เป็นเครื่องมือวิเคราะห์ข้อมูลเชิงธุรกิจ (Business Intelligence - BI) ที่ช่วยให้ผู้ใช้สามารถเชื่อมต่อ จัดการ วิเคราะห์ และแสดงผลข้อมูลจากแหล่งข้อมูลที่หลากหลาย ไม่ว่าจะเป็นฐานข้อมูล ไฟล์สเปรดชีท บริการคลาวด์ หรือโซเชียลมีเดีย Power BI นำเสนอข้อมูลในรูปแบบที่เข้าใจง่าย ดึงดูดสายตา ผ่านกราฟ แผนภูมิ แดชบอร์ด และรายงานที่ปรับแต่งได้ตามต้องการ

Machine Learning: ปัญญาประดิษฐ์ที่เรียนรู้เอง

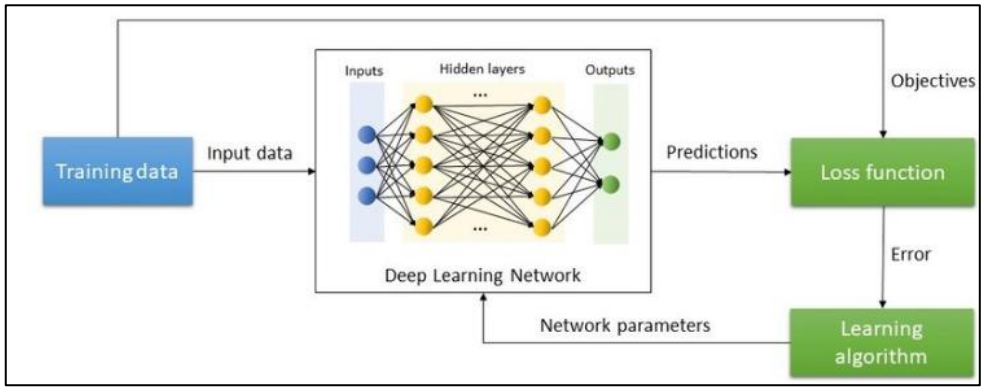
ในยุคสมัยที่เทคโนโลยีพัฒนาอย่างก้าวกระโดด ข้อมูลกลายเป็นสิ่งที่มีค่าและมีความสำคัญอย่างมาก องค์กรต่างๆ ต่างก็พยายามหาวิธีวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อดึงเอา insights ออกมาให้เกิดประโยชน์ Machine Learning (ML) หรือ การเรียนรู้ของเครื่อง กลายเป็นเครื่องมือสำคัญที่ถูกนำมาใช้เพื่อวัตถุประสงค์นี้ โดย ML เป็นสาขาย่อยของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ที่มุ่งเน้นไปที่การพัฒนาอัลกอริทึมที่สามารถเรียนรู้จากข้อมูลโดยไม่ต้องเขียนโปรแกรมแบบตายตัว อัลกอริทึมเหล่านี้สามารถปรับเปลี่ยนตัวเองให้เข้ากับข้อมูลใหม่ๆ และทำนายผลลัพธ์ในอนาคตได้อย่างแม่นยำ

ML ทำงานโดยอาศัยกระบวนการรวบรวมข้อมูล (Data Collection) เพื่อรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับงานที่ต้องการ ข้อมูลเหล่านี้ควรมีความถูกต้อง ครบถ้วน และเพียงพอสำหรับการฝึกอบรมโมเดล จากนั้นจะเข้าสู่กระบวนการเตรียมข้อมูล (Data Preparation) ข้อมูลที่รวบรวมมาอาจอยู่ในรูปแบบที่ไม่เหมาะสมกับการพัฒนาตัวแบบ จำเป็นต้องมีการเตรียมข้อมูล เช่น การทำความสะอาดข้อมูล การแปลงข้อมูล และการจัดการกับข้อมูลที่หายไป เมื่อมีข้อมูลพร้อมสำหรับการพัฒนาตัวแบบแล้ว ต้องเลือกตัวแบบที่เหมาะสมกับลักษณะของข้อมูล งานที่ต้องการ และทรัพยากรที่มีอยู่ เพื่อฝึกการเรียนรู้ของตัวแบบจากข้อมูลที่เตรียมไว้โดยปรับพารามิเตอร์ให้เหมาะสม พร้อมทั้งประเมินผลตัวแบบว่าสามารถทำงานได้ตามที่ต้องการหรือไม่

Deep Learning: การเรียนรู้เชิงลึก ปัญญาประดิษฐ์ที่ก้าวล้ำ

Deep Learning หรือ การเรียนรู้เชิงลึก เป็นสาขาย่อยของ Machine Learning (การเรียนรู้ของเครื่อง) ที่ได้รับความนิยมอย่างมากในปัจจุบัน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้จากข้อมูลจำนวนมหาศาล วิเคราะห์รูปแบบที่ซับซ้อน และทำนายผลลัพธ์ได้อย่างแม่นยำ

Deep Learning ทำงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ซึ่งประกอบไปด้วยชั้น (Layer) ของหน่วยประมวลผล (Neuron) แต่ละชั้นเชื่อมต่อกันด้วยน้ำหนัก (Weight) ข้อมูลจะไหลผ่านโครงข่าย โดยแต่ละชั้นจะทำการประมวลผลข้อมูล ปรับน้ำหนัก และส่งข้อมูลไปยังชั้นถัดไป ผ่านกระบวนการนี้หลายๆ ครั้ง โครงข่ายจะเรียนรู้รูปแบบของข้อมูล และสามารถทำนายผลลัพธ์ได้อย่างแม่นยำ



รูปที่ 1 สถาปัตยกรรมโครงสร้าง Deep Learning หรือ การเรียนรู้เชิงลึก

แนวคิดพื้นฐานวิธีการวิเคราะห์เชิงลึกทางสถิติรูปแบบการคัดเลือกฟีเจอร์ด้วยวิธีการแบบฟิลเตอร์ (Filter Method)

วิธีการแบบฟิลเตอร์ เป็นเทคนิคการคัดเลือกฟีเจอร์ที่พิจารณาคุณสมบัติของฟีเจอร์แต่ละตัวอย่างอิสระจากกัน โดยการใช้มาตรวัดทางสถิติที่หลากหลายเพื่อวัดความสัมพันธ์ระหว่างฟีเจอร์และตัวแปรตาม วิธีการนี้ไม่ขึ้นอยู่กับโมเดล (Model-Agnostic) และสามารถคัดเลือกฟีเจอร์ได้รวดเร็ว เนื่องจากไม่ต้องฝึกตัวแบบหลายครั้ง วิธีการแบบฟิลเตอร์เป็นเทคนิคการคัดเลือกฟีเจอร์ที่พิจารณา

คุณสมบัติของฟีเจอร์แต่ละตัวอย่างอิสระจากกัน โดยการใช้มาตรวัดทางสถิติที่หลากหลายเพื่อวัดความสัมพันธ์ระหว่างฟีเจอร์และตัวแปรตาม วิธีการนี้ไม่ขึ้นอยู่กับโมเดล และสามารถคัดเลือกฟีเจอร์ได้รวดเร็ว เนื่องจากไม่ต้องฝึกตัวแบบหลายครั้ง

ขั้นตอนการคัดเลือกฟีเจอร์ด้วยวิธีการแบบฟิลเตอร์

1. กำหนดฟีเจอร์และตัวแปรตาม: ระบุฟีเจอร์ที่เป็นตัวแปรอิสระ (Independent Variables) และตัวแปรตาม (Dependent Variable) ในชุดข้อมูล
2. คำนวณคะแนนการวัดความสัมพันธ์: ใช้มาตรวัดทางสถิติต่างๆ เพื่อคำนวณคะแนนความสัมพันธ์ระหว่างฟีเจอร์และตัวแปรตาม เช่น ค่า Pearson correlation, Chi-square, Mutual Information
3. จัดอันดับฟีเจอร์: จัดอันดับฟีเจอร์ตามคะแนนความสัมพันธ์ที่คำนวณได้
4. เลือกฟีเจอร์ที่สำคัญ: กำหนดเกณฑ์ในการเลือกฟีเจอร์ที่มีความสำคัญสูงสุด เช่น เลือกฟีเจอร์ที่มีคะแนนความสัมพันธ์สูงสุดในอันดับต้นๆ หรือเลือกตามค่า Threshold ที่กำหนด

งานวิจัยนี้ใช้มาตรวัดทางสถิติในการคัดเลือกฟีเจอร์ด้วยวิธี Pearson Correlation: ใช้ในการวัดความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างฟีเจอร์และตัวแปรตาม ค่าที่ได้อยู่ในช่วง -1 ถึง 1 โดยค่าที่มีค่าสัมบูรณ์สูงแสดงถึงความสัมพันธ์ที่แข็งแรง ดังแสดงในสมการ (1)

$$r = \frac{\sum(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i-\bar{x})^2\sum(y_i-\bar{y})^2}} \quad (1)$$

โดยที่

x_i และ y_i คือ ค่าของตัวแปร x และ y ในชุดข้อมูล

$\bar{x}$ และ $\bar{y}$ คือ ค่าเฉลี่ยของตัวแปร x และ y

การตีความ Pearson Correlation

กรณี r = 1: ความสัมพันธ์เชิงเส้นบวกที่สมบูรณ์แบบ

กรณี 0 < r < 1: ความสัมพันธ์เชิงเส้นบวกที่แตกต่างกันไปในความแข็งแรง

- 0.7 ถึง 0.9: ความสัมพันธ์เชิงเส้นบวกที่แข็งแรง
- 0.5 ถึง 0.7: ความสัมพันธ์เชิงเส้นบวกปานกลาง
- 0.3 ถึง 0.5: ความสัมพันธ์เชิงเส้นบวกที่อ่อน

กรณี r = 0: ไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น

กรณี -1 < r < 0: ความสัมพันธ์เชิงเส้นลบที่แตกต่างกันไปในความแข็งแรง

- -0.7 ถึง -0.9: ความสัมพันธ์เชิงเส้นลบที่แข็งแรง
- -0.5 ถึง -0.7: ความสัมพันธ์เชิงเส้นลบปานกลาง
- -0.3 ถึง -0.5: ความสัมพันธ์เชิงเส้นลบที่อ่อน

กรณี r = -1: ความสัมพันธ์เชิงเส้นลบที่สมบูรณ์แบบ

Recurrent Neural Network: RNN เครือข่ายประสาทเทียมที่ทรงพลังสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลแบบอนุกรม

Recurrent Neural Network (RNN) หรือเครือข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับ เป็นสถาปัตยกรรมเครือข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่ออกแบบมาเพื่อจัดการกับข้อมูลแบบอนุกรมเวลา (Time series data) เช่น ข้อมูลราคาหุ้น ข้อความภาษาธรรมชาติ

สัญญาณเสียง เป็นต้น RNN มีความแตกต่างจากเครือข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward neural network) ตรงที่ RNN มีหน่วยความจำ (Memory) ภายใน หน่วยความจำนี้ช่วยให้ RNN สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระยะยาวในข้อมูล ซึ่งเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลแบบอนุกรมเวลา สถาปัตยกรรม RNN พื้นฐานประกอบด้วยหน่วยประมวลผลที่เรียกว่า "เซลล์" (Cell) เซลล์เหล่านี้เชื่อมต่อกันเป็นเครือข่าย โดยแต่ละเซลล์จะมีหน่วยความจำภายใน หน่วยความจำนี้สามารถเก็บข้อมูลจากการประมวลผลในอดีต และใช้ข้อมูลเหล่านี้ในการประมวลผลข้อมูลปัจจุบัน

Long Short Term Memory: LSTM เครือข่ายประสาทเทียมทรงพลังสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลแบบยาว

ในโลกของปัญญาประดิษฐ์ การวิเคราะห์ข้อมูลแบบอนุกรมเวลากลายเป็นหัวข้อที่ท้าทายและมีความสำคัญอย่างมาก ข้อมูลเหล่านี้มักมีความยาว มีความซับซ้อน และมีความสัมพันธ์ระยะยาวที่จำเป็นต้องวิเคราะห์อย่างละเอียดถี่ถ้วน LSTM หรือที่เรียกว่า "เซลล์ความจำระยะยาวและระยะสั้น" ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อตอบโจทย์ปัญหานี้โดยเฉพาะ LSTM เป็นสถาปัตยกรรมเครือข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่ออกแบบมาเพื่อจัดการกับข้อมูลแบบอนุกรมเวลา โดยมีประสิทธิภาพเหนือกว่า RNN ทั่วไป

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

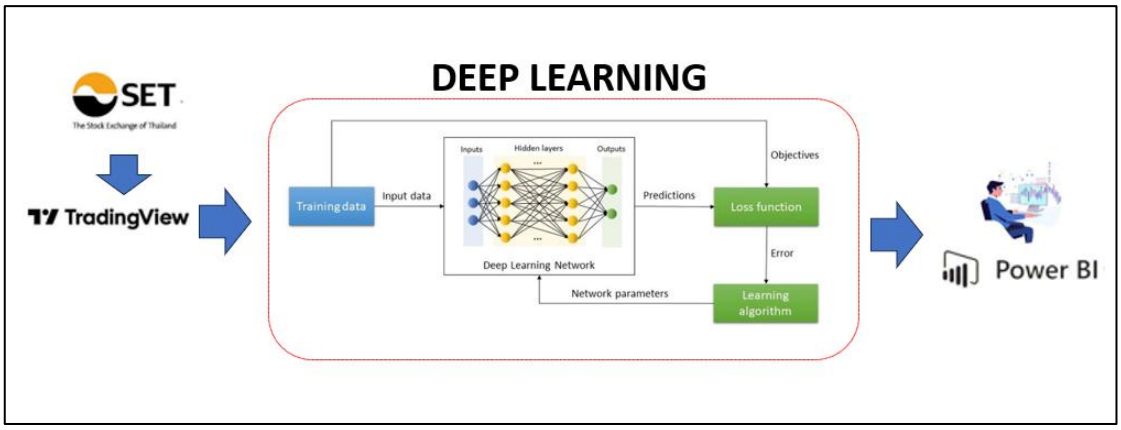
การทำนายราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ประสานมิตร, 2564) งานวิจัยนี้ มุ่งเน้นไปที่การพัฒนาระบบการทำนายราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยใช้เทคนิค Deep Learning ผู้วิจัยได้นำข้อมูลราคาหุ้นในอดีตมาพัฒนาตัวแบบ Deep Learning ด้วยสถาปัตยกรรม Long Short-Term Memory (LSTM) ซึ่งเป็นตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสูงในการวิเคราะห์ข้อมูลแบบต่อเนื่อง โดยงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกสามารถนำไปใช้ทำนายราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยสถาปัตยกรรม LSTM เป็นเทคนิคที่มีศักยภาพสูงในการวิเคราะห์ข้อมูล คาดว่าจะมีบทบาทสำคัญในการพัฒนาระบบการลงทุนในอนาคต

การพัฒนาตัวแบบทำนายราคาหุ้นด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบกลับวน (จิรพรรณ ชาญวิเศษ, วรัญญู ภักดี, ทวีศักดิ์ วงศ์สุวรรณ, 2564) งานวิจัยนี้ มุ่งเน้นไปที่การพัฒนาระบบการทำนายราคาหุ้นรายวันของบริษัทในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยใช้สถาปัตยกรรมเครือข่ายประสาทเทียมแบบกลับวน (Recurrent Neural Network: RNN) ผู้วิจัยได้นำข้อมูลราคาหุ้นในอดีต ปริมาณการซื้อขาย และข้อมูลทางการเงินของบริษัทมาพัฒนาตัวแบบ RNN ด้วยสถาปัตยกรรม LSTM ซึ่งเป็นตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสูงในการวิเคราะห์ข้อมูลแบบต่อเนื่อง โดยงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าเทคนิคเครือข่ายประสาทเทียมแบบกลับวนสามารถนำไปใช้ทำนายราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (กานต์สินี เจริญกิจวัชรชัย, 2561) งานวิจัยนี้ มุ่งเน้นไปที่การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยใช้ Machine Learning ผู้วิจัยได้นำข้อมูลราคาหุ้น ข้อมูลทางการเงินของบริษัท และข้อมูลเศรษฐกิจมหภาคมาพัฒนาตัวแบบ Machine Learning ประเภท Support Vector Machine (SVM) และ Random Forest (RF) เพื่อหาปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาหุ้น โดยงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องสามารถนำไปวิเคราะห์ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ ตัวแบบ Machine Learning เป็นเครื่องมือที่มีศักยภาพสูง คาดว่าจะมีบทบาทสำคัญในการวิเคราะห์การลงทุนในอนาคต

กรอบแนวคิดการวิจัย

งานวิจัยนี้ใช้กรณีศึกษาจากราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยการ Export Dataset ข้อมูลราคาหุ้นย้อนหลังจากแพลตฟอร์ม TradingView เพื่อนำใช้กับตัวแบบ Deep Learning โดยใช้สถาปัตยกรรม LSTM ซึ่งเป็นเทคนิคการเรียนรู้ประเภทหนึ่งของสถาปัตยกรรม RNN ที่สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระยะยาวในข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ เหมาะสำหรับนำมาใช้ในการพัฒนาตัวแบบเพื่อทำนายราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยซึ่งมีความซับซ้อนสูง



รูปที่ 2 กรอบแนวคิดการวิจัย

ตัวแบบ Deep Learning ที่ถูกพัฒนาโดยใช้สถาปัตยกรรม LSTM จะถูกออกแบบโดยคำนึงถึงปัจจัยต่างๆ เช่น ประเภทของข้อมูล เทคนิคการเรียนรู้ และขนาดของตัวแบบ รวมถึงจะได้รับการฝึกฝนด้วยข้อมูลราคาหุ้นย้อนหลัง ตัวแบบจะเรียนรู้รูปแบบและความสัมพันธ์ในข้อมูลราคาหุ้น และปรับพารามิเตอร์ของตัวแบบให้เหมาะสม โดยประสิทธิภาพของตัวแบบ จะได้รับการประเมินโดยใช้ข้อมูลราคาหุ้นที่ไม่เคยใช้ฝึกตัวแบบมาก่อน ตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสูงควรสามารถพยากรณ์ราคาหุ้นได้อย่างแม่นยำ โดยผลการพยากรณ์ของตัวแบบ Deep Learning จะถูกนำเสนอในรูปแบบวิชวลไลเซชั่นที่ใช้งานง่าย นักลงทุนสามารถใช้ข้อมูลนี้เพื่อประกอบวิเคราะห์แนวโน้มราคาหุ้นก่อนตัดสินใจลงทุนได้

สมมติฐานการวิจัย

ตัวแบบวิเคราะห์พฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ด้วยรูปแบบการเรียนรู้จากสถิติเชิงลึก กรณีศึกษาตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย สามารถนำมาใช้ในการทำนายราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์เพื่อประกอบการตัดสินใจของนักลงทุนได้ในระดับมาก

วิธีการดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ใช้ระเบียบวิธีวิจัยเชิงปริมาณ ประกอบด้วยขั้นตอนดังต่อไปนี้

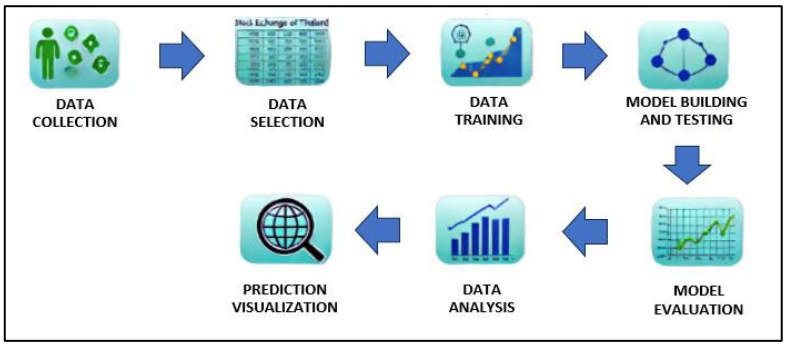
1. การเก็บรวบรวมข้อมูล: เก็บรวบรวมข้อมูลราคาหุ้นย้อนหลัง ข่าวสารทางการเงิน ข้อมูลเศรษฐกิจ และตัวชี้วัดอื่นๆ ที่เกี่ยวข้องกับตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

2. การเตรียมข้อมูล: ทำความสะอาดข้อมูล จัดรูปแบบข้อมูล และแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ประกอบด้วยชุดฝึกอบรม (Training Dataset) ในสัดส่วน 70% และชุดทดสอบ (Testing Dataset) ในสัดส่วน 30%

3. การพัฒนาตัวแบบ: พัฒนาตัวแบบ Deep Learning โดยใช้สถาปัตยกรรม RNN ประเภท LSTM การวิเคราะห์ข้อมูลแบบอนุกรมเวลา โดยพัฒนาการเรียนรู้ของตัวแบบ Deep Learning ด้วยชุดข้อมูลฝึกอบรม ปรับแต่งพารามิเตอร์ และประเมินผลลัพธ์ด้วยชุดข้อมูลทดสอบ เพื่อพิสูจน์ข้อสมมุติฐานว่าสามารถนำไปใช้ในการตัดสินใจการลงทุนในตลาดหลักทรัพย์ได้

4. การวัดและประเมินผลตัวแบบ: วัดและประเมินผลประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น โดยใช้เมตริกการวัดประสิทธิภาพที่เหมาะสมกับงานวิเคราะห์พฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ เช่น ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และค่าความถูกต้อง (Accuracy)

5. การแสดงผล: นำเสนอผลการวิเคราะห์ในรูปแบบวิชวลไลเซชั่นด้วยโปรแกรม Power BI



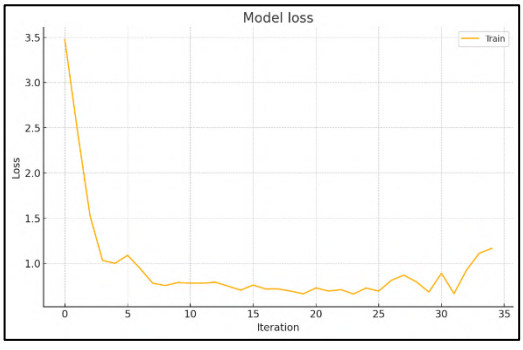
รูปที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย

สรุปผลการวิจัย

ผู้วิจัยทดสอบและประเมินผลทำนายพฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ด้วยข้อมูลทางการเงินและปริมาณการซื้อขายจากตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ได้แก่ ราคาหลักทรัพย์ในช่วงเวลาที่ต้องการวิเคราะห์ ซึ่งข้อมูลจะถูกเก็บรวบรวมตามช่วงเวลา (Time Frame) ระหว่างปี พ.ศ. 2566 - พ.ศ. 2567 ระยะเวลาเก็บรวบรวม 1 ปี เพื่อให้ทราบทิศทางและพฤติกรรมการเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์สำหรับสร้างรูปแบบการทำนาย (Prediction Pattern) โดยข้อมูลหลักทรัพย์ (Dataset) ที่เก็บรวบรวมมานี้จะถูกนำมาคัดเลือกโดยใช้เกณฑ์มูลค่าตามราคาตลาด (Market Capitalization)

ผู้วิจัยได้ทำการทดสอบตัวแบบด้วยโปรแกรม Power BI ร่วมกับภาษา Python Script เพื่อสร้างและสอนตัวแบบ โดยการใช้ฟังก์ชันสำหรับการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ข้อมูลชุดสอน (Train Dataset) จำนวน 70% และข้อมูลชุดทดสอบ (Test Dataset) จำนวน 30% จากจำนวนข้อมูลทั้งหมด 1,000 Records สำหรับใช้ในการทำนายรูปแบบอนุกรมเวลา (Time Series) ของข้อมูลใน Power BI โดยตรง สำหรับการสร้างตัวแบบการสอนและปรับปรุงตัวแบบจะพิจารณาปรับปรุงตัวแบบตามผลการประเมินด้วยเทคนิคการเพิ่มหรือลดโครงสร้าง Perceptron ในตัวแบบ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการทำนาย โดยตารางคำนวณค่า True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), False Negative (FN)

ผลการสอนตัวแบบพบว่ากราฟแสดงการเปลี่ยนแปลงของค่า Loss ในระหว่างการฝึกตัวแบบ (Training) ซึ่งเป็นการวัดค่าความผิดพลาดของการทำนายเทียบกับค่าจริงในแต่ละรอบของการฝึก (Iteration) โดยช่วงแรก (0-5 Iterations) ค่า Loss ลดลงอย่างรวดเร็วจากประมาณ 3.5 ไปจนถึงต่ำกว่า 1 การลดลงอย่างรวดเร็วนี้แสดงให้เห็นว่าตัวแบบเรียนรู้และปรับพารามิเตอร์อย่างมีประสิทธิภาพในช่วงแรก หลังจากช่วงหลัง (20-35 Iterations) พบว่าค่า Loss มีการขึ้นลงเล็กน้อยและมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นใน Iterations สุดท้าย การเพิ่มขึ้นของค่า Loss ในช่วงหลังอาจเป็นสัญญาณของการเกิด Overfitting คือ ตัวแบบเริ่มจดจำรายละเอียดของข้อมูลฝึกมากเกินไปจนไม่สามารถทำนายข้อมูลใหม่ได้ดี ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้ปรับค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีการ Dropout เพื่อป้องกันการเกิด Overfitting (ดังแสดงในรูปที่ 4)



รูปที่ 4 ผลลัพธ์การเรียนรู้ของเครื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการฝึกตัวแบบ

การพิจารณาประสิทธิภาพของโมเดล ผู้วิจัยใช้วิธีการทางสถิติ (Tsai and Wang, 2009) โดยการคัดเลือกฟีเจอร์ (Features) ด้วยวิธีการแบบฟิลเตอร์ (ชลรวี หาญลายวง, 2562) โดยฟีเจอร์คือตัวแปรที่ใช้ในการสร้างตัวแบบในการคัดเลือกตัวแปรอิสระ เพื่อให้มีความเหมาะสมกับวิธีการ และเครื่องมือในการสร้างตัวแบบ เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างฟีเจอร์และตัวแปรตามด้วยภาษา Python Script (Mukherjee et al., 2023) จากสมการ (2) - (4)

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

โดยที่

True Positive (TP) คือ ตัวแบบคาดการณ์ว่าราคาหลักทรัพย์จะสูงขึ้น แล้วราคาหลักทรัพย์สูงขึ้นจริง

True Negative (TN) คือ ตัวแบบคาดการณ์ว่าราคาหลักทรัพย์จะลดลง แล้วราคาหลักทรัพย์ลดลงจริง

False Positive (FP) คือ ตัวแบบคาดการณ์ว่าราคาหลักทรัพย์จะสูงขึ้น แต่ราคาหลักทรัพย์ลดลง

False Negative (FN) คือ ตัวแบบคาดการณ์ว่าราคาหลักทรัพย์จะลดลง แต่ราคาหลักทรัพย์สูงขึ้น

ผลการวิเคราะห์การเรียนรู้เชิงลึกพฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยเพื่อหาประสิทธิภาพของโมเดลด้วยค่า True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), False Negative (FN) จากชุดข้อมูลทดสอบ แสดงในตารางที่ 2

	Predicted Positive	Predicted Negative	Total
Actual Positive	**TP = 85**	**FN = 65**	**150**
Actual Negative	**FP = 89**	**TN = 59**	**148**
Total	**174**	**124**	**300**

ตารางที่ 2 ผลการวิเคราะห์ค่า True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), False Negative (FN) ด้วยข้อมูลชุดทดสอบ

จากตารางที่ 2 แสดงเป็น Confusion Matrix ซึ่งใช้สำหรับประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบการทำนาย โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 4 ประเภทตามการทำนายและค่าจริง ผู้วิจัยพบว่า ค่า True Positive (TP) จำนวนการทำนายที่ถูกต้องว่าเป็นบวก (85 ตัวอย่าง) ค่า False Negative (FN) จำนวนการทำนายที่ผิดพลาดว่าเป็นลบ (65 ตัวอย่าง) ค่า False Positive (FP) จำนวนการทำนายที่ผิดพลาดว่าเป็นบวก (89 ตัวอย่าง) และค่า True Negative (TN) จำนวนการทำนายที่ถูกต้องว่าเป็นลบ (59 ตัวอย่าง) โดยมีค่าความแม่นยำ 48.89% ค่าความระลึก 56.82% และค่าความถูกต้อง 48.08% ซึ่งอยู่ในระดับน้อย แสดงให้เห็นว่าในการคาดการณ์ผลตอบแทนของหุ้นรายวัน รายสัปดาห์ และ รายเดือน ด้วยค่าพารามิเตอร์จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่างยังไม่เหมาะสมในการนำมาพยากรณ์

รูปที่ 5 พฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

อภิปรายผลการวิจัย

ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกที่พัฒนาขึ้นสามารถทำนายและวิเคราะห์พฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยมีความถูกต้องและแม่นยำในระดับน้อย ทำให้ผลลัพธ์ของการทำนายพฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ยังไม่ถูกต้อง โดยต้องมีการปรับปรุงตัวแบบ รวมทั้งการเพิ่มค่าพารามิเตอร์ข้อมูล เช่น ข้อมูลผลการดำเนินงานจากงบการเงิน เป็นต้น นอกจากนี้ข้อมูลที่นำมาใช้สร้างและสอนตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึก หากมีความซับซ้อนและมีปัจจัยหลากหลายที่ส่งผลต่อราคาหลักทรัพย์อาจทำให้ได้ผลการทำนายในสภาวะที่คลาดเคลื่อน และอาจทำให้ตัวแบบไม่สามารถทำนายได้อย่างแม่นยำทุกครั้ง

จากผลการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยพบว่ามีความสอดคล้องกับงานวิจัยของชลรวี หาญลำยวง (2562) ที่ใช้ ML เพื่อคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงของดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยอัลกอริทึม (Algorithms) ที่เลือกใช้เป็นแบบ Classification ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบที่คาดการณ์ได้ความแม่นยำเฉลี่ยอยู่ที่ 61.63% และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานอยู่ที่ 1.08% และสอดคล้องกับงานวิจัยของ วริศ ปัญญาฉัตรพร (2564) ที่พยากรณ์ผลตอบแทนของหุ้นสามัญในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยโดยใช้ ML ประกอบกับข้อมูลและปัจจัยต่าง ๆ ในอดีตที่มีผลต่อราคา โดยคาดการณ์ผลตอบแทน 1 วัน 1 เดือน และ 3 เดือน ซึ่งพบว่าการใช้ ML ยังไม่เหมาะสมในการนำมาคาดการณ์หุ้นรายวัน แต่หากเป็นการคาดการณ์ผลตอบแทนของหุ้นรายเดือนและรายไตรมาส แบบจำลอง Artificial Neural Network สามารถนำมาใช้ในการพยากรณ์ได้แม่นยำที่สุด ดังนั้นการแก้ไขข้อจำกัดดังกล่าวอาจจำเป็นต้องใช้การวิจัยเรื่องการใช้ตัวชี้วัดการวิเคราะห์เชิงลึก (Verma, Sahu and Sahu, 2023) เพิ่มเติมเพื่อพัฒนาวิธีการและเทคโนโลยีที่ทันสมัยเพื่อเพิ่มความแม่นยำและประสิทธิภาพในการทำนายพฤติกรรมราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยได้อย่างต่อเนื่องและมีประสิทธิภาพที่สูงขึ้นในการตัดสินใจทางการลงทุนต่อไป

ข้อเสนอแนะ

เพื่อพัฒนาและปรับปรุงงานวิจัยให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นในอนาคต เพิ่มความน่าเชื่อถือทางวิชาการ และนำไปใช้จริงในสถานการณ์จริงในตลาดหลักทรัพย์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผู้วิจัยขอเสนอแนะดังนี้

1. การเพิ่มปริมาณข้อมูล
   - เพิ่มปริมาณข้อมูลฝึกอบรมให้มากขึ้น ครอบคลุมช่วงเวลาที่ยาวนานขึ้น และหลากหลายประเภทของหลักทรัพย์
   - นำข้อมูลข่าวสาร ข้อมูลเศรษฐกิจ และปัจจัยอื่นๆ ที่เกี่ยวข้องมาผนวกรวมในการวิเคราะห์
   - พิจารณาใช้เทคนิคการเก็บข้อมูลแบบ Real-time เพื่อให้โมเดลสามารถเรียนรู้จากข้อมูลล่าสุดได้อย่างทันท่วงที

2. การเลือกใช้เทคโนโลยีใหม่ๆ หรือผสานการใช้งานเทคโนโลยี

• ศึกษาและพัฒนาตัวแบบ Deep Learning รูปแบบใหม่ที่มีประสิทธิภาพสูงขึ้น เช่น ตัวแบบ Transformer หรือตัวแบบ Capsule Networks

• พิจารณาใช้วิธีการผสมผสานตัวแบบ Deep Learning หลากหลายรูปแบบเข้าด้วยกัน (Ensemble Learning) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำนาย

• นำเทคนิคการเรียนรู้แบบถ่ายโอน (Transfer Learning) มาใช้ประโยชน์ โดยเทคนิคนี้เป็นกลยุทธ์การเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ตัวแบบที่ผ่านการเรียนรู้มาแล้ว (Pre-trained Model) มาปรับใช้กับงานใหม่ โดยไม่ต้องเริ่มต้นฝึกฝนโมเดลใหม่ตั้งแต่ต้น เปรียบเสมือนการนำความรู้และประสบการณ์ที่สั่งสมมาใช้ต่อยอด ช่วยให้ตัวแบบเรียนรู้ได้เร็วขึ้น ประหยัดเวลา ทรัพยากร และเพิ่มประสิทธิภาพการทำงาน

3. การปรับแต่งพารามิเตอร์ให้มีประสิทธิภาพ

• ปรับแต่งพารามิเตอร์ของตัวแบบอย่างละเอียด โดยใช้วิธีการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด (Hyperparameter Optimization) โดยอาจปรับแต่งค่าด้วยมือ หรือใช้เครื่องมือในการวิเคราะห์ เช่น Scikit-optimize, Optuna และ Hyperopt เป็นต้น

• พิจารณาใช้วิธีการ Regularization เพื่อป้องกันปัญหา Overfitting

• เลือกใช้ฟีเจอร์ที่เหมาะสม โดยใช้วิธี Feature Selection หรือ Feature Engineering

เอกสารอ้างอิง

จิรพรรณ ชาญวิเศษ, วรัญญู ภักดี, ทวีศักดิ์ วงศ์สุวรรณ. การพัฒนาตัวแบบทำนายราคาหุ้นด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบกลับวน. **วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.** 32,1 (2564): 53-62

กานต์สินี เจริญกิจวัชรชัย. (2561). **การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง.** วิทยานิพนธ์เศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต สาขาเศรษฐศาสตร์ธุรกิจ คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.

ชลรวี หาญลำยวง. (2562). **การคาดการณ์ดัชนีราคาหุ้นนตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยโดยใช้มะชีนเลิร์นนิงเทคนิค.** สารนิพนธ์ปริญญาการจัดการมหาบัณฑิต วิทยาลัยการจัดการ มหาวิทยาลัยมหิดล.

วริศ ปัญญาฉัตรพร. (2564). **การคาดการณ์ผลตอบแทนในอนาคตของตราสารทนหุ้นสามัญโดยการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และแบบจำลอง Long Short-Term Memory.** สารนิพนธ์ปริญญาการจัดการมหาบัณฑิต วิทยาลัยการจัดการ มหาวิทยาลัยมหิดล

Sonkavde, G., Dharrao, D.S., Bongale, A.M., Deokate, S.T., Doreswamy, D. and Bhat, S.K., Forecasting stock market prices using machine learning and deep learning models: A systematic review, performance analysis and discussion of implications. **International Journal of Financial Studies.** 11,3 (2023): 94

Verma, S., Sahu, S.P. and Sahu, T.P., Stock Market Forecasting with Different Input Indicators using Machine Learning and Deep Learning Techniques. **A Review Engineering Letters**, 31,1 (2023)

Mukherjee, S., Sadhukhan, B., Sarkar, N., Roy, D. and De, S., Stock market prediction using deep learning algorithms**. CAAI Transactions on Intelligence Technology**, 8,1 (2023): 82-94.