



CS 2567/2

เค้าโครงโครงงานคอมพิวเตอร์

การพัฒนาระบบคาดการณ์ราคาหุ้นโดยใช้โมเดล Multi-Layer LSTM สำหรับ
ดัชนี S&P 500

Development of a Stock Price Prediction System Using Multi-Layer
LSTM Models for the S&P 500 Index

โดย

653380325-4 นายณดล มุลตลาด

653380197-7 นายณัฐภัทร ตรงวัฒนวุฒิ

อาจารย์ที่ปรึกษา : รศ. ดร.ปัญญาพล หอระตะ

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษารายวิชา 353 761 สัมมนาทางวิทยาการคอมพิวเตอร์

ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2567

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ วิทยาลัยการคอมพิวเตอร์

มหาวิทยาลัยขอนแก่น

(เดือน ตุลาคม พ.ศ. 2567)

การเสนอเค้าโครงโครงการคอมพิวเตอร์

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ วิทยาลัยการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

ชื่อ นายณดล มุลตลาด

รหัสประจำตัว 653380325-4

Mr. Nadon Moontarad

นายณัฐภัทร ตรงวัฒนาวุฒิ

รหัสประจำตัว 653380197-7

Mr. Nutthapat Trongwattanawut

นักศึกษาระดับปริญญาตรี หลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์

อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการ รศ. ดร.ปัญญาพล หอระตะ

Project Advisor Assoc. Prof. Punyaphol Horata

1 ชื่อหัวข้อโครงการ

ภาษาไทย: การพัฒนาระบบคาดการณ์ราคาหุ้นโดยใช้โมเดล Multi-Layer LSTM สำหรับดัชนี S&P 500

ภาษาอังกฤษ: Development of a Stock Price Prediction System Using Multi-Layer LSTM Models for the S&P 500 Index

2 หลักการและเหตุผล

ตลาดหุ้นมีความผันผวนและไม่เป็นเชิงเส้น ทำให้การทำนายราคาที่แม่นยำเป็นเรื่องที่ท้าทาย วิธีการทางสถิติแบบดั้งเดิมมักไม่สามารถจับรูปแบบซับซ้อนและความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนในข้อมูลอนุกรมเวลาทางการเงินได้ [1]

เครือข่าย Multi-Layer LSTM ซึ่งเป็นรูปแบบพิเศษของโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (Recurrent Neural Networks - RNN) เป็นเครื่องมือที่ทรงพลังในการจัดการกับความท้าทายเหล่านี้ ความสามารถในการเรียนรู้และจดจำความสัมพันธ์ระยะยาวในข้อมูลลำดับทำให้เหมาะสำหรับการวิเคราะห์พลวัตของราคาหุ้น [2-4]

Multi-Layer LSTM ใช้กลไกการเปิด-ปิดข้อมูลที่ไม่ซ้ำใคร เพื่อเลือกรักษาหรือละทิ้งข้อมูลจากช่วงเวลา ก่อนหน้า ซึ่งช่วยแก้ปัญหาการลดทอนของเกรเดียนต์ (vanishing gradient) ที่เป็นปัญหาสำหรับ RNN แบบดั้งเดิม สิ่งนี้ทำให้ Multi-Layer LSTM สามารถจับความสัมพันธ์และรูปแบบระยะยาวในข้อมูลราคาหุ้นได้ ส่งผลให้การทำนายมีความแม่นยำมากขึ้น [5-6]

การเลือกคุณลักษณะนำเข้า (input features) ที่เหมาะสมเป็นสิ่งสำคัญในการสร้างโมเดลการทำนายราคาหุ้นที่มีประสิทธิภาพ แม้ว่าการวิเคราะห์ข่าวหรืออารมณ์ของข่าวจะอยู่นอกขอบเขตของโครงการนี้ แต่การใช้ข้อมูลราคาหุ้นในอดีตร่วมกับตัวชี้วัดทางเทคนิคที่เลือกอย่างรอบคอบจะช่วยให้ได้ข้อมูลเชิงลึกที่มีคุณค่าเกี่ยวกับแนวโน้มและโมเมนตัมของตลาด [3, 7-8]

Multi-Layer LSTM อาจเผชิญกับปัญหาการ overfitting โดยเฉพาะเมื่อฝึกโมเดลด้วยข้อมูลที่จำกัด [3] การใช้เทคนิคต่าง ๆ เช่น การเพิ่มข้อมูล (data augmentation) และ dropout สามารถช่วยลดปัญหานี้และเพิ่มความสามารถในการคาดการณ์ที่ดีขึ้น [3, 9-10]

การประเมินประสิทธิภาพของโมเดล Multi-Layer LSTM จำเป็นต้องใช้ตัวชี้วัดที่เหมาะสม เช่น RMSE, MAE และ MAPE ซึ่งเป็นมาตรวัดที่ใช้กันทั่วไปในการประเมินความแม่นยำของการทำนายราคาหุ้น [4, 7]

เป้าหมายสูงสุดคือการพัฒนาาระบบที่ใช้ Multi-Layer LSTM ที่สามารถเรียนรู้จากข้อมูลราคาหุ้นในอดีต และทำนายการเคลื่อนไหวของราคาในอนาคตในตลาดตลาดหุ้นสหรัฐฯ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งระบบนี้อาจช่วยให้นักลงทุนตัดสินใจได้อย่างมีข้อมูลมากขึ้น

3 วัตถุประสงค์ของโครงการ

- 3.1 เพื่อพัฒนาระบบคาดการณ์ราคาหุ้นใน S&P 500 โดยใช้โมเดล Multi-Layer LSTM
- 3.2 เพื่อปรับปรุงความแม่นยำในการคาดการณ์ราคาหุ้นด้วยการใช้โมเดล Multi-Layer LSTM
- 3.3 เพื่อช่วยนักลงทุนและผู้ใช้งานทั่วไปในการตัดสินใจลงทุนอย่างมีประสิทธิภาพ ด้วยการคาดการณ์แนวโน้มราคาหุ้นที่อิงจากข้อมูลในอดีต

4 ทฤษฎีและผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

4.1 Long Short-Term Memory (LSTM) ในการทำนายราคาหุ้น

LSTM เป็นหนึ่งในประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Recurrent Neural Network (RNN) ที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อลดข้อจำกัดของ RNN แบบดั้งเดิมซึ่งมักเผชิญปัญหาการลดทอนของเกรเดียนต์ (vanishing gradient) ทำให้ไม่สามารถเก็บรักษาข้อมูลในช่วงเวลานานได้ดี อย่างไรก็ตาม LSTM ถูกออกแบบมาเพื่อลดปัญหาดังกล่าว จึงเหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา เช่น ราคาหุ้น เนื่องจากมีความสามารถในการรักษาข้อมูลระยะยาวได้อย่างมีประสิทธิภาพ [5, 11]

4.2 สถาปัตยกรรมของ LSTM

LSTM ทำงานได้ดีผ่านสถาปัตยกรรมที่เป็นเอกลักษณ์ ประกอบด้วย 3 เกตหลัก คือ forget gate, input gate และ output gate โดย

- ก. forget gate ทำหน้าที่กำหนดว่าข้อมูลจากช่วงเวลาก่อนหน้าควรถูกละทิ้งหรือไม่
- ข. input gate จะตัดสินใจว่าจะเพิ่มข้อมูลใหม่เข้าไปหรือไม่
- ค. output gate จะควบคุมผลลัพธ์ที่ออกมาโดยอิงจากสถานะของเซลล์และข้อมูลที่ได้รับเข้ามา [11]

4.3 การเลือกฟังก์ชันกระตุ้น (activation function)

การเลือกฟังก์ชันกระตุ้นเป็นสิ่งสำคัญในโครงข่าย LSTM โดยฟังก์ชัน sigmoid มักถูกใช้ในเกตต่าง ๆ เพื่อควบคุมการไหลของข้อมูล ขณะที่ฟังก์ชัน tanh ถูกใช้ในส่วนสถานะเซลล์ เพื่อช่วยในการจับความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเส้นตรงในข้อมูล [11]

4.4 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

4.4.1 หลายงานวิจัยได้แสดงให้เห็นว่า Long Short-Term Memory (LSTM) สามารถใช้ในการทำนายราคาหุ้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีการพัฒนาหลากหลายรูปแบบเพื่อเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือในการทำนาย ตัวอย่างเช่น การวิจัยของ Zhuge, Xu และ Zhang ได้พัฒนาโมเดล LSTM เพื่อทำนายราคาหุ้นที่รวมการวิเคราะห์อารมณ์ความรู้สึก ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดลที่พัฒนาขึ้นนี้สามารถปรับปรุงความแม่นยำในการทำนายราคาหุ้นได้อย่างมีนัยสำคัญ [4]

4.4.2 ในทำนองเดียวกัน, Kai Chen, Yi Zhou และ Fangyan Dai ได้นำเสนอการใช้ LSTM เพื่อทำนายผลตอบแทนของตลาดหุ้นจีน การวิจัยของพวกเขาพบว่าโมเดลนี้ให้ความแม่นยำที่หลากหลายตั้งแต่ 14.3% ถึง 27.2% ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของ LSTM ในการทำนายผลตอบแทนของตลาดหุ้น [4]

4.4.3 อีกหนึ่งตัวอย่างที่น่าสนใจคือการวิจัยของ Hengjian ซึ่งแสดงให้เห็นว่า LSTM สามารถทำนายราคาหุ้นของ Google โดยมีค่า RMSE ต่ำกว่า 1% การวิจัยนี้ชี้ให้เห็นถึงศักยภาพที่แข็งแกร่งของ LSTM ในการทำนายราคาหุ้นในตลาดที่มีความผันผวนสูง [4]

4.4.4 แต่ยังมีข้อจำกัดในเรื่องความแม่นยำที่ไม่เพียงพอ Srilakshmi และ Sruthi (2021) จึงพัฒนาและเปรียบเทียบโมเดล Multi-Layer LSTM ที่มีการเพิ่มจำนวนของเลเยอร์สามารถทำนายราคาหุ้นได้ดีขึ้น โมเดลที่ใช้เลเยอร์ซ้อนกันหลายชั้นสามารถปรับตัวกับข้อมูลที่ซับซ้อนได้ดียิ่งขึ้น ทำให้ผลการทำนายมีความแม่นยำสูงขึ้น

4.4.5 และการวิจัยของ Kumaresan, Basha, Manikandan และคนอื่น ๆ (2023) ได้ย้ำว่าโมเดล LSTM, attention-based LSTM และ Multi-Layer LSTM แสดงผลลัพธ์ที่น่าพึงพอใจ โดยมีความแม่นยำในการทำนายที่ดีกว่าโมเดล univariate LSTM และ multivariate LSTM

จากการศึกษาที่ผ่านมา แสดงให้เห็นว่า LSTM และ Multi-Layer LSTM มีศักยภาพสูงในการทำนายราคาหุ้นและสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์และพัฒนาระบบการลงทุนได้อย่างมีประสิทธิภาพ โครงการนี้จึงมุ่งเน้นที่การพัฒนาระบบคาดการณ์ราคาหุ้นโดยใช้โมเดล Multi-Layer LSTM สำหรับดัชนี S&P 500 เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำและเชื่อถือได้ยิ่งขึ้น

4.5 Multi-Layer LSTM

แบบจำลองนี้ใช้ชั้น LSTM หลายชั้นวางซ้อนกัน สูตรสำหรับเซลล์ LSTM แบบซ้อนจะคล้ายกับเซลล์ LSTM พื้นฐาน แต่จะมีชั้นเพิ่มเติม [4]

4.6 การเลือกคุณลักษณะนำเข้า (input features)

เป็นสิ่งสำคัญสำหรับการทำนายที่แม่นยำ โดยนักวิจัยได้ทดลองกับคุณลักษณะต่าง ๆ เช่น

ก. ราคาหุ้นในอดีต คุณลักษณะนี้เป็นรากฐานสำหรับการทำความเข้าใจการเคลื่อนไหวและรูปแบบราคาที่ผ่านมา [2, 5-6, 9, 12-14]

ข. ตัวชี้วัดทางเทคนิค เป็นการคำนวณทางคณิตศาสตร์ที่อิงจากข้อมูลราคาหุ้นและปริมาณการซื้อขายในอดีต เพื่อให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับแนวโน้มและโมเมนตัมของตลาด [2, 9, 12-14]

4.7 การประเมินผลการทำงานของโมเดล LSTM

มักใช้เมตริกต่าง ๆ เช่น RMSE, MAE และ R2-score โดย RMSE วัดขนาดเฉลี่ยของข้อผิดพลาดในการทำนาย, MAE วัดข้อผิดพลาดเฉลี่ยของการทำนายในเชิงสัมบูรณ์, และ R2-score แสดงสัดส่วนของความแปรปรวนในตัวแปรตามที่โมเดลสามารถอธิบายได้ [2, 4-7, 9, 12-14]

4.8 การปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ (hyperparameter tuning)

เป็นสิ่งสำคัญในการเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดล LSTM ไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่สำคัญได้แก่ จำนวนชั้นซ่อน (hidden layers), [2, 5-6, 12-13] จำนวนเซลล์ประสาทในแต่ละชั้น, [2, 5, 9, 12-13] อัตราการเรียนรู้ (learning rate) [5, 9, 15] และขนาดของแบตช์ (batch size) [5, 9, 15]

4.9 หุ้น

หุ้น คือหลักทรัพย์ที่บริษัทออกขายเพื่อระดมทุน ผู้ถือหุ้นถือเป็นเจ้าของส่วนหนึ่งของบริษัทและมีสิทธิได้รับผลตอบแทน เช่น เงินปันผล โดยทั่วไปหุ้นแบ่งออกเป็น 2 ประเภท ได้แก่

4.9.1 หุ้นสามัญ (Common Stock)

ก. ผู้ถือหุ้นสามัญมีสิทธิออกเสียงในการตัดสินใจสำคัญของบริษัท เช่น การเลือก กรรมการ การ

เพิ่มทุน

ข. ได้รับเงินปันผลเมื่อบริษัทมีกำไร

ค. มีโอกาสได้รับกำไรจากการขายหุ้นเมื่อราคาหุ้นสูงขึ้น

4.9.2 หุ้นบุริมสิทธิ (Preferred Stock)

ก. ผู้ถือหุ้นบุริมสิทธิไม่มีสิทธิออกเสียง

ข. ได้รับเงินปันผลในอัตราคงที่ก่อนผู้ถือหุ้นสามัญ

ค. ได้รับเงินคืนทุนก่อนผู้ถือหุ้นสามัญหากบริษัทเลิกกิจการ [16]

4.10 ระบบช่วยการตัดสินใจ (Decision Support System)

Decision Support System หรือ DSS หมายถึง ระบบคอมพิวเตอร์ที่ออกแบบมาเพื่อช่วยให้ผู้ใช้สามารถตัดสินใจได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยระบบนี้จะทำการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนมาก และนำเสนอผลการวิเคราะห์ในรูปแบบที่เข้าใจง่าย พร้อมทั้งให้ข้อเสนอแนะเกี่ยวกับทางเลือกต่างๆ ที่เป็นไปได้ในการตัดสินใจ [17]

4.11 ยาฮู ไฟแนนซ์ (Yahoo Finance)

Yahoo Finance คือแพลตฟอร์มข้อมูลทางการเงินชั้นนำที่ให้บริการข้อมูลข่าวสารเกี่ยวกับตลาดหลักทรัพย์ทั่วโลก รวมถึงข้อมูลเชิงลึกของบริษัทต่างๆ ราคาหุ้น ข่าวสาร และเครื่องมือวิเคราะห์ทางการเงินที่หลากหลาย ทำให้เป็นแหล่งข้อมูลที่ได้รับความนิยมอย่างสูงจากนักลงทุน นักวิเคราะห์ และผู้ที่สนใจติดตามสถานการณ์ตลาดทุน

4.11.1 จุดเด่นของ Yahoo Finance

ก. ข้อมูลครอบคลุม ครอบคลุมตลาดหลักทรัพย์ทั่วโลก ทั้งหุ้น พันธบัตร สกุลเงิน และสินทรัพย์ดิจิทัล

ข. ข้อมูลอัปเดตทันที ข้อมูลราคาหุ้นและข่าวสารทางการเงินถูกอัปเดตอย่างต่อเนื่อง

ค. เครื่องมือวิเคราะห์ มีเครื่องมือวิเคราะห์ทางเทคนิคและพื้นฐานที่หลากหลาย ช่วยให้นักลงทุนสามารถตัดสินใจลงทุนได้อย่างมีข้อมูล

ง. API สำหรับนักพัฒนา เปิดให้ผู้พัฒนาสามารถเข้าถึงข้อมูลผ่าน API เพื่อนำไปสร้างแอปพลิเคชันหรือระบบต่างๆ ได้

จ. ฟรี บริการส่วนใหญ่ของ Yahoo Finance นั้นสามารถใช้งานได้ฟรี

4.11.2 ประโยชน์ที่ได้รับจากการใช้ Yahoo Finance

ก. เข้าใจตลาดทุน ช่วยให้นักลงทุนเข้าใจสถานการณ์ตลาดทุนได้อย่างลึกซึ้ง

ข. ตัดสินใจลงทุน ช่วยให้นักลงทุนสามารถตัดสินใจลงทุนได้อย่างมีข้อมูลมากขึ้น

ค. พัฒนาโปรแกรม นักพัฒนาสามารถนำข้อมูลจาก Yahoo Finance ไปสร้างแอปพลิเคชันสำหรับการลงทุนได้ [18]

4.12 ดัชนี S&P 500

ดัชนี S&P 500 เป็นดัชนีตลาดหุ้นที่ติดตามผลประกอบการของ 500 บริษัทชั้นนำในสหรัฐอเมริกา ซึ่งเป็นตัวแทนกว่า 80% ของบริษัทที่จดทะเบียนในสหรัฐอเมริกา ดัชนีนี้สะท้อนถึงสภาพเศรษฐกิจของสหรัฐฯ และมักถูกใช้อ้างอิงในการวิเคราะห์แนวโน้มตลาดการเงินโลก ก่อตั้งขึ้นเมื่อวันที่ 4 มีนาคม 1957 โดย Standard & Poor's

4.12.1 การคำนวณดัชนี

S&P 500 คำนวณโดยใช้มูลค่าตลาดของบริษัท (Market Cap) โดยจะถ่วงน้ำหนักให้กับบริษัทที่มีมูลค่าตลาดสูงกว่า บริษัทที่ผ่านเกณฑ์จะต้องมีมูลค่าทางการตลาดขั้นต่ำ 6.1 พันล้านเหรียญ และต้องเป็นบริษัทในสหรัฐฯ

4.12.2 ความแตกต่างกับ Dow Jones

Dow Jones ประกอบด้วยบริษัทเพียง 30 แห่ง และใช้วิธีถ่วงน้ำหนักตามราคาหุ้น ขณะที่ S&P 500 ใช้มูลค่าตลาด [19]

4.13 ไพทอน (Python)

Python เป็นภาษาการเขียนโปรแกรมที่ใช้งานง่ายและมีความยืดหยุ่นสูง ได้รับความนิยมในงานพัฒนาซอฟต์แวร์ วิทยาศาสตร์ข้อมูล และแมชชีนเลิร์นนิง ข้อดีของ Python ได้แก่

4.13.1 อ่านง่าย เนื่องจากไวยากรณ์ใกล้เคียงกับภาษาอังกฤษ

4.13.2 มีไลบรารีและเฟรมเวิร์กหลากหลาย

4.13.3 รองรับการใช้งานได้ในหลายระบบปฏิบัติการ [20]

4.14 เทนเซอร์โฟลว์ (TensorFlow)

TensorFlow เป็นโปรแกรมช่วยในการพัฒนาและฝึกโมเดล Machine Learning (ML) และ Deep Learning (DL) ซึ่งพัฒนาโดยทีม Google Brain Team และเผยแพร่ในรูปแบบโอเพนซอร์ส รองรับการใช้งานโค้ดด้วยภาษา Python และใช้งานได้บนหลายแพลตฟอร์ม เช่น Windows, macOS, Linux, Android และ iOS ด้วยความสามารถในการประมวลผลข้อมูลที่ซับซ้อนอย่างรวดเร็วและมีความแม่นยำสูง TensorFlow จึงเป็นเครื่องมือสำคัญในการตัดสินใจทางธุรกิจ เช่น การวิเคราะห์ข้อมูล, การจำแนกประเภทภาพ, และการทำนายเหตุการณ์ต่าง ๆ

1.14.1 ประโยชน์ของ TensorFlow

ก. สร้างและพัฒนาโมเดล ML/DL ง่ายขึ้น

ข. ประมวลผลข้อมูลได้รวดเร็วและแม่นยำ

ค. รองรับหลายแพลตฟอร์มและอุปกรณ์

ง. ชุมชนและการสนับสนุนที่แข็งแกร่ง [21]

4.15 เคอราส (Keras)

Keras คือไลบรารี Open Source สำหรับการสร้างโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ที่ถูกพัฒนาให้ใช้งานง่าย รวดเร็ว และเป็นโมดูลาร์ เขียนด้วยภาษา Python และสามารถทำงานบนแบ็กเอนด์อย่าง Theano, TensorFlow หรือ CNTK โดยทำหน้าที่เป็น High-Level API เพื่อช่วยให้การสร้างโมเดลโครงข่าย

ประสาทข่ายขึ้น โดยไม่ต้องจัดการคำนวณที่ซับซ้อนระดับต่ำ Keras ช่วยในการสร้างและตั้งค่าชั้น (layers) ของโมเดล รวมถึงการกำหนดอินพุตและเอาต์พุตของโมเดล และยังมีฟังก์ชันที่ช่วยในการฝึกโมเดลด้วย เช่น ฟังก์ชันการสูญเสีย (loss function) และเครื่องมือเพิ่มประสิทธิภาพ (optimizer) [22]

4.16 จูปีเตอร์ โน้ตบุ๊ก (Jupyter Notebook)

Jupyter Notebook เป็นแพลตฟอร์มที่ช่วยให้เขียนโค้ด ทดสอบ และแสดงผลลัพธ์ในรูปแบบของโน้ตบุ๊กที่มีการแบ่งเป็นเซลล์ (cell) แต่ละเซลล์สามารถเป็นเนื้อหาเช่น ข้อความ รูปภาพ วิดีโอ หรือโค้ดโปรแกรม (มักใช้ภาษา Python) ที่สามารถรันคำสั่งได้จริง ๆ การรวมทุกอย่างไว้ในที่เดียวช่วยให้การเรียนการสอน การวิเคราะห์ข้อมูล และการทดลองต่าง ๆ สะดวกยิ่งขึ้นและมีประสิทธิภาพมากกว่าเดิม [23]

4.17 วิวอล สตูดิโอ โค้ด (Visual Studio Code)

Visual Studio Code (VSCode) คือโปรแกรมแก้ไขโค้ด (Code Editor) ที่พัฒนาโดยไมโครซอฟท์ และเป็นซอฟต์แวร์แบบ Open Source ซึ่งสามารถใช้งานได้ฟรี เหมาะสำหรับนักพัฒนาที่ต้องการทำงานข้ามแพลตฟอร์ม รองรับ Windows, macOS และ Linux

คุณสมบัติเด่นของ VSCode รองรับภาษาโปรแกรมหลายภาษา เช่น JavaScript, TypeScript, Node.js, C++, C#, Java, Python, PHP และ Go สามารถเชื่อมต่อกับ Git ได้ มีส่วนขยายมากมาย เช่น Themes, Debugger, และ Commands ความแตกต่างระหว่าง VSCode กับ Visual Studio : VSCode ไม่มี GUI designer ทำให้โปรแกรมเบากว่า Visual Studio และสามารถใช้งานได้ฟรี mindphp [24]

4.18 สตรีมลิท (Streamlit)

Streamlit เป็นเครื่องมือที่โดดเด่นสำหรับการสร้างแดชบอร์ดและเว็บแอปพลิเคชันที่ใช้งานข้อมูลและการวิเคราะห์ เพิ่มความสะดวกและรวดเร็วในการพัฒนาโดยเฉพาะการตอบสนองความต้องการเฉพาะของผู้ใช้งานในองค์กรต่าง ๆ คุณสมบัติเด่นของ Streamlit มีดังนี้

4.18.1 ความยืดหยุ่น สามารถสร้างเนื้อหาที่เป็น static content (ข้อความ, รูปภาพ, กราฟ, วิดีโอ, เสียง) และรันโค้ดภาษา Python ได้ในทันที

4.18.2 ใช้งานง่าย ลดความยุ่งยากในการพัฒนาแดชบอร์ด เพราะรวมองค์ประกอบที่สำคัญทั้งหมดไว้ในแพ็คเกจเดียว

4.18.3 ความนิยม มีการใช้งานแพร่หลายเนื่องจากความง่ายในการใช้งานและความเข้ากันได้ดีกับภาษา Python

4.18.4 เหมาะสำหรับการเรียนการสอน ช่วยให้การเรียนรู้และสอนการวิเคราะห์ข้อมูลและ machine learning ทำได้ง่ายขึ้น [25]

5 วิธีดำเนินการวิจัย

5.1 ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำนายราคาหุ้นด้วย Multi-Layer LSTM

5.2 วิเคราะห์และเลือกเครื่องมือที่เหมาะสมโดยใช้ Visual Studio Code, Python, TensorFlow, และ Keras สำหรับการพัฒนาโมเดล และเลือกใช้แพลตฟอร์ม คือ Jupyter Notebook, Streamlit

5.3 การเก็บรวบรวมข้อมูล

5.3.1 รวบรวมข้อมูลราคาหุ้นย้อนหลังจาก Yahoo Finance โดยเลือกหุ้นหรือดัชนีที่ต้องการวิเคราะห์ เช่น หุ้นเดี่ยว (AAPL, BBK.JK) หรือดัชนี (S&P 500, FTSE 100) ข้อมูลที่ใช้จะรวมถึงราคาปิด ราคาสูง/ต่ำ ราคาปรับปรุง (Adjusted Close) และปริมาณการซื้อขาย (Volume)

5.3.2 กำหนดช่วงเวลาที่จะครอบคลุมหลายปีเพื่อให้โมเดล Multi-Layer LSTM สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ในระยะยาวได้

5.4 การเตรียมข้อมูล

5.4.1 ทำการตรวจสอบและจัดการค่าที่ขาดหายไปในช่วงข้อมูล โดยใช้วิธีการเติมค่า เช่น การ backfilling (ใช้ค่าของวันก่อนหน้า)

5.4.2 ทำการ Normalize ข้อมูลเพื่อให้ทุกฟีเจอร์อยู่ในช่วงที่ใกล้เคียงกัน โดยใช้ Min-Max Scaling หรือ Standardization เพื่อป้องกันการเรียนรู้ที่ไม่สมดุลจากฟีเจอร์ที่มีขนาดแตกต่างกัน

5.5 การแบ่งข้อมูล

5.5.1 แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดฝึก (training set) และชุดทดสอบ (test set) โดยทั่วไปแบ่งเป็น 70%-80% สำหรับการฝึกโมเดล และ 20%-30% สำหรับการทดสอบ เพื่อวัดผลการพยากรณ์

5.6 การพัฒนาโมเดล Multi-Layer LSTM

5.6.1 สร้างโมเดล LSTM โดยเลือกใช้สถาปัตยกรรมแบบ Multi-Layer LSTM โดยมีสูตรในการฝึกตัวโมเดลดังสมการที่ 1-5

สูตร LSTM ชั้นเดียว

$$\text{Input Gate: } i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (1)$$

$$\text{Forget Gate: } f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

$$\text{Cell State: } c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tanh(W_c * [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$\text{Output Gate: } o_t = \sigma(W_o * [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (4)$$

$$\text{Hidden State: } h_t = o_t * \tanh(c_t) \quad (5)$$

โดยที่ σ หมายถึงฟังก์ชันเปิดใช้งานซิกมอยด์ (sigmoid activation function)

\tanh หมายถึงฟังก์ชันเปิดใช้งานแทนเจนต์ไฮเพอร์โบลิค (hyperbolic tangent activation function)

x_t คือเวกเตอร์อินพุตในเวลาขณะ t

h_{t-1} คือสถานะซ่อนจากช่วงเวลาก่อนหน้า

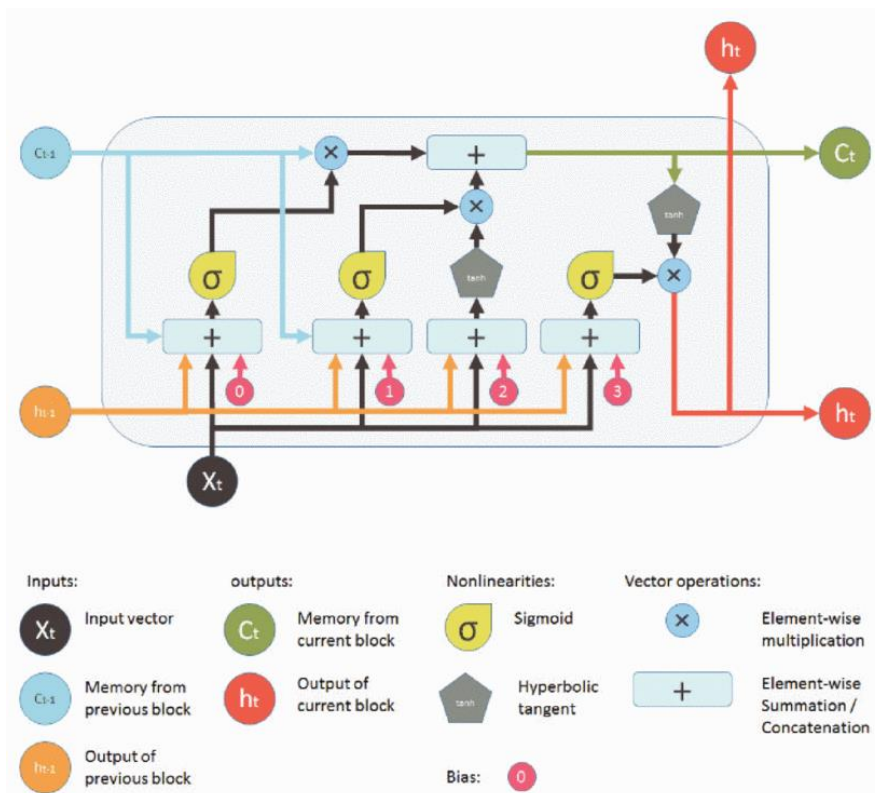
c_{t-1} คือสถานะเซลล์จากช่วงเวลาก่อนหน้า

W_i, W_f, W_c, W_o คือเมทริกซ์น้ำหนักสำหรับประตูอินพุต, ประตูลืม, สถานะเซลล์, และประตูเอาต์พุต ตามลำดับ

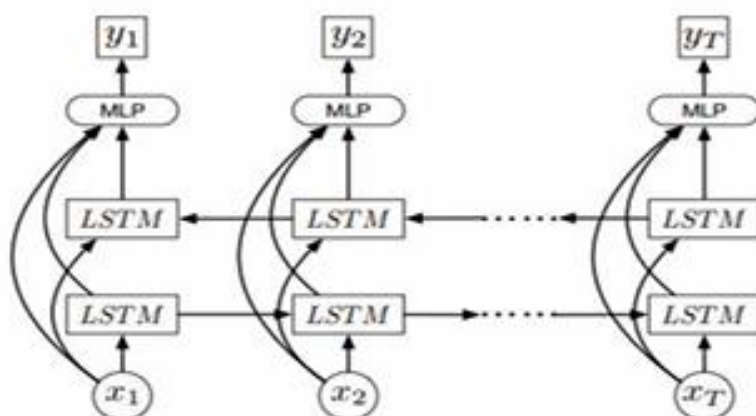
b_i, b_f, b_c, b_o คือเวกเตอร์ไบแอสสำหรับประตูอินพุต, ประตูลืม, สถานะเซลล์, และประตูเอาต์พุต ตามลำดับ

สูตร Multi-Layer LSTM

แบบจำลองนี้ใช้ชั้น LSTM หลายชั้นวางซ้อนกัน สูตรสำหรับเซลล์ LSTM แบบซ้อนจะคล้ายกับเซลล์ LSTM พื้นฐาน แต่จะมีชั้นเพิ่มเติม



ภาพที่ 1 สถาปัตยกรรมของ LSTM [4]



ภาพที่ 2 สถาปัตยกรรมของ Multi-Layer LSTM [4]

5.6.2 ทำการปรับ hyperparameters เช่น จำนวน neurons ในแต่ละเลเยอร์ อัตราการเรียนรู้ (learning rate) และขนาดชุดข้อมูลย่อย (batch size) โดยทำการทดลองปรับค่าเหล่านี้เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

5.6.3 ทดลองใช้สถาปัตยกรรมโมเดลที่ต่างกัน เช่น LSTM แบบผสมผสานกับ CNN หรือ LSTM ที่มี Attention Mechanisms เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดล

5.7 การประเมินผลโมเดล

5.7.1 ใช้ตัวชี้วัด RMSE, MAE, MAPE และ R2-score เพื่อวัดความแม่นยำของโมเดลในการพยากรณ์ราคาหุ้น

ก. Root Mean Square Error (RMSE) เป็นเมตริกที่ใช้วัดความแตกต่างระหว่างค่าที่คาดการณ์และค่าจริง ค่ายิ่งต่ำ หมายถึงประสิทธิภาพของโมเดลดียิ่งขึ้น โดยมีสูตรดังสมการที่ 6

$$RMSE = \sqrt{(\sum (t_i - p_i)^2 / N)} \quad (6)$$

โดยที่ t_i คือค่าจริง

p_i คือค่าที่คาดการณ์

N คือจำนวนข้อมูลทดสอบทั้งหมด

ข. Mean Absolute Error (MAE) เป็นการวัดขนาดเฉลี่ยของข้อผิดพลาดในการทำนาย ค่ายิ่งต่ำ หมายถึงความแม่นยำในการทำนายยิ่งดี โดยมีสูตรดังสมการที่ 7

$$MAE = (1 / N) * \sum |y_i - \hat{y}_i| \quad (7)$$

โดยที่ y_i คือค่าจริงสำหรับตัวอย่างที่ i

\hat{y}_i คือค่าที่คาดการณ์สำหรับตัวอย่างที่ i

$|\cdot|$ แทนค่าสัมบูรณ์

ค. Mean Absolute Percentage Error (MAPE) วัดความแม่นยำของการทำนายในแง่ของเปอร์เซ็นต์ความแตกต่างเฉลี่ยแบบสัมบูรณ์ระหว่างค่าที่คาด ค่ายิ่งต่ำ หมายถึงความแม่นยำในการทำนายยิ่งดี โดยมีสูตรดังสมการที่ 8

$$MAPE = (1/N) * \sum |(a_t - p_t)/a_t| \quad (8)$$

โดยที่ a_t และ p_t คือค่าจริงและค่าที่คาดการณ์ในเวลา t

N คือจำนวนการสังเกตที่มีสำหรับการวิเคราะห์

ง. R-squared (R^2) Score เป็นการวัดทางสถิติที่บ่งบอกถึงสัดส่วนของความแปรปรวนในตัวแปรตามที่อธิบายโดยตัวแปรอิสระในโมเดลการถดถอย คะแนน R^2 มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่าที่สูงกว่าจะบ่งบอกถึงการจับคู่ที่ดีกว่าของโมเดลกับข้อมูล โดยมีสูตรดังสมการที่ 9

$$R^2 = 1 - (RSS/TSS) \quad (9)$$

โดยที่ RSS คือผลรวมของกำลังสองของความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าที่คาดการณ์

TSS คือผลรวมของกำลังสองของความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าเฉลี่ยของค่า

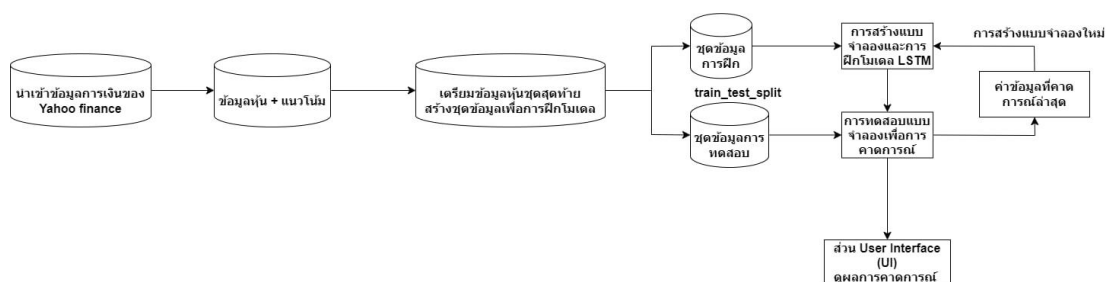
จริง

5.7.2 สร้างกราฟเปรียบเทียบระหว่างราคาจริงและราคาที่ทำพยากรณ์เพื่อให้เข้าใจผลการพยากรณ์ใน

เชิงภาพ

5.7.3 วิเคราะห์แนวโน้มที่โมเดลสามารถจับได้และแนวโน้มที่พยากรณ์ผิดพลาด

5.8 สร้างเว็บแอปพลิเคชัน สำหรับคาดการณ์ราคาหุ้นโดยใช้ Streamlit ใช้แสดงข้อมูลและกราฟต่าง ๆ



ภาพที่ 3 ภาพรวมของรูปแบบการทำงาน

5.9 การสรุปผลและการอภิปราย

5.10 เขียนรายงานและนำเสนอผลงาน

6 ขอบเขตและข้อจำกัดของการวิจัย

6.1 ขอบเขต

6.1.1 ประชากรและ กลุ่มตัวอย่าง

ประชากรคือ หุ้นทั้งหมดที่รวมอยู่ในดัชนี S&P 500 และกลุ่มตัวอย่างคือ หุ้นเฉพาะที่เลือกจากดัชนี S&P 500 สำหรับการฝึกอบรมและทดสอบแบบจำลอง แหล่งที่ใช้ข้อมูลในอดีตสำหรับหุ้นเหล่านี้เข้าถึงได้ผ่าน API ของ Yahoo Finance

6.1.2 ช่วงเวลา

ข้อมูลที่ใช้จะครอบคลุมระยะเวลา 5-10 ปี เพื่อให้ Multi-Layer LSTM สามารถเรียนรู้แนวโน้มระยะยาวได้

6.2 ข้อจำกัด

6.2.1 ข้อมูลที่ขาดหายไป

ชุดข้อมูลจากแหล่งออนไลน์ เช่น Yahoo Finance อาจมีข้อมูลที่ขาดหายไป ซึ่งจะต้องใช้วิธีการเติมค่า (imputation) ซึ่งอาจส่งผลต่อความแม่นยำของโมเดล

6.2.2 ความไม่แน่นอนของตลาด

ตลาดหุ้นมีความไม่แน่นอนสูงที่อาจเกิดจากปัจจัยภายนอกที่ไม่สามารถคาดการณ์ได้ เช่น เหตุการณ์ทางการเมืองหรือเศรษฐกิจ โมเดล Multi-Layer LSTM อาจไม่สามารถจับความไม่แน่นอนเหล่านี้ได้ดีพอ

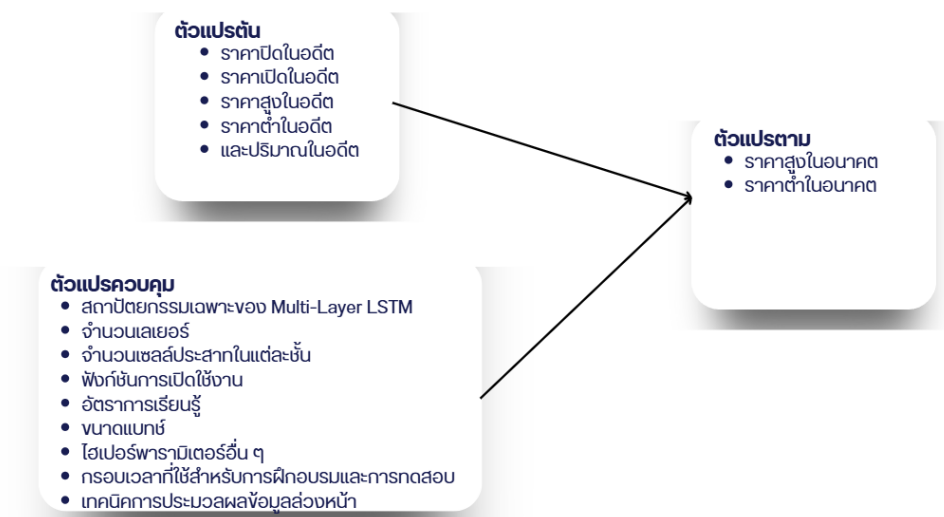
6.2.3 ข้อจำกัดของโมเดล

แม้ว่า Multi-Layer LSTM จะมีความสามารถในการจับความสัมพันธ์ระยะยาวในข้อมูล แต่ก็มีข้อจำกัดในเรื่องการปรับค่า hyperparameter ที่เหมาะสมและความซับซ้อนในการพัฒนาโมเดลที่ต้องใช้เวลาและทรัพยากรจำนวนมาก

6.2.4 ประสิทธิภาพของการพยากรณ์

ประสิทธิภาพของโมเดล Multi-Layer LSTM ขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายประการ เช่น ฟีเจอร์ที่ใช้ สถาปัตยกรรมของโมเดล และขนาดของข้อมูล การพยากรณ์อาจไม่แม่นยำในกรณีที่ข้อมูลไม่เพียงพอหรือโมเดลไม่สามารถเรียนรู้รูปแบบของตลาดได้อย่างเต็มที่

6.3 กรอบแนวคิดการวิจัย



ภาพที่ 4 กรอบแนวคิดการวิจัย

7 สถานที่ทำวิจัย

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ วิทยาลัยการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

8 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

8.1 นักลงทุนสามารถใช้ระบบนี้เป็นเครื่องมือในการคาดการณ์ราคาหุ้น เพื่อช่วยในการตัดสินใจลงทุนอย่างมีข้อมูลสนับสนุน

8.2 งานวิจัยนี้สามารถต่อยอดไปสู่การพัฒนาระบบที่ซับซ้อนยิ่งขึ้น และสามารถประยุกต์ใช้กับตลาดหุ้นอื่น ๆ ทั่วโลก

9 แผนและระยะเวลาดำเนินการ

การดำเนินงาน	ปี 2567			
	7	8	9	10
1. กำหนดหัวข้อที่สนใจ				
2. ค้นคว้าทฤษฎีงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง				
3. กำหนดขอบเขต ข้อจำกัดและ เป้าหมายของโครงการ				
4. เขียนเค้าโครงโครงการและเสนออาจารย์ที่ปรึกษา				
5. วิเคราะห์และสรุปผล				
6. จัดทำรายงาน และนำเสนอโครงการ (ภาคต้น)				

10 งบประมาณ

หมวดวัสดุอุปกรณ์

- ค่าวัสดุสำนักงาน (กระดาษ ปากกา และอื่นๆ) 200 บาท

หมวดค่าใช้สอย

- ค่าถ่ายเอกสาร 100 บาท
- ค่าจัดรูปเล่ม 50 บาท

11 เอกสารอ้างอิง

- Selvin, S., Vinayakumar, R., Gopalakrishnan, E. A., Menon, V. K., & Soman, K. P. (2017). **Abstract of Stock price prediction using LSTM, RNN and CNN-sliding window model.** In 2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICACCI.2017.8126078>
- Kumaresan, M., Basha, M. J., Manikandan, P., Annamalai, S., Sekaran, R., & Kumar, A. S. (2023). **Abstract of Stock Price Prediction Model Using LSTM: A Comparative Study.** In 2023 3rd Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON) (pp. 2-5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ASIANCON58793.2023.10270708>
- Baek, Y., & Kim, H. Y. (2018). **Abstract of ModAugNet: A new forecasting framework for stock market index value with an overfitting prevention LSTM module and a prediction LSTM module.** Expert Systems with Applications, 113, 457-480. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.07.019>

4. Jeenanunta, C., Chaysiri, R., & Thong, L. (2018). **Abstract of Stock Price Prediction With Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network**. In 2018 International Conference on Embedded Systems and Intelligent Technology & International Conference on Information and Communication Technology for Embedded Systems (ICESIT-ICICTES) (pp. 2). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICESIT-ICICTES.2018.8442069>
5. Pratama, A. R., & Putra, B. R. O. (2023). **Investment Portfolio Optimization: Integrating Portfolio Allocation Methods with RNN LSTM**. In 2023 15th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE) (pp. 1-4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICITEE59582.2023.10317711>
6. Shi, H., Yuan, G., Lu, Z., & Liang, Q. (2021). **Abstract of LSTM Based Model For Apple Inc Stock Price Forecasting**. In 2021 2nd International Conference on Computer Science and Management Technology (ICCSMT) (pp. 1-2). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCSMT54525.2021.00017>
7. Bisoi, R., Dash, P. K., & Parida, A. K. (2019). **Hybrid Variational Mode Decomposition and evolutionary robust kernel extreme learning machine for stock price and movement prediction on daily basis**. *Applied Soft Computing*, 74, 652-678. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.11.008>
8. Sirimevan, N., Mamalgaha, I. G. U. H., Jayasekara, C., Mayuran, Y. S., & Jayawardena, C. (2019). **Abstract of Stock Market Prediction Using Machine Learning Techniques**. In 2019 International Conference on Advancements in Computing (ICAC) (pp. 2 of 6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICAC49085.2019.9103381>
9. Kanwal, A., Chandrasekaran, S., & Akhunzada, A. (2023). **Abstract of Stock Price Prediction using CuDNNLSTM and multiple CNN layers**. In 2023 IEEE International Conference on Artificial Intelligence, Blockchain, and Internet of Things (AIBThings) (pp. 1-3). IEEE. <https://doi.org/10.1109/AIBThings58340.2023.10291016>
10. Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). **Abstract of Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting**. *Journal of Machine Learning Research*, 15, 1929-1958. Scopus. Scopus - Document details - Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting
11. Bhattacharjee, I., & Bhattacharja, P. (2019). **Stock Price Prediction: A Comparative Study between Traditional Statistical Approach and Machine Learning Approach**. In 2019 4th International Conference on Electrical Information and Communication Technology (EICT) (pp. 3 of 4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/EICT48899.2019.9068850>

12. Srilakshmi, K., & Sruthi, C. S. (2021). **Prediction of TCS Stock Prices Using Deep Learning Models**. In 2021 7th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS) (pp. 1, 3-4). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/ICACCS51430.2021.9441850>
13. Khoirudin, Pungkasanti, P. T., & Wakhidah, N. (2023). **ANTM.JK Stock Price Prediction Using Long Short-Term Memory (LSTM) Method During COVID-19 Pandemic**. In 2023 International Conference on Technology, Engineering, and Computing Applications (ICTECA) (pp. 1, 3). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/ICTECA60133.2023.10490699>
14. Sarika, V., Kamal, G. V. S., Pratham, S. V., Deepak, N. V. S. S., & Veneela, T. (2023). **Abstract of An LSTM-Based Model for Stock Price Prediction**. In 2023 Annual International Conference on Emerging Research Areas: International Conference on Intelligent Systems (AICERA/ICIS) (pp. 1-2). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/AICERA/ICIS59538.2023.10420270>
15. Rather, A. M., Agarwal, A., & Sastry, V. N. (2015). **Abstract of Recurrent neural network and a hybrid model for prediction of stock returns**. Expert Systems with Applications, 42(6), 3234-3241. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.12.003>
16. Trinity Thai. (ม.ป.ป.). **หุ้น คืออะไร**. สืบค้นเมื่อ 16 ตุลาคม 2567, จาก <https://www.trinitythai.com/Knowledge>
17. Gotoknow. (2557, ธันวาคม 20). **ระบบ คืออะไร**. สืบค้นเมื่อ 16 ตุลาคม 2567, จาก <https://www.gotoknow.org/posts/581129>
18. medium. (2565, มกราคม 31). **Yahoo Finance ครูคนแรกหากต้องการเขียน Python เพื่อการลงทุน**. สืบค้นเมื่อ 16 ตุลาคม 2567, จาก <https://medium.com/investic/yahoo-finance-ครูคนแรกหากต้องการเขียน-python-เพื่อการลงทุน-4f6839cf4883>
19. Mitrade. (2567, กันยายน 14). **S&P 500 คืออะไร?**. สืบค้นเมื่อ 16 ตุลาคม 2567 <https://www.mitrade.com/th/insights/indices/basics/what-is-spx500>
20. Amazon Web Services. (ม.ป.ป.). **Python คืออะไร**. Amazon Web Services, Inc. สืบค้นเมื่อ 16 ตุลาคม 2567, จาก <https://aws.amazon.com/th/what-is/python/>
21. Pattana-anurak, A. (2023, มีนาคม 20). **What is TensorFlow?** Thai Config. สืบค้นเมื่อ 16 ตุลาคม 2567, จาก <https://thaiconfig.com/artificial-intelligence-ai/what-is-tensorflow/>
22. คลาร์ก, เอ. (2024, มิถุนายน 12). **บทช่วยสอน Keras: Keras คืออะไร วิธีการติดตั้งใน Python**. Guru99. สืบค้นเมื่อ 16 ตุลาคม 2567, จาก <https://www.guru99.com/th/keras-tutorial.html>

23. Bualabs. (2020). **Introduction to Jupyter Notebook EP.1**. *Bualabs*. สืบค้นเมื่อ 16 ตุลาคม 2567, จาก <https://www.bualabs.com/archives/182/introduction-to-jupyter-notebook-ep-1/>
24. Mindphp. (ม.ป.ป.). **Visual Studio Code คืออะไร**. สืบค้นเมื่อ 16 ตุลาคม 2567, จาก <https://www.mindphp.com/บทความ/microsoft/4829-visual-studio-code.html>
25. Phattranitp. (2024). **ตอนที่ 1: แนะนำสตรีมลิท (Streamlit) เครื่องมือสำหรับการทำแดชบอร์ดและเว็บแอปพลิเคชัน**. *Medium*. สืบค้นเมื่อ 16 ตุลาคม 2567, จาก <https://medium.com/@phattranitp/ตอนที่-1-แนะนำสตรีมลิท-streamlit-เครื่องมือสำหรับการทำแดชบอร์ดและเว็บแอปพลิเคชัน-d987978bd418>

ลงชื่อผู้ทำโครงการ

(นายณดล มุลตลาด)

.....

(นายณัฐภัทร ตรงวัฒนาวุฒิ)

วันที่ ...25.../...ก.ย.../...67...

การตรวจสอบจากอาจารย์ที่ปรึกษาโครงการ

.....

.....

.....

(ลงชื่อ) 2024.10.16 22:20:16 +07'00'

(รศ.ดร.ปัญญาพล หอระตะ)

วันที่/...../.....