

BAB VI

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan tahap – tahap penelitian yang telah dilalui hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM secara konsisten memberikan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan ARIMA di hampir semua periode pengujian. LSTM mampu mengenali pola non-linear yang kompleks pada data harga saham, sehingga menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah dan performa yang lebih stabil. Hal ini memperlihatkan kemampuan LSTM dalam menangkap dinamika pasar yang tidak bisa dijelaskan dengan pendekatan statistik tradisional seperti ARIMA.

Penelitian ini berhasil menggabungkan data harga saham dengan data sentimen pasar yang diperoleh dari media sosial Twitter. Proses integrasi dilakukan melalui sinkronisasi tanggal antara data saham harian dari *Yahoo Finance* dan skor sentimen hasil analisis VADER, sehingga setiap titik data saham memiliki pasangan nilai sentimen yang merepresentasikan kondisi psikologis pasar pada hari yang sama. Nilai sentimen ini kemudian ditambahkan sebagai variabel input tambahan bersama indikator teknikal seperti *moving average*, *RSI*, dan *volatility*. Dengan pendekatan ini, model dapat mempelajari keterkaitan langsung antara perubahan harga saham dan fluktuasi emosi publik, yang menjadi dasar penting dalam menjawab rumusan masalah pertama terkait penggabungan data sentimen dengan data saham.

Selain itu, hasil eksperimen juga memperlihatkan bahwa integrasi data sentimen memiliki peran penting dalam meningkatkan akurasi model, terutama pada pendekatan berbasis *deep learning*. Ketika variabel sentimen dihilangkan, kinerja model cenderung menurun secara signifikan, khususnya pada periode sebelum dan setelah pandemi. Sebaliknya, ketika sentimen dimasukkan ke dalam model, LSTM mampu mempertahankan akurasi tinggi bahkan menunjukkan

peningkatan performa yang mencolok pada masa volatilitas tinggi seperti periode COVID-19.



B. Saran

Berdasarkan temuan penelitian ini, terdapat beberapa hal yang dapat menjadi saran untuk penelitian selanjutnya. Pertama, penelitian mendatang disarankan untuk memperluas sumber data sentimen, tidak hanya terbatas pada Twitter, melainkan juga mencakup berita keuangan, forum diskusi investor, atau media sosial lain seperti Reddit dan StockTwits. Dengan demikian, gambaran sentimen pasar yang diperoleh akan lebih kaya dan beragam.

Kedua, hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM unggul dibandingkan ARIMA, namun bukan berarti ARIMA tidak relevan. Kombinasi antara keduanya dalam bentuk model hybrid, seperti ARIMA-LSTM, dapat menjadi pendekatan menarik karena memungkinkan penggabungan kelebihan model statistik dan *deep learning*.

Ketiga, penelitian berikutnya dapat mengeksplorasi arsitektur *deep learning* lain, misalnya GRU, Transformer, atau model berbasis attention, yang berpotensi lebih efisien dalam menangkap dependensi jangka panjang. Keempat, penelitian juga dapat mempertimbangkan penambahan faktor eksternal di luar data harga saham, sentimen, dan indikator teknikal, misalnya data makroekonomi seperti suku bunga, inflasi, dan kebijakan moneter, untuk memperkaya konteks prediksi.

Terakhir, penelitian ini hanya difokuskan pada saham AAPL. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menguji metode serupa pada saham lain maupun indeks pasar global, sehingga dapat memperkuat generalisasi model dan memperluas penerapannya. Dengan langkah-langkah tersebut, diharapkan penelitian di masa depan dapat menghasilkan model prediksi harga saham yang lebih akurat, adaptif, dan bermanfaat dalam mendukung pengambilan keputusan investasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 2015.
- [2] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Comput*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [3] T. Fischer and C. Krauss, "Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 270, no. 2, pp. 654–669, 2018.
- [4] W. Bao, J. Yue, and Y. Rao, "A deep learning framework for financial time series using stacked autoencoders and long-short term memory," *PLoS One*, vol. 12, no. 7, Jul. 2017, doi: 10.1371/journal.pone.0180944.
- [5] S. Siarni-Namini, N. Tavakoli, and A. Siarni Namin, "A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series," in *Proceedings - 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2018*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Jul. 2018, pp. 1394–1401. doi: 10.1109/ICMLA.2018.00227.
- [6] J. Bollen, H. Mao, and X. Zeng, "Twitter mood predicts the stock market," *J. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–8, 2011.
- [7] A. Mittal and A. Goel, "Stock Prediction Using Twitter Sentiment Analysis," *Int J Comput Appl*, vol. 159, pp. 45–50, Jul. 2017.
- [8] N. Oliveira, P. Cortez, and N. Areal, "The impact of microblogging data for stock market prediction: using Twitter to predict returns, volatility, trading volume and survey sentiment indices," *Procedia Comput Sci*, vol. 15, pp. 466–475, 13AD.
- [9] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2nd ed. 2018. Accessed: Jul. 07, 2025. [Online]. Available: <https://otexts.com/fpp2/>
- [10] J. Patel, S. Shah, P. Thakkar, and K. Kotecha, "Predicting stock and stock price index movement using Trend Deterministic Data Preparation and machine learning techniques," *Expert Syst Appl*, vol. 42, no. 1, pp. 259–268, Jan. 2015, doi: 10.1016/J.ESWA.2014.07.040.
- [11] J. Brownlee, *Deep Learning for Time Series Forecasting*. 2017. Accessed: Jul. 07, 2025. [Online]. Available: <https://machinelearningmastery.com/deep-learning-for-time-series-forecasting/>
- [12] P. Zhou, Y. Liu, J. Liang, Q. Song, and X. Li, "CrossLinear: Plug-and-Play Cross-Correlation Embedding for Time Series Forecasting with Exogenous Variables," *arXiv preprint arXiv:2505.23116*, 2025.
- [13] T. Chai and R. R. Draxler, "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? -Arguments against avoiding RMSE in the literature," *Geosci Model Dev*, vol. 7, no. 3, pp. 1247–1250, Jun. 2014, doi: 10.5194/gmd-7-1247-2014.
- [14] G. S. Atsalakis and K. P. Valavanis, "Surveying stock market forecasting techniques – Part II: Soft computing methods," *Expert Syst Appl*, vol. 36,

- no. 3, pp. 5932–5941, Apr. 2009, doi: 10.1016/J.ESWA.2008.07.006.
- [15] V. Gururaj and S. V R, “Stock Market Prediction using Linear Regression and Support Vector Machines,” *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 14, no. 8, pp. 1931–1934, 2019, [Online]. Available: <http://www.ripublication.com>
 - [16] T. Bollerslev, “GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY,” *J Econom*, vol. 31, pp. 307–327, 1986.
 - [17] J. Chung, C. Gulcehre, K. Cho, and Y. Bengio, “Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling,” Dec. 2014. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1412.3555>
 - [18] A. Vaswani *et al.*, “Attention Is All You Need,”
 - [19] T. Kabbani and F. E. Usta, “Predicting The Stock Trend Using News Sentiment Analysis and Technical Indicators in Spark,” Jan. 2022, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2201.12283>
 - [20] I. Gupta, T. K. Madan, S. Singh, and A. K. Singh, “HiSA-SMFM: Historical and Sentiment Analysis based Stock Market Forecasting Model,” Mar. 2022, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2203.08143>
 - [21] Y. Zhang and Z. Tong, “Comparing the ARIMA and LSTM Models on the Stock Price of FinTech Companies,” *Academic Journal of Business & Management*, vol. 5, no. 8, 2023, doi: 10.25236/ajbm.2023.050807.
 - [22] Y. Kirelli, “Comparative Analysis of LSTM and ARIMA Models in Stock Price Prediction: A Technology Company Example,” *Black Sea Journal of Engineering and Science*, vol. 7, no. 5, pp. 866–873, Sep. 2024, doi: 10.34248/bsengineering.1445997.
 - [23] A. Sherstinsky, “Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) Network,” Jul. 2023, doi: 10.1016/j.physd.2019.132306.
 - [24] W. McKinney, “Pandas: a foundational Python library for data analysis and statistics,” in *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*, 2010.
 - [25] Pandas Development Team, “Pandas API Reference: DataFrame.reindex,” 2023. Accessed: Jul. 17, 2025. [Online]. Available: <https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/reference/api/pandas.DataFrame.reindex.html>
 - [26] A. V Oppenheim *et al.*, “Digital signal processing research program,” 1997.
 - [27] W. H. Press, *Numerical recipes 3rd edition: The art of scientific computing*. Cambridge university press, 2007.
 - [28] J. W. Wilder, *New concepts in technical trading systems*. Greensboro, NC, 1978.
 - [29] J. J. . Murphy, *Technical analysis of the financial markets*. Shin Won Agency Co., 2000.