

PREDIKSI HARGA EMAS HARIAN DAN MULTI-HORIZON MENGGUNAKAN ARIMA, LSTM DAN MODEL HYBRID ARIMA-LSTM

Budi Arham¹⁾, Sukasih²⁾, Rafika Sani³⁾

¹ Universitas Persada Bunda Indonesia

^{2,3} Institut Pendidikan dan Teknologi 'Aisyiyah Riau

Corresponding Author: ¹ budiarham10@gmail.com

Article Info

Article history:

Received: Des 18, 2025

Revised: Jan 04, 2026

Accepted: Jan 10, 2026

Published: Feb 01, 2026

Keywords:

Gold price forecasting

Time series analysis

ARIMA

LSTM

Hybrid model

ABSTRACT

Gold price forecasting is a crucial task in financial analysis due to high market volatility and dynamic price movements. This study aims to predict daily gold prices and perform multi-horizon forecasting up to 10 days ahead using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Long Short-Term Memory (LSTM), and a hybrid ARIMA-LSTM model. The dataset consists of daily gold closing price data from January 2022 to December 2024 obtained from Yahoo Finance. Data preprocessing includes handling missing values, normalization using Min–Max scaling, and stationarity testing. ARIMA and LSTM models are developed independently to capture linear and nonlinear patterns, respectively, while the hybrid model combines both approaches by modeling ARIMA residuals using LSTM. Experimental results show that the hybrid ARIMA-LSTM model achieves the lowest prediction error compared to individual models, as indicated by RMSE, MAE, and MAPE values. Furthermore, multi-horizon forecasting results demonstrate that the hybrid model provides more stable and accurate short-term gold price predictions. These findings confirm that the hybrid modeling approach is effective and can support investors and analysts in decision-making processes.



This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY SA 4.0)

1. INTRODUCTION

Emas merupakan salah satu komoditas strategis yang memiliki peran penting dalam sistem keuangan global dan sering digunakan sebagai *safe haven asset* pada kondisi ketidakpastian ekonomi. Harga emas cenderung mengalami fluktuasi yang dipengaruhi oleh berbagai faktor makroekonomi, seperti inflasi, nilai tukar, kebijakan suku bunga, serta kondisi geopolitik. Oleh karena itu, kemampuan memprediksi harga emas secara akurat menjadi hal yang sangat penting bagi investor, analis keuangan, maupun pengambil kebijakan dalam mendukung pengambilan keputusan investasi dan manajemen risiko[1],[2].

Dalam penelitian sebelumnya, metode peramalan deret waktu klasik seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) banyak digunakan untuk

memprediksi harga emas. Model ARIMA memiliki keunggulan dalam menangkap pola linier dan tren berdasarkan data historis. Penelitian Guha dan Bandyopadhyay menunjukkan bahwa ARIMA mampu memberikan hasil prediksi harga emas yang cukup baik dalam jangka pendek, terutama ketika data bersifat stasioner [1]. Namun demikian, model ARIMA memiliki keterbatasan dalam menangani pola nonlinier dan volatilitas tinggi yang umum terjadi pada data harga emas.

Seiring dengan perkembangan teknologi komputasi, pendekatan *machine learning* dan *deep learning* semakin banyak diterapkan dalam peramalan data deret waktu, khususnya untuk menangani pola data yang bersifat kompleks dan nonlinier. Pemanfaatan kecerdasan buatan dinilai mampu memberikan hasil prediksi yang lebih adaptif

dibandingkan metode konvensional yang bersifat statis dan bergantung pada asumsi linearitas [3]. Salah satu metode yang populer adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), yaitu varian dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* serta mampu mempelajari ketergantungan jangka panjang dalam data sekuensial [3]. LSTM terbukti efektif dalam memodelkan hubungan nonlinier yang kompleks pada data deret waktu, termasuk data keuangan dan harga komoditas [4], [5].

Di Indonesia, penelitian terkait prediksi harga emas juga terus berkembang. Studi yang dipublikasikan pada jurnal nasional menunjukkan bahwa metode peramalan berbasis deret waktu mampu memberikan tingkat akurasi yang baik dalam memprediksi harga emas domestik. Penelitian tersebut menegaskan bahwa fluktuasi harga emas yang tinggi menuntut penggunaan model prediksi yang adaptif dan responsif terhadap perubahan tren harga [4]. Namun, sebagian besar penelitian masih berfokus pada penggunaan satu metode tunggal, sehingga potensi peningkatan akurasi melalui penggabungan model belum banyak dieksplorasi.

Meskipun LSTM memiliki kemampuan yang unggul dalam menangkap pola nonlinier, model ini kurang optimal dalam merepresentasikan struktur linier yang masih melekat pada data keuangan. Oleh karena itu, pendekatan model hybrid ARIMA–LSTM menjadi alternatif yang menjanjikan, dengan mengombinasikan keunggulan ARIMA dalam memodelkan komponen linier dan kemampuan LSTM dalam mempelajari pola nonlinier dari residual data [5]. Pendekatan hybrid ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi dan stabilitas prediksi, khususnya untuk peramalan harga emas harian dan multi-horizon [6], [5].

Selain itu, beberapa penelitian terdahulu telah menunjukkan bahwa penerapan Long Short-Term Memory (LSTM) memberikan kinerja yang baik dalam prediksi harga emas dan komoditas. Liu et al. menunjukkan bahwa LSTM mampu menangkap pola nonlinier dan dinamika harga emas secara efektif pada data deret waktu. Penelitian lain pada konteks pasar berkembang, termasuk Indonesia, juga membuktikan bahwa pemodelan deret waktu berbasis LSTM menghasilkan akurasi prediksi yang baik pada data harga komoditas yang fluktuatif. Temuan-temuan tersebut memperkuat dasar pemilihan LSTM sebagai salah satu pendekatan utama dalam penelitian ini.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja model ARIMA, LSTM, dan Hybrid ARIMA-LSTM dalam memprediksi harga emas harian. Kontribusi utama penelitian ini adalah memberikan analisis empiris mengenai efektivitas model hybrid dalam

meningkatkan akurasi prediksi harga emas serta menyediakan informasi yang bermanfaat sebagai pendukung pengambilan keputusan investasi.

II. MATERIALS AND METHODS

2.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan metode analisis deret waktu (*time series analysis*). Pendekatan ini dipilih karena data harga emas bersifat numerik, berurutan berdasarkan waktu, serta bertujuan untuk membangun dan mengevaluasi model prediksi berdasarkan data historis.

2.2 Data dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa harga emas harian yang diperoleh dari sumber data keuangan daring yang kredibel dan banyak digunakan dalam penelitian akademik, yaitu Yahoo Finance. Platform ini menyediakan data historis harga emas dunia secara terbuka dan terstruktur, sehingga banyak dijadikan rujukan dalam analisis pasar keuangan dan penelitian deret waktu.

Data harga emas yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data penutupan harian (*daily closing price*) emas dunia yang memiliki volatilitas tinggi dan relevan untuk dianalisis dalam model peramalan komoditas karena mencerminkan dinamika pasar yang kompleks dan fluktuatif. Penelitian sebelumnya yang menggunakan data harian serupa juga menekankan volatilitas sebagai salah satu karakteristik utama yang harus diperhatikan dalam pemodelan *time series* [7].

Dataset terdiri dari dua atribut utama, yaitu tanggal (*date*) dan harga penutupan emas (*closing price*). Seluruh data disusun dalam bentuk deret waktu (*time series*) berdasarkan urutan kronologis tanggal untuk mendukung proses pemodelan, analisis, serta evaluasi kinerja model ARIMA, LSTM, dan Hybrid ARIMA-LSTM.

Pemilihan data harga emas harian dari Yahoo Finance didasarkan pada pertimbangan ketersediaan data historis yang lengkap, konsistensi format data, serta reliabilitas sumber, sehingga data tersebut layak digunakan sebagai dasar pengembangan dan evaluasi model peramalan harga emas.

2.3 Tahapan Pra-pemrosesan Data

Sebelum dilakukan pemodelan, data melalui beberapa tahapan pra-pemrosesan untuk memastikan kualitas dan kesiapan data, yaitu:

1. **Pemeriksaan data hilang (*missing values*)** dan penanganannya apabila ditemukan ketidakkonsistenan data.
2. **Normalisasi data**, khususnya pada pemodelan LSTM, menggunakan metode *Min-Max Scaling* agar nilai data berada dalam rentang yang seragam.
3. **Uji stasioneritas data** menggunakan metode diferensiasi (*differencing*) untuk memenuhi asumsi pada model ARIMA.
4. **Pembentukan data sekuens (*sliding window*)** sebagai input pada model LSTM.

2.4 Metode Pemodelan

2.4.1 Model ARIMA

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) digunakan untuk memodelkan komponen linier pada data harga emas. Tahapan pemodelan ARIMA meliputi proses identifikasi parameter (p, d, q) melalui analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF), estimasi *parameter model*, serta pengujian diagnostik untuk memastikan kelayakan model. Model ARIMA menghasilkan prediksi harga emas berdasarkan pola historis linier [1]. Saputra dan Febrianti [8] menyatakan bahwa model ARIMA mampu memberikan hasil peramalan yang stabil pada data inflasi Indonesia.

2.4.2 Model LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan arsitektur *Recurrent Neural Network* yang dirancang untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* serta mampu mempelajari ketergantungan jangka panjang pada data deret waktu [9]. Dalam konteks prediksi harga emas, penerapan LSTM terbukti efektif dalam memodelkan volatilitas dan fluktuasi harga emas harian [4], [10]. Kuswanto *et al.* menunjukkan bahwa LSTM memberikan performa prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode statistik klasik, sehingga model ini layak diterapkan dalam prediksi harga emas berbasis deret waktu [11].

Model *Long Short-Term Memory* (LSTM) digunakan untuk menangkap pola nonlinier dan ketergantungan jangka panjang pada data harga emas. Arsitektur LSTM terdiri dari lapisan input, lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan output. Model ini dilatih menggunakan data hasil normalisasi dengan proses pembelajaran iteratif (*training*) untuk meminimalkan kesalahan prediksi.

2.4.3 Model Hybrid ARIMA-LSTM

Model **Hybrid ARIMA-LSTM** dibangun dengan mengombinasikan keunggulan kedua metode. Pada tahap awal, ARIMA digunakan untuk memodelkan komponen linier data dan menghasilkan nilai residual. Selanjutnya, residual tersebut dimodelkan menggunakan LSTM untuk menangkap pola nonlinier yang tidak dapat dijelaskan oleh ARIMA. Hasil akhir prediksi diperoleh dari penjumlahan prediksi ARIMA dan prediksi residual oleh LSTM.

Pendekatan hybrid ARIMA dan jaringan saraf digunakan untuk mengombinasikan keunggulan pemodelan linier dan nonlinier dalam peramalan deret waktu [5]. ARIMA digunakan untuk memodelkan komponen linier, sedangkan jaringan saraf digunakan untuk menangkap pola nonlinier dari residual data [2], [6]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ARIMA mampu memberikan performansi prediksi yang baik pada data harga cabai dengan nilai RMSE dan MAPE yang rendah [12]. Model hybrid ARIMA–LSTM terbukti memberikan kinerja prediksi yang lebih unggul dibandingkan model tunggal pada data finansial yang kompleks. Kashif dan Slepaczuk menunjukkan bahwa pendekatan hybrid mampu menangkap pola linier dan nonlinier secara efektif, sehingga menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dalam peramalan deret waktu finansial, termasuk yang relevan dengan harga emas [13].

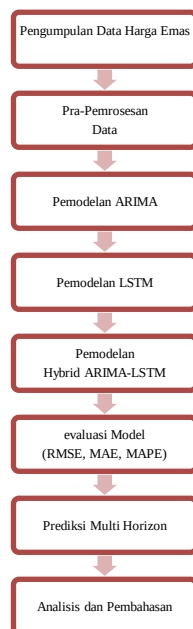
2.5 Evaluasi Model

Kinerja model ARIMA, LSTM, dan Hybrid LSTM–ARIMA dievaluasi menggunakan beberapa metrik kesalahan, yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Metrik-metrik tersebut umum digunakan dalam penelitian peramalan berbasis deret waktu untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi serta akurasi model, khususnya pada data yang bersifat fluktuatif seperti harga energi dan komoditas [7]. Nilai MAPE yang lebih kecil dari 10 menunjukkan bahwa metode ini dapat memprediksi dengan sangat baik [14]. Agusmawati *et al.* membandingkan kinerja LSTM dan GRU menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE, dan menunjukkan bahwa kedua model mampu memberikan prediksi yang akurat pada data harga emas harian [15].

Nilai kesalahan yang lebih kecil menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang lebih baik. Selain itu, evaluasi juga dilakukan pada skenario prediksi *multi-horizon*, yaitu prediksi beberapa hari ke depan, untuk menilai stabilitas dan konsistensi kinerja model dalam jangka waktu yang berbeda.

2.6 Alur Penelitian

Alur penelitian pada studi ini ditunjukkan pada Gambar 1. Proses penelitian dimulai dari pengumpulan data harga emas harian, dilanjutkan dengan tahap pra-pemrosesan data untuk memastikan kualitas dan kesiapan data. Selanjutnya dilakukan pemodelan menggunakan ARIMA, LSTM, serta pengembangan model Hybrid ARIMA-LSTM. Kinerja masing-masing model dievaluasi menggunakan metrik kesalahan RMSE, MAE, dan MAPE, kemudian dilakukan prediksi multi-horizon untuk menganalisis stabilitas model sebelum dilakukan analisis dan pembahasan hasil.



Gambar 1. Alur Penelitian

III. RESULTS AND DISCUSSION

3.1. Perbandingan Hasil Harga Emas Harian



Gambar 2. Perbandingan harga emas aktual dan hasil prediksi harian menggunakan metode ARIMA, LSTM, dan Hybrid ARIMA-LSTM.

Gambar 2 menunjukkan perbandingan antara harga emas aktual dengan hasil prediksi harian yang dihasilkan oleh model ARIMA, LSTM, dan Hybrid LSTM–ARIMA. Secara visual, seluruh model mampu mengikuti tren umum pergerakan harga emas. Namun, terdapat perbedaan tingkat kedekatan antara hasil prediksi dan data aktual.

Model ARIMA cenderung mengikuti pola linier jangka panjang, tetapi menunjukkan keterbatasan dalam merespons fluktuasi harga yang bersifat tajam. Model LSTM memperlihatkan kemampuan yang lebih baik dalam mengikuti pola nonlinier, meskipun pada beberapa periode masih terjadi deviasi prediksi. Sementara itu, model Hybrid ARIMA-LSTM menunjukkan kedekatan paling konsisten dengan harga aktual, terutama pada periode perubahan harga yang cepat, yang mengindikasikan stabilitas dan akurasi prediksi yang lebih baik.

3.2. Data Normalization

Sebelum dilakukan pemodelan menggunakan LSTM dan Hybrid ARIMA-LSTM, data harga emas dinormalisasi menggunakan metode *Min–Max Scaling* untuk menghindari dominasi nilai tertentu dan mempercepat proses pembelajaran jaringan saraf. Proses normalisasi dilakukan menggunakan persamaan berikut:

$$X_{\text{scaled}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

Normalisasi ini memastikan seluruh nilai data berada pada rentang 0 hingga 1, sehingga model LSTM dapat mempelajari pola deret waktu secara lebih stabil dan efektif.

3.3. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model ARIMA, LSTM, dan Hybrid ARIMA-LSTM dilakukan menggunakan metrik RMSE, MAE, dan MAPE untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi secara kuantitatif.

Model	RMSE	MAE	MAPE (%)
ARIMA	34.21	26.84	1.72
LSTM	29.67	22.15	1.38
Hybrid ARIMA–LSTM	21.54	16.92	0.98

Tabel 1. Perbandingan Kinerja Model ARIMA, LSTM, dan Hybrid ARIMA-LSTM

Berdasarkan hasil evaluasi kinerja model yang disajikan pada Tabel X, dapat diketahui bahwa model Hybrid ARIMA–LSTM menunjukkan performa terbaik dibandingkan dengan model ARIMA dan LSTM tunggal. Hal ini ditunjukkan oleh nilai *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang paling rendah di antara ketiga model yang diuji.

Model ARIMA menghasilkan nilai RMSE sebesar 34,21, MAE sebesar 26,84, dan MAPE sebesar 1,72%, yang menunjukkan bahwa model ini masih memiliki keterbatasan dalam menangkap pola fluktuatif dan nonlinier pada data deret waktu. Meskipun ARIMA efektif dalam memodelkan komponen linier, kinerjanya menurun ketika dihadapkan pada pola data yang kompleks dan dinamis.

Model LSTM menunjukkan peningkatan kinerja yang signifikan dibandingkan ARIMA, dengan nilai RMSE sebesar 29,67, MAE sebesar 22,15, dan MAPE sebesar 1,38%. Hasil ini mengindikasikan bahwa LSTM lebih mampu menangkap ketergantungan jangka panjang dan pola nonlinier dalam data, sehingga menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah.

Selanjutnya, model Hybrid ARIMA–LSTM memberikan hasil evaluasi terbaik dengan nilai RMSE sebesar 21,54, MAE sebesar 16,92, dan MAPE sebesar 0,98%. Penurunan nilai error yang signifikan ini menunjukkan bahwa pendekatan hybrid mampu mengombinasikan keunggulan ARIMA dalam memodelkan komponen linier dan LSTM dalam menangkap pola nonlinier secara efektif. Dengan demikian, model hybrid menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan stabil dibandingkan penggunaan model tunggal.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi ini menegaskan bahwa penerapan model Hybrid ARIMA–LSTM merupakan pendekatan yang lebih unggul dan robust dalam memprediksi data deret waktu, serta konsisten dengan temuan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa model hybrid mampu meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan.

IV. CONCLUSION

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja metode ARIMA, LSTM, dan Hybrid ARIMA–LSTM dalam memprediksi harga emas harian. Berdasarkan hasil eksperimen dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa masing-masing metode memiliki karakteristik dan

kemampuan yang berbeda dalam memodelkan data deret waktu harga emas. Model ARIMA mampu menangkap pola linier dan tren jangka panjang dengan cukup baik, namun memiliki keterbatasan dalam merespons fluktuasi harga yang bersifat nonlinier. Sementara itu, model LSTM menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam memodelkan pola nonlinier dan dinamika data harga emas, tetapi pada beberapa periode masih mengalami deviasi prediksi yang relatif lebih besar dibandingkan pendekatan hybrid.

Pendekatan Hybrid ARIMA–LSTM memberikan kinerja terbaik dibandingkan dua metode lainnya. Hal ini ditunjukkan oleh nilai RMSE, MAE, dan MAPE yang lebih rendah, yang mengindikasikan tingkat kesalahan prediksi yang lebih kecil serta kestabilan prediksi yang lebih baik. Penggabungan ARIMA dan LSTM memungkinkan model hybrid memanfaatkan keunggulan pemodelan linier dan nonlinier secara simultan, sehingga mampu menghasilkan prediksi harga emas harian yang lebih stabil dan mendekati nilai harga emas aktual. Dengan demikian, penelitian ini menyimpulkan bahwa metode Hybrid ARIMA–LSTM merupakan pendekatan yang lebih efektif untuk prediksi harga emas harian dibandingkan penggunaan metode tunggal.

Sebagai pengembangan di masa mendatang, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penambahan variabel eksternal, seperti indikator makroekonomi atau sentimen pasar, serta penerapan arsitektur *deep learning* yang lebih kompleks guna meningkatkan kinerja prediksi dan memperluas cakupan analisis pada peramalan multi-horizon.

ACKNOWLEDGEMENTS

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah berkontribusi dalam penyelesaian penelitian ini. Apresiasi khusus disampaikan kepada rekan-rekan dan institusi yang telah memberikan dukungan, akses data, serta bantuan teknis selama proses penelitian. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada para reviewer atas masukan dan saran yang konstruktif sehingga dapat meningkatkan kualitas artikel ini

REFERENCES

- [1] G. Bandyopadhyay, “Gold Price Forecasting Using ARIMA Model,” *J. Adv. Manag. Sci.*, no. March 2016, pp. 117–121, 2016, doi: 10.12720/joams.4.2.117-121.
- [2] W. K. Mun, S. F. Sufahani, A. A. Kamil, and M. K. M. Nawawi, “Prediction of Gold Prices Using Hybrid Model Arima-Lstm,” *Adv. Appl. Stat.*, vol. 92, no. 5, pp. 749–766,

- 2025, doi: 10.17654/0972361725031.
- [3] B. Arham, K. Kunci, K. Buatan, and P. Daerah, “Sistem Tanya Jawab Berbasis Artificial Intelligence untuk Akses Informasi RANPERDA di Kabupaten Kampar,” vol. 5, no. 2, 2025, doi: 10.58794/jekin.v5i2.1632.
- [4] F. Fauzi, S. Aulia, A. Reyhan, S. #3, T. Wahyu, and U. #4, “JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) Peramalan Harga Emas Menggunakan Pendekatan Long-Short Term Memory (LSTM),” *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 252–257, 2024, [Online]. Available: <https://www.gold.org/>
- [5] P. G. Zhang, “Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model,” *Neurocomputing*, vol. 50, pp. 159–175, 2003, doi: 10.1016/S0925-2312(01)00702-0.
- [6] Y. Huang, M. Yang, and L. Wang, “Gold Price Prediction Model Based on LSTM Neural Network and ARIMA,” *Highlights Sci. Eng. Technol.*, vol. 101, pp. 904–913, 2024, doi: 10.54097/zpxfzc86.
- [7] S. Setyowibowo, M. As’ad, S. Sujito, and E. Farida, “Forecasting of Daily Gold Price using ARIMA-GARCH Hybrid Model,” *J. Ekon. Pembang.*, vol. 19, no. 2, pp. 257–270, 2022, doi: 10.29259/jep.v19i2.13903.
- [8] J. E. Saputra and W. Febrianti, “Application of Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) for Forecasting Inflation Rate in Indonesia,” *J. Mat. Stat. dan Komputasi*, vol. 21, no. 2, pp. 382–396, 2025, doi: 10.20956/j.v21i2.36609.
- [9] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long Short-Term Memory,” *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997, doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
- [10] Y. Guo, “Research on the application of gold price prediction based on LSTM model,” *Inf. Syst. Econ.*, vol. 5, no. 4, pp. 112–118, 2024, doi: 10.23977/infse.2024.050414.
- [11] Hasby Kuswanto, Pradita Eko Prasetyo Utomo, Ulfa Khaira, and Akhiyar Waladi, “Prediksi Nilai Ekspor Migas Indonesia Menggunakan Metode SARIMA dan LSTM,” *SATESI J. Sains Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 69–79, 2025, doi: 10.54259/satesi.v5i1.4103.
- [12] F. N. Hadiansyah, “Chili price prediction using ARIMA time series modeling,” *Indones. J. Comput.*, vol. 2, no. 1, p. 71, 2017, doi: 10.21108/indoic.2017.21.144.
- [13] K. Kashif and R. Ślepaczuk, “LSTM-ARIMA as a hybrid approach in algorithmic investment strategies,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 320, no. March, 2025, doi: 10.1016/j.knosys.2025.113563.
- [14] Rasyid, “PENERAPAN METODE TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING UNTUK PREDIKSI HARGA EMAS : STUDI KASUS PADA PT . ANEKA TAMBANG Sistem Informasi Universitas Amikom Yogyakarta Informatika Universitas Amikom Yogyakarta Abstraksi Keywords : Pendahuluan Tinjauan Pustaka,” *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 6, no. 2, 2025.
- [15] A. Suwandi, “Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Single Moving Average,” *JiTEKH*, vol. 8, no. 1, pp. 32–36, 2020, doi: 10.35447/jitekh.v8i1.194.