Seminar Nasional
FMI 2026 Surabaya
Prosiding

FMI Jawa Timur XVIII 2026

e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Model Artificial Neural Network (NARX) untuk Prediksi Harga Emas sebagai Dasar Pengambilan Keputusan Investasi di Tengah Ketidakpastian Ekonomi

Baginda Hamzah

Universitas Hasanuddin, Makassar

Email: baginda.hamzah@unhas.ac.id

Abstract

Gold prices are an investment instrument influenced by various macroeconomic factors; consequently, their market efficiency is dynamic and not always perfect. The US dollar exchange rate and interest rates are key factors affecting gold prices in the global market. This study develops a prediction model for gold closing prices using an Artificial Neural Network with a Nonlinear Autoregressive Exogenous (NARX) architecture. The model incorporates gold's opening, high, and low prices, the USD/IDR exchange rate, and Bank Indonesia's benchmark interest rate as exogenous variables. The dataset consists of daily time-series data from January 2, 2023, to July 1, 2026, comprising 802 observations. We determined model parameters through a trial-and-error approach, varying the number of delays, the number of neurons in the hidden layer, and three training algorithms: Levenberg-Marquardt, Bayesian Regularization, and Scaled Conjugate Gradient. The results indicate that the optimal configuration is achieved with 4 delays, the Bayesian Regularization algorithm, and 10 neurons, yielding a Mean Squared Error of 235,031,460.78. Accuracy evaluation using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) resulted in 0.671 percent, classified as "highly accurate", with a coefficient of determination of 0.9993. These findings show that the NARX model can predict gold closing prices with a very high degree of accuracy, making it a useful tool for investors making investment decisions amid economic uncertainty.

Keywords gold price prediction, artificial neural network, NARX, exchange rate, interest rate, investment decision.

1. Pendahuluan

Emas menjadi salah satu pilihan alokasi aset yang banyak dipertimbangkan investor, dan untuk memanfaatkannya secara optimal, investor perlu mengenali faktor faktor yang dapat mengindikasikan arah pergerakan harganya di masa depan (Man & Kynor, 2023). Pergerakan harga emas dunia diketahui memiliki keterkaitan yang erat dengan nilai tukar dolar Amerika Serikat maupun tingkat suku bunga riil, sehingga harganya cenderung berfluktuasi seiring perubahan kedua variabel tersebut (Man & Kynor, 2023). Selain itu, tingkat efisiensi pasar emas maupun pasar mata uang tidak bersifat tetap dari waktu ke waktu, melainkan berubah ubah mengikuti kondisi pasar yang berlaku pada suatu periode (Kristoufek & Vosvrda, 2016). Karakteristik ini membuka peluang bagi penggunaan pendekatan berbasis machine learning untuk menangkap pola pergerakan harga yang belum sepenuhnya tercermin dalam informasi pasar.

Berbagai arsitektur neural network telah diterapkan untuk kebutuhan peramalan pasar finansial.

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Model yang menggabungkan indikator fundamental, teknikal, dan sentimen pasar telah dikembangkan untuk peramalan saham (Ballesteros & Miranda, 2024), sementara perbandingan arsitektur MLP, CNN, dan LSTM menunjukkan hasil yang kompetitif dalam memprediksi perubahan harga saham (Kamalov, 2020). Studi lain menunjukkan adanya perbedaan kemampuan antara deep feedforward neural network dan arsitektur shallow dalam memprediksi indeks harga saham (Orimoloye et al., 2020), sementara kombinasi CNN dan LSTM juga diterapkan untuk memprediksi harga saham dengan galat yang relatif kecil (Lu et al., 2020). Pendekatan hybrid yang memadukan algoritma metaheuristik dengan Support Vector Machine turut dikembangkan untuk tujuan serupa (Sedighi et al., 2019).

Salah satu varian ANN yang secara khusus dirancang untuk memasukkan variabel eksogen ke dalam proses pembelajarannya adalah Nonlinear Autoregressive Exogenous (NARX) Neural Network (Rojas-Hernández et al., 2022). Penelitian yang menggunakan harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, dan volume perdagangan sebagai variabel eksogen untuk memprediksi harga penutupan saham CIMB di Malaysia melalui model NARX menghasilkan galat prediksi yang rendah (Dhafer et al., 2022). Pada konteks harga emas, penerapan ANN yang dipadukan dengan algoritma optimasi metaheuristik BAT telah terbukti mampu memprediksi pergerakan harganya (Hafezi & Akhavan, 2018), sedangkan model hybrid LSTM autoencoder dikembangkan dengan turut menguji peran variabel eksternal seperti harga dolar, perak, dan minyak dunia (Saini et al., 2025). Penerapan arsitektur NARX secara langsung pada harga emas juga telah dilakukan, di antaranya melalui kombinasi NARX dengan Support Vector Regression yang dioptimalkan (García-Gonzalo et al., 2024), perbandingan Multilayer Perceptron dengan model ARIMA pada data harga emas bulanan jangka panjang (Gbadamosi et al., 2024), model berbasis dekomposisi dua lapis dan XGBoost yang dioptimalkan dengan whale optimization algorithm (Guo et al., 2024), serta penerapan NARX dengan faktor eksogen pada prediksi harga emas batangan di Thailand yang secara konsisten mengungguli model ARIMAX pada kondisi volatilitas tinggi maupun rendah (Tapbun et al., 2026).

Meskipun demikian, sebagian besar studi tersebut masih berorientasi teknis dan menitikberatkan pada perbandingan akurasi antarmodel, tanpa banyak mengaitkan temuannya dengan implikasi manajerial bagi investor (Guo et al., 2024). Penelitian pada saham BBCA menggunakan CNN dan LSTM memang telah menunjukkan potensi neural network di pasar modal Indonesia, tetapi masih berfokus pada instrumen saham dan belum menyentuh komoditas emas (Pangestika & Josaphat, 2025). Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun dan menguji model prediksi harga penutupan emas berbasis ANN NARX dengan harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, nilai tukar, dan suku bunga sebagai variabel eksogen, serta mengkaji implikasinya terhadap pengambilan keputusan investasi di tengah ketidakpastian ekonomi.

2. Tinjauan Literatur

Investor yang ingin memanfaatkan emas sebagai instrumen investasi perlu mengenali faktor faktor yang dapat mengindikasikan pergerakan harganya di masa depan (Man & Kynor, 2023). Nilai tukar dolar Amerika Serikat berkaitan erat dengan pergerakan harga emas karena harga

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

emas dunia lazim didenominasi dalam dolar, sedangkan suku bunga riil merupakan salah satu faktor kunci yang memengaruhi baik harga emas maupun indeks dolar Amerika Serikat (Man & Kynor, 2023). Selain kedua variabel makroekonomi tersebut, tingkat efisiensi pasar emas dan pasar mata uang juga tidak bersifat konstan, melainkan berubah dari satu periode ke periode lainnya (Kristoufek & Vosvrda, 2016).

Artificial Neural Network merupakan model komputasi yang mampu mempelajari pola non linear tanpa memerlukan asumsi bentuk fungsional tertentu di awal, sebagaimana ditunjukkan pada berbagai perbandingan arsitektur MLP, CNN, dan LSTM untuk peramalan finansial (Kamalov, 2020). NARX merupakan varian ANN yang dirancang khusus untuk pemodelan sistem dinamis non linear dengan memasukkan nilai historis variabel output maupun variabel eksogen secara bersamaan (Rojas-Hernández et al., 2022). Arsitektur ini pada umumnya diimplementasikan sebagai jaringan feedforward dengan tapped delay line untuk menyimpan nilai historis input dan output (Dhafer et al., 2022). Pemilihan variabel harga pembukaan, harga tertinggi, dan harga terendah sebagai variabel eksogen tambahan mengikuti pendekatan yang telah diterapkan pada studi NARX untuk prediksi harga penutupan aset finansial (Dhafer et al., 2022).

Penentuan jumlah delay, jumlah neuron pada hidden layer, serta algoritma pelatihan pada model NARX umumnya dilakukan melalui proses trial-error untuk memperoleh kombinasi dengan galat prediksi terendah (Dhafer et al., 2022). Performa algoritma pelatihan pada model NARX bergantung pada karakteristik data dan horizon prediksi yang digunakan, sehingga tidak terdapat satu algoritma yang unggul secara universal untuk seluruh kasus (Kelley & Hagan, 2024). Pada aplikasi harga emas secara spesifik, kombinasi NARX dengan Support Vector Regression yang dioptimalkan telah terbukti memberikan hasil prediksi terbaik dibandingkan Gaussian Process Regression (García-Gonzalo et al., 2024), dan model NARX dengan faktor eksogen terbukti secara konsisten mengungguli model ARIMAX pada prediksi harga emas batangan (Tapbun et al., 2026).

3. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain predictive modelling berbasis data deret waktu, mengikuti kerangka metodologis yang umum diterapkan pada studi prediksi harga aset finansial berbasis NARX (Dhafer et al., 2022). Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa deret waktu harian selama periode 2 Januari 2023 sampai dengan 1 Juli 2026, dengan total 802 observasi. Data mencakup enam atribut, yaitu harga penutupan (close), harga pembukaan (open), harga tertinggi (high), dan harga terendah (low) emas dunia, nilai tukar USD/IDR, dan suku bunga acuan Bank Indonesia (BI Rate). Data harga emas dunia dan nilai tukar USD/IDR diperoleh dari situs investing.com (Investing.com, 2026), sedangkan data BI Rate diperoleh dari situs resmi Bank Indonesia (Bank Indonesia, 2026).

Variabel harga penutupan emas ditetapkan sebagai variabel target (output) karena merupakan indikator yang paling representatif untuk pengambilan keputusan investasi, sedangkan harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah emas, nilai tukar USD/IDR, dan BI Rate ditetapkan sebagai variabel input eksogen, mengikuti pendekatan penentuan variabel input dan output

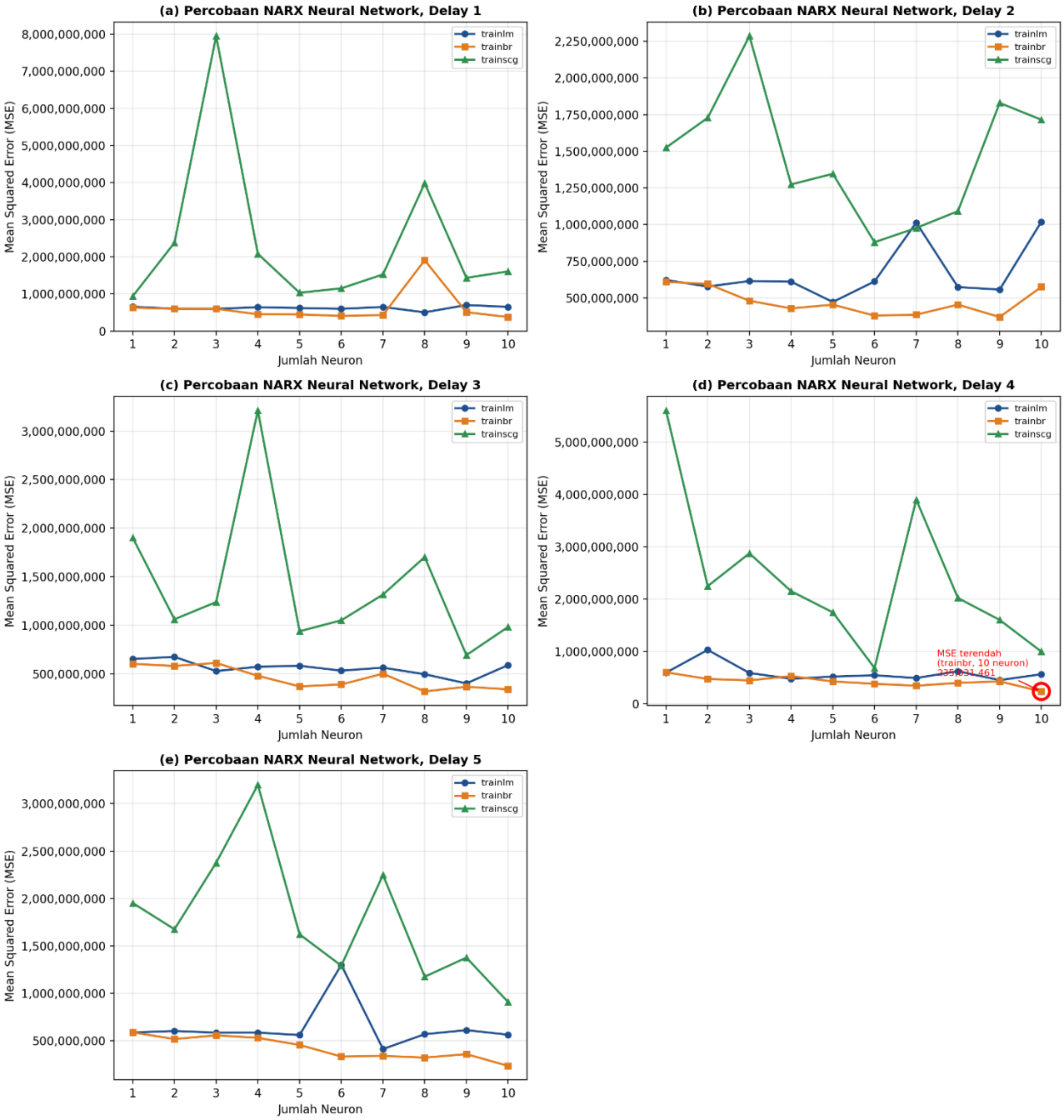
FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

yang diterapkan pada studi NARX sejenis (Dhafer et al., 2022).

Tahap praproses data dilakukan melalui normalisasi min-max scaling agar seluruh variabel berada pada rentang skala yang sebanding sebelum digunakan sebagai input model, sebagaimana lazim diterapkan untuk mencegah dominasi satu variabel akibat perbedaan skala nilai (Alkhatib et al., 2022). Data yang telah dinormalisasi kemudian dibagi menjadi tiga subset secara berurutan waktu (chronological split) dengan proporsi 80 persen data latih, 10 persen data validasi, dan 10 persen data uji, mengikuti praktik pembagian data yang umum digunakan pada studi prediksi deret waktu berbasis neural network (Rojas-Hernández et al., 2022).

Arsitektur model yang digunakan adalah NARX Neural Network, yaitu jaringan feedforward dengan tapped delay line yang memasukkan nilai historis variabel target maupun variabel eksogen sebagai input (Dhafer et al., 2022). Parameter model, meliputi jumlah delay (divariasikan dari 1 sampai 5), jumlah neuron pada hidden layer (divariasikan dari 1 sampai 10), dan algoritma pelatihan (Levenberg-Marquardt/trainlm, Bayesian Regularization/trainbr, dan Scaled Conjugate Gradient/trainscg), ditentukan melalui metode trial-error dengan memilih kombinasi yang menghasilkan Mean Squared Error (MSE) terendah pada data validasi (Dhafer et al., 2022). Hasil keseluruhan percobaan trial-error untuk setiap nilai delay disajikan pada Gambar 1(a) sampai Gambar 1(e).

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

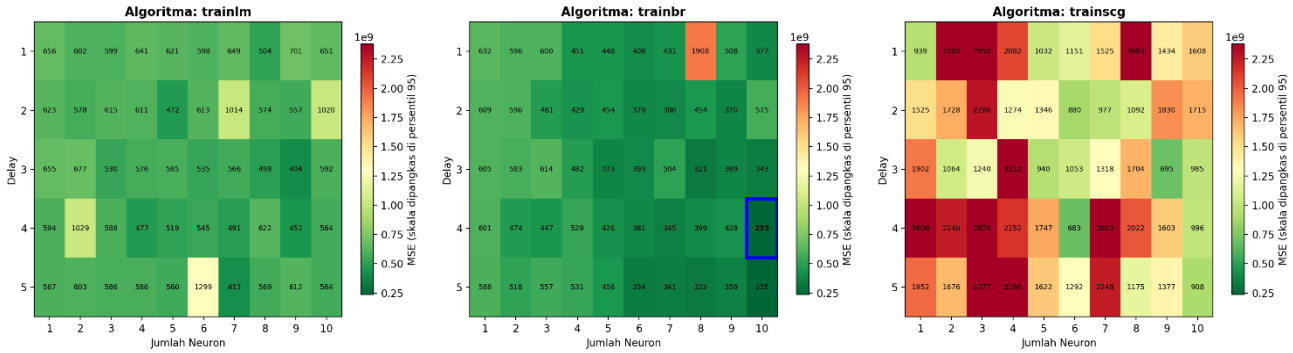


Gambar 1. Kombinasi Parameter Pemodelan NARX Neural Network untuk (a) Delay 1, (b) Delay 2, (c) Delay 3, (d) Delay 4, dan (e) Delay 5 (referensi: Diolah oleh penulis)

Keterangan: sumbu horizontal menunjukkan jumlah neuron pada hidden layer, sumbu vertikal menunjukkan nilai MSE, dan ketiga garis mewakili algoritma pelatihan trainlm, trainbr, dan trainscg.

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Untuk mempermudah perbandingan MSE antarseluruh kombinasi parameter secara sekaligus, hasil trial-error juga disajikan dalam bentuk heatmap pada Gambar 2.



Gambar 2. Heatmap Nilai MSE untuk Setiap Kombinasi Delay, Jumlah Neuron, dan Algoritma Pelatihan (referensi: Diolah oleh penulis)

Keterangan: nilai pada setiap sel dinyatakan dalam satuan juta, dan kotak bergaris tebal menandai kombinasi dengan MSE terendah secara keseluruhan.

Kinerja model akhir dievaluasi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan koefisien determinasi (R kuadrat), mengikuti ukuran evaluasi yang lazim digunakan pada studi prediksi harga aset finansial (Alkhatib et al., 2022). Interpretasi tingkat akurasi berdasarkan nilai MAPE mengacu pada kriteria Lewis (1982), yaitu highly accurate untuk MAPE di bawah 10 persen, good untuk rentang 10 sampai 20 persen, reasonable untuk rentang 20 sampai 50 persen, dan weak/inaccurate untuk nilai di atas 50 persen, sebagaimana diadopsi pada studi NARX untuk prediksi harga emas (Tapbun et al., 2026).

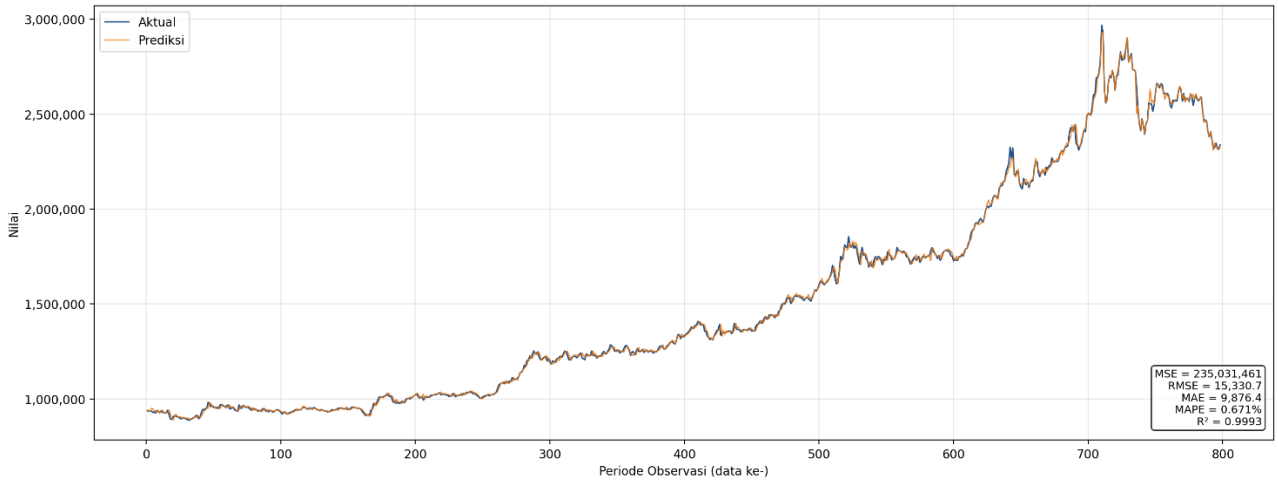
4. Hasil dan Pembahasan

Hasil trial-error menunjukkan bahwa kombinasi parameter optimal diperoleh pada jumlah delay 4, algoritma pelatihan Bayesian Regularization (trainbr), dan 10 neuron pada hidden layer, dengan nilai MSE terendah sebesar 235.031.460,78 (Gambar 1(d) dan Gambar 2). Algoritma trainbr secara konsisten menghasilkan MSE yang lebih rendah dibandingkan trainlm dan trainscg pada hampir seluruh kombinasi delay dan jumlah neuron, sedangkan algoritma trainscg menunjukkan kinerja yang paling tidak stabil dengan beberapa nilai MSE yang melonjak sangat tinggi pada kombinasi tertentu. Temuan ini sejalan dengan pandangan bahwa performa algoritma pelatihan pada model NARX bersifat spesifik terhadap karakteristik data yang dianalisis, sehingga tidak ada satu algoritma yang unggul secara universal (Kelley & Hagan, 2024).

Evaluasi model dengan konfigurasi optimal terhadap keseluruhan data menghasilkan nilai MAPE sebesar 0,671 persen, RMSE sebesar 15.330,74, MAE sebesar 9.876,38, dan R kuadrat sebesar 0,9993 (Gambar 3). Berdasarkan kriteria Lewis (1982), nilai MAPE tersebut tergolong highly accurate, bahkan menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan sejumlah penerapan NARX pada aset finansial lain yang dilaporkan dalam literatur (Dhafer et al., 2022).

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Grafik perbandingan nilai aktual dan nilai hasil prediksi menunjukkan kedua garis yang saling berimpit sepanjang periode pengamatan, termasuk pada periode kenaikan harga emas yang tajam menjelang akhir periode data.

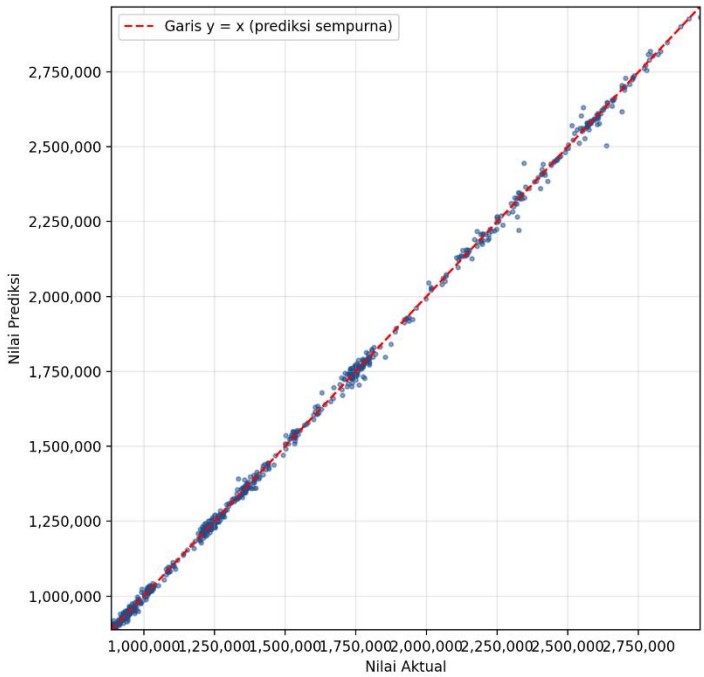


Gambar 3. Grafik Perbandingan Nilai Aktual dan Nilai Hasil Prediksi Harga Penutupan Emas (Diolah oleh penulis)

Keterangan: garis biru menunjukkan nilai aktual dan garis oranye menunjukkan nilai hasil prediksi model NARX.

Hasil scatter plot antara nilai aktual dan nilai prediksi turut mengonfirmasi tingkat akurasi tersebut, di mana seluruh titik data menempel rapat pada garis diagonal y sama dengan x tanpa pola penyimpangan sistematis ke satu arah tertentu (Gambar 4). Hal ini mengindikasikan bahwa model tidak cenderung melakukan overestimasi maupun underestimasi secara konsisten pada rentang harga tertentu.

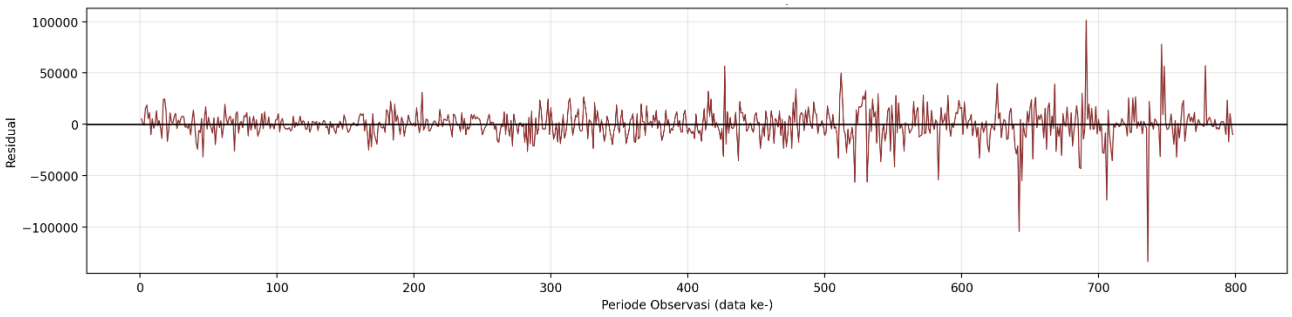
FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026



Gambar 4. Scatter Plot Nilai Aktual terhadap Nilai Prediksi Harga Penutupan Emas

(Diolah oleh penulis)

Meskipun demikian, grafik residual pada Gambar 5 menunjukkan bahwa magnitudo galat prediksi cenderung membesar pada periode ketika harga emas berada pada level yang lebih tinggi, khususnya menjelang akhir periode pengamatan saat harga emas menembus level 2,5 hingga 3 juta. Pola ini merupakan karakteristik umum pada data finansial dengan tren harga yang terus meningkat, dan menjadi salah satu alasan mengapa ukuran akurasi berbasis persentase seperti MAPE lebih tepat digunakan sebagai acuan utama dibandingkan ukuran galat absolut seperti MSE atau RMSE semata.



Gambar 5. Grafik Residual (Prediksi Dikurangi Aktual) per Periode Pengamatan
(Referensi: Diolah oleh penulis)

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Dari sisi implikasi manajerial, tingkat akurasi yang tinggi pada model ini menunjukkan bahwa pendekatan NARX dengan variabel eksogen nilai tukar dan suku bunga layak dipertimbangkan sebagai salah satu alat bantu investor dalam pengambilan keputusan alokasi aset, sejalan dengan pengembangan model neural network berbasis indikator fundamental dan teknikal untuk peramalan pasar finansial (Ballesteros & Miranda, 2024). Perlu dicatat bahwa kontribusi nilai tukar dan suku bunga terhadap akurasi tidak dapat dipisahkan dari kontribusi harga pembukaan, harga tertinggi, dan harga terendah emas itu sendiri, mengingat model ini menggunakan kelima variabel tersebut secara bersamaan sebagai input eksogen. Penelitian yang menggunakan model hybrid LSTM autoencoder pada harga emas melaporkan bahwa penambahan variabel eksternal tidak selalu meningkatkan akurasi dibandingkan model yang hanya mengandalkan data harga historis (Saini et al., 2025), sehingga kontribusi relatif masing masing variabel eksogen pada penelitian ini masih memerlukan analisis sensitivitas lebih lanjut, misalnya melalui pengujian model dengan kombinasi variabel input yang berbeda beda.

5. Kesimpulan

Penelitian ini membangun model prediksi harga penutupan emas menggunakan Artificial Neural Network berarsitektur NARX, dengan harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, nilai tukar USD/IDR, dan suku bunga acuan Bank Indonesia sebagai variabel eksogen, menggunakan data periode 2 Januari 2023 sampai 1 Juli 2026. Hasil trial-error menunjukkan bahwa konfigurasi optimal diperoleh pada jumlah delay 4, algoritma Bayesian Regularization, dan 10 neuron pada hidden layer, dengan MSE sebesar 235.031.460,78. Evaluasi akhir model menghasilkan MAPE sebesar 0,671 persen yang tergolong highly accurate menurut kriteria Lewis (1982), serta R kuadrat sebesar 0,9993, menunjukkan bahwa model NARX berhasil menangkap pola non linear pada pergerakan harga emas dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi.

Penelitian ini memberikan kontribusi metodologis dalam pengembangan model prediksi harga emas untuk konteks pasar keuangan, dengan implikasi praktis bagi investor dalam pengambilan keputusan investasi di tengah ketidakpastian ekonomi. Penelitian ini memiliki keterbatasan pada belum dilakukannya analisis sensitivitas terhadap kontribusi masing masing variabel eksogen secara terpisah. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menguji kombinasi variabel input yang berbeda, memperluas objek penelitian pada komoditas atau aset finansial lain, serta membandingkan kinerja NARX dengan metode lain seperti hybrid decomposition XGBoost (Guo et al., 2024) atau LSTM autoencoder (Saini et al., 2025).

Referensi

Alkhatib, K., Khazaleh, H., Alkhazaleh, H. A., Alsoud, A. R., & Abualigah, L. (2022). A new stock price forecasting method using active deep learning approach. Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity, 8(2), 96. https://doi.org/10.3390/joitmc8020096

Ballesteros, M. A. A., & Miranda, E. A. M. (2024). Stock market forecasting using a neural network through fundamental indicators, technical indicators and market sentiment analysis.

Computational Economics. https://doi.org/10.1007/s10614-024-10711-4

Bank Indonesia. (2026). *BI-Rate*. Diakses pada [tanggal akses Anda], dari https://www.bi.go.id/id/statistik/indikator/bi-rate.aspx

Chaudhuri, T. D., & Ghosh, I. (2016). Artificial neural network and time series modeling based approach to forecasting the exchange rate in a multivariate framework. arXiv preprint. https://doi.org/10.48550/arXiv.1607.02093

Dhafer, A. H., Nor, F. M., Alkawsi, G., Al-Othmani, A. Z., Shah, N. R., Alshanbari, H. M., Khairi, K. F. B., & Baashar, Y. (2022). Empirical analysis for stock price prediction using NARX model with exogenous technical indicators. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 9208640. https://doi.org/10.1155/2022/9208640

García-Gonzalo, E., García-Nieto, P. J., Fidalgo Valverde, G., Riesgo Fernández, P., Sánchez Lasheras, F., & Suárez Gómez, S. L. (2024). Hybrid DE-optimized GPR and NARX/SVR models for forecasting gold spot prices: A case study of the global commodities market. Mathematics, 12(7), 1039. https://doi.org/10.3390/math12071039

Gbadamosi, S. L., Nwulu, N. I., & Akinola, S. O. (2024). Exploring the effectiveness of a multilayer neural network model for gold price prediction. Przegląd Elektrotechniczny, 100(3), 157 sampai 161. https://doi.org/10.15199/48.2024.03.28

Guo, Y., Li, C., Wang, X., & Duan, Y. (2024). Gold price prediction using two-layer decomposition and XGBoost optimized by the whale optimization algorithm. Computational Economics. https://doi.org/10.1007/s10614-024-10736-9

Hafezi, R., & Akhavan, A. (2018). Forecasting gold price changes: Application of an equipped artificial neural network. AUT Journal of Modeling and Simulation, 50(1), 71 sampai 82. https://doi.org/10.22060/miscj.2018.13508.5074

Investing.com. (2026). *Gold futures historical data* [and/or *USD/IDR historical data*]. Diakses pada [tanggal akses Anda], dari https://www.investing.com

Kamalov, F. (2020). Forecasting significant stock price changes using neural networks. Neural Computing and Applications, 32(23), 17655 sampai 17667. https://doi.org/10.1007/s00521-020-04942-3

Kelley, J., & Hagan, M. T. (2024). Comparison of neural network NARX and NARMAX models for multi-step prediction using simulated and experimental data. Expert Systems with Applications, 237, 121437. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121437

Kristoufek, L., & Vosvrda, M. (2016). Gold, currencies and market efficiency. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 449, 27 sampai 34. https://doi.org/10.1016/j.physa.2015.12.075

Lu, W., Li, J., Li, Y., Sun, A., & Wang, J. (2020). A CNN-LSTM-based model to forecast stock prices. Complexity, 2020, 6622927. https://doi.org/10.1155/2020/6622927

FMI Jawa Timur XVIII 2026
e-ISSN: 3026-4499
Vol. 4
20-22 Oktober 2026

Man, Y. C., & Kynor, R. (2023). A review of gold pricing: Real interest rate and U.S. dollar index. Journal of Student Research, 12(3). https://doi.org/10.47611/jsrhs.v12i3.5028

Orimoloye, L. O., Sung, M. C., Ma, T., & Johnson, J. E. (2020). Comparing the effectiveness of deep feedforward neural networks and shallow architectures for predicting stock price indices. Expert Systems with Applications, 139, 112828. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112828

Pangestika, Z., & Josaphat, B. P. (2025). Predicting stock price using convolutional neural network and long short term memory (case study: Stock of BBCA). Journal of the Indonesian Mathematical Society, 31(1), 1 sampai 12. https://doi.org/10.22342/jims.v31i1.1512

Rojas-Hernández, R., Fernández-Anaya, G., Carrasco-Ochoa, J. A., & Martínez-Trinidad, J. F. (2022). NARX neural networks models for prediction of standardized precipitation index in central Mexico. Atmosphere, 13(8), 1254. https://doi.org/10.3390/atmos13081254

Saini, A., Singh, R. K., & Sinha, P. (2025). Forecasting gold price using hybrid deep neural network LSTM-autoencoder. Discover Artificial Intelligence, 5, 281. https://doi.org/10.1007/s44163-025-00464-w

Sedighi, M., Jahangirnia, H., Gharakhani, M., & Farahani Fard, S. (2019). A novel hybrid model for stock price forecasting based on metaheuristics and support vector machine. Data, 4(2), 75. https://doi.org/10.3390/data4020075

Tapbun, D., Taninpong, P., & Thumronglaohapun, S. (2026). Daily gold bar price forecasting in Thailand using nonlinear autoregressive network technique with exogenous factors. KKU Science Journal, 54(2), 333 sampai 343. https://doi.org/10.14456/kkuscij.2026.24

Copyrights

Copyright for this article is retained by the author(s), with first publication rights granted to the journal.

This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)