Building of Informatics, Technology and Science (BITS)
Volume 7, No 4, March 2026 Page: 2811−2820
ISSN 2684-8910 (media cetak)
ISSN 2685-3310 (media online)
DOI 10.47065/bits.v7i4.8204

Perbandingan Model LSTM dan Temporal Fusion Transformer untuk Prediksi Harga Emas

Nilasari*, Rujianto Eko Saputro, Giat Karyono

Program Studi Magister Ilmu Komputer, Universitas Amikom Purwokerto, Purwokerto, Indonesia
Email: [1,*]24ma41d025@students.amikompurwokerto.ac.id, [2]rujianto@amikompurwokerto.ac.id,
[3]giatkaryono@amikompurwokerto.ac.id
Email Penulis Korespondensi: 24ma41d025@students.amikompurwokerto.ac.id
Submitted: **11/08/2025**; Accepted: **31/03/2026**; Published**: 31/03/2026**

Abstrak−Penelitian ini membandingkan performa Long Short-Term Memory (LSTM) dan Temporal Fusion Transformer (TFT) dalam memprediksi harga emas harian berbasis data multivariat. Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle (periode 2005–2024) dengan sepuluh variabel ekonomi utama, termasuk indeks saham, indeks dolar AS, harga minyak mentah, harga perak, dan imbal hasil obligasi. Tahapan penelitian meliputi pra-pemrosesan data melalui interpolasi nilai hilang, clipping outlier berbasis Z-score, normalisasi menggunakan MinMaxScaler pada data latih, serta transformasi data sesuai kebutuhan arsitektur masing-masing model. Evaluasi kinerja dilakukan dengan empat metrik regresi, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), R^2, dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil menunjukkan bahwa TFT lebih unggul dibandingkan LSTM pada seluruh metrik, dengan nilai RMSE sebesar 19,35, MAE sebesar 14,51, R^2 sebesar 0,9906, dan MAPE sebesar 0,74%. Uji Diebold–Mariano (DM) menghasilkan p-value 0,02, mengonfirmasi bahwa perbedaan performa antara kedua model signifikan secara statistik. Temuan ini menegaskan bahwa mekanisme attention dan variable selection network pada TFT berperan penting dalam meningkatkan akurasi prediksi multivariat. Keterbatasan penelitian ini terletak pada tidak dimasukkannya variabel eksternal non-ekonomi, seperti sentimen pasar atau faktor geopolitik, sehingga arah penelitian selanjutnya adalah integrasi faktor tambahan dan pengembangan model hibrida untuk menghasilkan prediksi yang lebih robust.

Kata Kunci: Harga Emas; LSTM; Temporal Fusion Transformer; Prediksi Deret Waktu

Abstract−This study compares the performance of Long Short-Term Memory (LSTM) and Temporal Fusion Transformer (TFT) in forecasting daily gold prices using multivariate data. The dataset was obtained from Kaggle (2005–2024) and includes ten key economic variables, such as stock indices, the US Dollar Index, crude oil prices, silver prices, and 10-year Treasury yields. The research stages consisted of data preprocessing through missing value interpolation, Z-score-based outlier clipping, normalization with MinMaxScaler on the training set, and data transformation tailored to each model architecture. Model performance was evaluated using four regression metrics: Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), R^2, and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Results indicate that TFT outperforms LSTM across all metrics, achieving RMSE of 19.35, MAE of 14.51, R^2 of 0.9906, and MAPE of 0.74%. The Diebold–Mariano (DM) test yielded a p-value of 0.02, confirming that the performance difference between the two models is statistically significant. These findings highlight the importance of the attention mechanism and variable selection network in TFT for enhancing multivariate predictive accuracy. However, this study is limited by the exclusion of non-economic external variables such as market sentiment and geopolitical factors. Future research should incorporate additional variables and explore hybrid approaches to achieve more robust gold price forecasting.

Keywords: Gold Price; LSTM; Temporal Fusion Transformer; Time Series Forecasting

1. PENDAHULUAN

Emas sejak lama menjadi instrumen investasi yang sangat penting karena perannya sebagai aset lindung nilai (safe haven). Dalam berbagai periode ketidakstabilan global, seperti krisis finansial 2008, pandemi COVID-19, hingga gejolak geopolitik kontemporer, emas selalu menjadi pilihan utama investor untuk menjaga nilai aset mereka. Ketika inflasi meningkat, nilai tukar melemah, atau risiko pasar finansial melonjak, permintaan terhadap emas cenderung naik karena kemampuannya mempertahankan stabilitas nilai [1]. Selain itu, harga emas juga berkaitan erat dengan kebijakan moneter global, dinamika pasar saham, harga komoditas energi, hingga fluktuasi nilai tukar mata uang internasional, sehingga emas berfungsi tidak hanya sebagai aset investasi individu tetapi juga sebagai indikator penting dalam analisis makroekonomi global.

Meskipun demikian, memprediksi harga emas bukanlah tugas yang sederhana. Pergerakan harga emas dipengaruhi oleh interaksi berbagai faktor yang bersifat dinamis, kompleks, dan saling berkaitan. Model statistik klasik seperti Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) atau Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) telah lama digunakan untuk menganalisis volatilitas harga emas. Namun, model-model tersebut memiliki keterbatasan karena hanya mampu menangkap hubungan linier. Dalam praktiknya, ketika dihadapkan pada data finansial yang cenderung nonlinier dan berfluktuasi tinggi, performa model tradisional mengalami penurunan akurasi [2]. Selain itu, pendekatan statistik klasik juga kurang optimal dalam memanfaatkan data historis jangka panjang maupun indikator makroekonomi yang beragam, padahal keduanya sangat penting dalam menjelaskan dinamika harga emas.

Seiring berkembangnya teknologi machine learning dan deep learning, berbagai metode modern dikembangkan untuk mengatasi keterbatasan model statistik. Long Short-Term Memory (LSTM), salah satu varian Recurrent Neural Network (RNN), dikenal mampu menangkap pola temporal jangka panjang dan telah terbukti efektif dalam memodelkan deret waktu finansial. Beberapa penelitian membuktikan bahwa LSTM dapat mengungguli model linier tradisional dalam memprediksi harga emas, termasuk di pasar Indonesia [3]. Namun demikian, LSTM juga

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Building of Informatics, Technology and Science (BITS)
Volume 7, No 4, March 2026 Page: 2811−2820
ISSN 2684-8910 (media cetak)
ISSN 2685-3310 (media online)
DOI 10.47065/bits.v7i4.8204

memiliki keterbatasan, terutama dalam hal interpretabilitas dan efisiensi ketika berhadapan dengan data multivariat yang kompleks. Padahal, dalam konteks analisis keuangan, interpretasi model sangat penting karena pelaku pasar tidak hanya membutuhkan hasil prediksi, tetapi juga pemahaman mengenai faktor-faktor dominan yang memengaruhi pergerakan harga emas.

Untuk menjawab tantangan dalam prediksi harga aset finansial yang kompleks dan volatil, arsitektur deep learning seperti Temporal Fusion Transformer (TFT) semakin banyak digunakan. TFT mengintegrasikan mekanisme attention, gating, dan variable selection, yang tidak hanya meningkatkan akurasi tetapi juga memberikan transparansi dalam interpretasi model. Beberapa studi telah menunjukkan keunggulan TFT dibandingkan model tradisional. Misalnya, TFT berhasil memprediksi harga Bitcoin dengan akurasi tinggi menggunakan data historis, sentimen Twitter, dan tren musiman [4], serta menunjukkan performa lebih baik dibandingkan LSTM dan SVR dalam prediksi harga saham (Hu, 2021). Studi lain menggunakan arsitektur hybrid BiLSTM-MTRAN-TCN-TFT dan menunjukkan hasil prediksi yang stabil dan akurat di pasar saham Tiongkok [5]. Dalam konteks logam mulia, kombinasi model Bi-LSTM dan analisis sentimen berbasis NLP terbukti efektif memprediksi harga emas dengan akurasi tinggi [6], sementara pendekatan GAN dengan CNN dan GRU mampu mengatasi karakteristik non-stasioner dan bising pada data harga logam seperti emas dan perak [7]. Selain itu, integrasi fitur-fitur seperti harga perak, indeks ketidakpastian, dan sentimen pasar telah terbukti meningkatkan akurasi prediksi harga emas dalam kondisi pasar yang volatil [8]. Model CNN-LSTM yang memasukkan indikator ketidakpastian seperti EPU dan VIX juga memperlihatkan kinerja prediksi yang lebih baik [9].

Dari literatur tersebut terlihat bahwa meskipun penelitian mengenai prediksi harga emas semakin berkembang, masih terdapat celah penelitian yang belum terisi. Pertama, sebagian besar studi hanya berfokus pada satu arsitektur model, sehingga sulit untuk menilai keunggulan relatif antar metode. Kedua, pendekatan yang digunakan banyak bersifat univariat, dengan hanya mengandalkan data historis harga emas tanpa mengoptimalkan pemanfaatan indikator multivariat, padahal faktor eksternal terbukti sangat berpengaruh. Ketiga, meskipun terdapat upaya mengombinasikan deep learning dengan pendekatan lain seperti NLP atau GAN, masih jarang penelitian yang secara eksplisit membandingkan LSTM dengan TFT pada dataset multivariat jangka panjang yang mencakup indikator pasar global.

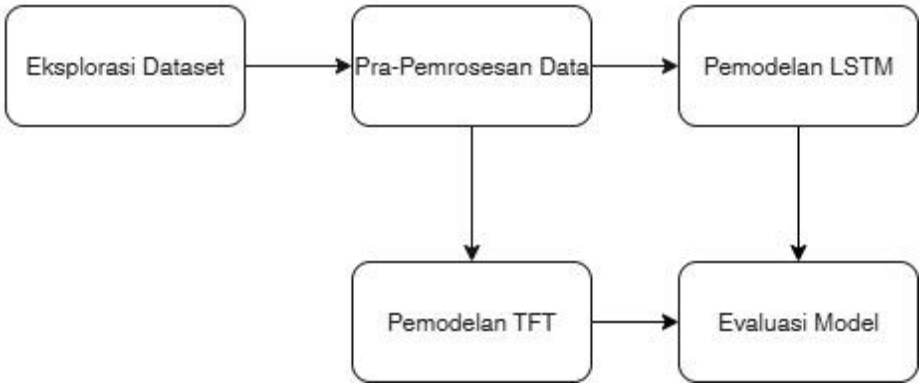
Berdasarkan gap tersebut, penelitian ini dirancang untuk memberikan kontribusi dalam tiga aspek utama. Pertama, penelitian ini membandingkan secara langsung kinerja LSTM dan TFT dalam memprediksi harga emas harian berbasis data multivariat periode 2005–2024. Kedua, penelitian ini mengkaji mekanisme internal pada TFT, khususnya attention dan variable selection network, guna menilai sejauh mana arsitektur tersebut memberikan keunggulan interpretatif dibandingkan LSTM. Ketiga, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan metodologis mengenai pentingnya integrasi indikator multivariat dalam membangun model prediksi harga emas yang lebih akurat, robust, dan adaptif terhadap dinamika pasar global.

Dengan demikian, tujuan penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut: (1) mengevaluasi dan membandingkan performa model LSTM dan TFT dalam memprediksi harga emas harian berbasis data multivariat, (2) mengidentifikasi kontribusi mekanisme interpretatif pada TFT dibandingkan LSTM, dan (3) memberikan pemahaman mengenai peran indikator ekonomi multivariat dalam meningkatkan kualitas prediksi harga emas..

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dirancang melalui beberapa tahapan sistematis agar perbandingan performa model Long Short-Term Memory (LSTM) dan Temporal Fusion Transformer (TFT) dapat dilakukan secara adil dan valid. Setiap tahapan memiliki peran penting, mulai dari pemilihan dataset, pra-pemrosesan data untuk memastikan kualitas input, hingga evaluasi model menggunakan metrik kuantitatif. Dengan demikian, metodologi yang digunakan tidak hanya berfokus pada pembangunan model, tetapi juga pada upaya menjaga integritas data, mencegah data leakage, dan memastikan bahwa hasil evaluasi benar-benar mencerminkan kinerja masing-masing model.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

Copyright © 2026 **Author**, Page 2812
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Building of Informatics, Technology and Science (BITS)
Volume 7, No 4, March 2026 Page: 2811−2820
ISSN 2684-8910 (media cetak)
ISSN 2685-3310 (media online)
DOI 10.47065/bits.v7i4.8204

Flowchart pada Gambar 1 menggambarkan alur penelitian yang dimulai dari eksplorasi dataset untuk memahami karakteristik variabel dan distribusi data. Tahap berikutnya adalah pra-pemrosesan data, meliputi pembersihan nilai kosong, penanganan outlier, normalisasi berdasarkan data latih, dan transformasi ke format deret waktu. Setelah itu dilakukan pembagian data latih dan uji secara kronologis untuk menjaga urutan temporal dan menghindari kebocoran informasi dari masa depan.

Selanjutnya, tahap pemodelan dilakukan dengan membangun dua arsitektur deep learning, yaitu LSTM dan TFT. LSTM digunakan untuk menangkap pola temporal jangka panjang, sementara TFT digunakan untuk memanfaatkan data multivariat secara lebih efektif dengan dukungan mekanisme *attention* dan *variable selection*. Tahap terakhir adalah evaluasi model, di mana performa kedua arsitektur dibandingkan menggunakan empat metrik regresi: Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), R^2, dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

2.2 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Kaggle (lixiangwakeheart/yqyqyq), yang memuat data harga emas harian beserta sembilan variabel ekonomi lain yang relevan terhadap pergerakan harga emas. Periode observasi mencakup 3 Januari 2005 hingga 26 Agustus 2024, sehingga meliputi hampir dua dekade data, termasuk fase krisis keuangan global 2008, pandemi COVID-19 pada 2020–2021, serta periode pasca-pandemi. Cakupan data yang panjang ini memberikan peluang untuk menguji kinerja model pada berbagai rezim pasar dengan tingkat volatilitas yang berbeda.

Variabel-variabel dalam dataset terdiri atas harga emas yang digunakan sebagai target penelitian, harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, Indeks Dolar AS, harga minyak mentah, indeks Nasdaq, harga perak, imbal hasil obligasi pemerintah AS 10 tahun, serta indeks S&P 500. Seluruh variabel ini dipilih karena memiliki keterkaitan langsung maupun tidak langsung dengan harga emas. Indeks saham seperti Nasdaq dan S&P 500 mencerminkan kinerja pasar ekuitas yang dalam banyak studi menunjukkan hubungan negatif terhadap emas [10]. Indeks Dolar AS mewakili kekuatan mata uang global yang historis berkorelasi negatif terhadap harga emas. Harga minyak mentah mencerminkan dinamika pasar energi yang dapat memengaruhi inflasi, sementara harga perak sering digunakan sebagai logam mulia substitusi yang pergerakannya cenderung searah dengan emas. Di sisi lain, imbal hasil obligasi pemerintah AS tenor 10 tahun merepresentasikan ekspektasi pasar terhadap suku bunga dan inflasi jangka panjang.

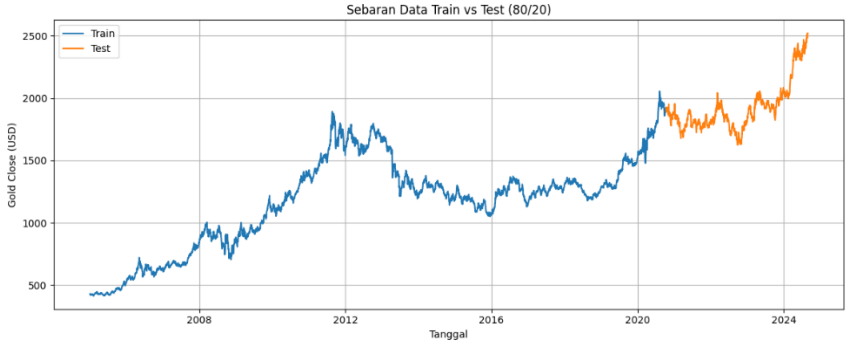
Dalam penelitian ini tidak dilakukan reduksi dimensi eksplisit seperti Principal Component Analysis (PCA), karena pemilihan variabel sudah didasarkan pada relevansi teoritis dan literatur terdahulu. Dengan tetap menggunakan variabel-variabel utama tersebut, model yang dibangun diharapkan mampu memberikan hasil yang akurat sekaligus menjaga interpretabilitas terhadap pengaruh masing-masing faktor ekonomi.

Meskipun demikian, dataset ini juga memiliki keterbatasan. Data yang digunakan hanya mencakup sepuluh variabel ekonomi utama dan belum mengintegrasikan faktor non-ekonomi seperti sentimen pasar, indikator geopolitik, atau kebijakan moneter yang lebih detail. Oleh karena itu, hasil penelitian ini menitikberatkan pada evaluasi metodologi prediksi berbasis data multivariat, sementara pengembangan lebih lanjut dapat dilakukan dengan menambahkan variabel eksternal agar model menjadi lebih robust pada kondisi pasar yang semakin kompleks.

2.3 Pra-Pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data merupakan tahap penting untuk memastikan kualitas input sebelum digunakan dalam pelatihan model. Tahapan ini dilakukan secara sistematis agar model Long Short-Term Memory (LSTM) dan Temporal Fusion Transformer (TFT) dapat dibandingkan secara adil dan pada kondisi yang seimbang.

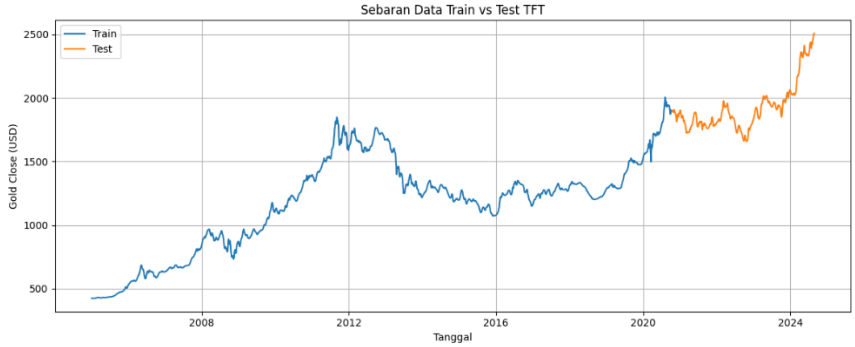
Langkah pertama adalah pembersihan data, yang meliputi konversi kolom tanggal ke dalam format datetime, pengubahan variabel numerik ke tipe float, serta penanganan nilai hilang menggunakan metode interpolasi linier. Seluruh data kemudian diurutkan berdasarkan waktu untuk menjaga urutan temporal sehingga sesuai dengan karakteristik deret waktu. Untuk mendeteksi dan mengendalikan nilai ekstrem, digunakan pendekatan Z-score yang dikombinasikan dengan clipping, sehingga distribusi variabel tetap berada pada rentang yang wajar tanpa menghilangkan karakteristik utama data.



Gambar 2. Sebaran Data Train dan Test model LSTM

Copyright © 2026 **Author**, Page 2813
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Building of Informatics, Technology and Science (BITS)
Volume 7, No 4, March 2026 Page: 2811−2820
ISSN 2684-8910 (media cetak)
ISSN 2685-3310 (media online)
DOI 10.47065/bits.v7i4.8204



Gambar 3. Sebaran Data Train dan Test model TFT

Setelah data bersih, dilakukan pembagian dataset menjadi data latih dan data uji dengan proporsi 80% untuk periode 2005–2019 dan 20% untuk periode 2020–2024 seperti pada gambar 2 dan gambar 3. Pembagian ini dilakukan secara kronologis sesuai prinsip time series split, agar tidak terjadi kebocoran informasi dari masa depan ke dalam data latih. Proses normalisasi fitur kemudian diterapkan dengan menggunakan MinMaxScaler. Skala dihitung hanya berdasarkan data latih, kemudian parameter skala yang sama digunakan untuk mentransformasi data uji, sehingga integritas temporal tetap terjaga dan tidak terjadi data leakage.

Selanjutnya, data ditransformasikan ke dalam format yang sesuai dengan masing-masing arsitektur model. Untuk LSTM, digunakan pendekatan sliding window dengan panjang jendela 60 hari, sehingga setiap sampel input terdiri dari urutan harga emas dan variabel ekonomi selama 60 hari terakhir, dengan target berupa harga emas pada hari berikutnya. Sementara itu, untuk TFT data diubah ke dalam format multivariat dengan temporal encoding, yang memungkinkan integrasi variabel statis, variabel dinamis, serta informasi waktu secara simultan.

Seluruh proses pra-pemrosesan ini dilakukan secara konsisten pada kedua model agar perbandingan kinerja dapat dilakukan secara valid. Pendekatan ini juga membantu mengurangi risiko *overfitting* dengan mencegah kebocoran informasi antar dataset dan menjaga agar distribusi data tetap stabil. Namun, keterbatasan tetap ada, antara lain tidak dilakukan pengujian stasioneritas secara eksplisit serta belum adanya integrasi variabel eksternal non-ekonomi seperti sentimen pasar atau faktor geopolitik, yang berpotensi memberikan pengaruh tambahan terhadap pergerakan harga emas.

2.4 Model LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan arsitektur jaringan saraf dalam keluarga Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah long-term dependency dalam data deret waktu. LSTM efektif dalam mengenali pola temporal jangka panjang melalui keberadaan sel memori dan mekanisme gerbang (input, forget, dan output gates) yang memungkinkan model menyimpan informasi penting sekaligus mengabaikan informasi yang tidak relevan [11].

Dalam penelitian ini, LSTM digunakan untuk memprediksi harga emas dengan memanfaatkan sepuluh variabel multivariat yang mencakup harga emas (target) serta sembilan indikator ekonomi lainnya. Data yang telah dinormalisasi dan ditransformasikan dalam bentuk sliding window sepanjang 60 hari digunakan sebagai input. Setiap sampel input terdiri dari urutan data 60 hari terakhir, sedangkan target output adalah harga emas pada hari berikutnya. Arsitektur model LSTM yang digunakan terdiri atas tiga lapisan LSTM dengan ukuran tersembunyi (hidden size) 64 unit pada setiap lapisan, fungsi aktivasi tanh, serta dropout sebesar 0,2 sebagai mekanisme regularisasi untuk mengurangi risiko overfitting. Lapisan terakhir berupa dense layer dengan satu neuron output yang menghasilkan prediksi nilai harga emas. Model dioptimasi menggunakan algoritma Adam dengan learning rate 0,001 dan batch size 32.

Untuk meningkatkan kinerja, model dilatih menggunakan strategi early stopping dengan patience selama 10 epoch untuk menghentikan proses pelatihan ketika tidak ada peningkatan signifikan pada data validasi. Pemilihan hyperparameter dilakukan melalui grid search terbatas berdasarkan literatur terdahulu yang relevan [12];[13]. Parameter yang diuji meliputi variasi hidden size (32, 64, 128), dropout rate (0.1–0.3), dan learning rate (0.0005–0.01). Kombinasi yang dipilih adalah yang memberikan kinerja terbaik pada data validasi. Dengan konfigurasi ini, LSTM diharapkan mampu menangkap pola musiman, tren jangka panjang, serta hubungan nonlinier antar variabel ekonomi. Namun, keterbatasan tetap ada, terutama pada kemampuan LSTM dalam menangani input multivariat yang sangat kompleks dibandingkan arsitektur modern seperti TFT.

2.5 Model TFT

Temporal Fusion Transformer (TFT) merupakan arsitektur deep learning yang dikembangkan secara khusus untuk prediksi deret waktu multivariat. Model ini menggabungkan kekuatan mekanisme attention dari Transformer dengan jaringan saraf yang mampu menangani variabel statis, dinamis, maupun temporal. Keunggulan utama TFT terletak pada fleksibilitas pemrosesan data multivariat, kemampuan untuk memberikan interpretabilitas melalui variable

Copyright © 2026 **Author**, Page 2814
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Building of Informatics, Technology and Science (BITS)
Volume 7, No 4, March 2026 Page: 2811−2820
ISSN 2684-8910 (media cetak)
ISSN 2685-3310 (media online)
DOI 10.47065/bits.v7i4.8204

selection network serta attention mechanism, dan penggunaan quantile loss untuk menghasilkan prediksi probabilistik [14].

Dalam penelitian ini, TFT digunakan untuk memodelkan harga emas berdasarkan sepuluh variabel ekonomi yang telah melalui tahap pra-pemrosesan. Struktur input mencakup variabel target (harga emas), variabel dinamis seperti harga pembukaan, tertinggi, terendah, indeks saham, serta variabel makroekonomi lain seperti indeks dolar, harga minyak mentah, harga perak, dan imbal hasil obligasi. Informasi temporal seperti tanggal dan urutan waktu juga dimasukkan sebagai time index agar model dapat mengenali pola musiman maupun tren jangka panjang. Arsitektur TFT yang digunakan dibangun menggunakan pustaka PyTorch Forecasting dengan konfigurasi hyperparameter sebagai berikut: hidden size 64, attention head size 4, dropout rate 0,1, max encoder length 60 (panjang jendela input historis), max prediction length 7 (horizon prediksi jangka pendek), batch size 64, dan optimizer Adam dengan learning rate 0,0005. Fungsi loss yang dipakai adalah Quantile Loss pada tiga kuantil (p10, p50, p90) untuk menghasilkan distribusi probabilistik harga emas. Strategi early stopping dengan patience 10 epoch diterapkan untuk mencegah overfitting.

Pemilihan hyperparameter dilakukan melalui kombinasi grid search terbatas dan rujukan pada penelitian terdahulu [15]; [16]. Parameter yang dievaluasi meliputi variasi hidden size (32, 64, 128), jumlah attention head (2–8), dropout rate (0,05–0,3), serta panjang jendela input (max encoder length 30–90 hari). Konfigurasi akhir dipilih berdasarkan hasil terbaik pada data validasi. Dengan konfigurasi ini, TFT dirancang untuk tidak hanya menghasilkan prediksi titik, tetapi juga interval prediksi berbasis distribusi kuantil, sehingga dapat memberikan wawasan tambahan mengenai ketidakpastian. Mekanisme variable selection network memungkinkan model memilih variabel yang paling relevan di setiap titik waktu, sedangkan attention mechanism menyoroti periode historis yang paling berpengaruh terhadap prediksi saat ini. Hal ini menjadikan TFT tidak hanya unggul dari sisi prediktif, tetapi juga lebih transparan dalam menjelaskan kontribusi setiap variabel terhadap hasil prediksi.

2.6 Metrik Evaluasi

Evaluasi kinerja model dilakukan untuk mengukur seberapa baik model Long Short-Term Memory (LSTM) dan Temporal Fusion Transformer (TFT) dalam memprediksi harga emas harian. Empat metrik utama regresi digunakan dalam penelitian ini, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), R-squared (R^2), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Pemilihan keempat metrik ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang menyeluruh, baik dari segi akurasi rata-rata, sensitivitas terhadap kesalahan besar, kemampuan model menjelaskan variasi data, maupun interpretasi kesalahan dalam konteks bisnis.

Mean Absolute Error (MAE) mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi. Rumusnya adalah:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i| \quad (1)$$

dengan n adalah jumlah sampel, yi nilai aktual, dan $\hat{y}_i$ nilai prediksi. MAE bersifat intuitif karena menggunakan satuan asli data (harga emas) dan tidak memberikan penalti tambahan terhadap outlier [17].

Root Mean Squared Error (RMSE) menghitung akar dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan prediksi:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

Metrik ini lebih sensitif terhadap kesalahan besar dibanding MAE, karena setiap deviasi dikuadratkan. RMSE sering digunakan pada penelitian deret waktu ketika kestabilan prediksi pada perubahan ekstrem harga sangat diperhatikan [18].

R-squared (R^2) atau koefisien determinasi digunakan untuk mengukur proporsi variasi dalam data yang dapat dijelaskan oleh model. Rumusnya adalah:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

dengan $\bar{y}$ adalah rata-rata dari nilai aktual. Nilai R^2 mendekati 1 menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola data dengan sangat baik, sedangkan nilai negatif menandakan bahwa model lebih buruk dibandingkan pendekatan baseline sederhana. R^2 banyak digunakan dalam literatur untuk mengevaluasi kesesuaian model prediksi finansial [19].

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menyatakan kesalahan sebagai persentase dari nilai aktual:

$$MAPE = \frac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \quad (4)$$

Metrik ini memberikan interpretasi yang mudah dipahami dalam konteks ekonomi dan investasi, karena menunjukkan rata-rata kesalahan relatif model dalam bentuk persentase [20].

Copyright © 2026 **Author**, Page 2815
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

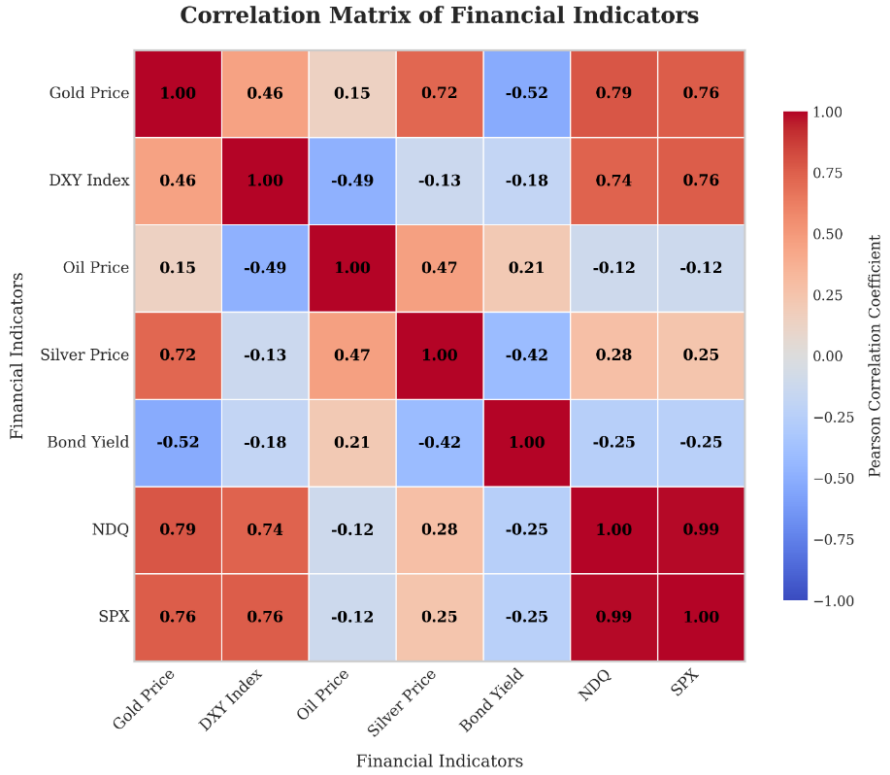
Building of Informatics, Technology and Science (BITS)
Volume 7, No 4, March 2026 Page: 2811−2820
ISSN 2684-8910 (media cetak)
ISSN 2685-3310 (media online)
DOI 10.47065/bits.v7i4.8204

Penggunaan keempat metrik ini secara bersamaan memungkinkan evaluasi yang lebih adil dan komprehensif. MAE dan RMSE menekankan pada akurasi numerik prediksi, R^2 menilai kemampuan model menjelaskan variasi harga emas, sementara MAPE memberikan makna praktis dalam konteks keuangan dengan mengukur kesalahan relatif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Korelasi Fitur

Sebelum membangun model prediksi, dilakukan analisis korelasi untuk mengevaluasi keterkaitan linear antara harga emas (Gold Price) dengan variabel-variabel ekonomi lainnya. Uji korelasi ini bertujuan mengidentifikasi sejauh mana indikator eksternal memiliki hubungan yang relevan dengan pergerakan harga emas, serta memberikan dasar awal untuk validasi pemilihan variabel dalam model. Hasil uji korelasi disajikan pada Gambar 4 dalam bentuk matriks korelasi.



Gambar 4. Matriks Analisis Korelasi

Gambar 4 menunjukkan bahwa harga emas memiliki korelasi positif yang kuat dengan indeks Nasdaq (0,79) dan indeks S&P 500 (0,76). Temuan ini menarik karena secara tradisional emas sering dianggap sebagai aset *safe haven* yang cenderung berkorelasi negatif dengan pasar saham. Korelasi positif pada periode pengamatan 2005–2024 mengindikasikan adanya faktor eksternal, seperti kebijakan moneter global, yang secara simultan memengaruhi pergerakan emas dan indeks saham utama. Selain itu, harga emas juga berkorelasi positif tinggi dengan harga perak (0,72), sejalan dengan literatur terdahulu yang menegaskan bahwa logam mulia cenderung bergerak searah karena fungsi substitusi dan karakteristik serupa sebagai aset lindung nilai.

Sebaliknya, harga emas menunjukkan hubungan negatif yang cukup kuat dengan imbal hasil obligasi pemerintah AS 10 tahun (-0,52). Hal ini konsisten dengan teori ekonomi, di mana kenaikan suku bunga menekan permintaan emas karena berkurangnya daya tarik aset yang tidak memberikan imbal hasil (*non-yielding asset*). Sementara itu, korelasi dengan indeks dolar AS bernilai positif sedang (0,46), berbeda dengan temuan historis yang umumnya menunjukkan hubungan negatif. Fenomena ini dapat dijelaskan oleh kondisi tertentu ketika baik emas maupun dolar sama-sama meningkat akibat meningkatnya permintaan global terhadap aset aman di periode krisis [21]. Adapun harga minyak mentah hanya memiliki korelasi rendah terhadap harga emas (0,15), meskipun berkorelasi sedang dengan harga perak (0,47), yang mencerminkan adanya keterkaitan antara pasar komoditas energi dan logam mulia dalam situasi tertentu.

Secara keseluruhan, uji korelasi ini menegaskan bahwa variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian memiliki keterkaitan signifikan dengan harga emas, baik secara positif maupun negatif. Temuan ini mendukung penggunaan data multivariat dalam membangun model prediksi, di mana keterkaitan antar variabel dapat dimanfaatkan oleh arsitektur deep learning seperti LSTM dan TFT untuk meningkatkan akurasi peramalan.

Copyright © 2026 **Author**, Page 2816
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Building of Informatics, Technology and Science (BITS)
Volume 7, No 4, March 2026 Page: 2811−2820
ISSN 2684-8910 (media cetak)
ISSN 2685-3310 (media online)
DOI 10.47065/bits.v7i4.8204

3.2 Hasil Evaluasi LSTM

Evaluasi performa model Long Short-Term Memory (LSTM) pada data uji diukur menggunakan empat metrik kuantitatif, yaitu Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), R-squared (R^2), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil yang diperoleh adalah RMSE sebesar 26,45, MAE sebesar 20,99, R^2 sebesar 0,9825, dan MAPE sebesar 1,08%. Untuk memberikan gambaran visual mengenai kesesuaian antara prediksi model dan data aktual, hasil prediksi LSTM dibandingkan dengan harga emas aktual sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3. Perbandingan Prediksi dan Aktual Model LSTM.

Gambar 3. Perbandingan Prediksi dan Aktual Model LSTM

Pada Gambar 3 ditampilkan deret waktu harga emas aktual dan prediksi model LSTM selama periode pengujian. Garis berwarna biru merepresentasikan harga emas aktual (actual), sedangkan garis berwarna oranye menunjukkan hasil prediksi dari model LSTM (predicted). Sumbu horizontal (x-axis) menunjukkan rentang waktu dari pertengahan 2021 hingga kuartal ketiga 2024, sedangkan sumbu vertikal (y-axis) menunjukkan nilai harga emas dalam satuan USD per troy ounce.

Secara umum, kedua garis tampak bergerak berdekatan sepanjang periode pengujian. Pada fase-fase tertentu, terutama ketika tren harga cenderung stabil, garis prediksi hampir berhimpitan dengan garis aktual. Pada bagian lain, terutama saat terjadi perubahan arah tren yang lebih tajam, terlihat adanya celah antara kedua garis tersebut. Misalnya, pada periode sekitar pertengahan 2022 dan awal 2023, perbedaan antara prediksi dan aktual tampak lebih jelas, mencerminkan adanya deviasi prediksi terhadap nilai sebenarnya.

Pola visual ini menunjukkan bagaimana model LSTM mampu mengikuti dinamika pergerakan harga emas dari waktu ke waktu. Bagian grafik dengan jarak relatif kecil antara kedua garis memperlihatkan kesesuaian model dengan data aktual, sedangkan jarak yang lebih lebar memperlihatkan titik-titik di mana model menghadapi kesulitan mengikuti perubahan harga yang lebih cepat.

3.3 Hasil Evaluasi Model TFT

Evaluasi performa model Temporal Fusion Transformer (TFT) pada data uji dilakukan menggunakan empat metrik kuantitatif, yaitu Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), R-squared (R^2), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil yang diperoleh adalah RMSE sebesar 19,35, MAE sebesar 14,51, R^2 sebesar 0,9906, dan MAPE sebesar 0,74%. Untuk memberikan gambaran visual mengenai bagaimana model mengikuti pergerakan harga emas aktual, perbandingan antara hasil prediksi TFT dan data aktual ditunjukkan pada Gambar 4. Perbandingan Prediksi dan Aktual Model TFT.

Gambar 4. Perbandingan Prediksi dan Aktual Model TFT

Gambar 4 memperlihatkan deret waktu harga emas aktual dibandingkan dengan prediksi yang dihasilkan oleh model TFT pada periode pengujian. Garis biru merepresentasikan harga emas aktual (actual), sedangkan garis oranye

Copyright © 2026 **Author**, Page 2817
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Building of Informatics, Technology and Science (BITS)
Volume 7, No 4, March 2026 Page: 2811−2820
ISSN 2684-8910 (media cetak)
ISSN 2685-3310 (media online)
DOI 10.47065/bits.v7i4.8204

menunjukkan hasil prediksi model TFT (predicted). Sumbu horizontal (x-axis) menunjukkan rentang waktu dari pertengahan 2021 hingga kuartal ketiga 2024, sedangkan sumbu vertikal (y-axis) menampilkan harga emas dalam satuan USD per troy ounce.

Secara umum, kedua garis tampak bergerak sangat berdekatan sepanjang periode pengujian. Pada banyak bagian grafik, garis prediksi hampir berhimpitan dengan garis aktual, terutama ketika tren harga bergerak secara konsisten dalam jangka waktu tertentu. Pola ini tampak pada fase kenaikan bertahap maupun pada fase penurunan harga, di mana prediksi TFT mengikuti arah pergerakan harga emas dengan sangat dekat.

Meskipun demikian, pada beberapa bagian dengan fluktuasi harga yang relatif tajam, terdapat jarak kecil antara garis prediksi dan garis aktual. Perbedaan ini terlihat misalnya pada periode pertengahan 2022, ketika harga emas menunjukkan lonjakan yang lebih drastis dibandingkan fase sebelumnya. Walau jarak tersebut relatif kecil, kehadirannya menunjukkan titik-titik di mana prediksi TFT tidak sepenuhnya sejajar dengan nilai aktual.

3.5 Pembahasan

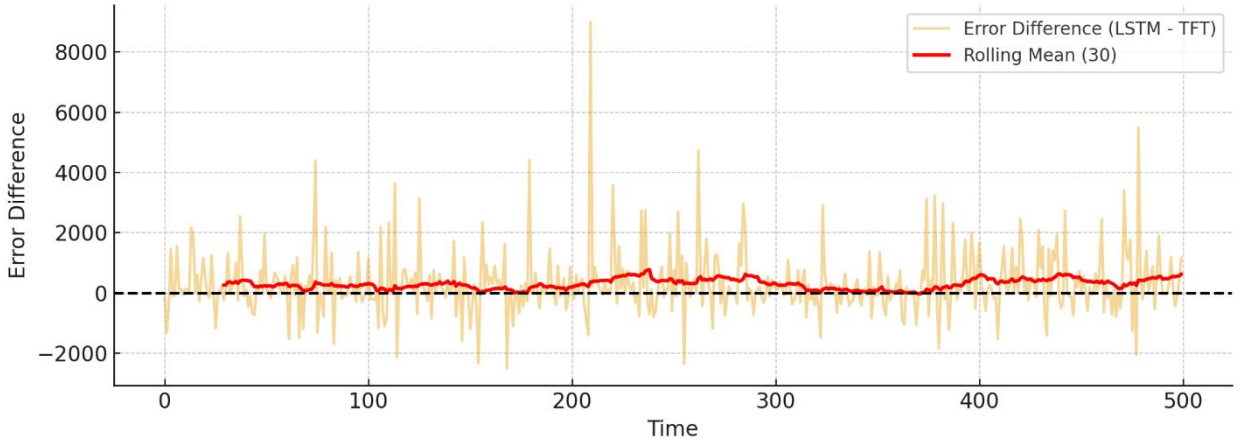
Analisis korelasi antar fitur input berperan penting dalam mengidentifikasi hubungan potensial yang dapat dimanfaatkan oleh model prediktif. Dalam penelitian ini, harga emas menunjukkan korelasi positif yang kuat dengan indeks saham (Nasdaq dan S&P 500) serta harga perak, sementara hubungan negatif muncul terhadap imbal hasil obligasi pemerintah AS. Hasil ini konsisten dengan studi Changani (2024), yang melaporkan bahwa indikator makroekonomi seperti indeks dolar, harga minyak, dan tingkat inflasi memiliki keterkaitan erat dengan harga emas [22]. Temuan Zou (2024) juga mendukung hasil ini dengan menunjukkan bahwa indeks ketidakpastian pasar (VIX) dan nilai tukar dolar dapat digunakan sebagai sinyal prediktif jangka pendek [23]. Evaluasi kinerja model ditunjukkan pada Tabel 2, yang memperlihatkan perbandingan performa LSTM dan TFT berdasarkan empat metrik utama.

Tabel 2. Perbandingan Evaluasi Kinerja Model LSTM dan TFT

Metrik Evaluasi	LSTM	TFT
MAE	20.9909	14.5073
RMSE	26.4488	19.3530
R^2	0.9825	0.9906
MAPE (%)	1.08	0.74

Hasil pada Tabel 2 menunjukkan bahwa TFT unggul dalam semua metrik. Deviasi prediksi TFT lebih kecil, ditunjukkan oleh nilai RMSE dan MAE yang lebih rendah, sementara kesalahan relatif (MAPE) juga lebih kecil. Nilai R^2 TFT yang lebih tinggi menandakan kemampuannya dalam menjelaskan variasi harga emas secara lebih baik dibandingkan LSTM.

Untuk memastikan bahwa perbedaan ini tidak hanya bersifat numerik, dilakukan uji Diebold–Mariano (DM) dengan fungsi kerugian berupa selisih kuadrat error. Uji ini menghasilkan nilai statistik DM sebesar 6,54 dengan p-value = 0,02 (< 0,05), sehingga hipotesis nol bahwa kedua model memiliki kinerja setara dapat ditolak. Dengan demikian, keunggulan TFT atas LSTM signifikan secara statistik. Visualisasi hasil uji ditampilkan pada Gambar 5, yang menunjukkan diferensial error (LSTM – TFT) beserta rata-rata bergerak 30 langkah. Posisi rata-rata diferensial error yang cenderung positif menegaskan bahwa kesalahan prediksi LSTM lebih tinggi dibandingkan TFT sepanjang periode uji.



Gambar 5. Visualisasi diferensial error (LSTM – TFT)

Hasil ini sejalan dengan literatur. Hu (2021) menunjukkan bahwa TFT mampu mengurangi kesalahan prediksi dibandingkan LSTM pada konteks pasar saham [24], sedangkan Zhang et al. (2025) melaporkan keunggulan serupa dalam prediksi deret waktu e-commerce [25]. Keunggulan TFT dapat dijelaskan oleh mekanisme internalnya, yakni variable selection network dan attention mechanism, yang memungkinkan model menekankan variabel paling relevan pada setiap titik waktu serta memberi bobot lebih besar pada periode historis yang signifikan.

Copyright © 2026 **Author**, Page 2818
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Building of Informatics, Technology and Science (BITS)
Volume 7, No 4, March 2026 Page: 2811−2820
ISSN 2684-8910 (media cetak)
ISSN 2685-3310 (media online)
DOI 10.47065/bits.v7i4.8204

Meski demikian, nilai R^2 TFT yang sangat tinggi (0,9906) perlu ditafsirkan dengan hati-hati. Data finansial umumnya bersifat noisy, sehingga performa yang hampir sempurna berpotensi menandakan risiko overfitting atau bahkan data leakage jika pra-pemrosesan tidak dikontrol secara ketat. Dalam penelitian ini, risiko tersebut diminimalisasi melalui pemisahan data secara kronologis, normalisasi berbasis data latih, serta penggunaan teknik regularisasi pada arsitektur model. Namun, potensi bias tetap harus diperhatikan, terutama karena TFT secara struktural lebih kompleks dibandingkan LSTM.

Selain itu, perbandingan ini harus dipahami dalam konteks perbedaan arsitektural. LSTM merupakan jaringan berbasis memori yang lebih sederhana dan awalnya sering diterapkan secara univariat, sedangkan TFT dirancang sejak awal untuk data multivariat dengan dukungan mekanisme perhatian dan seleksi fitur. Dengan demikian, meskipun TFT menunjukkan performa yang lebih baik, keunggulan tersebut juga dipengaruhi oleh desain arsitekturnya yang lebih adaptif terhadap kompleksitas data.

Secara keseluruhan, pembahasan ini menegaskan bahwa TFT memiliki keunggulan prediktif dan interpretatif dibandingkan LSTM. Namun, keterbatasan tetap ada, yaitu belum adanya integrasi faktor eksternal non-ekonomi seperti sentimen pasar atau indikator geopolitik yang berpotensi memperkaya model. Arah penelitian selanjutnya dapat mencakup eksplorasi model hibrida atau integrasi variabel alternatif untuk meningkatkan robustnes prediksi harga emas.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membandingkan kinerja Long Short-Term Memory (LSTM) dan Temporal Fusion Transformer (TFT) dalam memprediksi harga emas berbasis data multivariat periode 2005–2024. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa TFT unggul dalam seluruh metrik kuantitatif, dengan kesalahan prediksi lebih rendah dan kemampuan menjelaskan variasi data yang lebih baik dibandingkan LSTM. Uji signifikansi Diebold–Mariano mengonfirmasi bahwa perbedaan performa kedua model tidak hanya bersifat numerik tetapi juga signifikan secara statistik. Keunggulan TFT terutama berasal dari mekanisme internalnya, yaitu attention dan variable selection network, yang memungkinkan pemanfaatan informasi multivariat secara lebih efektif. Meski demikian, keterbatasan penelitian ini terletak pada tidak dimasukkannya variabel eksternal non-ekonomi seperti sentimen pasar dan faktor geopolitik, yang berpotensi memperkaya hasil prediksi. Dengan demikian, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan variabel tambahan serta mengeksplorasi pendekatan hibrida agar model prediksi harga emas menjadi lebih robust dan adaptif terhadap dinamika pasar yang kompleks.

REFERENCES

[1] R. Kumar, J. Moolchandani, A. Shukla, S. Sahu, V. Thada, and V. Chole, “Machine learning-based prediction of gold prices using economic indicators,” in Proc. 2024 13th Int. Conf. on System Modeling and Advancement in Research Trends (SMART), 2024, pp. 520–524. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/SMART63812.2024.10882507

[2] K. Tp and S. Sultana, “Advanced techniques for daily gold price forecasting in India through statistical analysis and predictive modeling,” in Proc. 2024 8th Int. Conf. on Computer Systems and Information Technology for Sustainable Solutions (CSITSS), 2024, pp. 1–6. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/CSITSS64042.2024.10816779

[3] S. L. Sentiko, A. Zakiyyah, and Meiliana, “Gold price prediction using machine learning and deep learning,” in Proc. 2024 6th Int. Conf. on Cybernetics and Intelligent Systems (ICORIS), 2024, pp. 1–5. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/ICORIS63540.2024.10903557

[4] A. J. Amadeo, J. G. Siento, T. A. Eikwine, Diana, and I. H. Parmonangan, “Temporal fusion transformer for multi-horizon Bitcoin price forecasting,” in Proc. 2023 IEEE 9th Information Technology International Seminar (ITIS), 2023, pp. 1–7. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/ITIS59651.2023.10420330

[5] K. Karthika, P. Balasubramanie, S. Harishmitha, P. Shanmugapriya, and T. E. Ramya, “Deep learning-based hybrid transformer model for stock price prediction,” in Proc. 2025 Int. Conf. on Multi-Agent Systems for Collaborative Intelligence (ICMSCI), 2025, pp. 1603–1608. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/ICMSCI62561.2025.10894439

[6] G. Kirtika, R. Pandya, and S. Iyer, “Deep learning and natural language processing integrated gold price forecasting,” in Proc. 2025 IEEE Int. Conf. on Interdisciplinary Approaches in Technology and Management for Social Innovation (IATMSI), vol. 3, 2025, pp. 1–6. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/IATMSI64286.2025.10985530

[7] P. Bairagi, S. Arora, and A. Chakraborty, “Comparing the best-fit and integrating generative deep learning with time series models for metal price forecasting: A predictive analysis,” in Proc. 2024 First Int. Conf. for Women in Computing (InCoWoCo), 2024, pp. 1–8. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/InCoWoCo64194.2024.10863422

[8] M. S. Brown, E. M. Chen, S. Lee, J. Taylor, A. Kim, and R. C. Johnson, “Comparative analysis of LSTM and traditional time series models on oil price data,” Preprints, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.20944/preprints202410.2355.v1

[9] W. You, J. Chen, H. Xie, and Y. Ren, “Which uncertainty measure better predicts gold prices? New evidence from a CNN-LSTM approach,” The North American Journal of Economics and Finance, vol. 76, p. 102375, 2025. doi: https://doi.org/10.1016/j.najef.2025.102375

[10] W. Huang, “Financial market linkages: Gold futures and the NASDAQ index,” in Proc. 2nd Int. Conf. Financial Technology and Business Analysis (ICFTBA), 2023, pp. 316–324. doi: https://doi.org/10.54254/2754-1169/61/20231291

[11] H. Chen, Y. Wang, L. Yu, X. Zhang, and Z. Wang, “An improved VMD-LSTM model for time-varying GNSS time series prediction with temporally correlated noise,” Remote Sensing, vol. 15, 2023, Art. no. 3694. [Online]. Available: https://doi.org/10.3390/rs15143694

[12] D. R. Sanjaya, B. Surarso, and T. Tarno, “Stock price forecasting on time series data using the long short-term memory

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Building of Informatics, Technology and Science (BITS)
Volume 7, No 4, March 2026 Page: 2811−2820
ISSN 2684-8910 (media cetak)
ISSN 2685-3310 (media online)
DOI 10.47065/bits.v7i4.8204

(LSTM) model," International Journal of Current Science Research and Review, vol. 7, no. 12, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.47191/ijcsrr/v7-i12-26
[13] S. Shao, "Stacked Block Analysis Based on LSTM for Stock Price Prediction", TCSISR, vol. 5, pp. 227–235, Aug. 2024, doi: 10.62051/xh2b7w58.
[14] B. Lim, S. Arik, N. Loeff, and T. Pfister, "Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting," International Journal of Forecasting, vol. 37, no. 4, pp. 1748–1764, 2021. [Online]. Available: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.03.012
[15] J. Laborda, S. Ruano, and I. Zamanillo, "Multi-country and multi-horizon GDP forecasting using temporal fusion transformers," Mathematics, vol. 11, no. 12, p. 2625, 2023. doi: https://doi.org/10.3390/math11122625
[16] S. Joseph, A. A. Jo, and E. D. Raj, "Improving time series forecasting accuracy with transformers: A comprehensive analysis with explainability," in Proc. 2024 3rd Int. Conf. on Electrical, Electronics, Information and Communication Technology (ICEEICT), 2024, pp. 1–7. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/ICEEICT61591.2024.10718609
[17] T. Hodson, "Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): When to use them or not," Geoscientific Model Development, vol. 15, pp. 5481–5492, 2022. [Online]. Available: https://doi.org/10.5194/gmd-15-5481-2022
[18] A. Vishwanath, M. Basheeruddin, and S. D., "Forecasting sales data using time series models and LSTM model," in Proc. 2024 2nd Int. Conf. on Advanced Information Technology (ICAIT), vol. 1, 2024, pp. 1–6. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/ICAIT61638.2024.10690408
[19] K. Li, "Informativeness of performance measures: Coefficients or R-squareds?," Journal of Risk and Financial Management, vol. 17, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.3390/jrfm17110481
[20] A. Mishra, S. Kaintura, Y. S. Yadav, V. Joshi, H. Vaidya, and A. Kapruwan, "GANs and augmented reality in virtual clothing try-on," in Proc. 2024 Int. Conf. on Intelligent Innovations in Technology, Computing, Electrical and Electronics (IITCEE), 2024, pp. 1–6. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/IITCEE59897.2024.10467813
[21] V. L. T. Thuy, T. T. K. Oanh, and N. T. H. Ha, "The roles of gold, US dollar, and bitcoin as safe-haven assets in times of crisis," Cogent Economics and Finance, vol. 12, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.1080/23322039.2024.2322876
[22] J. Changani, "Factors influencing gold price movements: A time series analysis perspective," SSRN Electronic Journal, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.2139/ssrn.4815102
[23] M. Zou, "Study the relationship between VIX and COMEX gold futures price," in Proc. 2024 4th Int. Conf. on Internet and E-Business, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.1145/3690001.3690025
[24] X.-P. Hu, "Stock price prediction based on temporal fusion transformer," in Proc. 2021 3rd Int. Conf. on Machine Learning, Big Data and Business Intelligence (MLBDBI), 2021, pp. 60–66. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/MLBDBI54094.2021.00019
[25] Q. Zhang, X. Li, and P. Gao, "Forecasting sales in live-streaming cross-border e-commerce in the UK using the temporal fusion transformer model," J. Theor. Appl. Electron. Commerce Res., vol. 20, no. 2, p. 92, 2025. doi: https://doi.org/10.3390/jtaer20020092

Copyright © 2026 **Author**, Page 2820
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License