

PERBANDINGAN ALGORITMA XGBOOST DAN RANDOM FOREST DALAM PERAMALAN HARGA EMAS ANTAM MENGGUNAKAN INDIKATOR TEKNIKAL

Nasrul Fadhila Akbar

Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur
22082010182@student.upnjatim.ac.id

Abstract

Gold is a widely used investment instrument due to its characteristics as a store of value and a hedge. However, gold prices are volatile, necessitating a forecasting approach that can help predict future price movement trends. This study aims to compare the performance of the XGBoost and Random Forest algorithms in forecasting Antam gold prices using technical indicators. The data used is historical Antam gold price data for the 2020–2025 period with 2,048 observations. Predictor features are formed through a feature engineering process based on historical price data, including close, lag price, Exponential Moving Average (EMA), Relative Strength Index (RSI), Moving Average Convergence Divergence (MACD), and daily return. The prediction target used is the Antam gold price one day ahead or T+1. Model evaluation is carried out using the Walk Forward Validation scheme so that the testing process maintains the time sequence in the time series data. Model performance is measured using Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results showed that Random Forest achieved the best performance with an RMSE of 21,503.71, an MAE of 15,020.22, and a MAPE of 0.780%. Meanwhile, XGBoost obtained an RMSE of 23,896.92, an MAE of 16,940.59, and a MAPE of 0.878%. These results indicate that Random Forest is superior to XGBoost in forecasting Antam gold prices in this research scenario. Feature importance analysis shows that the close feature, EMA 21, and EMA 9 are the most influential features on the prediction results.

Keywords: Antam gold price, forecasting, Random Forest, technical indicators, XGBoost.

Abstrak

Emas merupakan salah satu instrumen investasi yang banyak digunakan masyarakat karena memiliki karakteristik sebagai penyimpan nilai dan aset lindung nilai. Meskipun demikian, harga emas bersifat fluktuatif sehingga diperlukan pendekatan peramalan yang dapat membantu memperkirakan kecenderungan pergerakan harga di masa mendatang. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja algoritma XGBoost dan Random Forest dalam melakukan peramalan harga emas Antam menggunakan indikator teknikal. Data yang digunakan merupakan data historis harga emas Antam selama periode 2020–2025 dengan jumlah 2.048 observasi. Fitur prediktor dibentuk melalui proses rekayasa fitur berdasarkan data harga

historis, meliputi close, lag price, Exponential Moving Average (EMA), Relative Strength Index (RSI), Moving Average Convergence Divergence (MACD), dan daily return. Target prediksi yang digunakan adalah harga emas Antam satu hari ke depan atau T+1. Evaluasi model dilakukan menggunakan skema Walk Forward Validation agar proses pengujian tetap mempertahankan urutan waktu pada data deret waktu. Kinerja model diukur menggunakan Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa Random Forest memperoleh performa terbaik dengan RMSE sebesar 21.503,71, MAE sebesar 15.020,22, dan MAPE sebesar 0,780%. Sementara itu, XGBoost memperoleh RMSE sebesar 23.896,92, MAE sebesar 16.940,59, dan MAPE sebesar 0,878%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa Random Forest lebih unggul dibandingkan XGBoost dalam peramalan harga emas Antam pada skenario penelitian ini. Analisis feature importance menunjukkan bahwa fitur close, EMA 21, dan EMA 9 menjadi fitur yang paling berpengaruh terhadap hasil prediksi.

Kata Kunci : harga emas Antam, indikator teknikal, peramalan, Random Forest, XGBoost

PENDAHULUAN

Emas merupakan salah satu instrumen investasi yang memiliki peran penting dalam perekonomian karena sering digunakan sebagai alat penyimpanan nilai, aset lindung nilai, dan alternatif investasi ketika kondisi ekonomi tidak stabil. Dalam konteks pasar keuangan, emas sering dipandang sebagai aset yang relatif aman karena nilainya cenderung bertahan pada periode ketidakpastian ekonomi (Yuliana & Robiyanto, 2021). Di Indonesia, emas Antam menjadi salah satu produk investasi yang banyak diminati masyarakat karena mudah diperjualbelikan, memiliki likuiditas relatif tinggi, dan dianggap mampu mempertahankan nilai dalam jangka panjang. Namun, meskipun sering dipersepsikan sebagai aset yang stabil, harga emas tetap mengalami fluktuasi dari waktu ke waktu akibat pengaruh kondisi ekonomi global, nilai tukar, inflasi, suku bunga, serta sentimen pasar (Rahmansyah & Rani, 2021).

Fluktuasi harga emas menimbulkan tantangan bagi investor dalam menentukan waktu yang tepat untuk melakukan pembelian atau penjualan. Keputusan investasi yang hanya didasarkan pada intuisi, berita harian, atau pengamatan manual berisiko menghasilkan keputusan yang kurang optimal. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis data yang mampu membantu memperkirakan pergerakan harga emas di masa mendatang. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah peramalan atau forecasting, yaitu proses memperkirakan nilai pada periode berikutnya berdasarkan pola data historis. Dalam kasus harga emas, peramalan dapat membantu memberikan gambaran mengenai kecenderungan harga sehingga dapat mendukung proses pengambilan keputusan investasi (Cohen & Aiche, 2023).

Peramalan harga emas dapat dilakukan menggunakan berbagai metode, mulai dari metode statistik klasik hingga metode machine learning. Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan metode seperti regresi linear, Support Vector Machine, Triple Exponential Smoothing, dan Gated Recurrent Unit untuk memprediksi harga emas (Mohamad et al., 2025; Sinambela et al., 2024; Tanudy et al., 2023). Seiring berkembangnya teknik data mining dan machine learning, algoritma berbasis ensemble learning seperti Random Forest dan Extreme Gradient Boosting (XGBoost) banyak digunakan dalam kasus prediksi karena kemampuannya menangkap pola nonlinier pada data. Random Forest bekerja dengan membangun banyak pohon keputusan dan menggabungkan hasil prediksinya, sedangkan XGBoost membangun model secara bertahap dengan memperbaiki kesalahan prediksi pada iterasi sebelumnya (Ashwini et al., 2025; Hisyam et al., 2025; Quang, 2025).

Penelitian terkait prediksi harga emas Antam menggunakan XGBoost dan Walk Forward Validation menunjukkan bahwa algoritma XGBoost mampu menghasilkan tingkat kesalahan yang rendah ketika digunakan untuk memprediksi harga emas berdasarkan data historis dan indikator teknikal (Hisyam et al., 2025). Namun, setiap algoritma memiliki karakteristik yang berbeda, sehingga penting untuk membandingkan performanya dengan metode lain. Random Forest merupakan salah satu algoritma ensemble yang relatif stabil, mudah diimplementasikan, dan sering digunakan pada kasus regresi maupun klasifikasi (Ashwini et al., 2025; Quang, 2025). Oleh karena itu, penelitian ini membandingkan performa XGBoost dan Random Forest dalam melakukan peramalan harga emas Antam satu hari ke depan.

Penelitian ini menggunakan data historis harga emas Antam selama lima tahun, yaitu periode 2020–2025. Fitur yang digunakan dibentuk dari data harga historis melalui indikator teknikal, seperti EMA, RSI, MACD, daily return, dan lag price. Penggunaan indikator teknikal bertujuan untuk membantu model mengenali pola tren, momentum, serta perubahan harga berdasarkan data historis. Evaluasi dilakukan menggunakan Walk Forward Validation agar proses pengujian sesuai dengan karakteristik data deret waktu dan menghindari kebocoran informasi dari masa depan. Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma Random Forest dan XGBoost dalam peramalan harga emas Antam, membandingkan kinerja kedua algoritma berdasarkan RMSE, MAE, dan MAPE, serta mengetahui fitur teknikal yang paling berpengaruh terhadap hasil prediksi.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk membandingkan kinerja dua algoritma machine learning, yaitu Random Forest dan XGBoost, dalam melakukan peramalan harga emas Antam. Alur penelitian dimulai dari pengumpulan data, preprocessing data, pembentukan fitur teknikal, penentuan target prediksi, pelatihan model, evaluasi menggunakan Walk Forward Validation,

hingga analisis hasil prediksi dan feature importance. Pendekatan ini dipilih karena tujuan utama penelitian adalah mengukur dan membandingkan tingkat kesalahan prediksi dari dua model berdasarkan metrik evaluasi tertentu.

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis harga emas Antam selama periode 2020–2025 dengan jumlah 2.048 observasi. Dataset terdiri dari atribut tanggal, harga buyback per gram, dan harga jual emas Antam. Pada penelitian ini, harga jual emas Antam digunakan sebagai variabel utama dalam proses peramalan. Data harga emas termasuk dalam kategori data deret waktu karena tersusun berdasarkan urutan tanggal. Oleh karena itu, seluruh proses pengolahan dan evaluasi dilakukan dengan tetap mempertahankan urutan kronologis data agar sesuai dengan kondisi peramalan yang sebenarnya.

Tahap preprocessing dilakukan untuk memastikan data siap digunakan dalam proses pemodelan. Proses ini meliputi penyesuaian format tanggal, pengurutan data berdasarkan waktu, konversi nilai harga menjadi tipe numerik, serta penghapusan nilai kosong. Data kemudian disusun secara berurutan dari periode paling awal hingga periode paling akhir. Pengurutan data berdasarkan waktu penting dilakukan karena pada data time series, informasi masa depan tidak boleh digunakan untuk memprediksi periode sebelumnya. Apabila hal tersebut terjadi, maka hasil evaluasi model dapat menjadi tidak valid karena terdapat kebocoran informasi atau data leakage.

Setelah proses preprocessing, tahap berikutnya adalah pembentukan fitur atau feature engineering. Fitur prediktor dibentuk dari data harga historis emas Antam menggunakan beberapa indikator teknikal. Fitur yang digunakan meliputi harga emas pada hari berjalan atau close, EMA 9, EMA 21, RSI 14, MACD, MACD signal, MACD histogram, daily return, lag 1, lag 2, lag 3, dan lag 7. EMA digunakan untuk menangkap pola tren harga dengan memberikan bobot lebih besar pada data terbaru. RSI digunakan untuk membaca kekuatan momentum harga, sedangkan MACD digunakan untuk menggambarkan hubungan antara dua EMA dengan periode berbeda (Hisyam et al., 2025; Magui et al., 2023). Daily return digunakan untuk merepresentasikan perubahan harga harian, sedangkan fitur lag digunakan untuk memberikan informasi harga pada periode sebelumnya kepada model.

Target prediksi dalam penelitian ini adalah harga emas Antam satu hari ke depan atau $T+1$. Dengan demikian, model dilatih untuk mempelajari hubungan antara fitur pada waktu t dengan harga emas pada waktu $t+1$. Pembentukan target dilakukan dengan menggeser nilai harga emas satu periode ke depan. Setelah fitur teknikal dan target dibentuk, baris data yang memiliki nilai kosong akibat proses rolling, lagging, dan shifting dihapus agar seluruh data yang digunakan dalam pelatihan dan pengujian memiliki nilai yang lengkap.

Model pertama yang digunakan adalah Random Forest Regressor. Random Forest merupakan algoritma ensemble learning yang membangun banyak pohon keputusan atau decision tree. Pada kasus regresi, hasil prediksi diperoleh dari rata-rata

prediksi seluruh pohon. Keunggulan Random Forest adalah kemampuannya menangani hubungan nonlinier, relatif stabil terhadap noise, dan tidak mudah mengalami overfitting dibandingkan pohon keputusan tunggal (Ashwini et al., 2025; Quang, 2025). Pada penelitian ini, Random Forest dikonfigurasi dengan `n_estimators` sebesar 300, `max_depth` sebesar 10, `min_samples_split` sebesar 2, `min_samples_leaf` sebesar 1, dan `random_state` sebesar 42.

Model kedua yang digunakan adalah XGBoost Regressor. XGBoost merupakan algoritma ensemble berbasis boosting yang membangun model secara bertahap. Setiap pohon baru dibentuk untuk memperbaiki kesalahan dari pohon sebelumnya. XGBoost dikenal memiliki performa tinggi dalam berbagai kasus prediksi karena dilengkapi mekanisme regularisasi, optimisasi yang efisien, dan kemampuan menangkap pola nonlinier (Hisyam et al., 2025; Li, 2025). Pada penelitian ini, XGBoost dikonfigurasi dengan `n_estimators` sebesar 500, `learning_rate` sebesar 0,03, `max_depth` sebesar 5, `subsample` sebesar 0,8, `colsample_bytree` sebesar 0,8, `objective` `reg:squarederror`, dan `random_state` sebesar 42.

Evaluasi model dilakukan menggunakan Walk Forward Validation. Metode ini dipilih karena sesuai untuk data deret waktu. Pada tahap awal, 80% data pertama digunakan sebagai initial training set, sedangkan 20% data terakhir digunakan sebagai periode pengujian berjalan. Pada setiap iterasi, model dilatih menggunakan data historis hingga periode tertentu, kemudian digunakan untuk memprediksi harga pada periode berikutnya. Setelah prediksi dilakukan, jendela data digeser maju dan proses pelatihan serta pengujian diulang hingga seluruh data uji selesai diprediksi. Walk Forward Validation lebih sesuai dibandingkan pembagian data acak karena pada kondisi nyata, model hanya dapat menggunakan data masa lalu untuk memprediksi masa depan (Wahyuddin et al., 2025).

Kinerja model diukur menggunakan tiga metrik evaluasi, yaitu Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). RMSE digunakan untuk mengukur akar rata-rata kuadrat kesalahan prediksi dan lebih sensitif terhadap kesalahan besar. MAE digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut dalam satuan yang sama dengan target, sehingga mudah diinterpretasikan. MAPE digunakan untuk mengukur kesalahan relatif dalam bentuk persentase sehingga memudahkan pembacaan tingkat akurasi model (Hisyam et al., 2025; Wahyuddin et al., 2025). Model terbaik ditentukan berdasarkan nilai kesalahan terkecil, terutama nilai MAPE karena menunjukkan persentase kesalahan rata-rata terhadap nilai aktual.

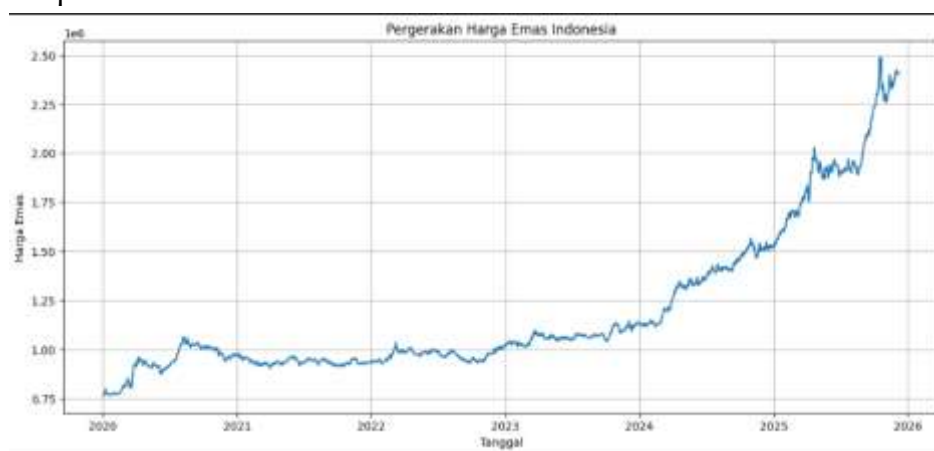
HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Preprocessing dan Feature Engineering

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis harga emas Antam periode 2020–2025. Setelah proses cleaning awal, data berjumlah 2.048 baris

dengan tiga kolom utama, yaitu date, harga_buyback_1kg_per_gram, dan close. Kolom close digunakan sebagai variabel utama karena merepresentasikan harga jual emas Antam yang akan diprediksi. Data kemudian diurutkan berdasarkan tanggal agar sesuai dengan karakteristik data time series.

Setelah data siap digunakan, dilakukan proses feature engineering untuk membentuk fitur prediktor. Fitur yang digunakan terdiri dari close, EMA 9, EMA 21, RSI 14, MACD, MACD signal, MACD histogram, daily return, lag 1, lag 2, lag 3, dan lag 7. Target prediksi dibentuk dengan menggeser nilai close satu periode ke depan sehingga model memprediksi harga emas Antam pada hari berikutnya atau T+1. Baris yang memiliki nilai kosong akibat proses rolling, lagging, dan shifting dihapus agar data siap digunakan dalam proses pemodelan.



Gambar 1. Grafik Harga Emas

Gambar di atas menunjukkan bahwa harga emas Antam selama periode penelitian memiliki pola pergerakan yang cenderung meningkat, terutama pada periode akhir data. Pola tersebut menunjukkan adanya unsur tren dalam data, sehingga penggunaan fitur teknikal seperti EMA dan lag price menjadi relevan untuk membantu model mengenali pola historis harga

2. Prediksi Menggunakan Walk Forward Validation

Pengujian model dilakukan menggunakan skema Walk Forward Validation. Skema ini digunakan karena data harga emas merupakan data time series, sehingga proses pelatihan dan pengujian harus mempertahankan urutan waktu. Pada penelitian ini, 80% data pertama digunakan sebagai initial training set, sedangkan 20% data terakhir digunakan sebagai periode pengujian berjalan. Pada setiap iterasi, model dilatih menggunakan data historis hingga periode tertentu, kemudian digunakan untuk memprediksi periode berikutnya.



Gambar 2. Grafik Aktual vs Prediksi

Gambar di atas menunjukkan perbandingan antara harga aktual dan hasil prediksi dari model Random Forest serta XGBoost. Secara umum, kedua model mampu mengikuti pola pergerakan harga aktual. Namun, garis prediksi Random Forest terlihat sedikit lebih mendekati harga aktual dibandingkan XGBoost. Hal ini menunjukkan bahwa Random Forest memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengikuti pola harga emas Antam pada periode pengujian.

3. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik RMSE, MAE, dan MAPE. Hasil evaluasi diperoleh langsung dari proses pengujian pada Google Colab dan disajikan pada Tabel 1.

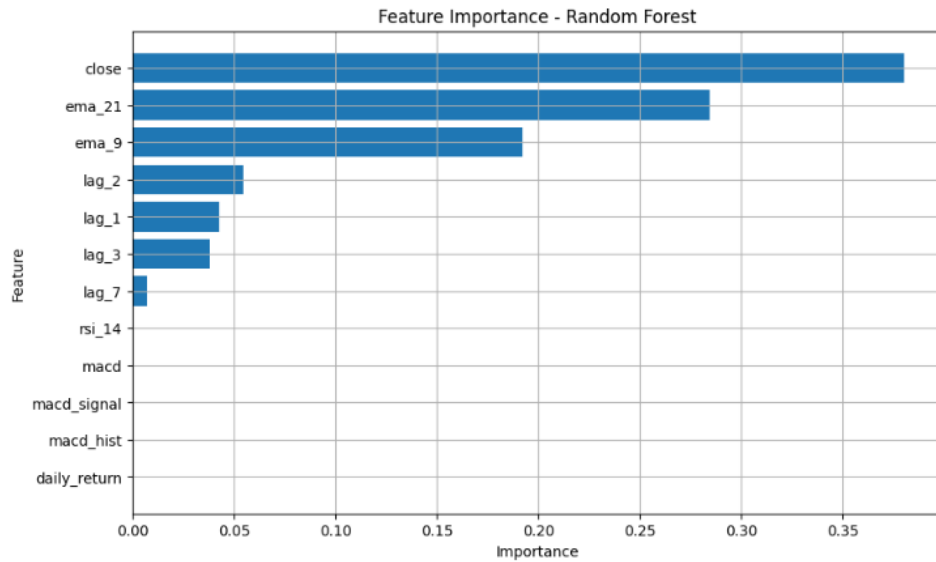
Tabel 1. Perbandingan Evaluasi Model

Model	RMSE	MAE	MAPE (%)
Random Forest	21.503,71	15.020,22	0,780
XGBoost	23.896,92	16.940,59	0,878

Berdasarkan Tabel 1, Random Forest memperoleh nilai RMSE sebesar 21.503,71, MAE sebesar 15.020,22, dan MAPE sebesar 0,780%. Sementara itu, XGBoost memperoleh RMSE sebesar 23.896,92, MAE sebesar 16.940,59, dan MAPE sebesar 0,878%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa Random Forest memiliki nilai kesalahan lebih rendah pada seluruh metrik evaluasi. Dengan demikian, Random Forest menjadi model terbaik dalam penelitian ini. Meskipun demikian, nilai MAPE kedua model berada di bawah 1%, sehingga keduanya dapat dikatakan memiliki tingkat kesalahan relatif yang rendah dalam memprediksi harga emas Antam satu hari ke depan.

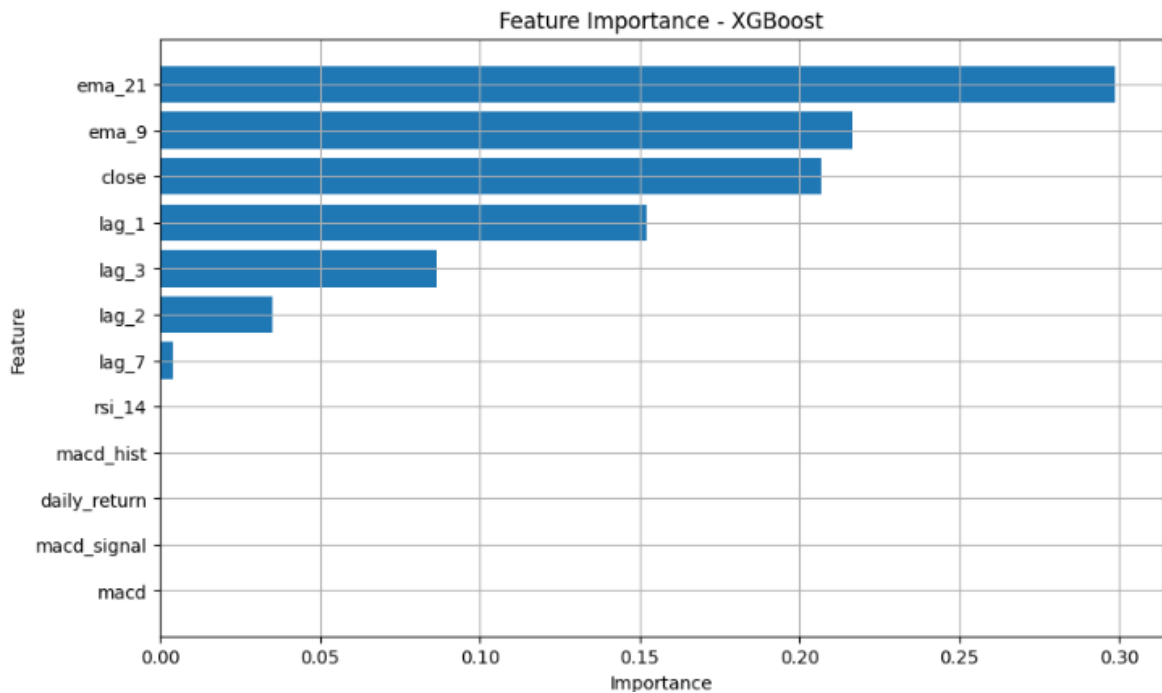
4. Feature Importance

Feature importance digunakan untuk mengetahui fitur yang paling berpengaruh terhadap hasil prediksi masing-masing model. Hasil feature importance diperoleh dari model final yang dilatih menggunakan seluruh data hasil feature engineering.



Gambar 3. Feature Importance Random Forest

Fitur paling berpengaruh pada model Random Forest adalah close, EMA 21, dan EMA 9. Hal ini menunjukkan bahwa model Random Forest lebih banyak memanfaatkan informasi harga terbaru dan tren harga jangka pendek hingga menengah dalam melakukan prediksi.



Gambar 4. Feature Importance XgBoost

Fitur paling berpengaruh pada model XGBoost adalah EMA 21, EMA 9, dan close. Hasil ini menunjukkan bahwa XGBoost lebih banyak memanfaatkan fitur berbasis tren harga dibandingkan indikator momentum. Pada kedua model, fitur seperti RSI, MACD, MACD signal, MACD histogram, dan daily return memiliki nilai importance yang sangat kecil, sehingga tidak ditampilkan secara lengkap pada tabel untuk mempersingkat pembahasan.

5. Analisis Error Prediksi

Selain metrik evaluasi utama, dilakukan pula analisis error untuk melihat kecenderungan kesalahan prediksi model. Error dihitung dari selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi. Hasil analisis error ditampilkan pada Tabel 3.2.

Tabel 2. Error Prediksi

Model	Mean Error	Std Error	Min Error	Max Error
Random Forest	5.303,82	20.865,01	-125.440,00	92.436,67
XGBoost	9.373,73	22.008,77	-121.317,25	115.223,25

Berdasarkan Tabel 2, Random Forest memiliki Mean Error dan Std Error yang lebih kecil dibandingkan XGBoost. Hal ini menunjukkan bahwa Random Forest tidak hanya memiliki tingkat kesalahan yang lebih rendah, tetapi juga lebih stabil dalam menghasilkan prediksi. Nilai Mean Error kedua model bernilai positif, sehingga kedua model cenderung sedikit menghasilkan prediksi yang lebih rendah daripada nilai aktual atau underestimate. Namun, bias prediksi Random Forest lebih kecil dibandingkan XGBoost.

Pembahasan Akhir

Berdasarkan hasil evaluasi, Random Forest menjadi model terbaik dalam penelitian ini karena memiliki nilai RMSE, MAE, dan MAPE yang lebih rendah dibandingkan XGBoost. Hasil feature importance juga menunjukkan bahwa fitur berbasis harga dan tren, seperti close, EMA 21, EMA 9, dan lag price, menjadi fitur yang paling berpengaruh terhadap hasil prediksi. Temuan ini menunjukkan bahwa peramalan harga emas Antam satu hari ke depan lebih banyak dipengaruhi oleh harga terbaru dan pola tren jangka pendek dibandingkan indikator momentum.

Secara umum, kedua model mampu menghasilkan performa yang baik karena nilai MAPE berada di bawah 1%. Namun, pada skenario penelitian ini, Random Forest lebih unggul karena lebih stabil dan menghasilkan error yang lebih kecil. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan data historis harga emas Antam dan indikator teknikal sederhana sudah cukup efektif untuk membangun model peramalan jangka pendek. Meskipun demikian, penelitian berikutnya dapat menambahkan variabel eksternal seperti XAU/USD, USD/IDR, inflasi, atau suku bunga untuk meningkatkan

kemampuan model dalam menangkap faktor-faktor lain yang memengaruhi harga emas.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma Random Forest dan XGBoost dapat digunakan untuk melakukan peramalan harga emas Antam satu hari ke depan menggunakan indikator teknikal. Kedua model mampu mengikuti pola pergerakan harga aktual setelah dievaluasi menggunakan skema Walk Forward Validation. Penggunaan Walk Forward Validation terbukti sesuai untuk data deret waktu karena proses pelatihan dan pengujian tetap mempertahankan urutan waktu serta hanya menggunakan data masa lalu untuk memprediksi periode berikutnya.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa Random Forest memiliki performa terbaik dibandingkan XGBoost. Random Forest memperoleh nilai RMSE sebesar 21.503,71, MAE sebesar 15.020,22, dan MAPE sebesar 0,780%. Sementara itu, XGBoost memperoleh nilai RMSE sebesar 23.896,92, MAE sebesar 16.940,59, dan MAPE sebesar 0,878%. Dengan demikian, Random Forest menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah pada seluruh metrik evaluasi. Nilai MAPE yang berada di bawah 1% menunjukkan bahwa kedua model memiliki performa peramalan yang baik, tetapi Random Forest lebih unggul dalam skenario penelitian ini.

Hasil analisis feature importance menunjukkan bahwa fitur yang paling berpengaruh pada model Random Forest adalah close, EMA 21, dan EMA 9. Pada model XGBoost, fitur yang paling berpengaruh adalah EMA 21, EMA 9, dan close. Temuan ini menunjukkan bahwa fitur berbasis level harga dan tren memiliki kontribusi paling besar dalam peramalan harga emas Antam T+1, sedangkan indikator momentum seperti RSI dan MACD memiliki kontribusi yang relatif kecil. Analisis error juga menunjukkan bahwa Random Forest memiliki Mean Error dan Std Error yang lebih kecil dibandingkan XGBoost, sehingga Random Forest dapat dikatakan lebih stabil dalam melakukan prediksi.

Penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena hanya menggunakan data historis harga emas Antam dan indikator teknikal sebagai fitur prediktor. Penelitian selanjutnya dapat menambahkan variabel eksternal seperti harga emas dunia atau XAU/USD, nilai tukar USD/IDR, inflasi, dan suku bunga untuk menangkap faktor ekonomi yang memengaruhi harga emas domestik. Selain itu, optimisasi hyperparameter pada model XGBoost dan Random Forest dapat dilakukan secara lebih mendalam agar diperoleh konfigurasi model yang lebih optimal. Penelitian berikutnya juga dapat membandingkan algoritma lain seperti Support Vector Regression, LightGBM, Long Short-Term Memory, atau Gated Recurrent Unit untuk memperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai metode terbaik dalam peramalan harga emas.

DAFTAR PUSTAKA

- Ashwini, K. (2025). Gold price analysis and forecasting using a machine learning approach. *Advances in Economics, Business and Management Research*.
- Cohen, G., & Aiche, A. (2023). Forecasting gold price using machine learning methodologies. *Chaos, Solitons & Fractals*, 175, 114079. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.114079>
- Hisyam, M., Fitri, Z., & Aidilof, H. A. K. (2025). Implementasi algoritma XGBoost dengan Walk Forward Validation untuk prediksi harga emas Antam. *Jurnal Riset Komputer (JURIKOM)*, 12(4), 403–413. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v12i4.8693>
- Lambang, R. T. P. H. (2026). Indonesian gold price forecasting using simple and stacked LSTM with expanding window time series cross-validation. *Journal of Applied Informatics and Computing*.
- Li, Y. (2025). Predicting the gold price based on XGBoost. *Proceedings of the International Conference on Economic Management and Green Development*.
- Magui, A., Elsiefy, E., & Bahaa, M. (2023). The impact of technical analysis on investors' financial decisions in an emerging market: Evidence from the Egyptian stock market. *American Journal of Industrial and Business Management*, 13(10), 1123–1151. <https://doi.org/10.4236/ajibm.2023.1310063>
- Madhika, Y. R., & Mulyana, A. (2023). Gold price prediction using the ARIMA and LSTM models. *Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*.
- Mohamad, R., Rasyid, A. K., Pambudi, A., & Santoso, B. (2025). Penerapan metode Triple Exponential Smoothing untuk prediksi harga emas: Studi kasus pada PT. Aneka Tambang. *Journal of Information System Management*, 6(2).
- Quang, P. D. (2025). Forecasting gold price using a SARIMA-LSTM approach with Random Forest technique. *Cogent Economics & Finance*. <https://doi.org/10.1080/23322039.2025.2568969>
- Rahmansyah, I. C., & Rani, L. N. (2021). Gold price, inflation, and dollar exchange rate: The case of gold investment in Indonesia. *Indonesian Capital Market Review*, 13(1). <https://doi.org/10.21002/icmr.v13i1.13238>
- Sinambela, R. S., Ula, M., & Ulva, A. F. (2024). Prediksi harga emas menggunakan algoritma regresi linear berganda dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*, 12(2), 253. <https://doi.org/10.26418/justin.v12i2.73386>
- Tanudy, C., Handhayani, T., & Hendryli, J. (2023). Prediksi harga emas di Indonesia menggunakan Gated Recurrent Unit.
- Wahyuddin, E. P., Caraka, R. E., Kurniawan, R., Caesarendra, W., Gio, P. U., & Pardamean, B. (2025). Improved LSTM hyperparameters alongside sentiment walk-forward validation for time series prediction. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 11(1). <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100458>
- Yuliana, A. F., & Robiyanto, R. (2021). Peran emas sebagai safe haven bagi saham pertambangan di Indonesia pada periode pandemi COVID-19. *Jurnal Ilmiah Bisnis dan Ekonomi Asia*, 15(1), 1–11.