

IMPLEMENTASI XGBOOST DAN SUPPORT VECTOR REGRESSION DALAM PREDIKSI HARGA EMAS DENGAN BAYESIAN OPTIMIZATION

Aniysah Fauziyyah Alfa^{*1}, Dwi Arman Prasetya², Sugiarto³

^{1,2,3}Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, Surabaya
Email: ¹21083010083@student.upnjatim.ac.id, ²arman.prasetya.sada@upnjatim.ac.id,
³sugiarto.if@upnjatim.ac.id
^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 24 April 2025, diterima untuk diterbitkan: 16 Desember 2025)

Abstrak

Harga emas menunjukkan tren peningkatan sepanjang waktu yang dipengaruhi oleh berbagai faktor spesifik. Prediksi harga emas memainkan peran penting dalam pengambilan keputusan keuangan. Namun, fluktuasi harga yang dipengaruhi oleh faktor makroekonomi menghadirkan tantangan tersendiri dalam proses peramalan, terutama bagi investor dan pelaku pasar. Penelitian ini membahas kebutuhan model prediksi harga emas yang tepat dalam lingkungan ekonomi Indonesia dengan mengintegrasikan Bayesian Optimization pada algoritma XGBoost dan Support Vector Regression (SVR) untuk meningkatkan akurasi prediksi berdasarkan data inflasi dan suku bunga. Metode yang digunakan meliputi pra-pemrosesan data, rekayasa fitur (*feature engineering*), pembuatan model dan Bayesian Optimization untuk tuning hyperparameter, dengan evaluasi model menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil menunjukkan performa luar biasa dari kedua model dengan nilai R^2 melebihi 0,9992. Model XGBoost lebih unggul dengan MAPE sangat rendah sebesar 0,18% dibandingkan SVR sebesar 0,36%. Analisis menunjukkan bahwa Bayesian Optimization berhasil meningkatkan akurasi model dengan menemukan parameter optimal. Fitur tambahan seperti *lag* dan *moving average* terbukti efektif dalam merepresentasikan pola historis harga. Penelitian ini memberikan manfaat untuk pengambilan keputusan yang berharga bagi investor dan pembuat kebijakan dalam merumuskan strategi investasi emas di tengah ketidakpastian ekonomi.

Kata kunci: XGBoost, Support Vector Regression, Bayesian Optimization, Harga emas, Inflasi, Suku bunga

IMPLEMENTATION OF XGBOOST AND SUPPORT VECTOR REGRESSION IN GOLD PRICE PREDICTION WITH BAYESIAN OPTIMIZATION

Abstract

Gold prices show an upward trend over time influenced by various specific factors. Gold price prediction plays an important role in financial decision making. However, price fluctuations influenced by macroeconomic factors present their own challenges in the forecasting process, especially for investors and market players. This study discusses the need for an appropriate gold price prediction model in the Indonesian economic environment by integrating Bayesian Optimization on the XGBoost algorithm and Support Vector Regression (SVR) to improve prediction accuracy based on inflation and interest rate data. The methods used include data pre-processing, feature engineering, model building and Bayesian Optimization for hyperparameter tuning, with model evaluation using MAE, RMSE, and MAPE metrics. The results show excellent performance of both models with R^2 values exceeding 0.9992. The XGBoost model is superior with a very low MAPE of 0.18% compared to SVR of 0.36%. The analysis shows that Bayesian Optimization successfully improves model accuracy by finding optimal parameters. Additional features such as lag and moving averages prove effective in representing historical price patterns. This research provides valuable decision-making benefits for investors and policy makers in formulating gold investment strategies amid economic uncertainty.

Keywords: XGBoost, Support Vector Regression, Bayesian Optimization, Gold Price, Inflation, Interest rate

1. PENDAHULUAN

Emas merupakan logam mulia yang paling banyak dicari sebagai aset investasi dan dikenal sebagai mata uang yang dapat diperdagangkan dalam

berbagai kondisi (Agusmawati *et al.*, 2023). Harga emas telah menjadi indikator penting dalam ekonomi global dan mempertahankan nilai jual yang tinggi dan relatif stabil. Secara umum, harga emas menunjukkan tren peningkatan selama bertahun-tahun, dengan

kelebihan sebagai aset yang tahan terhadap inflasi dan berfungsi sebagai portofolio tambahan yang stabil (Asnawi *et al.*, 2024).

Sebagai aset safe haven selama kondisi ekonomi tidak pasti, harga emas sering berfluktuasi sebagai respons terhadap berbagai faktor ekonomi, termasuk inflasi dan suku bunga. Ketika inflasi meningkat, nilai mata uang cenderung menurun, mendorong investor beralih ke emas untuk melindungi aset (Susmiati *et al.*, 2021). Sebaliknya, suku bunga yang lebih tinggi sering mengurangi permintaan emas karena meningkatnya biaya peluang (Utami, 2019). Dalam beberapa bulan terakhir, harga emas telah berfluktuasi signifikan. Menurut logammulia.com, pada Juli 2024, emas ANTAM mencapai harga puncak Rp 1.420.000 per gram, dan grafik harga enam bulan (April-Oktober) menunjukkan tren kenaikan signifikan sebesar 13,6% selama enam bulan terakhir.

Memahami dan memprediksi fluktuasi harga emas sangat penting bagi investor dan pemangku kepentingan lainnya. Dengan meningkatnya ketidakpastian ekonomi global dan volatilitas pasar, prediksi harga emas yang akurat dapat memberikan wawasan berharga untuk pengambilan keputusan investasi (Saadah and Salsabila, 2021). Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi harga emas yang efektif dengan menggunakan pendekatan machine learning.

Metode machine learning yang dipilih dalam penelitian ini meliputi XGBoost dan Support Vector Regression (SVR), yang dioptimalkan dengan Bayesian Optimization. XGBoost dikenal unggul dalam menangani data besar dan memiliki mekanisme optimasi yang efisien, serta fitur tambahan seperti regularisasi dan pemrosesan paralel (Rayadin, *et al.*, 2024). Sementara SVR merupakan algoritma yang kuat untuk memprediksi data dengan margin yang jelas, terutama dalam masalah yang melibatkan variabel ekonomi (Aulia, *et al.*, 2022).

Penelitian sebelumnya oleh Gono *et al.* [21] menggunakan XGBoost untuk meramalkan harga perak mencapai MAPE 5,98%, sementara penelitian oleh (Putri *et al.*, 2020) menerapkan SVR untuk memprediksi indeks batubara dengan RMSE terbaik 0,619. Keduanya menunjukkan efektivitas metode machine learning dalam peramalan komoditas, namun masih ada ruang untuk peningkatan akurasi melalui optimasi yang tepat.

Bayesian Optimization digunakan dalam penelitian ini untuk mengoptimalkan parameter dalam kedua algoritma. Metode ini dirancang untuk mengoptimalkan fungsi kompleks yang memerlukan biaya tinggi dalam proses evaluasi, terutama ketika bekerja dalam ruang parameter yang besar (Permana *et al.*, 2024). Dibandingkan dengan teknik hyperparameter tuning konvensional, Bayesian Optimization menawarkan efisiensi yang lebih tinggi dalam menemukan konfigurasi parameter optimal.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja XGBoost dan SVR dengan Bayesian Optimization untuk memprediksi harga emas berdasarkan data inflasi dan suku bunga di Indonesia. Diharapkan penelitian ini memberikan wawasan tentang algoritma yang paling efektif dan bagaimana faktor makroekonomi mempengaruhi prediksi harga emas, sehingga dapat membantu investor dan pembuat kebijakan dalam mengambil keputusan yang lebih informatif dan strategis di tengah ketidakpastian ekonomi.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini membandingkan kinerja model Extreme Gradient Boosting (XGBoost) dan Support Vector Regression (SVR) dengan Bayesian Optimization dalam memprediksi harga emas di Indonesia berdasarkan data inflasi dan suku bunga. Tahapan penelitian dijelaskan sebagai berikut:

2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data dari tahun 2020 hingga 2024 dengan tiga variabel utama: harga emas, inflasi, dan suku bunga dari Indonesia seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Penelitian		
Variabel	Deskripsi	Sumber
Harga Emas	Harga emas ANTAM (per gram/hari)	logammulia.com
Inflasi	Persentase inflasi	Bank Indonesia (bi.go.id)
Suku Bunga	Persentase BI-rate	Bank Indonesia (bi.go.id)

Dataset terdiri dari 1.827 data dan mencakup periode dari Januari 2020 hingga Desember 2024, dengan data harga emas dikumpulkan secara harian, sedangkan data inflasi dan suku bunga dalam bentuk bulanan yang disesuaikan menjadi format harian.

2.2. Pra-pemrosesan Data (Data Pre-processing)

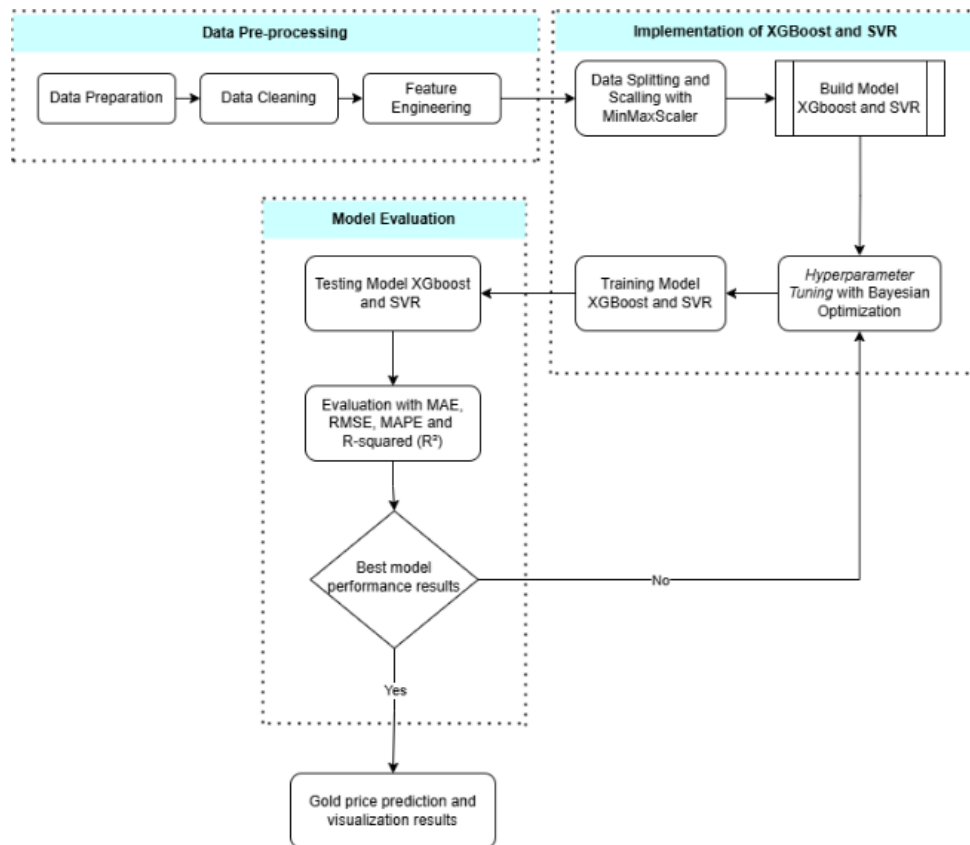
2.2.1. Persiapan dan Pembersihan Data

Pada tahap ini, kolom tanggal dikonversi menjadi format datetime dan ditetapkan sebagai indeks, sementara nilai inflasi dan suku bunga dikonversi menjadi tipe data numerik. Nilai kosong (*missing value*) yang muncul karena tidak adanya data pada hari libur dihapus, dan untuk nilai yang hilang lainnya dilakukan imputasi menggunakan metode *forward fill*.

2.2.2. Rekayasa Fitur (Feature Engineering)

Untuk meningkatkan kinerja model, ditambahkan fitur turunan dari variabel harga emas seperti pada Tabel 2.

Fitur-fitur ini dirancang untuk mengidentifikasi pola historis dan dinamika harga yang tidak terlihat dalam data asli, memungkinkan model untuk memahami tren, fluktuasi, dan perubahan harga emas dengan lebih mendalam.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

Tabel 2. Fitur Teknis dalam Model Prediksi

Variabel	Deskripsi
MA7	Moving average 7 hari dari harga emas
MA30	Moving average 30 hari dari harga emas
Harga Emas Lag1	Harga emas dengan lag 1 hari
Harga Emas Lag7	Harga emas dengan lag 7 hari
Volatility	Standar deviasi rolling 7 hari dari harga emas
Trend	Perbedaan harga emas harian
Momentum	Selisih harga saat ini dengan 7 hari lalu
ROC	Persentase perubahan harga dalam 7 hari

2.3. Implementasi Model (*Model Implementation*)

2.3.1. Pemisahan dan Normalisasi Data

Dataset dibagi menjadi 80% untuk data pelatihan (*training*) dan 20% untuk data pengujian (*testing*). Proses ini menghasilkan 1.372 data untuk pelatihan dan 343 data untuk pengujian. Normalisasi data menggunakan MinMaxScaler dengan rentang (0,1, 1) dilakukan untuk menyamakan skala antar fitur sehingga model dapat belajar pola lebih efektif. Pentingnya proses normalisasi ini untuk membantu mencegah fitur dengan rentang numerik yang lebih besar mendominasi fitur dengan rentang yang lebih kecil, yang pada akhirnya meningkatkan kinerja model (Fahira, 2024).

2.3.2. Extreme Gradient Boosting (XGBoost)

XGBoost adalah algoritma ensemble berbasis pohon keputusan yang efisien dan dapat diskalakan (Gono *et al.*, 2023). Model ini bekerja dengan menggabungkan sejumlah pohon keputusan

menggunakan metode penjumlahan. Formulasi dasar XGBoost dapat dijelaskan dengan persamaan:

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), f_k \in F \quad (1)$$

Dimana $\hat{y}_i$ adalah nilai prediksi untuk observasi i , K adalah total pohon regresi dalam model, $f_k(x_i)$ adalah fungsi prediksi pohon k yang diterapkan pada fitur input, dan F adalah kumpulan semua fungsi pohon keputusan yang mungkin.

Fungsi objektif XGBoost adalah:

$$L = \sum_i l(\hat{y}_i, y_i) + \sum_k \Omega(f_k) \quad (2)$$

Dimana l adalah fungsi kerugian dan Ω adalah fungsi regularisasi untuk mengontrol kompleksitas model.

2.3.3. Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression adalah metode regresi yang dikembangkan dari algoritma Support Vector Machine yang efektif mengatasi masalah overfitting (Mas Diyasa *et al.*, 2024). Bentuk umum fungsi regresi dalam SVR adalah:

$$f(x) = w^T \phi(x) + b \quad (3)$$

Dimana $f(x)$ adalah fungsi regresi, w adalah vektor bobot, $\phi(x)$ adalah fungsi pemetaan nonlinier, dan b adalah bias.

Dalam penelitian ini digunakan kernel Radial Basis Function (RBF) dengan formula seperti berikut:

$$\exp(-\gamma \|x - x'\|^2) \quad (4)$$

Di mana x merupakan nilai aktual, x' adalah nilai prediksi, dan γ adalah parameter gamma. Kernel RBF dipilih karena efektivitasnya dalam menangani data non-linier seperti harga emas (X. Ding *et al.*, 2021).

2.3.3. Bayesian Optimization

Bayesian Optimization adalah metode untuk mengoptimalkan fungsi kompleks dengan membangun model surrogate dari fungsi objektif, digunakan untuk menemukan hyperparameter optimal pada kedua algoritma (Permana *et al.*, 2024). Persamaan umumnya adalah:

$$\min_{x \in X} f(x) \quad (5)$$

Formula ini menjelaskan proses untuk mencari nilai minimum dari fungsi objektif $f(x)$. Variabel x merupakan parameter yang nilainya akan dioptimalkan dan berada dalam ruang pencarian X , yang merupakan himpunan dari semua nilai kemungkinan x . Kemudian, mencari nilai $x \in X$ yang menghasilkan nilai minimum dari $f(x)$, tanpa harus mengevaluasi secara menyeluruh seluruh ruang pencarian.

2.4. Evaluasi Model (Model Evaluation)

Kinerja model dievaluasi menggunakan beberapa metrik:

2.4.1. Mean Absolute Error (MAE)

MAE mengukur besarnya rata-rata kesalahan dalam serangkaian prediksi, tanpa mempertimbangkan arahnya. MAE menghitung selisih absolut rata-rata antara harga emas yang diprediksi dan nilai aktual (Chicco *et al.*, 2021):

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |X_i - Y_i| \quad (6)$$

2.4.2. Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE adalah cara standar untuk mengukur kesalahan model dalam memprediksi data kuantitatif (Putri *et al.*, 2020). RMSE adalah akar kuadrat dari rata-rata selisih kuadrat antara prediksi dan observasi aktual:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (7)$$

2.4.3. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan metode untuk mengevaluasi kinerja model dengan mengukur persentase rata-rata kesalahan absolut. Metrik ini memberikan

pendekatan komprehensif untuk menilai akurasi model prediktif dengan menyatakan kesalahan sebagai persentase dari nilai yang diamati (Caraka *et al.*, 2017). MAPE dihitung menggunakan rumus berikut:

$$MAPE = \frac{(\sum_{i=1}^n \frac{|X_i - F_i|}{X_i})}{n} \times 100\% \quad (8)$$

2.4.4. R-squared (R²)

R-squared merupakan koefisien determinasi yang menggambarkan persentase dampak variabel X terhadap variabel Y . Metrik ini mengevaluasi sejauh mana variabel independen menjelaskan variabilitas dalam variabel dependen. Nilai R-squared yang lebih tinggi menunjukkan keselarasan model yang lebih tepat dengan data yang mendasarinya (Khumaedi, 2016). Rumusnya adalah sebagai berikut:

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS} \quad (9)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis Hubungan Variabel

Analisis korelasi dilakukan untuk melihat hubungan antar variabel seperti pada Gambar 2.

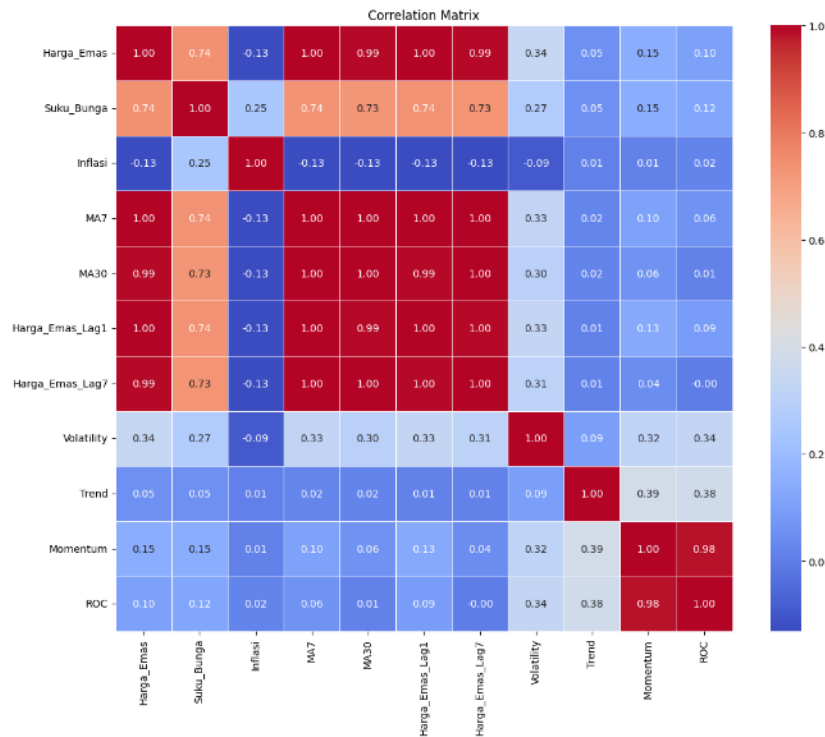
Hasil analisis menunjukkan suku bunga memiliki korelasi positif kuat dengan harga emas (0,74), berbeda dengan teori ekonomi konvensional yang umumnya menunjukkan hubungan terbalik. Inflasi menunjukkan korelasi negatif lemah dengan harga emas (-0,13), bertentangan dengan pandangan bahwa emas berfungsi sebagai lindung nilai inflasi. Indikator teknis (MA7, MA30, Lag1, Lag7) menunjukkan korelasi sangat kuat (>0,99) dengan harga emas, mengkonfirmasi dominasinya dalam model prediksi.

Hal ini menyoroti dinamika unik pasar emas Indonesia, dimana faktor teknis jangka pendek lebih berpengaruh dalam prediksi harga daripada variabel makroekonomi.

3.2. Evaluasi Performa Model

Berikut adalah hasil evaluasi model XGBoost dan SVR seperti pada Tabel 3.

Kedua model menunjukkan kinerja sangat baik dengan nilai R^2 melebihi 0,999. Model XGBoost lebih unggul di semua metrik evaluasi, terutama dalam MAPE (0,18% vs 0,36% SVR), menunjukkan penyimpangan rata-rata kurang dari 0,2% dari nilai aktual. Diagram *residual error* pada tampilan berikut mengungkapkan XGBoost memiliki magnitud kesalahan keseluruhan lebih kecil dibandingkan SVR. *Scatter plot* nilai prediksi dengan nilai aktual pada tampilan berikut mengkonfirmasi akurasi tinggi dari kedua model, dengan model XGBoost menunjukkan pengelompokan sedikit lebih rapat dibanding SVR.



Gambar 2. Heatmap Korelasi Antar Variabel

Tabel 3. Perbandingan Matrik Kinerja Model

Model	Dataset	MAE	RMSE	MAPE (%)	R ²
XGBoost	Training	376,76	495,69	0,04	1,0000
XGBoost	Testing	1880,11	4321,07	0,18	0,9993
SVR	Training	3394,39	4167,76	0,33	0,9994
SVR	Testing	3678,67	4638,52	0,36	0,9993

3.3. Parameter Model Terbaik

Kedua model dioptimalkan menggunakan Bayesian Optimization dengan hasil sebagai berikut:

Model	Paramater	Nilai Optimal
XGBoost	n_estimators	112
	max_depth	9
	learning_rate	0,1084
	subsample	0,6905
	colsample_bytree	0,9777
SVR	C	0,8783
	gamma	0,1216
	epsilon	0,0104

XGBoost berkinerja terbaik dengan struktur pohon yang relatif dalam (max_depth: 9) dan jumlah pohon (112), menunjukkan model mendapat manfaat dari menangkap hubungan non-linier kompleks sambil menghindari *overfitting*. Untuk SVR, nilai C yang relatif rendah (0,8783) menunjukkan prioritas pada fungsi keputusan yang lebih halus, dengan nilai epsilon kecil (0,0104) menunjukkan tujuan presisi tinggi dalam prediksi.

3.4. Visualisasi Hasil Prediksi

Visualisasi harga emas aktual versus prediksi pada tampilan berikut ini menggambarkan akurasi tinggi kedua model:

Model XGBoost (garis putus-putus biru) menunjukkan kesepakatan sangat baik dengan nilai aktual, terutama selama periode volatilitas tinggi. Model SVR (garis titik-garis merah) juga mampu mengikuti pola harga emas dengan baik namun sedikit tertinggal dalam menangkap fluktuasi yang cukup tinggi. Kedua model secara konsisten menghasilkan prediksi yang sangat dekat dengan harga emas aktual sepanjang periode pengujian.

3.5. Prediksi Harga di Masa Depan

Dengan menggunakan model yang dioptimalkan, dihasilkan perkiraan harga emas untuk tiga hari pertama tahun 2025:

Tanggal	XGBoost (IDR)	SVR (IDR)	Rata-rata
01-01-2025	1.136.528	1.138.195	1.137.362
02-01-2025	1.129.436	1.064.405	1.096.920
03-01-2025	899.247	1.087.211	993.229

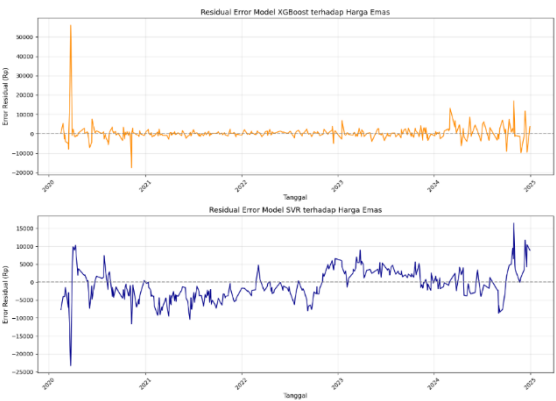
Kedua model memberikan prediksi harga yang hampir sama untuk 1 Januari 2025, namun perbedaan mulai muncul pada hari-hari berikutnya. XGBoost memperkirakan penurunan signifikan pada hari ketiga (Rp 899.247), sementara SVR menunjukkan tren harga yang lebih stabil. Perbedaan ini

menunjukkan bagaimana masing-masing model menginterpretasikan fitur input dengan cara yang berbeda.

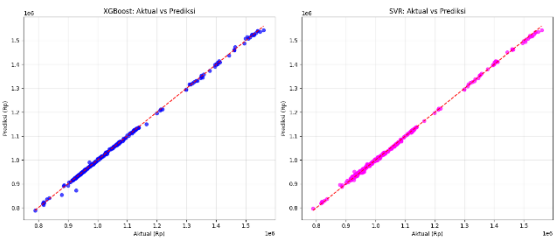
3.6. Perbandingan Kinerja Model

Tabel 6. Perbandingan Prediksi Model XGboost dengan Aktual

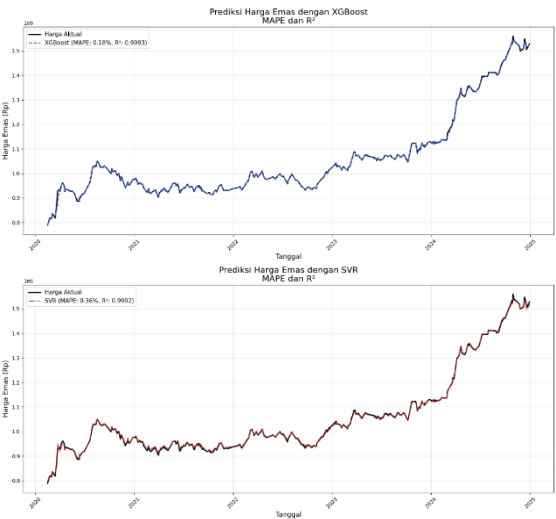
Tanggal	Aktual	Prediksi	Error (%)
2024-11-22	1.520.000	1.521.380	0.09
2024-11-26	1.499.000	1.508.757	0.65
2024-12-08	1.508.000	1.508.896	0.06
2024-12-12	1.548.000	1.536.246	0.76
2024-12-18	1.520.000	1.524.676	0.31
2024-12-19	1.505.000	1.514.526	0.63
2024-12-30	1.528.000	1.524.199	0.25



Gambar 3. Residual Error Model



Gambar 4. Scatter plot Hasil Prediksi dengan Nilai Aktual



Gambar 5. Visualisasi Prediksi Model XGBoost dan SVR

Pada tampilan tabel perbandingan prediksi dengan data pengujian selama 7 hari terakhir menunjukkan kedua model mampu mengikuti tren harga emas dengan baik. XGBoost menunjukkan kinerja stabil

dengan kesalahan berkisar antara 0,06%-0,76%, sementara SVR mencatat kesalahan lebih kecil pada hari-hari tertentu (0,01% pada 22 November 2024).

Tabel 7. Perbandingan Prediksi Model SVR dengan Aktual

Tanggal	Aktual	Prediksi	Error (%)
2024-11-22	1.520.000	1.520.095	0.01
2024-11-26	1.499.000	1.497.653	0.09
2024-12-08	1.508.000	1.504.578	0.23
2024-12-12	1.548.000	1.536.289	0.76
2024-12-18	1.520.000	1.515.755	0.28
2024-12-19	1.505.000	1.494.575	0.69
2024-12-30	1.528.000	1.519.145	0.58

Hasil ini merupakan peningkatan substansial dibandingkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Gono *et al.*, 2023) menggunakan XGBoost untuk prediksi harga perak mencapai MAPE 5,98%, jauh lebih tinggi dari hasil penelitian ini (0,18%). Dibandingkan dengan penelitian (Fahrudin *et al.*, 2020) yang menggunakan metode deret waktu tradisional untuk prediksi harga emas ANTAM, pendekatan machine learning dengan XGBoost dan SVR dalam studi ini menunjukkan peningkatan signifikan dalam akurasi prediksi, terutama pada metrik MAPE dan RMSE. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan yang diusulkan dalam studi ini memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi, mencerminkan efektivitas pemilihan fitur, praproses data, dan teknik optimasi model yang diterapkan.

3.7. Analisis Dinamika Pasar Emas Indonesia

Penelitian ini mengungkapkan beberapa dinamika unik dalam pasar emas Indonesia. Pertama, ditemukan korelasi positif kuat (0,74) antara suku bunga dan harga emas, bertentangan dengan pandangan tradisional bahwa suku bunga tinggi menurunkan harga emas. Kedua, terdapat korelasi negatif lemah (-0,13) antara inflasi dan harga emas, berbeda dengan konsep emas sebagai lindung nilai inflasi. Ketiga, faktor teknis seperti harga historis dan *moving average* lebih berpengaruh dalam prediksi harga emas jangka pendek daripada data makroekonomi.

Temuan ini konsisten dengan penelitian Hindrayani *et al.* (2020) yang menunjukkan efektivitas machine learning dalam prediksi harga keuangan. Selain itu, penggunaan teknik analitis seperti yang dilakukan oleh Prasetya *et al.* (2025) untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi pasar dapat menjadi pendekatan yang berguna untuk lebih memahami dinamika pasar emas Indonesia. Pendekatan ini menggunakan berbagai variabel ekonomi dan pasar, menyoroti pentingnya mempertimbangkan berbagai faktor dalam menemukan pola yang ada.

Meskipun faktor makroekonomi tetap relevan, keputusan investasi emas di Indonesia juga dipengaruhi oleh kondisi pasar lokal atau kebijakan pemerintah. Hasil ini berbeda dengan penelitian Susmiati *et al.* (2021) yang menyatakan emas berfungsi sebagai lindung nilai inflasi, memberikan

wawasan baru tentang dinamika pasar emas di Indonesia.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan dan membandingkan model XGBoost dan SVR dengan Bayesian Optimization untuk memprediksi harga emas berdasarkan inflasi dan suku bunga di Indonesia. Kedua model menunjukkan kinerja prediksi sangat baik nilai R^2 sebesar 0,999, dengan XGBoost lebih unggul di semua kriteria evaluasi dengan menghasilkan MAPE 0,18% sedangkan 0,36% untuk model SVR.

Analisis hubungan variabel menunjukkan fitur teknis memiliki korelasi lebih tinggi dengan harga emas dibandingkan variabel makroekonomi, namun keduanya tetap relevan dalam pengembangan model prediksi. Bayesian Optimization berhasil meningkatkan kinerja model SVR melalui kombinasi hyperparameter optimal (C: 0,878; epsilon: 0,010; gamma: 0,122).

Perbandingan prediksi menunjukkan perbedaan proyeksi dari kedua model, dengan XGBoost memprediksi penurunan signifikan pada hari ketiga Januari 2025, sementara SVR memprediksi dengan stabil. Hasil ini dapat membantu bagi para investor dan pemerintah untuk membuat keputusan yang lebih baik dalam menghadapi kondisi ekonomi yang kurang stabil saat ini.

Pada penelitian berikutnya, disarankan untuk mempertimbangkan variabel makroekonomi tambahan, mengeksplorasi metode deret waktu (*time series*), atau menggunakan teknik machine learning lainnya secara *hybrid*, serta menganalisis kinerja model dalam berbagai kondisi pasar.

DAFTAR PUSTAKA

- AGUSMAWATI, N.K., KHOIRIYAH, F., THOLIB, A., 2023. Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode LSTM dan GRU. Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, pp. 2303-0577.
- ASNAWI, M.F., BISONO, H.H., MEGANTARA, M.A., KUSRINI, 2024. Aplikasi Prediksi Banjir Menggunakan Algoritma XGboost Berbasis Website. Journal of Economic, Management, Accounting and Technology (JEMATech), 7(2).
- AULIA, A., APRIANTI, B., ROZIKIN, C., 2022. Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Algoritma Support Vector Regression (SVR) dan Linear Regression (LR). Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan, 8(5).
- CARAKA, R.E., 2017. Peramalan Crude Palm Oil (CPO) Menggunakan Support Vector Regression Kernel Radial Basis. Jurnal Matematika, 7(1).
- CHICCO, D., WARRENS, M.J., JURMAN, G., 2021. The coefficient of determination R^2 -squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. PeerJ Computer Science, 7, pp. 1-24.
- DING, X., LIU, J., YANG, F., CAO, J., 2021. Random radial basis function kernel-based support vector machine. Journal of the Franklin Institute, 358(18), pp. 10121-10140.
- FAHIRA, A., 2024. Studi Ekstraksi Bijih Emas Kaya Tembaga PT Nusa Halmaherah Mineralas pada Proses Sianidasi dengan Metode Pulverized Bottle Roll. Skripsi Program Studi Teknik Metalurgi, UPN "Veteran" Yogyakarta.
- FAHRUDIN, T.M., RIYANTOKO, P.A., HINDRAYANI, K.M., DIYASA, I.G.S.M., 2020. Daily Forecasting for Antam's Certified Gold Bullion Prices in 2018-2020 using Polynomial Regression and Double Exponential Smoothing. Journal of International Conference Proceedings, 3(4).
- GONO, D.N., NAPITUPULU, H., FIRDANIZA, 2023. Silver Price Forecasting Using Extreme Gradient Boosting (XGBoost) Method. Journal Mathematics, 11.
- HINDRAYANI, K.M., DIYASA, I.G.S.M., RIYANTOKO, P.A., FAHRUDIN, T.M., 2020. Studi Literatur Mengenai Prediksi Harga Saham Menggunakan Machine Learning. Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara, 1, pp. 71-75.
- INDRAYANI, S.N., 2016. Analisis Pengaruh Inflasi dan Suku Bunga Terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia. Jurnal Manajemen Bisnis Krisnadwipayana, 4(2).
- JANGE, B., 2022. Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan XGBoost. Journal of Economics and Accounting (ARBITRASE), 3(2), pp. 231-237.
- KHAIRINA, D.M., MUADDAM, A., MAHARANI, S., RAHMANIA, H., 2019. Forecasting of Groundwater Tax Revenue Using Single Exponential Smoothing Method. E3S Web Conference, 125, pp. 1-5.
- KHUMAEDI, E., 2016. Pengaruh Disiplin dan Motivasi Kerja Terhadap Kinerja Pegawai pada Dinas Sentra Operasi Terminal PT. Angkasa Pura II. JIMB, 2(1).
- MAS DIYASA, I.G.S., PRASETYA, D.A., KUSWARDHANI, H.A.C., HALIM, C., 2024. Detection of Abnormal Human Sperm Morphology Using Support Vector Machine (SVM) Classification. Information Technology International Journal, 2(2).

- MARTHASARI, G.I., 2014. Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Generalized Regression Neural Network dan Algoritma Genetika. Tesis Program Magister Bidang Keahlian Sistem Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya.
- PERMANA, A.H., UMBARA, F.R., KASYIDI, F., 2024. Klasifikasi Penyakit Jantung Tipe Kardiovaskular Menggunakan Adaptive Synthetic Sampling dan Algoritma Extreme Gradient Boosting. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 6(1).
- PRASETYA, D.A., et al., 2025. Optimizing Clustering Analysis to Identify High-Potential Markets for Indonesian Tuber Exports. *Indonesian Journal of Electronics, Electromedical Engineering, and Medical Informatics*, 7(1).
- PRASETYA, D.A., SARI, A.P., SUSRAMA M.D, I.G., RIYANTOKO, P.A., AL HAROMAINY, M.M., WAHYUNINGASTUTI, T., 2022. Analisis Information Quality Terhadap User Satisfaction Dengan Pengaruh Service Quality Untuk Ketahanan Kualitas Website Pemerintah Kabupaten Malang. *Prosiding Seminar Nasional Sains Data*, 2(1), pp. 69-75.
- PUTRI, R.A., WINAHJU, W.S., MASHURI, M., 2020. Penerapan Metode Ridge Regression dan Support Vector Regression (SVR) untuk Prediksi Indeks Batubara di PT XYZ. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 9(1).
- RAYADIN, M.A., MUSARUDDIN, M., SAPUTRA, R.A., ISNAWATY, 2024. Implementasi Ensemble Learning Metode XGBoost dan Random Forest untuk Prediksi Waktu Penggantian Baterai Aki. *Jurnal Teknologi Informasi dan Rekayasa Komputer*, 5(2).
- RIZA, F., 2022. Analisis dan Prediksi Data Penjualan Menggunakan Machine Learning dengan Pendekatan Ilmu Data. *DSI (Data Science Indonesia)*, 1(2).
- SAADAH, S., SALSABILA, H., 2021. Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Random Forest (Studi Kasus: Data Acak Pada Awal Masa Pandemic Covid-19). *Jurnal Komputer Terapan*, 7(1), pp. 24-32.
- SANTOS, C.E.D.S., SAMPAIO, R.C., COELHO, L.D.S., BESTARD, G.A., LLANOS, C.H., 2021. Multi-objective adaptive differential evolution for SVM/SVR hyperparameters selection. *Pattern Recognition*, 110, pp. 1-10.
- SETIADI, W.K., PRASETYO, V.R., KARTIKASARI, F.D., 2024. Comparison of Extreme Learning Machine Methods and Support Vector Regression for Predicting Bank Share Prices in Indonesia. *TEKNIKA*, 13(2), pp. 219-225.
- SIDIK, A.D., ANSAWARMAN, A., 2022. Prediksi Jumlah Kendaraan Bermotor Menggunakan Machine Learning. *Formosa Journal of Multidisciplinary Research (FJMR)*, 1(3).
- SUGIARTO, WIJAYA, R.S., PRIYANTO, A.D., 2023. Prediksi Penjualan Produk Cozy Cosmetic Dengan Metode Double Exponential Smoothing. *KONVERGENSI*, 19(2).
- SUSMIATI, GALUH, S.P., PRILYANDARI, O.S., 2021. Pengaruh Jumlah Uang Beredar dan Nilai Tukar Rupiah (Kurs) Terhadap Tingkat Inflasi di Indonesia Tahun 2011-2018. *Warmadewa Economic Development Journal*, 4(2).
- SUWANDI, A., 2020. Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Single Moving Average. *JITEKH (Jurnal Ilmu Teknologi Harapan)*, 8(1), pp. 1-5.
- UPA, S., GARONGA, M., PABUTUNGAN, R., 2023. Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *INFINITY*, 3(2).
- UTAMI, A., 2019. Determinan Jumlah Uang Beredar, Tingkat Bunga, dan Inflasi terhadap Pertumbuhan Ekonomi Indonesia. *Al-Buhuts*, 15(2), pp. 45-64.
- YUAN, F.C., LEE, C.H., CHIU, C., 2020. Using Market Sentiment Analysis and Genetic Algorithm-Based Least Squares Support Vector Regression to Predict Gold Prices. *IJCIS*, 13(1), p. 234.