

Implementasi Algoritma *Support Vector Regression* untuk Prediksi Harga Emas Berdasarkan Data Historis

M. Rizqi Hidayatulloh¹, Dwi Purbo Yuwono²

^{1,2}Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri, Jl. Ahmad Yani No.10, Sukorejo, Bojonegoro, 62115, Indonesia

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2025-07-07

Revised 2025-11-04

Accepted 2025-11-05

Corresponding Author:

M. Rizqi Hidayatulloh

Email:

rizqihidayatulloh33@gmail.com



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstract – Amidst global economic volatility, accurate forecasting of gold prices remains a crucial and challenging task for investors and financial policymakers, as gold functions as a vital safe-haven asset and a hedge against inflation. This study focuses on gold price prediction utilizing the Support Vector Regression (SVR) algorithm, with the main objective of improving forecast accuracy. The relevance of this prediction is underpinned by the dynamic characteristics of gold prices, which is essential for decision-making by various stakeholders. Historical gold price data were obtained from the *investing.com* platform. The SVR implementation was carried out utilizing the Radial Basis Function (RBF) kernel. The SVR parameter optimization process employing Grid Search successfully identified the optimal values, namely $C=1000$, $\epsilon=0.5$, and $\gamma=0.01$. To ensure model robustness and generalization capability, validation was performed using 5-Fold Cross Validation, which yielded an average Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.66%. The very high level of SVR accuracy, alongside its consistency across each fold, stability, and reliability, indicates that the optimized SVR model is a prospective solution for gold price forecasting in the commodity market.

Keywords: Gold Price; Grid Search; K-Fold Cross Validation; RBF; SVR.

Abstrak – Di tengah volatilitas ekonomi global, peramalan akurat harga emas tetap menjadi tugas yang krusial dan menantang bagi investor dan pembuat kebijakan finansial, mengingat emas berfungsi sebagai aset *safe-haven* dan lindung nilai terhadap inflasi. Penelitian ini memfokuskan pada prediksi harga emas menggunakan algoritma Support Vector Regression (SVR), dengan tujuan utama meningkatkan akurasi peramalan. Relevansi prediksi ini didasari oleh karakteristik harga emas yang dinamis, esensial bagi pengambilan keputusan berbagai pemangku kepentingan. Data historis harga emas diperoleh dari platform *investing.com*. Implementasi SVR dilakukan dengan memanfaatkan fungsi kernel Radial Basis Function (RBF). Proses optimasi parameter SVR dengan Grid Search berhasil mengidentifikasi nilai optimal, yaitu $C=1000$, $\epsilon=0.5$, dan $\gamma=0.01$. Untuk menjamin *robustness* dan kapabilitas generalisasi model, validasi dilakukan menggunakan 5-Fold Cross Validation, yang menghasilkan rata-rata nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0.66%. Tingkat akurasi SVR yang sangat tinggi, disertai konsistensi pada setiap fold serta stabilitas dan keandalannya, mengindikasikan bahwa model SVR yang telah dioptimasi merupakan solusi prospektif untuk peramalan harga emas di pasar komoditas

Kata Kunci: Grid Search, Harga Emas, K-Fold Cross Validation, RBF, SVR.

I. PENDAHULUAN

Dalam konteks pasar global yang dinamis, emas telah lama diakui sebagai salah satu instrumen investasi krusial yang berfungsi sebagai aset *safe-haven* dan lindung nilai terhadap inflasi serta ketidakpastian ekonomi [1]. Karakteristik harga emas yang dinamis dan dipengaruhi oleh kompleksitas faktor makroekonomi menuntut para investor, korporasi, dan pemangku kepentingan membuat keputusan investasi berdasarkan analisis yang cermat [2]. Oleh karena itu, peramalan atau prediksi akurat harga emas di masa depan menjadi sangat vital untuk mengoptimalkan potensi keuntungan, meminimalkan risiko kerugian, serta berkontribusi pada stabilitas finansial global [3].

Mengingat volatilitas pasar dan kompleksitas faktor yang memengaruhi harga instrumen investasi, peramalan atau prediksi harga menjadi sangat vital. Kemampuan untuk memprediksi pergerakan harga di masa depan memungkinkan investor dan pengambil kebijakan membuat keputusan yang lebih tepat dan strategis. Berbagai metode peramalan telah dikembangkan, mulai dari analisis fundamental dan teknikal hingga pendekatan kuantitatif yang memanfaatkan model statistik dan kecerdasan buatan [4]. Tujuan utama dari peramalan ini adalah untuk mengidentifikasi pola dan tren yang tersembunyi dalam data historis, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai potensi pergerakan harga di masa mendatang.

Dalam upaya meningkatkan akurasi peramalan, khususnya untuk data deret waktu yang non-linier dan kompleks seperti harga emas, algoritma *Support Vector Regression* (SVR) menunjukkan potensi yang signifikan [5]. Algoritma SVR merupakan salah satu metode dalam ranah *machine learning* yang berakar dari algoritma *Support Vector Machine* (SVM), namun dikhususkan untuk tugas regresi [6]. Berbeda dengan regresi linier tradisional yang mencari garis terbaik untuk meminimalkan jumlah kuadrat kesalahan, algoritma SVR bekerja

dengan menemukan *hyperplane* optimal yang memprediksi nilai target dengan toleransi kesalahan tertentu, yang dikenal sebagai epsilon (ϵ) [7]. Konsep utama SVR adalah mencari sebuah fungsi yang paling sesuai dengan data, sembari menjaga agar kesalahan prediksi berada di dalam zona ϵ . Titik data yang berada di luar zona toleransi ini akan dikenakan penalti, mendorong model untuk menemukan *hyperplane* yang tidak hanya meminimalkan kesalahan, tetapi juga memaksimalkan margin atau "jarak" terhadap titik-titik yang paling sulit diprediksi (disebut support vector) [8].

Berbagai penelitian terdahulu telah melakukan penerapan algoritma SVR untuk memprediksi harga komoditas atau aset keuangan. Sebagai contoh, penelitian yang dilakukan oleh Fevriendo Nathaniel dan Frederik Samuel (2023) menerapkan algoritma SVR untuk memprediksi harga emas, dengan hasil nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 4,8% menggunakan kernel polynomial [9]. Penelitian lain juga mengimplementasikan algoritma SVR untuk memprediksi harga Bitcoin, memanfaatkan parameter *Open*, *High*, *Low*, dan *Close*. Hasil studi tersebut mengindikasikan bahwa SVR mampu menghasilkan tingkat akurasi peramalan yang cukup baik [10].

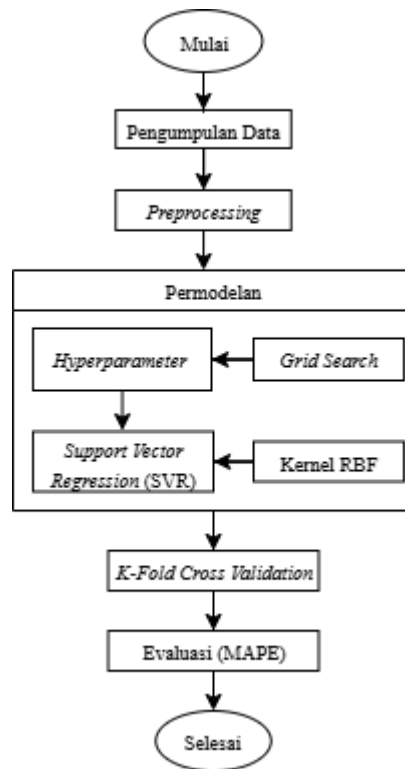
Berbeda dari penelitian sebelumnya, penelitian ini mengimplementasikan Kernel *Radial Basis Function* (RBF) sebagai fungsi kernel dalam SVR, yang dikenal efektif dalam memetakan data ke ruang dimensi yang lebih tinggi untuk menangani hubungan non-linier secara adaptif [11]. Selanjutnya, metode *Grid Search* akan diterapkan secara sistematis untuk menemukan kombinasi parameter optimal pada model SVR, memastikan konfigurasi yang paling sesuai dan robust untuk karakteristik unik data harga emas [12]. Validasi model akan dilakukan menggunakan teknik *K-Fold Cross Validation*, yang memungkinkan evaluasi kinerja model secara lebih menyeluruh dan mengurangi risiko *overfitting* dengan membagi data menjadi beberapa subset untuk pelatihan dan pengujian secara iteratif [13].

Berdasarkan urgensi peramalan harga emas, penelitian ini mengimplementasikan algoritma SVR yang dioptimasi dengan Kernel RBF dan *Grid Search*. Kebaruan pada penelitian ini ditekankan melalui pendekatan validasi yang robust menggunakan *K-Fold Cross Validation* dan evaluasi kinerja model secara komprehensif berdasarkan metrik MAPE. Diharapkan, penelitian ini dapat memberikan kontribusi teknis berupa konfigurasi SVR optimal untuk data non-linier, serta kontribusi praktis berupa referensi prediksi yang sangat akurat dan andal bagi investor dan analis pasar komoditas.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan analisis deret waktu (*time series analysis*), sebuah pendekatan yang dirancang untuk menganalisis data yang dikumpulkan secara berurutan berdasarkan waktu. Tujuan utamanya adalah mengidentifikasi pola dan tren pada data harga emas secara historis, lalu memanfaatkan informasi tersebut untuk memprediksi nilai di masa mendatang. Pada penelitian ini menerapkan algoritma SVR didasarkan pada kemampuannya dalam menangani data non-linier dan kompleks yang sering ditemukan pada pergerakan harga emas. Proses analisis dan pemodelan akan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python*, dengan bantuan pustaka seperti *Scikit-learn*, *Pandas*, dan *Matplotlib* untuk efisiensi implementasi serta visualisasi hasil.

Alur penelitian ini diawali dengan pengumpulan data historis harga emas. Data yang terkumpul kemudian melewati tahapan preprocessing untuk memastikan kualitas dan formatnya sesuai untuk analisis. Setelah data siap, dilakukan pemodelan menggunakan algoritma SVR dengan implementasi kernel RBF. Pada tahap pemodelan, *hyperparameter* model SVR akan dioptimalkan dengan metode *Grid Search* untuk mendapatkan konfigurasi terbaik. Untuk memastikan robustnya model, digunakan teknik *K-Fold Cross Validation*. Kinerja model selanjutnya akan diukur dan divalidasi melalui tahap evaluasi menggunakan matrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Terakhir, model akan menghasilkan peramalan harga emas di masa depan berdasarkan pola yang telah dipelajari. Alur penelitian yang diterapkan dalam penelitian ini terilustrasi pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data historis harga emas harian. Dataset diperoleh dari portal web Investing.com, mencakup periode mulai dari tanggal 03 Januari 2023 hingga 31 Desember 2024. Variabel data yang diambil meliputi *Date*, *Price*, *Open*, *High*, dan *Low* dengan format harian. Satuan harga pada dataset dalam USD per *troy ounce*. Setelah proses pengumpulan, total 514 data berhasil diperoleh. Untuk memastikan validitas dan kapabilitas generalisasi model, data tersebut dibagi dengan rasio 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, menggunakan teknik *5-Fold Cross Validation*. Dalam teknik ini, dataset dibagi menjadi lima subset yang hampir sama, di mana pada setiap iterasi, satu subset berfungsi sebagai data pengujian dan empat subset sisanya digunakan sebagai data pelatihan.

TABEL 1
DATA HISTORI HARGA EMAS

| <i>Date</i> | <i>Price</i> | <i>Open</i> | <i>High</i> | <i>Low</i> |
|-------------|--------------|-------------|-------------|------------|
| 03/01/2023 | 1,846.1 | 1,831.8 | 1,856.6 | 1,831.3 |
| 04/01/2023 | 1,859.0 | 1,845.2 | 1,871.3 | 1,842.0 |
| 05/03/2023 | 1,840.6 | 1,861.2 | 1,864.3 | 1,829.9 |
| 06/01/2023 | 1,869.7 | 1,835.9 | 1,875.2 | 1,835.2 |
| 09/01/2023 | 1,877.8 | 1,872.8 | 1,886.4 | 1,869.3 |
| 01/10/2023 | 1,876.5 | 1,875.7 | 1,885.2 | 1,872.0 |
| 01/11/2023 | 1,878.9 | 1,881.3 | 1,890.9 | 1,870.9 |
| 01/12/2023 | 1,898.8 | 1,879.7 | 1,906.5 | 1,872.4 |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| | 2,622.8 | 2,616.5 | 2,622.7 | 2,612.5 |
| 26/12/2024 | 2,640.3 | 2,623.3 | 2,642.4 | 2,622.8 |
| 27/12/2024 | 2,618.4 | 2,639.7 | 2,639.7 | 2,612.1 |
| 30/12/2024 | 2,618.1 | 2,636.1 | 2,640.7 | 2,608.4 |
| 31/12/2024 | 2,641.0 | 2,620.0 | 2,642.0 | 2,614.3 |

B. Preprocessing

Dalam penelitian ini, tahapan *preprocessing* data merupakan langkah krusial sebelum pemodelan SVR. Proses ini dimulai dengan *Data Cleaning* dan *Missing Values Handling*, yang bertujuan untuk memperbaiki nilai data yang tidak valid dan menghapus baris data yang mengandung nilai hilang (*missing values*), guna menjamin kualitas input [14]. Selanjutnya, dilakukan Konversi Tipe Data, yaitu merubah kolom harga penutupan (*Price*) menjadi tipe numerik dan kolom tanggal (*Date*) menjadi tipe *datetime* untuk kompatibilitas perhitungan

matematis. Setelah data siap, dilakukan *Feature Engineering* dengan membentuk variabel baru *Days*, yang ditetapkan sebagai variabel independen temporal untuk menangkap hubungan deret waktu. Sementara itu, variabel *Price* ditetapkan sebagai variabel dependen.

C. Permodelan

Tahap implementasi model dimulai dengan penentuan konfigurasi optimal untuk algoritma SVR. Proses ini secara spesifik berfokus pada optimasi *hyperparameter* model SVR menggunakan metode *Grid Search* [15]. Parameter yang akan dioptimalkan meliputi: *Regulasi* (C), yang mengontrol *trade-off* antara error training dan kompleksitas model; *epsilon* (ϵ), yang menentukan zona insensitivitas di mana error tidak dikenakan penalti; dan *gamma* (γ), yang mengatur jangkauan pengaruh setiap support vector ketika menggunakan fungsi kernel. Setelah kombinasi nilai parameter optimal ditemukan melalui *Grid Search*, model SVR akan diimplementasikan dengan menggunakan kernel RBF. Pemilihan kernel RBF ini didasari kemampuannya yang efektif dalam menangani hubungan non-linier pada data [16]. Hasil dari permodelan SVR yang telah dioptimalkan ini selanjutnya akan divalidasi secara robust menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* untuk memastikan generalisasi dan keandalan model.

D. K-Fold Cross Validation

Setelah model SVR diimplementasikan dengan parameter optimal, tahap selanjutnya adalah validasi model untuk memastikan generalisasi dan keandalannya. Penelitian ini akan menggunakan metode *K-Fold Cross Validation*. Dalam teknik ini, dataset pelatihan akan dibagi menjadi *K* subset (lipatan) yang berukuran sama. Model akan dilatih sebanyak *K* kali; pada setiap iterasi, satu lipatan akan digunakan sebagai data validasi, sementara *K-1* lipatan lainnya digunakan sebagai data pelatihan. Proses ini dilakukan secara bergantian hingga setiap lipatan pernah menjadi data validasi. Pendekatan *K-Fold Cross Validation* ini penting untuk mengurangi bias dan variansi dalam estimasi kinerja model, serta memberikan gambaran yang lebih robust mengenai bagaimana model akan berkinerja pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya [17].

E. Evaluasi

Setelah proses validasi dengan *K-Fold Cross Validation* selesai, kinerja keseluruhan model SVR akan dievaluasi dengan menggunakan matrik MAPE. Perhitungan MAPE dilakukan dengan merata-ratakan nilai absolut dari perbedaan persentase antara harga emas aktual dan harga emas hasil prediksi model [18]. Rumus matematis untuk MAPE adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left| \frac{at-ft}{at} \right| \quad (1)$$

Keterangan:

at : Data aktual

ft : Data hasil prediksi

t : 1,2, ... *n*

n : Banyaknya data prediksi

Nilai MAPE yang semakin kecil mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat akurasi peramalan yang semakin tinggi dan dapat diandalkan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik pergerakan harga emas dapat dianalisis secara komprehensif melalui analisis statistika deskriptif, sebagaimana disajikan pada Tabel 2. Analisis ini memungkinkan diperolehnya informasi mendalam mengenai pola, fluktuasi, dan sebaran harga emas, sehingga memberikan gambaran luas tentang kondisi pasar. Analisis ini dilakukan terhadap keseluruhan data pada variabel *Price*.

TABEL 2
STATISKA DESKRIPTIF

| Statistik | <i>Price</i> (\$) |
|-----------------|-------------------|
| <i>Mean</i> | 2169.9 |
| <i>Medium</i> | 2030.5 |
| Nilai Minimum | 1809.2 |
| Nilai Maksimum | 2800.8 |
| Standar Deviasi | 276.82 |

Berdasarkan tabel 2 rata-rata pergerakan harga penutupan emas sebesar \$2169.9. Nilai tengah sebesar \$2030.5 mengindikasikan titik tengah sebaran data. Fluktuasi harga emas terlihat dengan nilai minimum

\$1809.20 dan nilai maksimum \$2800.8. Untuk standar deviasi sebesar \$276.82 merefleksikan tingkat dispersi atau variabilitas harga emas yang signifikan di sekitar nilai rata-ratanya selama periode pengamatan.

Gambar 2 menyajikan grafik yang menampilkan pergerakan harga emas pada dataset dari tanggal 03 Januari 2023 hingga 31 Desember 2024. Sumbu horizontal merepresentasikan waktu dan sumbu vertikal menunjukkan nilai harga emas.



Gambar 2. Grafik Pergerakan Harga Emas

Secara umum, pergerakan harga emas selama periode penelitian menunjukkan tren yang cenderung meningkat, meskipun diwarnai fluktuasi jangka pendek seperti yang terlihat pada Gambar 2. Pergerakan Harga Emas pada awal tahun 2023, harga emas berada di kisaran sekitar \$1850. Meskipun terjadi beberapa koreksi dan periode konsolidasi sepanjang tahun 2023, tren kenaikan mulai terlihat lebih jelas memasuki akhir tahun 2023 dan berlanjut signifikan sepanjang tahun 2024. Harga emas mencapai puncaknya menjelang akhir tahun 2024, menembus harga \$2700, sebelum sedikit terkoreksi namun tetap bertahan di level tinggi. Volatilitas yang tampak pada grafik ini mengindikasikan karakteristik data deret waktu harga emas yang non-linier dan kompleks, menjadikannya kasus yang relevan untuk penerapan algoritma SVR.

Sebagai bagian dari rekayasa fitur, variabel *Days* telah dibentuk. Variabel ini merepresentasikan urutan hari dari awal periode dataset, berfungsi sebagai fitur independen yang akan digunakan model untuk menangkap pola temporal. Terakhir, variabel *Price* secara resmi ditetapkan sebagai variabel dependen atau target prediksi, sementara variabel *Days* akan berperan sebagai variabel independen atau fitur masukan bagi model SVR.

TABEL 3
 VARIABEL *DAYS*

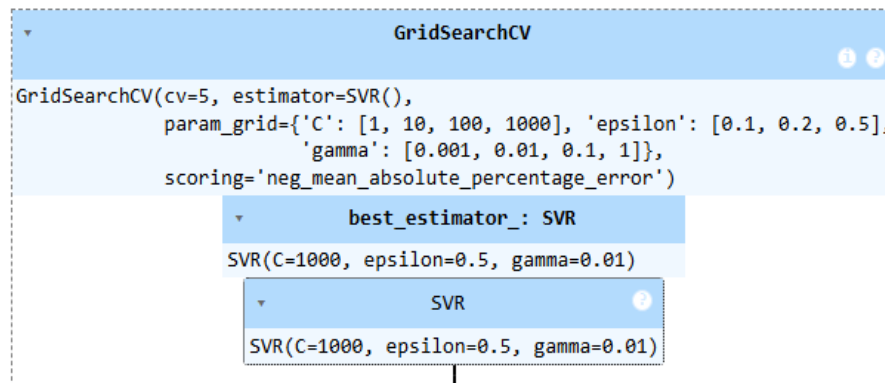
| <i>Price</i> | <i>Days</i> |
|--------------|-------------|
| 1846.1 | 0 |
| 1859.0 | 1 |
| 1840.6 | 2 |
| 1869.7 | 3 |
| 1877.8 | 6 |
| ... | ... |
| 2622.8 | 721 |
| 2640.3 | 723 |
| 2618.4 | 724 |
| 2618.1 | 727 |
| 2641.0 | 728 |

Dalam penelitian ini, metode *Grid Search* diimplementasikan secara sistematis untuk menemukan kombinasi parameter optimal yang akan digunakan oleh model SVR. Pendekatan *Grid Search* memungkinkan eksplorasi menyeluruh dari ruang parameter yang telah ditentukan, memastikan pemilihan konfigurasi terbaik berdasarkan metrik evaluasi yang digunakan.

Parameter C untuk mengontrol *trade-off* antara minimisasi *error training* dan kompleksitas model, dengan rentang nilai yang dieksplorasi adalah 1, 10, 100, dan 1000. Parameter ϵ menentukan batas toleransi kesalahan di mana prediksi yang berada dalam zona ini tidak dikenakan penalti, dengan rentang nilai yang dieksplorasi adalah 0.1, 0.2, dan 0.5. Sementara parameter γ khusus untuk kernel RBF, parameter ini mengatur

jangkauan pengaruh setiap *support vector*, dengan rentang nilai yang dieksplorasi adalah 0.001, 0.01, 0.1, dan 1. Tujuan dari proses *Grid Search* ini untuk menemukan kombinasi parameter yang menghasilkan kinerja model terbaik, yang diukur berdasarkan nilai MAPE terendah yang diperoleh dari validasi silang dengan *K-Fold Cross Validation* pada internal *Grid Search*.

Setelah proses komputasi yang intensif, kombinasi *hyperparameter* optimal yang ditemukan parameter $C=1000$, $\epsilon=0.5$ dan $\gamma=0.1$. Nilai C yang relatif tinggi ini mengindikasikan bahwa model memberikan penalti yang cukup besar terhadap kesalahan prediksi yang melebihi batas epsilon. Dengan kata lain, model cenderung berusaha keras untuk meminimalkan kesalahan pada data latih. Nilai ϵ yang relatif besar menggambarkan bahwa model lebih fokus pada penangkapan tren utama dan mengabaikan fluktuasi kecil atau noise dalam data latih. Nilai γ sebesar 0.01 menunjukkan bahwa pengaruh setiap *support vector* memiliki radius yang luas. Hal ini berarti model cenderung melihat pola-pola yang umum dalam data dan kurang sensitif terhadap noise dengan frekuensi tinggi.



Gambar 3. Optimasi Parameter SVR Dengan *Grid Search*

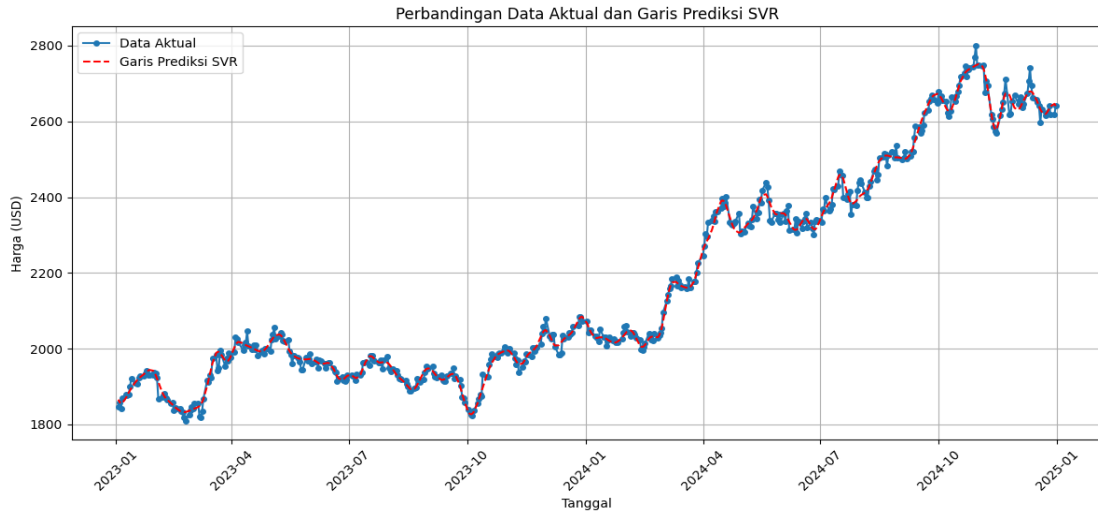
Setelah mendapatkan kombinasi *hyperparameter* optimal melalui *Grid Search*, model SVR diimplementasikan menggunakan parameter C optimal, ϵ optimal, γ optimal serta fungsi kernel RBF. Model ini kemudian dievaluasi secara robust menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* untuk mengukur kinerja generalisasi dan keandalannya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dalam penelitian ini menggunakan $K=5$ *folds* digunakan, di mana data pelatihan dibagi menjadi 5 subset, dan proses pelatihan-validasi diulang sebanyak 5 kali.

TABEL 4
PELATIHAN K-FOLD CROSS VALIDATION

| Urutan <i>Fold</i> | Data Latih | Data Uji | MAPE |
|--------------------|------------|----------|-------|
| <i>Fold 1</i> | 411 | 103 | 0.67% |
| <i>Fold 2</i> | 411 | 103 | 0.77% |
| <i>Fold 3</i> | 411 | 103 | 0.61% |
| <i>Fold 4</i> | 411 | 103 | 0.62% |
| <i>Fold 5</i> | 412 | 102 | 0.62% |
| <i>Average</i> | - | - | 0.66% |

Dari Tabel 4 dapat diamati bahwa nilai MAPE antar *fold* menunjukkan variasi yang sangat kecil, berkisar antara 0.61% hingga 0.77%. Hal ini mengindikasikan konsistensi kinerja model SVR yang tinggi di berbagai partisi data. Nilai MAPE rata-rata dari seluruh 5 *folds* adalah 0.66%. Angka ini merepresentasikan estimasi yang robust dan tidak bias mengenai akurasi prediksi model SVR yang telah dioptimalkan dalam memprediksi harga emas.

Setelah model SVR berhasil dioptimalkan dan divalidasi secara robust dengan *K-Fold Cross Validation* yang menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 0.66%, langkah selanjutnya adalah menggunakan model terlatih ini untuk melakukan peramalan harga emas pada data uji. Perbandingan pergerakan antara harga emas aktual dan harga prediksi model SVR disajikan pada Gambar 4.

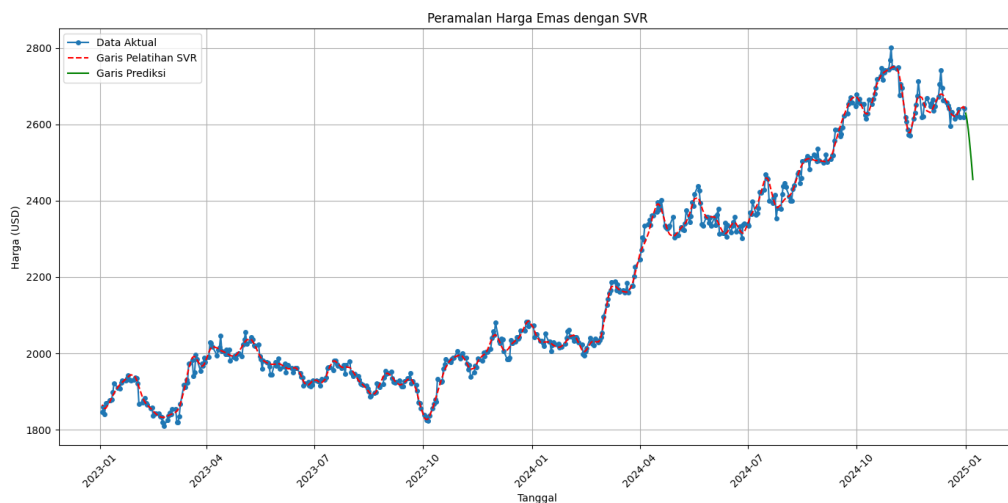


Gambar 4. Grafik Perbandingan Harga Aktual Dan Prediksi

Secara keseluruhan, garis prediksi terlihat mampu mengikuti tren umum pergerakan harga emas aktual sepanjang periode waktu pelatihan. Ketika harga aktual cenderung naik, garis prediksi juga menunjukkan kenaikan, dan sebaliknya. Ini mengindikasikan bahwa model SVR berhasil menangkap pola dan arah pergerakan harga emas secara makro dalam data pelatihan. Berikut disajikan tabel hasil perbandingan data aktual dan data prediksi:

TABEL 5
 PERBEDAAN DATA AKTUAL DAN PREDIKSI

| Days | Data Aktual | Data Prediksi |
|------|-------------|---------------|
| 0 | 1846.1 | 1865.5 |
| 1 | 1859.0 | 1858.5 |
| 2 | 1840.6 | 1855.5 |
| 3 | 1869.7 | 1856.0 |
| 6 | 1877.8 | 1882.7 |
| 7 | 1876.5 | 1885.1 |
| 10 | 1921.7 | 1890.9 |
| ... | ... | ... |
| 720 | 2615.5 | 2619.3 |
| 721 | 2622.8 | 2622.3 |
| 723 | 2640.3 | 2633.4 |
| 724 | 2618.4 | 2639.6 |
| 727 | 2618.1 | 2646.3 |
| 728 | 2641.0 | 2595.7 |



Gambar 5. Prediksi Pergerakan Harga

Gambar 5 menunjukkan proyeksi penurunan harga setelah mencapai titik puncak tertinggi. Selanjutnya, estimasi harga cenderung mengalami penurunan yang signifikan. Akurasi prediksi ini sangat bergantung pada kemampuan model dalam menangkap pola yang relevan dari data historis. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi model untuk memberikan ukuran tentang seberapa baik model mampu memprediksi pergerakan harga emas

Model SVR yang telah dikonfigurasi dengan *hyperparameter* optimal dan menggunakan kernel RBF diaplikasikan pada *testing set*. Hasil peramalan ini kemudian dibandingkan dengan harga emas aktual yang sesungguhnya ada pada periode data pengujian. Tingkat MAPE sebesar 0.66% yang diperoleh dari validasi silang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik untuk memprediksi harga emas dengan rata-rata kesalahan persentase di bawah 1%. Hal ini menandakan bahwa prediksi model sangat dekat dengan nilai aktual, menunjukkan keefektifan SVR dalam menangkap pola dan tren non-linier pada deret waktu harga emas.

Algoritma SVR yang diimplementasikan dalam penelitian ini telah mencapai kinerja prediktif yang optimal. Akurasi rata-rata yang dicapai, dengan nilai MAPE sebesar 0.66%, menunjukkan bahwa model memiliki daya prediksi yang sangat tinggi dan telah teroptimasi secara maksimal. Peningkatan kinerja ini menjadi signifikan ketika dibandingkan dengan penelitian terdahulu yang menggunakan kernel berbeda, di mana terjadi penurunan *error* substansial dari 4.8% menjadi 0.66%. Keberhasilan utama ini diyakini berasal dari pemilihan Kernel RBF, yang sangat efektif dalam memetakan dan menangani hubungan non-linier yang kompleks pada data harga emas. Meskipun model telah terbukti andal, perlu diakui keterbatasan data yang hanya mencakup data harga tunggal (*single feature*) dan periode waktu yang terbatas hingga akhir tahun 2024. Walaupun demikian, hasil model ini sangat prospektif untuk dikembangkan lebih lanjut menjadi sistem rekomendasi investasi atau *decision support system* yang akurat di masa depan.

IV. SIMPULAN

Berdasarkan implementasi algoritma SVR dengan optimasi parameter melalui *Grid Search* dan RBF, penelitian ini menyimpulkan bahwa model SVR sangat efektif dan *robust* untuk prediksi harga emas, mencapai MAPE rata-rata hanya 0.66% setelah divalidasi dengan *5-Fold Cross Validation*. Tingkat akurasi tinggi ini membuktikan kemampuan SVR dalam memodelkan kompleksitas non-linier data deret waktu finansial. Sebagai saran untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menguji implementasi algoritma hybrid seperti SVR-LSTM atau mengintegrasikan data multivariate (seperti kurs mata uang dan suku bunga) guna meningkatkan kapabilitas generalisasi model.

UCAPAN TERIMAKASIH

Dengan segala kerendahan hati, saya mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri atas segala fasilitas dan lingkungan akademik yang kondusif, yang telah memungkinkan terselesaikannya karya ilmiah ini. Penghargaan tertinggi juga saya sampaikan kepada dosen pembimbing saya, atas dedikasi, bimbingan, arahan, dan kesabaran yang luar biasa selama proses penyusunan hingga publikasi karya ilmiah ini. Dukungan beliau sangat berarti dalam membentuk dan menyempurnakan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Zulfikar, "Investasi Emas dalam Perspektif Hukum Islam," *J. Huk. Ekon. Syariah*, vol. (05), no. (2), p. h. 100, 2021.
- [2] A. Wulan, S. Z. Ma'mun, and M. S. Maksar, "Analisis Aset Safe-Haven Untuk Pasar Saham Di Indonesia : Studi Pada Emas Dan Bitcoin," *J. Ilm. Manajemen, Ekon. Akunt.*, vol. (8), no. (1), pp. 753–769, 2024.
- [3] H. Hamdani, L. Lianti, and F. Dasari, "Pengaruh Inflasi, Harga Emas Dan Jumlah Nasabah Terhadap Penyaluran Pembiayaan Ar-Rahn Pada Pt Pegadaian Syariah Unit Geudong," *Ekonomis J. Ekon. dan Bisnis*, vol. (22), no. (1), 2020, ekonomis.v22i1.1911.
- [4] A. Aziz and S. Zakir, "Indonesian Research Journal on Education : Jurnal Ilmu Pendidikan," vol. (2), no. (3), pp. 1030–1037, 2022.
- [5] N. M. Aruan, G. W. Simanjuntak, and A. I. Siagian, "Pendekatan Algoritma Support Vector Regression Dalam Memprediksi Harga Cryptocurrency (Studi Kasus: Binance)," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. (10), no. (3), 2023.
- [6] I. Sadidan, G. L. Sari, E. U. Armin, F. I. Alifin, and V. U. Bunga, "Pemanfaatan Machine Learning untuk Memprediksi Kandungan Dissolved Oxygen (DO) pada Air Sungai Menggunakan Metode Decision Tree Regressor (DTR) dan Support Vector Regressor (SVR)," *BRAHMANA J. Penerapan Kecerdasan Buatan*, vol. (5), no. (1), pp. 77–84, 2023.
- [7] E. D. Kusuma, A. Suwastono, S. Sumaryono, and N. W. Wardhana, "RISTEK : Jurnal Riset , Inovasi dan Teknologi Kabupaten Batang OPTIMASI PROSES PENYANGRAIAN KAKAO BERBASIS TEKNOLOGI MINDSPHERE DI UGM COCOA TEACHING AND," vol. (9), no. (1), pp. 1–8, 2024.
- [8] A. Widiarni and M. Mustakim, "Penerapan Algoritma Support Vector Regression untuk Prediksi Jumlah Pasien Covid-19 di Provinsi Riau," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. (3), no. (2), pp. 71–78, 2021, bits.v3i2.1004.
- [9] F. N. S. Pradana and F. S. Papilaya, "Analisa Prediksi Harga Emas Dengan Kemungkinan Terjadinya Resesi Menggunakan Metode SVR," *SINTECH (Science Inf. Technol. J.)*, vol. (6), no. (1), pp. 37–46, 2023, sintechjournal.v6i1.1329.
- [10] R. Z. Pramanta and M. Hardjianto, "PENERAPAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR REGRESSION UNTUK MEMPREDIKSI HARGA BITCOIN MENGGUNAKAN APPLICATION OF SUPPORT VECTOR REGRESSION ALGORITHM TO PREDICT BITCOIN PRICE USING OPEN , HIGH , LOW , AND CLOSE," vol. (3), no. September, pp. 577–584, 2024.

- [11] U. Muhammadiyah, M. Aceh, and U. B. Nusantara, "Penggunaan Algoritma Support Vector Machine (SVM) Untuk Deteksi Penipuan pada Transaksi Online," vol. (13), pp. 1627–1632, 2024.
- [12] H. Apriani, J. H. Jaman, and R. I. Adam, "Optimasi SVM menggunakan algoritme grid search untuk identifikasi citra biji kopi robusta berdasarkan circularity dan eccentricity SVM optimization using a grid search algorithm to identify robusta coffee bean images based on circularity and eccentricity," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. (10), no. (1), pp. 12–19, 2022.
- [13] W. Wijiyanto, A. I. Pradana, S. Sopingi, and V. Atina, "Teknik K-Fold Cross Validation untuk Mengevaluasi Kinerja Mahasiswa," *J. Algoritm.*, vol. (21), no. (1), pp. 239–248, 2024.
- [14] A. N. Syafia, M. F. Hidayattullah, and W. Suteddy, "Studi Komparasi Algoritma SVM Dan Random Forest Pada Analisis Sentimen Komentar Youtube BTS," vol. (8), no. (3), pp. 207–212, 2023.
- [15] N. Hadi and D. Sugiarto, "Analisis Sentimen Pembangunan IKN pada Media Sosial X Menggunakan Algoritma SVM , Logistic Regression dan Naïve Bayes," vol. (10), no. (1), pp. 37–49, 2025, jpit.v10i1.7106.
- [16] T. Ridwansyah, "Implementasi Text Mining Terhadap Analisis Sentimen Masyarakat Dunia Di Twitter Terhadap Kota Medan Menggunakan K-Fold Cross Validation Dan Naïve Bayes Classifier," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. (2), no. (5), pp. 178–185, 2022.
- [17] L. S. Ihzaniah *et al.*, "JAMBURA JOURNAL OF PROBABILITY AND STATISTICS Volume 4 Nomor 1, Mei 2023," vol. (4), pp. 17–29, 2023.
- [18] F. S. Aritonang, I. M. Sarkis, and A. Situmorang, "Peramalan Penyediaan Jumlah Vaksin Untuk Balita Dengan Metode Trend Projection di Dinas Kesehatan Kabupaten Toba," *METHOSISFO J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. (2), no. (1), pp. 39–45, 2022.