



Prediksi harga komoditas karet menggunakan support vector regression (SVR)

Achmad Yusni Muzakky^{*1}, Totok Chamidy²

Email: ¹220605110026@student.uin-malang.ac.id, ²to2k2013@ti.uin-malang.ac.id

¹²Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Diterima: 27 Juni 2026 | Direvisi: 29 Agustus 2026 | Disetujui: 29 Agustus 2026

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

Abstrak

Harga karet alam merupakan data deret waktu yang memiliki karakteristik nonlinier dan volatil sehingga menimbulkan tantangan dalam proses prediksi. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) serta mengkaji pengaruh optimasi *hyperparameter* menggunakan *Grid Search* dalam prediksi harga karet alam. Data yang digunakan berupa data harga karet global bulanan periode Januari 2000 hingga Desember 2020 yang diperoleh dari *IndexMundi* dengan total 252 observasi. Penelitian dilakukan melalui dua skenario, yaitu SVR tanpa optimasi *hyperparameter* dan SVR dengan optimasi *hyperparameter* menggunakan *Grid Search*. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE) pada data pengujian periode Januari 2018 hingga Desember 2020. Hasil penelitian menunjukkan bahwa optimasi *hyperparameter* mampu meningkatkan kinerja model dengan menurunkan nilai RMSE dari 0.188203 menjadi 0.115199. Kombinasi *hyperparameter* terbaik yang diperoleh adalah $C = 100$, $\epsilon = 0.01$, dan $\gamma = 0.1$ dengan nilai RMSE validasi silang sebesar 0.038695. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa SVR dengan kernel RBF yang dioptimasi menggunakan *Grid Search* memiliki kemampuan yang lebih baik dalam memprediksi harga karet alam dan berpotensi menjadi pendukung pengambilan keputusan bagi petani, pelaku industri, maupun pemerintah.

Kata kunci: *grid search, prediksi harga karet, RBF, RMSE, SVR*

Prediction of rubber commodity prices using support vector regression (SVR)

Abstract

Natural rubber prices constitute a time-series dataset characterized by nonlinear and volatile patterns, making the prediction process challenging. This study aims to evaluate the performance of Support Vector Regression (SVR) with a Radial Basis Function (RBF) kernel and to examine the effect of hyperparameter optimization using Grid Search on natural rubber price prediction. The dataset consists of monthly global rubber prices from January 2000 to December 2020 obtained from IndexMundi, comprising a total of 252 observations. The study was conducted using two scenarios: SVR without hyperparameter optimization and SVR with hyperparameter optimization using Grid Search. Model performance was evaluated using Root Mean Squared Error (RMSE) on the testing data covering the period from January 2018 to December 2020. The results indicate that hyperparameter optimization improved model performance by reducing the RMSE from 0.188203 to 0.115199. The best hyperparameter combination obtained was $C = 100$, $\epsilon = 0.01$, and $\gamma = 0.1$, achieving a cross-validation RMSE of 0.038695. The findings demonstrate that SVR with an RBF kernel optimized through Grid Search provides better predictive performance for natural rubber prices and has the potential to support decision-making processes for farmers, industry stakeholders, and policymakers.

Keywords: *grid search, prediksi harga karet, RBF, RMSE, SVR*

1. PENDAHULUAN

Karet merupakan salah satu komoditas perkebunan strategis yang berperan penting dalam perekonomian Indonesia sebagai sumber devisa negara, bahan baku industri, dan sumber pendapatan utama masyarakat di daerah sentra produksi [1]. Sebagai salah satu produsen dan eksportir karet alam terbesar di dunia, Indonesia menghadapi tantangan berupa fluktuasi harga karet yang dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti harga internasional, nilai tukar, dan permintaan pasar global [2]. Kondisi tersebut menimbulkan ketidakpastian bagi petani, pelaku industri, dan pemerintah dalam melakukan perencanaan dan pengambilan keputusan, sehingga diperlukan model prediksi yang mampu menghasilkan informasi harga secara akurat [3].

Karakteristik data harga karet yang bersifat non-linear dan volatil menyebabkan metode statistik konvensional, seperti regresi linier dan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), memiliki keterbatasan dalam memodelkan pola data secara optimal. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode ARIMA menghasilkan tingkat akurasi yang lebih rendah dibandingkan Artificial Neural Network (ANN) dalam memprediksi harga komoditas [4]. Selain itu, ANN dinilai lebih efektif dalam menangani pola data harga yang berfluktuasi [5]. Meskipun demikian, penelitian lain menunjukkan bahwa Support Vector Regression (SVR) mampu menghasilkan akurasi prediksi yang lebih baik karena dapat memodelkan hubungan non-linear yang sulit ditangkap oleh ARIMA [6]. Temuan tersebut juga didukung oleh penelitian lain yang menyatakan bahwa SVR memiliki kinerja yang baik dalam memprediksi data dengan tingkat variabilitas yang tinggi [7].

Meskipun demikian, kinerja SVR sangat dipengaruhi oleh pemilihan parameter model sehingga diperlukan proses optimasi untuk memperoleh konfigurasi parameter yang optimal. Berdasarkan kajian literatur, penelitian yang secara khusus menerapkan SVR dengan optimasi parameter menggunakan Grid Search pada prediksi harga komoditas karet masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan Support Vector Regression (SVR) dengan kernel Radial Basis Function (RBF) yang dioptimalkan menggunakan Grid Search untuk memprediksi harga komoditas karet berbasis data deret waktu (*time series*). Kinerja model kemudian dievaluasi menggunakan Root Mean Square Error (RMSE) untuk mengukur tingkat akurasi prediksi yang dihasilkan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) untuk memprediksi harga komoditas karet berbasis data *time series*. Secara keseluruhan, tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan data (rekayasa fitur *lag*, pembagian data, dan normalisasi), optimasi hyperparameter menggunakan *Grid Search*, pelatihan model SVR, serta evaluasi hasil prediksi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE). Gambar 1 menyajikan alur penelitian secara sistematis.

2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data harga karet alam (natural rubber) global yang diperoleh dari situs IndexMundi (<https://www.indexmundi.com/>) pada bagian Agricultural Raw Materials - Rubber. Dataset terdiri atas data bulanan periode Januari 2000 hingga Desember 2020 dengan total 252 observasi. Harga karet dinyatakan dalam satuan USD/kg. Data diakses dan diunduh pada tanggal 03 November 2025 untuk memastikan transparansi dan reproduktifitas penelitian.

Berdasarkan analisis statistik deskriptif yang disajikan pada Tabel 1, harga karet memiliki nilai minimum sebesar USD 0,49/kg, nilai maksimum sebesar USD 6,26/kg, dengan rata-rata sebesar USD 1,97/kg. Standar deviasi sebesar 1,07 dan varians sebesar 1,136 mengonfirmasi bahwa data memiliki volatilitas yang tinggi, yang mengindikasikan adanya pola non-linear pada data harga karet.

Tabel 1. Analisis Deskriptif

Min	Max	Mean	Variance	Std. Dev
0.49	6.26	1.97	1.136	1.07

Berdasarkan statistik deskriptif tersebut, harga karet menunjukkan tingkat volatilitas yang tinggi sehingga diperlukan metode yang mampu memodelkan hubungan non-linear.

2.2. Pra-pemrosesan Data

Sebelum dilakukan pelatihan model, data melalui serangkaian tahap pra-pemrosesan untuk memastikan data siap digunakan dalam pemodelan SVR. Tahapan tersebut meliputi rekayasa fitur, pembagian data, dan normalisasi.

Rekayasa Fitur

Pada tahap ini, dilakukan pembentukan fitur lag-1 di mana nilai harga karet pada periode sebelumnya digunakan sebagai variabel masukan (fitur) untuk memprediksi nilai harga pada periode saat ini. Pembentukan fitur lag-1 dilakukan karena data yang digunakan merupakan data deret waktu (*time series*), sehingga informasi dari periode sebelumnya dianggap memiliki pengaruh yang signifikan terhadap nilai pada periode berikutnya. Setelah proses pembentukan fitur lag-1, jumlah data berkurang dari 252 menjadi 251 observasi karena data pada periode pertama tidak memiliki nilai sebelumnya yang dapat digunakan sebagai fitur.

Pembagian Data

Setelah rekayasa fitur selesai dilakukan, data dibagi menjadi data latih (training data) dan data uji (testing data) menggunakan pendekatan time series split dengan proporsi 80:20 berdasarkan urutan waktu untuk mempertahankan karakteristik kronologis data. Sebanyak 215 data pada periode Februari 2000 hingga Desember 2017 digunakan sebagai data latih, sedangkan 36 data pada periode Januari 2018 hingga Desember 2020 digunakan sebagai data uji.

Normalisasi Data

Normalisasi dilakukan menggunakan metode Min-Max Scaler untuk mengubah rentang nilai data ke dalam skala [0,1]. Normalisasi diterapkan secara terpisah pada variabel fitur dan variabel target untuk mengurangi perbedaan rentang nilai antar variabel sehingga seluruh data berada pada skala yang seragam. Persamaan normalisasi Min-Max Scaler dinyatakan pada Persamaan 1.

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

2.3. Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression (SVR) merupakan pengembangan dari Support Vector Machine (SVM) yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan regresi dengan memprediksi nilai kontinu berdasarkan pola data yang tersedia. SVR bekerja dengan membentuk fungsi regresi yang mampu menghasilkan kesalahan prediksi seminimal mungkin sekaligus mempertahankan kemampuan generalisasi model melalui konsep margin dan support vector. Fungsi regresi SVR dinyatakan pada Persamaan 2.

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^m (a_i - a_i^*) K(x_i, x_i) + b \quad (2)$$

dengan a_i dan a_i^* merupakan pengali Lagrange, $K(x_i, x_i)$ adalah fungsi kernel, dan b adalah konstanta. Penelitian ini menggunakan kernel Radial Basis Function (RBF) karena mampu memodelkan hubungan non-linear secara efektif [9]. Fungsi kernel RBF ditunjukkan pada Persamaan 3.

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (3)$$

dengan $-\gamma$ sebagai parameter kernel yang mengatur tingkat pengaruh data terhadap pembentukan fungsi regresi. Penggunaan kernel RBF pada prediksi data time series telah menunjukkan performa yang baik dalam berbagai penelitian, termasuk pada prediksi harga ekspor nonmigas di Indonesia [10].

2.4. Optimasi Parameter Menggunakan Grid Search

Penelitian menggunakan Support Vector Regression (SVR) dengan kernel Radial Basis Function (RBF). Untuk memperoleh parameter optimal digunakan metode Grid Search dengan kombinasi parameter yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kombinasi Nilai Parameter

Parameter	Nilai
Kernel	RBF
C	1, 10, 100
Epsilon	0.01, 0.1, 0.2
Gamma	0.01, 0.1, 0.2

Dari kombinasi ketiga hyperparameter tersebut, terbentuk total 27 model SVR yang masing-masing akan dievaluasi. Proses evaluasi dilakukan menggunakan TimeSeriesSplit dengan 5-fold cross-validation untuk menjaga karakteristik data deret waktu dan menghindari terjadinya data leakage. Kinerja setiap kombinasi hyperparameter dievaluasi menggunakan metrik RMSE, di mana kombinasi dengan nilai RMSE terendah dipilih sebagai parameter terbaik [11].

2.5. Evaluasi Model

Performa model dievaluasi menggunakan Root Mean Square Error (RMSE). RMSE mengukur rata-rata kesalahan prediksi dengan memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan yang memiliki deviasi tinggi, sehingga banyak digunakan untuk mengevaluasi model regresi [12]. Nilai RMSE yang semakin kecil menunjukkan bahwa hasil prediksi semakin mendekati nilai aktual. Persamaan RMSE ditunjukkan pada Persamaan 4.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

dengan y_i merupakan nilai aktual, $\hat{y}_i$ adalah nilai prediksi, dan n adalah jumlah observasi [13]. Semakin kecil nilai RMSE menunjukkan semakin baik kemampuan model dalam memprediksi harga karet.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data harga karet global periode Januari 2000 hingga Desember 2020 terdiri dari 252 observasi bulanan. Berdasarkan analisis statistik deskriptif, harga karet memiliki nilai minimum sebesar USD 0,49/kg dan nilai maksimum sebesar USD 6,26/kg dengan rata-rata sebesar USD 1,97/kg. Nilai standar deviasi sebesar 1,07 menunjukkan bahwa harga karet memiliki tingkat volatilitas yang tinggi. Kondisi ini mengindikasikan adanya pola non-linear sehingga diperlukan metode prediksi yang mampu menangkap hubungan kompleks pada data *time series*.

Data dibagi menjadi data latih sebanyak 215 observasi (Februari 2000–Desember 2017) dan data uji sebanyak 36 observasi (Januari 2018–Desember 2020) menggunakan pendekatan *time series split* dengan proporsi 80:20 untuk mempertahankan karakteristik kronologis data. Sebelum dilakukan pelatihan model, data terlebih dahulu melalui tahap rekayasa fitur menggunakan *lag-1* untuk menangkap ketergantungan temporal, serta normalisasi menggunakan *Min-Max Scaler* untuk menyamakan rentang nilai antar variabel ke dalam skala $[0,1]$.

3.1. Optimasi Parameter dengan Grid Search

Optimasi hyperparameter merupakan tahap krusial dalam meningkatkan kinerja model Support Vector Regression (SVR). Pada penelitian ini, optimasi dilakukan menggunakan metode Grid Search dengan kernel Radial Basis Function (RBF). Ruang pencarian hyperparameter mencakup tiga parameter utama, yaitu parameter C yang mengontrol penalti kesalahan, parameter epsilon (ϵ) yang menentukan batas toleransi kesalahan, serta parameter gamma (γ) yang mengatur tingkat pengaruh setiap data latih terhadap fungsi keputusan. Masing-masing parameter diuji pada tiga nilai berbeda sehingga diperoleh 27 kombinasi yang sudah disajikan pada Tabel 2.

Untuk menjaga karakteristik data deret waktu dan menghindari terjadinya data leakage, proses validasi selama optimasi dilakukan menggunakan metode TimeSeriesSplit dengan 5-fold. Pendekatan ini mempertahankan urutan kronologis data sehingga informasi dari masa depan tidak digunakan untuk memprediksi masa lalu. Kinerja setiap kombinasi hyperparameter dievaluasi menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE), di mana nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan performa model yang lebih baik.

Berdasarkan hasil proses optimasi, diperoleh kombinasi hyperparameter terbaik yaitu $C = 100$, $\epsilon = 0,01$, dan $\gamma = 0,1$ dengan nilai RMSE cross-validation sebesar 0,038695. Kombinasi tersebut dipilih karena menghasilkan nilai RMSE terendah dibandingkan seluruh kombinasi parameter yang diuji. Ringkasan hyperparameter terbaik hasil Grid Search disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Parameter Terbaik Hasil Optimasi Grid Search

Parameter	Nilai
Kernel	RBF
C	100
Epsilon	0.01
Gamma	0.1
RMSE CV	0,038695

Hasil optimasi menunjukkan bahwa nilai epsilon (ϵ) sebesar 0,01 secara konsisten menghasilkan RMSE yang lebih rendah dibandingkan nilai epsilon yang lebih besar. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model bekerja lebih optimal ketika menggunakan batas toleransi kesalahan yang kecil sehingga lebih sensitif terhadap perbedaan antara nilai aktual dan prediksi. Selain itu, peningkatan nilai C dari 1 menjadi 100 cenderung menurunkan RMSE, terutama pada kombinasi dengan epsilon kecil. Hal ini menunjukkan bahwa model membutuhkan penalti kesalahan yang lebih besar agar mampu mempelajari pola data secara lebih akurat. Sementara itu, nilai gamma (γ) sebesar 0,1 menghasilkan keseimbangan terbaik antara kompleksitas model dan kemampuan mengikuti pola data, yang tercermin dari RMSE yang rendah serta standar deviasi yang relatif kecil pada kombinasi parameter terbaik.

3.2. Kinerja Model Pada Data Latih

Setelah proses optimasi hyperparameter selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah pelatihan model Support Vector Regression (SVR) pada data latih. Pelatihan dilakukan dalam dua skenario untuk mengetahui pengaruh optimasi hyperparameter terhadap kemampuan model dalam mempelajari pola data harga komoditas karet. Skenario pertama menggunakan model SVR dengan parameter default (tanpa optimasi), sedangkan skenario kedua menggunakan model SVR dengan konfigurasi hyperparameter terbaik hasil Grid Search ($C = 100$, $\epsilon = 0,01$, dan $\gamma = 0,1$).

Support Vector Regression Tanpa Optimasi

Model SVR tanpa optimasi hyperparameter dibangun menggunakan parameter default dari library Scikit-learn dengan kernel RBF, yaitu $C = 1$, $\epsilon = 0,1$, dan $\gamma = 0,1$. Model tersebut dilatih menggunakan data latih sebanyak 215 observasi untuk membentuk model dasar (baseline) yang selanjutnya digunakan sebagai pembandingan terhadap model hasil optimasi.

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model tanpa optimasi menghasilkan nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 0,091389, dengan RMSE sebesar 0,302307, serta koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,928987. Nilai R^2 yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model dasar SVR sudah mampu menjelaskan sebagian besar variabilitas data, meskipun masih terdapat ruang untuk perbaikan.

Berdasarkan hasil prediksi pada data latih, terlihat bahwa model menghasilkan nilai prediksi dengan tingkat error yang bervariasi. Error terbesar terjadi pada data dengan nilai aktual 2,56 dengan selisih prediksi sebesar 0,568187, sedangkan error terkecil terjadi pada data dengan nilai aktual 1,66 dengan selisih 0,069600. Hal ini menunjukkan bahwa model tanpa optimasi belum sepenuhnya mampu menangkap pola data secara optimal pada beberapa titik tertentu, terutama pada data dengan nilai ekstrem.

Gambar 1 menyajikan visualisasi perbandingan antara nilai aktual dan nilai prediksi selama proses pelatihan model tanpa optimasi.



Gambar 1. Hasil Training Model Tanpa Optimasi

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa garis prediksi (oranye) cenderung mengikuti pola dari garis aktual (biru), meskipun masih terdapat beberapa perbedaan yang cukup signifikan pada titik-titik tertentu, terutama pada periode dengan fluktuasi harga yang tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa model dasar SVR dengan parameter *default* sudah cukup baik dalam menangkap pola data secara umum, namun masih memerlukan penyesuaian parameter untuk meningkatkan akurasi prediksi.

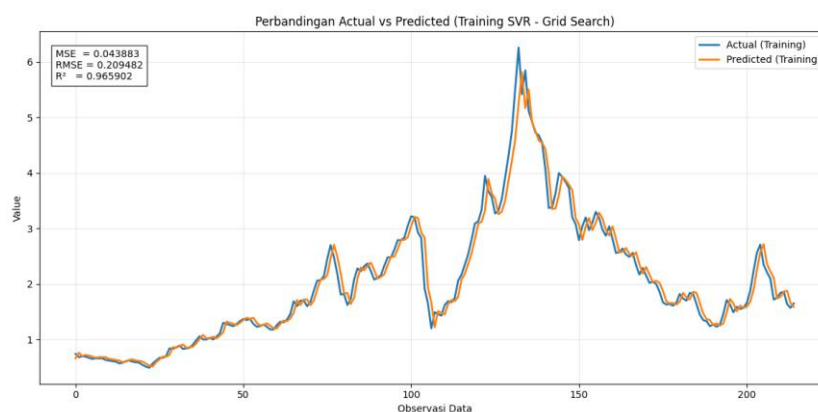
Support Vector Regression dengan Grid Search

Model SVR dengan optimasi hyperparameter dibangun menggunakan kombinasi parameter terbaik hasil Grid Search, yaitu $C = 100$, $\epsilon = 0,01$, dan $\gamma = 0,1$. Model tersebut dilatih ulang menggunakan data latih yang sama untuk mengetahui peningkatan performa yang diperoleh setelah proses optimasi.

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model dengan optimasi hyperparameter menghasilkan nilai MSE sebesar 0,043883, dengan RMSE sebesar 0,209482, serta koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,965902. Nilai R^2 yang meningkat dari 0,928987 pada model tanpa optimasi menjadi 0,965902 pada model dengan optimasi menunjukkan bahwa penambahan proses Grid Search berhasil meningkatkan kemampuan model dalam menjelaskan variabilitas data secara signifikan.

Berdasarkan hasil prediksi pada data latih, terlihat bahwa model dengan optimasi hyperparameter menghasilkan nilai prediksi yang lebih mendekati nilai aktual dibandingkan model tanpa optimasi. Error yang dihasilkan juga cenderung lebih kecil, dengan error terbesar terjadi pada data dengan nilai aktual 1,64 sebesar -0,239456, sedangkan error terkecil terjadi pada data dengan nilai aktual 0,70 sebesar -0,000930 dan data dengan nilai aktual 1,86 sebesar 0,000442. Hal ini menunjukkan bahwa optimasi hyperparameter berhasil meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola data secara lebih akurat dan mengurangi deviasi prediksi pada berbagai kondisi data.

Gambar 2 menyajikan visualisasi perbandingan antara nilai aktual dan nilai prediksi selama proses pelatihan model dengan optimasi hyperparameter.



Gambar 2. Hasil Training Model dengan Grid Search

Berdasarkan Gambar 2, terlihat bahwa garis prediksi (oranye) hampir seluruhnya mengikuti pola dari garis aktual (biru) dengan penyimpangan yang sangat kecil dibandingkan model tanpa optimasi. Hal ini mengindikasikan bahwa model SVR dengan optimasi hyperparameter menggunakan Grid Search mampu mempelajari pola data secara lebih baik dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat pada data latih.

Perbandingan kinerja kedua model pada data latih dirangkum dalam Tabel 4.

Tabel 4. Ringkasan Kinerja Model Pada Data Latih

Metrik	Tanpa Optimasi	Dengan Grid Search	Peningkatan
MSE	0,091389	0,043883	-0,047506
RMSE	0,302307	0,209482	-0,092825
R ²	0,928987	0,965902	+0,036915

Berdasarkan Tabel 5, terlihat bahwa optimasi hyperparameter menggunakan Grid Search berhasil menurunkan RMSE pada data latih sebesar 0,092825 (sekitar 30,7%) dan meningkatkan nilai R² sebesar 0,036915. Peningkatan ini menunjukkan bahwa pemilihan kombinasi hyperparameter yang tepat melalui Grid Search mampu meningkatkan kemampuan model SVR dalam mempelajari pola data harga komoditas karet secara lebih akurat.

3.3. Evaluasi Model Pada Data Uji

Setelah kedua model selesai dilatih pada data latih, tahap selanjutnya adalah evaluasi kinerja model menggunakan data uji yang belum pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan. Data uji terdiri dari 36 observasi pada periode Januari 2018 hingga Desember 2020. Evaluasi pada data uji bertujuan untuk mengukur kemampuan generalisasi model dalam memprediksi harga komoditas karet pada data di luar periode pelatihan. Performa model dievaluasi menggunakan metrik RMSE, di mana nilai yang lebih kecil menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang lebih baik.

Support Vector Regression Tanpa Optimasi

Model SVR tanpa optimasi hyperparameter yang telah dilatih pada tahap sebelumnya digunakan untuk melakukan prediksi pada data uji. Hasil prediksi model dibandingkan dengan data aktual untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mempelajari pola pergerakan harga komoditas karet pada periode yang belum pernah dilihat sebelumnya.

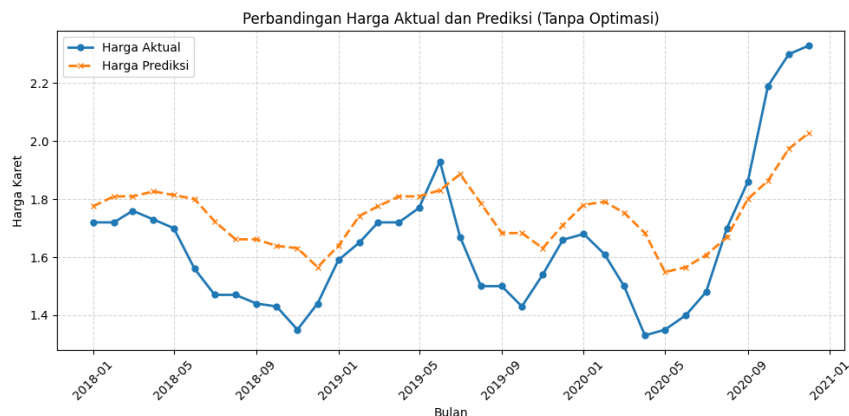
Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVR tanpa optimasi hyperparameter menghasilkan nilai RMSE sebesar 0,188203 pada data uji. Nilai tersebut lebih tinggi dibandingkan nilai RMSE pada data latih, yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik karena kesalahan prediksi pada data baru tidak mengalami peningkatan yang signifikan. Namun demikian, nilai RMSE sebesar 0,188203 masih menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang relatif tinggi sehingga kemampuan model dalam merepresentasikan pola data secara akurat masih perlu ditingkatkan.

Berdasarkan hasil prediksi, terlihat bahwa model SVR tanpa optimasi mampu menghasilkan nilai prediksi yang secara umum mengikuti pola pergerakan harga aktual. Hal ini ditunjukkan oleh kecenderungan nilai prediksi yang bergerak searah dengan data aktual pada sebagian besar periode pengujian. Namun demikian, masih terdapat perbedaan yang cukup jelas antara nilai aktual dan nilai prediksi pada beberapa periode.

Pada awal periode pengujian Januari - April 2018, model cenderung menghasilkan nilai prediksi yang lebih tinggi dibandingkan nilai aktual (overestimate). Pola serupa juga terlihat pada beberapa periode lainnya, seperti pertengahan tahun 2019. Sebaliknya, pada akhir periode pengujian, khususnya selama tahun 2020, model menunjukkan kecenderungan menghasilkan nilai prediksi yang lebih rendah dibandingkan nilai aktual (underestimate). Kondisi ini terlihat pada bulan Oktober hingga Desember 2020

ketika harga aktual mengalami kenaikan yang cukup signifikan dari USD 1,86/kg menjadi USD 2,33/kg, namun model belum mampu menangkap lonjakan tersebut secara optimal dengan prediksi hanya mencapai USD 2,029022.

Gambar 3 menyajikan visualisasi perbandingan antara data aktual dan data prediksi model tanpa optimasi pada data uji.



Gambar 3. Hasil Prediksi Model Tanpa Optimasi

Berdasarkan Gambar 3, terlihat bahwa model SVR tanpa optimasi hyperparameter mampu mengikuti pola umum pergerakan harga karet, namun belum sepenuhnya akurat dalam menangkap fluktuasi data secara rinci. Pada awal periode pengujian, nilai prediksi cenderung berada di atas nilai aktual, sedangkan pada akhir periode pengujian, nilai prediksi cenderung berada di bawah nilai aktual. Hal ini menunjukkan bahwa model tanpa optimasi masih memiliki keterbatasan dalam merespons perubahan pola data yang bersifat dinamis.

Support Vector Regression dengan Grid Search

Model SVR dengan kombinasi hyperparameter terbaik hasil Grid Search ($C = 100$, $\epsilon = 0,01$, dan $\gamma = 0,1$) yang telah dilatih pada tahap sebelumnya selanjutnya digunakan untuk melakukan prediksi pada data uji yang sama. Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur peningkatan performa yang diperoleh setelah dilakukan optimasi hyperparameter.

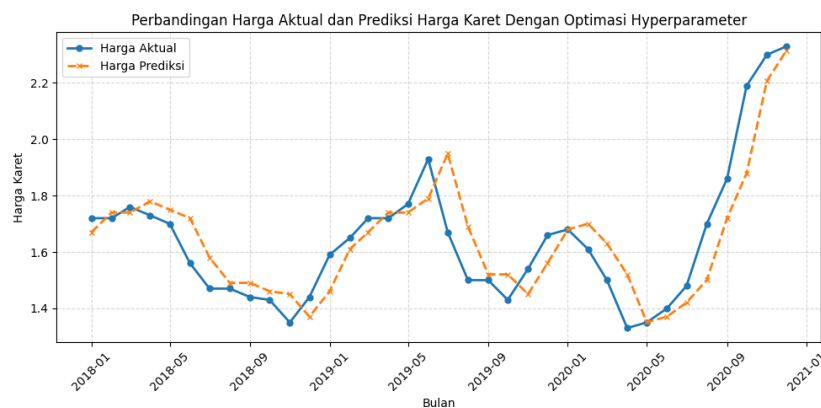
Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVR dengan optimasi hyperparameter menghasilkan nilai RMSE sebesar 0,115199 pada data uji. Nilai tersebut lebih kecil dibandingkan RMSE model tanpa optimasi (0,188203), yang menunjukkan bahwa proses optimasi hyperparameter berhasil meningkatkan akurasi model dalam memprediksi harga komoditas karet pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Berdasarkan hasil prediksi, terlihat bahwa model SVR dengan optimasi hyperparameter mampu mengikuti pola pergerakan harga karet dengan lebih baik dibandingkan model tanpa optimasi. Nilai prediksi yang dihasilkan cenderung lebih mendekati nilai aktual pada sebagian besar periode pengujian.

Pada awal periode pengujian Januari- April 2018, model hasil optimasi menghasilkan prediksi yang lebih mendekati nilai aktual dibandingkan model tanpa optimasi, dengan selisih yang relatif kecil. Memasuki tahun 2019, model juga mampu mengikuti tren kenaikan dan penurunan harga dengan lebih konsisten, meskipun masih terdapat sedikit deviasi pada beberapa titik pengamatan. Pada periode tahun 2020, terutama ketika terjadi fluktuasi harga yang signifikan, model hasil optimasi menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam mengikuti arah pergerakan data. Pada bulan Desember 2020, model hasil optimasi mampu memprediksi harga sebesar USD 2,315348, yang jauh lebih mendekati nilai aktual USD 2,33 dibandingkan model tanpa optimasi yang hanya memprediksi USD 2,029022.

Meskipun demikian, masih terdapat beberapa selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi, terutama pada periode yang mengalami fluktuasi harga cukup tinggi, seperti akhir tahun 2020. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model telah dioptimasi, masih terdapat keterbatasan dalam menangkap perubahan harga yang sangat dinamis dan ekstrem.

Gambar 4 menyajikan visualisasi perbandingan antara data aktual dan data prediksi model dengan optimasi hyperparameter pada data uji.



Gambar 4. Hasil Prediksi Model dengan Grid Search

Berdasarkan Gambar 4, terlihat bahwa model SVR dengan optimasi hyperparameter mampu mengikuti pola pergerakan harga karet dengan lebih baik dibandingkan model tanpa optimasi. Garis prediksi tampak lebih mendekati garis data aktual pada hampir seluruh periode pengujian, yang menunjukkan peningkatan kemampuan model dalam menangkap pola data deret waktu secara lebih akurat.

Perbandingan kinerja kedua model pada data uji dirangkum dalam Tabel 5.

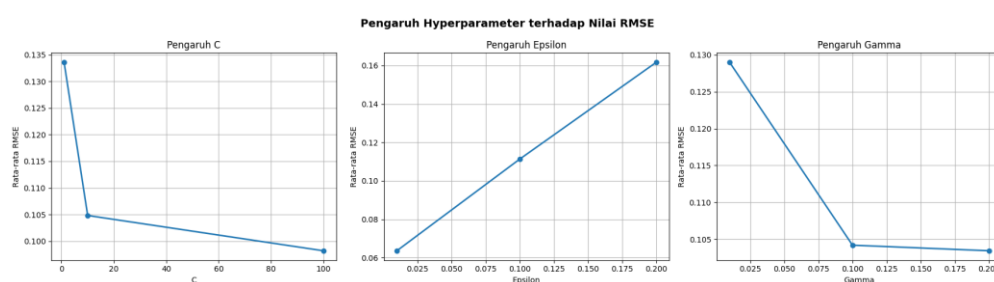
Tabel 5. Ringkasan Kinerja Model Pada Data Uji

Model	RMSE
Tanpa Optimasi	0,188203
Dengan Grid Search	0,115199
Penurunan RMSE	0,073004

Berdasarkan Tabel 4, terlihat bahwa model SVR dengan optimasi hyperparameter menghasilkan nilai RMSE yang lebih rendah dibandingkan model tanpa optimasi pada data uji. Penurunan RMSE sebesar 0,073004 (38,8%) menunjukkan bahwa optimasi hyperparameter memberikan peningkatan performa yang signifikan dalam memprediksi harga komoditas karet. Hasil ini mengindikasikan bahwa pemilihan kombinasi hyperparameter yang tepat berperan penting dalam meningkatkan kemampuan model untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

3.4 Pembahasan

Berdasarkan hasil optimasi hyperparameter menggunakan Grid Search, diketahui bahwa parameter C , epsilon (ϵ), dan gamma (γ) memberikan pengaruh yang berbeda terhadap kinerja model SVR. Analisis pengaruh masing-masing parameter dilakukan berdasarkan perubahan rata-rata nilai RMSE yang diperoleh dari seluruh kombinasi parameter yang diuji untuk mengetahui sejauh mana setiap hyperparameter berkontribusi terhadap peningkatan akurasi model.



Gambar 5. Pengaruh Tiap Parameter

Berdasarkan hasil optimasi menggunakan Grid Search, ketiga hyperparameter memberikan pengaruh yang berbeda terhadap performa model (Gambar 6). Parameter epsilon (ϵ) menunjukkan pengaruh paling dominan, di mana peningkatan ϵ dari 0,01 menjadi 0,2 meningkatkan rata-rata RMSE secara konsisten dari 0,063595 menjadi 0,161691. Parameter C juga berpengaruh dengan rata-rata RMSE menurun dari 0,133591 pada $C=1$ menjadi 0,098184 pada $C=100$, meskipun penurunannya tidak linear dan cenderung jenuh setelah $C=10$. Parameter gamma (γ) memberikan pengaruh paling moderat dengan rata-rata RMSE menurun dari 0,128985 pada $\gamma=0,01$ menjadi 0,103424 pada $\gamma=0,2$, dengan peningkatan performa yang sangat kecil setelah $\gamma=0,1$ (Δ RMSE hanya 0,000758). Dengan demikian, epsilon merupakan faktor yang paling menentukan dalam performa model, diikuti oleh C dan gamma. Prioritas optimasi hyperparameter sebaiknya diberikan pada epsilon terlebih dahulu.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, metode Support Vector Regression (SVR) dengan kernel Radial Basis Function (RBF) terbukti mampu diterapkan untuk memprediksi harga komoditas karet berbasis data deret waktu periode Januari 2000 hingga Desember 2020. Optimasi hyperparameter menggunakan Grid Search dengan validasi TimeSeriesSplit berhasil menemukan kombinasi parameter terbaik yaitu $C = 100$, $\epsilon = 0,01$, dan $\gamma = 0,1$ dengan nilai RMSE cross-validation sebesar 0,038695. Pada data uji, model SVR tanpa optimasi menghasilkan RMSE sebesar 0,188203, sedangkan model dengan optimasi menghasilkan RMSE sebesar 0,115199, yang menunjukkan penurunan sebesar 0,073004 (sekitar 38,8%). Hasil ini mengindikasikan bahwa optimasi hyperparameter menggunakan Grid Search efektif dalam meningkatkan akurasi prediksi model SVR pada data harga komoditas karet, dengan parameter epsilon (ϵ) sebagai faktor yang paling berpengaruh terhadap performa model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. Krismawan, Muchtolifah, and Sishadiyati, "Pengaruh Nilai Tukar, Produksi Karet Indonesia dan Harga Karet Indonesia Terhadap Ekspor Karet Indonesia Periode Tahun 2008 - 2019," *Jurnal Ekobis Dewantara*, vol. 4, no. 3, pp. 134–143, Sep. 2021.
- [2] T. N. Suri, Rahmanta, and R. P. Wibowo, "Analysis of Affecting Factors on the Natural Rubber Exports Volume in North Sumatera," *Indonesian Journal of Agricultural Research*, vol. 4, no. 1, pp. 58–64, Apr. 2021, doi: 10.32734/injar.v4i1.4584.
- [3] N. Ngatemini, E. Emilia, and C. Mustika, "Pengaruh Produksi, Harga Karet Internasional dan Nilai Tukar terhadap Volume Ekspor Karet Alam Indonesia," *Jurnal Ekonomi Aktual*, vol. 2, no. 1, pp. 13–22, Aug. 2022, doi: 10.53867/jea.v2i1.60.
- [4] W. Ngestisari, B. Susanto, and T. Mahatma, "Perbandingan Metode ARIMA dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan Harga Beras INFORMASI ARTIKEL ABSTRAK," *Indonesian Journal of Data and Science (IJODAS)*, vol. 1, no. 3, pp. 96–107, Dec. 2020.
- [5] R. A. Nadir and R. N. Sukmana, "Sistem Prediksi Harga Emas Berdasarkan Data Time Series Menggunakan Metode Artificial Neural Network (ANN)," *Digital Transformation Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 426–437, Sep. 2023, doi: 10.47709/digitech.v3i2.2877.
- [6] C. V. M. Sihombing, S. Martha, and N. M. Huda, "Analisis Metode Hybrid ARIMA-SVR Pada Indeks Harga Saham Gabungan," *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, vol. 11, no. 3, pp. 413–422, 2022.
- [7] H. Azis, P. Purnawansyah, N. Nirwana, and F. A. Dwiyanto, "The Support Vector Regression Method Performance Analysis in Predicting National Staple Commodity Prices," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 15, no. 2, pp. 390–397, Aug. 2023, doi: 10.33096/ilkom.v15i2.1686.390-397.
- [8] E. Nathansyah, "Perbandingan Performa Metode Linear Regression, Support Vector Regression, Extreme Gradient Boosting Untuk Prediksi Kurs Mata Uang Rupiah Terhadap Dollar," *Computatio: Journal of Computer Science and Information Systems*, vol. 9, no. 1, pp. 61–76, 2025.
- [9] A. W. Ishlah, S. Sudarno, and P. Kartikasari, "IMPLEMENTASI GRIDSEARCHCV PADA SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) UNTUK PERAMALAN HARGA SAHAM," *Jurnal Gaussian*, vol. 12, no. 2, pp. 276–286, Jul. 2023, doi: 10.14710/j.gauss.12.2.276-286.
- [10] C. F. F. Purwoko, S. Sediono, T. Saifudin, and M. F. F. Mardianto, "Prediksi Harga Ekspor Non Migas di Indonesia Berdasarkan Metode Estimator Deret Fourier dan Support Vector Regression," *Inferensi*, vol. 6, no. 1, pp. 45–55, Mar. 2023, doi: 10.12962/j27213862.v6i1.15558.
- [11] D. Saputra, M. W. Pangestika, and B. C. Octariadi, "Penerapan Algoritma Random Forest Dalam Klasifikasi Prakiraan Cuaca," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 6, no. 3, pp. 625–633, Dec. 2025, doi: 10.37859/coscitech.v6i3.10846.
- [12] T. Nurholipah, R. Kurniawan, and Y. A. Wijaya, "Evaluasi Performa Model Regresi Linear Dengan RMSE Pada Jumlah Penumpang Bus Transjakarta," *JIKA (Jurnal Informatika)*, vol. 8, no. 2, pp. 180–186, Apr. 2024, doi: 10.31000/jika.v8i2.10405.
- [13] P. Marchanda Izzati and F. Fitriyani, "Implementasi Algoritma XGBoost Untuk Prediksi Capaian Bulanan Pendapatan Daerah Kota Bandung," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 6, no. 2, pp. 104–111, Aug. 2025, doi: 10.37859/coscitech.v6i2.9578.