

OPTIMASI MODEL SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) DENGAN GRIDSEARCHCV UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM BANK BRI

Reza Kamaluddin^{1*}

¹Teknik Informatika, Sains Dan Teknologi, Universitas Islam Nahdlatul Ulama ,Jepara, Indonesia

Email: 'rezakamaluddin16@gmail.com

Abstrak

Investor kesulitan membuat keputusan investasi yang tepat karena pergerakan harga saham yang berfluktuasi. Prediksi harga saham yang akurat sangat penting untuk meminimalkan risiko dan membantu investor mengantisipasi perubahan pasar. Namun, salah satu masalah utama dalam prediksi harga saham adalah kompleksitas pola data seri waktu serta pemilihan parameter model prediksi yang ideal. Support Vector Regression (SVR) adalah salah satu teknik yang paling efektif untuk peramalan data time series, tetapi kinerjanya sangat bergantung pada pemilihan parameter yang tepat. Studi ini bertujuan untuk meningkatkan kinerja model Support Vector Regression (SVR) dalam memprediksi harga saham Bank BRI (BBRI.JK) di pasar modal Indonesia. Salah satu bank paling likuid di pasar modal Indonesia, Bank BRI, sering menarik perhatian investor. Sangat penting bagi pelaku pasar di Indonesia untuk membuat prediksi yang akurat tentang pergerakan harga saham karena perubahan ini dapat mempengaruhi pasar secara signifikan. Peramalan harga saham dapat membantu para investor memperkirakan cara mereka akan berinvestasi di masa depan.. Penelitian ini menggunakan data harga penutupan harian dari 1 Oktober 2022 hingga 31 Oktober 2024, karena prediksi harga saham yang akurat sangat penting bagi investor. Data dikumpulkan dari Yahoo Finance, diperhalus dengan normalisasi Min-Max, dan dibagi menjadi set latihan dan uji. GridSearchCV digunakan untuk mengevaluasi model SVR baik dengan maupun tanpa optimasi parameter. Tujuannya adalah untuk menemukan kombinasi parameter terbaik (C, epsilon, dan gamma). Menurut hasil penelitian, model SVR yang dioptimalkan menggunakan GridSearchCV menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan model tanpa optimasi. Koefisien Determinasi (R^2), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam kinerja. Nilai RMSE mengalami penurunan dari 0,0401 menjadi 0,0364, sementara R^2 menunjukkan peningkatan dari 0,8999 menjadi 0,9174. Studi ini menemukan bahwa menggunakan SVR bersamaan dengan optimasi parameter adalah metode yang efektif untuk memprediksi harga saham. Metode ini memberikan nasihat berharga bagi investor saat mereka membuat keputusan investasi di pasar modal Indonesia. Sebagai rekomendasi untuk penelitian di masa depan, disarankan agar dilakukan penggabungan metode Support Vector Regression (SVR) dengan teknik pembelajaran mendalam seperti Long Short-Term Memory (LSTM) atau Convolutional Neural Network (CNN). Hal ini bertujuan untuk menemukan pola non-linear yang lebih kompleks. Diharapkan juga bahwa prediksi akan lebih akurat jika ditambahkan variabel makroekonomi dan sentimen pasar. Selain itu, disarankan untuk menggunakan metode optimasi canggih seperti Bayesian Optimization. Untuk mengetahui sejauh mana teknik ini dapat diterapkan dalam berbagai kondisi pasar, model juga dapat diuji pada saham atau indeks saham lainnya. Pengembangan yang lebih mendalam ini diharapkan dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan memberi investor wawasan yang lebih baik selama proses pengambilan keputusan investasi.

, Koefisien Determinasi (R^2), Root Mean Squared Error (RMSE)

Abstract

Investors have difficulty in making the right investment decisions due to dynamic stock price movements. Accurate stock price prediction is essential to minimize risk and help investors anticipate market changes. However, one of the main problems in stock price prediction is the complexity of the time series data pattern and the selection of ideal prediction model parameters. Support Vector Regression (SVR) is one of the most effective techniques for predicting time series data, but its performance is highly dependent on the selection of the right parameters. This study aims to improve the performance of the Support Vector Regression (SVR) model in predicting the stock price of Bank BRI (BBRI.JK) in the Indonesian capital market. One of the most liquid banks in the Indonesian capital market, Bank BRI, often attracts the attention of investors. It is very important for

market players in Indonesia to make accurate predictions about stock price movements because these changes can significantly affect the market. Stock price forecasting can help investors speculate how they will invest in the future. This study uses daily closing price data from October 1, 2022 to October 31, 2024, because accurate stock price prediction is very important for investors. Data was collected from Yahoo Finance, smoothed with Min-Max normalization, and split into training and test sets. GridSearchCV was used to run the SVR model both with and without optimization parameters. The goal is to find the best combination of parameters (C, epsilon, and gamma). According to the results of the study, the SVR model optimized using GridSearchCV showed a higher level of prediction accuracy when compared to the model without optimization. . The Coefficient of Determination (R2), Root Mean Squared Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) showed a significant improvement in performance. The RMSE value decreased from 0.0401 to 0.0364, while R² showed an increase from 0.8999 to 0.9174. . This study found that using SVR together with parameter optimization is an effective method for predicting stock prices. This method provides valuable advice for investors when they make investment decisions in the Indonesian capital market. As a recommendation for future research, it is recommended to combine the Support Vector Regression (SVR) method with deep learning techniques such as Long Short-Term Memory (LSTM) or Convolutional Neural Network (CNN). This aims to find more complex non-linear patterns. It is also expected that the prediction will be more accurate if macroeconomic variables and market sentiment are added. In addition, it is recommended to use advanced optimization methods such as Bayesian Optimization. To find out how far this technique can be applied in various market conditions, the model can also be tested on other stocks or stock indices. This deeper development is expected to provide more accurate results and provide investors with better insights during the investment decision-making process.

Keywords: Support Vector Regression, Grid Search, predictions , Koefisien Determinasi (R2), Root Mean Squared Error (RMSE)

1. PENDAHULUAN

Prediksi adalah proses untuk meramalkan suatu variable di masa mendatang dengan berdasarkan pertimbangan data pada masa lampau. Data yang sering digunakan untuk melakukan prediksi adalah data yang berupa data kuantitatif. Prediksi tidak harus memberikan jawaban secara pasti kejadian yang akan terjadi, melainkan berusaha untuk mencari jawaban sedekat mungkin yang akan terjadi [1]. Di bidang keuangan dan investasi, prediksi harga saham telah lama menjadi subjek yang menarik, terutama karena tingkat ketidakpastiannya yang dipengaruhi oleh sejumlah variabel yang mencakup faktor ekonomi, politik, dan sentimen pasar. Informasi prediksi yang akurat sangat penting bagi investor, baik individu maupun institusional, untuk membuat keputusan strategis yang memaksimalkan keuntungan sambil meminimalkan risiko. Investasi merupakan tindakan penundaan melakukan konsumsi, kemudian modal tersebut akan dialihkan kedalam aset produktif selama jangka waktu tertentu (Maharani dan Saputra, 2021). Merujuk dari teori Harrod-Domar yang menyatakan bahwa tabungan dan investasi dapat menentukan pertumbuhan ekonomi suatu negara, pemerintah Indonesia membentuk lembaga penanaman modal nasional sebagai upaya mendorong berkembangnya investasi di Indonesia untuk pertumbuhan dan pembangunan ekonomi (Rahayu, 2010)[2]. Investor sering memperhatikan harga saham Bank BRI, yang merupakan salah satu saham paling likuid di pasar

modal Indonesia. Perubahan harga saham ini dapat mempengaruhi pasar secara signifikan, sehingga sangat penting bagi pelaku pasar di Indonesia untuk membuat prediksi yang akurat tentang pergerakan harga saham ini. Peramalan harga saham dapat membantu para investor untuk memperkirakan pola investasi pada masa yang akan datang. Keuntungan yang diharapkan para investor bergantung pada perubahan harga saham dari waktu ke waktu [3] . Gambar 1 menunjukkan pergerakan harga saham dari 1 oktober 2022 hingga 31 oktober 2024.



Gambar 1. Grafik Pergerakan Harga BBRI Periode 1 Oktober 2022-31 Oktober 2024

Gambar 1 menunjukkan pergerakan harga BBRI Periode 1 Oktober 2022-31 Oktober 2024 yang berfluktuasi Karena harga saham BBRI terus berubah setiap hari, sulit bagi investor dan masyarakat untuk membuat keputusan investasi yang tepat. Oleh karena itu, untuk mengurangi kerugian dan mempertimbangkan kebutuhan investor dan masyarakat untuk membuat keputusan

yang tepat tentang pembelian atau penjualan saham BBRI maka dapat dilakukan peramalan terhadap harga saham BBRI.

Support Vector Regression (SVR) merupakan penerapan support vector machine (SVM) yang digunakan pada kasus regresi. Metode SVR dapat digunakan pada data time series, data yang tidak berdistribusi normal dan data yang tidak linier [4]. SVR adalah bagian dari Support Vector Machine (SVM). SVR memiliki tujuan untuk menemukan sebuah fungsi yang disebut hyperplane, dengan bentuk berupa fungsi regresi yang disesuaikan dengan masukan datanya [5]. SVR berfokus pada pembentukan garis regresi terbaik dengan menggunakan ide hyperplane untuk meminimalkan kesalahan prediksi. Namun, pemilihan parameter model seperti cost, epsilon, dan kernel sangat memengaruhi kinerja SVR. Overfitting atau underfitting dapat terjadi karena pemilihan parameter yang salah, yang dapat menyebabkan hasil prediksi yang tidak akurat [6].

GridSearch adalah sebuah algoritma yang digunakan untuk mendapatkan kombinasi hyperparameter terbaik, GridSearch bekerja dengan menguji semua kombinasi parameter yang diinginkan dan mengevaluasi model untuk setiap kombinasi, dan memilih parameter yang menghasilkan performa terbaik bagi model [7]. Ini menghasilkan performa model yang optimal berdasarkan evaluasi cross-validation. Untuk SVR, mengoptimalkan parameter dengan Grid Search memungkinkan model menghasilkan prediksi yang lebih akurat, terutama untuk data yang tidak teratur dan tidak stabil seperti data harga saham.

Meskipun sejumlah penelitian telah menerapkan Support Vector Regression (SVR) untuk memprediksi harga saham, hingga saat ini masih terdapat keterbatasan penelitian yang secara khusus berfokus pada saham perbankan di Indonesia, terutama saham Bank Rakyat Indonesia (BRI). Selain itu, pemilihan dan optimalisasi parameter untuk data saham Indonesia belum banyak dipelajari, khususnya dalam menguji keefektifan berbagai kernel serta penggunaan cross-validation yang tepat untuk seri data waktu. Akibatnya Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan model Support Vector Regression (SVR) saat memprediksi harga saham Bank BRI dengan menggunakan teknik GridSearchCV. Tujuan lain dari penelitian ini adalah untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat, yang dapat digunakan sebagai contoh bagi para investor di pasar modal Indonesia.,

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Jenis Dan Sumber Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder yang

digunakan dalam penelitian ini adalah harga penutupan saham Bank BRI (BBRI.JK) setiap hari dari 1 Oktober 2022 hingga 31 Oktober 2024. Jenis data ini dipilih karena mencerminkan nilai akhir transaksi saham setiap hari dan merupakan indikator yang sering digunakan dalam analisis prediktif untuk membantu investor memahami tren pasar. Yahoo! Finance adalah sumber data yang dipilih karena menyediakan data historis yang lengkap, akurat, dan mudah diakses melalui pustaka Python Yahoo! Finance. Selain itu, saham Bank BRI dipilih sebagai subjek penelitian karena memiliki kapitalisasi pasar yang besar, likuiditas yang tinggi, dan volatilitas harga yang tinggi. Oleh karena itu, saham ini relevan untuk dilakukan analisis prediksi harga saham dengan menggunakan metode Support Vector Regression (SVR). Untuk membangun dan menguji model prediktif, variabel waktu (tanggal) dan harga penutupan termasuk dalam data yang diunduh.

2.2 Metode Analisis Data

2.2.1 Pengumpulan data

Data yang digunakan adalah harga saham penutupan harian Bank BRI (BBRI.JK) dari 1 Oktober 2022 hingga 31 Oktober 2024. Pustaka Python yfinance digunakan untuk mengunduh data dari Yahoo! Finance. Dua variabel utama membentuk data: tanggal sebagai variabel waktu dan harga penutupan, juga dikenal sebagai harga penutupan, sebagai variabel target yang akan diprediksi.

2.2.2 Preprocessing Data

a. Normalisasi Data

Dataset masih belum dapat digunakan dalam model klasifikasi, sehingga diperlukan upaya pengolahan data, seperti normalisasi dan pembersihan data yang tidak berarti untuk membentuk transformasi [8]. Metode Normalisasi data dilakukan untuk memperkecil jarak pada data yang menggunakan normalisasi Min-max sehingga dapat menghasilkan keseimbangan nilai antara 0 sampai 1 [9]. Normalisasi ini dilakukan untuk meningkatkan akurasi dan stabilitas komputasi model. Menurut rumus normalisasi seperti (1).

$$x'_i = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Gambar 2. Normalisasi Min-Max

b. Pemisahan Data

Langkah ini adalah membagi dataset menjadi dua bagian terpisah: data training dan data testing. Tindakan ini krusial untuk mengevaluasi kinerja model dengan tepat. Dengan memisahkan dataset,

kita dapat melatih model menggunakan data training dan menguji performanya menggunakan data testing yang terpisah. Pendekatan ini memastikan bahwa model tidak hanya dapat mempelajari pola yang ada dalam data pelatihan tetapi juga dapat menggeneralisasikan pengetahuannya dengan baik ke data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya [10]. Set data dibagi menjadi dua kelompok kecil. Data latih (80 %) digunakan untuk melatih model, dan data uji (20 %) digunakan untuk mengevaluasi performa model. Untuk memastikan data urutan waktu berurutan, pembagian dilakukan secara berurutan.

2.3 Pemodelan Dengan Support Vector Regression (SVR)

2.3.1 Pengumpulan data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Model pertama dilatih dengan berbagai jenis kernel. Kernel adalah konsep yang digunakan dalam berbagai bidang matematika, statistik, dan ilmu komputer, terutama dalam konteks pembelajaran mesin. Secara umum, kernel adalah fungsi yang mengukur kesamaan atau keterhubungan antara dua titik data. Dalam konteks pembelajaran mesin dan statistik, kernel biasanya digunakan dalam algoritma untuk mengubah atau memetakan data dari ruang asli ke ruang fitur yang lebih tinggi, di mana data tersebut mungkin lebih mudah dipisahkan atau dianalisis [11]. Kernal Linear pada Persamaan 2.

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \mathbf{x}^T \mathbf{x}' \quad (2)$$

Selanjutnya kernel Poly yang diperlihatkan pada persamaan (3).

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = (\mathbf{x}_i \mathbf{x}^T + r)^d \quad (3)$$

Kemudian dilanjutkan dengan kernel Rbf pada persamaan 4.

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2)\right\} \quad (4)$$

Terakhir, kernel Sigmoid yang dapat dilihat pada persamaan (5).

$$k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \tanh(\gamma \mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{x}_2 + c) \quad (5)$$

default dari SVR, yaitu $C=1.0$, $\epsilon=0.1$, dan $\gamma='scale'$. Model ini digunakan sebagai dasar untuk mengevaluasi performa awal tanpa optimasi.

2.3.2 Dengan Optimasi Parameter

Model kedua dilatih dengan Grid Search CV, peneliti dapat melakukan pemindaian pada sejumlah hyperparameter yang diinginkan. Dalam metode ini, sejumlah kombinasi hyperparameter akan diterapkan pada model, dan masing-masing kombinasi akan diperiksa untuk performa menggunakan crossvalidation. Kombinasi hyperparameter dengan performa terbaik akan dipilih sebagai hyperparameter terbaik untuk model. Penggunaan Grid Search CV juga bergantung pada konfigurasi parameter yang dapat disesuaikan dan dapat divariasikan (Matin, 2023 dalam [12]). GridSearchCV digunakan untuk mengoptimasi untuk menemukan kombinasi parameter terbaik (C , ϵ , dan γ) berdasarkan nilai R^2 tertinggi. Tiga kali cross-validation digunakan untuk mengevaluasi kombinasi parameter secara menyeluruh.

2.4 Evaluasi Model

2.4.1 Koefisien Determinasi (R^2)

Koefisien Determinasi (R^2) adalah ukuran seberapa baik model dapat menjelaskan variasi dalam data sebenarnya yang ditunjukkan pada persamaan 6.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad \text{atau} \quad R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

2.4.2 Root Mean Squared Error (RMSE)

Root Mean Squared Error (RMSE) adalah ukuran kesalahan kuadrat rata-rata yang diprediksi dalam satuan data asli. Perhitungan galat menggunakan root mean square error (RMSE) dirumuskan oleh Walpole (1992) [13]. Sebagai berikut: ditunjukkan pada persamaan (7).

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

2.4.3 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan metode yang dapat digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan dalam prediksi. Perhitungan nilai MAPE diperoleh dari rata-rata absolute dari presentase error [14]. Yang diperlihatkan pada persamaan (8).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |PE_i| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{(y_i - \hat{y}_i)}{y_i} \right| \times 100 \quad (8)$$

2.4.4 Mean Squared Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE) merupakan metrik evaluasi yang umum digunakan dalam statistik untuk mengukur seberapa akurat model regresi dalam memprediksi nilai. Persamaan (9) menunjukkan nilai MSE.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (9)$$

2.4.4 Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) matriks yang digunakan untuk menghitung nilai rata-rata absolut kesalahan prediksi [15]. Persamaan 10 memperlihatkan rumus MAE.

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (10)$$

2.5 Prediksi Masa Depan

Untuk memprediksi harga saham selama 30 hari ke depan secara iteratif, digunakan model SVR terbaik yang diperoleh dari hasil optimasi GridSearchCV. Proses prediksi dilakukan dengan cara menggunakan hasil prediksi sebelumnya sebagai input untuk langkah prediksi berikutnya. Selanjutnya, untuk mengembalikan hasil prediksi yang telah dinormalisasi ke skala awal, digunakan rumus yang diperlihatkan pada persamaan (11).

$$x_{\text{original}} = x'(x_{\text{max}} - x_{\text{min}}) + x_{\text{min}} \quad (11)$$

sehingga menghasilkan nilai prediksi dalam skala aslinya.

2.6 Visualisasi Hasil

Perbandingan antara prediksi model dengan dan tanpa optimasi parameter gridsearch dalam prediksi harga saham 30 hari ke depan. Gambar pertama menampilkan visualisasi model tanpa gridsearch dan untuk gambar kedua menampilkan model dengan gridsearch.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini berisi hasil dan pembahasan dari topik penelitian, yang bisa di buat terlebih dahulu metodologi penelitian. Bagian ini juga merepresentasikan penjelasan yang berupa penjelasan, gambar, tabel dan lainnya.

3.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data dari Yahoo Finance dari 1 Oktober 2022 hingga 31 Oktober 2024. Data ini diambil dari pustaka Python yfinance. Data ini dipilih karena harga penutupan adalah indikator penting yang menunjukkan performa saham setiap hari dan merupakan sumber utama analisis keuangan. Pemilihan dua tahun ini bertujuan untuk mencakup tren jangka panjang serta perubahan pasar yang disebabkan oleh faktor ekonomi global atau kebijakan lokal. Ini membuat data lebih lengkap untuk analisis prediksi.

Dalam penelitian ini, "tanggal" digunakan sebagai indeks data urutan waktu dan harga penutupan, atau harga penutupan digunakan sebagai variabel target yang akan diprediksi. Data diatur dengan tanggal, sedangkan harga penutupan dipilih karena lebih sering digunakan dalam analisis saham daripada harga lainnya seperti harga pembukaan atau tertinggi. Algoritma Support Vector Regression (SVR), yang berfungsi untuk memprediksi tren berdasarkan data sebelumnya, sangat terkait dengan penggunaan harga penutupan.

Proses pengunduhan data dilakukan secara otomatis menggunakan pustaka yfinance yang memungkinkan pengunduhan data ke dalam format "DataFrame pandas" yang lebih mudah dimanipulasi. Data dinormalisasi dengan metode "Min-Max" dan dibersihkan dari nilai yang tidak ada setelah diunduh. Ini dilakukan untuk memastikan bahwa data berada dalam rentang [0,1]. Tujuan normalisasi ini adalah untuk meningkatkan kinerja model prediksi. Sumber data ini sangat cocok untuk mendukung penelitian prediksi harga saham karena didukung oleh akses gratis, keakuratan tinggi, dan kemudahan pemrosesan yang ditawarkan oleh Yahoo Finance.

3.2 Preprocessing Data

Untuk memastikan integritas data, langkah pertama dalam tahap preprocessing data adalah menemukan dan menghapus nilai yang tidak ada. Bias dan kesalahan prediksi dapat terjadi karena data yang hilang atau tidak lengkap. Akibatnya, baris-baris yang memiliki nilai kosong akan dihapus. Hasilnya adalah data menjadi lebih bersih dan siap digunakan untuk proses analisis berikutnya. Hanya data yang benar yang digunakan dalam pelatihan model prediksi.

Langkah kedua adalah normalisasi data dengan metode Min-Max. Tujuan normalisasi ini adalah untuk meningkatkan stabilitas numerik dan efisiensi komputasi model dengan mengubah skala harga penutupan saham ke dalam rentang [0,1]. Ini sangat penting karena model Support Vector Regression (SVR) sensitif terhadap skala data, terutama karena menggunakan fungsi kernel berbasis jarak antar titik data. Normalisasi memungkinkan data menjadi lebih seragam, yang memungkinkan model untuk mengenali pola dengan lebih baik tanpa terpengaruh oleh perbedaan skala antar fitur. hitungan dan tingkatan eror dalam komputasi. Data harga penutupan saham tertinggi atau maksimum terjadi pada 13 maret 2024 dengan nilai sebesar Rp6.400 per saham., sedangkan data dengan nilai terkecil atau minimum terjadi pada tanggal 14 oktober 2022, dengan nilai Rp4.270 per saham. Dengan menggunakan persamaan (1) maka

diperoleh normalisasi data ke-1 pada fitur X adalah sebagai berikut.

$$X_{normalized} = \frac{5100 - 4270}{6400 - 4270} = \frac{830}{2130} = 0,304029304$$

Pada langkah terakhir, data dibagi menjadi dua kelompok: 80% data latih untuk melatih model dan 20% data uji untuk mengevaluasi performanya. Dengan jumlah data sebanyak 501 data maka diperoleh data latih atau training sebanyak 400 data dan data test atau uji terdapat sebanyak

kern el	Data Testing				
	R2	RSM E	MAPE	MSE	MAE
Linea r	0.917 4	0.036 4	1795295334599.0 750	0.001 3	0.027 6

100 data. Untuk mempertahankan urutan kronologis data, yang penting dalam analisis prediktif saham, pemisahan waktu-seri dilakukan secara berurutan. Ini memastikan bahwa model diuji pada data yang belum pernah dilihat selama pelatihan, memberikan evaluasi yang objektif terhadap kemampuannya dalam memprediksi harga saham. Secara keseluruhan, preprocessing data ini memberikan dasar yang kuat untuk membangun model prediksi harga saham yang akurat dan efektif.

3.3 Permodelan Dengan Support Vector Regresion

Untuk membandingkan performa model sebelum dan sesudah optimasi, Support Vector Regression (SVR) digunakan sebagai baseline pada tahap pertama pemodelan tanpa melakukan optimasi parameter. Model ini menggunakan berbagai kernel seperti : linear', 'poly', 'rbf', 'sigmoid dengan parameter default: $\gamma(C = 1.0)$ sebagai pengaturan regularisasi, $\epsilon(\epsilon = 0.1)$ untuk margin toleransi kesalahan, dan $\gamma(\gamma = 'scale')$. Hasil evaluasi ditunjukkan pada Tabel 1.

Kern el	Data Testing				
	R ²	RSM E	MAPE	MSE	MA E
Linea r	0.8999	0.04 01	3796412485159. 2515	0.001 6	0.03 23
Poly	0.4825	0.09 12	1360215610832 8.3223	0.008 3	0.06 78
Rbf	0.8244	0.05 32	9865546451511. 7988	0.002 8	0.03 87

Sigm oid	28741. 6836	21.5 047	2007485765128 361.2500	462.4 510	13.6 190
-------------	----------------	-------------	---------------------------	--------------	-------------

Tabel 1. Hasil Nilai SVR Parameter Default

Selanjutnya, GridSearchCV digunakan untuk menentukan kernel seperti : linear', 'poly', 'rbf', 'sigmoid dan melakukan optimasi parameter untuk menemukan kombinasi parameter terbaik dari $\gamma(C)$, $\epsilon(\epsilon)$, dan $\gamma(\gamma)$ untuk meningkatkan performa model. Parameter C dioptimasi untuk mengontrol keseimbangan antara kesalahan dan margin model, parameter epsilon untuk margin toleransi prediksi, dan parameter gamma untuk mengukur pengaruh setiap titik data pada kernel terbaik. yaitu menggunakan fungsi kernel linear dengan $C=1, \epsilon = 0,01, \gamma = scale$. Hasil perhitungan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Nilai Dengan Gridsearch

Perbandingan prediksi antara model dengan dan tanpa optimasi menunjukkan bahwa model yang dioptimasi dengan GridSearchCV memberikan prediksi yang lebih akurat dan lebih dekat dengan harga saham aktual. Grafik perbandingan menunjukkan bahwa model tanpa optimasi cenderung menghasilkan prediksi yang kurang presisi pada fluktuasi harga yang lebih kecil, sedangkan model yang dioptimasi lebih konsisten dalam mengikuti pola harga saham aktual. Hal ini menunjukkan bahwa, selain meningkatkan kinerja model dalam metrik evaluasi seperti R2 dan RMSE, optimasi parameter juga menghasilkan prediksi yang lebih realistis dan lebih dekat dengan data aktual.

Selain itu, proses optimasi parameter melalui GridSearchCV memberikan informasi penting tentang pengaruh parameter terhadap kinerja model. Dengan GridSearchCV, nilai $\gamma(C)$ terbaik ditemukan, yang menjaga keseimbangan antara kesalahan dan generalisasi model, tetapi berisiko menyebabkan overfitting. Parameter $\epsilon(\epsilon)$ yang lebih kecil meningkatkan sensitivitas model terhadap kesalahan kecil, sedangkan parameter $\gamma(\gamma)$ yang terlalu besar dapat membatasi kemampuan model untuk menangani data yang lebih besar. Dengan optimalisasi ini, model dapat menangkap pola harga saham yang lebih kompleks tanpa terganggu oleh kebisingan yang mungkin ada dalam data.

Secara keseluruhan, penggunaan SVR dengan optimasi parameter menggunakan GridSearchCV menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam kinerja dibandingkan dengan model tanpa optimasi. Ini ditunjukkan oleh peningkatan nilai R² dan penurunan nilai RMSE dan MAPE, yang menunjukkan bahwa metode SVR dengan optimasi

adalah pendekatan yang efektif untuk prediksi harga saham berbasis data historis. Tabel 3 memperlihatkan perubahan pada parameter.

Tabel 3. Perbandingan Nilai

Metrik	SVR (Tanpa Gridsearch, Kernel=Linear)	SVR (Dengan Gridsearch)	Perubahan
R ²	0.8999	0.9174	+1.75%
RMSE	0.0401	0.0364	-9.23%
MAPE	3796412485159.2515	1795295334599.0750	-52.7%
MSE	0.0016	0.0013	-18.75%
MAE	0.0323	0.0276	-14.56%

3.4 Evaluasi Model

Tiga metrik utama—Koefisien Determinasi (R²), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE)—digunakan untuk menilai performa dua model Support Vector Regression (SVR). Model tanpa optimasi parameter (SVR default) dan model dengan optimasi parameter digunakan GridSearchCV. Evaluasi ini menunjukkan kemampuan kedua model untuk memprediksi harga saham secara objektif dan menilai dampak optimasi parameter terhadap kinerja model.

Parameter kernel digunakan pada model SVR default dengan nilai standar, yaitu $C = 1.0$, $\epsilon = 0.1$, dan $\gamma = 'scale'$. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model ini memiliki nilai. Tabel 4 menunjukkan hasil evaluasi.

Tabel 4. Nilai Parameter Default

Kernel	Data Testing				
	R ²	RMSE	MAPE	MS E	MA E
Linear	0.8999	0.0401	3796412485159.2515	0.0016	0.0323

Poly	0.4825	0.0912	13602156108328.3223	0.0083	0.0678
Rbf	0.8244	0.0532	9865546451511.7988	0.0028	0.0387
Sigmoid	28741.6836	21.5047	2007485765128361.2500	462.4510	13.6190

meskipun berada di batas toleransi, prediksi model masih memiliki kesalahan yang cukup besar. Meskipun model default ini cukup baik sebagai dasar, hasilnya menunjukkan bahwa parameter dapat dioptimalkan untuk menjadi lebih akurat.

Dengan menggunakan GridSearchCV untuk optimasi parameter pada model SVR, pencarian kombinasi parameter terbaik untuk C , ϵ , dan γ dilakukan dengan 3 fold cross-validation. Hasil evaluasi pada Tabel 5 menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam kinerjanya.

Tabel 5. Nilai menggunakan Gridsearch

kernel	Data Testing				
	R ²	RMSE	MAPE	MS E	MA E
Linear	0.9174	0.0364	1795295334599.0750	0.0013	0.0276

Hal ini menunjukkan bahwa model yang dioptimasi memberikan prediksi yang lebih akurat dengan kesalahan yang lebih kecil dibandingkan dengan model default. Dengan mengoptimalkan parameter ini, model menjadi lebih peka terhadap pola harga saham dalam data uji, meningkatkan keseluruhan akurasi prediksi.

Hasil dari kedua model menunjukkan bahwa model dengan parameter yang dioptimalkan jauh lebih baik daripada model default. Penurunan RMSE dan MAPE menunjukkan kesalahan prediksi yang lebih kecil dan akurasi yang lebih tinggi, sedangkan peningkatan nilai R² menunjukkan kemampuan model yang dioptimasi untuk menjelaskan lebih banyak variasi data. Hal ini menunjukkan betapa pentingnya mengoptimalkan parameter untuk meningkatkan kinerja model SVR, terutama ketika menangani data baris waktu saham yang rumit dan berubah-ubah. Oleh karena itu, langkah yang sangat penting untuk meningkatkan akurasi model dalam

memprediksi harga saham di masa depan adalah mengoptimalkan parameter dengan GridSearchCV.

3.5 Prediksi Masa Depan

Setelah melakukan latihan dan evaluasi model Support Vector Regression (SVR), langkah berikutnya adalah menggunakan model terbaik hasil optimasi GridSearchCV untuk melakukan prediksi harga saham Bank BRI (BBRI.JK) selama 30 hari berikutnya. Tujuan dari prediksi ini adalah untuk memberikan gambaran tentang bagaimana harga saham akan bergerak di masa depan, yang dapat digunakan sebagai referensi saat membuat keputusan investasi. Prediksi dilakukan secara iteratif; hasil dari hari pertama digunakan sebagai input untuk memprediksi harga saham pada hari berikutnya dan seterusnya. Proses ini dimulai dengan nilai data uji terakhir yang telah dinormalisasi. Untuk menginterpretasikan prediksi dalam bentuk harga saham sebenarnya, nilai prediksi dinormalisasi kembali ke skala awal. Meskipun ada keterbatasan untuk menangkap perubahan harga jangka pendek, hasil prediksi ini menunjukkan pola tren yang konsisten dan dekat dengan data historis.

Hasil prediksi menunjukkan bahwa model SVR yang dioptimasi dapat menggambarkan pola tren jangka panjang dengan cukup akurat; grafik prediksi menunjukkan pergerakan harga saham yang stabil dan mendekati pola historis. Namun, memprediksi perubahan jangka pendek yang disebabkan oleh variabel luar yang tidak tercermin dalam data historis, seperti perubahan kebijakan ekonomi atau peristiwa global yang tak terduga, sulit. Visualisasi prediksi menunjukkan bahwa model ini lebih cocok untuk memproyeksikan arah pergerakan harga saham dalam jangka waktu yang lebih panjang, tetapi kurang efektif untuk memprediksi pergerakan harga yang sangat tidak menentu. Akibatnya, hasil prediksi masa depan ini dapat membantu dalam perencanaan investasi jangka panjang. Namun, untuk menjadi lebih akurat dalam membuat keputusan investasi, mereka harus dikombinasikan dengan informasi eksternal lainnya.

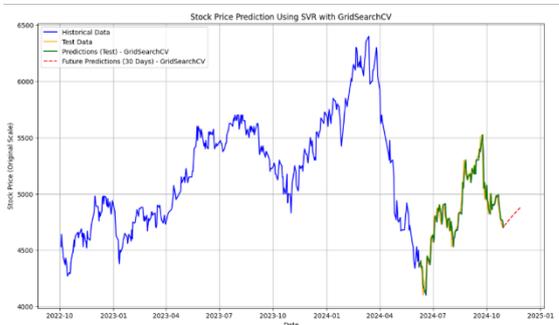
3.6 Visualisasi Hasil

Untuk memberikan pemahaman yang lebih baik tentang bagaimana model berfungsi, terutama dalam memprediksi tren harga saham, dan untuk membandingkan hasil prediksi model dengan data aktual, visualisasi hasil dilakukan. Proses visualisasi ini sangat penting untuk memahami bagaimana model berfungsi, terutama dalam memprediksi harga saham, dan untuk menilai tingkat akurasi prediksi yang dihasilkan. Visualisasi yang digunakan termasuk grafik yang membandingkan data harga saham aktual dengan

prediksi dari model tanpa optimasi (SVR default) dan model dengan optimasi (SVR dengan GridSearchCV), serta grafik yang menunjukkan prediksi harga saham untuk 30 hari ke depan.



Gambar 13. Visualisasi data prediksi tidak menggunakan grid search



Gambar 14. visualisasi data prediksi menggunakan grid search

Hasil yang signifikan ditunjukkan pada grafik perbandingan prediksi antara model dengan dan tanpa optimasi. Sementara model dengan optimasi menunjukkan hasil yang lebih baik dengan prediksi yang lebih dekat dengan pola harga saham aktual, model SVR tanpa optimasi cenderung memiliki deviasi yang lebih besar dari harga aktual, terutama dalam kasus fluktuasi harga yang tajam. Dibandingkan dengan model default, model yang dioptimalkan parameter menghasilkan tren yang lebih realistis dan stabil, seperti yang ditunjukkan pada grafik ini. Hasil ini menunjukkan bahwa optimalisasi parameter menggunakan GridSearchCV meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan, sehingga model dapat menemukan pola harga saham dalam data historis dengan lebih baik.

Selain itu, grafik prediksi harga saham untuk 30 hari ke depan menggambarkan proyeksi tren berdasarkan data historis dan model SVR terbaik yang telah dioptimasi. Grafik menunjukkan prediksi yang konsisten dengan pola harga historis, meskipun terdapat beberapa fluktuasi kecil yang

sulit diprediksi. Hal ini mencerminkan bahwa model SVR yang dioptimasi memiliki kemampuan yang baik dalam menangkap tren jangka panjang, namun tetap memiliki keterbatasan dalam memprediksi fluktuasi harga saham yang lebih volatil atau dipengaruhi oleh faktor eksternal yang tidak tercermin dalam data.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa Support Vector Regression (SVR), baik dengan atau tanpa optimasi parameter, merupakan metode yang efektif dalam memprediksi harga saham Bank BRI (BBRI.JK) berdasarkan data historis. Model Support Vector Regression (SVR) yang diterapkan tanpa optimasi (menggunakan parameter default) dan dengan pemilihan kernel yang paling optimal, yaitu linear, telah menunjukkan kemampuan dalam memberikan prediksi yang cukup akurat. Hal ini ditunjukkan oleh nilai R^2 sebesar 0,8999, RMSE sebesar 0,0401, MAPE sebesar 3796412485159.2515, MSE sebesar 0,0016, dan MAE sebesar 0,0323. Namun, hasil ini masih memiliki ruang untuk perbaikan, terutama dalam mengurangi kesalahan prediksi. Sedangkan pada penerapan optimasi parameter menggunakan GridSearchCV berhasil meningkatkan akurasi model secara signifikan. Setelah dilakukan optimasi, model Support Vector Regression (SVR) menunjukkan peningkatan yang signifikan, dengan nilai R^2 mencapai 0.9174, mengalami kenaikan sebesar 1.75%. Selain itu, Root Mean Square Error (RMSE) tercatat sebesar 0.0364, mengalami penurunan sebesar 9.23%. Begitu pula dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang mencapai 1795295334599.0750, mengalami penurunan sebesar 52.7%. Mean Square Error (MSE) tercatat sebesar 0.0013, yang juga mengalami penurunan sebesar 18.75%, serta Mean Absolute Error (MAE) yang menunjukkan nilai 0.0276, mengalami penurunan sebesar 14.56%. Ini menunjukkan bahwa optimasi parameter, termasuk pengaturan nilai C , ϵ , dan γ , memungkinkan model untuk lebih sensitif terhadap pola harga saham yang ada dalam data historis dan mengurangi kesalahan prediksi dalam secara keseluruhan, SVR dengan optimasi parameter menggunakan GridSearchCV adalah alat yang sangat baik untuk memprediksi harga saham jangka panjang dan memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai tren pasar.

Namun, agar dapat membuat keputusan investasi yang lebih terinformasi, model ini sebaiknya digunakan bersama dengan informasi pasar lainnya untuk memprediksi pergerakan harga jangka pendek yang sangat dinamis. Penelitian selanjutnya dapat berkonsentrasi pada peningkatan akurasi dengan menggabungkan SVR dengan metode deep

learning seperti LSTM atau CNN untuk menangkap pola non-linear yang lebih kompleks; menambahkan variabel makroekonomi dan sentimen pasar untuk meningkatkan ketepatan prediksi; atau menemukan kombinasi parameter SVR yang lebih optimal dengan menggunakan teknik optimasi yang lebih canggih seperti Random Search atau Bayesian Optimization. Selain itu, pendekatan ensemble learning juga dapat digunakan untuk meningkatkan ketepatan prediksi harga saham dalam jangka pendek yang memiliki volatilitas tinggi. Dengan adanya pengembangan lebih lanjut ini, diharapkan model prediksi harga saham dapat lebih akurat dan memberikan wawasan yang lebih baik bagi investor dalam pengambilan keputusan investasi.

5. REFERENCES

- [1] S. Adiguno, Y. Syahra, and M. Yetri, "Prediksi Peningkatan Omset Penjualan Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda," *j. sist. inf. trig. dhar. JURSI TGD*, vol. 1, no. 4, p. 275, Jul. 2022, doi: 10.53513/jursi.v1i4.5331.
- [2] N. Syahfitri, Nonong Amalita, Dodi Vionanda, and Zamahsary Martha, "Forecasting Gold Prices in Indonesia using Support Vector Regression with the Grid Search Algorithm," *ujds*, vol. 2, no. 1, pp. 32–39, Feb. 2024, doi: 10.24036/ujds/vol2-iss1/145.
- [3] A. Hermawan, I. W. Mangku, N. K. K. Ardana, and H. Sumarno, "ANALISIS SUPPORT VECTOR REGRESSION DENGAN ALGORITMA GRID SEARCH UNTUK MEMPREDIKSI HARGA SAHAM," *MILANG*, vol. 18, no. 1, pp. 41–60, Jul. 2022, doi: 10.29244/milang.18.1.41-60.
- [4] A. N. Safira, B. Warsito, and A. Rusgiyono, "ANALISIS SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) DENGAN ALGORITMA GRID SEARCH TIME SERIES CROSS VALIDATION UNTUK PREDIKSI JUMLAH KASUS TERKONFIRMASI COVID-19 DI INDONESIA," *J.Gauss*, vol. 11, no. 4, pp. 512–521, Feb. 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.4.512-521.
- [5] A. A. Suyono, K. Kusri, and M. R. Arief, "Prediksi Indeks Harga Konsumen Komoditas Makanan di Kota Surabaya menggunakan Support Vector Regression," *metik. j.*, vol. 6, no. 1, pp. 45–51, Jul. 2022, doi: 10.47002/metik.v6i1.339.
- [6] R. Subagja and D. Rohman, "Implementasi Support Vector Regression untuk Prediksi Harga Rumah Dengan Optimasi Grid Search," vol. 12, no. 3, 2024.
- [7] A. Baidowi Eko Fitra Firmada, A. Hudawi AS, A. Tholib, and J. Ximenes Guterres, "Implementasi GridSearch dalam Meningkatkan Kinerja Model Support Vector Regression (SVR) untuk Prediksi Penjualan Produk pada Meuble Rohman Jaya," *explorit*.
- [8] A. Toha, P. Purwono, and W. Gata, "Model Prediksi Kualitas Udara dengan Support Vector Machines dengan Optimasi Hyperparameter GridSearch CV," *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, vol. 4, no. 1,

- pp. 12–21, May 2022, doi: 10.12928/biste.v4i1.6079.
- [9] A.-N. S. Na’iema, H. Mulyo, and N. A. Widiastuti, “Classification of beneficiaries for the rehabilitation of uninhabitable houses using the K-Nearest Neighbor algorithm,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 10, no. 1, pp. 32–37, Jan. 2022, doi: 10.14710/jtsiskom.2021.14110.
- [10] S. D. Wahyuni and R. H. Kusumodestoni, “Optimalisasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kejadian Data Stunting,” vol. 5, no. 2, 2024.
- [11] M. A. Prasetyo, A. K. Zyen, and R. H. Kusumodestoni, “OPTIMASI ALGORITMA NAIVE BAYES BERBASIS KERNEL UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT HATI,” *JINTEKS*, vol. 6, no. 3, pp. 748–756, Sep. 2024, doi: 10.51401/jinteks.v6i3.4783.
- [12] L. N. Aina, V. R. S. Nastiti, and S. K. Aditya, “Implementasi ExtraTreesClassifier dengan Optimasi Grid Search CV pada Prediksi Tingkat Adaptasi”.
- [13] G. H. Saputra, A. H. Wigena, and B. Sartono, “PENGUNAAN SUPPORT VECTOR REGRESSION DALAM PEMODELAN INDEKS SAHAM SYARIAH INDONESIA DENGAN ALGORITME GRID SEARCH,” *IJSA*, vol. 3, no. 2, pp. 148–160, Jun. 2019, doi: 10.29244/ijsa.v3i2.172.
- [14] F. Novianti, N. Ulinuha, Moh. Hafiyusholeh, and A. Arianto, “Prediksi Penggunaan Bahan Bakar pada PLTGU menggunakan Metode Support Vector Regression (SVR),” *tc*, vol. 21, no. 2, pp. 249–255, May 2022, doi: 10.33633/tc.v21i2.5712.
- [15] A. S. Akbar and R. H. Kusumodestoni, “Optimization of k value and lag parameter of k-nearest neighbor algorithm on the prediction of hotel occupancy rates,” *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 8, no. 3, pp. 246–254, Jul. 2020, doi: 10.14710/jtsiskom.2020.13648.