

Prediksi Pergerakan Harga Saham Bank Mandiri Menggunakan Metode *Support Vector Regression* dan Algoritma *Grid Search*

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/jutisi.v14i3.3206>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)

Francesco Totti Samuelly¹, Yessica Nataliani^{2*}

Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, Salatiga, Indonesia

*e-mail Corresponding Author: yessica.nataliani@uksw.edu

Abstract

The volatile nature of stock price movements poses a major challenge for investors in making accurate investment decisions. This study aims to predict the stock price movement of PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk [BMRI] using Support Vector Regression (SVR) optimized through the Grid Search algorithm. The dataset consists of daily stock prices from August 2020 to August 2025, including open, high, low, close, adjusted close, and trading volume. The research process involves data collection, preprocessing (cleaning, feature selection, normalization), splitting into training and testing sets, parameter optimization using Grid Search with Leave-One-Out Cross Validation (LOOCV), model training, and evaluation with R^2 , MSE, and RMSE. The results show that the SVR model with a linear kernel, $C = 1$ and $\epsilon = 0.01$, achieved the best performance, with high accuracy ($R^2 = 0.9991$ on training data and $R^2 = 0.9976$ on testing data). These findings confirm the effectiveness of Grid Search-based SVR in predicting stock prices and supporting investment decision-making.

Keywords: Stock Price Prediction; Support Vector Regression; Grid Search; Bank Mandiri

Abstrak

Pergerakan harga saham yang fluktuatif menjadi tantangan utama bagi investor dalam menentukan strategi investasi yang tepat. Penelitian ini bertujuan memprediksi pergerakan harga saham PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk [BMRI] dengan metode *Support Vector Regression* (SVR) yang dioptimalkan menggunakan algoritma *Grid Search*. Data yang digunakan berupa harga saham harian periode Agustus 2020–Agustus 2025, mencakup variabel *open*, *high*, *low*, *close*, *adjusted close*, dan *volume*. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan (pembersihan, seleksi fitur, normalisasi), pembagian data latih dan uji, optimasi parameter dengan *Grid Search* berbasis *Leave-One-Out Cross Validation* (LOOCV), pelatihan model, serta evaluasi dengan R^2 , MSE, dan RMSE. Hasil penelitian menunjukkan SVR dengan *kernel linear*, parameter $C = 1$ dan $\epsilon = 0,01$ memberikan performa terbaik dengan akurasi tinggi ($R^2 = 0,9991$ pada data latih dan $R^2 = 0,9976$ pada data uji). Temuan ini menegaskan efektivitas SVR berbasis *Grid Search* dalam memprediksi harga saham dan mendukung pengambilan keputusan investasi.

Kata kunci: Prediksi Harga Saham; Support Vector Regression; Grid Search; Bank Mandiri

1. Pendahuluan

Pasar modal merupakan sistem keuangan dimana individu dapat membeli dan menjual sebagian kepemilikan suatu perusahaan yang disebut saham. Saham ini dapat naik maupun turun dengan cepat seiring waktu berjalan [1]. Investor percaya bahwa harga saham dan pergerakannya sangat krusial untuk investasi di pasar modal. Investor harus dapat memutuskan kapan akan membeli, menjual, dan mempertahankan saham. Kesalahan investor dalam pengambilan keputusan dapat mengakibatkan risiko. Kian tinggi keuntungan yang diperoleh, sehingga kian tinggi pula risikonya. Kesalahan pengambilan keputusan dapat berdampak pada

pemilik saham [2]. Oleh karenanya, perubahan harga saham di masa lalu perlu dipelajari guna memperkirakan kemungkinan yang kemudian dialami di masa depan.

Berbagai studi telah dilaksanakan oleh para ahli dalam mencoba dan memperkirakan pergerakan harga saham. Salah satu cara yang dilakukan dalam memprediksi harga saham yaitu mempergunakan model matematika khusus yang bernama *General Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) [3]. Namun model ini hanya mengambil asumsi bahwa data yang digunakan memiliki karakteristik linier, padahal kenyataannya, data di pasar saham cenderung lebih kompleks. Oleh karena itu, kesalahan yang signifikan sering terjadi antara hasil prediksi dan kenyataan. Untuk memitigasi hal tersebut, penelitian kemudian beralih ke pendekatan non-linier dengan menggunakan konsep kecerdasan seperti algoritma genetika (GA) [4].

Penelitian yang dilakukan oleh Rismayadi et al. yang melakukan perbandingan terhadap beberapa algoritma dalam memprediksi harga saham Apple mendapatkan hasil bahwa model *Support Vector Machine* (SVM) lebih baik kaitannya dengan hal memperkirakan harga saham diperbandingkan metode lain, contohnya *k-Nearest Neighbors* (*k*-NN) serta *Random Forest* [5]. SVM memiliki dua model yaitu klasifikasi dan regresi yang disebut juga *Support Vector Regression* (SVR). Metode ini adalah salah satu metode yang mampu mengatasi *overfitting* dan juga menunjukkan performa bagus. Persoalan yang kerap terjadi pada metode SVR yaitu ketika menentukan model yang maksimal untuk suatu parameter. Salah satu cara yang bisa dicoba untuk menyelesaikan masalah tersebut adalah menggunakan metode *grid search*. Metode ini dapat membantu dalam menentukan parameter SVR yang optimal [6]. Menurut pada latar belakang yang sudah dijelaskan, tujuan studi yang dilaksanakan yaitu guna memprediksi seberapa besar perubahan harga saham Bank Mandiri dengan algoritma SVR.

Penelitian mengenai prediksi harga mempergunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan turunannya seperti *Support Vector Regression* (SVR) telah banyak dilakukan. Penelitian oleh Muzzakin et al. memanfaatkan model SVM untuk memprediksi harga Bitcoin yang terkenal sangat fluktuatif. Dataset historis digunakan dengan fitur seperti harga pembukaan, tertinggi, terendah, dan volume perdagangan. Model dioptimalkan melalui tuning parameter dan dievaluasi menggunakan metrik MAE dan RMSE, yang masing-masing menunjukkan hasil sebesar 0,0036 dan 0,0050. Hasil menunjukkan bahwa SVM dapat memprediksi tren harga Bitcoin dengan baik. Selain prediksi harga, penelitian ini juga melakukan analisis risiko berbasis volatilitas pengembalian harian untuk membantu strategi investasi yang lebih hati-hati [7].

Penelitian Mahgfirah menggunakan metode SVR untuk menganalisis data runtun waktu (*time series*) harian saham DSS. Penelitian ini membandingkan empat jenis *kernel*—*linear*, *polynomial*, *RBF*, dan *sigmoid*—dengan pendekatan *grid search* dan *time series cross-validation*. Model terbaik diperoleh menggunakan *kernel* linier dengan parameter $C = 100$ serta $\epsilon = 0,01$. Model ini menghasilkan RMSE sebesar 0,0583, MSE sebesar 0,0034, MAPE sebesar 10,53%, dan nilai R-squared senilai 0,99, yang menunjukkan jika model tersebut sangat cocok untuk melakukan prediksi tren penurunan harga saham DSS [8].

Penelitian oleh Wulandari dan Anubhakti mengimplementasikan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk memperkirakan harga saham PT. Garuda Indonesia Tbk menerapkan SVM guna memperkirakan harga saham harian Garuda Indonesia. Melalui data historis dari tahun 2019–2021, penelitian ini menemukan bahwa SVM memiliki kemampuan untuk menghasilkan akurasi prediksi sebesar 0,545. Hasil studi ini menunjukkan bahwa SVM masih relevan untuk menangani fluktuasi harga saham di pasar modal Indonesia, meskipun nilai akurasi tidak setinggi studi lainnya [9].

Berdasarkan penelitian-penelitian terdahulu, masih terdapat celah yang belum sepenuhnya terjawab. Model regresi linier tidak mampu menangkap kompleksitas data saham yang fluktuatif sehingga akurasinya terbatas. *Random Forest* Regressor memang lebih akurat, tetapi membutuhkan komputasi yang tinggi dan rentan terhadap *overfitting* [5]. Penelitian dengan SVM untuk saham Garuda Indonesia menunjukkan akurasi yang relatif rendah, menandakan perlunya pendekatan yang lebih tepat [9]. Sementara itu, Mahgfirah et al menggunakan SVR dengan berbagai *kernel* menunjukkan bahwa *kernel linear* efektif, namun penelitian tersebut belum mengeksplorasi mekanisme penentuan parameter optimal yang sangat memengaruhi performa model [8].

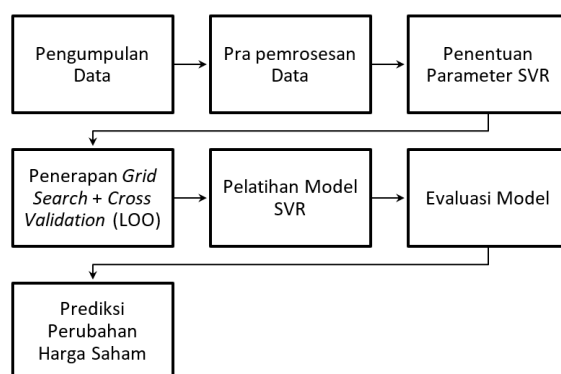
Untuk mengatasi gap tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan *open*, *high*, *low*, *close*, *adjusted close*, *volume* (SVR) dengan *kernel linear* yang dioptimalkan menggunakan *Grid Search* dan validasi silang *Leave-One-Out* (LOOCV). Kebaruan (*state of the art*) dari penelitian ini terletak pada integrasi metode optimasi parameter dan validasi silang yang sistematis,

sehingga mampu menghasilkan model dengan performa prediksi lebih akurat sekaligus menghindari risiko *overfitting*. Pendekatan ini juga memperluas pemanfaatan SVR dalam bidang prediksi harga saham di Indonesia, khususnya pada saham PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI).

Tujuan studi yang dilaksanakan yaitu guna mengembangkan model prediksi harga saham PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI) dengan menggunakan metode SVR *kernel linear* yang dioptimalkan melalui *Grid Search* dan validasi silang LOOCV. Adapun manfaat yang diharapkan adalah memberikan kontribusi ilmiah dalam bentuk penguatan bukti empiris terkait efektivitas SVR dalam memprediksi harga saham, serta menawarkan alternatif metode prediksi yang bisa dipergunakan menjadi dasar dalam mengambil keputusan investasi berbasis data yang lebih akurat.

2. Metodologi

Studi yang dilaksanakan mempergunakan pendekatan kuantitatif dengan algoritma SVR guna memprediksi perubahan harga saham Bank Mandiri. Metodologi penelitian dirancang dalam beberapa langkah terstruktur, sebagaimana dijelaskan dalam diagram alur dalam Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan penelitian

Langkah awal dilakukan dengan mengumpulkan data historis harga saham Bank Mandiri dari sumber terpercaya. Data mencakup informasi harian seperti harga pembukaan (*open*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), harga penutupan (*close*), *adjusted close*, dan volume perdagangan. Data yang telah dikumpulkan selanjutnya melalui proses pra-pemrosesan, yaitu pembersihan data, memilih fitur yang relevan, dan normalisasi agar model dapat menangani data dalam skala yang seragam. Data juga dipisahkan menjadi data latih (*training set*) serta data uji (*testing set*). Penentuan parameter SVR ditentukan nilai awal untuk parameter-parameter utama SVR yaitu parameter regulasi yang mengontrol *trade-off* antara kompleksitas model dan kesalahan untuk memperoleh kombinasi parameter yang optimal, digunakan metode *Grid Search*, yaitu pencarian sistematis di antara kombinasi parameter yang ditentukan sebelumnya.

Evaluasi dilakukan menggunakan teknik LOOCV, dimana setiap observasi dalam data latih digunakan sekali sebagai data validasi dan sisanya sebagai data pelatihan. Nilai parameter terbaik ditentukan dari kombinasi yang menghasilkan kesalahan terkecil pelatihan (*C*), epsilon margin toleransi kesalahan, dan fungsi *kernel*. Model SVR dilatih menggunakan kombinasi parameter terbaik yang diperoleh dari grid search dan validasi. Kemudian data uji digunakan untuk mengevaluasi model yang telah dilatih. Evaluasi dilakukan untuk mengukur sejauh mana model mampu menggeneralisasi data baru. Metrik evaluasi dapat berupa *Mean Squared Error (MSE)* atau *Root Mean Squared Error (RMSE)*. Pada tahap akhir, model SVR digunakan untuk memprediksi perubahan harga saham Bank Mandiri berdasarkan data input terbaru. Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan data aktual untuk menguji akurasi model.

2.1. Support Vector Regression (SVR)

SVR Adalah pengimplementasian dari SVM pada kasus regresi. Pada tahun 1992, Boser, Guyon, dan Vapnik mengenalkan suatu metode yang dinamakan *Support Vector Machine (SVM)*. SVM merupakan hasil dari beberapa gabungan teori komputasi yang sudah ada. Teori tersebut antara lain *hyperplane* yang diperkenalkan pada tahun 1973 oleh Duda dan Hart, konsep *kernel* yang diperkenalkan pada tahun 1950 oleh Aronszajn, dan gagasan pendukung lainnya.

SVM merupakan sistem yang mempergunakan ruang hipotesis berbentuk fungsi linier dalam ruang fitur berdimensi tinggi. SVM menggunakan sistem pembelajaran yang berdasarkan dalam teori optimasi dan diimplementasikan mempergunakan pembelajaran yang memperhatikan *learning bias*. Konsep dasar dari SVM adalah mempergunakan fungsi *loss e-insensitive*. SVM kemudian diperluas guna melaksanakan pendekatan terhadap fungsi dalam bentuk yang dikenal sebagai SVR [10]. Basis dari konsep SVR berfokus pada minimisasi risiko. SVR berfungsi untuk menemukan fungsi $f(x)$ dengan deviasi terbesar adalah ε dari nilai aktual y . Ketika nilai $\varepsilon = 0$, maka dihasilkan regresi yang sempurna. Pendekatan ini bertujuan untuk memperkirakan fungsi dengan mengurangi rentang kesalahan generalisasi, sehingga SVR mampu mengatasi masalah *overfitting*. Fungsi regresi yang digunakan dalam metode SVR dapat dirumuskan pada Persamaan (1).

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad \dots \dots \dots (1)$$

dimana w adalah vektor bobot, $\varphi(x)$ adalah fungsi pemetaan dari input x ke ruang berdimensi lebih tinggi (*feature space*), b adalah bias atau *intercept* dari model. Tujuan SVR adalah untuk mencari *hyperplane* (garis atau bidang keputusan dalam konteks regresi) yang memprediksi nilai target sedekat mungkin dengan data sebenarnya, namun mengabaikan kesalahan kecil dalam batas epsilon, yang dirumuskan pada Persamaan (2).

$$R(f(x)) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{n} \sum_{i=1}^n L_{\varepsilon}(y_i f(x_i)) \quad \dots \dots \dots (2)$$

SVR mengoptimalkan model dengan cara meminimalkan fungsi objektif yang terdiri dari dua komponen yakni kompleksitas model (ditunjukkan oleh *norm* vektor bobot $\|w\|^2$ dan jumlah kesalahan prediksi yang berada di luar margin epsilon, yang dikendalikan oleh parameter regulasi C). Untuk menangani data yang tidak sepenuhnya *linear*, SVR juga menggunakan teknik *kernel trick*, yang memungkinkan data dipetakan ke dimensi lebih tinggi tanpa menghitung $\varphi(x)$ secara eksplisit. Proses pelatihan SVR melibatkan penyelesaian masalah optimasi, yang umumnya dilakukan dengan metode *Lagrange* dan *Karush-Kuhn-Tucker* (KKT) [11].

2.2. Fungsi kernel

Sejumlah metode analisis *data mining* umumnya mempergunakan fungsi linier. Banyak situasi dalam kehidupan melibatkan kasus yang bersifat nonlinier [12]. Maka dari itu, pendekatan yang umum untuk mengatasi hal ini adalah dengan mentransformasikan data ke dimensi spasial yang lebih tinggi. SVM bisa dipergunakan untuk data nonlinier mempergunakan konsep *kernel* [13], maka memungkinkan pemisahan linier dalam *feature space* yang baru. Fungsi *kernel* yang diterapkan dalam metode SVR yaitu:

- 1) Linier: $X^T X$
- 2) Polinomial: $(X^T X + 1)$
- 3) *Radial Basis Function* (RBF): $\exp\left(\frac{1}{2\sigma^2} \|x - x_1\|^2\right) \dots \dots \dots (3)$

Pemilihan fungsi *kernel* yang sesuai sangat krusial karena ini akan menentukan struktur dari *feature space* yang dihasilkan.

2.3. Algoritma Grid Search

Salah satu algoritma guna mencari parameter yang maksimal dalam model SVR yaitu dengan mempergunakan algoritma *grid search*. Pendekatan ini membagi rentang parameter yang kemudian dimaksimalkan ke dalam *grid* dan mengevaluasi setiap titik dalam *grid* guna menemukan kombinasi parameter teroptimal. Saat menerapkan algoritma *grid search* harus dipandu oleh berbagai metrik kinerja, yang umumnya dievaluasi mempergunakan teknik *cross-validation* pada data *training* [14]. Sehingga, diberikan saran untuk mempelajari berbagai variasi parameter *hyperplane* SVR yang berbeda. Pasangan parameter yang memberikan akurasi tertinggi dalam uji *cross-validation* dianggap sebagai parameter optimal. Parameter optimal ini dipergunakan dalam membuat model SVR yang optimal. Setelah membuat model, gunakan model SVR untuk membuat prediksi berdasarkan data pengujian guna mengevaluasi seberapa baik model menggeneralisasi hasilnya.

Menurut penelitian Rakhmat & Mutohar [15], proses *cross-validation* adalah pengujian yang digunakan dalam memperkirakan tingkat kesalahan. Pada tahap ini, data pengujian dibagi secara acak menjadi sejumlah bagian dengan proporsi yang sama. Tingkat kesalahan lalu dikalkulasikan per bagian secara terpisah, dan rata-rata dari tingkat kesalahan ini digunakan

untuk menentukan nilai kesalahan keseluruhan. Salah satu teknik *cross-validation* yang dikenal adalah validasi *leave-one-out* (LOO). Pada metode LOO, data dipisahkan menjadi dua subset, subset pertama berisi $N-1$ data dalam proses pelatihan model serta selebihnya digunakan dalam pengujian. *Cross-validation* dapat dirumuskan pada Persamaan (3).

$$CV = \sum_{i=1}^n (y_i - y_{\neq i})^2 \quad \dots \dots \dots (4)$$

dengan $y_{\neq i}$ adalah nilai taksiran y (*fitting value*) pengamatan ke i tidak diikutsertakan dalam proses penaksiran dan y_i adalah nilai aktual y pada pengamatan ke i .

2.4. Langkah-Langkah Analisis

Proses analisis dilakukan secara teratur guna memperoleh hasil yang akurat serta bisa dipertanggungjawabkan. Setiap tahapan dirancang agar mampu memberikan gambaran yang jelas tentang metode yang dipergunakan dalam memodelkan serta memprediksi pergerakan harga saham PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk [BMRI]. Adapun langkah-langkah analisis yang ditempuh pada studi yang dilaksanakan adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan 1200 data saham PT. Bank Mandiri (PERSERO) TBK [BMRI] dari Agustus 2020 hingga Agustus 2025 dengan variabel independennya adalah y_{t-1} dan variabel dependen adalah y_t .
2. Menyusun data menjadi dua kelompok yang berbeda, data *training* dan data *testing*, dengan proporsi yang telah ditentukan.
3. Menggunakan metode SVR untuk memodelkan harga saham dan menggunakan algoritma *grid search* untuk menemukan parameter yang optimal, dengan langkah yaitu:
 - a. Menetapkan jenis fungsi *kernel* dan nilai optimal untuk parameter *kernel*, *cost*, dan *epsilon* serta mengoptimalkan *hyperplane* berdasarkan data *training*.
 - b. Mempergunakan metode *grid-search* dalam memilih parameter terbaik pada setiap *hyperplane* yang menggunakan fungsi *kernel linear* melalui *Python 3.0.2*. Langkah-langkahnya yaitu:
 - 1) Mengumpulkan dan mendeskripsikan data.
 - 2) Menggunakan setiap bagian yang menjadi data uji coba serta bagian yang lain menjadi data *training* (Pra-pemrosesan Data).
 - 3) Membagi data *training* dan *testing* dengan *k-Fold Cross Validation*.
 - 4) Melakukan optimasi parameter α dan b untuk masing-masing *hyperplane* menggunakan *Grid Search* dan *Sequential Minimal Optimization* (SMO).
 - 5) Melakukan pembentukan model regresi SVR.
 - 6) Mengevaluasi model.
 - 7) Memilih model terbaik dan memvisualisasikan hasil.
 - c. Melakukan prediksi pada data *testing* menggunakan *hyperplane* dengan parameter optimal yang ditemukan pada regresi.
 - d. Menggunakan koefisien determinasi (R^2) untuk mengevaluasi model regresi pada data *testing*.

3. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini diuraikan penerapan langkah-langkah yang telah diuraikan pada Bab Metodologi secara rinci, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model, sehingga terlihat hubungan antara metode yang digunakan dan hasil yang diperoleh.

3.1. Pengumpulan dan Deskripsi Data

Data yang dipergunakan pada studi yang dilaksanakan yaitu data historis harga saham harian PT. Bank Mandiri (PERSERO) TBK [BMRI] yang didapatkan dari sumber resmi Yahoo Finance, meliputi periode Agustus 2020 sampai Agustus 2025. Variabel yang digunakan mencakup harga pembukaan (*open*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), harga penutupan (*close*), *adjusted close*, serta volume perdagangan. Dataset terdiri dari total 1.200 baris data.

3.2. Pra-Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan meliputi:

1. Pembersihan data untuk menghilangkan nilai yang hilang (*missing value*) atau data yang

- tidak konsisten.
2. Seleksi fitur relevan: hanya variabel yang berkontribusi signifikan terhadap harga penutupan yang digunakan.
 3. Normalisasi mempergunakan *Min-Max Scaler* agar seluruh fitur ada pada rentang [0,1], sehingga menghindari bias pada fitur dengan skala besar.
 4. Pembagian data menjadi data latih (80% = 960 data) dan data uji (20% = 240 data).

Gambar 2 menunjukkan hasil pemuatan (*load*) data yang digunakan dalam pelatihan model. Data tersebut mencakup harga penutupan harian saham BMRI selama periode tertentu dan menjadi dasar dalam proses pelatihan serta evaluasi SVR. Data harga saham BMRI yang dipergunakan menjadi data latih dan data uji.

	Tanggal	Terakhir	Pembukaan	Tertinggi	Terendah	Vol.	Perubahan%
0	05/08/2025	4.750	4.680	4.780	4.660	277,67M	2,81%
1	04/08/2025	4.620	4.530	4.630	4.510	174,40M	1,99%
2	01/08/2025	4.530	4.570	4.610	4.510	157,95M	0,44%
3	31/07/2025	4.510	4.610	4.640	4.510	155,90M	-2,38%
4	30/07/2025	4.620	4.710	4.720	4.620	141,26M	-1,91%
1196	11/08/2020	5.975	5.825	6.100	5.800	58,99M	3,02%
1197	10/08/2020	5.800	5.800	5.825	5.650	25,08M	0,00%
1198	07/08/2020	5.800	5.700	5.800	5.625	28,61M	0,43%
1199	06/08/2020	5.775	5.700	5.875	5.700	45,46M	1,32%
1200	05/08/2020	5.700	5.550	5.700	5.450	66,92M	2,24%

Gambar 2. Dataset yang sudah dipanggil pada *Python*

3.3. Penentuan Parameter dan Penerapan *Grid Search*

Metode *Grid Search* dipergunakan dalam menemukan kombinasi parameter optimal pada SVR. Parameter yang diuji meliputi:

- *C (regularization parameter)*: [0.1, 1, 10, 100]
- *Epsilon (margin tolerance)*: [0.001, 0.01, 0.1, 1]
- *Kernel*: *linear*

Proses pencarian parameter dilakukan dengan validasi silang LOOCV pada data pelatihan. Setiap kombinasi parameter diuji, dan nilai galat rata-rata (*MSE*) dihitung. Parameter terbaik dipilih berdasarkan nilai *MSE* terkecil dan R^2 tertinggi.

Gambar 3 merupakan hasil *grid search*. Dari Gambar 3 tersebut terlihat bahwa kombinasi $C = 1$ dan epsilon = 0.01 memberikan hasil terbaik ($R^2 = 0.9991$) pada data pelatihan.

Semua Hasil Grid Search:			
param_svr__C	param_svr__epsilon	mean_test_score	rank_test_score
1.0	0.01	0.994723	1
10.0	0.01	0.994591	2
0.1	0.01	0.993830	3
1.0	0.10	0.990374	4
10.0	0.10	0.988709	5
0.1	0.10	0.987116	6
0.1	0.50	0.659586	7
1.0	0.50	0.652409	8
10.0	0.50	0.652409	8

Gambar 3. Hasil *grid search*

3.4. Pelatihan Model SVR

Model SVR dengan *kernel linear* dan parameter optimal ($C = 1$, epsilon = 0.01) dilatih menggunakan 960 data latih. Proses ini menghasilkan fungsi *hyperplane* yang meminimalkan error dalam batas epsilon, dengan kompleksitas model yang terkontrol oleh parameter C .

Proses pelatihan dilakukan setelah parameter optimal ($C = 1$ dan $\epsilon = 0.01$) diperoleh melalui *grid search* dengan validasi silang Leave-One-Out (LOOCV). Langkah-langkah yang dilaksanakan yaitu:

1) Persiapan Data

Dataset sebanyak 1.200 data dibagi menjadi 960 data pelatihan (80%) dan 240 data pengujian (20%). Seluruh fitur dinormalisasi dengan *Min-Max Scaler* agar berada dalam rentang [0,1].

- 2) Pelatihan Model
Model Support Vector Regression (SVR) dengan *kernel linear* dilatih pada 960 data latih. Proses ini membentuk fungsi *hyperplane* yang meminimalkan *loss ϵ -insensitive* dan menjaga kompleksitas model sesuai nilai parameter C.
- 3) Prediksi
Setelah model dilatih pada 960 data training, prediksi dilakukan pada data training dan data testing. Nilai aktual (y_{train} , y_{test}) dibandingkan dengan hasil prediksi ($y_{\text{train_pred}}$, $y_{\text{test_pred}}$).
- 4) Hasil Pelatihan
Performa model diukur menggunakan metrik R^2 , MSE , dan $RMSE$. Perhitungan dilakukan sesuai rumus pada Persamaan (4) dan (5),

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

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad \dots\dots\dots (5)$$

Implementasi perhitungan dalam *Python*:

```
# Hitung MSE & RMSE
mse_train = mean_squared_error(y_train, y_train_pred)
rmse_train = np.sqrt(mse_train)
mse_test = mean_squared_error(y_test, y_test_pred)
rmse_test = np.sqrt(mse_test)
```

Gambar 4. Rumus menghitung MSE & $RMSE$

MSE dan $RMSE$ digunakan sebagai metrik evaluasi untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi. MSE mengkalkulasikan rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dengan nilai prediksi, sedangkan $RMSE$ adalah akar kuadrat dari MSE yang memberikan interpretasi lebih langsung terhadap besarnya error dalam skala yang sama dengan data aslinya.

Hasil diperoleh sebagai berikut:

- Data latih: $R^2 = 0.9991$, $MSE = 0.0015$, $RMSE = 0.0389$
- Data uji: $R^2 = 0.9976$, $MSE = 0.0021$, $RMSE = 0.0461$

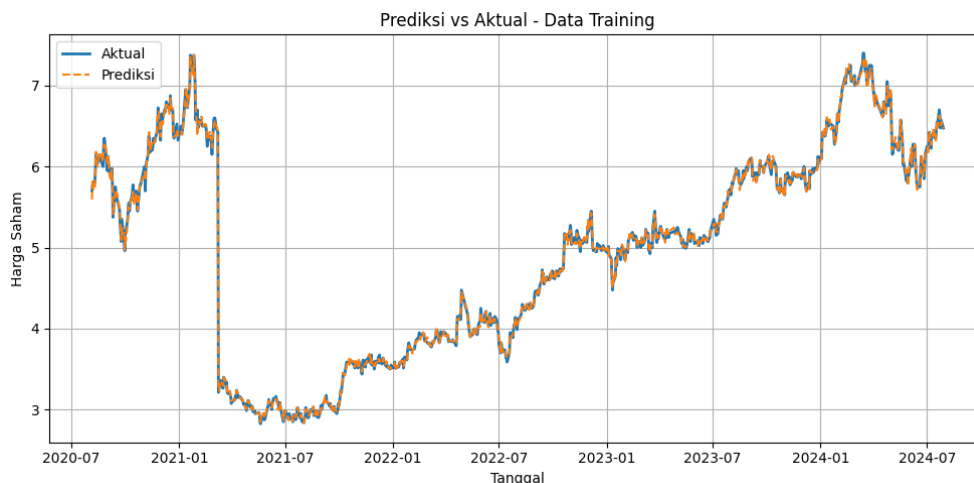
```
R2 Training : 0.9991
R2 Testing  : 0.9976
MSE Training : 0.0015
RMSE Training : 0.0389
MSE Testing  : 0.0021
RMSE Testing  : 0.0461
```

Gambar 5. Hasil Perhitungan R^2 , MSE , $RMSE$

Hasil perhitungan pada Gambar 5 menegaskan bahwa model SVR dengan *kernel linear* mampu memberikan performa prediksi yang sangat baik. Nilai R^2 yang sangat tinggi serta perbedaan error yang relatif kecil antara data latih dan data uji menunjukkan konsistensi kinerja sekaligus kemampuan generalisasi model. Oleh karena itu, model ini tidak hanya mampu mengidentifikasi pola pada data pelatihan tetapi juga mampu memprediksi data baru dengan tingkat akurasi tinggi yang membuatnya dapat diandalkan untuk melakukan estimasi harga saham BMRI pada periode yang akan datang.

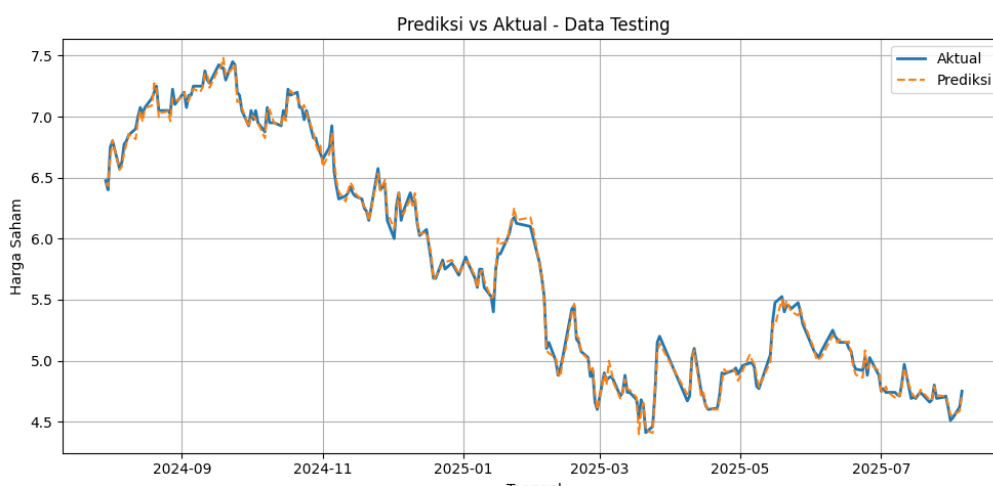
3.5. Visualisasi Hasil

Gambar 6 dan Gambar 7 menunjukkan secara visual prediksi yang dihasilkan dari data pelatihan dan pengujian. Dari visualisasi tersebut, terlihat bahwa pola data mengikuti suatu pola yang serupa, menunjukkan bahwa model SVR yang telah dibentuk layak untuk digunakan dalam memprediksi harga saham PT. BANK MANDIRI (PERSERO) TBK [BMRI].



Gambar 6. Grafik Hasil Prediksi serta Data Aktual dari Data *Training*

Gambar 6 memperlihatkan perbandingan antara data aktual harga saham PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk [BMRI] dengan hasil prediksi yang diperoleh dari model *Support Vector Regression* (SVR) pada data *training*. Garis biru adalah pergerakan harga saham aktual dan garis oranye putus-putus menggambarkan hasil prediksi. Interpretasi dari pola pergerakan prediksi sangat mendekati data aktual pada hampir seluruh periode yang diamati (2020 – 2024), maka model SVR dapat menangkap pola historis harga saham dengan baik pada data *training*. Fluktuasi harga saham baik ketika mengalami penurunan pada tahun 2021 maupun saat mengalami tren kenaikan pada 2023–2024 berhasil direplikasi dengan cukup akurat oleh model SVR. Kedekatan antara garis prediksi dan garis aktual menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah. Kesimpulannya model SVR memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam mempelajari pola data historis dan layak digunakan untuk tahap prediksi selanjutnya pada data *testing*.



Gambar 7. Grafik Hasil Prediksi dan Data Aktual dari Data *Testing*

Gambar 7 menampilkan hasil perbandingan antara data aktual dengan hasil prediksi harga saham PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk [BMRI] pada data *testing* menggunakan model SVR. Garis biru menggambarkan harga saham aktual, garis oranye putus-putus menunjukkan hasil prediksi. Model SVR mengikuti pola pergerakan harga saham dengan baik, meskipun terdapat beberapa deviasi kecil pada titik-titik tertentu. Contohnya yang terjadi pada awal tahun 2025 ketika harga saham mengalami penurunan tajam, model masih dapat menangkap arah tren meskipun nilai prediksi sedikit berbeda dengan data aktual. Pola fluktuasi harga saham pada periode pengujian saat mengalami tren penurunan maupun kenaikan sesaat dapat direplikasi dengan cukup baik oleh model SVR. Berdasarkan interpretasi ini maka parameter optimal yang

diperoleh melalui *grid search* dan *cross-validation* pada tahap *training* berhasil menjaga performa model saat diaplikasikan pada data *testing*. Hasil visualisasi pada Gambar 5 menginterpretasikan bahwa model SVR dapat belajar dari data historis (*training*) dan juga memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik untuk memprediksi data baru (*testing*) sehingga layak digunakan dalam analisis pergerakan harga saham BMRI.

4.6 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan cara membandingkan nilai prediksi yang dihasilkan oleh model SVR dengan nilai aktual pada data pelatihan maupun data pengujian. Setelah parameter optimal ($C = 1$ dan $\varepsilon = 0.01$) diperoleh melalui *grid search*, model SVR dengan *kernel linear* dilatih menggunakan 960 data pelatihan. Model yang telah terbentuk kemudian digunakan untuk memprediksi target pada data pelatihan dan data pengujian (240 data).

Selanjutnya, hasil prediksi dibandingkan dengan nilai aktual dan dihitung menggunakan tiga metrik evaluasi, yaitu *Mean Squared Error (MSE)*, *Root Mean Squared Error (RMSE)*, dan koefisien determinasi (R^2). Perhitungan dilakukan sesuai rumus pada Persamaan (6) sampai (8), yaitu:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad \dots \dots \dots (6)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad \dots \dots \dots (7)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad \dots \dots \dots (8)$$

Implementasi perhitungan dalam *Python*:

```
# Hitung R2
r2_train = r2_score(y_train, y_train_pred)
r2_test = r2_score(y_test, y_test_pred)

# Hitung MSE & RMSE
mse_train = mean_squared_error(y_train, y_train_pred)
rmse_train = np.sqrt(mse_train)
mse_test = mean_squared_error(y_test, y_test_pred)
rmse_test = np.sqrt(mse_test)
```

Gambar 8. Rumus menghitung R^2 , MSE, RMSE

Hasil diperoleh sebagai berikut:

```
R2 Training : 0.9991
R2 Testing  : 0.9976
MSE Training : 0.0015
RMSE Training : 0.0389
MSE Testing  : 0.0021
RMSE Testing : 0.0461
```

Gambar 9. Hasil data uji dan data latih (R^2 , MSE, RMSE)

Hasil evaluasi ditampilkan pada Gambar 9 dan ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil evaluasi data			
Data	R^2	MSE	RMSE
Training	0,9991	0.0015	0.0389
Testing	0.9976	0.0021	0.0461

Hasil pada Tabel 1 menunjukkan bahwa nilai R^2 yang sangat tinggi baik pada data pelatihan maupun pengujian disertai dengan nilai MSE dan RMSE yang kecil. Hal ini mengindikasikan bahwa model SVR dengan *kernel linear* memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik serta konsistensi performa pada data baru. Dengan demikian, model dapat diandalkan untuk melakukan estimasi harga saham BMRI yang sangat akurat pada periode berikutnya.

4.7 Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan *Support Vector Regression* (SVR) dengan *kernel linear* dan parameter optimal yang ditentukan melalui *Grid Search* serta validasi silang LOOCV mampu memberikan hasil prediksi yang sangat akurat terhadap harga saham PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI), dengan nilai akurasi $R^2 = 0.9976$ pada data uji. Hasil penelitian ini berkontribusi dalam menjawab masalah penelitian yang telah diidentifikasi pada bagian pendahuluan, yaitu kesulitan dalam memprediksi pergerakan harga saham yang fluktuatif dengan metode regresi konvensional.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, temuan dalam penelitian ini menunjukkan penguatan yang signifikan. Misalnya, Mahgfirah menemukan bahwa *kernel linear* pada SVR efektif untuk data saham berpola linier, namun penelitian ini membuktikan bahwa dengan penentuan parameter optimal melalui *Grid Search*, tingkat akurasinya dapat ditingkatkan lebih lanjut [8]. Putra yang menggunakan regresi linier melaporkan akurasi R^2 sebesar 0.9845, sementara dengan *Random Forest* Regressor menghasilkan R^2 sebesar 0.9940 [5]. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi berupa bukti bahwa SVR dengan optimasi parameter mampu melampaui metode-metode tersebut, baik dari segi akurasi maupun kemampuan generalisasi.

Kontribusi lain yang diberikan penelitian ini adalah pada aspek metodologis, yaitu integrasi antara SVR dengan teknik *Grid Search* dan LOOCV. Pendekatan ini dapat menjadi rujukan bagi penelitian-penelitian berikutnya yang berkaitan dengan prediksi harga saham atau data *time series* serupa, karena terbukti efektif dalam menurunkan kesalahan prediksi ($MSE = 0.0014$, $RMSE = 0.0374$ pada data uji) sekaligus menghindari *overfitting*. Maka dari itu, penelitian ini memperkuat temuan-temuan terdahulu sekaligus memperluas aplikasi SVR dalam bidang keuangan, khususnya dalam pengambilan keputusan investasi berbasis data.

5. Simpulan

Setelah melalui analisis yang mendalam, didapatkan kesimpulan bahwa model terbaik yang digunakan dalam *Support Vector Regression* (SVR) menggunakan fungsi *kernel* linier dengan parameter spesifik, yaitu $C = 1$ dan nilai epsilon = 0,01. Menariknya, model ini dianggap memiliki kualitas yang memadai dalam meramalkan harga saham PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk [BMRI]. Hasil evaluasi menunjukkan tingkat akurasi yang signifikan, yakni mencapai 99,91% saat diuji pada data latih, dan 99,76% pada data uji. Dengan demikian, model ini dapat dianggap sebagai sarana yang efektif untuk memprediksi pergerakan harga saham perusahaan tersebut.

Daftar Referensi

- [1] S. E. D. Paningrum, *Buku referensi investasi pasar modal*. Lembaga Chakra Brahmana Lentera, 2022.
- [2] N. A. Syafiqah, N. Khairunissa, N. D. Saragih, M. G. Alfay, V. Aria, and Arsyadona, "Manajemen Risiko Dalam Pengambilan Keputusan Investasi : Perspektif Pasar Modal Indonesia," in *Proceedings of the International Conference on Islamic Economics (Int. Conf. Islam. Econ.)*, vol. 1, no. 1, pp. 03–04, 2023.
- [3] A. Anggraini, S. Sudarno, and M. Raihan, "Pemodelan Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Dalam Analisis Makroekonomi Terhadap Volatilitas Saham Pt Destinasi Tirta Nusantara Tbk," *J. Cahaya Mandalika ISSN 2721-4796*, vol. 3, no. 2, pp. 1667–1681, 2023, doi: 10.36312/jcm.v3i2.2210.
- [4] A. Ariwibowo, "Analisis Value at Risk Menggunakan Pendekatan Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Dan Generalized Pareto Distribution," *J. Ilmu Dasar*, vol. 23, no. 1, pp. 1–8, 2020.
- [5] A. A. Rismayadi, R. W. Febrianto, A. R. Raharja, and I. Hariyanti, "Perbandingan Kinerja Metode Machine Learning *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, dan K-Nearest Neighbors (KNN) dalam Prediksi Harga Saham Apple," *Media Inform.*, vol. 23, no. 3, pp. 152–160, 2024, doi: 10.37595/mediainfo.v23i3.299.
- [6] A. W. Ishlah, S. Sudarno, and P. Kartikasari, "Implementasi Gridsearchcv Pada Support Vector Regression (Svr) Untuk Peramalan Harga Saham," *J. Gaussian*, vol. 12, no. 2, pp. 276–286, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.12.2.276-286.
- [7] R. F. T. Wulandari and D. Anubhakti, "Implementasi Algoritma *Support Vector Machine* (Svm) Dalam Memprediksi Harga Saham PT. Garuda Indonesia Tbk," *IDEALIS Indones. J. Inf. Syst.*, vol. 4, no. 2, pp. 250–256, 2021, doi: 10.36080/idealism.v4i2.2847.

- [8] A. A. Mahgfirah and P. I. Rahayu, "Analisis Support Vector Regression untuk Meramalkan Saham Perusahaan Dss di Indonesia," *VARIANSI J. Stat. Its Appl. Teach. Res.*, vol. 7, no. 1, pp. 44–54, 2025, doi: 10.35580/variantsiunm356.
- [9] M. Muzzakin, B. A. Pramono, and Susanto, "Model Svm untuk Prediksi Harga dan Analisis Risiko pada Pasar Bitcoin," vol. 30 No 2, pp. 242–249, 2025.
- [10] S. Ghosh, A. Dasgupta, and A. Swetapadma, "A study on support vector machine based *linear* and non-*linear* pattern classification," in *ICISS 2019*, 2021, pp. 167–186.
- [11] D. H. Yudhawan, "Implementasi Support Vector Regression Untuk Peramalan Harga Saham Perusahaan Pertambangan di Indonesia," Tesis, Universitas Islam Indonesia, 2020.
- [12] Parida, Melisa, M. Safitri, and N. Zakiah, "Implementasi Penerapan Fungsi Nonliner Dalam Matematika Ekonomi Pada Kehidupan Sehari-Hari," *Al-Aqlu J. Mat. Tek. dan Sains*, vol. 2, no. 1, pp. 9–16, 2024, doi: 10.59896/aqlu.v2i1.39.
- [13] S. N. Khan, S. U. Khan, H. Aznaoui, C. B. Şahin, and Ö. B. Dinler, "Generalization of *linear* and non-*linear* support vector machine in multiple fields: a review," *Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 3, pp. 226–239, 2023, doi: 10.11591/csit.v4i3.pp226-239.
- [14] 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 J. Math. Its Appl.*, vol. 18, no. 1, pp. 41–60, 2022, doi: 10.29244/milang.18.1.41-60.
- [15] G. Ashari Rakhmat and W. Mutohar, "MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database Prakiraan Hujan menggunakan Metode *Random Forest* dan Cross Validation," *J. MIND J. | ISSN*, vol. 8, no. 2, pp. 173–187, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v8i2.173-187>