p-ISSN: 2963-7856| e-ISSN: 2961-9890
Available online at jerkin.org/index.php/jerkin
Jurnal Pengabdian Masyarakat dan Riset Pendidikan
Volume 4 No. 3, Januari-Maret 2026, pp 14686-14696

Analisis Pengaruh Parameter Support Vector Machine Terhadap Akurasi Prediksi Harga Saham

Arief Priyono[1*], Hasby Firmansyah[2], Wahyu Asriyani[3], Rizki Prasetyo Tulodo[4]
[1,2,3,4]Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Prodi Informatika, Universitas Pancasakti Tegal, Jl. Halmahera KM. 01, Mintaragen, Tegal Timur, Kota Tegal, Jawa Tengah, 52121, Indonesia.
E-mail: ariefpriyono452@gmail.com
* Corresponding Author

https://doi.org/10.31004/jerkin.v4i3.4529

ARTICLE INFO

Article history
Received: 11 Dec 2025
Revised: 17 Dec 2025
Accepted: 23 Dec 2025

Kata Kunci:
Akurasi Prediksi, *Error* Prediksi, Harga Saham, Parameter C, Parameter Epsilon, Parameter Gamma, *Support Vector Machine*.

Keywords:
Prediction Accuracy, Prediction Error, Stock Price, C Parameter, Epsilon Parameter, Gamma Parameter, Support Vector Machine.

ABSTRACT

Prediksi harga saham penting namun sulit karena data bersifat fluktuatif dan *nonlinier*. Penelitian ini menganalisis pengaruh optimisasi parameter pada *Support Vector Machine* (SVM) terhadap akurasi dan error prediksi harga saham. Data yang digunakan adalah harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM) periode 2022–2024 dari Yahoo Finance. Tahapan penelitian meliputi normalisasi, pembentukan fitur dengan windowing, pembagian data latih dan uji, serta pemodelan menggunakan ε-Support Vector Regression (ε-SVR) kernel Radial Basis Function (RBF). Optimisasi parameter dilakukan dengan Optimize Parameters (Evolutionary) untuk memperoleh kombinasi C, gamma, dan epsilon terbaik, kemudian dibandingkan dengan model baseline yang memakai parameter default LibSVM. Evaluasi menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Absolute Error* (AE), *Correlation*, dan *Prediction Average*. Hasil menunjukkan bahwa model dengan optimisasi parameter menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan konsisten mengikuti pola data aktual, meskipun nilai *error* numerik *baseline* dapat lebih kecil. Temuan ini mengindikasikan bahwa optimisasi parameter meningkatkan sensitivitas model terhadap pola data latih, namun perlu diimbangi dengan regularisasi untuk mencegah penurunan akurasi pada data uji.

Stock price prediction is challenging due to fluctuating and nonlinear behavior. This study examines the effect of parameter optimization in Support Vector Machine (SVM) on prediction accuracy and error for stock prices. The dataset consists of PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM) stock data from 2022–2024 obtained from Yahoo Finance. The workflow includes normalization, windowing-based feature construction, train–test splitting, and modeling using ε-Support Vector Regression (ε-SVR) with a Radial Basis Function (RBF) kernel. Parameter optimization is conducted via Optimize Parameters (Evolutionary) to find suitable C, gamma, and epsilon values, and the optimized model is compared against a baseline using LibSVM default parameters. Performance is evaluated using Root Mean Squared Error (RMSE), Absolute Error (AE), Correlation, and Prediction Average. Results indicate that the optimized model produces more stable predictions and follows the actual pattern more consistently, although the baseline may yield lower numerical error in some cases. This finding suggests that parameter optimization increases model sensitivity to training patterns but requires careful regularization to prevent accuracy degradation on test data.

This is an open access article under the CC–BY-SA license.

How to Cite: Arief Priyono, et al (2025). Analisis Pengaruh Parameter Support Vector Machine Terhadap Akurasi Prediksi Harga Saham, 4(3). https://doi.org/10.31004/jerkin.v4i3.4111

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komputasi telah mendorong pemanfaatan metode kecerdasan buatan dalam berbagai bidang, salah satunya pada sektor keuangan, khususnya dalam prediksi harga saham. Harga saham bersifat fluktuatif dan dipengaruhi oleh banyak faktor, baik internal perusahaan maupun kondisi ekonomi makro, sehingga diperlukan metode prediksi yang mampu

menangkap pola data secara akurat. Prediksi yang baik tidak hanya membantu investor dalam pengambilan keputusan, tetapi juga menjadi dasar dalam analisis risiko dan strategi investasi (Dash et al., 2023).

Salah satu metode machine learning yang banyak digunakan dalam prediksi data numerik adalah *Support Vector Machine* (SVM), khususnya dalam bentuk *Support Vector Regression* (SVR). SVR telah banyak diterapkan pada peramalan harga saham maupun indeks karena mampu memodelkan pola nonlinier dan menangani kompleksitas data deret waktu secara efektif (Zhang et al., 2022). Selain itu, pendekatan SVR juga sering digunakan pada data berfrekuensi tinggi atau jangka sangat pendek (misalnya menit) karena mampu memanfaatkan pola lokal pada data historis untuk memperbaiki prediksi jangka dekat (Tingyu, 2020). Pada penelitian lain, SVR juga dikombinasikan dengan informasi tambahan (seperti tren pencarian internet) untuk meningkatkan kualitas prediksi pasar saham, menunjukkan bahwa model SVR dapat adaptif terhadap variasi sumber informasi (Hani'ah et al., 2023).

Meskipun demikian, kinerja SVM/SVR sangat dipengaruhi oleh pemilihan parameter, terutama parameter *gamma*, C, dan *epsilon*, khususnya ketika menggunakan *Kernel Radial Basis Function* (RBF). Penentuan parameter yang kurang tepat dapat menyebabkan model mengalami *underfitting* atau *overfitting*, sehingga hasil prediksi menjadi kurang optimal (Su et al., 2024). Oleh karena itu, penentuan parameter yang tepat menjadi bagian penting dalam membangun model prediksi berbasis SVR, termasuk melalui prosedur pencarian parameter tertentu agar performa prediksi menjadi lebih stabil (Zhou, 2021).

Dalam praktiknya, pemilihan parameter SVM sering kali dilakukan secara manual atau menggunakan nilai default, yang belum tentu menghasilkan performa terbaik pada dataset tertentu. Untuk itu, berbagai penelitian mengembangkan pendekatan optimasi parameter untuk memperoleh kombinasi parameter yang lebih optimal, baik melalui strategi pencarian parameter maupun pendekatan optimasi berbasis heuristik atau evolusioner. Pendekatan *fine-tuning* dan penyetelan parameter juga ditunjukkan dapat memberikan peningkatan performa prediksi pada studi prediksi saham menggunakan SVR, terutama ketika evaluasi dilakukan secara sistematis pada skenario data yang berbeda. Selain itu, optimasi parameter berbasis algoritma evolusioner seperti *genetic algorithm* juga digunakan untuk mendukung proses pemilihan parameter SVR agar lebih adaptif terhadap karakteristik data dan mengurangi error prediksi (Beniwal et al., 2023).

Penelitian ini menggunakan dataset harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM) sebagai objek penelitian, dengan fokus pada prediksi Close + 1 (horizon). Dataset ini dipilih karena saham TLKM termasuk saham dengan likuiditas tinggi dan pergerakan harga yang cukup stabil namun tetap dinamis, sehingga cocok digunakan sebagai objek penelitian prediksi deret waktu (*time series*). Penelitian prediksi harga saham menggunakan SVR dengan pendekatan prediksi horizon pendek dan evaluasi error juga banyak dibahas dalam studi-studi terbaru, terutama saat model dibandingkan sebelum dan sesudah proses optimasi parameter (Sri Mulyani & Widiharih, 2025).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh variasi parameter SVM terhadap tingkat akurasi dan error dalam prediksi harga saham, serta membandingkan kinerja model sebelum dan sesudah dilakukan optimasi parameter. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai pentingnya pemilihan parameter dalam meningkatkan akurasi prediksi menggunakan metode SVM, serta menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam bidang prediksi harga saham berbasis machine learning (Widyaningrum et al., 2025).

METODE

Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimental. Pendekatan ini digunakan untuk menguji dan membandingkan kinerja algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam melakukan prediksi harga saham melalui serangkaian percobaan terkontrol, dengan tujuan mengevaluasi pengaruh penggunaan optimasi parameter terhadap tingkat akurasi dan *error* prediksi (Ali et al., 2021). Pendekatan eksperimental pada penelitian prediksi harga saham berbasis *Support Vector Regression* (SVR) umum digunakan untuk membandingkan performa model sebelum dan sesudah proses optimasi parameter. Selain itu, metode eksperimen juga memungkinkan evaluasi yang objektif terhadap pengaruh parameter *kernel*, seperti parameter C, *gamma*, dan *epsilon*, terhadap kinerja model prediksi (Beniwal et al., 2023).

Waktu dan Tempat Penelitian

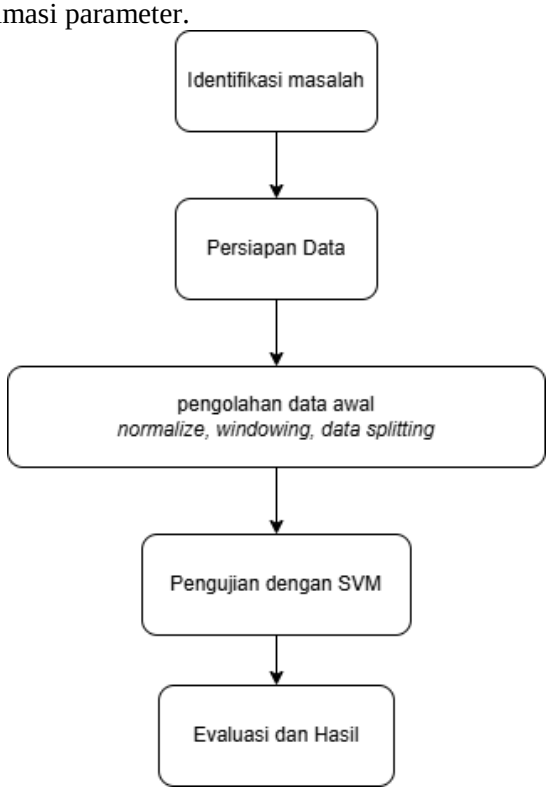
Penelitian ini dilakukan pada tahun 2025 menggunakan data historis dari *Yahoo Finance*. Proses komputasi yang meliputi pengolahan data, pemodelan, dan evaluasi diselesaikan menggunakan Altair AI Studio (RapidMiner).

Target dan Subjek Penelitian

Target penelitian ini adalah prediksi harga saham *close* pada PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM). Subjek penelitian berupa data historis harga saham TLKM periode tahun 2022 sampai dengan 2024. Data tersebut merepresentasikan pergerakan harga saham harian yang digunakan sebagai dasar pembentukan model prediksi menggunakan metode SVM.

Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian pada studi ini disusun secara sistematis untuk menganalisis pengaruh optimasi parameter terhadap kinerja prediksi harga saham menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Alur penelitian secara umum diawali dengan tahap identifikasi masalah, dilanjutkan dengan persiapan data, pengolahan data awal, optimisasi parameter dan tanpa optimisasi parameter, pengujian menggunakan model SVM, serta evaluasi hasil prediksi. Untuk memperoleh analisis yang komprehensif, penelitian ini menerapkan dua alur penelitian, yaitu pengujian SVM tanpa optimasi parameter dan pengujian SVM dengan optimasi parameter.

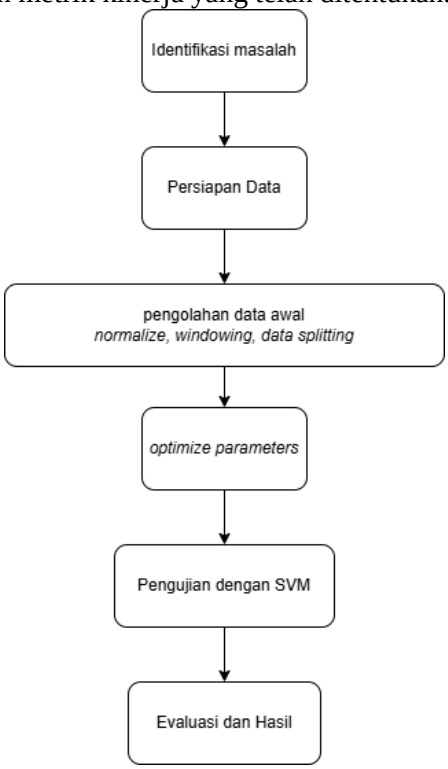


Gambar 1. Alur Penelitian Tanpa Optimisasi Parameter

Alur penelitian pertama ditunjukkan pada Gambar 1, yang menggambarkan proses prediksi harga saham menggunakan model SVM tanpa optimasi parameter. Pada alur ini, setelah tahap identifikasi masalah, data harga saham dikumpulkan dan dipersiapkan untuk analisis. Selanjutnya dilakukan pengolahan data awal yang meliputi proses normalisasi data, pembentukan data berbasis *window* (*windowing*), serta pembagian data menjadi data pelatihan dan data pengujian menggunakan teknik data splitting. Pada tahap pembentukan data deret waktu, penelitian ini menerapkan teknik *windowing* dengan ukuran jendela (*window size*) sebesar 6, yaitu membentuk fitur prediktor dari enam periode data sebelumnya untuk memprediksi nilai pada periode berikutnya (*horizon* 1). Setelah proses *windowing* dan prapemrosesan selesai, dataset dibagi menggunakan *split validation* dengan rasio 80% sebagai data latih (*training*) dan 20% sebagai data uji (*testing*) agar evaluasi model dilakukan pada data yang tidak digunakan saat pelatihan. Data hasil pengolahan kemudian digunakan untuk membangun model *Support Vector Machine* tipe *epsilon-Support Vector Regression* (ε-SVR) dengan kernel *Radial Basis Function*

Copyright © 2025, Jurnal Pengabdian Masyarakat dan Riset Pendidikan
ISSN 2963-7856 (print), ISSN 2961-9890 (online)

(RBF). Model yang dihasilkan selanjutnya digunakan untuk melakukan prediksi harga saham, dan hasil prediksi dievaluasi menggunakan metrik kinerja yang telah ditentukan.



Gambar 2. Alur Penelitian dengan Optimisasi Parameter

Alur penelitian kedua ditunjukkan pada Gambar 2, yang merupakan pengembangan dari alur pertama dengan menambahkan tahap optimisasi parameter sebelum proses pengujian menggunakan SVM. Pada alur ini, setelah pengolahan data awal dilakukan, data pelatihan digunakan dalam proses optimasi parameter untuk menentukan nilai terbaik parameter SVM, yaitu parameter C, *epsilon* (ε), dan *gamma* (γ). Proses optimasi parameter bertujuan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model dengan mencari kombinasi parameter yang menghasilkan *error* prediksi minimum (Shih et al., 2023). Parameter optimal yang diperoleh kemudian digunakan untuk membangun model *Support Vector Machine* tipe epsilon-SVR dengan kernel RBF.

Tahap selanjutnya adalah pengujian menggunakan model *Support Vector Machine*, baik pada model tanpa optimisasi parameter maupun model dengan optimisasi parameter. Pengujian dilakukan menggunakan data pengujian yang sama untuk memastikan perbandingan kinerja model bersifat adil. Hasil prediksi yang diperoleh dari kedua model kemudian dievaluasi pada tahap akhir penelitian untuk menilai akurasi dan *error* prediksi harga saham.

Data dan Instrumen Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa data historis harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM) yang diperoleh dari *Yahoo Finance*. Data mencakup periode waktu tahun 2022 hingga 2024 dan Dataset terdiri atas beberapa atribut utama yang digunakan dalam proses prediksi harga saham sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Atribut Data Harga Saham TLKM

Artribut	Keterangan
Date	Tanggal perdagangan saham
Open	Harga pembukaan saham
High	Harga tertinggi saham
Low	Harga terendah saham
Close	Harga penutupan saham
Adj Close	Harga penutupan saham yang disesuaikan
Volume	Jumlah saham yang diperdagangkan

Instrumen penelitian ini menggunakan berupa perangkat lunak Altair AI Studio (RapidMiner) yang dimanfaatkan untuk melakukan seluruh tahapan pengolahan data, pembentukan model *Support Vector Machine*, optimisasi parameter, serta evaluasi kinerja model. Instrumen ini dipilih karena menyediakan operator yang mendukung implementasi SVM berbasis LibSVM, optimisasi parameter secara evolusioner, serta perhitungan metrik evaluasi regresi secara otomatis.

Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dilakukan dengan cara mengunduh data historis harga saham TLKM dari *Yahoo Finance* dalam format CSV. Data yang telah diperoleh kemudian diseleksi dan dipersiapkan sesuai kebutuhan penelitian sebelum diproses lebih lanjut.

Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini digunakan untuk mengevaluasi kinerja model *Support Vector Machine* (SVM) dalam memprediksi harga saham, baik pada model tanpa optimisasi parameter maupun model dengan optimisasi parameter. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik regresi yang umum dipakai, yaitu *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Absolute Error* (AE), *Correlation*, dan *Prediction Average*, sehingga perbandingan performa antar-skenario dapat dilihat dari tingkat *error* prediksi dan kekuatan hubungan antara nilai aktual dan nilai prediksi (Ricky et al., 2022).

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

Root Mean Squared Error (RMSE) digunakan untuk mengukur besar kesalahan prediksi dengan memberikan penalti lebih besar pada error yang besar, sehingga umum dipakai pada evaluasi model regresi dan *forecasting* (Bargam et al., 2024). Nilai $\boldsymbol{y_i}$ merepresentasikan data aktual, $\hat{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{i}}$ merepresentasikan hasil prediksi model, dan $\boldsymbol{n}$ adalah jumlah data pengujian. Semakin kecil nilai RMSE, maka semakin baik model dalam mendekati nilai aktual.

$$\boldsymbol{AE} = |\boldsymbol{y_i} - \hat{\boldsymbol{y}}_{\boldsymbol{i}}| \quad \textbf{(2)}$$

Absolute Error (AE) digunakan untuk menghitung besar kesalahan prediksi pada setiap data secara individual. Nilai AE yang kecil menandakan bahwa prediksi pada data tersebut mendekati nilai aktual, sedangkan nilai AE yang besar menunjukkan deviasi prediksi yang tinggi, metrik ini umum digunakan pada evaluasi prediksi deret waktu berbasis SVR (Pradasyah & Baita, 2025).

$$\textbf{Correlation} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}}} \quad \textbf{(3)}$$

Correlation digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan linear antara nilai aktual dan nilai prediksi. Nilai $\bar{\boldsymbol{y}}$ adalah rata-rata data aktual, sedangkan $\bar{\hat{\boldsymbol{y}}}$ adalah rata-rata nilai prediksi. Nilai korelasi berada pada rentang −1 sampai 1, di mana nilai yang semakin mendekati 1 menunjukkan kesesuaian pola prediksi terhadap data aktual semakin kuat, sehingga model dianggap lebih baik dalam mengikuti pergerakan harga saham.

$$\boldsymbol{Prediction\ Average} = \frac{\boldsymbol{1}}{\boldsymbol{n}}\sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}}\hat{\boldsymbol{y}} \quad \textbf{(4)}$$

Prediction Average digunakan untuk menunjukkan rata-rata nilai prediksi yang dihasilkan model pada data pengujian. Nilai ini berguna untuk melihat kecenderungan keluaran model secara umum, misalnya apakah model cenderung menghasilkan prediksi pada rentang tertentu. *Prediction Average* tidak digunakan sebagai ukuran *error*, tetapi sebagai informasi tambahan untuk memahami karakteristik hasil prediksi model.

Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan *error* prediksi global yang lebih rendah, AE memberikan gambaran kesalahan prediksi pada tiap data, sedangkan *correlation* yang mendekati 1 menunjukkan tingkat kesesuaian pola prediksi terhadap data aktual yang semakin tinggi. *Prediction Average* digunakan sebagai indikator tambahan untuk melihat kecenderungan rata-rata hasil prediksi, sehingga keseluruhan metrik dapat digunakan untuk membandingkan performa model SVM dengan optimisasi parameter dan tanpa optimisasi parameter secara lebih komprehensif.

Copyright © 2025, Jurnal Pengabdian Masyarakat dan Riset Pendidikan
ISSN 2963-7856 (print), ISSN 2961-9890 (online)

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini berfokus pada evaluasi performa model prediksi harga saham menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) serta analisis pengaruh parameter terhadap akurasi dan *error* prediksi. Mengingat data harga saham memiliki karakteristik fluktuatif, *nonlinier*, dan dipengaruhi banyak faktor eksternal, keberhasilan model prediksi tidak hanya ditentukan oleh pemilihan algoritma, tetapi juga oleh ketepatan penentuan parameter yang mengontrol kompleksitas model, sensitivitas kernel, dan toleransi kesalahan prediksi. Oleh karena itu, penelitian ini membandingkan penggunaan optimisasi parameter dan tanpa optimisasi parameter pada model SVM tipe *epsilon-Support Vector Regression* (epsilon-SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) untuk memperoleh kombinasi parameter yang paling sesuai dengan pola data saham TLKM periode 2022–2024.

Analisis Kinerja Model Setelah Optimasi Parameter

Pada tahap ini optimisasi parameter dilakukan untuk menyesuaikan nilai parameter utama SVM agar model mampu menangkap pola nonlinier data harga saham secara optimal. Parameter yang dioptimasi meliputi parameter $\boldsymbol{C}$ yang mengontrol tingkat penalti terhadap kesalahan prediksi, parameter $\boldsymbol{\gamma}$ yang mengatur sensitivitas kernel RBF, serta parameter $\boldsymbol{\epsilon}$ yang menentukan batas toleransi kesalahan pada ε-SVR. Hasil optimisasi parameter ini menjadi dasar pembentukan model SVM yang selanjutnya digunakan pada tahap pengujian

Tabel 2. Hasil Optimisasi Parameter SVM

Parameter	Nilai Optimal
$\boldsymbol{\gamma}$	3.446
$\boldsymbol{C}$	91.436
$\boldsymbol{\epsilon}$	0.001

Berdasarkan Tabel 2, nilai parameter $\boldsymbol{C}$ yang relatif besar menunjukkan bahwa model memberikan penalti yang tinggi terhadap kesalahan prediksi, sehingga model berusaha meminimalkan error pada data pelatihan dan pengujian. Nilai $\boldsymbol{\epsilon}$ yang sangat kecil mengindikasikan bahwa model memiliki batas toleransi kesalahan yang sempit, sehingga prediksi yang dihasilkan diharapkan mendekati nilai aktual. Sementara itu, nilai $\boldsymbol{\gamma}$ yang cukup besar pada kernel RBF menunjukkan bahwa model memiliki sensitivitas yang tinggi terhadap perubahan pola lokal pada data harga saham, yang sesuai dengan karakteristik pergerakan harga saham yang fluktuatif dan dinamis.

Selanjutnya, hasil pengujian model *Support Vector Machine* dibahas berdasarkan parameter optimal yang telah diperoleh. Model SVM ε-SVR dengan kernel RBF kemudian diterapkan pada data pengujian untuk mengevaluasi kinerja prediksi harga saham. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *root mean squared error*, *absolute error*, *correlation*, dan *prediction average* untuk menilai tingkat kesalahan prediksi, kesesuaian pola prediksi terhadap data aktual, serta kecenderungan rata-rata nilai prediksi yang dihasilkan model.

Tabel 3. Hasil Kinerja Model SVM Menggunakkan Optimisasi Parameter

Metrik Evaluasi	Nilai
Root Mean Squared Error (RMSE)	$\mathbf{0.099 \pm 0.000}$
Absolute Error (AE)	$\mathbf{0.094 \pm 0.030}$
Correlation	0.977
Prediction Average	$\mathbf{4.099 \pm 0.306}$

Berdasarkan Tabel 3, nilai root mean squared error sebesar $\mathbf{0.099 \pm 0.000}$ menunjukkan bahwa kesalahan prediksi global yang dihasilkan model relatif rendah dan stabil. Nilai *absolute error* sebesar $\mathbf{0.094 \pm 0.030}$ mengindikasikan bahwa secara rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual tergolong kecil, meskipun masih terdapat variasi *error* pada beberapa data pengujian. Nilai *correlation* sebesar 0.977 menandakan adanya hubungan yang sangat kuat antara hasil prediksi dan data aktual, sehingga model mampu mengikuti pola pergerakan harga saham dengan baik. Selain itu, nilai *prediction average* sebesar $\mathbf{4.099 \pm 0.306}$ memberikan gambaran kecenderungan rata-rata hasil prediksi yang dihasilkan model pada skala data yang digunakan, serta menunjukkan variasi prediksi yang masih berada dalam rentang wajar.

Analisis Kinerja Model Tanpa Optimisasi Parameter

Setelah pengujian menggunakkan optimisasi parameter, pengujian dilakukan menggunakan model sama yaitu *Support Vector Machine* (SVM) tipe *epsilon-Support Vector Regression* (ε-SVR) dengan kernel Radial Basis Function (RBF) tanpa proses optimisasi parameter. Pada skenario ini, nilai parameter SVM menggunakan parameter default yang disediakan oleh LibSVM pada perangkat lunak RapidMiner. Penggunaan parameter default ini bertujuan sebagai model pembanding (*baseline*) untuk mengevaluasi sejauh mana pengaruh optimisasi parameter terhadap kinerja prediksi harga saham.

Tabel 4. Parameter Default LibSVM

Parameter	Nilai Optimal
$\boldsymbol{\gamma}$	0.05
$\boldsymbol{C}$	1
$\boldsymbol{\epsilon}$	0.1

Berdasarkan Tabel 4, penggunaan parameter default pada LibSVM bertujuan untuk membentuk model dasar (*baseline model*) sebagai pembanding terhadap model SVM dengan optimisasi parameter. Pada skenario ini, parameter $\boldsymbol{C}$ ditetapkan sebesar 1.0 sesuai nilai standar LibSVM untuk merepresentasikan kompromi awal antara kompleksitas model dan kemampuan generalisasi. Parameter $\boldsymbol{\gamma}$ ditentukan secara otomatis sebagai kebalikan dari jumlah atribut input $\left(\boldsymbol{\gamma} = \frac{\mathbf{1}}{\text{jumlah atribut}}\right)$. Setelah proses *windowing*, jumlah atribut input meningkat sehingga nilai $\boldsymbol{\gamma}$ menjadi lebih kecil dan diperoleh $\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{0.05}$, yang membantu menjaga sensitivitas kernel RBF agar tetap stabil dalam menghadapi pola harga saham yang fluktuatif. Parameter ϵ ditetapkan sebesar 0.1 sebagai batas toleransi kesalahan pada ε-SVR, sehingga model memiliki fleksibilitas terhadap noise pada data. Dengan penggunaan parameter default tersebut, evaluasi kinerja SVM dapat dilakukan secara objektif dan perbedaan performa yang muncul pada pengujian berikutnya dapat dikaitkan langsung dengan pengaruh optimisasi parameter terhadap akurasi dan error prediksi.

Setelah setelah penggunaan parameter default pada LibSVM, Pengujian model *Support Vector Machine* (SVM) tanpa optimisasi parameter dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model dasar (*baseline model*) sebelum dibandingkan dengan model yang menggunakan optimisasi parameter. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *root mean squared error, absolute error, correlation*, dan *prediction average* guna menilai tingkat kesalahan prediksi, kestabilan model, serta kesesuaian pola prediksi terhadap data aktual.

Tabel 5. Hasil Kinerja SVM Tanpa Optimisasi Parameter

Metrik Evaluasi	Nilai
Root Mean Squared Error (RMSE)	0.065±0.000
Absolute Error	0.053±0.037
correlation	0.978
prediction average	4.099±0.306

Berdasarkan Tabel 5, Hasil pengujian menunjukkan bahwa model SVM tanpa optimisasi parameter menghasilkan nilai *root mean squared error* sebesar $\mathbf{0.065 \pm 0.000}$, yang menandakan tingkat kesalahan prediksi global relatif rendah dan stabil. Nilai *absolute error* sebesar $\mathbf{0.053 \pm 0.037}$menunjukkan bahwa secara rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual masih tergolong kecil, meskipun terdapat variasi kesalahan pada beberapa data pengujian. Nilai *correlation* sebesar 0.978 mengindikasikan adanya hubungan yang sangat kuat antara hasil prediksi dan data aktual, sehingga model mampu mengikuti pola pergerakan harga saham dengan baik. Selain itu, *nilai prediction average* sebesar $\mathbf{4.099 \pm 0.306}$ menunjukkan bahwa rata-rata hasil prediksi berada pada rentang yang konsisten dengan skala data yang digunakan.

Perbandingan Kinerja dan Visualisasi Hasil Prediksi

Perbandingan kinerja model dilakukan untuk menganalisis pengaruh penggunaan optimisasi parameter terhadap akurasi dan error prediksi harga saham menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Perbandingan ini dilakukan dengan menggunakan dataset, skema pembagian data, kernel, serta metrik evaluasi yang sama, sehingga perbedaan performa yang diperoleh dapat secara langsung dikaitkan dengan penggunaan optimisasi parameter (Salehpour, 2023). Prinsip evaluasi seperti ini penting dalam studi peramalan (forecasting) karena perbandingan yang adil harus mempertahankan

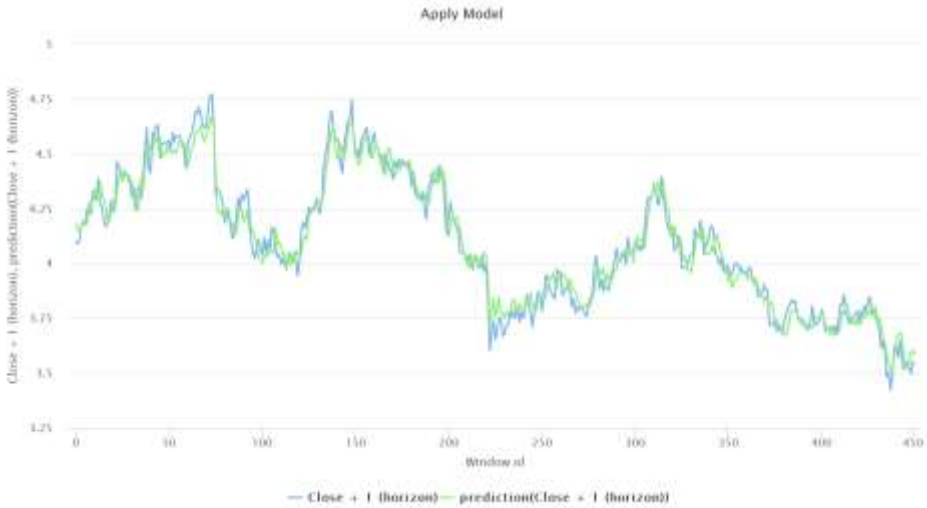
Copyright © 2025, Jurnal Pengabdian Masyarakat dan Riset Pendidikan
ISSN 2963-7856 (print), ISSN 2961-9890 (online)

konsistensi data uji, prosedur evaluasi, dan ukuran error agar interpretasi hasil tidak bias (Hewamalage et al., 2023).

Berdasarkan hasil evaluasi yang telah disajikan pada tabel hasil sebelumnya, model SVM dengan optimisasi parameter menghasilkan nilai *root mean squared error* sebesar $\mathbf{0.099 \pm 0.00}$ dan *absolute error* sebesar $\mathbf{0.094 \pm 0.030}$. Sementara itu, model SVM tanpa optimisasi parameter menghasilkan nilai *root mean squared error* sebesa $\mathbf{0.065 \pm 0.00}$ r dan *absolute error* sebesar $\mathbf{0.053 \pm 0.037}$. Meskipun tujuan optimisasi parameter adalah meminimalkan error, hasil pengujian pada data uji menunjukkan bahwa skenario optimisasi menghasilkan RMSE dan AE yang lebih tinggi dibandingkan model baseline. Temuan ini mengindikasikan bahwa kombinasi parameter hasil optimisasi belum menghasilkan kemampuan generalisasi yang lebih baik pada data uji. Salah satu penyebab yang mungkin adalah kecenderungan *overfitting*, karena nilai $\boldsymbol{C}$ yang tinggi dan $\boldsymbol{\epsilon}$ yang sangat kecil membuat model lebih ketat terhadap kesalahan sehingga menjadi lebih sensitif terhadap *noise* atau fluktuasi lokal. Akibatnya, prediksi terlihat lebih responsif pada grafik, namun deviasi pada titik ekstrem dapat meningkat dan berkontribusi terhadap kenaikan RMSE. Dengan demikian, pada penelitian ini optimisasi parameter meningkatkan responsivitas pola prediksi, tetapi tidak meningkatkan akurasi numerik berdasarkan metrik error utama. Oleh karena itu, interpretasi performa perlu dilakukan secara komprehensif dengan mempertimbangkan metrik evaluasi lain dan perilaku model pada data uji (Hewamalage et al., 2023).

Ditinjau dari nilai *correlation*, kedua model menunjukkan hubungan yang sangat kuat antara nilai prediksi dan nilai aktual. Model dengan optimisasi parameter memperoleh nilai *correlation* sebesar 0.977, sedangkan model tanpa optimisasi parameter memperoleh nilai correlation sebesar 0.978. Nilai korelasi yang mendekati 1 mengindikasikan bahwa kedua model mampu menangkap arah pergerakan harga saham dengan baik. Selain itu, nilai *prediction average* yang sama pada kedua model, yaitu sebesar 4.099 ± 0.306, menunjukkan bahwa kecenderungan rata-rata hasil prediksi berada pada skala yang konsisten dan tidak mengalami bias nilai secara signifikan.

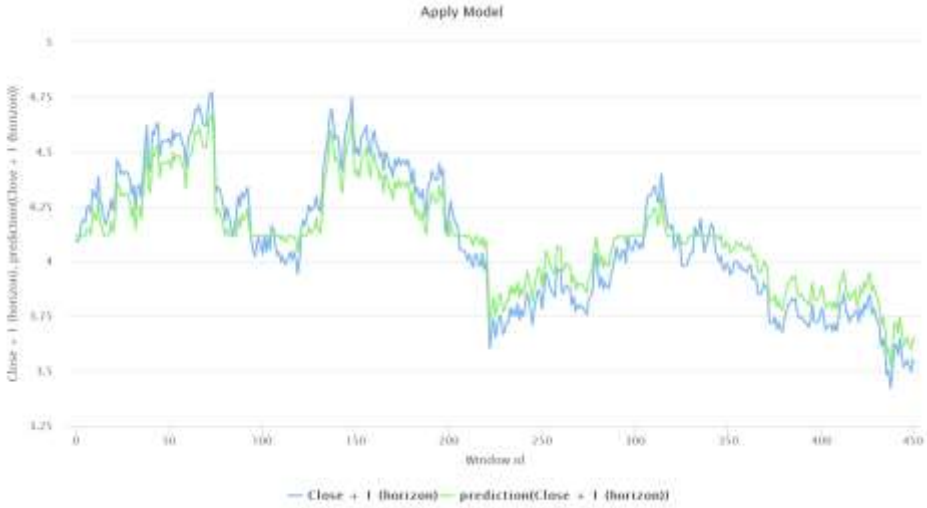
Untuk memperjelas perbedaan kemampuan kedua model dalam mengikuti fluktuasi harga saham, hasil prediksi divisualisasikan dalam bentuk grafik perbandingan antara nilai aktual dan nilai prediksi. Perbandingan visualisasi aktual dan prediksi merupakan praktik yang umum dalam studi forecasting karena membantu menilai kesesuaian pola (*trend*/naik-turun) dan mendeteksi bagian data yang sulit diprediksi (misalnya lonjakan tajam) yang terkadang tidak sepenuhnya tercermin dari nilai *error* agregat saja (Hewamalage et al., 2023). Grafik hasil prediksi model SVM tanpa optimisasi parameter ditunjukkan pada Gambar 3, sedangkan grafik hasil prediksi model SVM dengan optimisasi parameter ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 3. Grafik Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi SVM Tanpa Optimisasi Parameter

Berdasarkan Gambar 3, kurva prediksi pada model SVM tanpa optimisasi parameter mampu mengikuti tren umum pergerakan harga saham. Namun, pada beberapa periode terlihat adanya jarak yang cukup jelas antara kurva prediksi dan kurva aktual, terutama ketika terjadi perubahan harga yang tajam. Kondisi ini menunjukkan bahwa model cenderung menghasilkan prediksi yang lebih halus dan

kurang responsif terhadap fluktuasi lokal, sehingga meskipun nilai error secara numerik relatif kecil, model berpotensi mengalami *underfitting* terhadap dinamika harga saham yang kompleks.



Gambar 4. Grafik Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi SVM dengan Optimisasi Parameter

Berbeda dengan Gambar 3, pada Gambar 4 terlihat bahwa kurva prediksi model SVM dengan optimisasi parameter memiliki rentang variasi yang lebih luas dan mampu mengikuti fluktuasi harga saham secara lebih responsif. Secara umum, proses *tuning*/optimasi parameter pada SVR memang ditujukan untuk memperoleh kombinasi parameter (misalnya C, γ, dan ε) yang lebih sesuai dengan karakteristik data, sehingga model dapat menyeimbangkan kompleksitas dan kemampuan generalisasi, terutama pada data *nonlinier*.

Konsekuensinya, pada beberapa titik ekstrem terjadi deviasi prediksi yang lebih besar, yang berkontribusi terhadap peningkatan nilai RMSE. Namun, hal ini justru dapat menunjukkan bahwa model tidak terlalu "meratakan" variasi data dan berupaya merepresentasikan dinamika perubahan yang lebih realistis, khususnya ketika parameter SVR dioptimasi untuk mengikuti pola lokal pada deret waktu.

Secara keseluruhan, hasil perbandingan menunjukkan bahwa penggunaan optimisasi parameter pada model SVM memberikan pengaruh terhadap karakteristik prediksi model, khususnya dalam mengatur sensitivitas kernel dan kompleksitas model terhadap fluktuasi harga saham. Meskipun secara numerik model tanpa optimisasi parameter menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil pada penelitian ini, visualisasi grafik dan nilai korelasi menunjukkan bahwa model dengan optimisasi parameter memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengikuti perubahan pola data yang tajam dan *nonlinier*, sehingga evaluasi performa model perlu mempertimbangkan metrik *error* sekaligus perilaku prediksi pada visualisasi (Hewamalage et al., 2023).

SIMPULAN

Kesimpulan penelitian ini menunjukkan bahwa model prediksi harga saham TLKM periode 2022–2024 menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) tipe ε-SVR dengan kernel RBF mampu mengikuti pola pergerakan data aktual dengan tingkat kesesuaian yang tinggi, baik pada skenario tanpa optimisasi parameter maupun dengan optimisasi parameter. Pada dataset yang digunakan, model baseline menghasilkan *error* numerik (RMSE dan AE) yang lebih rendah, sedangkan model hasil optimisasi menghasilkan prediksi yang lebih responsif terhadap fluktuasi harga namun mengindikasikan sensitivitas yang lebih tinggi terhadap pola lokal sehingga *error* pada data uji meningkat. Berdasarkan temuan tersebut, penelitian selanjutnya direkomendasikan untuk memperluas evaluasi dengan skema validasi deret waktu (misalnya *walk-forward validation*), menerapkan optimisasi parameter berbasis *cross-validation* untuk mengurangi risiko *overfitting*, mengeksplorasi variasi kernel dan rentang parameter, serta menambahkan fitur eksternal seperti indikator teknikal atau variabel makroekonomi agar model lebih adaptif dan akurat dalam memprediksi pergerakan harga saham yang dipengaruhi banyak faktor.

Copyright © 2025, Jurnal Pengabdian Masyarakat dan Riset Pendidikan
ISSN 2963-7856 (print), ISSN 2961-9890 (online)

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti menyampaikan penghargaan dan terima kasih kepada para dosen pembimbing, jajaran fakultas, serta seluruh pihak yang telah membantu dalam proses pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada *Yahoo Finace* atas ketersediaan dataset yang menjadi dasar analisis penelitian ini. Peneliti menghargai setiap bentuk dukungan, baik berupa bimbingan akademik, penyediaan fasilitas, maupun diskusi ilmiah yang telah memperkaya proses penyusunan artikel ini.

REFERENSI

Ali, M., Khan, D. M., Aamir, M., Ali, A., & Ahmad, Z. (2021). Predicting the Direction Movement of Financial Time Series Using Artificial Neural Network and Support Vector Machine. *Complexity*, *2021*. https://doi.org/10.1155/2021/2906463

Bargam, B., Boudhar, A., Kinnard, C., Bouamri, H., Nifa, K., & Chehbouni, A. (2024). Evaluation of the support vector regression (SVR) and the random forest (RF) models accuracy for streamflow prediction under a data-scarce basin in Morocco. *Discover Applied Sciences*, *6*(6). https://doi.org/10.1007/s42452-024-05994-z

Beniwal, M., Singh, A., & Kumar, N. (2023). Forecasting long-term stock prices of global indices: A forward-validating Genetic Algorithm optimization approach for Support Vector Regression. *Applied Soft Computing*, *145*, 110566. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110566

Dash, R. K., Nguyen, T. N., Cengiz, K., & Sharma, A. (2023). Fine-tuned support vector regression model for stock predictions. *Neural Computing and Applications*, *35*(32), 23295–23309. https://doi.org/10.1007/s00521-021-05842-w

Hani'ah, M., Abdullah, M. Z., Sabilla, W. I., Akbar, S., & Shafara, D. R. (2023). Google Trends and Technical Indicator based Machine Learning for Stock Market Prediction. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, *22*(2), 271–284. https://doi.org/10.30812/matrik.v22i2.2287

Hewamalage, H., Ackermann, K., & Bergmeir, C. (2023). Forecast evaluation for data scientists: common pitfalls and best practices. *Data Mining and Knowledge Discovery*, *37*(2), 788–832. https://doi.org/10.1007/s10618-022-00894-5

Pradasyah, A., & Baita, A. (2025). Comparative Study of Support Vector Regression and Long Short-Term Memory for Stock Price Prediction. In *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* (Vol. 9, Issue 4). http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC

Ricky, A., Genesius, K., Setiawan, M., Nugroho Jaya, R., & Suhartono, D. (2022). Stock Market Prediction Using Support Vector Regressor with Radial Basis Function Kernel. *ACM International Conference Proceeding Series*, 380–387. https://doi.org/10.1145/3512388.3512444

Salehpour, A. (2023). Predicting Automobile Stock Prices Index in the Tehran Stock Exchange Using Machine Learning Models. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, *15*(5), 12–17. https://doi.org/10.5815/ijisa.2023.05.02

Shih, C. M., Yang, K. C., & Chao, W. P. (2023). Predicting Stock Price Using Random Forest Algorithm and Support Vector Machines Algorithm. *2023 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, 133–137. https://doi.org/10.1109/IEEM58616.2023.10406964

Sri Mulyani, A., & Widiharih, T. (2025). *IMPLEMENTASI METODE SUPPORT VECTOR REGRESSION UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM PT. ADARO ENERGY TBK*. *14*(2), 457–468. https://doi.org/10.14710/j.gauss.14.2.457-468

Su, X., Jiang, H., Qin, T., & Lin, G. (2024). Particle Swarm Optimization–Support Vector Regression (PSO-SVR)-Based Rapid Prediction Method for Radiant Heat Transfer for a Spacecraft Vacuum Thermal Test. *Applied Sciences*, *14*(20). https://doi.org/10.3390/app14209407

Tingyu, Z. (2020). Short-term stock trend prediction based on improved SVR . *2020 7th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE)* , 1283–1286. https://doi.org/10.1109/ICISCE50968.2020.00259

Widyaningrum, E. N., Putri, R. A., Fathan, M. A., & Safitriani, N. R. (2025). Stock Price Forecasting Using Autoregressive With Exogenous Variable Support Vector Regression (ARX – SVR). *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, *21*(3), 847–854. https://doi.org/10.20956/j.v21i3.43613

Zhang, H. C., Wu, Q., Li, F. Y., & Li, H. (2022). Multitask Learning Based on Least Squares Support Vector Regression for Stock Forecast. *Axioms*, *11*(6). https://doi.org/10.3390/axioms11060292

Zhou, F. (2021). Cross-validation research based on RBF-SVR model for stock index prediction. *Data Science in Finance and Economics*, *1*(1), 1–20. https://doi.org/10.3934/DSFE.2021001

Copyright © 2025, Jurnal Pengabdian Masyarakat dan Riset Pendidikan
ISSN 2963-7856 (print), ISSN 2961-9890 (online)