

# Stock Price Forecasting of PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk Using the Support Vector Regression Method

Widya Febriani, Dony Permana\*

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

\*Corresponding author: [donypermana@fmipaunp.ac.id](mailto:donypermana@fmipaunp.ac.id)

Submitted : 13 Maret 2026

Revised : 27 April 2026

Accepted : 18 Mei 2026

## ABSTRACT

*Stock price forecasting is an important activity in the capital market because stock price movements tend to be nonlinear and volatile over time. PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk (BBRI) is a blue-chip stock with high liquidity and strong fundamentals, making it an appropriate subject for forecasting research. This study aims to predict BBRI's stock price using the Support Vector Regression (SVR) method, which is known for its ability to model nonlinear relationships and minimize overfitting. The data used consist of BBRI's daily closing prices from January 2020 to December 2024. Before modeling, the data were normalized using the Min–Max method and divided into training and testing sets with an 80:20 ratio. The initial baseline model employed an SVR with a linear kernel. The model was then optimized using the Radial Basis Function (RBF) kernel through Grid Search Optimization combined with time-series cross-validation to determine the best parameter combination. Optimal parameters were selected based on the lowest Root Mean Square Error (RMSE). The results show that the SVR RBF model outperformed the linear model in capturing the nonlinear patterns of BBRI's stock price. During testing, the optimized model achieved an RMSE of 0.022054, indicating high predictive accuracy. The optimized SVR model was subsequently used to forecast stock prices for the next period and demonstrated relatively stable yet dynamic price movements. Overall, the findings confirm that the SVR method is effective and reliable for stock price forecasting and can serve as a valuable reference for investors and future financial research.*

**Keywords:** Forecasting, Stock Price, Support Vector Regression, Time Series, Machine Learning



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

## I. PENDAHULUAN

Pasar modal merupakan sistem keuangan yang terdiri atas bank komersial serta lembaga keuangan yang berfungsi sebagai perantara dalam perdagangan sekuritas, seperti saham, obligasi, dan obligasi korporasi. Keberadaan pasar modal juga menjadi daya tarik bagi investor untuk menanamkan modalnya pada saham. Untuk menilai saham yang memiliki kinerja baik, dapat digunakan indeks harga saham. Indeks ini merupakan salah satu indikator penting yang digunakan untuk menggambarkan pergerakan harga saham di pasar. Salah satu masalah penting dalam perdagangan saham adalah prediksi pasar saham; harga bervariasi tergantung pada waktu dan informasi sebelumnya. Hasil prediksi pasar saham yang akurat menjadi penting karena berbagai alasan, salah satunya adalah kebutuhan investor untuk melindungi nilai aset mereka dari potensi risiko pasar. Selain itu, prediksi tersebut juga membuka peluang bagi spekulator dan pelaku arbitrase untuk memperoleh keuntungan melalui perdagangan indeks. Dalam konteks ini, investor perlu bersikap hati-hati karena pasar modal memiliki daya tarik yang tinggi bagi para pelaku investasi saham. Untuk menentukan saham yang layak dipilih, investor dapat mempertimbangkan indikator seperti indeks harga saham (Atika Mahgfirah & Indi Rahayu, 2025). Dibandingkan dengan obligasi dan instrumen investasi lainnya, saham menawarkan potensi keuntungan yang lebih besar dengan kebutuhan modal yang relatif lebih kecil, sehingga menjadi salah satu instrumen investasi yang paling diminati. Pada dasarnya, tujuan utama investor dalam berinvestasi saham adalah memaksimalkan keuntungan, baik melalui dividen maupun capital gain, dengan tetap memperhatikan pergerakan harga saham. Mereka juga harus memperhatikan harga saham yang mereka beli karena harga saham menunjukkan kinerja perusahaan. Apabila bisnis berhasil, keuntungan yang dihasilkan dari operasinya meningkat (Fitriani et al., 2024).

Salah satu contoh saham yang banyak diminati investor adalah saham BBRI. PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk (BBRI) merupakan saham kategori *blue-chip* yang menarik perhatian karena didukung oleh fundamental perusahaan yang kuat serta tingkat likuiditas yang tinggi di pasar saham Indonesia. Sebagai lembaga perbankan yang berfokus pada pembiayaan sektor Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM), BBRI memiliki peran strategis dalam mendukung pertumbuhan ekonomi nasional. Dengan jaringan operasional yang luas hingga ke berbagai wilayah terpencil di Indonesia, BBRI mampu mempertahankan reputasinya sebagai salah satu institusi keuangan yang terpercaya. Di pasar modal, saham BBRI dikenal sebagai emiten yang stabil dan aktif diperdagangkan. Kinerja keuangan perusahaan juga menunjukkan tren yang positif dari waktu ke waktu. Dalam beberapa tahun terakhir, BBRI mampu beradaptasi dengan dinamika bisnis, termasuk melalui penerapan digitalisasi layanan perbankan, yang bertujuan untuk meningkatkan efisiensi operasional sekaligus memberikan pengalaman layanan yang lebih baik kepada nasabah (Wachdah et al., 2025).

Dalam peramalan harga saham, teknik statistik konvensional seperti regresi linear dan model seri waktu klasik sering digunakan. Namun, teknik-teknik ini tidak dapat menangkap pola data yang tidak linier dan kompleks, yang sering terlihat pada data harga saham. *Support Vector Regression* (SVR) ialah metode nonlinier yang digunakan untuk meningkatkan akurasi peramalan karena kemajuan ilmu data dan machine learning. *Support Vector Regression* adalah evolusi dari *Support Vector Machine* (SVM) untuk menangani masalah regresi. SVR memiliki keunggulan dalam menangani data berdimensi besar, mengatasi overfitting, dan memodelkan hubungan nonlinier dengan menggunakan fungsi kernel. Karakteristik-karakteristik ini menjadikannya alat yang potensial untuk memodelkan dan meramalkan harga saham dengan pola yang kompleks dan volatilitas tinggi.

Berdasarkan latar belakang ini, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode Support Vector Regression dalam melakukan peramalan harga saham PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran tentang kemampuan SVR untuk memodelkan pergerakan harga saham BBRI serta menjadi referensi bagi investor dan peneliti dalam menentukan metode peramalan pasar modal yang tepat.

## II. METODE PENELITIAN

### A. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa harga saham harian PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk (BBRI). Periode data mencakup Januari 2020 hingga Desember 2024, sehingga mampu merepresentasikan kondisi pasar sebelum, selama, dan setelah periode volatilitas tinggi akibat dinamika ekonomi global. Variabel utama yang digunakan adalah harga penutupan saham (*closing price*), karena variabel ini mencerminkan nilai akhir transaksi dalam satu hari perdagangan dan umum digunakan sebagai indikator utama dalam analisis serta peramalan harga saham.

### B. Tahapan Analisis

Tahapan analisis pada penelitian ini sebagai berikut.

1. Mengumpulkan data harga saham melalui website Investing. Dimana data yang diambil dari Januari 2020 hingga Desember 2024.
2. Melakukan normalisasi data untuk meminimalisir kesalahan proses dalam data mining. Normalisasi dilakukan menggunakan metode *Min-Max Scalling* agar seluruh nilai berada dalam rentang 0 sampai 1. Normalisasi data sangat penting karena SVR sangat sensitif terhadap skala data (Alhassan et al., 2020)

$$\text{Normalisasi} = \frac{(x_i - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \quad (1)$$

Dimana  $x_i$  adalah data aktual dan  $x_{max}$  serta  $x_{min}$  adalah nilai maksimum dan nilai minimum dalam dataset.

3. Data dibagi menjadi data *training* dan *testing*. Proporsi pembagian yang digunakan 80% data *training* dan 20% data *testing*.
4. Membangun model awal (*Baseline*)

Model awal SVR dibentuk menggunakan kernel linear dengan fungsi sebagai berikut:

$$f(x) = w^T x + b \quad (2)$$

dengan parameter  $C = 1$ ,  $\varepsilon = 0.1$ , dan  $\gamma = 1$ . Tujuan model awal ini adalah mengevaluasi kecenderungan linearitas data. Jika model linear tidak menunjukkan performa yang memadai, maka dapat disimpulkan bahwa data bersifat nonlinier dan membutuhkan kernel seperti RBF (Pane et al., 2025).

5. Mementukan kernel yang digunakan

*Support Vector Regression* (SVR) digunakan untuk membangun model regresi yang mampu menangkap hubungan antara variabel input dan output dengan tetap menjaga kesederhanaan model. Metode ini tidak hanya cocok untuk data yang bersifat linear, tetapi juga efektif untuk data non-linear melalui penerapan fungsi kernel. Kernel berfungsi untuk memetakan data ke dalam ruang fitur berdimensi lebih tinggi, sehingga hubungan non-linear dalam data dapat dipelajari secara lebih optimal. Dalam penelitian ini, digunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) karena memiliki tingkat fleksibilitas yang tinggi dalam menangkap berbagai pola data.

$$K(x, z) = \exp\left(-\frac{\|x - z\|^2}{2\gamma^2}\right) \quad (3)$$

Kinerja model SVR dengan kernel RBF dipengaruhi oleh parameter  $\gamma$ ,  $C$ , dan  $\epsilon$ , yang masing-masing mengatur sensitivitas model, tingkat toleransi kesalahan, dan kompleksitas model. Nilai parameter tersebut ditentukan melalui proses optimasi untuk memperoleh hasil prediksi yang optimal (Oktanisa et al., 2020).

6. Pemilihan Model Terbaik dengan *Optimasi Hyperparameter (Grid Search dan Cross-Validation)*  
Salah satu pendekatan yang digunakan untuk memperoleh parameter optimal pada model SVR adalah metode *grid search*. Metode ini bekerja dengan mengevaluasi berbagai kombinasi parameter yang telah ditentukan sebelumnya, di mana proses pemilihannya didasarkan pada nilai kinerja model. Evaluasi kinerja dilakukan melalui teknik *cross-validation* pada data pelatihan untuk memastikan kemampuan reminderisasi model. Kombinasi parameter yang menghasilkan tingkat akurasi tertinggi berdasarkan proses *cross-validation* kemudian dipilih sebagai parameter optimal untuk digunakan dalam model. Dalam penelitian ini, proses *grid search* diterapkan dengan skema *k-fold cross-validation*, di mana parameter yang diuji disesuaikan dengan jenis kernel yang digunakan pada model SVR (Ruliana et al., 2024).
7. Membentuk model SVR berdasarkan kombinasi parameter  $C$ ,  $\epsilon$ , dan  $\gamma$  yang telah diuji melalui *Grid Search*. Model dibangun dengan meminimalkan fungsi objektif SVR sesuai formulasi optimasi pada ruang fitur kernel. Model akhir dipilih dari kombinasi parameter dengan nilai kesalahan prediksi terkecil berdasarkan hasil evaluasi *cross validation* (Pane et al., 2025).
8. Mengevaluasi performa model menggunakan perhitungan *Root Mean Squared Error* (RMSE)  
*Root Mean Square Error* (RMSE) merupakan ukuran yang digunakan untuk menilai besarnya kesalahan pada hasil prediksi. Semakin kecil nilai RMSE atau semakin mendekati nol, maka semakin tinggi tingkat akurasi dari model prediksi yang dihasilkan (Azis et al., 2023).

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

di mana  $y_i$  adalah nilai aktual,  $\hat{y}_i$  adalah nilai prediksi, dan  $n$  adalah jumlah data.

9. Memprediksi harga saham untuk 12 hari ke depan

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif harga saham harian PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk dari Januari 2020 – Desember 2024.

BBRI	Nilai (Persen)
Min	2.17
Max	6.40
Median	4.50
Mean	4.45
Std. Deviasi	0.78

Nilai variabel selama periode pengamatan menunjukkan tingkat variasi yang cukup jelas, menurut tabel statistik deskriptif BBRI. Nilai minimum adalah 2,17% dan nilai maksimum adalah 6,40%, yang menunjukkan rentang pergerakan nilai yang masuk akal. Data berada pada kondisi yang relatif stabil dengan distribusi yang cenderung simetris di sekitar nilai tengah. Hal ini ditunjukkan oleh nilai mean sebesar 4,45% dan median sebesar 4,50% yang tidak berbeda jauh. Selain itu, nilai standar deviasi sebesar 0,78% mengindikasikan tingkat volatilitas yang rendah, sehingga fluktuasi

data tidak terlalu signifikan dan cenderung terkonsentrasi di sekitar nilai rata-rata. Dalam situasi ini, ada dasar yang kuat untuk melakukan pemodelan yang lebih konsisten untuk menangkap dinamika pergerakan nilai BBKA.

### B. Normalisasi Data

Normalisasi data untuk membuat struktur basis data yang dapat menghilangkan sebagian besar ambiguitas. Metode *normalisasi Min-Max* melakukan transformasi linier pada data awal sehingga nilai perbandingan sebelum dan sesudah proses seimbang.

### C. Pembagian Data

Pembagian ini dilakukan secara berurutan mengikuti karakteristik data runtun waktu, di mana observasi pada periode sebelumnya dimanfaatkan untuk melatih model, sedangkan data pada periode berikutnya digunakan untuk mengevaluasi kemampuan prediksi model. Penggunaan proporsi 80:20 dipilih karena umum diterapkan dalam penelitian peramalan ekonomi dan dinilai dapat menjaga keseimbangan yang baik antara proses pembelajaran model dan pengujian kinerjanya (Azis et al., 2023).

Tabel 2. Pembagian Data

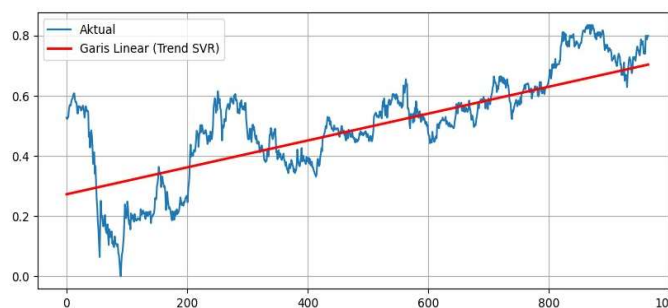
Data	Proporsi	Jumlah Data
Data Training	80%	966
Data Testing	20%	242

Pada Tabel 2 proses pembagian data dilakukan dengan mengalokasikan mayoritas dataset sebagai data *training* sebesar 80% atau sebanyak 966 data. Sementara itu, sisanya sebesar 20% atau sebanyak 242 data dialokasikan sebagai *data testing* untuk keperluan validasi model. Penggunaan proporsi 80:20 ini mencerminkan keseimbangan yang optimal dalam membangun model prediktif, di mana porsi data pelatihan yang besar memungkinkan model untuk mempelajari pola pergerakan nilai secara mendalam, sedangkan porsi pengujian yang memadai menjamin evaluasi performa model tetap realistis dan reliabel saat menghadapi data baru di masa depan.

### D. Penerapan Metode *Support Vektor Regression (SVR)*

#### 1. Membangun model SVR

Model awal atau baseline pada penelitian ini dikembangkan menggunakan metode *Support Vector Regression* dengan fungsi kernel linear. Penentuan parameter dilakukan dengan menetapkan nilai  $\epsilon = 0.1$ , sedangkan parameter regularisasi C menggunakan nilai bawaan (*default*) yang disediakan oleh pustaka *scikit-learn*, yaitu sebesar 1. Proses pelatihan model dilakukan pada data inflasi yang telah melalui tahap normalisasi, sehingga seluruh variabel berada pada skala yang seragam dan mendukung kinerja model secara optimal.



Gambar 1. Prediksi SVR tanpa menggunakan kernel

Memperlihatkan hasil pemodelan awal menggunakan SVR dengan kernel linear pada data training yang telah dinormalisasi. Garis biru merepresentasikan nilai aktual data, sedangkan garis merah menunjukkan garis tren linear yang dihasilkan oleh model SVR linear. Berdasarkan grafik tersebut, terlihat bahwa data aktual mengalami fluktuasi yang cukup tinggi dari waktu ke waktu, namun secara umum menunjukkan kecenderungan meningkat. Model SVR dengan kernel linear mampu menangkap pola global berupa tren meningkat tersebut, yang ditunjukkan oleh kemiringan positif pada garis prediksi. Namun demikian, model belum mampu mengikuti fluktuasi data aktual yang bersifat nonlinier dan dinamis. Perbedaan antara nilai aktual dan garis tren, terutama pada periode dengan perubahan yang tajam, menunjukkan keterbatasan model linear dalam merepresentasikan variasi lokal data. Hasil ini mengindikasikan bahwa SVR linear lebih sesuai untuk menangkap kecenderungan jangka panjang (trend)

dibandingkan pola fluktuasi jangka pendek. Oleh karena itu, model SVR linear digunakan sebagai model baseline, dan diperlukan pengembangan lebih lanjut menggunakan kernel nonlinier, seperti *Radial Basis Function* (RBF), agar mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan adaptif terhadap karakteristik data yang kompleks.

### 2. Pemilihan Model Terbaik dengan *Grid Search Optimization*

Penentuan parameter optimal pada model SVR dilakukan melalui pendekatan *Grid Search Optimization* dengan menggunakan kernel *Radial Basis Function*. Parameter yang disesuaikan dalam proses ini mencakup nilai  $C$ ,  $\epsilon$ , dan  $\gamma$ . Proses pencarian parameter terbaik dilakukan dengan menerapkan skema *k-fold cross-validation* berbasis deret waktu, menggunakan jumlah lipatan sebanyak 2, 5, dan 10, sehingga diperoleh kombinasi parameter yang menghasilkan tingkat kesalahan prediksi paling rendah.

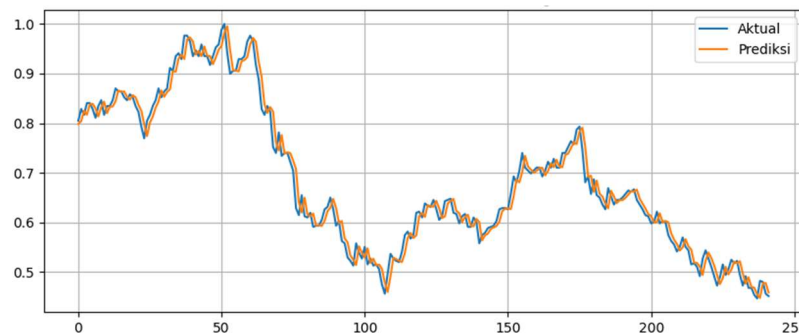
**Tabel 3.** Parameter Hasil Grid Search

Jumlah Lipatan ( $k$ )	$\epsilon$	$C$	$\gamma$	RMSE Cross-Validation
2	0.01	100	0.01	0.0166
5	0.01	100	0.01	0.0177
10	0.01	100	0.01	0.0184

Tabel 3 menunjukkan bahwa variasi jumlah lipatan ( $k$ ) pada proses *cross-validation* menghasilkan kombinasi parameter optimal yang relatif konsisten, khususnya pada nilai  $\epsilon$  sebesar 0.01 dan  $C$  sebesar 100. Perbedaan utama terlihat pada nilai parameter  $\gamma$  serta tingkat kesalahan prediksi yang dihasilkan. Model dengan  $k = 2$  memberikan nilai RMSE *cross-validation* paling rendah yaitu 0.0166 dibandingkan  $k = 5$  dan  $k = 10$ , yang mengindikasikan performa prediksi yang lebih baik pada konfigurasi tersebut. Sementara itu, peningkatan jumlah lipatan cenderung menghasilkan nilai RMSE yang sedikit lebih besar, meskipun perbedaannya tidak signifikan. Hasil ini menunjukkan bahwa pemilihan nilai  $k$  yang lebih kecil pada data inflasi bulanan dapat memberikan keseimbangan yang baik antara akurasi model dan stabilitas estimasi parameter.

### 3. Implementasi pada Data *Testing*

Setelah diperoleh model terbaik, langkah selanjutnya adalah menerapkan model tersebut beserta parameter optimalnya pada data *testing*. Hasil prediksi yang dihasilkan kemudian disajikan pada Gambar 2.



**Gambar 2.** Plot Nilai Prediksi Pada Data *Testing*

Pada Gambar 2 dapat dilihat perbandingan antara nilai inflasi aktual dan hasil prediksi menggunakan model SVR RBF pada data pengujian. Secara umum, garis prediksi mengikuti pola pergerakan data aktual dengan cukup baik, termasuk dalam menangkap arah penurunan dan kenaikan harga saham pada sebagian besar periode pengujian. Meskipun pada beberapa titik terlihat selisih antara nilai aktual dan prediksi, perbedaannya relatif kecil dan tidak menunjukkan penyimpangan yang ekstrem. Hal ini tercermin dari nilai RMSE data testing sebesar 0.022054, yang menandakan membuktikan bahwa model memiliki keandalan yang kuat dan tingkat kesalahan yang sangat minimal dalam memproyeksikan data di masa depan.

### 4. Hasil Prediksi Harga Saham Harian

Model SVR RBF yang telah dioptimalkan digunakan untuk melakukan prediksi harga saham BBRI. Hasil prediksi harga saham BBRI untuk 12 hari ke depan dapat dilihat pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Hasil Prediksi Harga Saham BBRI

Periode	Prediksi Harga BBRI
1	4.111
2	4.194
3	4.198
4	4.120
5	4.188
6	4.188
7	4.127
8	4.183
9	4.180
10	4.131
11	4.177
12	4.173

Hasil peramalan harga saham BBRI menunjukkan adanya fluktuasi nilai harian dengan kecenderungan bergerak pada kisaran yang stabil namun dinamis. Pada awal periode proyeksi (Periode 1), harga saham diperkirakan berada di level 4.111 dan mengalami variasi penurunan pada beberapa titik seperti Periode 4, 7, dan 10, yang mencerminkan adanya koreksi harga jangka pendek. Sebaliknya, peningkatan harga diproyeksikan terjadi secara berulang, dengan nilai tertinggi diperkirakan tercapai pada Periode 3 sebesar 4.198. Pola fluktuatif yang menyerupai gelombang ini mengindikasikan bahwa dinamika saham BBRI ke depan masih dipengaruhi oleh volatilitas pasar, namun secara umum tetap bertahan di atas level 4.11. Hasil prediksi ini dapat menjadi gambaran awal bagi investor dalam menyusun strategi pengambilan keputusan investasi.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Support Vector Regression* (SVR) mampu memodelkan dan meramalkan harga saham PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk dengan baik. Model SVR dengan kernel linear hanya mampu menangkap pola tren global, namun kurang optimal dalam mengikuti fluktuasi data yang bersifat nonlinier. Melalui proses optimasi parameter menggunakan *Grid Search Optimization* dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF), diperoleh model terbaik dengan tingkat kesalahan prediksi yang rendah. Nilai RMSE pada data pengujian sebesar 0.022054 menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang tinggi dan mampu memberikan prediksi yang cukup andal. Hasil peramalan harga saham menunjukkan pola pergerakan yang stabil namun tetap dinamis, mencerminkan karakteristik volatilitas pasar saham. Dengan demikian, metode SVR RBF dapat dijadikan sebagai alternatif yang efektif dalam peramalan harga saham. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar menambahkan variabel seperti volume perdagangan atau indikator teknikal serta membandingkan SVR dengan metode machine learning lainnya guna meningkatkan akurasi dan robustitas model.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Alhassan, B. G., Yusof, F. B., & Norrulashikin, S. M. (2020). Assimilation of Principal Component Analysis and Wavelet with Kernel Support Vector Regression for Medium-Term Financial Time Series Forecasting. *International Journal of Management and Humanities*, 4(7), 40–48. <https://doi.org/10.35940/ijmh.g0667.034720>
- Anggiasari, M., Zukhronah, E., & Handajani, S. S. (2025). Peramalan Harga Penutupan Saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk Menggunakan Model Hibrida ARIMA - SVR. *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi Dan Sistem Informasi*, 5(2), 32–41.
- Atika Mahgfirah, A., & Indi Rahayu, P. (2025). Analisis Support Vector Regression untuk Meramalkan Saham Perusahaan Dss di Indonesia. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 7(1), 44–54. <https://doi.org/10.35580/variansium356>

- Azis, H., Purnawansyah, P., Nirwana, N., & Dwiyanto, F. A. (2023). The Support Vector Regression Method Performance Analysis in Predicting National Staple Commodity Prices. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 15(2), 390–397. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v15i2.1686.390-397>
- Fitriani, R., Ratih, N. R., & Isnaniati, S. (2024). Analisis Peramalan Harga Saham Dengan Metode Arima Terhadap Keputusan Investasi Pada Perusahaan Perbankan Dalam Indeks LQ45. *JCA (Jurnal Cendekia Akuntansi)*, 5(1), 75. <https://doi.org/10.32503/akuntansi.v5i1.5311>
- Ibadi, M. F., & Rusvinasari, D. (n.d.). Implementasi Model ARIMA dalam Meramalkan Pergerakan Harga Saham PT Bank Rakyat Indonesia. *Journal of Applied Science and Information Technology*, 106–116.
- Mahfuzi, A. (2026). *Analisa Prediksi Harga Saham Bank BRI Berdasarkan Data Historis Menggunakan Algoritma Random Forest*. 6(1).
- Oktanisa, I., Mahmudy, W. F., & Maski, G. (2020). Inflation Rate Prediction in Indonesia using Optimized Support Vector Regression Model. *Journal of Information Technology and Computer Science*, 5(1), 104–114. <https://doi.org/10.25126/jitecs.202051173>
- Pane, K., Fadhillah Fitri, & Dina Fitria. (2025). Forecasting Consumer Price Index in Personal Care Sector in Bukittinggi Using SVR with Grid Search and Radial Basis Function Kernel. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 3(3), 383–390. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/373>
- Pradasyah, A., & Baita, A. (2025). *Comparative Study of Support Vector Regression and Long Short-Term Memory for Stock Price Prediction*. 9(4).
- R, I., Sudarmin, & Rais, Z. (2022). Analisis Support Vector Regression (SVR) untuk Memprediksi Laju Inflasi di Indonesia. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 4(1), 30–38. <https://doi.org/10.35580/variensium13>
- Ruliana, R., Rais, Z., Marni, M., & Ahmar, A. S. (2024). Implementation of the Support Vector Regression (SVR) Method in Inflation Prediction in Makassar City. *ARRUS Journal of Mathematics and Applied Science*, 4(1), 28–35. <https://doi.org/10.35877/mathscience2608>
- Wachdah, F. L., Febrianto, N., Permadi, A. G., Gilang, R., & Suparta, I. M. (2025). Optimalisasi Prospek Investasi dan Trading pada Saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI). *Jurnal Nirta : Studi Inovasi*, 5(1), 173–181. <https://ejournal.nlc-education.or.id/>