

Peramalan Harga Saham BBRI menggunakan Metode *Hybrid* ARIMA-SVR

Ade Gagas Sudirjo *, Ilham Faishal Mahdy

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

gagasade123@gmail.com, ilhamfaishalmahdy@unisba.ac.id

Abstract. PT Bank Rakyat Indonesia (BBRI) is one of the most popular investment instruments, but it has high stock price volatility due to global and domestic economic factors. This study aims to develop a BBRI stock price forecasting model using the Hybrid ARIMA–Support Vector Regression (ARIMA–SVR) approach, which combines the ability of ARIMA to capture linear patterns and SVR to capture non-linear patterns. The data used consists of daily closing prices of BBRI shares from June 17, 2020, to June 13, 2025, obtained from Yahoo Finance, with a total of 1,199 observations. ARIMA(1,1,0) and ARIMA(0,1,1) models were first constructed, and their residuals were processed using an SVR model with a Radial Basis Function kernel. The results of hyperparameter tuning indicate that the optimal SVR model is obtained with the combination of gamma (γ) = 0.5; cost (C) = 600; and epsilon (ϵ) of 0.0009 for ARIMA(1,1,0) and 0.0003 for ARIMA(0,1,1). Performance evaluation of the model shows that the Hybrid ARIMA(1,1,0)–SVR model provides the most accurate prediction results with a MAPE of 1.287% on the training data and 1.928% on the testing data. This study demonstrates that the Hybrid ARIMA–SVR approach is effective in handling complex and volatile stock time series data and can serve as a reference for more accurate and data-driven investment decision-making.

Keywords: *Hybrid ARIMA-SVR, Stock Prediction, BBRI.*

Abstrak. PT Bank Rakyat Indonesia (BBRI) menjadi salah satu instrumen investasi yang banyak diminati, namun memiliki volatilitas harga saham yang tinggi akibat faktor ekonomi global dan domestik. Penelitian ini bertujuan membangun model peramalan harga saham BBRI menggunakan pendekatan *Hybrid ARIMA–Support Vector Regression* (ARIMA–SVR) yang menggabungkan kemampuan ARIMA dalam menangkap pola linier dan SVR dalam menangkap pola nonlinier. Data yang digunakan berupa harga penutupan harian saham BBRI dari 17 Juni 2020 hingga 13 Juni 2025 yang diperoleh dari Yahoo Finance, dengan total 1.199 observasi. Model ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1) dibangun terlebih dahulu dan hasil residunya diolah menggunakan model SVR dengan kernel Radial Basis Function. Hasil *tuning hyperparameter*, model SVR optimal diperoleh dengan kombinasi gamma (γ) = 0,5; cost (C) = 600; dan epsilon (ϵ) masing-masing sebesar 0,0009 untuk ARIMA(1,1,0) dan 0,0003 untuk ARIMA(0,1,1). Evaluasi kinerja model menunjukkan bahwa model *Hybrid* ARIMA(1,1,0)–SVR memberikan hasil prediksi paling akurat dengan MAPE sebesar 1,287% pada data training dan 1,928% pada data testing. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan *Hybrid* ARIMA–SVR efektif dalam menangani data deret waktu saham yang kompleks dan fluktuatif, serta dapat menjadi acuan dalam pengambilan keputusan investasi yang lebih akurat dan berbasis data.

Kata Kunci: *Hybrid ARIMA-SVR, Prediksi Saham, BBRI.*

A. Pendahuluan

Pasar modal berperan strategis dalam mendorong pertumbuhan ekonomi, khususnya melalui perdagangan saham. Peningkatan minat masyarakat terhadap investasi saham dalam beberapa tahun terakhir didorong oleh kemajuan teknologi dan kemudahan akses digital. Di tengah perkembangan tersebut, saham PT Bank Rakyat Indonesia (BBRI) menjadi salah satu yang paling diminati investor karena reputasi perusahaan, kinerja keuangan yang solid, serta tingkat likuiditas yang tinggi (Yuliyanti & Rosento, 2024).

Pergerakan harga saham dipengaruhi oleh faktor ekonomi, politik, dan sentimen pasar, sehingga bersifat fluktuatif dan sulit diprediksi. Pada tahun 2025, IHSG mengalami penurunan signifikan akibat tekanan global, perlambatan ekonomi Tiongkok, dan ekspektasi suku bunga tinggi di AS. Kondisi ini turut memengaruhi volatilitas saham unggulan seperti BBRI (Dhimas Fitrian Haryanto & Edi Wibowo, 2024).

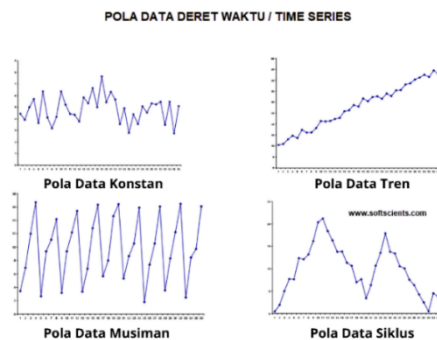
Dalam kondisi pasar yang fluktuatif, kebutuhan akan model prediksi harga saham yang akurat menjadi krusial. Model yang tepat membantu investor menyusun strategi dan mengurangi risiko kerugian. Salah satu metode klasik yang sering digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Rizki & Taqiyyuddin, 2021), yang efektif untuk menangkap pola linier dalam data historis. Namun, ARIMA memiliki keterbatasan dalam mengakomodasi pola nonlinier yang kerap muncul dalam pergerakan pasar saham (Fejriani et al., 2020).

Sebagai alternatif ARIMA, *Support Vector Regression* (SVR) mampu menangkap hubungan nonlinier dalam data, tahan terhadap multikolinearitas, dan efektif menghindari overfitting melalui prinsip margin maksimal. Namun, SVR kurang optimal dalam menangani pola musiman atau tren linier jangka panjang. Oleh karena itu, penggunaan SVR secara tunggal belum cukup untuk menghasilkan prediksi harga saham yang menyeluruh (Purnama & Hendarsin, 2020).

Untuk mengatasi kelemahan masing-masing metode tersebut, pendekatan *Hybrid ARIMA–SVR* dikembangkan. Metode ini bekerja dengan cara memanfaatkan ARIMA untuk menangkap pola linier terlebih dahulu, kemudian sisa (*residu*) dari model ARIMA akan dianalisis lebih lanjut menggunakan SVR untuk menangkap pola nonlinier yang tidak terdeteksi sebelumnya. Dengan cara ini, kombinasi kedua metode mampu memodelkan perilaku harga saham secara lebih menyeluruh.

B. Metode

Dalam analisis deret waktu, terdapat beragam pola data yang dapat terbentuk, di mana pola-pola tersebut sangat dipengaruhi oleh karakteristik data historis yang dianalisis (Deviana et al., 2021). Beberapa pola data menunjukkan tingkat kerumitan yang tinggi sehingga sulit untuk diramalkan secara akurat, sedangkan pola lainnya cenderung lebih sederhana dan relatif mudah untuk diprediksi. Permasalahan utama dalam peramalan adalah bagaimana menentukan model yang paling tepat dan sesuai dengan pola data yang ada, sehingga hasil prediksi pada periode mendatang dapat diandalkan. Perbedaan pola data tersebut berimplikasi pada pemilihan metode peramalan yang tepat dan efektif. Mengingat keberagaman pola data yang mungkin muncul dalam praktik, tidak jarang diperlukan pendekatan gabungan dari dua atau lebih metode peramalan guna memperoleh hasil prediksi yang lebih akurat, optimal, dan sesuai dengan kebutuhan analisis, berikut beberapa jenis pola data yang terbentuk (Khoiri, 2023):



Gambar 1. Pola Data *Time Series*

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)**Model AR (p)**

Model *Autoregressive* (AR) orde p menyatakan bahwa nilai pengamatan saat ini adalah fungsi linear dari p pengamatan sebelumnya, ditambah dengan *error* (*white noise*).

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t$$

Model MA (q)

Model *Moving Average* (MA) orde q menyatakan bahwa nilai pengamatan saat ini adalah fungsi linear dari q galat (*error*) sebelumnya, ditambah dengan galat saat ini.

$$Y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q}$$

Model ARMA (p, q)

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) orde (p, q) adalah kombinasi dari model AR(p) dan MA(q). Model ini digunakan untuk deret waktu yang sudah stasioner.

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q}$$

Model ARIMA (p,d,q)

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) orde (p, d, q) adalah perluasan dari model ARMA yang mencakup komponen *differencing*. Model ini digunakan untuk deret waktu non-stasioner yang dapat distasionerkan dengan *differencing*.

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)e_t$$

Model Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression (SVR) adalah adaptasi *machine learning* untuk klasifikasi berdasarkan model regresi *Support Vector Machine* (SVM) (Rodríguez-Pérez & Bajorath, 2022). Tujuan dari SVR untuk menemukan garis pemisah terbaik sebagai garis regresi dan meminimalkan deviasi antara prediksi model dengan nilai aktual pada sampel pelatihan dengan mempertahankan jarak margin semaksimal mungkin. Fungsi regresi SVR dirumuskan sebagai berikut (Salsabilla et al., 2024):

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

Estimasi Parameter SVR

Estimasi parameter dalam SVR bertujuan untuk mencari fungsi regresi terbaik yang mampu memprediksi nilai *output* y dari *input* x , dengan mempertimbangkan toleransi kesalahan ε dan menghindari *overfitting* melalui regularisasi. Koefisien w dan b ditentukan dengan meminimalkan fungsi risiko. Fungsi risiko $R(f(x))$ dalam *Support Vector Regression* (SVR) dirumuskan sebagai kombinasi antara jumlah total dari fungsi kehilangan (*loss function*) dan regularisasi terhadap bobot model. Secara matematis, hal ini dituliskan sebagai (Yuliana, 2021):

$$R(f(x)) = C \sum_{i=1}^T L_\varepsilon(y_i, f(x)) + \frac{1}{2} \|w\|^2$$

Dimana $L_\varepsilon(y_i, f(x))$ adalah *epsilon-insensitive loss function* yang didefinisikan sebagai:

$$L_\varepsilon(y_i, f(x)) = \begin{cases} 0, & \text{jika } |f(x_i) - y_i| < \varepsilon \\ |f(x_i) - y_i| - \varepsilon, & \text{jika } |f(x_i) - y_i| \geq \varepsilon \end{cases}$$

Solusi SVR bertujuan mencari sebuah fungsi regresi $f(x)$, yang mampu mendekati seluruh titik data (x_i, y_i) dengan presisi hingga ε . Untuk mengakomodasi keberadaan titik-titik infeasible ini, SVR memperkenalkan variabel *slack* ξ_i dan ξ_i^* , sehingga masalah optimisasi menjadi:

$$\min_{w, b, \xi_i, \xi_i^*} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$$

Dengan Batasan:

$$\begin{aligned} y_i - w^t \varphi(x_i) - b &\leq \varepsilon + \xi_i \\ w^t \varphi(x_i) + b - y_i &\leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

Untuk menyelesaikan masalah optimisasi pada SVR, khususnya pada bentuk *primal*, digunakan pendekatan metode *Lagrangian*. Metode *Lagrangian* menyusun fungsi *Lagrangian* dengan

memperkenalkan variabel multiplikator *Lagrange* $\alpha_i, \alpha_i^*, \beta_i, \beta_i^*$ terhadap kendala-kendala yang terdapat dalam model. Bentuk umum fungsi *primal Lagrangian* tersebut adalah:

$$\begin{aligned} L(w, b, \xi_i, \xi_i^*, \alpha_i, \alpha_i^*, \beta_i, \beta_i^*) = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ & - \sum_{i=1}^n \alpha_i [\varepsilon + \xi_i - y_i + w^t \varphi(x_i) + b] \\ & - \sum_{i=1}^n \alpha_i^* [\varepsilon + \xi_i^* + y_i - w^t \varphi(x_i) + b] \\ & - \sum_{i=1}^n (\beta_i \xi_i + \beta_i^* \xi_i^*) \end{aligned}$$

Fungsi ini kemudian diminimalkan terhadap variabel primal w, b, ξ_i, ξ_i^* dan dimaksimalkan terhadap variabel dual α_i, α_i^* , yang merupakan multiplikator *Lagrange* dengan batasan $0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C$. Diperoleh bentuk fungsi dual dari SVR sebagai berikut.

$$\max_{\alpha_i, \alpha_i^*} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i, \alpha_i^*)(\alpha_j, \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^n (\alpha_i, \alpha_i^*) y_i - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i, \alpha_i^*)$$

Dengan Kendala:

$$\sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0$$

$$0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

Dari hasil formulasi dual, diperoleh solusi optimal untuk parameter w yang dinyatakan sebagai kombinasi dari koefisien *Lagrange* α_i dan α_i^* , dan dituliskan dalam persamaan berikut.

$$w = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = x_i$$

Dengan demikian, bentuk fungsi regresi pada SVR untuk kasus linier dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (x_i, x_j) + b$$

Untuk kasus nonlinier, SVR menawarkan pendekatan berbeda dengan memetakan data input x ke dalam ruang fitur berdimensi lebih tinggi melalui fungsi transformasi φ . Dengan transformasi tersebut, fungsi regresi nonlinier SVR dituliskan dalam bentuk kernel sebagai berikut.

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b$$

Hybrid ARIMA-SVR

Metode *Hybrid* ARIMA-SVR memanfaatkan keunggulan ARIMA dalam menangkap pola linier dan keunggulan SVR dalam mendeteksi pola non-linier yang mungkin terdapat pada sisa (residu) dari model ARIMA. Persamaan model *Hybrid* ARIMA-SVR sebagai berikut.

$$Y_t = L_t + N_t$$

L_t merupakan bagian dari model linier dan N_t merupakan bagian nonlinier dari model *Hybrid*. Proses pemodelan *Hybrid* dimulai dengan membentuk model linier ARIMA terhadap data, lalu menghitung residu pada waktu ke- t , yang didefinisikan sebagai berikut.

$$e_t = Y_t - \hat{L}_t$$

$\hat{L}_t$ merupakan hasil prediksi dari model linier pada waktu ke- t . Selanjutnya, nilai residu e_t dimodelkan menggunakan pendekatan nonlinier *Support Vector Regression* (SVR) agar pola nonlinier dalam data dapat teridentifikasi. Dengan menggunakan p lag input, bentuk model nonlinier dari residu

dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\hat{N}_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-p})$$

Oleh karena itu, hasil peramalan gabungan diperoleh dengan menjumlahkan komponen linier dan nonlinier sebagai berikut.

$$\hat{Y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t$$

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Langkah awal dalam menganalisis data deret waktu adalah melakukan identifikasi pola. Grafik deret waktu saham BBRI harian untuk periode 17 Juni 2020 hingga 13 Juni 2025 dapat dilihat pada Gambar 2. berikut.



Gambar 2. Plot Pergerakan Harga Penutupan Saham BBRI

Berdasarkan identifikasi pola ini, dapat disimpulkan bahwa data harga penutupan saham BBRI memiliki pola tren dengan karakteristik nonlinear sehingga sesuai untuk dianalisis menggunakan model ARIMA maupun model *Hybrid* ARIMA-SVR untuk menangkap pola linear dan nonlinear secara bersamaan.

Identifikasi Model ARIMA (p, d, q)

Langkah pertama dalam membangun model ARIMA (p, d, q) adalah melakukan identifikasi model dengan menganalisis plot *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dan *Autocorrelation Function* (ACF). Adapun visualisasi plot ACF dan PACF pada Gambar 3. berikut.



Gambar 3. Plot ACF dan PACF Model ARIMA

Berdasarkan hasil pengamatan pada Gambar 3. dapat diketahui bahwa pada plot ACF maupun PACF terdapat lag ke-1 yang berada di luar batas signifikan pada data yang telah melalui *differencing* pertama. Berdasarkan hal tersebut, maka ditetapkan nilai orde model yaitu $p = 1$; $d = 1$; $q = 1$. Untuk menentukan model yang paling optimal, selanjutnya dibangun beberapa model tentatif, di antaranya ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,0), serta ARIMA(0,1,1).

Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Setelah diperoleh beberapa model tentatif melalui hasil identifikasi model ARIMA menggunakan plot ACF dan PACF, langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter serta pengujian signifikansi parameter. Ringkasan hasil estimasi dan uji signifikansi parameter dari model-

model tentatif dapat dilihat pada Tabel 5. berikut.

Tabel 1. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA(p, d, q)

Model	Parameter	p -value	Keterangan
ARIMA(1,1,1)	ϕ_1	0,7492	Tidak Signifikan
	θ_1	0,5617	Tidak Signifikan
ARIMA(1,1,0)	ϕ_1	0,019	Signifikan
ARIMA(0,1,1)	θ_1	0,01575	Signifikan

Berdasarkan pada Tabel 1. dapat diketahui bahwa model ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1) memiliki parameter yang seluruhnya signifikan, karena setiap parameter pada kedua model tersebut menunjukkan nilai p -value yang lebih kecil dari $\alpha = 0,05$.

Diagnostik Model

Diagnostik model dilakukan untuk memeriksa apakah residu berdistribusi normal dan bersifat saling bebas antarwaktu (*white noise*). Uji untuk mengetahui apakah residu bersifat *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dan pengujian normalitas residu dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 6.

Tabel 2. Hasil Uji *Ljung-Box* dan Uji *Kolmogorov-Smirnov*

Model	Uji <i>Ljung-Box</i>		<i>Kolmogorov-Smirnov</i>	
	p -value	Keterangan	p -value	Keterangan
ARIMA(1,1,1)	0,9873	<i>White noise</i>	$2,2 \times 10^{-16}$	Tidak Normal
ARIMA(1,1,0)	0,9140	<i>White noise</i>	$2,2 \times 10^{-16}$	Tidak Normal
ARIMA(0,1,1)	0,9972	<i>White noise</i>	$2,2 \times 10^{-16}$	Tidak Normal

Hasil diagnostik pada Tabel 2. memperlihatkan bahwa ketiga model tentatif memenuhi syarat *white noise* berdasarkan uji *Ljung-Box*, dengan p -value di atas $\alpha = 0,05$, sehingga sisaan bersifat saling bebas. Namun demikian, pengujian normalitas dengan *Kolmogorov-Smirnov* mengindikasikan bahwa residu tidak normal. Dengan demikian, meskipun asumsi normalitas tidak terpenuhi, analisis tetap dapat dilanjutkan dengan metode *Support Vector Regression* (SVR) untuk mengatasi karakteristik sisaan yang bersifat non-normal dan nonlinear.

Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dari ketiga model tentatif yang dihasilkan didasarkan pada hasil uji signifikansi parameter, diagnostik model, serta nilai AIC yang diperoleh. Ringkasan hasil pengujian asumsi yang telah dilakukan dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 3. Hasil Diagnostik Residu dan Kriteria Pemilihan Model ARIMA

Model	Parameter	<i>White noise</i>	Normalitas	AIC	BIC
ARIMA(1,1,1)	ϕ_1 (Tidak Signifikan)	<i>White noise</i>	Tidak Normal	451,95	466,90
	θ_1 (Tidak Signifikan)		Tidak Normal		
ARIMA(1,1,0)	ϕ_1 (Signifikan)	<i>White noise</i>	Tidak Normal	450,32	460,29
ARIMA(0,1,1)	θ_1 (Signifikan)	<i>White noise</i>	Tidak Normal	450,07	460,04

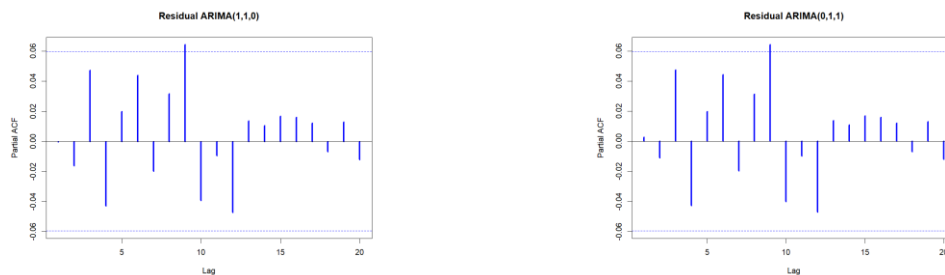
Berdasarkan Tabel 3. dapat diketahui bahwa model yang seluruh parameternya signifikan adalah ARIMA (0,1,1) dan ARIMA(1,1,0). Oleh karena itu, kedua model tersebut dapat dijadikan dasar untuk pembentukan model *Hybrid*.

Retransformasi Model ARIMA

Proses retransformasi dilakukan melalui invers *Box-Cox* dengan menggunakan nilai *rounded value* (λ) hasil transformasi, yaitu sebesar 0,3463791.

Persiapan Data Residu dari Model ARIMA

Pada model *Hybrid* ARIMA–SVR, residual dari hasil pemodelan ARIMA digunakan sebagai input untuk SVR guna menangkap pola nonlinier yang tidak dapat dijelaskan oleh ARIMA. Dalam hal ini, variabel X merupakan lag residual ($e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-p}$), sedangkan variabel Y adalah residual saat ini (e_t).



Gambar 4. Plot PACF Residu Model ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1)

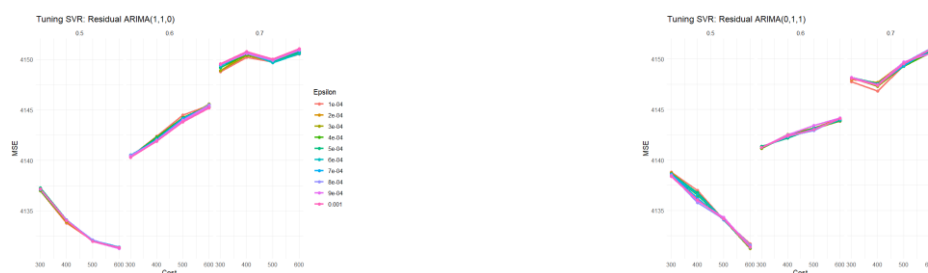
Berdasarkan hasil plot, lag yang signifikan teridentifikasi pada lag ke-9, sehingga input pada model SVR menggunakan residu beserta lag ke-9 tersebut. Rincian residu dari masing-masing model tentatif dapat dilihat pada Lampiran 4. Rincian nilai residu dan lag yang digunakan pada masing-masing model tentatif ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1) dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 4. Data Residu dan *Lag* Residu

Periode	Residu ARIMA(1,1,0)		Residu ARIMA(0,1,1)	
	(e_t)	(e_{t-k})	(e_t)	(e_{t-k})
10	-6,4781	5,8013	-6,5873	5,8013
11	20,4305	-34,7895	20,4385	-34,7824
12	1,4960	32,4054	1,5222	32,3155
13	-6,9758	-25,4050	-6,8628	-25,4927
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1076	-75,1342	-30,693	-75,2111	-31,3789
1077	132,0302	-56,8393	131,6641	-57,2120
1078	73,9176	32,6951	73,9102	32,3607
1079	-59,4485	75,7972	-58,5156	75,5909

Penentuan dan Tuning *Hyperparameter* SVR

Penelitian ini memiliki 120 kombinasi untuk ruang pencarian *hyperparameter* yang ditentukan pada rentang nilai *Epsilon* sebesar 0,0001 hingga 0,001 dengan kenaikan 0,0001; *Cost* pada interval 300 hingga 600 dengan kenaikan 100; serta *Gamma* pada rentang 0,5 hingga 0,7 dengan kenaikan 0,1. Berikut merupakan hasil *tuning hyperparameter* pada residu model ARIMA yang terpilih.



Gambar 5. Hasil Tuning Hyperparameter SVR: Cost, Epsilon, Gamma

Berdasarkan Gambar 5. terlihat bahwa baik untuk residu ARIMA(1,1,0) maupun ARIMA(0,1,1), pola *tuning* SVR menunjukkan tren yang serupa, yaitu nilai *cost* dengan nilai 600;

γ dengan nilai 0,5; ϵ berturut-turut 0,0009 dan 0,0003 cenderung menghasilkan MSE yang lebih kecil, sehingga model SVR bekerja lebih stabil untuk pola nonlinear residu.

Estimasi Parameter Model SVR

Estimasi parameter model SVR dilakukan setelah nilai *hyperparameter* optimal diperoleh melalui proses *tuning menggunakan metode grid search*.

Tabel 5. Hasil Estimasi Parameter Terbaik Model SVR

Model SVR	Epsilon	Cost	Gamma	Jumlah Support Vector	MSE
Residu ARIMA(1,1,0)	0,0009	600	0,5	1068	4131,263
Residu ARIMA(0,1,1)	0,0003	600	0,5	1069	4131,229

Pembentukan Model Hybrid ARIMA-SVR

Pembentukan model *Hybrid ARIMA-SVR* bertujuan untuk meningkatkan ketepatan hasil peramalan dengan memadukan pola linear yang diestimasi melalui model ARIMA dan pola nonlinier yang ditangkap oleh model SVR. Nilai peramalan akhir pada model *Hybrid* diperoleh melalui penjumlahan antara hasil peramalan ARIMA dengan prediksi residu dari model SVR. Dengan pendekatan ini, model *Hybrid* diharapkan mampu merepresentasikan pola data yang kompleks, mencakup komponen linear maupun nonlinier, sehingga hasil peramalan menjadi lebih akurat.

Evaluasi Kinerja dan Pemilihan Model Hybrid Terbaik

Hasil evaluasi digunakan sebagai dasar untuk menentukan model *Hybrid* yang paling sesuai pada data harga penutupan saham BBRI. Ringkasan nilai MAPE untuk masing-masing model ditunjukkan pada Tabel 10. berikut.

Tabel 6. Nilai MAPE Model Hybrid Pada Data Training dan Testing

Model	Training	Testing
ARIMA(1,1,0)	1,313%	1,978%
ARIMA(1,1,0)-SVR	1,287%	1,928%
ARIMA(0,1,1)	1,313%	1,982%
ARIMA(0,1,1)-SVR	1,287%	1,929%

Proses evaluasi meliputi perbandingan antara data aktual dengan hasil prediksi, analisis visual melalui plot, serta perhitungan indikator akurasi seperti MAPE. Hasil evaluasi pada Tabel 6 memperlihatkan bahwa penerapan model *Hybrid ARIMA-SVR* mampu menurunkan nilai MAPE pada data *training* dan *testing* dibandingkan model ARIMA tunggal. Visualisasi data aktual beserta hasil prediksi menggunakan model ARIMA(1,1,0) dan *Hybrid ARIMA(1,1,0)-SVR* pada periode *training* dan *testing* masing-masing ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Plot Data Aktual dan Prediksi Model Hybrid pada Data Testing

Selanjutnya ada ringkasan hasil peramalan pada data *testing* disajikan pada Tabel 11. yang dilakukan terhadap data *testing*.

Tabel 7. Data Aktual dan Hasil Prediksi pada Data *Testing*

Tanggal	Data Aktual (Rupiah)	Prediksi ARIMA	Prediksi <i>Hybrid</i> ARIMA–SVR
28 November 2024	3950,988	3950,211	3985,613
29 November 2024	3887,805	3960,964	4009,487
02 Desember 2024	3814,623	3889,646	3902,916
03 Desember 2024	3878,658	3816,464	3838,297
⋮	⋮	⋮	⋮
10 Juni 2025	4150	4099,493	4108,105
11 Juni 2025	4070	4148,730	4163,376
12 Juni 2025	4070	4072,012	4070,259
13 Juni 2025	4000	4070	4083,520

Hasil Peramalan Model *Hybrid* ARIMA–SVR

Pendekatan *Hybrid* ini dirancang untuk menggabungkan kelebihan model ARIMA yang mampu menangkap pola linier dengan keunggulan SVR dalam memodelkan pola non-linier pada data. Hasil peramalan disajikan pada tabel berikut.

Tabel 8. Hasil Peramalan *Hybrid* ARIMA(1,1,0)–SVR

Tanggal	Prediksi ARIMA	Prediksi SVR	Prediksi <i>Hybrid</i>
Senin, 16 Juni 2025	4004,174	-0.330807	4003.843
Selasa, 17 Juni 2025	4003,923	-5.001108	3998.922
Rabu, 18 Juni 2025	4003,938	-3.651194	4000.287
Kamis, 19 Juni 2025	4003,938	-4.058522	3999.879
Jumat, 20 Juni 2025	4003,938	-3.936701	4000.001

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, model *Hybrid* ARIMA–SVR terbukti mampu memberikan hasil peramalan harga saham BBRI yang lebih akurat dibandingkan hanya model ARIMA. Model ARIMA terbaik yang diperoleh adalah ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1) berdasarkan kriteria AIC, BIC dengan selisih keduanya sangat kecil dan uji diagnostik residu. Residu dari model ARIMA menunjukkan adanya pola nonlinier yang signifikan berdasarkan uji *Ramsey RESET*, sehingga dilanjutkan dengan pemodelan menggunakan *Support Vector Regression* (SVR). Hasil tuning *hyperparameter* SVR menghasilkan parameter terbaik pada residu model ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1), yaitu dengan nilai *cost* (C) = 600; *gamma* (γ) = 0,5; dan perbedaan pada nilai *epsilon* (ϵ) untuk keduanya yaitu 0,0009 dan 0,0003 dengan menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Evaluasi kinerja menunjukkan bahwa model *Hybrid* ARIMA(1,1,0)–SVR menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 1,287% pada data *training* dan 1,928% pada data *testing*. Oleh karena itu, pendekatan *Hybrid* ini layak digunakan sebagai metode peramalan harga saham untuk lima hari kedepan (hari kerja) yang mempertimbangkan karakteristik linier dan nonlinier dalam data secara simultan.

Daftar Pustaka

- Deviana, S., Azis, D., & Ferdias, P. (2021). Analisis Model Autoregressive Integrated Moving Average Data Deret Waktu Dengan Metode Momen Sebagai Estimasi Parameter. *Jurnal Siger Matematika*, 02(02).
- Dewi, E. F., & Hajarisman, N. (2023). Penanganan Data Hilang pada Pemodelan Persamaan Terstruktur melalui Metode Full Information Maximum Likelihood (FIML). *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 1(1), 11–18. <https://doi.org/10.29313/datamath.v1i1.10>

- Dhimas Fitrian Haryanto, & Edi Wibowo. (2024). Pengaruh Harga Saham, Return Saham, dan Pelatihan Pasar Modal terhadap Minat Investasi. *Lokawati : Jurnal Penelitian Manajemen Dan Inovasi Riset*, 2(5), 280–292. <https://doi.org/10.61132/lokawati.v2i5.1203>
- Fejriani, F., Hendrawansyah, M., Muharni, L., Fara Handayani, S., & Syaharudin. (2020). FORECASTING PENINGKATAN JUMLAH PENDUDUK BERDASARKAN JENIS KELAMIN MENGGUNAKAN METODE ARIMA. *Jurnal Kajian, Penelitian Dan Pengembangan Pendidikan*, 8(1), 27–36. <http://journal.ummat.ac.id/index.php/geography>
- Khoiri, H. A. (2023). *Analisis Deret Waktu Univariat* (C. P. Hendrastati, Ed.). UNIPMA PRESS. <https://kwu.unipma.ac.id/buku/1823/analisis-deret-waktu-univariat-teori-dan-pengolahan-data>
- Novian, W., & Herlina, M. (2022). Faktor-faktor yang Mempengaruhi Perilaku Masyarakat terhadap Penggunaan Internet pada Desa Digital Sukaraja. *Jurnal Riset Statistika*, 161–168. <https://doi.org/10.29313/jrs.v2i2.1466>
- Purnama, D. I., & Hendarsin, O. P. (2020). Peramalan Jumlah Penumpang Berangkat Melalui Transportasi Udara di Sulawesi Tengah Menggunakan Support Vector Regression (SVR). *Jambura Journal of Mathematics*, 2(2), 49–59. <https://doi.org/10.34312/jjom.v2i2.4458>
- Rizki, M. I., & Taqiyyuddin, T. A. (2021). Penerapan Model SARIMA untuk Memprediksi Tingkat Inflasi di Indonesia. *Jurnal Sains Matematika Dan Statistika*, 7(2). <https://doi.org/10.24014/jsms.v7i2.13168>
- Rodríguez-Pérez, R., & Bajorath, J. (2022). Evolution of Support Vector Machine and Regression Modeling in Chemoinformatics and Drug Discovery. *Journal of Computer-Aided Molecular Design*, 36(5), 355–362. <https://doi.org/10.1007/s10822-022-00442-9>
- SALSABILLA, A., Satyahadewi, N., & Andani, W. (2024). IMPLEMENTATION GRID SEARCH OF RBF AND POLYNOMIAL ON SUPPORT VECTOR REGRESSION FOR CLOSING STOCK PRICES PREDICTION ON PT INDOFARMA (INAF). *Journal of Statistics and Its Applications*, 6(2), 133–142. <https://doi.org/10.30598/variancevol6iss2page133-142>
- Yuliana, D. F. (2021). *PENERAPAN MODEL HYBRID AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE DENGAN SUPPORT VECTOR REGRESSION (ARIMA-SVR) PADA PERAMALAN PENJUALAN KLINKER SEMEN DI PT X*.
- Yuliyanti, Y., & Rosento. (2024). Analisis Kinerja Keuangan Menggunakan Rasio Likuiditas, Profitabilitas Dan Solvabilitas Pada Perbankan Bumh Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Periode 2019-2023. *Indonesian Journal of Economics*, 1(10), 1085–1093. <https://jurnal.intekom.id/index.php/ijema>
- Zakiyatis Salmaini, & Suliadi. (2021). SPC (Statistical Process Control) Fase II Diagram Kendali Cusum (Cumulative Sum) Nonparametrik Berdasarkan Statistik Mann-Whitney Pada Data Harga Saham PT NO. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 83–91. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.404>