

Peramalan Harga Penutupan Saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk Menggunakan Model Hibrida ARIMA - SVR

M Anggiasari^{*1}, E Zukhronah², S S Handajani³

¹⁻³Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sebelas Maret, Surakarta, Indonesia

E-mail: melatianggiasari@student.uns.ac.id¹, etikzukhronah@staff.uns.ac.id², rr_ssh@staff.uns.ac.id³

Abstrak. PT Bank Rakyat Indonesia Tbk merupakan salah satu bank milik pemerintah yang terbesar di Indonesia. Harga saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk mengalami fluktuasi, sehingga diperlukan model peramalan yang dapat membantu para investor dalam meramalkan pergerakan harga saham di masa mendatang. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model hibrida ARIMA – SVR pada peramalan harga penutupan saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga penutupan saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk periode 2 Januari 2023 hingga 29 Februari 2024. Data dibagi menjadi data *training* dari periode 2 Januari 2023 hingga 29 Desember 2023 dan data *testing* dari periode 2 Januari 2024 hingga 29 Februari 2024. Data *training* dimodelkan menggunakan ARIMA, kemudian residu dari ARIMA dimodelkan menggunakan SVR. Hasil peramalan model ARIMA dan SVR dijumlahkan untuk mendapatkan model hibrida. Evaluasi model hibrida dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model hibrida ARIMA (0,1,1) – SVR menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan nilai *hyperparameter* $C = 0,1$, $\varepsilon = 0,01$, dan $\gamma = 0,3$ memiliki nilai MAPE data *training* sebesar 0,9742% dan MAPE data *testing* sebesar 1,192%.

Kata kunci: ARIMA; hibrida; MAPE; saham; SVR

Abstract. *PT Bank Rakyat Indonesia Tbk is one of the largest state-owned banks in Indonesia. The stock price of PT Bank Rakyat Indonesia Tbk exhibits fluctuations, necessitating a forecasting model that can assist investors in predicting future stock price movements. This study aims to apply a hybrid ARIMA – SVR model to forecast the closing stock prices of PT Bank Rakyat Indonesia Tbk. The data used in this study consist of the daily closing stock prices of PT Bank Rakyat Indonesia Tbk from January 2, 2023, to February 29, 2024. The data was divided into a training set from the period of January 2, 2023, to December 29, 2023, and a testing set from the period of January 2, 2024, to February 29, 2024. The training data are first modeled using ARIMA, and then the residuals from the ARIMA model are further modeled using SVR. The final hybrid model is obtained by summing the forecasts from the ARIMA and SVR models. The performance of the hybrid model is evaluated using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results show that the hybrid ARIMA (0,1,1) – SVR model using the Radial Basis Function (RBF) kernel with hyperparameters $C = 0,1$, $\varepsilon = 0,01$, and $\gamma = 0,3$ yields a MAPE of 0.9742% on the training data and 1.192% on the testing data.*

Keywords: ARIMA; hybrid; MAPE; stock; SVR

1. Pendahuluan

Sektor ekonomi yang berkembang pesat membuat masyarakat mulai menyadari pentingnya melakukan investasi. Investasi merupakan sebuah kesepakatan untuk menyimpan dana atau harta dan diharapkan mendapat keuntungan di masa mendatang [1]. Salah satu bentuk investasi yang sering dilakukan adalah investasi di pasar modal. Instrumen investasi pasar modal yang paling popular dan banyak diminati oleh para investor adalah saham. Saham merupakan bukti kepemilikan modal seseorang atau badan usaha dalam suatu perusahaan atau perseroan terbatas [2]. Investasi saham merupakan investasi yang dapat memberikan keuntungan, tetapi juga dapat menimbulkan risiko yang besar karena harga saham mengalami fluktuasi seiring berjalannya waktu [3].

Salah satu saham yang terdaftar dalam Bursa Efek Indonesia (BEI) adalah saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk yang merupakan salah satu bank milik pemerintah terbesar di Indonesia. Berdasarkan data Bursa Efek Indonesia (BEI) pada Maret 2025, kapitalisasi pasar PT Bank Rakyat Indonesia Tbk menempati posisi tertinggi kelima dengan nilai kapitalisasi sebesar Rp607,7 triliun. Hal tersebut membuat para investor tertarik untuk melakukan investasi di PT Bank Rakyat Indonesia Tbk.

Sepanjang Januari 2023 hingga Februari 2024, harga saham BBRI menunjukkan volatilitas yang cukup tinggi, dipengaruhi oleh dinamika ekonomi global dan domestik. Secara global, ketidakpastian akibat konflik Rusia-Ukraina dan Israel-Palestina menyebabkan fluktuasi harga komoditas, tekanan inflasi, dan risiko terhadap sektor keuangan. Sementara itu, di dalam negeri, transisi pemerintahan pasca Pemilu 2024 juga memengaruhi sentimen pasar [4]. Kondisi ini menunjukkan pentingnya melakukan peramalan harga saham secara akurat agar investor dapat mengambil keputusan yang lebih tepat. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk peramalan adalah metode hibrida *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) – *Support Vector Regression* (SVR) karena menggabungkan keunggulan ARIMA dalam menangani komponen linear dan SVR dalam menangani komponen nonlinear. Selain itu, metode hibrida ARIMA – SVR umumnya menghasilkan *error* yang kecil.

Model SVR telah digunakan pada beberapa penelitian terdahulu untuk meramalkan jumlah kasus terkonfirmasi Covid-19 [5], harga saham PT Adaro Energy Tbk [6], inflasi Indeks Harga Konsumen [7], Indeks Harga Konsumen [8], dan harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk [9]. Beberapa penelitian tersebut menunjukkan bahwa peramalan menggunakan model SVR memberikan nilai MAPE yang kecil.

Purnama [10] telah melakukan penelitian mengenai peramalan harga emas saat pandemi Covid-19 menggunakan model hibrida ARIMA – SVR. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai MAPE model hibrida ARIMA – SVR pada data *training* sebesar 0,355% dan data *testing* sebesar 4,001% yang lebih kecil dari nilai MAPE model ARIMA pada data *training* sebesar 0,903% dan data *testing* sebesar 4,076%. Berdasarkan nilai MAPE tersebut, dapat disimpulkan bahwa model hibrida ARIMA – SVR lebih baik daripada model ARIMA.

Zhang dkk. [11] melakukan peramalan mengenai *emergency patient flow* menggunakan model hibrida ARIMA – SVR. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model hibrida ARIMA – SVR lebih baik karena memiliki nilai MAPE sebesar 7,02% yang lebih kecil daripada model ARIMA dengan MAPE 7,21% dan model SVR dengan MAPE 7,36%.

Gusthvi dkk. [12] telah melakukan penelitian mengenai peramalan harga bitcoin menggunakan model hibrida ARIMA – SVR. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai MAPE model hibrida ARIMA – SVR pada data *training* sebesar 0,36511% dan data *testing* sebesar 0,21229% yang lebih kecil dari nilai MAPE model ARIMA pada data *training* sebesar 0,37348% dan data *testing* sebesar 0,22356%. Berdasarkan nilai MAPE tersebut, dapat disimpulkan bahwa model hibrida ARIMA – SVR lebih baik daripada model ARIMA.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, model hibrida ARIMA – SVR menunjukkan hasil yang baik untuk melakukan peramalan karena memiliki nilai MAPE yang kecil. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan peramalan harga penutupan saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk dengan menggunakan model hibrida ARIMA – SVR. Model terbaik ditentukan berdasarkan nilai MAPE terkecil.

2. Metode

Data yang digunakan dalam penelitian merupakan data sekunder berupa harga penutupan saham harian PT Bank Rakyat Indonesia Tbk yang diperoleh dari *Yahoo Finance*, mencakup periode 2 Januari 2023 hingga 29 Februari 2024. Data yang digunakan sebanyak 279 data yang dibagi menjadi 239 data *training* (2 Januari 2023 hingga 29 Desember 2023) dan 40 data *testing* (2 Januari 2024 hingga 29 Februari 2024).

Pemodelan yang dilakukan dalam penelitian ini terdiri dari tiga tahap utama, yaitu pemodelan ARIMA, pemodelan SVR, dan pemodelan hibrida ARIMA – SVR. Pada tahap pertama, yaitu pemodelan ARIMA, proses dimulai dengan mengidentifikasi pola dari data *training* melalui visualisasi plot data. Selanjutnya dilakukan uji stasioneritas terhadap variansi menggunakan transformasi Box-Cox dan uji stasioneritas terhadap rata-rata dengan melihat plot ACF data. Setelah data dinyatakan stasioner, orde ARIMA ditentukan berdasarkan pola yang terlihat pada plot ACF dan PACF. Model ARIMA yang terbentuk kemudian dilakukan uji signifikansi parameter dan uji diagnostik model melalui uji normalitas residu menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov serta uji *white noise* dengan uji Ljung-Box. Model ARIMA yang telah memenuhi seluruh uji diagnostik, kemudian dilakukan peramalan dan dihitung residu setiap model ARIMA.

Tahap kedua adalah pemodelan SVR, di mana residu dari model ARIMA yang diperoleh pada data *training* digunakan sebagai input untuk model SVR. Selanjutnya menentukan nilai *hyperparameter* C , ϵ , γ , dan r dengan cara *trial and error* dan menguji beberapa kernel, yaitu linear, RBF, dan sigmoid [13]. Proses optimasi model dilakukan menggunakan algoritma *grid search time series cross validation* untuk memperoleh kombinasi parameter yang memberikan performa terbaik [14]. Model SVR optimal yang diperoleh kemudian digunakan untuk melakukan proses peramalan.

Tahap terakhir adalah pemodelan hibrida ARIMA – SVR. Pada tahap ini, hasil peramalan dari model ARIMA pada tahap pertama dijumlahkan dengan hasil peramalan dari model SVR terhadap residu pada tahap kedua menggunakan rumus hibrida pada Persamaan (1) sebagai berikut [15].

$$\hat{y}_t = \hat{Z}_t + \hat{X}_t \quad (1)$$

dengan

\hat{y}_t : nilai peramalan model hibrida ARIMA – SVR,

\hat{Z}_t : nilai peramalan dari model ARIMA pada waktu ke- t ,

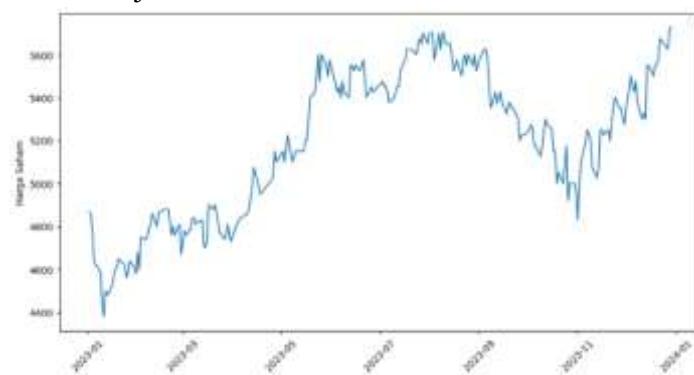
\hat{X}_t : nilai peramalan dari model SVR pada waktu ke- t .

Evaluasi kinerja dari model dilakukan dengan menghitung nilai kesalahan peramalan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada data *training* dan data *testing*.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pemodelan ARIMA

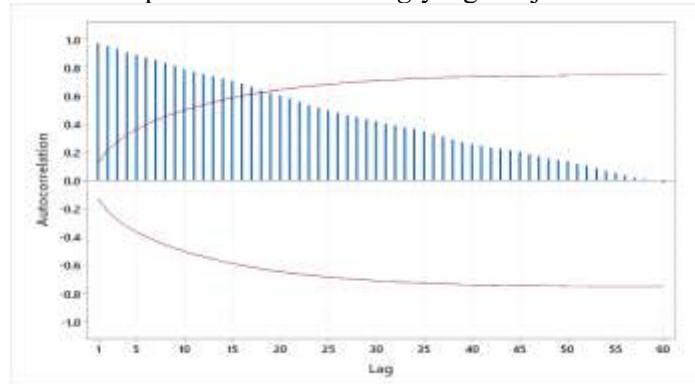
Pemodelan ARIMA dilakukan berdasarkan data *training*. Plot data *training* harga penutupan saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk disajikan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Plot Data *Training* Harga Penutupan Saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk

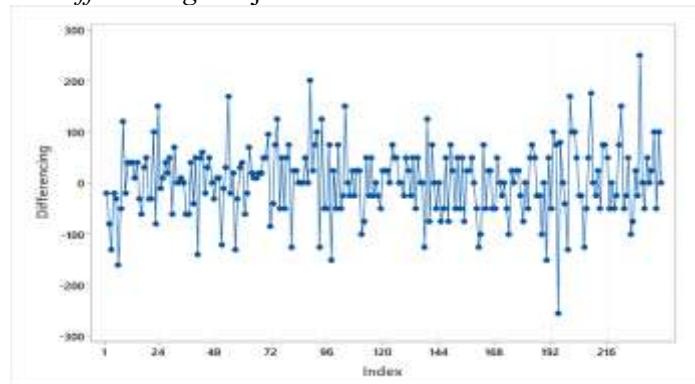
Gambar 1 menunjukkan bahwa data *training* harga penutupan saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk periode 2 Januari – 29 Desember 2023 cenderung naik. Hal ini berarti bahwa data *training* harga penutupan saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk memiliki pola tren naik yang mengindikasikan data tidak stasioner.

Transformasi Box-Cox dapat dilakukan untuk melihat apakah data stasioner dalam variansi atau tidak. Hasil dari transformasi Box-Cox yang telah dilakukan diperoleh nilai $\lambda = 1$. Hal ini berarti bahwa data stasioner dalam variansi dan tidak perlu dilakukan transformasi. Selanjutnya, melihat apakah data stasioner dalam rata-rata melalui plot ACF data *training* yang disajikan dalam Gambar 2.



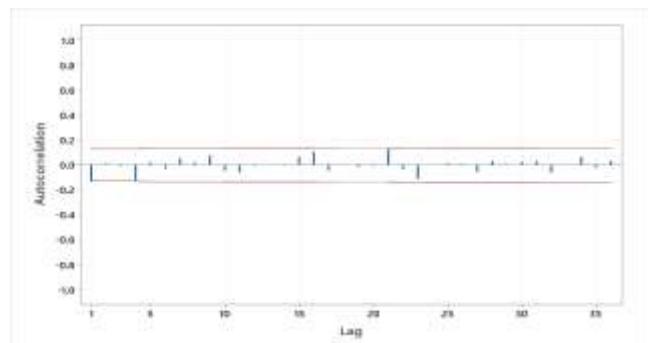
Gambar 2. Plot ACF Data *Training*

Gambar 2 menunjukkan bahwa plot ACF data *training* menurun secara perlahan mendekati nol yang berarti bahwa data tidak stasioner dalam rata-rata. Oleh karena itu, perlu dilakukan *differencing* agar data stasioner. Hasil *differencing* disajikan dalam Gambar 3.



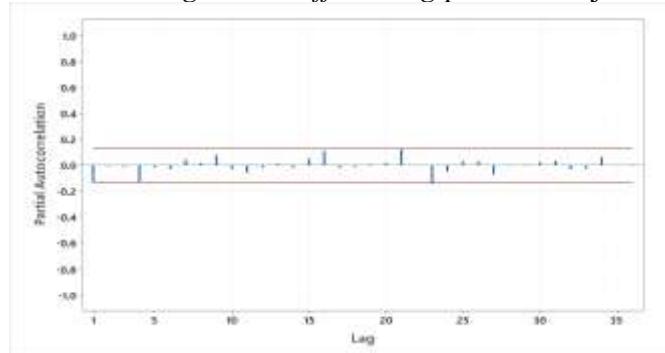
Gambar 3. Plot Hasil *Differencing* Pertama Pada Data *Training*

Gambar 3 menunjukkan bahwa setelah dilakukan *differencing* pertama, data memiliki fluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Hal tersebut berarti bahwa data telah stasioner dalam rata-rata. Setelah data sudah stasioner dalam variansi dan rata-rata, selanjutnya dapat dilakukan pemodelan ARIMA, yaitu penentuan orde AR(p) dan MA(q). Penentuan orde p dapat dilihat dari plot PACF, sedangkan orde q dapat dilihat dari plot ACF. Plot ACF dan PACF data *training* yang telah stasioner disajikan dalam Gambar 4 dan Gambar 5.



Gambar 4. Plot ACF Data *Training* Setelah *Differencing* Pertama

Gambar 4 menunjukkan plot ACF data *training* setelah dilakukan *differencing* pertama dan terlihat bahwa lag ke-1 keluar dari batas kritis. Oleh karena itu, orde q yang mungkin adalah 1. Sementara itu, plot PACF data *training* setelah *differencing* pertama disajikan dalam Gambar 5.



Gambar 5. Plot PACF Data *Training* Setelah *Differencing* Pertama

Gambar 5 menunjukkan plot PACF data *training* setelah dilakukan *differencing* pertama dan terlihat bahwa lag ke-1 dan ke-4 keluar dari batas kritis. Oleh karena itu, orde p yang mungkin adalah 1 dan 4. Setelah menentukan orde p , d , dan q , didapatkan lima kemungkinan model ARIMA yang terbentuk, yaitu ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA (1,1,1), ARIMA (4,1,0), dan ARIMA (4,1,1). Kelima model ARIMA tersebut dilakukan estimasi dan uji signifikansi pada setiap parameter modelnya. Model dikatakan layak apabila seluruh estimasi parameternya memiliki nilai $p_{value} < \alpha = 0,05$. Hasil estimasi parameter dan uji signifikansi model disajikan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Hasil estimasi parameter dan uji signifikansi model

Model	Estimasi Parameter	p_{value}	Kesimpulan
ARIMA (0,1,1)	$\theta_1 = 0,1275$	0,049	Signifikan
ARIMA (1,1,0)	$\phi_1 = -0,1272$	0,049	Signifikan
ARIMA (1,1,1)	$\phi_1 = -0,088$ $\theta_1 = 0,039$	0,863 0,939	Tidak Signifikan Tidak Signifikan
ARIMA (4,1,0)	$\phi_1 = -0,1288$ $\phi_2 = -0,0073$ $\phi_3 = -0,0235$ $\phi_4 = -0,1282$	0,048 0,911 0,721 0,051	Signifikan Tidak Signifikan Tidak Signifikan Tidak Signifikan
ARIMA (4,1,1)	$\phi_1 = -0,018$ $\phi_2 = 0,0066$ $\phi_3 = -0,0230$ $\phi_4 = -0,1275$ $\theta_1 = 0,112$	0,971 0,942 0,725 0,057 0,825	Tidak Signifikan Tidak Signifikan Tidak Signifikan Signifikan Tidak Signifikan

Tabel 1 menunjukkan bahwa terdapat dua model yang memenuhi uji signifikansi, yaitu ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (1,1,0). Model yang telah memenuhi uji signifikansi, selanjutnya dilakukan pengujian residu model. Model harus memenuhi asumsi residu, yaitu berdistribusi normal dan *white noise*. Uji normalitas dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov. Hasil uji normalitas residu disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Uji normalitas residu model

Model	<i>p</i> _{value}	Kesimpulan
ARIMA (0,1,1)	0,059	Normal
ARIMA (1,1,0)	0,068	Normal

Tabel 2 menunjukkan bahwa kedua residu model telah memenuhi uji normalitas dan selanjutnya dilakukan uji *white noise*. Hasil uji *white noise* disajikan dalam Tabel 3. Tabel 3 menunjukkan bahwa kedua model memiliki nilai *p*_{value} pada *lag* ke-24 > $\alpha = 0,05$. Oleh karena itu, residu model memenuhi uji asumsi *white noise* atau tidak terdapat korelasi antar residu.

Tabel 3. Hasil uji *white noise* residu model

Model	<i>p</i> _{value}	Kesimpulan
ARIMA (0,1,1)	0,544	<i>White noise</i>
ARIMA (1,1,0)	0,523	<i>White noise</i>

Tabel 3 menunjukkan bahwa kedua model memiliki nilai *p*_{value} hingga *lag* ke-24 > $\alpha = 0,05$ yang dipilih untuk memastikan bahwa residu tidak mengandung autokorelasi dalam jangka waktu yang lebih panjang. Oleh karena itu, residu model memenuhi uji asumsi *white noise*, yaitu tidak terdapat korelasi antar residu.

Model ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (1,1,0) telah memenuhi kedua asumsi residu, yaitu normalitas dan *white noise*. Selanjutnya, kedua model tersebut dapat digunakan untuk pemodelan pada *Support Vector Regression*. Berikut adalah persamaan peramalan untuk model ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (1,1,0).

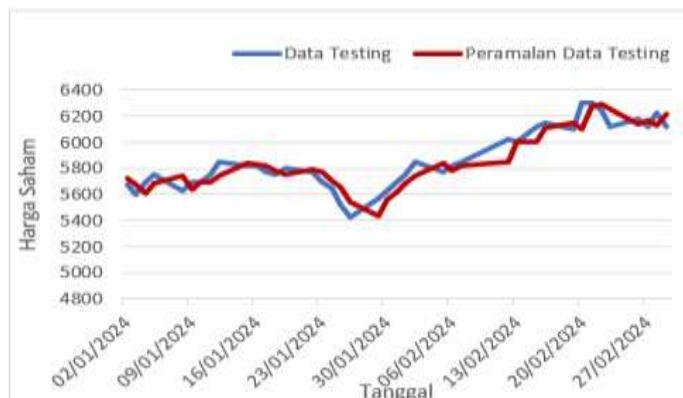
Persamaan peramalan model ARIMA (0,1,1) disajikan dalam Persamaan (2) sebagai berikut.

$$\hat{Z}_t = Z_{t-1} - (0,1275)a_{t-1} \quad (2)$$

Sementara itu, persamaan peramalan model ARIMA (1,1,0) disajikan dalam Persamaan (3).

$$\hat{Z}_t = (0,8728)Z_{t-1} + (0,1272)Z_{t-2} \quad (3)$$

Perbandingan data *testing* dengan peramalan data *testing* ARIMA (0,1,1) ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Plot Data *Testing* dan Peramalan Data *Testing* ARIMA (0,1,1)

Gambar 6 menunjukkan perbandingan antara data *testing* dan peramalan data *testing* ARIMA (0,1,1). Garis biru menunjukkan nilai sebenarnya dari data *testing*, sedangkan garis merah menunjukkan hasil peramalan dari data *testing* ARIMA (0,1,1). Gambar 6 menunjukkan bahwa hasil peramalan data

testing ARIMA (0,1,1) berhasil mengikuti pola nilai aktual dari data testing. Sementara itu, perbandingan data testing dengan peramalan data testing ARIMA (1,1,0) ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Plot Data Testing dan Peramalan Data Testing ARIMA (1,1,0)

Gambar 7 menunjukkan perbandingan antara data testing dan peramalan data testing ARIMA (1,1,0). Garis biru menunjukkan nilai sebenarnya dari data testing, sedangkan garis merah menunjukkan hasil peramalan dari data testing ARIMA (1,1,0). Gambar 7 juga menunjukkan bahwa hasil peramalan data testing ARIMA (1,1,0) berhasil mengikuti pola nilai aktual dari data testing.

3.2. Pemodelan Support Vector Regression

Pemodelan dengan SVR menggunakan residu ARIMA yang telah memenuhi uji asumsi residu. Residu data *training* digunakan sebagai *input* pada pemodelan SVR. Sebelum melakukan pemodelan, data ditransformasi ke dalam rentang 0 hingga 1 menggunakan normalisasi min-max.

Data yang telah dinormalisasi kemudian digunakan untuk pemodelan dengan SVR menggunakan beberapa fungsi kernel, yaitu linear, RBF, dan sigmoid. Penentuan kombinasi parameter dan kernel terbaik dilakukan dengan *grid search time series cross-validation* menggunakan tiga *fold*. Penentuan *hyperparameter* C , ε , γ , dan r melalui *trial and error* ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai Hyperparameter Model SVR

Hyperparameter	Nilai Hyperparameter
C	0,1, 1, 10, 100, 1000
ε	0,01, 0,1, 1, 10, 100
γ	0,1, 0,2, 0,3, 0,4, 0,5
r	0,1, 1, 10

Tabel 4 menunjukkan rentang nilai *hyperparameter* yang digunakan dalam pencarian kombinasi terbaik untuk model SVR. Kombinasi *hyperparameter* terbaik dari masing-masing kernel dipilih berdasarkan nilai rata-rata MSE terkecil. Perbandingan nilai rata-rata MSE dari masing-masing kernel dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Perbandingan Nilai MSE dari Masing-masing Kernel

Model	Kernel	MSE
ARIMA		
ARIMA (0,1,1)	Linear ($C = 0,1$, $\varepsilon = 0,01$)	0,0203244
	RBF ($C = 0,1$, $\varepsilon = 0,01$, $\gamma = 0,3$)	0,0202511
	Sigmoid ($C = 0,1$, $\varepsilon = 0,01$, $\gamma = 0,2$, $r = 0,1$)	0,0202873
ARIMA (1,1,0)	Linear ($C = 0,1$, $\varepsilon = 0,01$)	0,0202401
	RBF ($C = 0,1$, $\varepsilon = 0,01$, $\gamma = 0,3$)	0,0201398
	Sigmoid ($C = 0,1$, $\varepsilon = 0,01$, $\gamma = 0,2$, $r = 0,1$)	0,0201837

Tabel 5 menunjukkan bahwa nilai MSE terkecil untuk model ARIMA (0,1,1) didapatkan dari kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan $C = 0,1$, $\varepsilon = 0,01$, dan $\gamma = 0,3$. Nilai MSE terkecil untuk model ARIMA (1,1,0) didapatkan dari kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan $C = 0,1$, $\varepsilon = 0,01$, dan $\gamma = 0,3$.

Peramalan model SVR pada ARIMA (0,1,1) menggunakan kernel RBF disajikan dalam Persamaan (4).

$$\begin{aligned}\hat{X}_t &= \sum_{l=1}^{N_{SV}} (\alpha_l - \alpha_l^*) K(\mathbf{x}_l, \mathbf{x}_t) + b \\ \hat{X}_t &= \sum_{l=1}^{N_{SV}} (\alpha_l - \alpha_l^*) \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_t\|^2) + b \\ \hat{X}_t &= \sum_{l=1}^{218} (\alpha_l - \alpha_l^*) \exp(-0,3 \|\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_t\|^2) + 0,52472623\end{aligned}\quad (4)$$

Sementara itu, peramalan model SVR pada ARIMA (1,1,0) menggunakan kernel RBF disajikan dalam Persamaan (5).

$$\begin{aligned}\hat{X}_t &= \sum_{l=1}^{N_{SV}} (\alpha_l - \alpha_l^*) K(\mathbf{x}_l, \mathbf{x}_t) + b \\ \hat{X}_t &= \sum_{l=1}^{N_{SV}} (\alpha_l - \alpha_l^*) \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_t\|^2) + b \\ \hat{X}_t &= \sum_{l=1}^{218} (\alpha_l - \alpha_l^*) \exp(-0,3 \|\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_t\|^2) + 0,52781514\end{aligned}\quad (5)$$

3.3. Pemodelan dengan Hibrida ARIMA – SVR

Hasil peramalan pada model hibrida diperoleh dengan menambahkan hasil peramalan dari model ARIMA dengan hasil peramalan dari model SVR. Model hibrida pertama dibentuk dengan menambahkan hasil peramalan dari model ARIMA (0,1,1), yaitu Persamaan (2), dengan hasil peramalan dari SVR, yaitu Persamaan (4). Model hibrida kedua diperoleh dengan menambahkan hasil peramalan dari model ARIMA (1,1,0), yaitu Persamaan (3), dengan hasil peramalan dari SVR, yaitu Persamaan (5). Kedua model hibrida tersebut sesuai dengan rumus hibrida yang dijelaskan pada Persamaan (1).

$$\hat{y}_t = \hat{Z}_t + \hat{X}_t$$

dengan \hat{Z}_t didapatkan dari peramalan model ARIMA (0,1,1) ataupun ARIMA (1,1,0) dan \hat{X}_t didapatkan dari peramalan model SVR.

3.4. Pemilihan Model Hibrida Terbaik

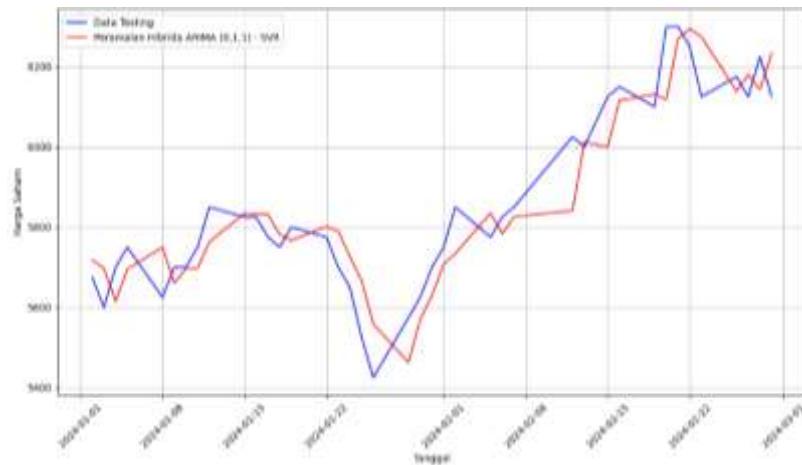
Model hibrida terbaik dipilih berdasarkan nilai MAPE terkecil. Adapun ringkasan nilai MAPE model hibrida dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Nilai MAPE model hibrida data *training* dan data *testing*

Model	MAPE Data Training	MAPE Data Testing
ARIMA (0,1,1)	1,0119%	1,199%
ARIMA (1,1,0)	1,0125%	1,202%
ARIMA (0,1,1) – SVR	0,9742%	1,212%
ARIMA (1,1,0) – SVR	0,9743%	1,193%

Tabel 6 menunjukkan bahwa pada data *training* dan *testing*, model hibrida ARIMA (0,1,1) – SVR memiliki nilai MAPE yang lebih kecil daripada model hibrida ARIMA (1,1,0) – SVR dan model

ARIMA (0,1,1) maupun ARIMA (1,1,0). Perbandingan antara peramalan data *testing* model hibrida ARIMA (0,1,1) – SVR dengan data *testing* harga penutupan saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Plot Perbandingan Data *Testing* Dan Peramalan Hibrida ARIMA (0,1,1) – SVR

Gambar 8 menunjukkan bahwa peramalan model hibrida ARIMA (0,1,1) – SVR cenderung mendekati data *testing*. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model hibrida ARIMA (0,1,1) – SVR merupakan model hibrida terbaik dibandingkan model hibrida ARIMA (1,1,0) – SVR.

4. Kesimpulan dan Saran

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan mengenai peramalan harga penutupan saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk menggunakan model hibrida ARIMA – SVR, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut.

1. Model hibrida terbaik untuk peramalan harga penutupan saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk periode 2 Januari 2023 – 29 Februari 2024 adalah model hibrida ARIMA (0,1,1) – SVR menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan *hyperparameter* $C = 0,1$, $\varepsilon = 0,01$, dan $\gamma = 0,3$.
2. Peramalan harga penutupan saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk menggunakan model hibrida ARIMA (0,1,1) – SVR menghasilkan nilai MAPE data *training* sebesar 0,9742% dan MAPE data *testing* sebesar 1,192%.

4.2. Saran

Saran penelitian ini untuk peneliti selanjutnya yaitu dapat menambah variasi kombinasi hyperparamater pada model SVR untuk meningkatkan performa peramalan. Selain itu, penggunaan model hibrida lain, seperti hibrida ARIMA – NN juga dapat dilakukan agar hasil peramalan dapat dibandingkan dengan model hibrida ARIMA – SVR yang digunakan dalam penelitian ini.

5. Ucapan Terima Kasih

Terima kasih kepada Universitas Sebelas Maret yang telah menyetujui terselenggaranya penelitian Skema Mandiri dengan Nomor Perjanjian Penugasan Penelitian: 1297/UN27.22/PT.01.03/2025.

6. Referensi

- [1] I. N. Inayah, "Prinsip-Prinsip Ekonomi Islam dalam Investasi Syariah," *Jurnal Ilmu Akuntansi dan Bisnis Syariah*, vol. 2, no. 2, pp. 88-100, 2020.
- [2] B. E. Indonesia, "Saham," 2024. [Online]. Available: <https://www.idx.co.id/produk/saham>. [Accessed 10 September 2024].
- [3] R. I. Nurachim, "Pemilihan Model Prediksi Indeks Harga Saham yang Dikembangkan Berdasarkan Algoritma Support Vector Machine (SVM) atau Multilayer Perceptron (MLP) Studi Kasus: Saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk," *Jurnal Teknologi Informatika & Komputer*, vol. 5, no. 1, pp. 29-35, 2019.
- [4] B. R. Indonesia, "Laporan Tahunan 2024 PT Bank Rakyat Indonesia Tbk," Jakarta, 2024.
- [5] A. N. Safira, B. Warsito and A. Rusgiyono, "Analisis Support Vector Regression (SVR) dengan Algoritma Grid Search Time Series Cross Validation untuk Prediksi Jumlah Kasus Terkonfirmasi Covid-19 di Indonesia," *Jurnal Gaussian*, vol. 11, no. 4, pp. 512-521, 2022.
- [6] N. P. S. Y. Artini, I. W. Sumarjaya and D. P. E. Nilakusmawati, "Penerapan Metode Support Vector Regression (SVR) dengan Algoritma Grid Search dalam Peramalan Harga Saham," *E-Jurnal Matematika*, vol. 13, no. 2, pp. 99-104, 2024.
- [7] B. H. Prakoso, "Implementasi Support Vector Regression pada Prediksi Inflasi Indeks Harga Konsumen," *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika & Rekayasa Komputer*, vol. 19, no. 1, pp. 155-162, 2019.
- [8] R. E. Cahyono, J. P. Sugiono and S. Tjandra, "Analisis Kinerja Metode Support Vector Regression(SVR) dalam Memprediksi Indeks Harga Konsumen," *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 1, no. 2, pp. 106-116, 2019.
- [9] Fahmi, Suherman, Suryati, M. Mawarni and Hanafi, "Model Support Vector Regression (SVR) Berdimensi Tinggi dengan Pendekatan Fungsi Kernel Berbeda untuk Peramalan Harga Saham TLKM: Sebuah Pemodelan Deret Waktu Selama Masa Pandemi Covid-19," *Jurnal Infomedia: Teknik Informatika, Multimedia & Jaringan*, vol. 5, no. 2, pp. 44-49, 2020.
- [10] D. I. Purnama, "Peramalan Harga Emas Saat Pandemi Covid-19 Menggunakan Model Hibrida Autoregressive Integrated Moving Average - Support Vector Regression," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. III, no. 1, pp. 52-65, 2021.
- [11] Y. Zhang, L. Luo, J. Yang, R. K. Dunhu Liu and Y. Feng, "A Hybrid ARIMA-SVR Approach for Forecasting Emergency Patient Flow," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, vol. X, pp. 3315-3323, 2019.
- [12] W. Gusthvi, A. A. Roza, A. W. Mallisa and Aryanto, "Analisis Time Series Menggunakan Model Hybrid ARIMA-SVR pada Harga Bitcoin," *CENDERAWASIH Journal of Statistics and Data Science*, vol. 1, no. 1, pp. 16-25, 2022.
- [13] C.-W. Hsu, C.-S. Chang and C.-J. Lin, "A Practical Guide to Support Vector Classification," *Department of Computer Science and Information Engineering, University of National Taiwan, Taipei*, pp. 1-12, 2016.
- [14] E. Patriya, "Implementasi Support Vector Machine pada Prediksi Harga Saham Gabungan (IHSG)," *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, vol. 25, no. 1, pp. 24-38, 2020.
- [15] G. P. Zhang, "Time Series Forecasting Using A Hybrid ARIMA and Neural Network Model," *Neurocomputing*, no. 50, pp. 159-175, 2003.