

# Stock Price Prediction of PT Bank Syariah Indonesia Tbk Using Support Vector Regression

Isra Miraltamirus, Fadhilah Fitri\*, Dodi Vionanda, Dony Permana

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

\*Corresponding author: [fadhilahfitri@fmipa.unp.ac.id](mailto:fadhilahfitri@fmipa.unp.ac.id)

Submitted : 15 Maret 2023

Revised : 11 Mei 2023

Accepted : 12 Mei 2023

## ABSTRACT

The movement of the stock price of PT Bank Syariah Indonesia (BSI) Tbk fluctuates, so that it has an impact on the income received by the company and investors. Therefore, it is necessary to do stock price modeling to predict PT BSI Tbk stock price. Regression analysis is an analysis that can produce a prediction, one of which is Support Vector Regression (SVR). This method is able to predict non-linear data and can generalize data well. The results of this study are that the best parameter values are obtained in forming the optimal SVR model which produces a prediction error accuracy value of 0,87%. This shows that SVR is able to predict PT BSI Tbk's stock price well with a small prediction error.

**Keywords:** Prediction, Support Vector Regression, Stock Price.

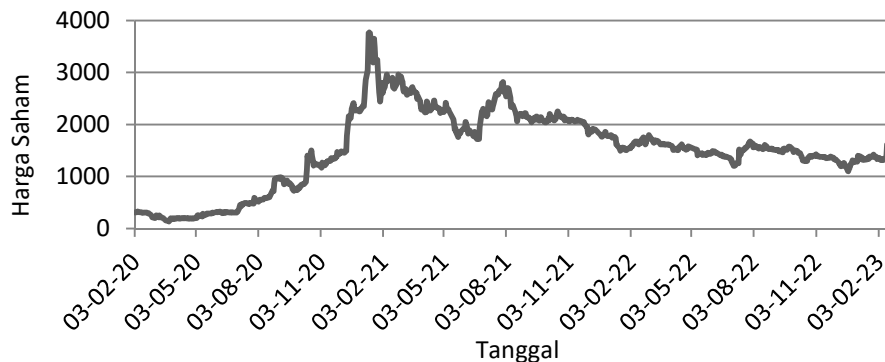


This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

## I. PENDAHULUAN

Penawaran umum merupakan suatu kegiatan perusahaan untuk mendapatkan modal dengan menjual sebagian saham yang dimilikinya (Serfiyani dkk, 2021: 4). Kegiatan tersebut dapat dilakukan dalam sebuah pasar modal. Pasar modal merupakan kegiatan penawaran umum dan perdagangan dari suatu efek yang diterbitkan oleh perusahaan kepada investor (Murdifin & Basalamah, 2010: 354). Salah satu efek yang diperjual belikan adalah saham. Saham adalah sebuah surat berharga sebagai tanda kepemilikan atas sebuah perusahaan. Kinerja dari suatu perusahaan dapat dilihat dari harga sahamnya.

PT BSI Tbk merupakan salah satu bank syariah terbesar di Indonesia yang diresmikan pada tanggal 01 Februari 2021 yang terbentuk dari hasil kerjasama penggabungan pada tiga bank syariah yaitu PT Bank Mandiri Syariah Tbk, PT Bank Rakyat Indonesia Syariah Tbk, dan PT Bank Negara Indonesia Syariah Tbk (Hartini & Marhandrie, 2022). Pada dua tahun terakhir yakni pasca peresmian, harga saham PT BSI Tbk mengalami fluktuasi. Hal tersebut disebabkan oleh harga saham yang *overvalued*. *Overvalued* adalah suatu keadaan dimana harga saham mengalami peningkatan yang cukup tinggi sehingga menyebabkan harga saham naik berkali lipat dari harga biasanya (Nugraha & Sulasmiyati, 2017). Pergerakan harga saham PT BSI Tbk dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Harga penutup saham PT BSI Tbk

Sebelum peresmian harga saham berada di bawah 1.000 rupiah yang terlihat seperti pada Gambar 1, beberapa bulan mendekati peresmian harga saham melambung tinggi mencapai 3.770 rupiah hingga pada saat peresmian harga saham turun menjadi 3.070 rupiah dan beberapa bulan setelah peresmian harga saham melemah tetapi pada beberapa waktu menguat kembali. Fluktuasi tersebut berdampak pada *income* yang diterima oleh perusahaan dan investor. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemodelan harga saham untuk memprediksi harga saham PT BSI Tbk. Hasil prediksi tersebut bermanfaat bagi perusahaan dalam membuat suatu kebijakan untuk menangani harga saham yang berfluktuasi serta bagi investor sebagai bahan pertimbangan dalam mengambil keputusan untuk menjual, membeli, atau mempertahankan saham tersebut.

Analisis regresi merupakan salah satu analisis yang mampu menghasilkan sebuah prediksi (Montgomery dkk, 2015: 107), salah satunya yaitu SVR(Smola & Schölkopf, 2004). SVR merupakan salah satu metode *machine learning* hasil dari pengembangan algoritma dari *Support Vector Machine* (SVM) yang menangani kasus regresi (Awad & Khanna, 2015: 67). Metode ini mampu memprediksi data yang bersifat non linier (Yasin dkk, 2014) serta mampu menggeneralisasi data dengan baik.

*Machine learning* merupakan sebuah pembelajaran mesin yang secara sistematis akan menerapkan algoritma untuk memperoleh hubungan yang mendasar antara data dan informasi (Awad & Khanna, 2015: 1). *Machine Learning* dibagi menjadi dua kategori yaitu *supervised learning* dan *unsupervised learning*. Pada *supervised learning* data dibagi menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji. Data latih adalah data yang digunakan untuk melatih algoritma, sedangkan data uji adalah data yang digunakan untuk menguji kinerja dari algoritma yang telah dilatih (Rogel-Salazar, 2018: 120). Pada proses pembelajaran algoritma, data latih dan data uji dibagi menjadi 70% dan 30%, atau 80% dan 20%, atau 90% dan 10%. Penggunaan data latih yang lebih besar akan membuat algoritma menghasilkan keakuratan yang lebih baik lagi (Rusmalawati dkk, 2018).

Pada penelitian sebelumnya yang telah dilakukan oleh Weng dkk 2013, Kazem dkk 2013, dan Furi dkk 2015 diperoleh bahwa metode SVR mampu menghasilkan model prediksi yang optimal dengan nilai akurasi kesalahan kurang dari 10%. Berdasarkan dari permasalahan yang telah diurai maka tujuan dari penelitian ini adalah untuk memprediksi harga saham PT BSI Tbk menggunakan model SVR yang terbentuk dari parameter yang terbaik serta menghasilkan nilai akurasi kesalahan yang kecil.

## II. METODE PENELITIAN

### A. Jenis Penelitian dan Sumber Data

Penelitian yang dilakukan adalah penelitian terapan. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari <https://finance.yahoo.com/> yaitu data harga saham PT BSI Tbk dari tanggal 01 Februari 2021 sampai 23 Februari 2023. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *close price* (harga penutupan) sebagai variabel respon (Y) dan beberapa variabel prediktor (X) yaitu *open price* (harga pembuka) ( $X_1$ ), *high price* (harga tertinggi) ( $X_2$ ), *low price* (harga terendah) ( $X_3$ ), dan volume (jumlah lembar saham yang beredar) ( $X_4$ ).

### B. Langkah-Langkah Analisis

Adapun langkah-langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut ini.

1. Mengumpulkan data harga saham PT BSI Tbk di <https://finance.yahoo.com/>. Data yang digunakan yaitu data harga saham pada dari tanggal 01 Februari 2021 sampai dengan 23 Februari 2023. Data harga saham adalah data harian yang tercatat dalam 5 hari kerja, dengan demikian jumlah data yang tercatat sebanyak 511 hari.
2. Melakukan eksplorasi data dengan membuat plot data.
3. Membagi data menjadi dua yaitu 80% data latih dan 20% data uji. Data yang digunakan terdiri dari 511 amatan dimana 409 amatan yakni dari tanggal 01 Februari 2021 sampai 03 Oktober 2022 untuk data latih dan 102 amatan yakni dari tanggal 04 Oktober 2022 sampai 23 Februari 2023 untuk data uji.
4. Melakukan standardisasi data.

Standardisasi adalah salah satu proses mengubah skala data menjadi ukuran standar yang digunakan apabila data memiliki satuan yang berbeda. Standardisasi data bertujuan untuk mengkonversi data sehingga data memiliki rata-rata 0 dan variansi 1, berikut rumus yang digunakan ditulis pada Persamaan (1) .

$$Z_i = \frac{(x_i - \mu)}{\sigma} \quad (1)$$

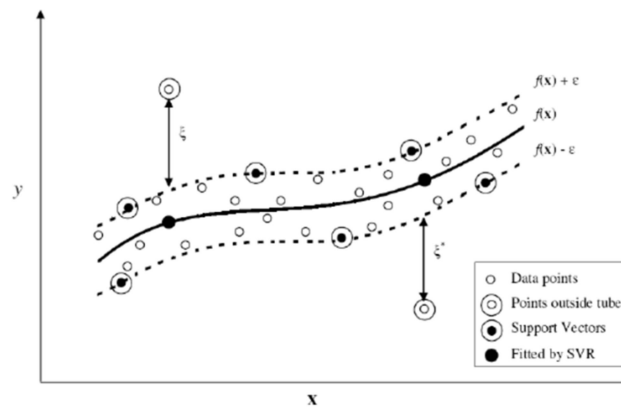
dimana  $x_i$  merupakan data ke-i dikurang dengan  $\mu$  (rata-rata) dan dibagi dengan  $\sigma$  (standar deviasi) (Laura & Santi, 2017: 47).

- Menentukan kernel yang digunakan.  
 Kernel adalah salah satu metode non parametrik yang dapat memetakan data dari ruang input ke ruang fitur atau ruang dimensi yang lebih tinggi lagi (Wolff, 2017). Fungsi kernel yang digunakan pada penelitian ini adalah *Radial Basis Function* (RBF) yang ditulis pada Persamaan (2).

$$K(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2) \quad (2)$$

dimana  $\|x - x'\|^2$  adalah jarak *Euclidean* kuadrat antara dua vektor fitur yaitu  $(x, x')$  dan  $\gamma$  merupakan lebar parameter kernel *Gaussian*. RBF bertujuan untuk menghitung kesamaan atau seberapa dekat titik antara kedua vektor  $(x, x')$  (Hu, 2017).

- Melakukan *hyperparameter* atau menentukan kombinasi parameter yang akan digunakan yaitu C,  $\epsilon$ , dan  $\gamma$ . Pada Gambar 2 ditampilkan ilustrasi dari SVR.



Gambar 2. Ilustrasi SVR

Garis yang berada di tengah yang terlihat pada Gambar 2 merupakan *hyperplane* yang diperoleh dari  $f(x)$  dan dua garis yang berada di sekitar *hyperplane* adalah *boundary lines*. Sedangkan jarak antara *boundary lines* dan *hyperplane* disebut dengan margin atau  $\epsilon$ . Terlihat pada Gambar 2 *support vector* berada disekitar *boundary lines*. Data yang berada jauh dari *boundary lines* disebut dengan variabel *slack* atau  $\xi$ . SVR bertujuan untuk menemukan *hyperplane* optimal dengan memaksimalkan nilai margin. Adapun fungsi SVR ditulis pada Persamaan (3).

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (3)$$

dimana  $w^T$  berfungsi sebagai vektor bobot,  $\varphi(x)$  sebagai fungsi yang memetakan  $x$  pada ruang fitur, dan  $b$  sebagai bias (Khemchandani & Chandra, 2017: 12). SVR menggunakan fungsi  $\epsilon$ -insensitive loss function dalam meminimumkan resiko empiris (selisih hasil estimasi dengan nilai aktual) yang ditulis pada Persamaan (4) berikut ini.

$$L_\epsilon(y_i, f(x_i)) = \begin{cases} 0 & , \text{ untuk } |y_i, f(x_i)| < \epsilon \\ |y_i - f(x_i)| - \epsilon & , \text{ untuk } |y_i, f(x_i)| \geq \epsilon \end{cases} \quad (4)$$

$\epsilon$ -insensitive loss function digunakan sebagai pemberi batas toleransi data, sehingganya data yang berada di luar *boundary lines* akan menjadi variabel *slack* (Cahyono dkk, 2019). Sehingga parameter  $\epsilon$  dapat diatur hingga mendapatkan garis margin yang maksimal. SVR menggunakan fungsi *Structural Risk Minimization* (SRM) untuk generalisasi data, dengan begitu SVR mampu mengontrol kapasitas atau fleksibilitas subset data pada ruang fitur (LeCun dkk, 1998). Fungsi SRM dapat ditulis pada Persamaan (5) berikut ini.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i, \xi_i^* \tag{5}$$

dengan syarat:

$$\begin{aligned} y_i - w^T \varphi(x_i) &\leq \epsilon + \xi_i^* \text{ dimana } i = 1, \dots, N \\ w^T \varphi(x_i) - y_i &\leq \epsilon + \xi_i \text{ dimana } i = 1, \dots, N \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0 \text{ } i = 1, \dots, N \end{aligned}$$

dimana  $\|w\|^2$  merupakan vektor *norm* yang digunakan untuk menghasilkan margin yang maksimum dan C merupakan penalti yang akan diberikan pada variabel *slack*, oleh karena itu parameter C dapat ditentukan nilainya. Data yang berada jauh dari *boundary lines* menjadi sebuah problem optimasi. Problem optimasi dapat diatasi dengan menggunakan formulasi dual pada fungsi *lagrange multiplier* yang dapat dilihat pada buku yang ditulis oleh Awad & Khanna (2015: 71-72) yakni pada persamaan (4-8) sampai (4-18). Adapun hasil akhirnya yaitu dengan menggunakan kondisi *Karush Kuhn Tucker* (KKT) yang menurunkan secara parsial persamaan dari fungsi *lagrange multiplier* sehingga diperoleh hasil persamaan untuk menghitung nilai parameter *w* dan *b* pada Persamaan (6) dan (7).

$$w = \sum_{i=1}^{N_{SV}} (\alpha_i^* - \alpha_i) \varphi(x_i) \tag{6}$$

$$\begin{aligned} b &= y_i - w^T \varphi(x_i) - \epsilon \\ b &= -y_i + w^T \varphi(x_i) - \epsilon \end{aligned} \tag{7}$$

Serta parameter  $\gamma$  merupakan parameter yang digunakan oleh fungsi kernel RBF untuk pemetaan data ke ruang fitur yang dapat ditentukan nilai parameternya (Awad & Khanna, 2015: 68-73).

7. Membentuk model SVR berdasarkan kombinasi parameter.
8. Melakukan evaluasi model dengan memasukkan data uji ke dalam model yang telah terbentuk.
9. Transformasi data ke dalam bentuk semula.
10. Menentukan akurasi model menggunakan MAPE.

MAPE digunakan untuk mengukur rata-rata nilai kesalahan pada hasil dugaan model. Menurut Chang, dkk (2007) semakin kecil nilai MAPE yang dihasilkan maka kemampuan prediksi akan semakin baik. Chang, dkk juga menjelaskan bahwa nilai MAPE yang kurang dari 10% menunjukkan kinerja model yang sangat baik sedangkan MAPE berada dalam rentangan 10% dan 20% menunjukkan kinerja model yang baik, serta MAPE yang lebih dari 50% menunjukkan kinerja model yang buruk. Rumus untuk menghitung MAPE dapat dilihat pada persamaan (8).

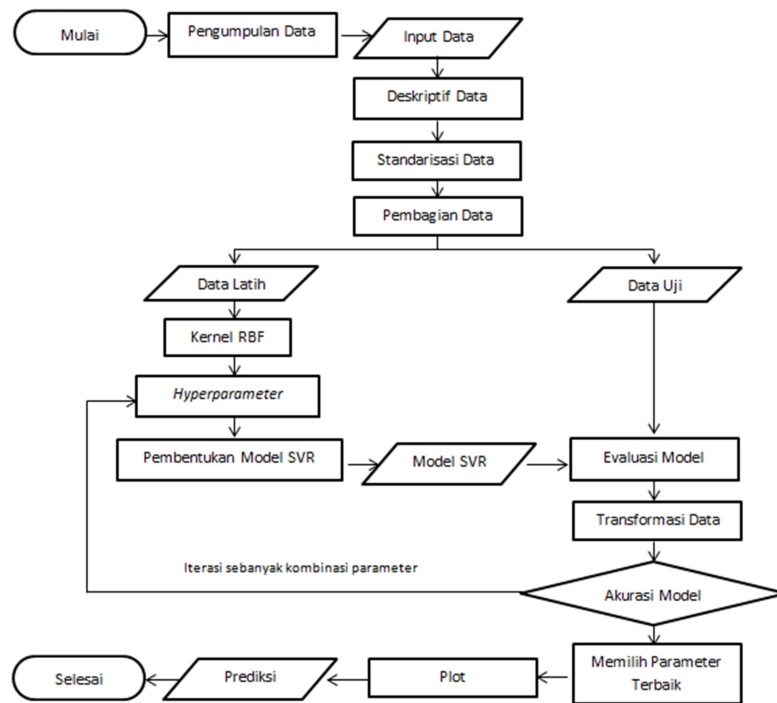
$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i}}{n} \times 100\% \tag{8}$$

dimana:

$y_i$  = data pada amatan ke-*i*  
 $\hat{y}_i$  = data hasil prediksi pada amatan ke-*i*  
*n* = jumlah amatan

11. Melakukan iterasi sebanyak kombinasi parameter yang terbentuk yakni dengan mengulangi langkah 6 sampai dengan langkah 10.
12. Menentukan parameter terbaik berdasarkan MAPE terkecil.
13. Membuat plot perbandingan antara nilai aktual dan nilai prediksi.
14. Menampilkan hasil prediksi dari data uji.

Langkah-langkah analisis yang telah diurai tersebut dapat dilihat dalam *flowchart* pada Gambar 3 berikut ini.

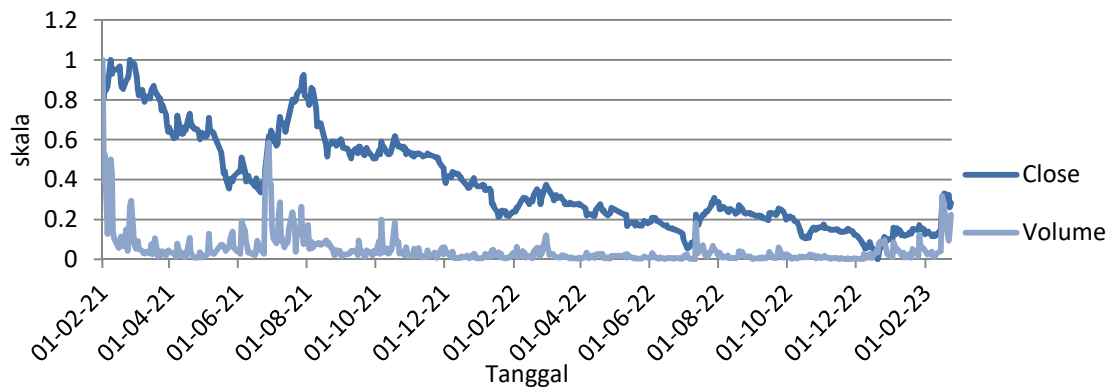


Gambar 3. Flowchart SVR

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Deskriptif Data

Sebelum melakukan analisis data harga saham, terlebih dahulu dilakukan deskripsi data untuk melihat gambaran dari hubungan variabel respon dan variabel prediktor, yaitu harga penutup dan volume saham PT BSI Tbk yang ditampilkan pada Gambar 4. Data terlebih dahulu dinormalisasikan sehingga memiliki skala yang sama.



Gambar 4. Perbandingan harga penutup dan volume

Terlihat di beberapa titik disaat harga saham rendah, volume mengalami peningkatan. Salah satunya seperti pada tanggal 25 Juni 2021 dimana volume penjualan mencapai 326 juta lembar dengan harga penutup 1.945 rupiah, yang mana pada beberapa hari sebelumnya harga penutup saham mengalami penurunan hingga 1.725 rupiah. Oleh karena itu, salah satu penyebab naiknya harga saham dipengaruhi oleh volume yang meningkat yang diakibatkan oleh harga saham yang rendah pada hari sebelumnya. Harga saham yang merosot dalam waktu yang berkelanjutan dapat menyebabkan investor lama memutuskan untuk menjual sahamnya dan dibeli oleh investor yang baru.

**B. Analisis Support Vector Regression**

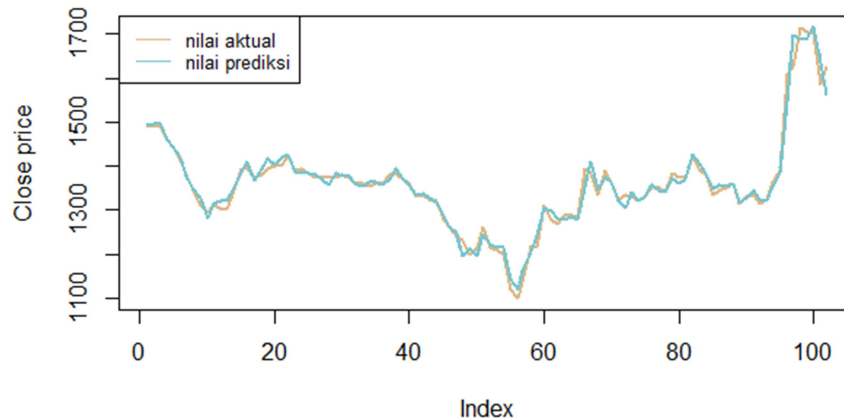
Setelah eksplorasi data, selanjutnya membentuk model SVR dengan mencari parameter yang terbaik dengan menggunakan data latih sebanyak 409 amatan. Pada Tabel 1 disajikan hasil kombinasi parameter C,  $\epsilon$ , dan  $\gamma$  dengan perolehan nilai MAPE pada setiap kombinasi.

**Tabel 1.** Kombinasi parameter dan nilai MAPE hasil *Trial and Error*

Parameter			MAPE
C	$\epsilon$	$\gamma$	
10	0,01	0,0001	0,0184
10	0,01	0,001	0,4262
10	0,1	0,0001	0,0443
10	0,1	0,001	0,4291
100	0,01	0,0001	0,0107
<b>100</b>	<b>0,01</b>	<b>0,001</b>	<b>0,0087</b>
100	0,1	0,0001	0,0141
100	0,1	0,001	0,0112

Terlihat pada Tabel 1 bahwa parameter terbaik untuk membentuk model SVR yang optimal adalah dengan  $C = 100$ ,  $\epsilon = 0,01$ , dan  $\gamma = 0,001$  yang menghasilkan MAPE terkecil. Selanjutnya melakukan evaluasi model menggunakan data uji untuk melihat seberapa baik kinerja model dalam menghasilkan prediksi. Keberhasilan model dalam menghasilkan sebuah prediksi yang tepat dapat dilihat melalui akurasi model menggunakan MAPE yang terlihat seperti pada Tabel 1.

Diperoleh nilai MAPE terkecil yang dihasilkan dari model terbaik yaitu sebesar 0,0087 atau 0,87%. Hal ini menunjukkan bahwa dengan mencari parameter C,  $\epsilon$ , dan  $\gamma$  terbaik akan menghasilkan model optimal, dengan begitu model dapat menghasilkan prediksi harga saham PT BSI Tbk dengan baik. Performasi model terbaik dapat dilihat dari grafik perbandingan nilai aktual dengan nilai prediksi yang ditampilkan pada Gambar 5.



**Gambar 5.** Perbandingan nilai aktual data uji dan hasil prediksi

Terlihat pada Gambar 5 bahwa nilai aktual dan nilai prediksi memiliki sedikit perbedaan, hal ini membuktikan bahwa model yang diperoleh memberikan performansi yang baik dalam memprediksi data baru. Dapat dilihat hasil prediksi dengan data aktual dalam Tabel 2 berikut ini.

**Tabel 2.** Perbandingan Nilai Aktual dan Nilai Prediksi

Data	Nilai Aktual	Nilai Prediksi
1	1490	1493,56
2	1490	1496,39
3	1490	1500,84
4	1460	1460,71
5	1445	1442,77
...	...	...
98	1715	1686,64
99	1705	1690,06
100	1700	1716,57
101	1585	1634,52
102	1625	1561,39

Terlihat nilai aktual dan nilai prediksi pada Tabel 2 memiliki sedikit perbedaan, ini membuktikan bahwa metode SVR mampu menghasilkan prediksi pada harga saham PT BSI Tbk dengan baik. Prediksi yang dihasilkan oleh model terbaik menunjukkan bahwa *close price* saham dapat dipengaruhi oleh *open price*, *high price*, *low price*, dan volume saham.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai prediksi harga saham PT BSI Tbk menggunakan SVR menghasilkan bahwa parameter terbaik adalah dengan  $C = 100$ ,  $\epsilon = 0,01$ , dan  $\gamma = 0,001$ . Nilai akurasi model dengan menggunakan MAPE sebesar 0,0087 atau 0,87%. Artinya kesalahan prediksi yang dihasilkan oleh model sangat kecil. Serta hasil prediksi menggunakan 102 amatan dari data uji menunjukkan bahwa model mampu memprediksi harga saham PT BSI yang berfluktuasi dengan baik. Berdasarkan dari perolehan hasil penelitian membuktikan bahwa SVR mampu menghasilkan sebuah prediksi yang baik pada data non linier. Untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan algoritma *Grid Search* dalam menentukan parameter terbaik atau menggunakan fungsi kernel, seperti linier dan *polynomial* ataupun membandingkan fungsi kernel tersebut.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Awad, M., and Khanna, R. (2015). *Efficient learning machines: theories, concepts, and applications for engineers and system designers*. New York: Apress Media.
- Cahyono, R. E., Sugiono, J. P., dan Tjandra, S. (2019). Analisis Kinerja Metode Support Vector Regression (SVR) dalam Memprediksi Indeks Harga Konsumen. *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, Vol. 1, No. 2, Hal. 106-116.
- Chang, P. C., Wang, Y. W., and Liu, C. H. (2007). The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting. *Expert Systems with Applications*, Vol. 32, No. 1, Hal. 86-96.
- Furi, R. P., Jondri, J., and Saepudin, D. (2015). Prediksi Financial Time Series Menggunakan Independent Component Analysis Dan Support Vector Regression. Studi Kasus: Ihsg Dan Jii. *eProceedings of Engineering*, Vol. 2, No. 2, Hal. 3608-3618.
- Hartini, H., & Marhandrie, D. (2022). Pengaruh Profitabilitas, Risiko Finansial dan Harga Saham Terhadap Nilai Perusahaan Bank Syariah Indonesia (BSI) Di BEI Periode Tahun 2014-2021. *Jurnal Ilmiah Ekotrans & Erudisi*, Vol. 2, No. 1, Hal. 104-111.
- Hu, X. (2017). *Support vector machine and its application to regression and classification*. (Master Thesis, Missouri State University).
- Kazem, A., Sharifi, E., Hussain, F. K., Saberi, M., and Hussain, O. K. (2013). Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting. *Applied soft computing*, Vol. 13, No. 2, Hal. 947-958.
- Khemchandani, R., & Chandra, S. 2017. *Twin Support Vector Machines*. Studies in Comp Intell, Springer.

- Laura, I., and Santi, S. (2017). *Introduction to Data Science: A Python Approach to Concepts, Techniques and Applications*. Switzerland: Springer.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. 1998. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 86, No. 11, Hal. 2278-2324.
- Nugraha, E. S., & Sulasmiyati, S. (2017). Analisis Nilai Intrinsik Saham Dengan Relative Valuation Techniques (Studi Pada Perusahaan Sub Sektor Rokok yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Periode 2013–2016). *Jurnal Administrasi Bisnis*, Vol. 52, No. 1, Hal. 106-113.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., and Kulahci, M. (2015). *Introduction to time series analysis and forecasting*. 2<sup>nd</sup> edition, Canada: John Wiley & Sons.
- Murdifin, H., dan Basalamah, S. (2010). *Studi Kelayakan Investasi Proyek dan Bisnis*. Jakarta: Bumi Aksara.
- Rogel-Salazar, J. (2018). *Data Science and Analytics with Python*. Chapman and Hall/CRC.
- Rusmalawati, V., Furqon, M. T., dan Indriati, I. (2018). Peramalan Harga Saham Menggunakan Metode Support Vector Regression (SVR) Dengan Particle Swarm Optimization (PSO). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, Vol. 2, No. 5, Hal. 1980-1990.
- Serfiyani, D. C. Y., SH, M., Purnomo, I. R. S. D., Hariyani, I., dan SH, M. (2021). *Capital market top secret: Ramuan sukses bisnis pasar modal Indonesia*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Smola, A. J., & Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and computing*, Vol. 14, Hal. 199-222.
- Weng, C., Cui, Y., Sun, J., and Peng, H. (2013). On-board state of health monitoring of lithium-ion batteries using incremental capacity analysis with support vector regression. *Journal of Power Sources*, Vol. 235, Hal. 36-44.
- Wolff, B. 2017. *Support vector regression for solar power prediction*. (Doctoral dissertation, Universität Oldenburg).
- Yasin, H., Prahutama, A., & Utami, T. W. 2014. Prediksi harga saham menggunakan support vector regression dengan algoritma grid search. *Media Statistika*, Vol. 7, No. 1, Hal. 29-35.