

PREDIKSI *CLOSING PRICE* SAHAM HARIAN BERBASIS *SOFT COMPUTING*

Ni`mah Firsta Cahya Susilo¹, Cahyo Crysdiandian²

UIN Maulana Malik Ibrahim Malang, Malang, Indonesia^{1,2}

Email: 200605210003@student.uin-malang.ac.id¹, cahyo@ti.uin-malang.ac.id²

Abstrak

Prediksi harga saham adalah tugas kompleks yang bergantung pada banyak faktor seperti kondisi politik, ekonomi global, laporan keuangan perusahaan, dan pendapatan. Oleh karena itu, untuk memaksimalkan keuntungan dan meminimalkan kerugian, diperlukan adanya teknik memprediksi nilai saham. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui pengaruh fitur terhadap perkiraan harga close price saham dan membandingkan kinerja multiple linear regression dan artificial neural network. Uji koefisien korelasi yang telah dilakukan menghasilkan nilai koefisien variabel terbesar dan terkecil dalam penelitian ini adalah 0,9. Algoritma multiple linear regression mengungguli artificial neural network dengan MAPE sebesar 0,900016423%.

Kata kunci: prediksi saham, linear regression, neural network, closing price

Abstract

Stock price prediction is a complex task that depends on many factors such as political conditions, global economy, company financial statements, and earnings. Therefore, to maximize profits and minimize losses, techniques for predicting share value are needed. The aim of this research is to determine the effect of features on stock close price estimates and compare the performance of multiple linear regression and artificial neural networks. The correlation coefficient test that was carried out resulted in the largest and smallest variable coefficient values in this study being 0.9. The multiple linear regression algorithm outperforms the artificial neural network with a MAPE of 0.900016423%.

Keywords: stock prediction, linear regression, neural network, closing price

Pendahuluan

Saham adalah saham yang mewakili sebagian kecil dari suatu perusahaan. Hal ini memberikan hak kepada pemegang saham untuk mendapatkan bagian atas kekayaan dan keuntungan perusahaan sesuai dengan jumlah saham yang dimilikinya (Badan Pengawas Pasar Modal Dan Lembaga Keuangan, 2011). Pasar saham memegang peranan penting dalam perekonomian global yang menghasilkan keuntungan sebagai instrumen investasi pertumbuhan ekonomi (Akhtar et al., 2022; Alam et al., 2017). Menurut Masoud (2013), pasar saham memiliki karakteristik dinamis dan non-linier.

Murkute dan Sarode (2015) menemukan bahwa prediksi harga saham merupakan tugas yang sulit karena bergantung pada beberapa faktor seperti kondisi politik, ekonomi global, laporan keuangan dan kinerja perusahaan. Jadi, untuk memaksimalkan keuntungan dan meminimalkan kerugian, nilai saham harus dapat diprediksi. Menganalisis tren beberapa tahun terakhir sebelumnya bisa sangat berguna untuk mengetahui pergerakan pasar saham. Metode regresi linier dianggap sebagai pendekatan yang patut dipertimbangkan karena kesederhanaannya dan penggunaannya secara luas dalam penelitian sebelumnya yang membahas masalah serupa (Annisa, 2023; Fadha,

2023). Selain itu, ANN memiliki kinerja lebih baik daripada regresi linier untuk hubungan non-linier (Hallman, 2019).

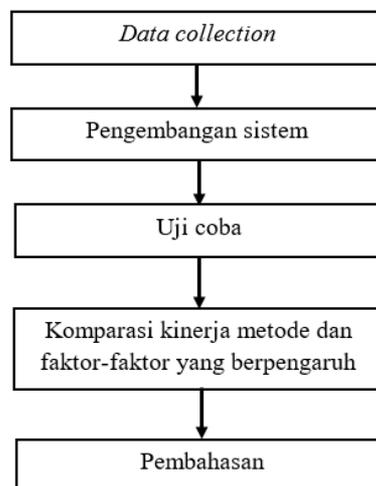
Penelitian Vijha et al. (2020) menunjukkan bahwa prediksi pasar saham sangat kompleks. Meningkatkan daya komputasi dan mengembangkan kecerdasan buatan terbukti lebih efektif dalam memprediksi harga saham. Dalam penelitiannya, peramalan harga saham dilakukan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan dan metode random forest, setelah itu digunakan RMSE dan MAPE untuk evaluasinya. Studi menunjukkan bahwa ANN memiliki kinerja yang lebih baik dalam hal RMSE (0,42), MAPE (0,77) dan MBE (0,013).

Berdasarkan permasalahan yang telah dijelaskan di atas, faktor-faktor yang mempengaruhi prediksi close price saham perlu ditentukan untuk mendapatkan hasil prediksi close price saham yang optimal. Dalam penelitian ini, Artificial Neural Network dan Multiple Linear Regression dipilih untuk pada prediksi close price saham harian di Indonesia berdasarkan hasil penelitian-penelitian sebelumnya. Metode soft computing tersebut dilakukan perbandingan hasil evaluasi untuk mengetahui metode dengan kinerja yang lebih baik.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengungkap faktor-faktor yang memiliki pengaruh dalam prediksi close price saham dan mengukur kinerja metode-metode dalam memprediksi close price saham, digunakan sebagai pertimbangan dalam hal keuangan bagi emiten serta digunakan sebagai pertimbangan keuangan yang mempengaruhi harga saham perusahaan bagi perusahaan sekuritas.

Metode Penelitian

Penelitian ini meliputi pengumpulan data, pengembangan sistem, pengujian, komparasi kinerja metode berdasarkan hasil uji coba serta pembahasan. Pengujian seperti digambarkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Desain penelitian

Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data saham Bursa Efek Indonesia yang diperoleh dari website Bursa Efek Indonesia pada link <https://www.idx.co.id/>. Data yang diambil adalah saham-saham anggota Jakarta Islamic Index (JII) periode Juli hingga November 2022 yang terlampir pada Tabel 1.

Tabel 1. Daftar Saham Anggota Indeks Jakarta Islamic Index (JII)

No.	Kode	Nama Saham
1	ADRO	Adaro Energy Indonesia Tbk.
2	ANTM	Aneka Tambang Tbk.
3	BRIS	Bank Syariah Indonesia Tbk.
4	BRPT	Barito Pacific Tbk.
5	CPIN	Charoen Pokphand Indonesia Tbk
6	EMTK	Elang Mahkota Teknologi Tbk.
7	ERAA	Erajaya Swasembada Tbk.
8	EXCL	XL Axiata Tbk.
9	HRUM	Harum Energy Tbk.
10	ICBP	Indofood CBP Sukses Makmur Tbk.
11	INCO	Vale Indonesia Tbk.
12	INDF	Indofood Sukses Makmur Tbk.
13	INKP	Indah Kiat Pulp & Paper Tbk.
14	INTP	Indocement Tunggال Prakarsa Tbk.
15	ITMG	Indo Tambangraya Megah Tbk.
16	JPFA	Japfa Comfeed Indonesia Tbk.
17	KLBF	Kalbe Farma Tbk.
18	MDKA	Merdeka Copper Gold Tbk.
19	MIKA	Mitra Keluarga Karyasehat Tbk.
20	MNCN	Media Nusantara Citra Tbk.
21	PGAS	Perusahaan Gas Negara Tbk.
22	PTBA	Bukit Asam Tbk.
23	SCMA	Surya Citra Media Tbk.
24	SMGR	Semen Indonesia (Persero) Tbk.
25	TINS	Timah Tbk.
26	TLKM	Telkom Indonesia (Persero) Tbk.
27	TPIA	Chandra Asri Petrochemical Tbk.
28	UNTR	United Tractors Tbk.
29	UNVR	Unilever Indonesia Tbk.
30	WIKA	Wijaya Karya (Persero) Tbk.

Tujuan pemilihan fitur adalah untuk meningkatkan kinerja sistem dan mengurangi waktu komputasi. Adapun -fitur tersebut ditunjukkan pada Tabel 2. Distribusi data latih dan data uji yang fitur digunakan pada penelitian ini dibagi menjadi 70% dari total data merupakan data latih dan 30% dari total data merupakan data uji.

Tabel 2. Ilustrasi fitur data penelitian

No	Kode Saham	Hari Sebelumnya			Hari Ini		
		<i>Open Price</i>	Tertinggi	Terendah	<i>Close Price</i>	<i>Open Price</i>	Tertinggi
1.	ADRO						
2.	ANTM						
3.	BRIS						

Pada penelitian ini, proses prediksi close price harian berbasis soft computing melibatkan prediksi menggunakan metode multiple linear regression dan artificial neural network. Kedua metode tersebut terlibat dalam soft computing dan memiliki nilai RMSE yang rendah berdasarkan penelitian sebelumnya.

Multiple Linear Regression

Multiple Linear Regression berfokus pada hubungan linier antara satu variabel terikat dengan lebih dari satu variabel bebas. Regresi linier berganda melibatkan lebih banyak masalah dibandingkan regresi linier sederhana, termasuk kolinearitas, inflasi varians, tampilan grafis diagnosis regresi, dan identifikasi outlier serta pengamatan yang berpengaruh dalam regresi.

Bentuk umum dari pemodelan multiple regression tercantum pada Persamaan 1, dimana y merupakan variabel dependen, β_p merupakan koefisien regresi, x_p merupakan variabel merupakan variabel independen, dan ε diasumsikan sebagai normal error independen (Xie & Jiang, 2019; Yan & Su, 2009).

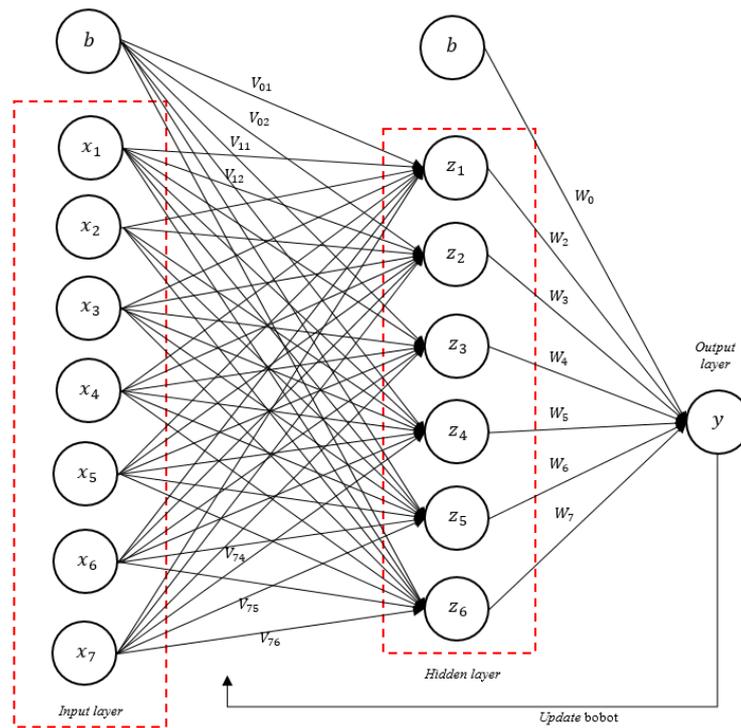
$$y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_px_p + \varepsilon \quad (1)$$

Variabel independen pada persamaan 3 merupakan input-input yang digunakan pada penelitian ini yang meliputi:

- x_1 = open price sebelumnya
- x_2 = tertinggi sebelumnya
- x_3 = terendah sebelumnya
- x_4 = close price sebelumnya
- x_5 = open price
- x_6 = tertinggi
- x_7 = terendah

Artificial Neural Network

Artificial Neural Network adalah model komputer yang terdiri dari beberapa elemen pemrosesan yang menerima masukan dan menghasilkan keluaran berdasarkan fungsi aktivasi yang diberikan (Cynthia & Ismanto, 2017; Hamdina et al., 2020). Jaringan harus dilatih terlebih dahulu untuk mempelajari pola tersembunyi dalam data masukan, yang direpresentasikan dalam model sebagai bobot koneksi. Sifat non-parametrik dari jaringan saraf memungkinkan pengembangan model tanpa pengetahuan sebelumnya tentang distribusi populasi data atau kemungkinan interaksi variabel, seperti yang disyaratkan oleh metode statistik parametrik yang umum digunakan (Kumar et al., 2021; Walczak, 2012).



Gambar 2. Desain Artificial Neural Network

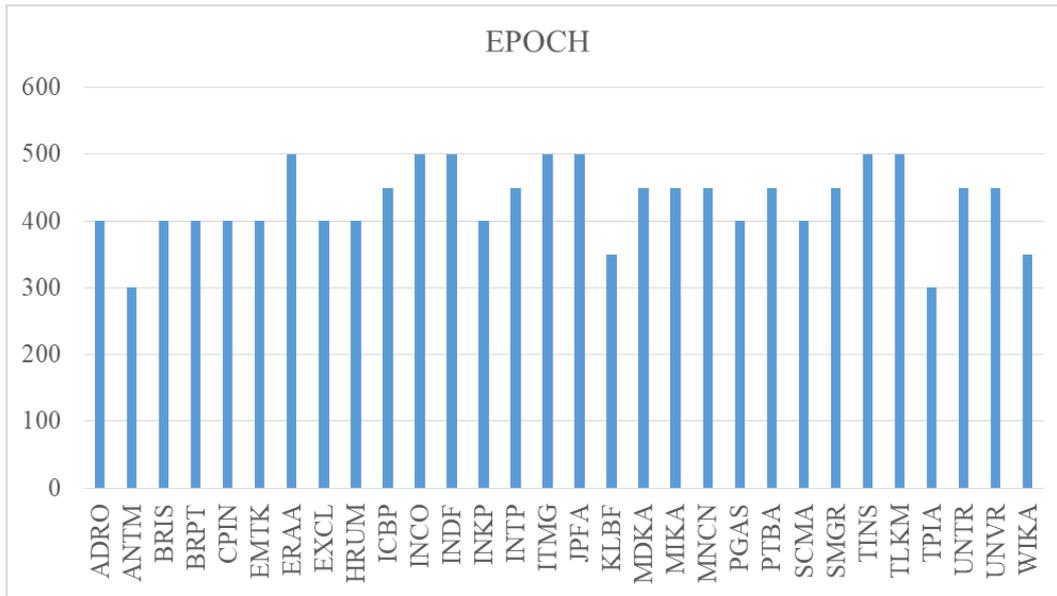
Gambar 2 menunjukkan desain artificial neural network untuk prediksi close price saham dengan input yang telah melalui proses pemilihan fitur yang ditunjukkan oleh variabel x_n . Untuk pembobotan masing-masing input ditunjukkan oleh variabel W_{mn} dengan m dan merupakan banyaknya fitur. Untuk rumus fungsi aktivasi pada pemodelan diatas dihitung dengan persamaan 2.

$$Y_n = f(x_1w_1n + x_2w_2n + \dots + x_mw_mn) \quad (2)$$

Hasil dan Pembahasan

Pengujian Epoch

Masalah overfitting pada model jaringan saraf dapat menyebabkan model kesulitan mencapai hasil terbaik karena performanya yang kurang optimal. Iterasi yang telah ditentukan sebelumnya dapat mempengaruhi hasil close price saham secara signifikan. Untuk mengatasi hal ini, pengujian epoch dilakukan pada semua data yang tersedia. Gambar 3 mencakup hasil tes 30 epoch dengan learning rate 0,01.



Gambar 3. Uji coba epoch

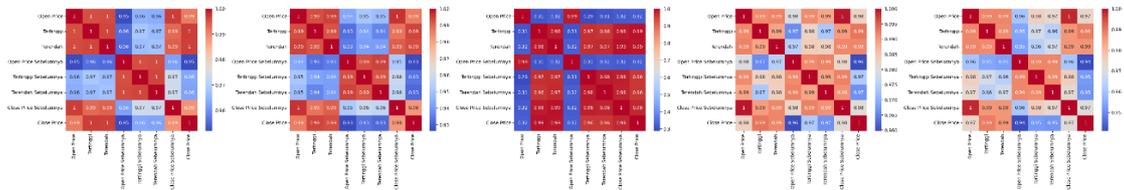
Pada perbandingan yang telah dilakukan pada 30 saham tersebut, dapat ditarik kesimpulan bahwa *epoch* yang paling optimal pada penelitian ini adalah epoch ke-400. Besaran *epoch* yang telah diperoleh digunakan sebagai parameter selanjutnya untuk menguji data pada penelitian ini.

Pengaruh Fitur

Fitur-fitur yang diidentifikasi sebagai masukan pada proses peramalan penelitian ini harus dilakukan uji korelasi untuk mengetahui tingkat hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat. Adapun langkah untuk menghitung korelasi antar variabel dijelaskan pada Persamaan 3.

$$r = \frac{n\sum xy - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n\sum x^2 - (\sum x)^2][n\sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad (3)$$

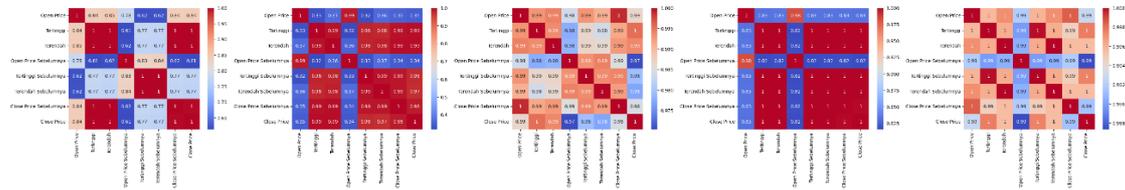
Pada Gambar 4 dijelaskan bahwa pada data saham variable close price ADRO memiliki nilai koefisien korelasi tertinggi pada variabel tertinggi dan terendah sebesar 0.99. Nilai koefisien korelasi tertinggi pada saham ANTM terdapat pada variabel open price, tertinggi dan terendah dengan nilai sebesar 0.99. Seperti halnya pada ADRO, data saham BRIS, BRPT dan CPIN juga memiliki nilai koefisien korelasi antara close price dengan variabel tertinggi dan terendah pada nilai koefisien korelasi 0.99.



Gambar 4. Korelasi ADRO, ANTM, BRIS, BRPT, dan CPIN

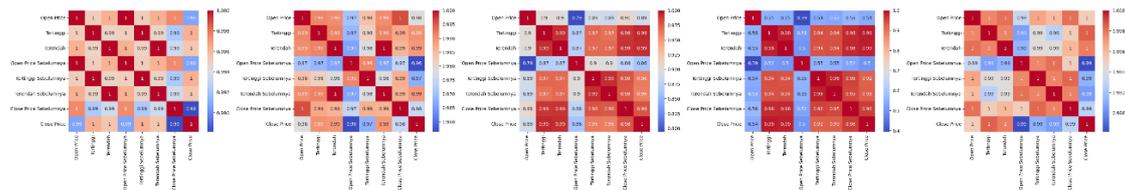
Pada Gambar 5 ditunjukkan bahwa pada data saham variable close price EMTK memiliki nilai koefisien korelasi tertinggi pada variabel tertinggi, terendah dan close price sebelumnya sebesar 1. EXCL memiliki nilai koefisien korelasi tertinggi antara close price

dengan variabel tertinggi dan terendah senilai 0.99. Pada data saham HRUM dan ICBP nilai koefisien korelasi tertinggi terletak pada variabel tertinggi, terendah, tertinggi sebelumnya, dan terendah sebelumnya.



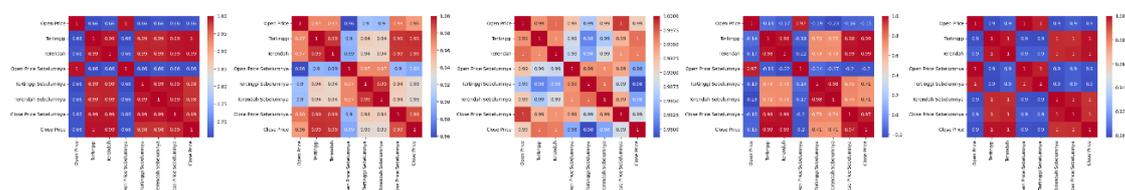
Gambar 5. Korelasi EMTK, ERAA, EXCL, HRUM, ICBP

Pada Gambar 6 ditunjukkan bahwa pada data saham variable close price INCO yang tidak jauh berbeda dengan dua saham sebelumnya dengan koefisien korelasi tertinggi sebesar 1 pada variabel tertinggi, terendah, tertinggi sebelumnya, dan terendah sebelumnya. Berbeda dengan INCO, pada INDF besar koefisien korelasi tertinggi terletak pada variabel tertinggi, terendah, dan terendah sebelumnya sebesar 0.99. INKP dan INTP memiliki koefisien korelasi tertinggi yang sama yaitu pada variabel tertinggi dan terendah dengan nilai 0.99. Sedangkan ITMG memiliki nilai korelasi tertinggi dengan variable open price, tertinggi dan terendah sebesar 1.



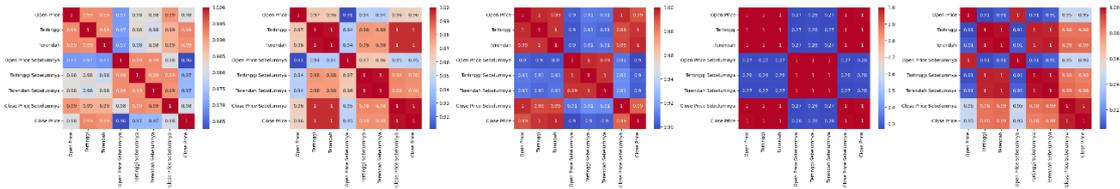
Gambar 6. Korelasi INCO, INDF, INKP, INTP, ITMG

Pada Gambar 7 ditunjukkan bahwa pada data saham variable close price JPFA memiliki koefisien korelasi tertinggi pada variabel tertinggi dengan nilai 1. KLBF memiliki nilai koefisien tertinggi sebesar 0.99 pada variabel tertinggi dan terendah. MDKA dan MIKA memiliki koefisien korelasi tertinggi yang sama yaitu pada variabel tertinggi dan terendah dengan nilai masing-masing 1 dan 0.99. Sedangkan pada MNCN, koefisien korelasi selain variabel open price sebelumnya dan tertinggi sebelumnya memiliki nilai 1.



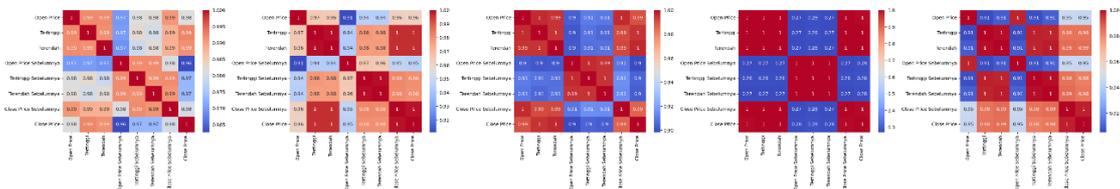
Gambar 7. Korelasi JPFA, KLBF, MDKA, MIKA, MNCN

Pada Gambar 8 ditunjukkan bahwa pada data saham variable close price PGAS, PTBA dan SMGR memiliki nilai korelasi tertinggi dengan variable tertinggi dan terendah sebesar 1. SCMA memiliki koefisien korelasi tertinggi pada variabel tertinggi, terendah, dan close price sebelumnya sebesar 1. Sedangkan pada TINS, koefisien korelasi tertinggi terletak pada variabel selain open price dan open price sebelumnya dengan nilai sebesar 1.



Gambar 8. Korelasi PGAS, PTBA, SCMA, SMGR dan TINS

Pada Gambar 9 ditunjukkan bahwa pada data saham variable close price TLKM dan UNTR memiliki nilai koefisien korelasi tertinggi dengan variable tertinggi dan terendah sebesar 1. TPIA dan WIKA memiliki nilai koefisien korelasi tertinggi dengan nilai 1 pada variabel tertinggi, terendah dan close price sebelumnya. Sedangkan UNVR memiliki nilai koefisien korelasi tertinggi pada variabel open price, tertinggi, terendah, dan close price sebelumnya.



Gambar 9. Korelasi TLKM, TPIA, UNTR, UNVR, WIKA

Hasil uji koefisien korelasi dengan nilai 1 menunjukkan bahwa variabel tersebut sama besarnya dengan close price saham. Berdasarkan uji korelasi dapat disimpulkan bahwa variabel tertinggi dan terendah dalam penelitian ini mempunyai hubungan yang sangat kuat terhadap prediksi close price saham sehingga menjadi fitur penting pada penelitian ini.

Pengujian Algoritme

Pengujian kinerja algoritme dilakukan untuk mengetahui algoritme yang lebih baik dalam prediksi close price saham (Lanbouri & Achchab, 2020). Hasil kinerja algoritme pada penelitian ini diukur dengan melihat nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) antara kedua algoritma tersebut.

Tabel 3. Perbandingan MAPE Multiple Linear Regression dan Artificial Neural Network

Kode Saham	MLR	ANN
ADRO	0.727871	0.9841
ANTM	0.727871	1.4059
BRIS	0.96314	1.1011
BRPT	0.985383	1.0247
CPIN	0.766981	1.5578
EMTK	1.138015	0.7144
ERAA	0.768974	1.2872
EXCL	0.756231	0.9692
HRUM	0.969513	1.1181
ICBP	0.570346	0.7006
INCO	0.729071	0.9908
INDF	0.531044	0.7217
INKP	0.676601	1.1864
INTP	0.696368	0.8603

Kode Saham	MLR	ANN
ITMG	0.586802	0.9954
JPFA	0.809395	1.2711
KLBF	0.887862	0.8722
MDKA	0.840164	1.4681
MIKA	2.967737	1.2398
MNCN	0.769537	1.1156
PGAS	0.664653	0.8464
PTBA	0.623578	0.8729
SCMA	1.031584	1.2475
SMGR	0.603492	1.2247
TINS	0.87036	0.8658
TLKM	0.468193	0.7373
TPIA	1.878439	1.314
UNTR	0.718074	1.8571
UNVR	0.622159	1.0544
WIKA	1.651054	1.579
TOTAL	27.00049	33.1836

$$\text{Rata - rata MLR} = \frac{27.00049}{30} = 0.900016423$$

$$\text{Rata - rata ANN} = \frac{33.1836}{30} = 1.10612$$

Tabel 3 menunjukkan perbandingan MAPE antara multiple linear regression dan artificial neural network pada masing-masing data saham yang ada. Nilai MAPE untuk masing-masing algoritma dilakukan penjumlahan sehingga menghasilkan 27.00049 untuk multiple linear regression dan 33.1836 untuk artificial neural network. Setelah dilakukan perhitungan rata-rata antara kedua algoritma tersebut, dapat disimpulkan bahwa *multiple linear regression* lebih unggul daripada *artificial neural network* dengan MAPE sebesar 0.900016423%.

Kesimpulan

Pada percobaan perbandingan nilai MAPE kedua metode yang dilakukan, error prediksi MAPE pada algoritma multiple sebesar 0,900016423%, lebih rendah dibandingkan dengan jaringan syaraf tiruan dengan MAPE sebesar 1,10612%. Hal ini menunjukkan bahwa regresi linier berganda lebih baik dalam memprediksi harga saham terdekat pada penelitian ini.

BIBLIOGRAFI

- Akhtar, M. M., Zamani, A. S., Khan, S., Shatat, A. S. A., Dilshad, S., & Samdani, F. (2022). Stock market prediction based on statistical data using machine learning algorithms. *Journal of King Saud University-Science*, 34(4), 101940.
- Alam, M. M., Akbar, C. S., Shahriar, S. M., & Elahi, M. M. (2017). The Islamic Shariah principles for investment in stock market. *Qualitative Research in Financial Markets*, 9(2), 132–146.

- Annisa, B. L. (2023). *Pengaruh Komunikasi Antar Budaya Terhadap Sikap Etnosentrisme Mahasiswa Pendidikan Ips Fkip Universitas Lampung*.
- Cynthia, E. P., & Ismanto, E. (2017). Jaringan syaraf tiruan algoritma backpropagation dalam memprediksi ketersediaan komoditi pangan provinsi riau. *Rabit: Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 2(2), 83–98.
- Fadha, C. R. I. (2023). *Penerapan Tam (Technology Acceptance Model) Dalam Implementasi Wakaf Uang Secara Online (Studi Pada Mahasiswa Fiai Uii)*.
- Hallman, J. (2019). *A comparative study on Linear Regression and Neural Networks for estimating order quantities of powder blends*.
- Hamdina, H., Rahmat, Z., & Wahyuddin, S. (2020). Analisis penilaian kinerja pegawai untuk mengetahui kualitas kelayakan kerja menggunakan jaringan syaraf tiruan backpropagation. *Movere Journal*, 2(1), 12–24.
- Badan Pengawas Pasar Modal dan Lembaga Keuangan, (2011).
- Kumar, G., Jain, S., & Singh, U. P. (2021). Neuro-fuzzy and particle swarm optimization based hybrid approach for stock price forecasting. *2021 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI)*, 753–758.
- Lanbouri, Z., & Achchab, S. (2020). A new approach for trading based on Long Short Term Memory technique. *ArXiv Preprint ArXiv:2001.03333*.
- Masoud, N. M. H. (2013). The impact of stock market performance upon economic growth. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 3(4), 788–798.
- Murkute, A., & Sarode, T. (2015). Forecasting market price of stock using artificial neural network. *International Journal of Computer Applications*, 124(12), 11–15.
- Vijh, M., Chandola, D., Tikkiwal, V. A., & Kumar, A. (2020). Stock closing price prediction using machine learning techniques. *Procedia Computer Science*, 167, 599–606.
- Walczak, S. (2012). Methodological triangulation using neural networks for business research. *Advances in Artificial Neural Systems*, 2012.
- Xie, Y., & Jiang, H. (2019). Stock market forecasting based on text mining technology: A support vector machine method. *ArXiv Preprint ArXiv:1909.12789*.
- Yan, X., & Su, X. (2009). *Linear regression analysis: theory and computing*. world scientific.

Copyright holder:

Ni'mah Firsta Cahya Susilo, Cahyo Crys dian (2024)

First publication right:

Syntax Literate: Jurnal Ilmiah Indonesia

This article is licensed under:

