

Analysis Of Closing Price Forecasting For Bank Negara Indonesia Stocks Using A Hybrid K-Means Backpropagation Neural Network Model

Alfajri Salim ¹⁾; Sarjon Defit ²⁾; Gunadi Widi Nurcahyo ³⁾

¹⁾ Informatics Engineering, Faculty of Computer Science, Universitas Putra Indonesia YPTK Padang

^{2,3)} Information Technology, Faculty of Computer Science, Universitas Putra Indonesia YPTK Padang

Email: ¹⁾ alfajri322@gmail.com

How to Cite :

Salim, A., Defit, S., Nurcahyo, G.W. (2026). Analysis Of Closing Price Forecasting For Bank Negara Indonesia Stocks Using A Hybrid K-Means Backpropagation Neural Network Model Jurnal Media Computer Science, 5(4).

ARTICLE HISTORY

Received [03 Agustus 2026]

Revised [25 Oktober 2026]

Accepted [27 Oktober 2026]

KEYWORDS

K-Means, Backpropagation Neural Network, Stock Price, Forecasting, Time Series.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



ABSTRAK

Pergerakan harga saham memiliki karakteristik yang dinamis sehingga pola yang aktif menyebabkan sulit untuk diprediksi secara akurat. Kondisi tersebut mendorong pengembangan model peramalan yang mampu mengenali karakteristik data sebelum menghasilkan prediksi dengan tingkat error yang rendah. Penelitian ini bertujuan menganalisa cara kerja model hibrida K-Means dan Backpropagation Neural Network dalam meramalkan harga penutupan saham. Dataset yang digunakan berupa data historis harga penutupan saham Bank Negara Indonesia (BNI) selama 5 tahun dengan jumlah sebanyak 1.447 data. Berdasarkan hasil penelitian ini, model memperoleh RMSE sebesar 109,26, MAE sebesar 83,30, dan MAPE sebesar 2,1458% yang menunjukkan bahwa model mampu memprediksi harga saham dengan tingkat kesalahan yang rendah berdasarkan metrik evaluasi. Penambahan kluster pada proses pelatihan Neural Network membantu model mengenali karakteristik data sehingga prediksi menjadi lebih stabil. Penelitian ini memberikan pendekatan peramalan harga penutupan saham berbasis model hibrida yang dapat dijadikan referensi dalam pengembangan model prediksi data deret waktu di bidang keuangan.

ABSTRACT

Stock price movements are dynamic in nature, and their active patterns make them difficult to predict accurately. These conditions have driven the development of forecasting models capable of recognizing data characteristics before generating predictions with a low error rate. This study aims to analyze how the hybrid K-Means and Backpropagation Neural Network model works in forecasting stock closing prices. The dataset used consists of historical closing prices of Bank Negara Indonesia (BNI) stock over a 5-year period, comprising a total of 1,447 data points. Based on the results of this study, the model achieved an RMSE of 109.26, an MAE of 83.30, and a MAPE of 2.1458%, indicating that the model is capable of predicting stock prices with a low error rate based on these evaluation metrics. The addition of clusters to the neural network training process helps the model recognize data characteristics, resulting in more stable predictions. This study provides a hybrid-model-based approach to stock closing price forecasting that can serve as a reference for developing time-series prediction models in the field of finance.

PENDAHULUAN

Pasar saham merupakan perangkat investasi yang memiliki tingkat ketidakpastian tinggi karena pergerakan harga dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi, fundamental perusahaan, dan kondisi pasar yang menyebabkan pola harga sulit diprediksi secara konsisten (Lin & Lobo Marques, 2024). Perkembangan machine learning mendorong penggunaan berbagai algoritma untuk peramalan pasar saham karena metode tersebut mampu memanfaatkan data historis dan mempelajari pola hubungan yang kompleks dalam data keuangan (Kumbure et al., 2022). Kajian penelitian menunjukkan bahwa machine learning dan jaringan saraf merupakan pendekatan yang banyak digunakan dalam prediksi harga saham, dengan data harga penutupan historis menjadi salah satu sumber data yang paling umum digunakan dalam pemodelan (Dakalbab et al., 2024).

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa Backpropagation Neural Network memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan peramalan harga saham, khususnya karena dapat mempelajari pola nonlinier dari data historis (Febiyanti et al., 2023). Febiyanti dkk. menerapkan Backpropagation Neural Network untuk memprediksi harga saham Bank Rakyat Indonesia, sedangkan Mubaraq dkk. menggunakannya untuk memprediksi harga penutupan Bank Mandiri, Bank Rakyat Indonesia, dan Bank Central Asia dengan nilai MAPE masing-masing di bawah 1% (Febiyanti et al., 2023) (Mubaraq et al., 2024). Meskipun memberikan hasil prediksi yang baik, penelitian tersebut menggunakan data historis secara langsung sehingga karakteristik data yang memiliki pola berbeda belum dikelompokkan sebelum proses pembelajaran, sehingga diperlukan pendekatan klasterisasi untuk memberikan informasi tambahan mengenai karakteristik data sebelum proses prediksi dilakukan (Kumbure et al., 2022).

K-Means merupakan metode klasterisasi yang dapat digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan karakteristik dengan menetapkan sejumlah pusat kluster dan menempatkan setiap data pada pusat kluster terdekat berdasarkan jarak tertentu (Macqueen, 1967). Dalam prosesnya, pusat kluster diperbarui berdasarkan rata-rata anggota pada setiap kelompok dan proses pengelompokan diulangi hingga keanggotaan kluster mencapai kondisi stabil (Srimurdianti et al., 2023). Penerapan K-Means pada data saham telah digunakan untuk mengidentifikasi kelompok saham berdasarkan karakteristik tertentu, seperti indikator fundamental dan pola perubahan harga, sehingga informasi kluster dapat dimanfaatkan untuk membedakan karakteristik data sebelum dilakukan analisis atau pemodelan lebih lanjut (Hanjasto, 2022).

Backpropagation Neural Network merupakan metode jaringan saraf yang melakukan pembelajaran dengan menyesuaikan bobot berdasarkan selisih antara keluaran prediksi dan nilai aktual melalui proses propagasi balik kesalahan (Pangaribuan & Sagala, 2017). Pada peramalan harga saham, proses tersebut memungkinkan jaringan mempelajari hubungan nonlinier dari data historis sehingga dapat menghasilkan estimasi harga berdasarkan pola yang telah dipelajari (White, 1988). Penerapan metode ini pada saham perbankan Indonesia menunjukkan bahwa Backpropagation Neural Network mampu menghasilkan prediksi dengan tingkat kesalahan yang rendah, sehingga berpotensi digunakan sebagai model prediksi setelah data memperoleh informasi tambahan dari proses klasterisasi (Mubaraq et al., 2024).

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa K-Means dapat digunakan untuk mengidentifikasi kelompok saham berdasarkan karakteristik perdagangan maupun kinerja perusahaan. Condrobimo dkk. menerapkan K-Means pada saham yang ada pada indeks LQ45 di Bursa Efek Indonesia dengan menggunakan karakteristik volume dan nilai perdagangan untuk membentuk kelompok saham berdasarkan pola aktivitas perdagangannya (Condrobimo et al., 2016). Umbroh dkk. menggunakan K-Means untuk mengelompokkan perusahaan berdasarkan volume, nilai, dan frekuensi transaksi saham serta menghasilkan tiga kelompok yang merepresentasikan tingkat aktivitas perdagangan yang berbeda (Kezia et al., 2025). Aditiya dkk. menerapkan K-Means pada saham sektor perbankan Indonesia berdasarkan rasio Return on Assets, Return on Equity, dan Loan to Deposit Ratio untuk mengelompokkan emiten berdasarkan karakteristik kinerja keuangannya (Rizki Aditiya et al., 2026). Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa K-Means dapat digunakan untuk memperoleh

kelompok data saham dengan karakteristik yang berbeda, sehingga hasil klasterisasi berpotensi memberikan informasi tambahan yang dapat dimanfaatkan dalam tahap pemodelan prediksi.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa Backpropagation Neural Network dapat digunakan untuk melakukan peramalan harga saham berdasarkan data historis. Ena menerapkan Artificial Neural Network untuk memprediksi harga saham PT Indosat Tbk menggunakan data periode 2012–2022 dan membandingkannya dengan metode GARCH, menunjukkan bahwa jaringan saraf dapat digunakan dalam pemodelan harga saham yang memiliki karakteristik fluktuatif (Ena, 2023). Pungkasanti dkk. menerapkan Backpropagation Neural Network untuk memprediksi harga penutupan saham PT Aneka Tambang Tbk dan memperoleh nilai RMSE sebesar 3,786 serta MAPE sebesar 0,001 pada pengujian terbaik (Pungkasanti et al., 2026). Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa Backpropagation Neural Network memiliki potensi dalam menghasilkan prediksi harga saham dengan tingkat kesalahan yang rendah, tetapi penelitian tersebut belum mengintegrasikan hasil pengelompokan karakteristik data sebagai fitur tambahan sebelum proses pembelajaran model. Kondisi tersebut menjadi dasar penerapan K-Means sebagai tahap pengelompokan sebelum Backpropagation Neural Network digunakan untuk melakukan peramalan harga penutupan saham BNI.

Berdasarkan uraian tersebut, peramalan harga penutupan saham masih menghadapi permasalahan dalam menangani karakteristik data yang memiliki pola berbeda, sementara penggunaan Backpropagation Neural Network secara langsung belum secara eksplisit mempertimbangkan pengelompokan karakteristik tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa peramalan harga penutupan saham BNI menggunakan model hibrida K-Means dan Backpropagation Neural Network. K-Means digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan karakteristik, sedangkan Backpropagation Neural Network digunakan untuk mempelajari hubungan antara variabel masukan dan harga penutupan sehingga menghasilkan nilai prediksi. Kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan hasil klasterisasi K-Means sebagai informasi tambahan dalam Backpropagation Neural Network untuk membentuk pendekatan peramalan harga saham BNI yang mempertimbangkan karakteristik kelompok data sebelum proses prediksi.

LANDASAN TEORI

Peramalan Harga Penutupan Saham

Peramalan merupakan proses memprediksi nilai atau kondisi yang akan terjadi pada masa mendatang dengan memanfaatkan informasi yang tersedia, terutama data historis yang tersusun berdasarkan waktu. Dalam konteks deret waktu, peramalan dilakukan dengan mempelajari pola observasi sebelumnya untuk menghasilkan estimasi nilai pada periode berikutnya (Haben et al., 2023). Peramalan dapat diterapkan pada berbagai bidang, termasuk keuangan dan pasar saham, karena data historis dapat digunakan sebagai dasar untuk memperkirakan nilai pada periode mendatang (Kong et al., 2025).

Harga penutupan saham (closing price) merupakan harga saham pada akhir periode perdagangan yang digunakan sebagai salah satu indikator dalam melihat pergerakan dan kinerja saham (Manik, 2025). Nilai tersebut membentuk rangkaian data berdasarkan waktu sehingga dapat dianalisis sebagai deret waktu untuk mengetahui pola perubahan harga dari satu periode ke periode berikutnya. Dalam penelitian peramalan saham, harga penutupan sering digunakan sebagai variabel target karena merepresentasikan nilai saham pada akhir sesi perdagangan dan dapat menjadi dasar untuk memperkirakan harga pada periode selanjutnya.

K-Means

K-Means merupakan salah satu metode klustering yang digunakan untuk membagi data ke dalam sejumlah kelompok berdasarkan kemiripan karakteristik antarobservasi. Algoritma ini bekerja dengan menentukan jumlah klaster, menetapkan centroid awal, menghitung jarak setiap data terhadap centroid, menempatkan data pada klaster dengan jarak terdekat, kemudian

memperbarui centroid berdasarkan rata-rata anggota setiap kluster (Ahmed et al., 2020). Proses tersebut dilakukan secara iteratif hingga perubahan posisi centroid atau keanggotaan kluster mencapai kondisi konvergen. Proses perhitungan jarak tersebut disajikan pada persamaan (1).

$$d(x, y) = \|x - y\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad ; i = 1, 2, 3, \dots, n \dots \dots \dots (1)$$

Di mana:

- $d(x, y)$: jarak Euclidean antara data x dan data y
- x_i : nilai atribut ke-i pada data x
- y_i : nilai atribut ke-i pada data y
- n : jumlah atribut atau fitur yang digunakan
- i : indeks atribut

Backpropagation Neural Network

Backpropagation Neural Network merupakan metode jaringan saraf yang melakukan pembelajaran dengan menyesuaikan bobot jaringan berdasarkan kesalahan antara keluaran model dan nilai aktual. Proses pembelajaran dilakukan melalui forward propagation untuk menghasilkan keluaran, kemudian kesalahan yang diperoleh dipropagasikan kembali melalui jaringan untuk menentukan perubahan bobot pada setiap koneksi. Proses pembaruan bobot dilakukan secara berulang selama pelatihan sehingga jaringan dapat mempelajari hubungan antara masukan dan keluaran (Liu et al., 2016). Dalam penelitian ini, fitur hasil feature engineering dan label kluster K-Means digunakan sebagai masukan Backpropagation Neural Network untuk menghasilkan prediksi harga penutupan saham.

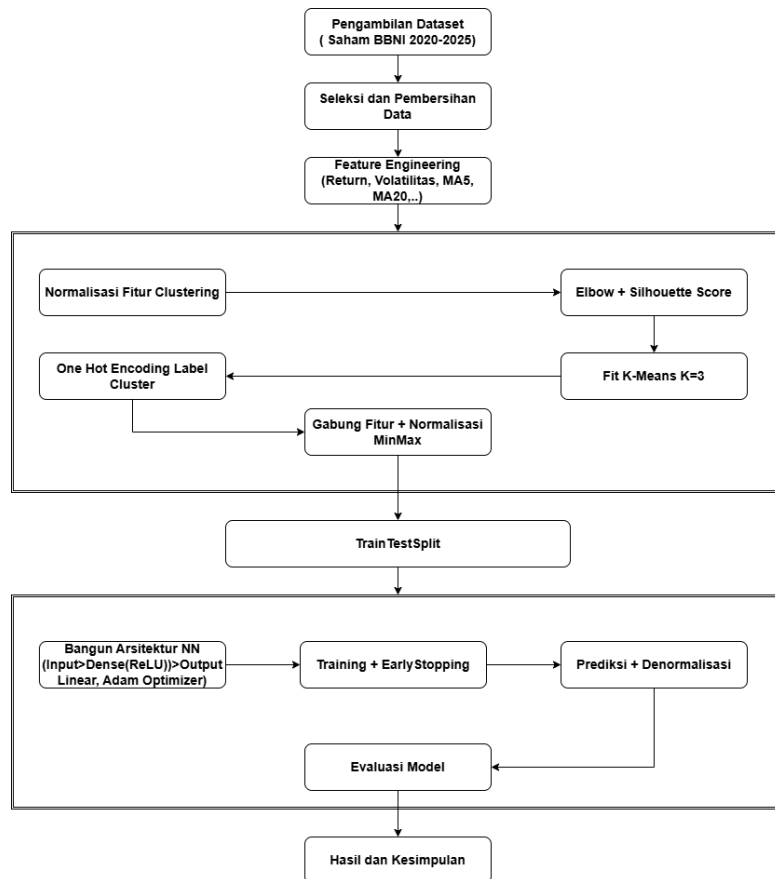
Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan tahap yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi. Tiga metrik yang digunakan dalam penelitian ini adalah Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). RMSE mengukur akar rata-rata kuadrat kesalahan sehingga memberikan pengaruh lebih besar terhadap kesalahan dengan nilai yang tinggi, sedangkan MAE mengukur rata-rata nilai absolut selisih antara nilai aktual dan prediksi. MAPE mengukur rata-rata persentase kesalahan prediksi terhadap nilai aktual, sehingga dapat digunakan untuk melihat tingkat kesalahan dalam bentuk persentase (Botchkarev, 2019).

METODE PENELITIAN

Penelitian ini termasuk dalam kategori penelitian kuantitatif dengan pendekatan data science dan machine learning untuk analisis data deret waktu. Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian ini memanfaatkan data historis harga saham harian yang bersifat numerik dan terstruktur. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga saham BNI yang diperoleh melalui platform Yahoo Finance. Melalui serangkaian tahapan komputasi, data historis tersebut diolah menggunakan model hybrid yang menggabungkan K-Means dan Backpropagation Neural Network untuk menghasilkan peramalan yang akurat.

Penelitian ini mencakup tahapan pengambilan data, praproses data, pengelompokan karakteristik data menggunakan K-Means, pembentukan fitur berdasarkan hasil klasterisasi, pelatihan Backpropagation Neural Network, serta evaluasi kinerja model. Cakupan penelitian dibatasi pada data historis saham BNI yang digunakan untuk membentuk kelompok karakteristik data dan melakukan peramalan harga penutupan, tanpa mempertimbangkan faktor eksternal seperti sentimen berita, kondisi makroekonomi, dan indikator fundamental perusahaan. Keseluruhan tahapan penelitian yang digunakan dalam proses peramalan harga penutupan saham ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Gambar 1 menunjukkan kerangka penelitian yang dimulai dari pengambilan dataset saham BNI periode 2020–2025, kemudian dilanjutkan dengan proses seleksi dan pembersihan data. Selanjutnya dilakukan feature engineering dengan membentuk fitur seperti return, volatilitas, moving average 5 periode (MA5), dan moving average 20 periode (MA20), kemudian fitur yang digunakan untuk klusterisasi dinormalisasi sebelum dilakukan penentuan jumlah kluster menggunakan metode Elbow dan Silhouette Score. Berdasarkan hasil penentuan jumlah kluster, K-Means dibentuk dengan tiga kluster ($K=3$), kemudian label kluster diubah menggunakan one-hot encoding dan digabungkan dengan fitur lainnya sebelum dilakukan normalisasi Min-Max sebagai persiapan untuk proses pemodelan.

Data yang telah dipersiapkan selanjutnya dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian (train-test split) untuk membangun model Neural Network. Arsitektur jaringan menggunakan lapisan Dense dengan fungsi aktivasi ReLU pada lapisan tersembunyi dan lapisan output linear, sedangkan proses optimasi menggunakan Adam serta early stopping untuk mengendalikan proses pelatihan. Model yang telah dilatih digunakan untuk menghasilkan prediksi harga penutupan, kemudian hasil prediksi dikembalikan ke skala awal melalui proses denormalisasi dan dievaluasi menggunakan RMSE, MAE, dan MAPE sebelum diperoleh hasil penelitian dan kesimpulan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis saham BNI dengan periode pengamatan dari 2 Januari 2020 sampai 30 Desember 2025. Dataset awal terdiri atas 1.447 baris data yang mencakup tanggal perdagangan (Date), harga pembukaan (Open), harga tertinggi

(High), harga terendah (Low), harga penutupan (Close), dan volume perdagangan (Volume). Harga penutupan (Close) digunakan sebagai variabel target dalam proses peramalan, sedangkan variabel lainnya digunakan sebagai informasi masukan dalam tahap preprocessing, feature engineering, dan pemodelan. Adapun 10 data sampel penelitian ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. 10 Sampel Dataset BNI

No	Date	Close	High	Low	Open	Volume
1	2020-01-02	2841.69	2878.24	2841.69	2878.24	18602600
2	2020-01-02	2850.83	2878.23	2796.00	2850.83	32251400
3	2020-01-06	2786.87	2823.55	2777.73	2832.55	26249200
...	...	...	...	...	...	...
10	2020-01-15	2805.14	2878.24	2796.00	2850.83	35369800

Tabel 1 menampilkan sebagian data historis saham BNI yang digunakan sebagai dasar penelitian. Setiap observasi merepresentasikan aktivitas perdagangan saham pada satu hari perdagangan, dengan variabel harga dan volume yang digunakan untuk membentuk informasi masukan model. Seluruh dataset kemudian digunakan pada tahapan penelitian berikutnya setelah melalui proses pembersihan data dan pembentukan fitur.

Preprocessing dan Feature Engineering

Tahap preprocessing dilakukan untuk memastikan data yang digunakan dalam pemodelan memiliki kualitas dan struktur yang sesuai. Berdasarkan hasil pemeriksaan, dataset terdiri atas 1.447 baris data tanpa missing value sehingga seluruh data dapat dipertahankan pada tahap pembersihan. Selanjutnya dilakukan feature engineering dengan membentuk enam fitur tambahan, yaitu Return, volatilitas, MA5, MA20, Price Range, dan Volume Ratio. Untuk definisi tiap fitur dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Feature Engineering

No	Fitur	Defenisi
1	Return	Persentase perubahan harga penutupan dari satu periode ke periode berikutnya.
2	Volatilitas	Tingkat fluktuasi return berdasarkan standar deviasi selama 20 periode.
3	MA5	Rata-rata harga penutupan selama lima periode terakhir.
4	MA20	Rata-rata harga penutupan selama 20 periode terakhir.
5	Price Range	Besarnya rentang pergerakan harga dalam satu periode berdasarkan harga tertinggi, harga terendah, dan harga penutupan.
6	Volume Ratio	Perbandingan volume perdagangan pada suatu periode terhadap rata-rata volume perdagangan selama 20 periode.

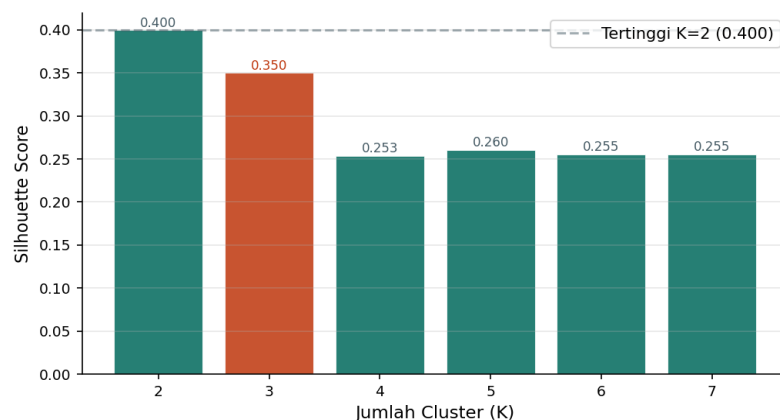
Pembentukan fitur yang menggunakan periode berjalan menyebabkan beberapa observasi awal tidak memiliki nilai fitur yang lengkap, khususnya pada fitur MA20, volatilitas, dan Volume Ratio. Setelah proses pembentukan fitur dan penghapusan observasi yang tidak memiliki nilai lengkap, jumlah data yang digunakan dalam pemodelan menjadi 1.426 baris. Fitur yang telah terbentuk selanjutnya dinormalisasi sesuai kebutuhan tahapan klasterisasi dan pemodelan Backpropagation Neural Network.

Hasil Klasterisasi K-Means

Penentuan jumlah klaster dilakukan menggunakan Elbow Method dan Silhouette Score dengan rentang K=2 sampai K=7. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai Silhouette Score tertinggi diperoleh pada K=2, yaitu 0,4886, sedangkan pada K=3 diperoleh nilai 0,3563. Meskipun secara statistik K=2 menghasilkan nilai Silhouette Score yang lebih tinggi, penelitian ini menggunakan K=3 karena menghasilkan pembagian kondisi pasar yang lebih informatif dan dapat membedakan karakteristik data menjadi kondisi Bullish, Sideways, dan Krisis. Hasil elbow method dan silhouette score dapat dilihat pada tabel 3 dan visualisasi hasil silhouette score dapat dilihat pada gambar 2.

Tabel 3. Hasil Elbow Method dan Silhouette Score

K	Inertia (WCSS)	Silhouette Score
2	48,82	0,4886
3	38,40	0,3563
4	32,60	0,3097
5	28,97	0,3073
6	23,35	0,2897
7	23,32	0,2470



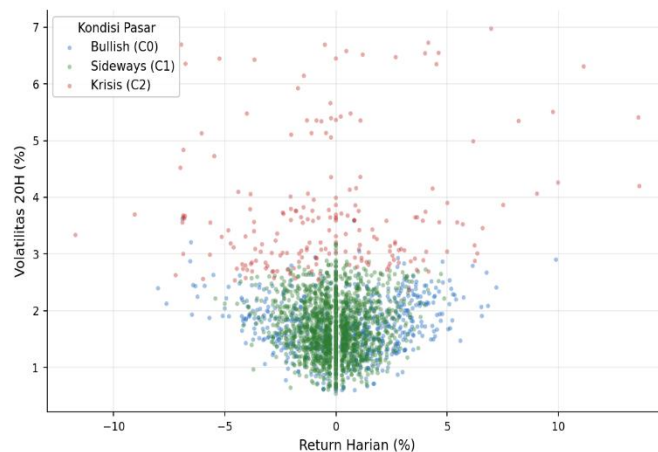
Gambar 2. Silhoutte Score

Pada gambar 2 menunjukkan K=2 menghasilkan nilai Silhouette Score tertinggi, sedangkan K=3 dipilih berdasarkan pertimbangan interpretabilitas kondisi pasar. Pemilihan tiga klaster menghasilkan pembagian data yang terdiri atas 314 data (22,0%) pada klaster Bullish, 977 data (68,5%) pada klaster Sideways, dan 136 data (9,5%) pada klaster Krisis. Klaster Bullish memiliki rata-rata Return sebesar 0,4519%, sedangkan klaster Sideways memiliki rata-rata Return sebesar -0,1022% dan klaster Krisis sebesar 0,2480%. Perbedaan paling jelas terlihat pada volatilitas, yaitu sebesar 1,89% pada Bullish, 1,76% pada Sideways, dan mencapai 4,20% pada Krisis, sehingga klaster Krisis menunjukkan karakteristik fluktuasi harga yang lebih tinggi. Adapun karakteristik ini dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Karakteristik Hasil Klaster

Klaster	Kondisi	Jumlah	Proporsi	Avg Return	Avg Volatilitas	Avg Close
0	Bullish	314	22,0%	0,4519%	1,89%	Rp3.255
1	Sideways	977	68,5%	-0,1022%	1,76%	Rp3.364
2	Krisis	136	9,5%	0,2480%	4,20%	Rp2.309

Berdasarkan Tabel 4, kluster Sideways merupakan kelompok dengan jumlah data terbesar, yaitu 68,5% dari keseluruhan data, dengan rata-rata Return yang relatif mendekati nol dan volatilitas paling rendah. Kluster Bullish menunjukkan rata-rata Return positif sebesar 0,4519%, sedangkan kluster Krisis memiliki volatilitas paling tinggi sebesar 4,20% dan rata-rata harga penutupan paling rendah, yaitu Rp2.309. Visualisasi persebaran data berdasarkan Return harian dan volatilitas pada masing-masing kluster ditampilkan pada Gambar 3.



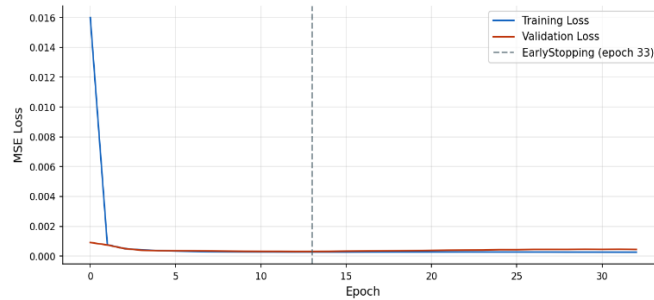
Gambar 3. Visualisasi Hasil Klasterisasi K-Means

Berdasarkan Gambar 3, kluster Sideways terlihat mendominasi area dengan Return yang berada di sekitar nol dan volatilitas relatif rendah hingga sedang. Kluster Bullish menunjukkan persebaran Return yang lebih banyak berada pada nilai positif, sedangkan kluster Krisis memiliki persebaran volatilitas yang lebih tinggi dan beberapa observasi dengan Return yang ekstrem. Pola tersebut memperlihatkan adanya perbedaan karakteristik antar-kluster, terutama pada tingkat volatilitas, yang mendukung penggunaan hasil klasterisasi sebagai informasi tambahan dalam proses peramalan.

Selanjutnya, label hasil klasterisasi diubah menggunakan one-hot encoding menjadi tiga fitur, yaitu c0, c1, dan c2. Transformasi tersebut memungkinkan informasi kondisi pasar dari hasil K-Means digunakan sebagai fitur tambahan dalam Backpropagation Neural Network, sehingga model tidak hanya menerima fitur harga dan hasil feature engineering, tetapi juga informasi mengenai karakteristik kluster dari setiap observasi.

Hasil Pembagian Data dan Pelatihan Neural Network

Setelah seluruh fitur disiapkan, dataset yang berjumlah 1.426 baris dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian secara berurutan berdasarkan periode waktu. Sebanyak 1.140 data (80%) digunakan sebagai data pelatihan pada periode 30 Januari 2020 hingga 15 Oktober 2024, sedangkan 286 data (20%) digunakan sebagai data pengujian pada periode 16 Oktober 2024 hingga 29 Desember 2025. Model Backpropagation Neural Network kemudian dilatih menggunakan fitur hasil feature engineering dan label kluster yang telah melalui proses one-hot encoding. Proses pelatihan model menghasilkan kurva training loss dan validation loss seperti ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Kurva Training Loss dan Validation Loss

Berdasarkan Gambar 4, training loss mengalami penurunan yang sangat tajam pada beberapa epoch awal, kemudian cenderung stabil pada nilai yang rendah. Validation loss juga mengalami penurunan pada tahap awal pelatihan dan mencapai kondisi relatif stabil, sebelum menunjukkan kecenderungan meningkat secara perlahan pada epoch berikutnya. Mekanisme early stopping menghentikan proses pelatihan pada epoch ke-33, yang menunjukkan bahwa pelatihan tidak dilanjutkan ketika peningkatan performa validasi tidak lagi diperoleh. Kondisi tersebut membantu menghindari pelatihan berlebihan dan bobot terbaik dari proses pelatihan digunakan untuk menghasilkan prediksi pada data pengujian.

Hasil Prediksi Harga Penutupan

Hasil prediksi pada data pengujian menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan nilai yang relatif mendekati harga aktual pada sebagian besar observasi awal. Pada 16 Oktober 2024, harga aktual sebesar Rp4.646,07 diprediksi sebesar Rp4.605,17 dengan kesalahan absolut Rp40,90 atau 0,88%. Kesalahan terbesar pada sepuluh observasi awal terdapat pada 28 Oktober 2024, ketika harga aktual sebesar Rp4.477,12 diprediksi sebesar Rp4.694,11 dengan kesalahan absolut Rp216,99 atau 4,85%. Contoh hasil prediksi pada data harga penutupan saham dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 5. Contoh Hasil Prediksi Harga Penutupan

Tanggal	Aktual (Rp)	Prediksi (Rp)	Error Absolut (Rp)	APE
2024-10-16	4.646,07	4.605,17	40,90	0,88%
2024-10-17	4.772,78	4.663,35	109,43	2,29%
2024-10-18	4.751,66	4.748,01	3,65	0,08%
2024-10-21	4.772,78	4.751,39	21,39	0,45%
2024-10-22	4.793,90	4.757,46	36,44	0,76%
2024-10-23	4.751,66	4.782,51	30,85	0,65%
2024-10-24	4.772,78	4.751,25	21,53	0,45%
2024-10-25	4.646,07	4.737,64	91,57	1,97%
2024-10-28	4.477,12	4.694,11	216,99	4,85%
2024-10-29	4.413,77	4.511,65	97,88	2,22%

Tabel 5 memperlihatkan bahwa model tidak selalu menghasilkan prediksi yang identik dengan harga aktual, tetapi sebagian besar prediksi berada dalam rentang yang relatif dekat dengan nilai sebenarnya. Hasil prediksi harga penutupan pada data pengujian divisualisasikan dengan membandingkan harga aktual dan harga hasil prediksi selama periode pengujian. Perbandingan tersebut digunakan untuk melihat kemampuan model dalam mengikuti pola pergerakan harga aktual dari waktu ke waktu, termasuk ketika terjadi kenaikan maupun penurunan harga yang cukup signifikan. Visualisasi perbandingan harga aktual dan harga prediksi ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Perbandingan Harga Aktual dan Harga Prediksi

Berdasarkan Gambar 6 garis harga prediksi secara umum mengikuti pola pergerakan harga aktual selama periode pengujian. Kedekatan kedua garis terlihat pada sebagian besar periode, meskipun terdapat beberapa perbedaan terutama ketika terjadi perubahan harga yang relatif tajam, seperti pada periode kenaikan menuju harga sekitar Rp6.250 dan penurunan setelahnya. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola umum pergerakan harga, tetapi masih mengalami kesulitan dalam mengikuti perubahan harga yang ekstrem secara tepat. Secara keseluruhan, visualisasi menunjukkan adanya kesesuaian antara harga aktual dan hasil prediksi yang mendukung hasil evaluasi model menggunakan metrik RMSE, MAE, dan MAPE.

Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan terhadap 286 data pengujian menggunakan RMSE, MAE, dan MAPE. Model menghasilkan RMSE sebesar Rp109,26, MAE sebesar Rp83,30, dan MAPE sebesar 2,1458%, yang menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan absolut prediksi berada pada kisaran Rp83,30 dan tingkat kesalahan persentase keseluruhan sebesar 2,1458%. Tabel hasil evaluasi dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Hasil Evaluasi Model

Metrik	Hasil
RMSE	Rp109,26
MAE	Rp83,30
MAPE	2,1458%

Evaluasi berdasarkan kondisi pasar menunjukkan bahwa performa model berbeda pada setiap cluster. Pada kondisi Sideways, model memperoleh RMSE sebesar Rp93,09 dan MAPE 1,7570%, yang merupakan performa terbaik dibandingkan kondisi lainnya. Pada kondisi Bullish, model menghasilkan RMSE Rp100,35 dan MAPE 2,1058%, sedangkan kondisi Krisis menghasilkan RMSE paling tinggi sebesar Rp169,01 dan MAPE 3,8805%.

Tabel 7. Evaluasi Model Berdasarkan Kondisi Pasar

Kondisi Pasar	Data Test	RMSE (Rp)	MAPE
Bullish	57	100,35	2,1058%
Sideways	186	93,09	1,7570%
Krisis	43	169,01	3,8805%
Keseluruhan	286	109,26	2,1458%

Berdasarkan tabel 7, model menunjukkan performa prediksi terbaik pada kondisi Sideways, sedangkan tingkat kesalahan terbesar terjadi pada kondisi Krisis. Hal ini sejalan dengan karakteristik hasil klasterisasi sebelumnya, di mana cluster Krisis memiliki rata-rata volatilitas sebesar 4,20%, lebih tinggi dibandingkan cluster Bullish sebesar 1,89% dan Sideways sebesar 1,76%. Tingginya volatilitas tersebut menunjukkan bahwa perubahan harga pada kondisi Krisis lebih sulit diprediksi sehingga menghasilkan kesalahan prediksi yang lebih besar.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan model hibrida K-Means dan Backpropagation Neural Network dapat digunakan untuk melakukan peramalan harga penutupan saham BNI dengan memanfaatkan karakteristik data yang diperoleh melalui proses klusterisasi. K-Means dengan $K=3$ mampu mengelompokkan data menjadi kondisi Bullish, Sideways, dan Krisis berdasarkan karakteristik return dan volatilitas, kemudian label kluster tersebut diintegrasikan sebagai fitur tambahan pada Backpropagation Neural Network bersama fitur hasil feature engineering. Model menghasilkan RMSE sebesar Rp109,26, MAE sebesar Rp83,30, dan MAPE sebesar 2,1458%, yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi relatif rendah pada keseluruhan data pengujian. Hasil evaluasi berdasarkan kondisi pasar juga menunjukkan bahwa model memiliki performa terbaik pada kondisi Sideways dengan MAPE 1,7570%, sedangkan kesalahan terbesar terjadi pada kondisi Krisis dengan MAPE 3,8805% yang berkaitan dengan volatilitas lebih tinggi. Dengan demikian, integrasi hasil K-Means sebagai informasi kondisi pasar memberikan pendekatan yang mempertimbangkan perbedaan karakteristik data sebelum proses pembelajaran Neural Network, sehingga model tidak hanya mempelajari fitur historis secara langsung tetapi juga memperoleh informasi kelompok kondisi pasar dalam menghasilkan prediksi harga penutupan saham.

Saran

Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan model dengan menggunakan jumlah kluster dan metode klusterisasi yang berbeda agar dapat dibandingkan berdasarkan performa prediksi dan karakteristik kondisi pasar yang dihasilkan. Selain itu, penggunaan algoritma Neural Network dengan arsitektur yang lebih kompleks serta penambahan fitur lain, seperti indikator teknikal dan faktor eksternal yang memengaruhi pergerakan saham, dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan kemampuan model dalam menghadapi kondisi pasar dengan volatilitas tinggi. Pengujian pada saham dari sektor atau perusahaan yang berbeda dengan periode pengamatan yang lebih panjang juga disarankan untuk menguji konsistensi dan kemampuan generalisasi model hibrida yang dikembangkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmed, M., Seraj, R., & Islam, S. M. S. (2020). The k-means algorithm: A comprehensive survey and performance evaluation. In *Electronics (Switzerland)* (Vol. 9, Number 8, pp. 1–12). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/electronics9081295>
- Botchkarev, A. (2019). A new typology design of performance metrics to measure errors in machine learning regression algorithms. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*, 14, 45–76. <https://doi.org/10.28945/4184>
- Condrobimo, A. R., Sano, A. V. D., & Nindito, ; Hendro. (2016). *THE APPLICATION OF K-MEANS ALGORITHM FOR LQ45 INDEX ON INDONESIA STOCK EXCHANGE*.
- Dakalbab, F., Talib, M. A., Nasir, Q., & Saroufil, T. (2024). Artificial intelligence techniques in financial trading: A systematic literature review. In *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences* (Vol. 36, Number 3). King Saud bin Abdulaziz University. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102015>
- Ena, M. (2023). Comparison Of Artificial Neural Network Backpropagation and Garch Methods In Predicting Stock Price (Case Study: Indosat Shares 2012 – 2022). *EKSAKTA: Journal of Sciences and Data Analysis*, 15–29. <https://doi.org/10.20885/eksakta.vol4.iss2.art3>
- Febiyanti, D., Nonong Amalita, Dony Permana, & Tessy Octavia Mukhti. (2023). Backpropagation Neural Network Application in Predicting The Stock Price of PT Bank Rakyat Indonesia Tbk. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 1(5), 441–448. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol1-iss5/113>

- Haben, S., Voss, M., & Holderbaum, W. (2023). *Core Concepts and Methods in Load Forecasting With Applications in Distribution Networks*.
- Hanjasto, P. (2022). Analisis Trend Saham LQ-45 selama Pandemi Covid-19 dengan K-Means Clustering. *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, 186–191. <https://doi.org/10.37034/infkeb.v4i4.169>
- Kezia, P., Umboh, A., Kenap, A. A., & Kainde, Q. C. (2025). ANALISIS PENGELOMPOKKAN PERUSAHAAN BERDASARKAN VOLUME, NILAI DAN FREKUENSI SAHAM MENGGUNAKAN K-MEANS CLUSTERING. <https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v9i3>
- Kong, X., Chen, Z., Liu, W., Ning, K., Zhang, L., Muhammad Marier, S., Liu, Y., Chen, Y., & Xia, F. (2025). Deep learning for time series forecasting: a survey. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 16(7–8), 5079–5112. <https://doi.org/10.1007/s13042-025-02560-w>
- Kumbure, M. M., Lohrmann, C., Luukka, P., & Porras, J. (2022). Machine learning techniques and data for stock market forecasting: A literature review. In *Expert Systems with Applications* (Vol. 197). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116659>
- Lin, C. Y., & Lobo Marques, J. A. (2024). Stock market prediction using artificial intelligence: A systematic review of systematic reviews. In *Social Sciences and Humanities Open* (Vol. 9). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2024.100864>
- Liu, Y., Jing, W., & Xu, L. (2016). Parallelizing backpropagation neural network Using MapReduce and cascading model. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/2842780>
- Macqueen, J. (1967). *SOME METHODS FOR CLASSIFICATION AND ANALYSIS OF MULTIVARIATE OBSERVATIONS*.
- Manik, E. (2025). Relationship between opening and closing of stock prices for IHSG and issuers: A case study in the Indonesia Stock Exchange. *Bulletin of Applied Mathematics and Mathematics Education*, 5(1), 71–80. <https://doi.org/10.12928/bamme.v5i1.12975>
- Mubaraq, M. F. , Sahera, N. J. , & Indri, & S. R. A. (2024). Implementasi Metode Backpropagation Neural Network Untuk Memprediksi Saham Bank Terbesar di Indonesia. *Jurnal INFORMATIKA*.
- Pangaribuan, Y., & Sagala, M. (2017). *Menerapkan Jaringan Saraf Tiruan untuk Mengenali Pola Huruf Menggunakan Metode Perceptron*.
- Pungkasanti, P. T., Christanto, F. W., Hajjas Sabat, F. T., Dewi, C., & Firdaus, E. A. (2026). Python-based stock price prediction using backpropagation neural networks: a case study on ANTM. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 15(1), 723–730. <https://doi.org/10.11591/eei.v15i1.9760>
- Rizki Aditiya, F., Sulistiyowati, N., & Singaperbangsa Karawang, U. (2026). K-MEANS CLUSTERING OF INDONESIAN BANKING STOCKS USING FINANCIAL RATIOS Information System. *Techno Nusa Mandiri : Journal of Computing and Information Technology As an Accredited Journal Rank 4 Based on Surat Keputusan Direktur Jenderal Pendidikan Tinggi*, 23(1). <https://doi.org/10.33480/techno.v23i1.8334>
- Srimurdianti, A., #1, S., Setiawan, W., Esyudha, E., & #3, P. (2023). *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) Data Mining untuk Pengelompokan Saham pada Sektor Energi dengan Metode K-Means*.