

Analisis Tingkat Keakuratan Prediksi Harga Saham dengan Metode Nonlinear Auto-Regressive Exogenous Model (NARX) Neural Network Berbasis Data Time Series: Studi Kasus pada Harga Saham PT. Bank Central Tbk. (BBCA)

Baginda Hamzah^{1✉}, Ibriati Kartika Alimuddin², Nur Hazimah Alimuddin³, Andi Raina Ananda Herdiyana⁴, Audrey Michelle Wenny Yolanda⁵, Farhanah Ramdhani Sumardi⁶

^{1,2,3,4,5,6} Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Hasanuddin

Abstrak

Penelitian ini menganalisis tingkat keakuratan prediksi harga saham PT. Bank Central Asia Tbk. (BBCA) menggunakan metode Nonlinear Auto-Regressive Exogenous Model (NARX) Neural Network berbasis data time series. Motivasi penelitian ini didasari oleh keterbatasan metode tradisional dalam memprediksi harga saham secara akurat, terutama dalam kondisi pasar yang volatil. Data penelitian menggunakan data sekunder harga saham BBCA periode Januari 2023 hingga Desember 2024 yang diperoleh dari Yahoo Finance, meliputi 470 data perdagangan harian dengan variabel open price, high price, low price, close price, dan volume perdagangan. Metodologi penelitian menerapkan preprocessing data menggunakan normalisasi min-max scaling, pembagian data menjadi 80% training, 10% validasi, dan 10% testing. Model NARX Neural Network dioptimalkan melalui metode trial-error untuk menentukan kombinasi parameter terbaik meliputi number of delay (1-5), algoritma pelatihan (trainlm, trainbr, trainscg), dan jumlah hidden neuron (1-10). Hasil penelitian menunjukkan bahwa konfigurasi optimal model menggunakan *number of delay* 4, algoritma Levenberg-Marquardt (trainlm), dan 8 hidden neuron dengan Mean Squared Error (MSE) sebesar 9.834,67. Evaluasi akurasi model menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menghasilkan nilai 1,018%, yang menurut kriteria Lewis (1982) tergolong *highly accurate* (MAPE < 10%). Temuan ini mengindikasikan bahwa metode NARX Neural Network efektif untuk prediksi harga saham BBCA dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi.

Kata Kunci: *NARX Neural Network, Prediksi Harga Saham, BBCA, Time Series Analysis, Mean Absolute Percentage Error.*

Abstract

This study analyzes the accuracy level of stock price prediction for PT. Bank Central Asia Tbk. (BBCA) using the Nonlinear Auto-Regressive Exogenous Model (NARX) Neural Network based on time series data. The research motivation is driven by the limitations of traditional methods in accurately predicting stock prices, particularly in volatile market conditions. The research data utilizes secondary data of BBCA stock prices from January 2023 to December 2024 obtained from Yahoo Finance, comprising 470 daily trading data with variables including open price, high price, low price, close price, and trading volume. The research methodology applies data preprocessing using min-max scaling normalization and data division into 80% training, 10% validation, and 10% testing. The NARX Neural Network model was optimized through trial-error method to determine the best parameter combination including number of delay (1-

5), training algorithms (trainlm, trainbr, trainscg), and number of hidden neurons (1-10). The research results demonstrate that the optimal model configuration uses number of delay 4, Levenberg-Marquardt algorithm (trainlm), and 8 hidden neurons with a Mean Squared Error (MSE) of 9,834.67. Model accuracy evaluation using Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yielded a value of 1.018%, which according to Lewis (1982) criteria is classified as highly accurate (MAPE < 10%). These findings indicate that the NARX Neural Network method is effective for BBKA stock price prediction with very high accuracy levels.

Keywords: *NARX Neural Network, Stock Price Prediction, BBKA, Time Series Analysis, Mean Absolute Percentage Error.*

Copyright (c) 2025 Baginda Hamzah

✉ Corresponding author :

Email Address : baginda.hamzah@unhas.ac.id

PENDAHULUAN

Pasar modal Indonesia telah mengalami pertumbuhan yang signifikan dalam dekade terakhir, ditandai dengan peningkatan jumlah investor yang berpartisipasi dalam perdagangan saham. Berdasarkan data Kustodian Sentral Efek Indonesia (KSEI), jumlah investor saham di Indonesia telah mencapai lebih dari 10 juta investor pada tahun 2023, menunjukkan minat masyarakat yang semakin tinggi terhadap investasi saham. PT. Bank Central Asia Tbk. (BBCA) sebagai salah satu bank terbesar di Indonesia berdasarkan kapitalisasi pasar, memiliki peranan penting dalam sektor perbankan dan menjadi pilihan utama investor institusional maupun ritel (Pangestika & Josaphat, 2025).

Investasi merupakan komitmen atas sejumlah dana atau sumber daya lainnya yang dilakukan saat ini dengan tujuan memperoleh sejumlah keuntungan di masa datang (Tandelilin, 2017). Salah satu instrumen investasi pada pasar keuangan yang populer adalah saham, dimana investor banyak memilih saham sebagai instrumen investasi karena dapat memberikan tingkat pengembalian (return) yang menjanjikan. Namun, investor harus berhati-hati dalam pengambilan keputusan karena pergerakan saham yang sangat dinamis sehingga dapat menimbulkan kerugian bagi investor.

Harga saham yang terbentuk di bursa efek pada saat tertentu ditentukan oleh pelaku pasar, yaitu berdasarkan permintaan dan penawaran saham oleh para investor saham. Ketika penawaran lebih besar dari permintaan saham maka harga saham akan turun, dan apabila permintaan lebih besar dari penawaran saham maka harga saham akan naik. Pergerakan harga saham dapat berubah setiap saat bahkan dalam hitungan detik, sehingga prediksi harga saham menjadi hal yang krusial untuk membantu investor dalam meminimalkan risiko dan memaksimalkan potensi keuntungan.

Metode tradisional dalam memprediksi harga saham, seperti analisis fundamental dan teknikal, masih sering menghadapi kendala dalam memberikan prediksi yang akurat, terutama dalam kondisi pasar yang volatile (Ballesteros & Miranda, 2024). Analisis fundamental merupakan analisis yang menggunakan pendapatan dan prospek dividen perusahaan, ekspektasi tingkat bunga masa depan, dan evaluasi risiko perusahaan untuk menentukan harga saham yang tepat (Bodie et al., 2018). Sedangkan analisis teknikal merupakan teknik untuk memprediksi arah pergerakan saham dan indikator pasar saham lainnya berdasarkan data historis seperti harga dan volume (Chen, 2023).

Salah satu teknik yang dapat digunakan dalam memprediksi data time series (harga saham), yaitu menggunakan machine learning (Atsalakis & Valavanis, 2009). Machine

learning merupakan cabang dari kecerdasan buatan (artificial intelligence) yang berfokus pada penggunaan data dan algoritma untuk meniru bagaimana cara manusia belajar sehingga sistem ini dapat mempelajari data input yang diberikan dan dapat meningkatkan akurasi secara bertahap. Melalui penggunaan statistik, algoritma machine learning menggunakan data historis sebagai masukan untuk membuat klasifikasi atau memprediksi nilai output terbaru suatu data (Shah et al., 2020).

Salah satu metode prediksi data time series yang termasuk dalam metode machine learning adalah menggunakan artificial neural network (ANN). Algoritma artificial neural network (ANN) merupakan teknik komputasi yang menyerupai model sistem saraf biologis pada manusia (Chhajer et al., 2022). Penelitian yang dilakukan oleh Orimoloye et al. (2020) menunjukkan bahwa neural networks memiliki kemampuan untuk menangkap pola kompleks dalam data pasar saham. Fungsi ANN adalah untuk merancang suatu algoritma komputer yang dapat difungsikan untuk melakukan proses pembelajaran (learning) dari suatu kejadian.

Nonlinear Auto-Regressive Exogenous Model (NARX) Neural Network merupakan salah satu jenis dari ANN yang telah berhasil dalam masalah forecasting data time series (Lin et al., 1996). NARX secara efisien dapat digunakan untuk forecasting data yang tidak stasioner dan data time series yang nonlinear (Chaudhuri & Ghosh, 2016). Untuk pemodelan data time series, NARX menggunakan nilai saat ini dan masa lalu bersama dengan pemetaan input-output nonlinier untuk melakukan prediksi dinamis (Li et al., 2017). NARX mampu memodelkan secara efisien kumpulan data time series dengan koneksi umpan balik yang melingkupi beberapa lapisan jaringan (Haviluddin & Alfred, 2016).

Model NARX neural network adalah arsitektur jaringan neural dinamis yang umum digunakan untuk pemodelan input-output dari sistem dinamis nonlinear (Menezes & Barreto, 2008). Ketika diterapkan pada prediksi time series, jaringan NARX dirancang sebagai feedforward time delay neural network (TDNN), yaitu tanpa feedback loop dari delayed outputs, yang dapat mengurangi secara substansial performa prediktifnya. Namun, arsitektur asli dari jaringan NARX dapat dengan mudah dan efisien diterapkan untuk prediksi jangka panjang (multi-step-ahead) dari univariate time series.

Penelitian terdahulu menunjukkan keunggulan model NARX dalam berbagai aplikasi prediksi time series finansial. Dhafer et al. (2022) dalam penelitiannya menunjukkan bahwa model NARX neural network dengan indikator teknikal sebagai variabel eksogen mampu menunjukkan hasil prediksi yang sangat mirip dengan nilai saham aktualnya, yaitu dengan nilai *mean square error* (MSE) terkecil yaitu 0,00039688 dan nilai R-squared sebesar 99,86% untuk saham CIMB di Malaysia. Penelitian tersebut menggunakan parameter trails yang komprehensif untuk berbagai kombinasi variabel input dan konfigurasi neural network yang berbeda, dengan hasil menunjukkan bahwa NARX model mengungguli model regression, Deep Belief Network (DBN), dan NeuroFuzzy dalam hal MSE dan MAPE errors.

Penelitian yang dilakukan oleh Azhar et al. (2021) menggunakan NARX model untuk memprediksi indeks KLCI di Malaysia dengan menggunakan commodity prices dan exchange rates sebagai variabel eksogen, menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam hal error rate dan hit rate. Studi komparatif yang dilakukan menunjukkan bahwa NARX model mengungguli performa Mean Square Error (MSE) dari model neural network lainnya dalam prediksi indeks saham Indonesia selama periode forecasting lima hari.

Dalam konteks perbandingan dengan model neural network lainnya, beberapa penelitian menunjukkan hasil yang beragam. Kamalov (2020) melakukan perbandingan antara MLP, CNN, dan LSTM untuk prediksi harga saham empat perusahaan publik besar di AS, dimana hasil eksperimen menunjukkan bahwa ketiga metode tersebut memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan studi serupa yang meramalkan arah perubahan harga. Penelitian lain yang dilakukan oleh Lu (2020) menggunakan model CNN-LSTM untuk prediksi harga saham menunjukkan bahwa kombinasi kedua metode tersebut memberikan akurasi yang tinggi dengan nilai RMSE 39,688 dan R^2 sebesar 0,9646.

Meskipun telah terdapat berbagai penelitian mengenai prediksi harga saham menggunakan neural network, masih terdapat gap dalam penelitian mengenai aplikasi NARX Neural Network secara spesifik untuk prediksi harga saham BBKA dengan mempertimbangkan karakteristik unik pasar modal Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi gap tersebut dengan menganalisis tingkat keakuratan prediksi harga saham BBKA menggunakan metode NARX Neural Network, serta membandingkan hasilnya dengan kriteria akurasi yang telah ditetapkan. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan model prediksi harga saham yang lebih akurat dan applicable untuk konteks pasar modal Indonesia.

METODOLOGI

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa data time series harga saham PT. Bank Central Asia Tbk. (BBKA) yang diperoleh dari Yahoo Finance. Pemilihan sumber data ini didasarkan pada reliabilitas dan aksesibilitas data historis yang komprehensif, sesuai dengan praktik yang umum digunakan dalam penelitian prediksi harga saham (Dhafer et al., 2022). Data yang dikumpulkan meliputi periode Januari 2023 hingga Januari 2025, dengan total 784 data perdagangan harian.

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini mencakup lima indikator utama perdagangan saham sesuai dengan metodologi yang digunakan oleh Dhafer et al. (2022): harga penutupan (close price), harga pembukaan (open price), harga tertinggi (high price), harga terendah (low price), dan volume perdagangan saham. Harga penutupan (close price) dipilih sebagai variabel target utama untuk prediksi karena merupakan indikator yang paling representatif untuk pengambilan keputusan investasi. Variabel lainnya berfungsi sebagai input eksogen yang dapat mempengaruhi pergerakan harga penutupan saham.

Preprocessing Data

Tahap preprocessing data merupakan langkah krusial dalam mempersiapkan data untuk training model neural network (Alkhatib et al., 2022). Preprocessing dilakukan dengan cara normalisasi menggunakan metode min-max scaling untuk memastikan semua variabel berada dalam rentang yang sama antara 0 dan 1. Proses normalisasi menggunakan formula standar yang dirumuskan: $x_{\text{norm}} = (x - x_{\text{min}}) / (x_{\text{max}} - x_{\text{min}})$, dimana x adalah nilai asli, x_{min} dan x_{max} adalah nilai minimum dan maksimum dari dataset.

Tujuan normalisasi dalam penelitian ini adalah untuk memastikan bahwa tidak ada variabel yang mendominasi proses learning karena perbedaan skala nilai, mempercepat proses training data, mencegah bias dalam pembelajaran neural network akibat perbedaan magnitude antar variabel, dan meningkatkan stabilitas konvergensi algoritma training.

Normalisasi juga bertujuan untuk membuat proses analisis statistik menjadi lebih mudah dan efisien.

Data kemudian dibagi menjadi tiga subset sesuai dengan praktik standar dalam machine learning untuk time series prediction: 80% untuk data training, 10% untuk data validasi, dan 10% untuk data testing (Haviluddin & Alfred, 2016). Pembagian ini dilakukan secara berurutan temporal untuk mempertahankan karakteristik time series data. Data training digunakan untuk melatih model, data validasi untuk tuning hyperparameter dan mencegah overfitting, sedangkan data testing digunakan untuk evaluasi performa final model.

Menyusun Model Prediksi NARX Neural Network

Pembagian data dimulai dengan mengelompokkan data menjadi data input dan data output. Data input berupa data time series yang meliputi variabel open, high, low, dan volume. Data output berupa data time series yang meliputi variabel close price yang merupakan variabel yang ingin diprediksi dengan metode NARX neural network. Setelah itu, data dibagi menjadi tiga bagian yaitu train data (80%), validation data (10%), dan test data (10%).

Dalam melakukan prediksi menggunakan metode NARX neural network, susunan model prediksi dapat memengaruhi akurasi prediksi. Model prediksi yang baik akan menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang tinggi pula. Model prediksi dengan NARX neural network disusun oleh beberapa parameter-parameter yang dapat diatur sesuai dengan kebutuhan. Parameter-parameter yang diatur pada penelitian ini adalah input layer, number of hidden neuron, number of delay, algoritma pelatihan, dan output layer.

Pada penentuan beberapa parameter penelitian, dapat digunakan metode trial-error. Definisi metode trial-error adalah metode untuk mencoba secara keseluruhan kemungkinan dari suatu parameter penelitian. Parameter yang akan dipilih menggunakan metode trial-error merupakan parameter yang menghasilkan nilai mean square error (MSE) terkecil. Semakin kecil nilai MSE maka semakin akurat sebuah model dalam melakukan prediksi. Perhitungan nilai MSE dirumuskan sebagai berikut: $MSE = (1/n) \sum [Prediksi(y) - Aktual(y)]^2$

Parameter input layer berupa 4 atribut data input yang telah dilakukan sebelumnya, yaitu atribut open, low, high, dan volume. Parameter output layer berupa 1 atribut data output, yaitu atribut close price. Parameter number of hidden neuron merupakan jumlah neuron tersembunyi pada model NARX neural network yang ingin dibuat. Pada penelitian ini, parameter number of hidden neuron ditentukan melalui trial-error dengan variasi 1-10 hidden neuron. Selanjutnya adalah parameter number of delay. Number of delay merupakan nilai dari dy dan du pada persamaan NARX yang telah dibahas sebelumnya. Parameter ini ditentukan melalui trial-error dengan variasi 1-5 number of delay.

Terakhir, adalah parameter algoritma pelatihan. Algoritma pelatihan merupakan serangkaian susunan sub-parameter yang telah disediakan secara default pada MATLAB. Terdapat tiga jenis algoritma pelatihan, yaitu Levenberg-Marquardt (trainlm), Bayesian Regularization (trainbr), dan Scaled Conjugate Gradient (trainscg). Algoritma pelatihan ini ditentukan berdasarkan metode trial-error hingga diperoleh jenis algoritma pelatihan dengan nilai MSE terkecil.

Model NARX Neural Network yang diimplementasikan dalam penelitian ini mengikuti arsitektur yang telah terbukti efektif dalam penelitian sebelumnya (Dhafer et al.,

2022). NARX network merupakan kelas khusus dari recurrent neural network yang dirancang untuk input-output modeling dari sistem dinamis nonlinear (Menezes & Barreto, 2008). Model ini dapat direpresentasikan dengan persamaan matematis: $y(t+1) = f(y(t), y(t-1), \dots, y(t-dy+1); u(t), u(t-1), \dots, u(t-du+1))$, dimana $y(t)$ adalah output pada waktu t , $u(t)$ adalah input eksogen pada waktu t , dy dan du adalah jumlah delay pada output dan input, dan f adalah fungsi nonlinear yang diaproksimasi oleh neural network.

Proses training model menggunakan algoritma Levenberg-Marquardt backpropagation, yang merupakan algoritma optimisasi yang efektif untuk training neural network dengan ukuran medium (Hagan & Menhaj, 1994). Algoritma ini menggabungkan kecepatan konvergensi Gauss-Newton method dengan stabilitas gradient descent method. Algoritma 'trainlm' ini biasanya membutuhkan lebih banyak memori tetapi lebih sedikit waktu. Pelatihan secara otomatis berhenti ketika generalisasi berhenti membaik, seperti yang ditunjukkan oleh peningkatan MSE dari validation data. Lalu algoritma 'trainbr' biasanya memerlukan lebih banyak waktu, tetapi dapat menghasilkan generalisasi yang baik untuk kumpulan data yang sulit, kecil, atau noisy. Pelatihan berhenti sesuai dengan minimalisasi bobot adaptif (regularisasi). Terakhir, algoritma 'trainscg' merupakan algoritma yang membutuhkan lebih sedikit memori. Pelatihan akan berhenti secara otomatis ketika terjadi peningkatan MSE dari validation data (MATLAB, 2019).

Secara ringkas, parameter pemodelan NARX neural network yang digunakan disajikan pada tabel berikut

Tabel 3.1 Parameter pemodelan NARX yang digunakan

Parameter	Jumlah	Deskripsi
Input Layer	4 neuron	Open price, highest price, lowest price, trading volume
Jumlah hidden neuron	Trial-error	1-10 hidden neuron
Jumlah delay	Trial-error	1-5 delay
Algoritma Pelatihan	Trial-error	'trainlm', 'trainbr', 'trainscg'
Output Layer	1 neuron	Close price

Proses pelatihan dilengkapi dengan *early stopping mechanism* untuk mencegah *overfitting* (Kelley & Hagan, 2024). Proses training dihentikan secara otomatis ketika validation error mulai meningkat selama beberapa epochs berturut-turut, mengindikasikan bahwa model telah mencapai optimal performance tanpa mengalami overfitting. Selama proses training, performa model dimonitor menggunakan Mean Squared Error (MSE) sebagai loss function utama.

Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan beberapa metrik evaluasi yang umum digunakan dalam prediksi time series finansial (Jonathon, 2013). Kriteria untuk menentukan tingkat keakuratan model prediksi ini menggunakan kriteria MAPE (mean absolute percentage error). Kriteria MAPE memberikan informasi seberapa besar tingkat kesalahan prediksi ketika dibandingkan nilai sebenarnya dari data time series tersebut. Semakin kecil nilai MAPE maka semakin akurat hasil prediksi tersebut.

Jika Mean Squared Error (MSE) digunakan untuk mengukur rata-rata kuadrat perbedaan antara nilai prediksi dan nilai actual, maka untuk metode Mean Absolute

Percentage Error (MAPE) dihitung menggunakan formula: $MAPE = (1/n) \sum APE(i)$, dimana $APE(i) = |\text{Prediksi}(i) - \text{Aktual}(i)| / \text{Aktual}(i) \times 100\%$.

Kriteria nilai MAPE untuk evaluasi model prediksi menggunakan standar yang ditetapkan oleh Lewis (1982): <10% (Highly accurate), 10%-20% (Good), 20%-50% (Reasonable), >50% (Weak and inaccurate). Selain metrik kuantitatif, evaluasi juga dilakukan secara visual melalui plot perbandingan antara nilai prediksi dan nilai aktual untuk mengidentifikasi pola error dan kualitas prediksi secara keseluruhan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data Perdagangan Saham Harian BBKA

Penelitian ini menggunakan data saham BBKA yang diperoleh dari *yahoo finance*. Data ini terdiri dari enam atribut, yaitu *date*, *close price*, *open price*, *highest price*, *lowest price*, dan *trading volume*. Periode data BBKA yang digunakan merupakan data perdagangan saham harian BBKA mulai dari 10 Januari 2023 hingga 30 Desember 2024. Total *set data* BBKA harian sebanyak 470 data perdagangan harian.

Pergerakan harga penutupan (*close price*) saham BBKA pada periode penelitian menunjukkan karakteristik yang volatil dan non-linear, sebagaimana umumnya terjadi pada instrumen finansial. Secara visual, dapat diamati bahwa harga saham BBKA mengalami fluktuasi yang signifikan sepanjang periode observasi, mencerminkan dinamika pasar yang dipengaruhi oleh berbagai faktor fundamental dan teknikal.

Pembagian Data Prediksi Saham BBKA Menggunakan Metode NARX Neural Network

Pembagian data harga saham BBKA dimulai dengan mengelompokkan data menjadi data input dan data output. Data input berupa data time series yang meliputi variabel *open*, *high*, *low*, dan *volume*. Data output berupa data time series yang meliputi variabel *close price* yang merupakan variabel yang ingin diprediksi dengan metode NARX neural network.

Kemudian data input dibagi menjadi tiga bagian yaitu (i) train data, (ii) validation data, dan (iii) test data yang telah dijelaskan pada bab III sebelumnya. Train data merupakan 80% data input time series pertama (periode Januari 2023 – Oktober 2024). Validation data merupakan 10% data input time series selanjutnya (periode November 2024 – Desember 2024). Terakhir, test data merupakan 10% data input time series terakhir (periode Januari 2025).

Train data merupakan 80% data input time series pertama yang digunakan untuk melatih model neural network agar dapat mempelajari pola hubungan antara variabel input dan output melalui proses optimasi bobot dan bias. Menurut Bishop (2006), training set berfungsi sebagai kumpulan contoh yang digunakan untuk menyesuaikan parameter model (seperti bobot koneksi antar neuron dalam artificial neural network) melalui metode supervised learning. Dalam proses training, model melakukan prediksi berdasarkan data historis dan menyesuaikan parameter internal untuk meminimalkan error antara prediksi dan nilai aktual (Brownlee, 2020). Model akan terus belajar dari subset data ini dengan menyesuaikan parameter untuk meminimalkan fungsi error yang telah ditetapkan.

Validation data merupakan 10% data input time series selanjutnya yang berfungsi untuk memantau performa model selama proses training dan mencegah terjadinya overfitting. Sebagaimana dijelaskan oleh Bishop (2006), validation dataset menyediakan evaluasi yang tidak bias terhadap model yang dilatih pada training dataset sambil melakukan tuning terhadap hyperparameter model. Data validasi tidak digunakan untuk mengupdate parameter model, tetapi berperan penting dalam early stopping mechanism dimana training dihentikan secara otomatis ketika validation error mulai meningkat, mengindikasikan bahwa model telah mencapai performa optimal (Prechelt, 2012). Teknik early stopping ini merupakan bentuk regularisasi yang mendeteksi kapan overfitting mulai terjadi selama supervised training neural network, kemudian menghentikan training sebelum konvergensi untuk menghindari overfitting tersebut. Selain itu, validation data juga digunakan untuk hyperparameter tuning dalam menentukan kombinasi parameter terbaik seperti jumlah hidden neuron, number of delay, dan algoritma pelatihan.

Terakhir, test data merupakan 10% data input time series terakhir yang digunakan untuk evaluasi performa final model pada data yang benar-benar independen dan tidak pernah dilihat oleh model selama proses training maupun validasi. Menurut Bishop (2006), test dataset digunakan untuk memberikan evaluasi yang tidak bias terhadap model final yang telah dilatih pada training dataset. Test data memberikan estimasi objektif tentang kemampuan generalisasi model dan digunakan untuk menghitung metrik evaluasi final seperti MAPE dan MSE yang akan menjadi indikator akurasi prediksi model dalam aplikasi praktis (Encord, 2024). Dataset ini berfungsi sebagai ukuran yang tidak bias tentang seberapa baik model dapat melakukan generalisasi terhadap data baru, menilai kemampuan generalisasinya dalam skenario kondisi aktualnya

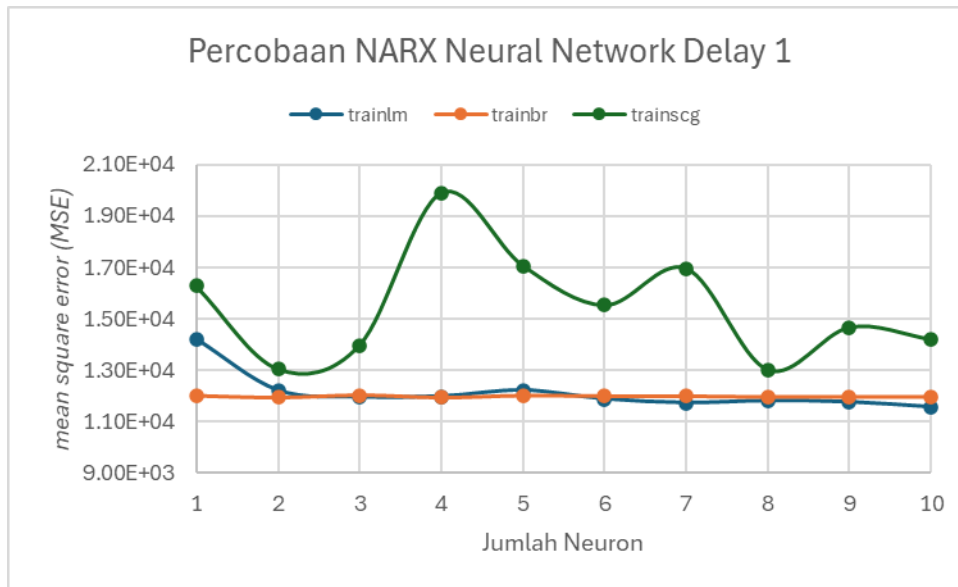
Tabel 4.1 Pembagian data *input* metode NARX *neural network*

Pembagian Data Input	Komposisi	Jumlah	Periode
<i>Train Data</i>	80%	376 set data	10 Januari 2023 – 14 Agustus 2024
<i>Validation</i>	10%	47 set data	15 Agustus 2024 – 21 Oktober 2024
<i>Test Data</i>	10%	47 set data	22 Oktober 2024 – 30 Desember 2024

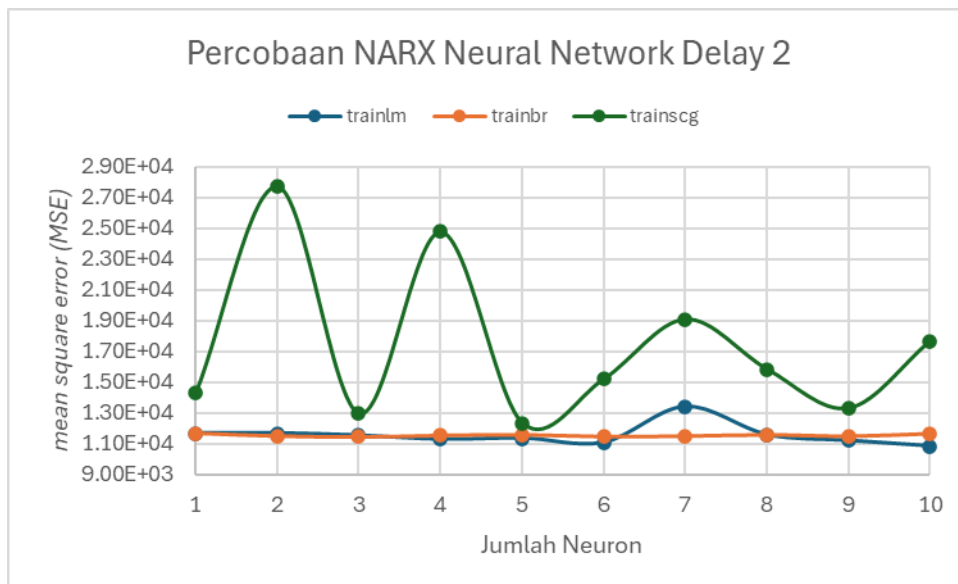
Model Prediksi Optimum Saham BBKA Menggunakan Metode NARX Neural Network

Model prediksi harga saham BBKA dengan NARX neural network disusun oleh beberapa parameter. Parameter-parameter yang diatur pada penelitian ini adalah input layer, number of hidden neuron, number of delay, algoritma pelatihan, dan output layer. Spesifikasi parameter-parameter yang diatur pada penelitian telah dibahas pada bab sebelumnya. Pembuatan model prediksi optimum menggunakan train data sebagai data input.

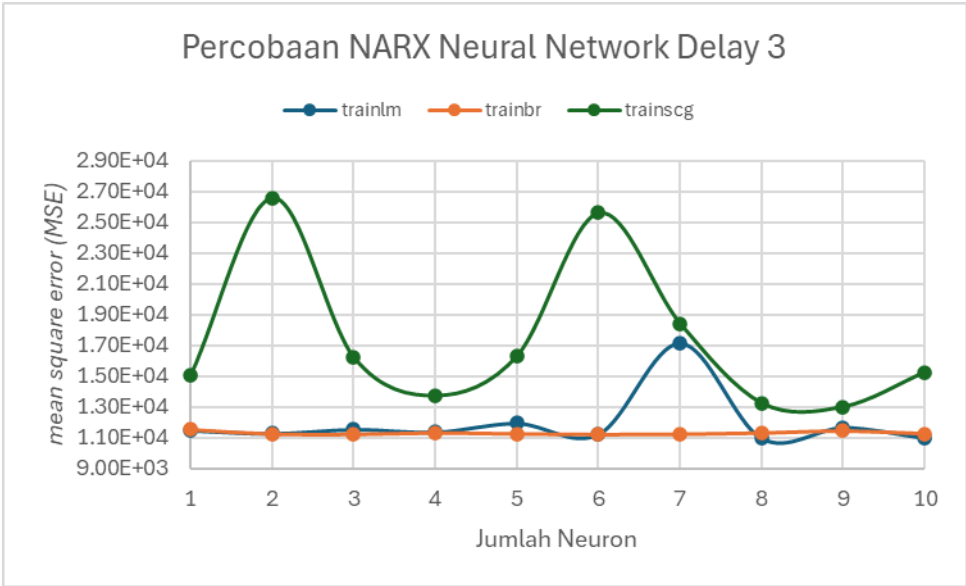
Dalam menentukan model prediksi optimum, urutan penentuan variasi parameternya terlebih dahulu dengan menentukan parameter number of delay (1-5 delay). Setelah parameter number of delay ditentukan, maka selanjutnya adalah melakukan variasi jenis algoritma pelatihan ('trainlm', 'trainbr', 'trainscg'). Setelah itu, melakukan variasi pada parameter number of hidden neuron (1-10 neuron). Serangkaian percobaan trial-error untuk menentukan kombinasi parameter dengan nilai MSE terkecil telah dilakukan dan disajikan pada serangkaian gambar berikut.



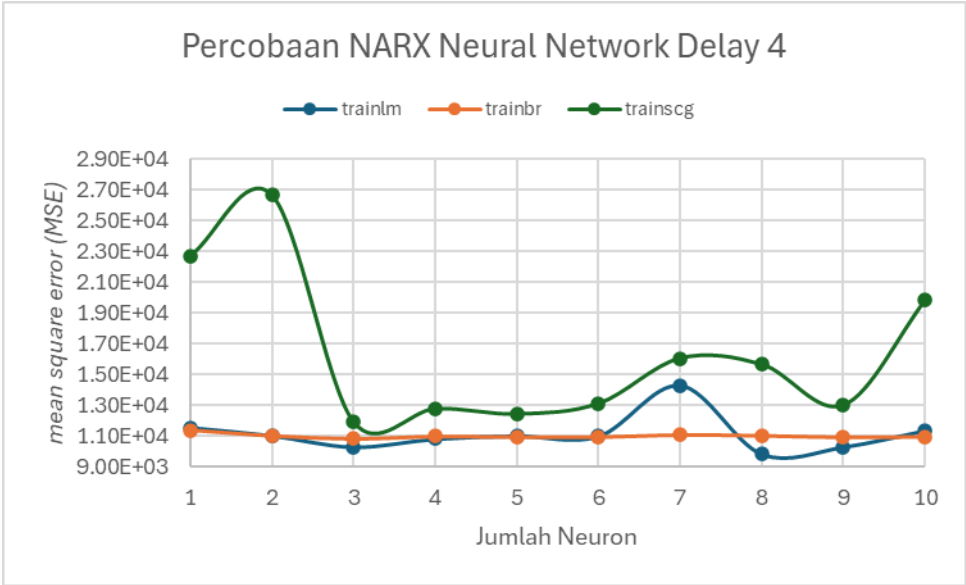
Gambar 4.1 Kombinasi Parameter Pemodelan NARX *Neural Network* Untuk Delay 1



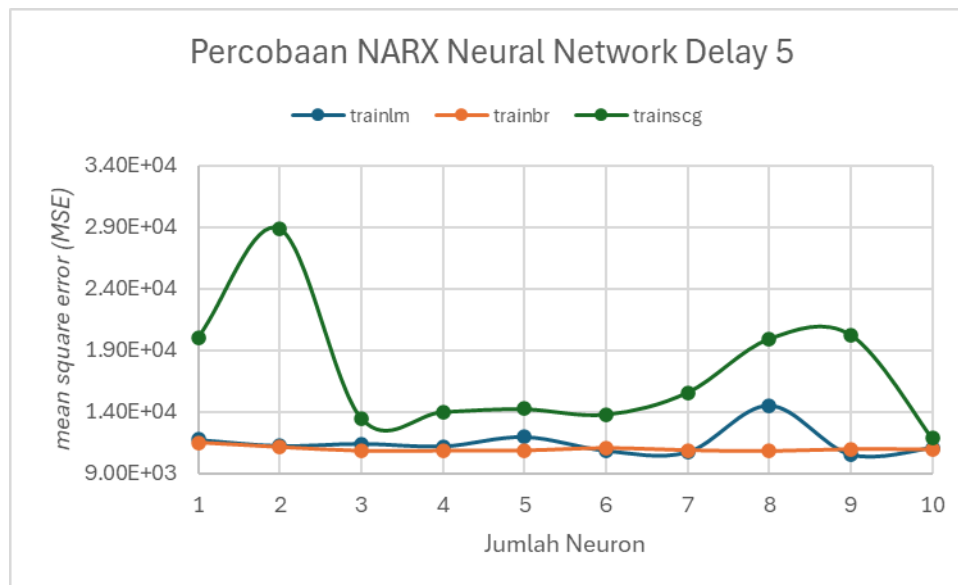
Gambar 4.2 Kombinasi Parameter Pemodelan NARX *Neural Network* Untuk Delay 2



Gambar 4.3 Kombinasi Parameter Pemodelan NARX Neural Network Untuk Delay 3



Gambar 4.4 Kombinasi Parameter Pemodelan NARX Neural Network Untuk Delay 4



Gambar 4.5 Kombinasi Parameter Pemodelan NARX *Neural Network* Untuk Delay 5

Kombinasi parameter optimal pada prediksi harga saham BBKA menunjukkan bahwa konfigurasi number of delay 4, algoritma pelatihan trainlm (Levenberg-Marquardt), dan 8 neuron pada lapisan tersembunyi menghasilkan Mean Squared Error (MSE) terendah sebesar 9.834,67 berdasarkan serangkaian uji trial-error (pada Gambar 4.4). Temuan ini konsisten dengan prinsip dasar pemodelan NARX neural network dalam prediksi finansial, di mana parameter optimal bersifat spesifik terhadap karakteristik data dan instrumen keuangan yang dianalisis. Seperti ditegaskan oleh Dhafer et al. (2022), optimasi parameter NARX memerlukan kalibrasi menyeluruh karena kinerja model sangat bergantung pada karakteristik time series dan konfigurasi arsitektur jaringan.

Dalam penentuan parameter optimum prediksi menggunakan model NARX *neural network*, tidak terdapat kombinasi parameter tertentu yang berlaku secara universal untuk melakukan prediksi terhadap harga saham, misalnya untuk saham selain BBKA. Kombinasi parameter optimum yang ditemukan pada penelitian ini untuk objek saham BBKA belum tentu menjadi parameter yang optimum juga pada saham lainnya seperti TLKM dan lainnya. Hal juga selaras dengan temuan Al-Shayea, Q. K. (2017), bahwa algoritma pelatihan seperti Levenberg-Marquardt (trainlm) mungkin unggul dalam efisiensi komputasi untuk satu jenis aset atau saham, namun tidak tentu optimal untuk aset atau saham lainnya, bahkan pada pasar yang sama.

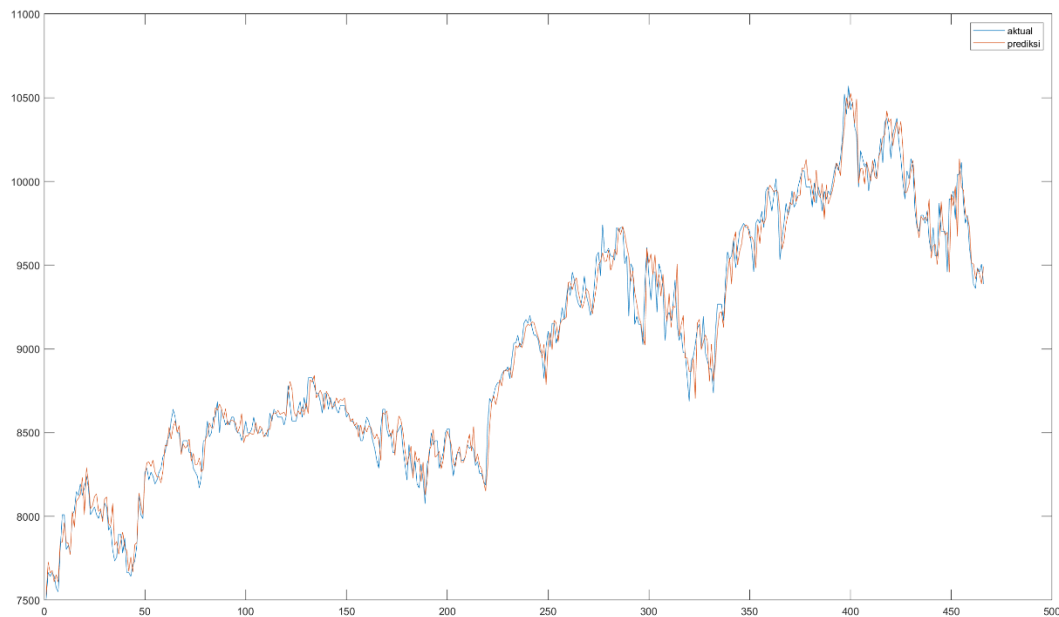
Analisis Akurasi Model Prediksi Optimum Saham BBKA Menggunakan Metode NARX *Neural Network*

Setelah diperoleh kombinasi parameter model prediksi yang terbaik dengan menggunakan *train data* sebagai inputnya, selanjutnya adalah menggunakan *test data* sebagai data *input* untuk menguji model prediksi optimum yang telah didapatkan sebelumnya. Kriteria untuk menentukan tingkat keakuratan model prediksi ini adalah menggunakan kriteria MAPE (*mean absolute percentage error*), dihitung menggunakan formula: $MAPE = (1/n) \sum APE(i)$, dimana $APE(i) = |\text{Prediksi}(i) - \text{Aktual}(i)| / \text{Aktual}(i) \times 100\%$.

Berdasarkan hasil penelitian ini, diperoleh nilai MAPE sebesar 1,018%. Berdasarkan kriteria tingkat keakuratan prediksi berbasis nilai MAPE yang dijelaskan oleh Lewis (1982), hasil prediksi *close price* BBKA menggunakan metode NARX *neural network* tergolong *highly*

accurate (nilai MAPE dibawah 10%) dan hasil ini sangatlah bagus karena nilai MAPE-nya bahkan berada di kisaran 1% saja.

Hasil prediksi *close price* BBCA menggunakan metode NARX *neural network* untuk keseluruhan *train data*, *validation data*, dan *test data* dapat dilihat pada Gambar 4.6. Garis berwarna biru menunjukkan *close price* BBCA secara actual dan garis berwarna oranye menunjukkan *close price* IHSG hasil prediksi dengan metode NARX *neural network*. Secara subjektif, garis biru dan oranye yang saling berhimpit berarti metode NARX *neural network* memiliki Tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi *close price* IHSG.



Gambar 4.6 Grafik nilai *close price* BBCA aktual dan nilai *close price* BBCA hasil prediksi dengan metode NARX *neural network*

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai analisis tingkat keakuratan prediksi harga saham PT. Bank Central Asia Tbk. (BBCA) menggunakan metode NARX Neural Network, dapat disimpulkan bahwa metode ini terbukti sangat efektif dalam memprediksi harga saham dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Konfigurasi optimal model yang ditemukan melalui metode trial-error menggunakan number of delay 4, algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt (trainlm), dan 8 hidden neuron, menghasilkan Mean Squared Error (MSE) sebesar 9.834,67 dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 1,018%. Berdasarkan kriteria Lewis (1982), hasil ini tergolong highly accurate (MAPE < 10%), menunjukkan bahwa model NARX Neural Network berhasil menangkap pola kompleks dan karakteristik non-linear dari pergerakan harga saham BBCA.

Penelitian ini memberikan kontribusi metodologis yang signifikan dalam pengembangan model prediksi harga saham untuk konteks pasar modal Indonesia, dengan implikasi praktis yang penting bagi investor dan praktisi keuangan dalam pengambilan keputusan investasi. Meskipun menunjukkan hasil yang sangat baik, penelitian ini memiliki keterbatasan pada cakupan data dan periode observasi yang relatif terbatas. Untuk penelitian mendatang, disarankan untuk memperluas periode observasi guna menguji robustness model dalam berbagai kondisi pasar, mengaplikasikan model pada saham-saham lain untuk menguji kemampuan

generalisasi, serta mengintegrasikan variabel eksogen tambahan seperti indikator makroekonomi untuk meningkatkan akurasi prediksi.

Referensi :

- Alkhatib, K., Khazaleh, H., Alkhazaleh, H. A., Alsoud, A. R., & Abualigah, L. (2022). A new stock price forecasting method using active deep learning approach. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 8(2), 96. <https://doi.org/10.3390/joitmc8020096>
- Alkhoshi, R., & Belkasim, S. (2018). Stable stock market prediction using NARX algorithm. *Computational Intelligence and Financial Markets*, 8(3), 45-52.
- Al-Shayea, Q. K. (2017). Neural networks to predict stock market price. *World Congress on Engineering and Computer Science, San Fransisco* (Vol. 1, pp. 1-7).
- Atsalakis, G. S., & Valavanis, K. P. (2009). Surveying stock market forecasting techniques-Part II: Soft computing methods. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 5932-5941. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.07.006>
- Ballesteros, M. A. A., & Miranda, E. A. M. (2024). Stock market forecasting using a neural network through fundamental indicators, technical indicators and market sentiment analysis. *Computational Economics*. <https://doi.org/10.1007/s10614-024-10711-4>
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer-Verlag New York.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2018). *Investments* (11th ed.). McGraw-Hill Education.
- Brownlee, J. (2020). Train-test split for evaluating machine learning algorithms. *Machine Learning Mastery*. Diperoleh dari <https://machinelearningmastery.com/train-test-split-for-evaluating-machine-learning-algorithms>
- Chen, J. (2023). Technical analysis of stocks and trends definition. *Investopedia*. Retrieved from <https://www.investopedia.com/terms/t/technical-analysis-of-stocks-and-trends.asp>
- Chaudhuri, T. D., & Ghosh, I. (2016). Artificial neural network and time series modeling based approach to forecasting the exchange rate in a multivariate framework. *arXiv preprint arXiv:1607.02093*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1607.02093>
- Chhajer, P., Shah, M., & Kshirsagar, A. (2022). The applications of artificial neural networks, support vector machines, and long-short term memory for stock market prediction. *Decision Analytics Journal*, 2, 100015. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2021.100015>
- Dhafer, A. H., Nor, F. M., Hashim, W., Shah, N. R., Bin Khairi, K. F., & Alkaws, G. (2022). Empirical analysis for stock price prediction using NARX model with exogenous technical indicators. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 9208640. <https://doi.org/10.1155/2022/9208640>
- Encord. (2024). How to split machine learning datasets: Training, validation, & test sets. Retrieved from <https://encord.com/blog/train-val-test-split/>
- Hagan, M. T., & Menhaj, M. B. (1994). Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(6), 989-993. <https://doi.org/10.1109/72.329697>
- Haviluddin, H., & Alfred, R. (2016). Performance of modeling time series using nonlinear autoregressive with exogenous input (NARX) in the network traffic forecasting. *2015 International Conference on Science in Information Technology*, 164-168. <https://doi.org/10.1109/ICSITech.2015.7407796>
- Jonathon, T. L. (2013). A Bayesian regularized artificial neural network for stock market forecasting. *Expert Systems with Applications*, 40(14), 5501-5506. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.04.013>
- Kamalov, F. (2020). Forecasting significant stock price changes using neural networks. *Neural Computing and Applications*, 32(23), 17655-17667. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-04942-3>

- Kelley, J., & Hagan, M. T. (2024). Comparison of neural network NARX and NARMAX models for multi-step prediction using simulated and experimental data. *Expert Systems with Applications*, 237, 121377. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121437>
- Lewis, C. D. (1982). *International and business forecasting methods*. Butterworths.
- Li, G., Kawan, B., Wang, H., & Zhang, H. (2017). Neural-network-based modelling and analysis for time series prediction of ship motion. *Ship Technology Research*, 64(1), 30-39.
- Lin, T., Horne, B. G., Tino, P., & Giles, C. L. (1996). Learning long-term dependencies in NARX recurrent neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 7(6), 1329-1338. <https://doi.org/10.1109/72.548162>
- Lu, W., Li, J., Li, Y., Sun, A., & Wang, J. (2020). A CNN-LSTM-based model to forecast stock prices. *Complexity*, 2020, 6622927. <https://doi.org/10.1155/2020/6622927>
- Menezes Jr, J. M. P., & Barreto, G. A. (2008). Long-term time series prediction with the NARX network: An empirical evaluation. *Neurocomputing*, 71(16-18), 3335-3343. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2008.01.030>
- Orimoloye, L. O., Sung, M. C., Ma, T., & Johnson, J. E. (2020). Comparing the effectiveness of deep feedforward neural networks and shallow architectures for predicting stock price indices. *Expert Systems with Applications*, 139, 112828. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112828>
- Pangestika, Z., & Josaphat, B. P. (2025). Predicting stock price using convolutional neural network and long short term memory (case study: Stock of BBCA). *Journal of the Indonesian Mathematical Society*, 31(1), 1-12. <https://doi.org/10.22342/jims.v31i1.1512>
- Prechelt, L. (2012). Early stopping – but when? In G. Montavon, G. B. Orr, & K. R. Müller (Eds.), *Neural Networks: Tricks of the Trade* (pp. 53-67). Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-35289-8_5
- Rojas-Hernández, R., Fernández-Anaya, G., Carrasco-Ochoa, J. A., & Martínez-Trinidad, J. F. (2022). NARX neural networks models for prediction of standardized precipitation index in central Mexico. *Atmosphere*, 13(8), 1254. <https://doi.org/10.3390/atmos13081254>
- Sedighi, M., Jahangirnia, H., Gharakhani, M., & Farahani Fard, S. (2019). A novel hybrid model for stock price forecasting based on metaheuristics and support vector machine. *Data*, 4(2), 75. <https://doi.org/10.3390/data4020075>
- Shah, D., Campbell, W., & Zulkernine, F. H. (2020). A comparative study of LSTM and DNN for stock market forecasting. *2018 IEEE International Conference on Big Data*, 4148-4155. <https://doi.org/10.1109/BigData.2018.8622462>
- Tandelilin, E. (2017). *Pasar modal manajemen portofolio dan investasi*. PT Kanisius.
- Wang, T., Wang, P., & Yu, M. (2022). Compare CNN and LSTM model to forecast the stock price. *Financial Engineering and Risk Management*, 5, 44-52. <https://doi.org/10.23977/ferm.2022.050607>
- Wibowo, A., Pujiyanto, H., Retno, D., & Saputro, S. (2017). Nonlinear autoregressive exogenous model in stock price index's prediction. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 8(10), 396-399.