



PREDIKSI HARGA SAHAM BANK NEGARA INDONESIA (BNI) BERDASARKAN HISTORICAL STOCK PRICE MENGGUNAKAN METODE GATED RECURRENT UNIT (GRU)

Arina Kanuri¹, Elmayati², Bunga Intan³

^{1,2,3}Universitas Bina Insan, Lubik Linggau

arina.kanuri@uniobi.ac.id

INFO ARTIKEL

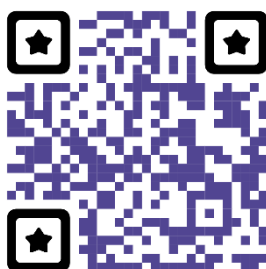
Sejarah Artikel:

Diterima Tgl. 05/07/2026

Diperbaiki Tgl. 19/07/2026

Disetujui Tgl. 20/07/2026

Tersedia daring Tgl. 26/07/2026



e-ISSN 2961-9009

p-ISSN 2963-1289

DOI:

<https://doi.org/10.64626/jukomtek.v5i2.705>

Abstract: The volatile nature of stock price movements necessitates a prediction method capable of accurately modeling time-series data patterns. This study aims to predict the stock price of Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk (BNI) using the Gated Recurrent Unit (GRU) method, based on historical data from the 2020–2025 period. The dataset includes closing prices, trading volume, moving averages (MA_7 and MA_21), volatility, and high-low ratios. The research process encompasses preprocessing, feature engineering, Min-Max normalization, the creation of sequential data with a time step of 30, and the splitting of data into training and testing sets. The GRU model is trained using the Adam optimizer, incorporating ReduceLROnPlateau and Early Stopping mechanisms to enhance training stability and mitigate the risk of overfitting. Model performance is evaluated using MSE, RMSE, MAE, R^2 , and MAPE metrics. The results demonstrate that the GRU model yields effective predictions, achieving a MAPE of 3.91%, an RMSE of 211.21, and an R^2 of 0.746. Stock price predictions for the upcoming 10 days indicate a trend of gradual price decline. These findings suggest that the GRU method is effective for predicting BNI stock prices based on historical data and holds potential for supporting investment decision-making, while acknowledging external factors that influence market conditions.

Keywords:

Stock Price, Prediction, BNI, Gated Recurrent Unit.

Abstrak: Pergerakan harga saham yang bersifat fluktuatif memerlukan metode prediksi yang mampu memodelkan pola data deret waktu secara akurat. Penelitian ini bertujuan memprediksi harga saham Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk (BNI) menggunakan metode Gated Recurrent Unit (GRU) berdasarkan data historis periode 2020–2025. Data penelitian mencakup harga penutupan, volume perdagangan, moving average (MA_7 dan MA_21), volatilitas, serta rasio high-low. Tahapan penelitian meliputi preprocessing, feature engineering, normalisasi Min-Max, pembentukan data sekuensial dengan time step 30, serta pembagian data menjadi data pelatihan dan pengujian. Model GRU dilatih menggunakan optimizer Adam dengan mekanisme ReduceLROnPlateau dan Early Stopping untuk meningkatkan stabilitas pelatihan dan mengurangi risiko overfitting. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik MSE, RMSE, MAE, R^2 , dan MAPE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model GRU mampu menghasilkan

	prediksi yang baik dengan nilai MAPE sebesar 3,91 %, RMSE sebesar 211,21, dan R^2 sebesar 0,746. Prediksi harga saham untuk 10 hari ke depan menunjukkan kecenderungan penurunan harga secara bertahap. Temuan ini menunjukkan bahwa metode GRU efektif dalam memprediksi harga saham BNI berbasis data historis dan berpotensi mendukung pengambilan keputusan investasi, dengan tetap mempertimbangkan faktor eksternal yang memengaruhi kondisi pasar. Kata Kunci: Prediksi, Harga Saham, BNI, Gated Recurrent Unit Indonesia.
	©2022. Diterbitkan oleh Jurnal Komputer dan Teknologi (JUKOMTEK). Artikel ini memiliki akses terbuka di bawah lisensi CC BY (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi deep learning telah meningkatkan kemampuan analisis data (Raup et al., 2022). Salah satu metode yang banyak digunakan adalah Gated Recurrent Unit (GRU), yaitu pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang mampu mempelajari ketergantungan jangka panjang sekaligus mengurangi masalah vanishing gradient (Rofii & Putri, 2025) (Nilsen, 2022). Dengan struktur yang lebih sederhana dibandingkan Long Short-Term Memory (LSTM), GRU menawarkan efisiensi komputasi tanpa mengurangi kemampuannya dalam menangkap pola kompleks pada data time series (Caniago et al., 2021).

Harga saham dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kondisi fundamental perusahaan, sentimen pasar, kebijakan ekonomi, dan kondisi global (Dewi & Dewi, 2025). Akibatnya, data harga saham bersifat fluktuatif, nonlinier, dan dinamis sehingga sulit dimodelkan menggunakan metode statistik konvensional, seperti regresi linier atau ARIMA, yang umumnya mengasumsikan pola data yang relatif stabil dan linier (Wulandari et al., 2025). Kondisi tersebut menunjukkan perlunya pendekatan yang lebih adaptif dalam memodelkan pola pergerakan harga saham.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan model prediksi harga saham Bank Negara Indonesia (BNI) menggunakan metode GRU berbasis data historis. Metode ini dipilih karena mampu mempelajari hubungan temporal yang kompleks dan telah terbukti memberikan akurasi prediksi yang lebih baik dibandingkan metode konvensional (Anggraini et al., 2025). Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan

prediksi harga saham yang lebih akurat serta menjadi referensi dalam mendukung pengambilan keputusan investasi dan analisis pasar .

LANDASAN TEORI

Prediksi

Prediksi atau peramalan merupakan sebuah teknik penggunaan data dari masa lampau untuk mengestimasi nilainya dimasa mendatang. Prediksi memanfaatkan trend atau data yang berkesinambungan menggunakan data yang cukup panjang dalam pengumpulannya (Janssens, 2024)

Harga Saham

Harga saham merupakan nilai yang mencerminkan posisi suatu perusahaan pada pasar modal dan berubah setiap waktu mengikuti penawaran serta permintaan (Putri Kemala Dewi Lubis et al., 2024). Fluktuasi harga saham dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti kondisi fundamental perusahaan (Meilin Veronica & Pebriani, 2020).

BNI (Bank Negara Indonesia)

BNI telah melakukan berbagai langkah korporasi, seperti rekapitalisasi oleh pemerintah pada tahun 1999, pelepasan sebagian kepemilikan saham pemerintah pada tahun 2007, dan rights issue pada tahun 2010 (Wirastiti et al., 2025).

Historical Stock Price

Historical Stock Prices adalah data harga saham di masa lalu (seperti harga pembukaan, penutupan, tertinggi, terendah, dan volume) yang dicatat secara kronologis, digunakan untuk analisis tren, valuasi, dan strategi investasi, berbeda dengan "historical cost" yang merujuk pada biaya perolehan aset saat dibeli dalam akuntansi, bukan harga pasar dinamis, dan keduanya bisa ditemukan di berbagai sumber data keuangan atau dokumen akademik (Maulana et al., 2024)

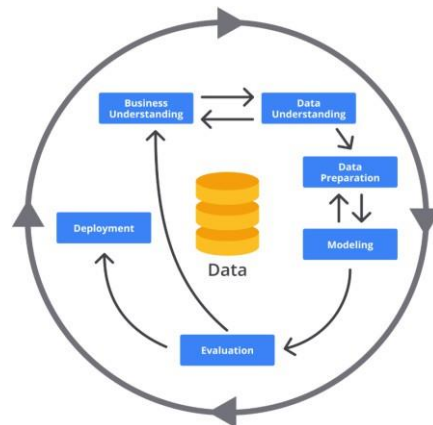
METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian

Metodologi penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode penelitian kuantitatif, yang bertujuan untuk menganalisis, merancang, serta memahami permasalahan penelitian secara sistematis dan terukur. Penelitian kuantitatif menekankan pada pengolahan data dalam bentuk angka atau nilai numerik yang dianalisis menggunakan teknik statistik maupun komputasi untuk menguji hubungan, pola, atau kinerja suatu model secara objektif (Hapendi et al., 2026).

Metode Analisa

Metode analisa dalam penelitian ini menggunakan CRISP-DM, adapun untuk data yang akan dianalisa yaitu data dari website Kaggle, dengan total data sebanyak 1.200 data dari tahun 2020 sampai dengan 2025



Gambar 1. Metode Pengembangan Sistem

Metode pengujian

Adapun metode pengujian sistem dalam penelitian ini adalah MAPE. Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah ukuran kesalahan relatif yang dimana menyatakan persentase kesalahan hasil prediksi terhadap hasil aktual selama periode tertentu yang akan memberikan informasi akhir dengan ditentukan oleh tinggi atau rendahnya persentase kesalahan(T & Setiawan Saputra, 2020)

Tabel 1. Metode Pengujian Sistem

RANGE MAPE	ARTI NILAI
<10%	Kemampuan Model Peramalan Sangat Baik
10 – 20%	Kemampuan Model Peramalan Baik
20-50%	Kemampuan Model Peramalan Layak
>50%	Kemampuan Model Peramalan Buruk

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

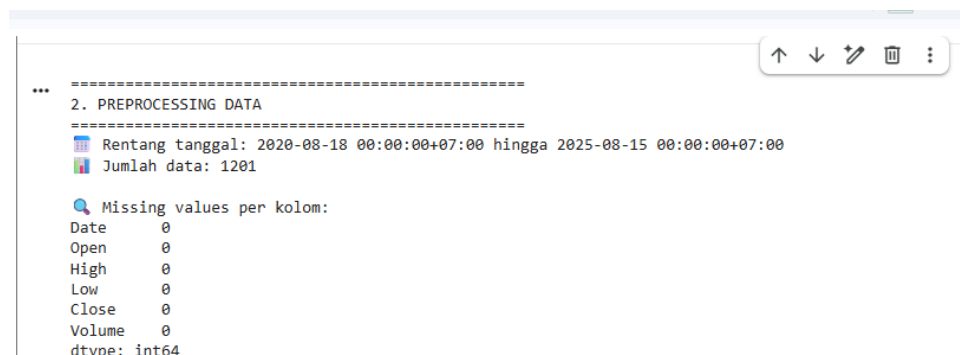
Model prediksi harga saham Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk (BNI) dikembangkan menggunakan metode Gated Recurrent Unit (GRU) berbasis data historis harga saham periode 2020–2025. Sebelum proses pelatihan, data melalui tahap preprocessing yang meliputi normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling untuk menyamakan skala data dan meningkatkan stabilitas proses pelatihan.

Model GRU dibangun dengan satu lapisan GRU yang diikuti lapisan Dense untuk mempelajari pola temporal dan hubungan nonlinier pada data harga saham. Proses pelatihan menggunakan optimizer Adam serta didukung mekanisme ReduceLROnPlateau dan Early Stopping guna meningkatkan efisiensi pelatihan dan mengurangi risiko overfitting. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Coefficient of Determination (R^2), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model GRU mampu memberikan performa prediksi yang baik dengan nilai MAPE sebesar 3,91%, RMSE sebesar 211,21, dan R^2 sebesar 0,746. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola pergerakan harga saham BNI secara efektif dan memiliki tingkat kesalahan prediksi yang rendah. Dengan demikian, metode GRU berpotensi digunakan sebagai alat bantu analisis dan pengambilan keputusan investasi berbasis data historis.

Pembahasan

Reprocessing Data



Gambar 2. Hasil *Preprocessing* Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk memastikan kualitas data sebelum pelatihan model. Dataset terdiri atas 1.201 data historis harga saham BNI periode 2020–2025 tanpa *missing values*, sehingga dapat langsung digunakan pada tahap *feature engineering* dan normalisasi.

Feature Engineering

```
print(df_cleaned.shape)

# Pilih fitur yang akan digunakan
features = ['Close', 'Volume', 'MA_7', 'MA_21', 'Volatility', 'High_Low_Ratio']
print(f"Features yang digunakan: {features}")

# Tampilkan korelasi fitur dengan target
correlation_matrix = df_cleaned[features].corr()
print(f"\n Korelasi dengan Close Price:")
print(correlation_matrix['Close'].sort_values(ascending=False))

=====
3. FEATURE ENGINEERING
=====
Target: Close
Shape setelah cleaning: (1152, 13)
Features yang digunakan: ['Close', 'Volume', 'MA_7', 'MA_21', 'Volatility', 'High_Low_Ratio']

Korelasi dengan Close Price:
Close          1.000000
MA_7           0.993887
MA_21          0.981989
Volume        -0.139328
Volatility     -0.146577
High_Low_Ratio -0.178661
Name: Close, dtype: float64
```

Gambar 3. Hasil *Feature Engineering*

Enam fitur digunakan sebagai masukan model, yaitu **Close**, **Volume**, **MA_7**, **MA_21**, **Volatility**, dan **High_Low_Ratio**. Analisis korelasi menunjukkan bahwa **MA_7** dan **MA_21** memiliki hubungan paling kuat terhadap harga penutupan sehingga berkontribusi besar dalam proses prediksi.

Normalisasi Data

```
=====
4. NORMALISASI DATA
=====

Normalisasi Close...
Original: min=1888.11, max=5460.85
Scaled: min=0.0000, max=1.0000

Normalisasi Volume...
Original: min=13398400.00, max=320814200.00
Scaled: min=0.0000, max=1.0000

Normalisasi MA_7...
Original: min=1928.74, max=5405.13
Scaled: min=0.0000, max=1.0000

Normalisasi MA_21...
Original: min=1934.50, max=5319.36
Scaled: min=0.0000, max=1.0000

Normalisasi Volatility...
Original: min=0.00, max=0.06
Scaled: min=0.0000, max=1.0000

Normalisasi High_Low_Ratio...
Original: min=1.00, max=1.13
Scaled: min=0.0000, max=1.0000

Normalisasi selesai!
Shape scaled_data: (1152, 6)
```

Gambar 4. Hasil Normalisasi Data

Normalisasi menggunakan metode **Min-Max Scaling** mengubah seluruh fitur ke rentang 0–1 sehingga mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan stabilitas model GRU.

Visualisasi Harga Saham



Gambar 5. Pergerakan Harga Penutupan Saham BNI

Visualisasi menunjukkan bahwa harga saham BNI memiliki pola fluktuatif dengan kecenderungan meningkat dalam jangka panjang, sehingga sesuai dimodelkan menggunakan metode *deep learning* berbasis *time series*.

Pembagian Dataset

```
# =====  
# 6. SPLIT DATA TRAIN-TEST  
# =====  
print("\n" + "="*50)  
print("6. SPLIT DATA TRAIN-TEST")  
print("="*50)  
  
# Split data (80% train, 20% test)  
split_index = int(len(X) * 0.8)  
X_train, X_test = X[:split_index], X[split_index:]  
y_train, y_test = y[:split_index], y[split_index:]  
  
# Split untuk validation (dari train)  
X_train, X_val, y_train, y_val = train_test_split(  
    X_train, y_train, test_size=0.2, random_state=42, shuffle=False  
)  
  
print(f"📊 Train set: X={X_train.shape}, y={y_train.shape}")  
print(f"📊 Validation set: X={X_val.shape}, y={y_val.shape}")  
print(f"📊 Test set: X={X_test.shape}, y={y_test.shape}")  
  
=====  
6. SPLIT DATA TRAIN-TEST  
=====  
📊 Train set: X=(717, 30, 6), y=(717,)  
📊 Validation set: X=(180, 30, 6), y=(180,)  
📊 Test set: X=(225, 30, 6), y=(225,)
```

Gambar 6. Pembagian Dataset

Dataset dibagi menjadi **80% data pelatihan** dan **20% data pengujian** tanpa proses *shuffle* untuk mempertahankan urutan temporal data deret waktu.

Arsitektur Model GRU

```

=====
7. MEMBANGUN MODEL GRU
=====
Jumlah features: 6
Model Summary:
Model: "sequential"

```

Layer (type)	Output Shape	Param #
gru (GRU)	(None, 30, 128)	52,224
gru_1 (GRU)	(None, 30, 64)	37,248
gru_2 (GRU)	(None, 32)	9,408
dense (Dense)	(None, 16)	528
dropout (Dropout)	(None, 16)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1)	17

```

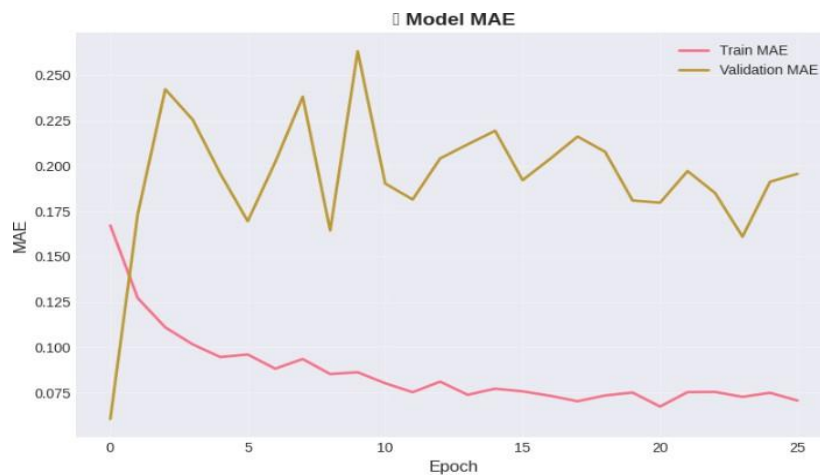
Total params: 99,425 (388.38 KB)
Trainable params: 99,425 (388.38 KB)
Non-trainable params: 0 (0.00 B)

```

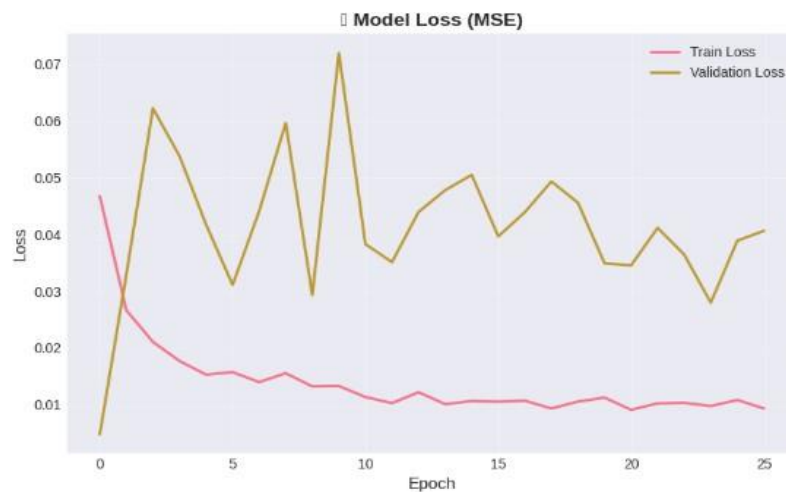
Gambar 7. Arsitektur Model GRU

Model terdiri atas tiga lapisan GRU, lapisan *Dense*, dan *Dropout* dengan optimizer Adam. Arsitektur ini dirancang untuk menangkap hubungan temporal pada data historis harga saham.

4.7 Hasil Pelatihan



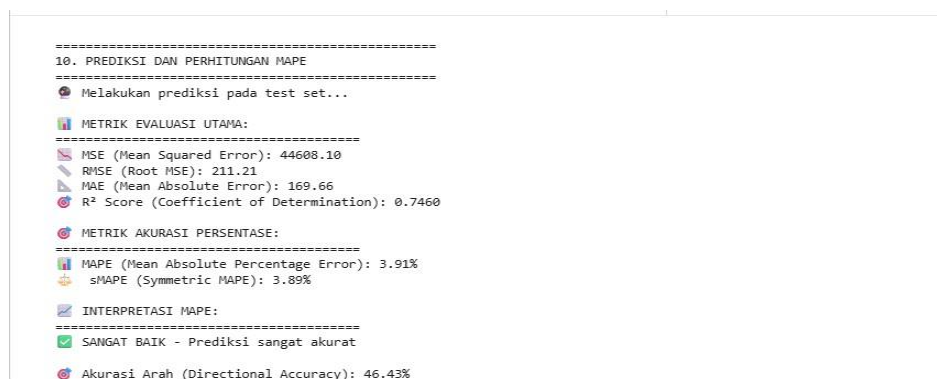
Gambar 8. Kurva MAE Pelatihan



Gambar 9. Kurva Loss Pelatihan

Kurva MAE dan *loss* menunjukkan proses pembelajaran yang stabil. Nilai kesalahan pada data pelatihan menurun secara konsisten, sedangkan data validasi tetap terkendali sehingga tidak menunjukkan *overfitting* yang signifikan.

Evaluasi Model



Gambar 10. Hasil Evaluasi Model

Model menghasilkan **MAPE 3,91%**, **RMSE 211,21**, **MAE 169,66**, dan **R² 0,746**, yang menunjukkan akurasi prediksi berada pada kategori sangat baik. Namun, nilai *Directional Accuracy* sebesar 46,43% menunjukkan bahwa prediksi arah pergerakan harga masih dipengaruhi faktor eksternal di luar data historis.

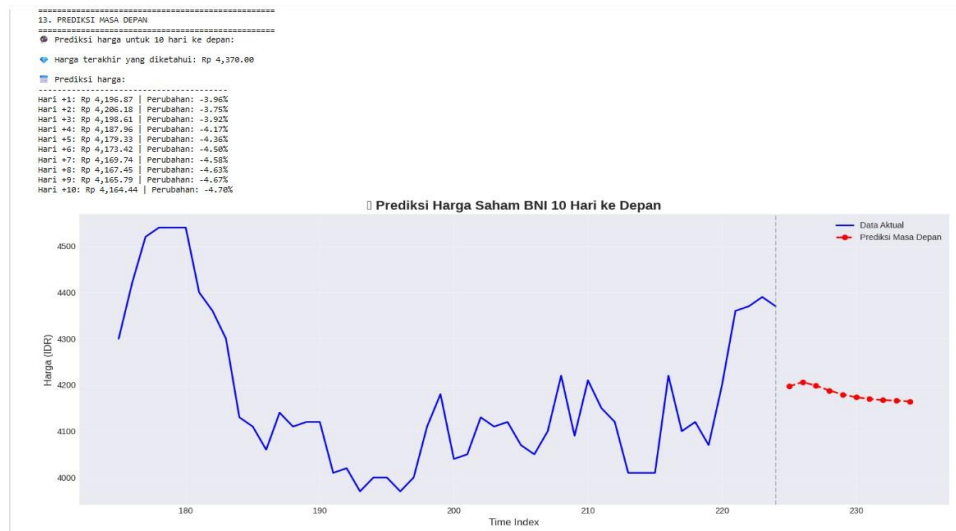
Visualisasi Hasil Prediksi



Gambar 11. Perbandingan Harga Aktual dan Prediksi

Kurva prediksi mengikuti pola harga aktual dengan baik. Hal ini diperkuat oleh *scatter plot* yang mendekati garis ideal serta distribusi *error* yang relatif simetris, sehingga menunjukkan kemampuan model dalam memprediksi harga saham secara akurat.

Prediksi Harga Masa Depan



Gambar 12. Prediksi Harga Saham 10 Hari ke Depan

Model memprediksi adanya kecenderungan penurunan harga saham BNI dalam sepuluh hari perdagangan berikutnya. Prediksi ini merepresentasikan pola historis yang dipelajari model dan sebaiknya digunakan sebagai alat bantu analisis dengan tetap mempertimbangkan faktor eksternal pasar.

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Gated Recurrent Unit* (GRU) efektif digunakan untuk memprediksi harga saham Bank Negara Indonesia (BNI) berdasarkan data historis. Model yang dikembangkan menghasilkan performa prediksi yang sangat baik dengan nilai MAPE sebesar 3,91%, RMSE sebesar 211,21, dan R^2 sebesar 0,746, yang menunjukkan kemampuan model dalam menangkap pola temporal pergerakan harga saham secara akurat. Selain itu, hasil prediksi untuk 10 hari perdagangan berikutnya menunjukkan kecenderungan penurunan harga secara bertahap. Temuan ini mengindikasikan bahwa model GRU berpotensi dimanfaatkan sebagai alat bantu analisis dan pendukung pengambilan keputusan investasi berbasis data historis, dengan tetap mempertimbangkan faktor eksternal yang dapat memengaruhi pergerakan harga saham.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggraini, N., Arman Prasetya, D., & Trimono, T. (2025). Prediksi Harga Saham Sektor Energi Menggunakan Metode Spatial Temporal Attention-Based Convolutional Network Berdasarkan Data Teks Dan Numerik. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(3), 3872–3880. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i3.13443>
- Caniago, A. I., Kaswidjanti, W., & Juwairiah, J. (2021). Recurrent Neural Network With Gate Recurrent Unit For Stock Price Prediction. *Telematika*, 18(3), 345. <https://doi.org/10.31315/telematika.v18i3.6650>
- Dewi, P. E. D. M., & Dewi, L. G. K. (2025). Analisis Perubahan Harga Saham IDX30 Sebelum dan Sesudah Penetapan Hasil Pemilu 2024. *Jurnal Ilmiah Akuntansi Dan Humanika*, 15(1), 148–157.
- Hapendi, S., Dini, W. W., & Kurnia, O. (2026). PENGARUH SISTEM INFORMASI SUMBER DAYA MANUSIA TERHADAP KINERJA KARYAWAN DI ERA DIGITAL. *Jurnal Manajemen Bisnis Dan Organisasi*, 5(1), 51–60. <https://doi.org/10.64626/jmbo.v5i1.661>
- Janssens, U. (2024). Functional hemodynamic monitoring. In *Medizinische Klinik - Intensivmedizin und Notfallmedizin* (Vol. 119, Number 8, pp. 614–623). <https://doi.org/10.1007/s00063-024-01190-4>
- Maulana, R., Al Ramadani, M. I., Nurhalisah, A., Nuraini, S., & Larasati, I. (2024). Perbandingan Kenaikan Harga Saham Bank BNI (BBNI) dan Bank BRI (BBRI) Pada Tahun 2023-2024. *Jurnal Multidisiplin West Science*, 3(10), 1518–1525. <https://doi.org/10.58812/jmws.v3i10.1386>

- Meilin Veronica, & Pebriani, R. A. (2020). PENGARUH FAKTOR FUNDAMENTAL DAN MAKRO EKONOMI TERHADAP HARGA SAHAM PADA PERUSAHAAN INDUSTRI PROPERTI DI BURSA EFEK INDONESIA. *Islamic Banking : Jurnal Pemikiran Dan Pengembangan Perbankan Syariah*, 6(1), 119–138.
- Nilsen, A. (2022). Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 6(1), 137–147. <https://doi.org/10.21009/jsa.06113>
- Putri Kemala Dewi Lubis, Fera Daniaty Nababan, Maria Audina Rumapea, Teresia Reginanta Ginting, & Yefoni Valentina Banjar. (2024). Pengaruh Corporate Governance Terhadap Nilai Pasar Saham di Pasar Modal. *Akuntansi* 45, 5(1), 458–470. <https://doi.org/10.30640/akuntansi45.v5i1.2492>
- Raup, A., Ridwan, W., Khoeriyah, Y., Supiana, S., & Zaqiah, Q. Y. (2022). Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran. *JiIP - Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, 5(9), 3258–3267. <https://doi.org/10.54371/jiip.v5i9.805>
- Rofii, A., & Putri, E. L. (2025). Tinjauan Komprehensif Jaringan Syaraf Tiruan RNN: Karakteristik, dan Aplikasi dalam Peramalan Energi Bangunan Gedung. *Journal Kajian Teknik Elektro (JKTE)*, 10(2), 5–12.
- T, T., & Setiawan Saputra, T. (2020). Analisa Akurasi Penggunaan Metode Single Eksponential Smoothing untuk Perkiraan Penerimaan Mahasiswa Baru Pada Perguruan Tinggi XYZ. *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, 11(01), 64–68.
- Wirastiti, M., Fitriani, A., Widhiyasa, A. A., Baihaqi, M. I., & Suparta, I. M. (2025). BBNI Merupakan Saham Investasi di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Nirta : Studi Inovasi*, 5(1), 156–167. <https://ejournal.nlc-education.or.id/index.php/JNSI/article/view/234>
- Wulandari, N., Putri, R. A., Nazhirah, A., & Novia, S. A. (2025). Inflation Forecasting for Riau Province: A Comparison of Parametric ARIMA with Nonparametric Nadaraya-Watson Kernel Regression and B-Spline Methods. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 21(3), 763–774. <https://doi.org/10.20956/j.v21i3.43647>