

# Prediksi Harga Saham Batubara Menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN)

<sup>1\*</sup>Gilang Ramadhani, <sup>2</sup>Umi Mahdiyah, <sup>3</sup>Resty Wulanningrum

<sup>1,2,3</sup> Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

<sup>1</sup>[bulubuluku23@gmail.com](mailto:bulubuluku23@gmail.com), <sup>2</sup>[umimahdiyah@gmail.com](mailto:umimahdiyah@gmail.com), <sup>3</sup>[restyw@unpkdr.ac.id](mailto:restyw@unpkdr.ac.id)

*Penulis Korespondens : Gilang Ramadhani*

**Abstrak**— Pergerakan harga saham dipengaruhi oleh berbagai faktor kompleks, termasuk kondisi makroekonomi, kebijakan politik, sentimen pasar, dan kinerja fundamental perusahaan. Tingginya volatilitas dan ketidakpastian yang terjadi di pasar modal Indonesia menuntut investor untuk menggunakan pendekatan prediksi yang andal guna mengoptimalkan strategi investasi. Dalam penelitian ini, dikembangkan model prediksi harga saham menggunakan metode *Recurrent Neural Network* (RNN), yang secara khusus dirancang untuk menganalisis data deret waktu dan mengenali pola temporal pada data historis harga saham. Data diperoleh dari platform *Yahoo Finance* dan melalui tahapan preprocessing seperti pembersihan data dan normalisasi agar sesuai dengan kebutuhan pemodelan. Hasil pengujian model RNN menunjukkan performa yang cukup baik dengan MAE sebesar 381.061, MSE 29.595.055, RMSE 544.013, dan MAPE 18,079%. Hasil ini menunjukkan bahwa RNN mampu mengikuti pola pergerakan harga saham secara akurat dan dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu prediksi dalam mendukung keputusan investasi, khususnya di sektor energi.

**Kata Kunci**— *data time series, deep learning, prediksi saham, RNN.*

**Abstract**— *Stock price movements are influenced by various complex factors, including macroeconomic conditions, political policies, market sentiment, and a company's fundamental performance. The high volatility and uncertainty in the Indonesian capital market demand that investors adopt reliable prediction approaches to optimize their investment strategies. In this study, a stock price prediction model was developed using the Recurrent Neural Network (RNN) method, which is specifically designed to analyze time series data and recognize temporal patterns in historical stock price data. The data was obtained from the Yahoo Finance platform and underwent preprocessing stages such as data cleaning and normalization to meet modeling requirements. The evaluation results show that the RNN model performs well, achieving a MAE of 381.061, MSE of 29,595,055, RMSE of 544.013, and MAPE of 18.079%. These results indicate that RNN is capable of accurately capturing stock price patterns and can be utilized as a predictive tool to support investment decision-making, particularly in the energy sector.*

**Keywords**— *time series data, deep learning, stock prediction, RNN.*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



## I. PENDAHULUAN

Pergerakan harga saham merupakan hasil dari dinamika pasar yang kompleks dan sering kali sulit untuk diprediksi secara akurat. Hal ini disebabkan oleh banyaknya faktor yang memengaruhi fluktuasi harga saham, mulai dari kondisi ekonomi makro, kebijakan pemerintah, faktor geopolitik, hingga sentimen investor. Sektor energi dan pertambangan, khususnya

batubara, termasuk sektor yang memiliki volatilitas tinggi karena sensitif terhadap perubahan harga komoditas global dan kebijakan lingkungan [1]. Oleh karena itu, kemampuan untuk memprediksi harga saham di sektor ini menjadi sangat penting dalam rangka pengambilan keputusan investasi dan pengelolaan risiko pasar.

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam memodelkan dan memprediksi harga saham adalah metode deret waktu (*time series*), yang mengandalkan data historis untuk mengidentifikasi pola-pola tertentu dan melakukan proyeksi ke masa depan [2]. Metode ini telah menjadi standar dalam analisis data keuangan karena sifat data pasar saham yang bersifat kronologis dan saling bergantung antar waktu. Dalam beberapa dekade terakhir, perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya deep learning, telah mendorong adopsi model-model berbasis jaringan saraf untuk analisis deret waktu, termasuk dalam konteks prediksi saham [3], [4].

Salah satu model *deep learning* yang sangat populer dalam pengolahan data sekuensial adalah *Recurrent Neural Network* (RNN). RNN dirancang untuk menangani data yang memiliki ketergantungan antar waktu dengan cara menyimpan informasi dari langkah sebelumnya dan menggunakannya untuk memproses langkah saat ini [5]. Berbeda dengan jaringan saraf konvensional yang tidak mempertimbangkan urutan data, RNN mampu mengenali pola jangka pendek maupun jangka panjang dalam data, menjadikannya cocok untuk tugas-tugas seperti prediksi harga saham, analisis sentimen, dan peramalan permintaan [6]. RNN juga telah dikembangkan menjadi varian yang lebih kompleks seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) yang lebih efisien dalam mengatasi permasalahan vanishing gradient serta memperpanjang ingatan temporal model [7], [8].

Berbagai penelitian telah membuktikan efektivitas RNN dan turunannya dalam memprediksi harga saham maupun komoditas. Misalnya, studi oleh Kusuma (2024) menunjukkan bahwa RNN mampu memodelkan pergerakan saham di sektor energi dengan akurasi yang cukup tinggi dibandingkan dengan model regresi linear [9]. Studi lain oleh Afrianto et al. (2022) memadukan BiLSTM dengan data sentimen publik dari media sosial dan menunjukkan peningkatan performa prediksi saham [10]. Selain itu, penelitian oleh Putri & Siregar (2021) menggunakan RNN untuk memprediksi harga komoditas pertanian dan membuktikan bahwa model ini dapat digunakan di luar ranah finansial dengan hasil yang cukup memuaskan [11]. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik-metrik seperti *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE), yang mengukur rata-rata kesalahan prediksi terhadap data aktual dan memberikan indikasi terhadap keandalan model [12].

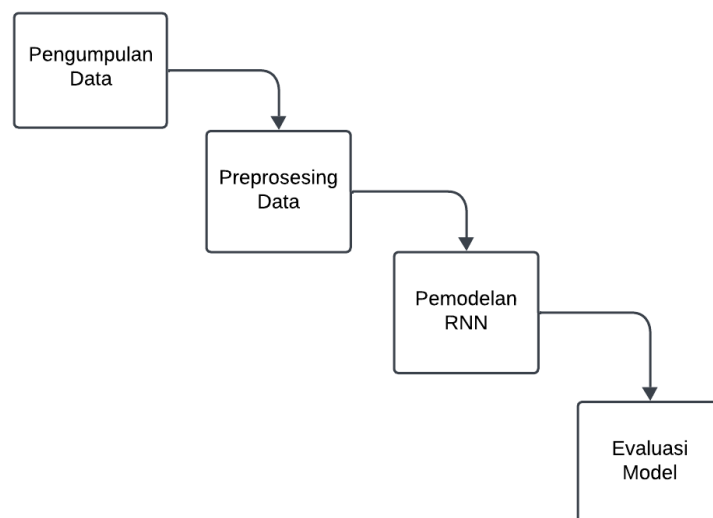
Dalam sektor batubara, sejumlah penelitian juga menunjukkan bahwa pendekatan prediksi berbasis RNN memberikan hasil yang menjanjikan. Munandar et al. (2022) mengembangkan model prediksi harga saham perusahaan tambang dan mencatat bahwa pendekatan *time series* berbasis RNN mampu mengidentifikasi tren dan fluktuasi jangka pendek secara lebih presisi dibanding metode statistik klasik [13]. Begitu pula dengan studi oleh Akhmadi & Prasetyo (2018), yang menyatakan bahwa pemanfaatan algoritma LSTM dalam sektor pertambangan membantu investor dalam mengurangi risiko akibat ketidakpastian pasar [14]. Dalam konteks ini, pendekatan berbasis data historis dinilai cukup representatif untuk menangkap

dinamika pasar tanpa perlu melibatkan variabel eksternal, terutama dalam tahap awal pengembangan sistem prediksi [15].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini difokuskan pada pengembangan model prediksi harga saham di sektor batubara menggunakan metode Recurrent Neural Network (RNN) berbasis data historis. Fokus utama dalam penelitian ini adalah mengevaluasi kemampuan RNN dalam mengenali pola temporal yang terkandung dalam data saham tanpa memasukkan faktor eksternal seperti berita, indikator makroekonomi, atau sentimen pasar. Dengan demikian, diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan pemahaman yang lebih dalam mengenai efektivitas RNN dalam konteks prediksi saham berbasis deret waktu, serta menjadi rujukan bagi pengembangan model prediksi serupa di pasar modal Indonesia.

## II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk memprediksi harga saham batubara menggunakan algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN). Adapun tahapan penelitian dilakukan melalui beberapa proses sebagai berikut:



Gambar 1. Metode Waterfall

### A. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data historis harga saham dilakukan menggunakan pustaka Python *yfinance*, yang memungkinkan pengambilan data langsung dari Yahoo Finance secara otomatis. Saham yang dituju, seperti PTBA, ditentukan melalui kode *ticker*-nya. Data yang diperoleh mencakup tanggal (*Date*), harga pembukaan (*Open*), tertinggi (*High*), terendah (*Low*), penutupan (*Close*), dan volume perdagangan untuk setiap hari. Dalam penelitian ini, jumlah data yang berhasil dikumpulkan sebanyak 5.546 data harian. Dari

jumlah tersebut, sebanyak 4.436 data digunakan untuk proses pelatihan (*training*), sedangkan 1.110 data sisanya digunakan untuk pengujian (*testing*).

Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data

Date	Open	High	Low	Close	Volume
05/05/2025	2,720	2,730	2,680	2,720	16,635,000
06/05/2025	2,720	2,730	2,710	2,710	10,763,800
07/05/2025	2,710	2,770	2,710	2,760	14,513,800
08/05/2025	2,770	2,780	2,710	2,720	15,449,000
09/05/2025	2,740	2,740	2,710	2,710	10,006,700

Data yang telah dikumpulkan selanjutnya disimpan dalam file Excel untuk memudahkan proses preprosesing data.

## B. Preprosesing Data

Pada tahap preprocessing data, dilakukan normalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaling*, yang bertujuan untuk mengubah rentang nilai data ke dalam skala antara 0 hingga 1. Teknik ini diterapkan menggunakan rumus:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

di mana:

- $x$  adalah nilai asli,
- $\min(x)$  dan  $\max(x)$  adalah nilai minimum dan maksimum dari keseluruhan data,
- $x'$  adalah nilai hasil normalisas

Setelah proses normalisasi, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan (*training set*) dan data validasi (*validation set*). Selanjutnya, data disusun ke dalam bentuk urutan (*sequence*) berdasarkan langkah waktu (*time steps*) tertentu yang menggambarkan dinamika pergerakan nilai dari waktu ke waktu. Format *sequence* ini diperlukan untuk memanfaatkan keunggulan RNN dalam mengenali pola deret waktu. Tabel berikut menggambarkan perbandingan data *sequence* sebelum dan sesudah normalisasi:

Tabel 2. Sequence Sebelum Scaling (Nilai Asli)

Sequence (Sebelum Scaling)		
Time Step	Nilai Asli	Nilai Scaled
t-4	1004.911072	0.513627
t-3	1004.911072	0.513627
t-2	994.861.938	0.508394
t-1	979.788.269	0.500543
t-0	999.886.475	0.511011

Dari tabel di atas, terlihat bahwa proses scaling berhasil menyesuaikan nilai-nilai asli menjadi dalam kisaran  $[0, 1]$  tanpa mengubah pola urutan nilainya. Hal ini akan membantu model RNN dalam mengidentifikasi pola historis dari harga saham untuk melakukan prediksi secara lebih akurat. Visualisasi atau grafik yang merepresentasikan *sequence* ini dapat digunakan untuk mengevaluasi apakah normalisasi telah dilakukan secara tepat dan untuk memahami pola tren sebelum model dilatih

### C. Pemodelan RNN

Penelitian ini menggunakan model *Recurrent Neural Network* (RNN), yang dirancang khusus untuk menangani data berurutan seperti data deret waktu (*time series*). RNN memiliki kemampuan untuk mempertahankan informasi dari langkah-langkah sebelumnya dalam urutan data dan memanfaatkannya untuk memprediksi nilai pada langkah berikutnya. Kemampuan ini menjadikan RNN sangat cocok untuk menganalisis pola historis dan tren pergerakan harga saham, yang bersifat dinamis dan bergantung pada nilai-nilai sebelumnya. Model ini dilatih menggunakan data harga saham harian PT Bukit Asam Tbk (PTBA), dengan tujuan untuk menangkap hubungan temporal antar data yang berkontribusi pada pergerakan harga di masa depan. Tabel berikut merinci konfigurasi model dan jumlah parameter pada setiap lapisan jaringan saraf yang digunakan dalam arsitektur RNN.

Tabel 3. Arsitektur Model RNN dan Jumlah Parameter

Layer (type)	Output Shape	Param	Keterangan
simple_rnn	(None, 128)	16,64	RNN dengan 128 unit
dropout	(None, 128)	0	Dropout layer
dense	(None, 64)	8,256	Dense (fully connected)
dense_1	(None, 1)	65	Output layer
Total Params		24,961	(97.50 KB)
Trainable Params		24,961	
Non-trainable		0	

Dengan total parameter sebanyak 24.961, model ini memiliki kapasitas yang cukup untuk mempelajari pola kompleks dalam data harga saham PTBA tanpa berisiko terlalu besar mengalami *overfitting*, terutama dengan bantuan *dropout layer*.

### D. Evaluasi Model

Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji dan dievaluasi menggunakan empat metrik utama, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Berikut adalah perhitungan manual metrik evaluasi jika kita asumsikan satu pasangan data:

Nilai Aktual ( $y_{\text{actual}}$ ) = Rp 2.110,00

Nilai Prediksi ( $y_{\text{pred}}$ ) = Rp 2.072,00

MAE menghitung rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan prediksi. Rumus MAE adalah:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2)$$

$$MAE = |y_{\text{actual}} - y_{\text{pred}}| = |2110 - 2072| = 38.00$$

MSE menghitung rata-rata kuadrat dari selisih tersebut, yang memberikan penalti lebih besar terhadap kesalahan besar:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3)$$

$$MSE = (y_{\text{actual}} - y_{\text{pred}})^2 = (2110 - 2072)^2 = 38^2 = 1.444$$

RMSE merupakan akar dari MSE yang menyajikan kesalahan dalam satuan asli data:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{1444} = 38.00$$

MAPE menunjukkan rata-rata kesalahan dalam bentuk persentase, sehingga memudahkan interpretasi terhadap performa model secara relatif terhadap nilai aktual:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right) \quad (5)$$

$$MAPE = \left( \frac{|2110 - 2072|}{2110} \right) \times 100 = \left( \frac{38}{2110} \right) \times 100 \approx 1.80\%$$

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Model RNN yang dikembangkan dalam penelitian ini dievaluasi menggunakan beberapa metrik evaluasi yang umum digunakan dalam prediksi deret waktu (*time series forecasting*), antara lain *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Metrik-metrik ini dipilih karena mampu memberikan gambaran yang komprehensif terkait akurasi dan tingkat kesalahan dari hasil prediksi yang dihasilkan oleh model. Evaluasi dilakukan terhadap data uji untuk menilai seberapa baik model mampu merepresentasikan pola sebenarnya dari pergerakan harga saham. Hasil evaluasi secara rinci ditampilkan pada Tabel 4 berikut sebagai dasar untuk analisis performa model.

Tabel 4. Matriks Evaluasi Model RNN

Metric	RNN
MAE	38.3277
MSE	2979.9059
RMSE	54.5885
MAPE (%)	1.8168

Nilai MAE sebesar 38,3277 menunjukkan bahwa rata-rata selisih absolut antara prediksi dan harga aktual relatif kecil, sehingga model memiliki tingkat akurasi yang cukup baik dalam memprediksi harga saham PTBA. RMSE yang sebesar 54,5885 mengindikasikan bahwa kesalahan prediksi yang bersifat ekstrem masih berada dalam batas yang dapat diterima.

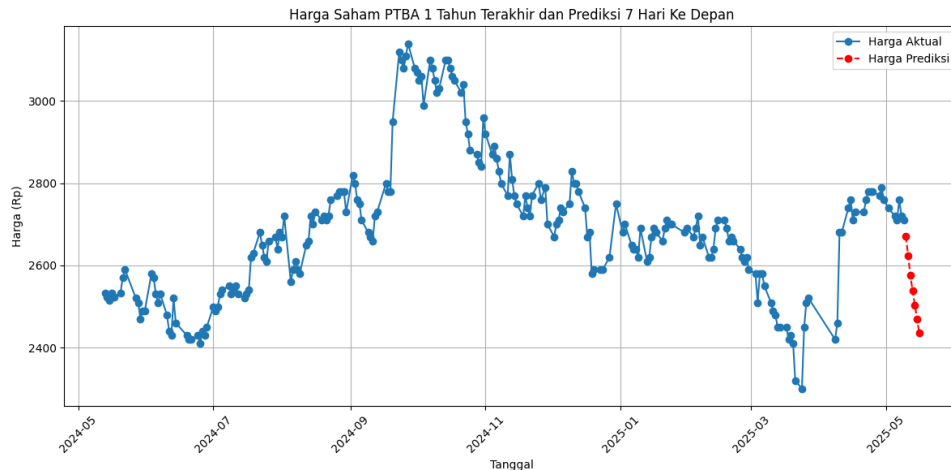
MAPE sebesar 1,8168% memperlihatkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi secara proporsional terhadap nilai aktual sangat rendah, yakni sekitar 1,8%, yang menunjukkan performa model yang sangat baik mengingat volatilitas data saham. Hal ini menegaskan bahwa model RNN yang digunakan efektif dalam menangkap pola pergerakan harga saham PTBA. Secara keseluruhan, metrik evaluasi tersebut mengonfirmasi bahwa model RNN yang digunakan dapat memberikan hasil prediksi yang andal dan layak dijadikan acuan dalam pengambilan keputusan.

Selanjutnya, model RNN yang telah melalui proses pelatihan dan evaluasi ini digunakan untuk melakukan prediksi harga saham selama periode tujuh hari ke depan, yaitu mulai tanggal 25 April hingga 1 Mei 2025. Prediksi ini bertujuan untuk menguji kemampuan model dalam mengantisipasi arah pergerakan harga berdasarkan pola historis yang telah dipelajari. Hasil estimasi harga saham harian yang diperoleh dari model disajikan secara lengkap pada Tabel 7 berikut, yang akan dianalisis lebih lanjut untuk menilai performa prediksi di masa mendatang.

Tabel 5. Hasil Prediksi Harga Saham PTBA

Tanggal	Prediksi Harga PTBA
25/04/2025	Rp 2,679.59
26/04/2025	Rp 2,643.31
27/04/2025	Rp 2,606.57
28/04/2025	Rp 2,582.51
29/04/2025	Rp 2,557.86
30/04/2025	Rp 2,533.73
01/05/2025	Rp 2,510.50

Grafik di bawah ini memperlihatkan tren prediksi harga saham PTBA selama tujuh hari ke depan. Visualisasi ini membantu dalam memahami arah pergerakan harga secara lebih intuitif dan mendukung interpretasi hasil prediksi yang telah disajikan pada Tabel 5.



Gambar 2. Grafik Hasil Prediksi

Hasil prediksi menunjukkan adanya tren penurunan harga saham PTBA secara bertahap selama periode tersebut. Walaupun harga mengalami fluktuasi, nilai prediksi tetap berada dalam rentang yang wajar dan realistis. Hal ini mengindikasikan bahwa model RNN berhasil menangkap pola pergerakan harga saham dari data historis dengan cukup baik, sehingga mampu memberikan estimasi harga yang cukup mendekati kondisi pasar yang sebenarnya.

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model *Recurrent Neural Network* (RNN) untuk memprediksi harga saham PT Bukit Asam Tbk (PTBA) menggunakan data harga saham harian. Proses normalisasi dan pembentukan sequence dilakukan agar data sesuai dengan format input RNN. Model mampu mengenali pola pergerakan harga berdasarkan data historis dan menghasilkan prediksi yang mengikuti tren dengan fluktuasi yang wajar. Evaluasi menggunakan metrik MAE sebesar 38,3277, MSE sebesar 2979,9059, RMSE sebesar 54,5885, dan MAPE sebesar 1,8168% menunjukkan tingkat kesalahan yang relatif kecil, yang menandakan bahwa model memiliki performa yang baik dalam menangkap pola pergerakan harga saham dan memberikan hasil prediksi yang dapat diandalkan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Song and H. Choi, "Forecasting stock market indices using the recurrent neural network based hybrid models: CNN-LSTM, GRU-CNN, and ensemble models," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 7, p. 4644, 2023.
- [2] S. D. Nabella, A. Munandar, and R. Tanjung, "Likuiditas, solvabilitas, aktivitas dan profitabilitas terhadap harga saham pada perusahaan sektor tambangan batu bara yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia," *Measurement Jurnal Akuntansi*, vol. 16, no. 1, pp. 97–102, 2022.
- [3] I. Yunianto, T. Haryanto, M. M. Mutoffar, Y. Fadhillah, and N. E. Putra, "Comparison of Stock Price Predictions Using Support Vector Regression and Recurrent Neural Network Methods," in *2023 International Conference on Computer Science, Information Technology and Engineering (ICCoSITE)*, IEEE, 2023, pp. 927–932.



- [4] P. A. Riyantoko, T. M. Fahrudin, K. M. Hindrayani, and E. M. Safitri, "Analisis Prediksi Harga Saham Sektor Perbankan Menggunakan Algoritma Long-Short Terms Memory (Lstm)," in *Seminar Nasional Informatika (SEMNASIF)*, 2020, pp. 427–435.
- [5] S. Samsudin, A. M. Harahap, and S. Fitrie, "Implementasi Gated Recurrent Unit (Gru) untuk Prediksi Harga Saham Bank Konvensional di Indonesia," *JISTech (Journal of Islamic Science and Technology)*, vol. 6, no. 2, 2021.
- [6] A. Arfan and E. T. P. Lussiana, "Perbandingan algoritma long short-term memory dengan SVR pada prediksi harga saham di Indonesia," 2020.
- [7] N. K. Khairunisa and P. Hendikawati, "Long Short-Term Memory and Gated Recurrent Unit Modeling for Stock Price Forecasting," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 21, no. 1, pp. 321–333, 2024.
- [8] S. J. Pipin, R. Purba, and H. Kurniawan, "Prediksi Saham Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN-LSTM) dengan Optimasi Adaptive Moment Estimation," *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 4, no. 4, pp. 806–815, 2023.
- [9] K. Chahuán-Jiménez, "Neural Network-Based Predictive Models for Stock Market Index Forecasting," *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 17, no. 6, p. 242, 2024.
- [10] M. A. D. Suyudi, E. C. Djamal, and A. Maspupah, "Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Recurrent Neural Network," in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*, 2019.
- [11] A. Nilsen, "Perbandingan model rnn, model lstm, dan model gru dalam memprediksi harga saham-saham lq45," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 6, no. 1, pp. 137–147, 2022.
- [12] K. Kwanda, D. E. Herwindiati, and M. D. Lauro, "Perbandingan LSTM dan Bidirectional LSTM pada Sistem Prediksi Harga Saham Berbasis Website," *Ranah Research: Journal of Multidisciplinary Research and Development*, vol. 7, no. 1, pp. 26–35, 2024.
- [13] R. A. A. Viadinugroho and D. Rosadi, "Long short-term memory neural network model for time series forecasting: case study of forecasting IHSG during Covid-19 outbreak," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, 2021, p. 012016.
- [14] S. Samsudin, A. M. Harahap, and S. Fitrie, "Implementasi Gated Recurrent Unit (Gru) untuk Prediksi Harga Saham Bank Konvensional di Indonesia," *JISTech (Journal of Islamic Science and Technology)*, vol. 6, no. 2, 2021.
- [15] A. Arfan and E. T. P. Lussiana, "Perbandingan algoritma long short-term memory dengan SVR pada prediksi harga saham di Indonesia," 2020.