

Implementation of Machine Learning for Stock Price Prediction Using the LSTM Algorithm

Nindy Raisa Hanum

Universitas Jambi, Fakultas Sains dan Teknologi, Jambi, Indonesia

E-mail: nindyraisahanum01@unja.ac.id

Hasanatul Iftitah

Universitas Jambi, Fakultas Sains dan Teknologi, Jambi, Indonesia

E-mail: hasanatuliftitah@unja.ac.id

*Corresponding Author

Akhiyar Waladi

Universitas Jambi, Fakultas Sains dan Teknologi, Jambi, Indonesia

E-mail: akhiyar.waladi@unja.ac.id

Yogi Perdana

Universitas Jambi, Fakultas Sains dan Teknologi, Jambi, Indonesia

E-mail: yogi.perdana@unja.ac.id

Received: Date Month, Year; Accepted: Date Month, Year; Published: Date Month, Year

Abstract: This research focuses on predicting BCA stock prices using a Long Short-Term Memory (LSTM) model. Historical daily closing prices of BCA from February 2023 to October 2024 were sourced from Yahoo Finance and analyzed using Python. The data were preprocessed with MinMaxScaler and split into training (80%) and testing (20%) sets. Optimal model parameters were determined through Grid Search, resulting in an LSTM model with 150 units, 100 epochs, a batch size of 64, and a learning rate of 0.001. The model achieved an MSE of 23,365.97, an RMSE of 152.86, an MAE of 112.96, and an R^2 of 0.6170. Prediction visualizations revealed that the LSTM model successfully captured stock price trends. These results highlight the effectiveness of LSTM in analyzing complex time series patterns, offering reasonably accurate forecasts for supporting investment decisions.

Keywords: Long Short-Term Memory, Stock Price Prediction, Bank Central Asia, Time Series Analysis, Machine Learning

1. Introduction

Prediksi harga saham merupakan salah satu tantangan utama di sektor keuangan karena sifat pasar yang kompleks, dinamis, dan penuh ketidakpastian. Fluktuasi harga saham dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kondisi ekonomi global, kebijakan pemerintah, dan sentimen pasar yang sulit diprediksi secara pasti. Metode statistik tradisional, seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) atau regresi linier, sering kali memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan nonlinier dan pola kompleks yang melekat dalam data harga saham. Oleh karena itu, kebutuhan akan metode yang lebih canggih dan fleksibel untuk memahami dinamika pasar semakin meningkat.

Dalam beberapa tahun terakhir, *machine learning* khususnya *deep learning*, telah muncul sebagai solusi inovatif untuk analisis data keuangan. Teknologi ini mampu menangani kompleksitas data besar dengan efisiensi yang tinggi, sehingga menjadi alat yang andal dalam memprediksi deret waktu keuangan. Salah satu algoritma yang telah terbukti efektif adalah Long Short-Term Memory (LSTM), jenis jaringan saraf berulang (Recurrent Neural Network, RNN) yang dirancang khusus untuk menangani data berurutan. LSTM unggul dalam mempelajari pola temporal dan ketergantungan jangka panjang, sehingga sangat sesuai untuk menganalisis data saham yang memiliki pola fluktuasi yang kompleks dan dinamis.

Studi empiris terbaru mendukung keunggulan LSTM dalam memprediksi harga saham menunjukkan bahwa LSTM mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode ARIMA dalam menganalisis data saham dengan volatilitas tinggi [1]. LSTM lebih andal dalam menangkap pola musiman dan tren jangka panjang yang sulit diidentifikasi oleh metode konvensional [2]. Dalam konteks ini, ketersediaan data historis berkualitas tinggi dari platform seperti Yahoo Finance semakin memperkuat relevansi penerapan LSTM untuk analisis harga saham.

LSTM memiliki beberapa keunggulan teknis yang menjadikannya pilihan utama dalam penelitian ini. Algoritma ini mampu mengatasi masalah vanishing gradient, yang sering kali menjadi kendala pada model RNN tradisional, sehingga memungkinkan pembelajaran yang lebih stabil dan efektif. Selain itu, LSTM dirancang dengan mekanisme memory cell yang dapat menyimpan informasi penting dari data berurutan dalam jangka waktu yang lebih panjang. Kemampuan ini sangat penting dalam prediksi harga saham, karena pola tertentu dalam data historis mungkin memiliki dampak signifikan pada pergerakan harga di masa depan.

Dengan pendekatan yang diterapkan, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan literatur akademik di bidang analisis keuangan berbasis pembelajaran mesin. Selain itu, hasil penelitian ini juga diharapkan memberikan wawasan praktis bagi para investor, analis, dan pembuat kebijakan dalam mengembangkan strategi investasi yang lebih baik serta dapat menjadi referensi bagi implementasi metode pembelajaran mesin lainnya dalam berbagai aspek analisis keuangan di pasar negara berkembang seperti Indonesia.

2. Related Work

Dalam beberapa tahun terakhir, penggunaan Long Short-Term Memory (LSTM) dalam analisis data deret waktu telah menarik perhatian peneliti, khususnya di bidang prediksi harga saham. Penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa LSTM mampu menghasilkan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan metode konvensional seperti ARIMA atau regresi linier. Penelitian ini menunjukkan bahwa LSTM dapat menangkap pola musiman dan tren nonlinier dalam data harga saham, menghasilkan akurasi prediksi yang lebih tinggi dibandingkan metode tradisional [1].

Penelitian tersebut juga mencatat bahwa penggunaan data yang lebih panjang dapat meningkatkan performa prediksi, terutama dalam kasus pasar yang volatil. Penelitian lain membandingkan kinerja LSTM dengan beberapa algoritma pembelajaran mesin lainnya, seperti Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest (RF) [2]. Studi ini menunjukkan bahwa LSTM memiliki keunggulan dalam menangani data deret waktu yang kompleks, terutama karena kemampuannya untuk mempelajari hubungan temporal jangka panjang dan pendek secara simultan. Selain itu, LSTM menunjukkan ketahanan yang lebih baik terhadap noise dalam data dibandingkan metode lain. Penelitian lain mengaplikasikan LSTM untuk memprediksi harga saham di pasar negara berkembang [3]. Studi ini menemukan bahwa LSTM dapat memberikan hasil yang akurat meskipun dalam kondisi pasar yang kurang stabil, seperti yang sering ditemukan di negara berkembang. Dengan memanfaatkan data historis dan indikator teknis, LSTM mampu mengidentifikasi pola yang sulit dideteksi oleh metode statistik konvensional.

Meskipun LSTM memiliki keunggulan, kombinasi LSTM dengan teknik lain, seperti Attention Mechanism atau Convolutional Neural Network (CNN), dapat lebih meningkatkan akurasi prediksi. Dengan integrasi ini, model dapat lebih fokus pada fitur-fitur penting dalam data, memberikan hasil yang lebih presisi [4]. Secara keseluruhan, penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa LSTM adalah algoritma yang andal untuk prediksi harga saham, khususnya dalam menangani data yang memiliki pola nonlinier dan hubungan temporal yang kompleks. Penelitian ini akan melanjutkan upaya tersebut dengan menerapkan LSTM untuk memprediksi harga saham Bank Central Asia (BCA) di Indonesia, menggunakan data historis yang diperoleh dari Yahoo Finance.

3. Methodology

3.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini difokuskan pada prediksi harga saham BCA, salah satu emiten terbesar di Indonesia yang memiliki peran penting dalam sektor perbankan nasional. Dengan menggunakan data historis yang diambil dari Yahoo Finance untuk periode Februari 2023 hingga Oktober 2024. Pilihan saham BCA didasarkan pada likuiditasnya yang tinggi serta relevansinya bagi investor dan pelaku pasar keuangan di Indonesia.

3.2 Preprocessing Data

Sebelum diterapkan ke model prediksi, data perlu melalui tahap pemrosesan dengan melakukan normalisasi data. Pada LSTM, data dinormalisasi menggunakan metode min-max scaling untuk mengubah nilai ke rentang 0 hingga 1, yang berfungsi untuk mempercepat proses jaringan saraf [5].

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

Keterangan :

x' = Skala data dalam rentang baru

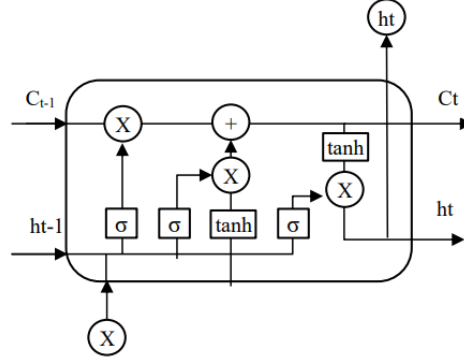
x = Nilai yang akan dinormalisasi

$x_{\min}$ = Nilai minimal pada variabel

$x_{\max}$ = Nilai maksimal pada variabel

3.3 Pemodelan LSTM

Model LSTM dengan arsitektur yang terdiri dari rangkaian sel memori yang unik dan model LSTM menyaring informasi melalui struktur gerbang. Pada LSTM terdapat empat gerbang atau Gates Unit, yaitu forget gates, input gates, cell gates, dan output gates [6].



Gambar 1. Arsitektur LSTM

Proses pengembangan model dimulai dengan hyperparameter tuning menggunakan grid search memungkinkan untuk menemukan konfigurasi model optimal yang menghasilkan prediksi yang akurat. Dengan menguji kombinasi hyperparameter yang berbeda, seperti jumlah unit LSTM, epoch pelatihan, ukuran batch, dan learning rate, grid search mengidentifikasi hyperparameter yang meminimalkan kesalahan prediksi pada data uji. Pelatihan model LSTM dengan *hyperparameter* terbaik memastikan bahwa model mempelajari pola dalam data secara efektif [7].

3.4 Evaluasi Model

Evaluasi model menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), *mean square error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *R-Square* yang dapat memberikan penilaian komprehensif tentang kinerja model dalam memprediksi harga saham [8].

MAE merupakan *Mean Absolute Error*:

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

MSE merupakan *mean square error*:

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

RMSE merupakan *Root Mean Square Error*:

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

MAPE merupakan *Mean Absolute Percentage Error*:

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

R^2 merupakan *R-Square*:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

Keterangan

y_i = actual

$\hat{y}_i$ = predict

$\bar{y}$ = mean

3.5 Visualisasi dan Analisis Hasil

Hasil prediksi model terbaik divisualisasikan dalam bentuk grafik yang membandingkan harga saham aktual dengan harga saham yang diprediksi. Visualisasi ini membantu dalam memahami kinerja model dan mengidentifikasi pola atau tren dalam prediksi.

4. Result and Discussion

4.1 Pengumpulan Data

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah pengumpulan data historis harga saham BCA. Data ini diunduh dari Yahoo Finance, sebuah platform penyedia data keuangan yang terpercaya, menggunakan library `yfinance` dalam Python. Data yang dikumpulkan mencakup periode dari Februari 2023 hingga Oktober 2024, dengan fokus pada harga penutupan harian saham. Pemilihan periode tersebut bertujuan untuk mendapatkan data yang relatif baru dan relevan dengan kondisi pasar saat ini. Setelah data diunduh, langkah selanjutnya adalah menyimpannya dalam format Parquet. Format ini dipilih karena efisiensi penyimpanan dan pemrosesan data, terutama untuk data time series yang berukuran besar. Penggunaan format Parquet memungkinkan akses data yang lebih cepat dan mengurangi beban komputasi selama proses analisis dan pemodelan.

4.2 Preprocessing Data

Sebelum data dapat digunakan untuk melatih model LSTM, langkah preprocessing data dilakukan untuk memastikan data dalam format yang sesuai dan optimal untuk model. Salah satu langkah penting adalah penskalaan data menggunakan `MinMaxScaler`. Teknik ini menormalkan harga saham ke rentang antara 0 dan 1, sehingga variabel input memiliki skala yang sama dan mencegah model terpengaruh oleh perbedaan skala antar variabel. Selanjutnya, data dibagi menjadi dua bagian: data latih (80%) dan data uji (20%). Data latih digunakan untuk melatih model LSTM, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian data ini penting untuk memastikan model dapat digeneralisasi dengan baik dan tidak hanya menghafal pola pada data latih. Data latih dibagi lagi untuk validasi selama pelatihan, membantu dalam mencegah overfitting dan memastikan model dapat digeneralisasi dengan baik.

4.3 Pemodelan LSTM

Pada tahap ini, model LSTM dibangun dan dilatih menggunakan data yang telah diproses sebelumnya. Model LSTM terdiri dari beberapa layer, termasuk layer LSTM untuk menangkap pola time series, layer Dropout untuk mencegah overfitting, dan layer Dense untuk menghasilkan prediksi akhir. Jumlah unit LSTM, jumlah epoch pelatihan, ukuran batch, dan learning rate merupakan parameter yang menentukan kompleksitas dan kinerja model.

Tabel 1. Hasil Seluruh Kombinasi Grid Search

LSTM Units	Epochs	Batch Size	Learning Rate	MSE	RMSE	MAE	R2	MAPE
50	50	32	0.001	29466.0300	171.6567	131.2610	0.5171	1.2682
50	50	32	0.0001	45502.2162	213.3125	175.2194	0.2542	1.6886
50	50	64	0.001	36921.6253	192.1500	156.2784	0.3949	1.5075
50	50	64	0.0001	128890.2660	359.0129	319.1649	-1.1124	3.0654
50	100	32	0.001	40420.3248	201.0481	174.8209	0.3375	1.6841
50	100	32	0.0001	43778.9241	209.2341	164.4286	0.2825	1.5879
50	100	64	0.001	29759.4799	172.5094	132.9274	0.5123	1.2846
50	100	64	0.0001	45783.2504	213.9702	169.4905	0.2496	1.6360
100	50	32	0.001	26309.0265	162.2006	124.2655	0.5688	1.2008
100	50	32	0.0001	39952.3799	199.8809	157.3784	0.3452	1.5189
100	50	64	0.001	31891.8181	178.5828	144.7567	0.4773	1.3967
100	50	64	0.0001	45291.1905	212.8173	175.3853	0.2577	1.6879
100	100	32	0.001	33399.8948	182.7564	135.9032	0.4526	1.3148
100	100	32	0.0001	54772.5374	234.0353	176.2347	0.1023	1.7043
100	100	64	0.001	26421.4031	162.5466	121.7219	0.5670	1.1762

100	100	64	0.0001	43807.7020	209.3029	167.0289	0.2820	1.6118
150	50	32	0.001	25383.3134	159.3214	119.0424	0.5840	1.1507
150	50	32	0.0001	39878.9776	199.6972	159.7104	0.3464	1.5405
150	50	64	0.001	31155.8889	176.5103	144.5681	0.4894	1.3940
150	50	64	0.0001	46533.8448	215.7170	178.4966	0.2373	1.7190
150	100	32	0.001	31751.3516	178.1891	152.3397	0.4796	1.4685
150	100	32	0.0001	38861.0030	197.1319	152.3730	0.3631	1.4717
150	100	64	0.001	23365.9664	152.8593	112.9619	0.6170	1.0921
150	100	64	0.0001	41370.3716	203.3971	160.1073	0.3220	1.5457

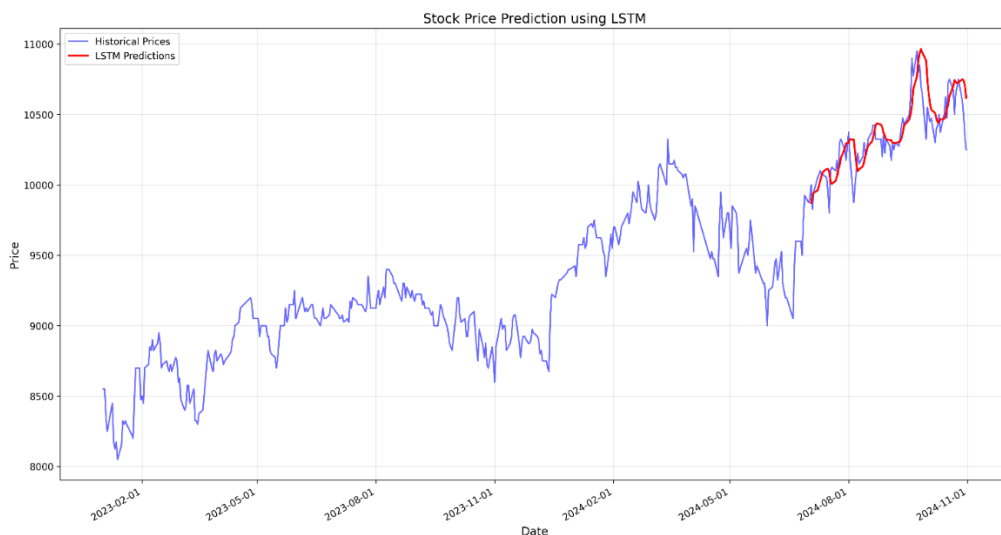
4.4 Evaluasi Model

Hasil evaluasi model LSTM dalam penelitian ini menunjukkan kinerja yang unggul pada konfigurasi parameter optimal yaitu 150 unit LSTM, 100 epoch, batch size 64, dan learning rate 0.001. Parameter ini dipilih berdasarkan hasil grid search, yang mengevaluasi kombinasi berbagai parameter untuk menentukan model dengan performa terbaik. Dengan konfigurasi ini, model mencapai nilai MSE sebesar 23,365.9664 dan RMSE sebesar 152.8593, yang menunjukkan tingkat kesalahan yang relatif rendah dalam prediksi harga saham. Selain itu, nilai MAE sebesar 112.9619 dan MAPE sebesar 1.0921% mengindikasikan tingkat kesalahan prediksi rata-rata yang kecil, menandakan bahwa model cukup akurat dalam menangkap pola data historis. Nilai R^2 sebesar 0.6170 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 61.7% dari variabilitas data harga saham, menandakan efektivitas model dalam menangkap hubungan temporal dan nonlinier pada data keuangan. Hal ini memperkuat kemampuan LSTM dalam menganalisis pola-pola kompleks yang sering ditemukan pada data saham, yang tidak dapat dengan mudah dimodelkan oleh metode statistik tradisional.

Penggunaan 150 unit LSTM memungkinkan model memiliki kapasitas yang cukup untuk mempelajari fitur-fitur data secara mendalam tanpa mengalami overfitting. Jumlah epoch yang dipilih, yaitu 100, memberikan waktu yang cukup bagi model untuk belajar, sementara batch size 64 menawarkan keseimbangan antara efisiensi komputasi dan stabilitas pembaruan parameter. Learning rate sebesar 0.001 juga terbukti optimal, memastikan konvergensi yang stabil.

4.5 Visualisasi dan Analisis Hasil

Setelah model terbaik dipilih, hasil prediksinya divisualisasikan dalam bentuk grafik. Grafik ini membandingkan harga saham aktual dengan harga saham yang diprediksi oleh model LSTM. Visualisasi ini membantu dalam memahami seberapa baik model LSTM dapat menangkap pola time series dan memprediksi harga saham di masa depan. Selain visualisasi, analisis hasil juga dilakukan untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi kinerja model dan mengidentifikasi area yang perlu ditingkatkan. Analisis ini dapat mencakup interpretasi metrik evaluasi, analisis sensitivitas parameter model, dan perbandingan dengan model time series lainnya.



Gambar 2. Perbandingan Prediksi Model dengan Harga Aktual Saham BCA

Visualisasi pada Gambar 2 memberikan perspektif terkait dengan kemampuan prediktif model harga saham BCA dalam konteks temporal dengan menggunakan LSTM. Grafik menunjukkan perbandingan antara prediksi model (garis merah) dan harga historis (garis biru) dan Februari 2023 hingga Oktober 2024. Secara umum, garis merah mengikuti tren garis biru dengan cukup baik, mengindikasikan bahwa model LSTM telah berhasil mempelajari pola pergerakan harga saham BCA dari data historis dan mampu menghasilkan prediksi yang relatif akurat. Meskipun terdapat beberapa titik di mana garis merah sedikit menyimpang dari garis biru, menunjukkan adanya kesalahan prediksi, hal ini wajar terjadi dalam model machine learning.

Grafik juga menunjukkan bahwa model LSTM dapat menangkap tren dan pola umum pergerakan harga saham, seperti kenaikan dan penurunan harga secara bertahap. Namun, penting untuk diingat bahwa model LSTM tidak dapat memprediksi perubahan harga saham yang tiba-tiba atau drastis yang disebabkan oleh faktor eksternal yang tidak tercakup dalam data historis. Grafik ini memberikan representasi visual dari kinerja model LSTM dalam memprediksi harga saham BCA, yang secara keseluruhan menunjukkan kemampuan yang baik dalam menangkap tren dan pola pergerakan harga.

5. Conclusion

Berdasarkan hasil analisis model LSTM untuk prediksi harga saham BCA, dapat disimpulkan bahwa Model LSTM dapat digunakan untuk memprediksi harga saham BCA dengan relatif akurat, terutama dalam menangkap tren dan pola umum pergerakan harga. Grid Search berhasil mengidentifikasi kombinasi parameter model optimal, yaitu 150 LSTM Units, 100 Epochs, 64 Batch Size, dan Learning Rate 0.001, yang menghasilkan RMSE terendah. Model dengan parameter optimal memiliki akurasi yang cukup baik, ditunjukkan oleh nilai RMSE, MAE, dan MAPE yang relatif rendah, serta R² yang cukup tinggi. Grafik prediksi menunjukkan kesesuaian yang baik antara harga saham aktual dan prediksi model, meskipun terdapat beberapa deviasi.

6. Suggestion And Further Research

Untuk pengembangan model lebih lanjut, beberapa saran yang dapat diimplementasikan. Saran pertama, penelitian berikutnya dapat menyertakan faktor eksternal seperti indikator ekonomi makro (inflasi, suku bunga), sentimen media, atau data fundamental perusahaan untuk meningkatkan akurasi prediksi.

Saran kedua, kombinasi LSTM dengan metode lain, seperti *Attention Mechanism* atau algoritma seperti XGBoost, dapat dieksplorasi untuk meningkatkan performa model dalam menangkap pola nonlinier dan volatilitas harga. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan dataset dengan rentang waktu yang lebih panjang atau berbagai saham dari sektor yang berbeda untuk menguji generalisasi model. Terakhir, penelitian mendatang dapat menggunakan pendekatan validasi yang lebih beragam, seperti walk-forward validation, untuk memastikan performa model stabil di berbagai kondisi pasar.

References

- [1] Zhang, Y., Li, X., & Wang, J. (2022). Comparative Analysis of LSTM and ARIMA Models for Stock Price Prediction in High Volatility Markets. *Journal of Financial Markets and Data Science*, 5(3), 112-125. <https://doi.org/10.1016/j.jfds.2022.03.007>
- [2] Chen, H., Zhao, L., & Xu, Q. (2023). Enhancing Stock Price Forecasting with LSTM Networks: A Comparative Study Against Traditional Methods. *International Journal of Forecasting*, 39(1), 214-230. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2023.04.010>
- [3] Kumar, S., Verma, R., & Bhattacharya, D. (2021). LSTM-based predictive modeling in emerging stock markets: Evidence from BRICS countries. *Emerging Markets Review*, 40, 100707. <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2021.100707>
- [4] Liu, J., Zhang, L., & Zhou, P. (2023). Enhancing LSTM performance with Attention Mechanism and CNN for stock price forecasting. *Expert Systems with Applications*, 212, 118628. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.118628>
- [5] Hu, Y., & Liu, D. (2019). *Application of LSTM Neural Networks in Predicting Stock Prices*. MDPI Electronics. DOI: 10.3390/electronics8040400
- [6] Dhea Larasati, K., & Primandari, A. H. (2021). Forecasting Bitcoin Price Based On Blockchain Information Using LongShort Term Method. In *Parameter: Journal of Statistics* (Vol. 1). www.blockchain.com
- [7] Sayed, M. A., & Hassan, M. (2023). *Optimization of LSTM Models for Time Series Prediction*. *Expert Systems with Applications*. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.118203

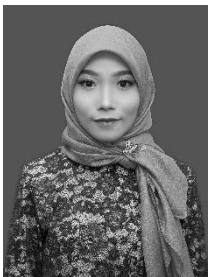
- [8] Wang, X., & Li, P. (2022). *Enhancing Stock Price Predictions with LSTM and Deep Learning Techniques*. Journal of Financial Data Science, 5(2), 117-130. DOI: 10.1142/S242479772250005X

Authors' Profiles



Nindy Raisa Hanum lahir di Pekanbaru, 5 Juli 1996. Ia menyelesaikan Pendidikan S1 dibidang Teknik Informatika dari UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, Indonesia, pada tahun 2018. Kemudian, melanjutkan studi S2 dalam bidang Ilmu Komputer di Institut Pertanian Bogor, Indonesia dan lulus pada tahun 2023.

Saat ini, Ia bekerja sebagai dosen di Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Jambi. Sebelumnya, Ia memiliki pengalaman sebagai Campaign Management Specialist di PT Home Credit Indonesia. Minat penelitiannya mencakup kecerdasan buatan di bidang sistem prediksi.



Hasanatul Iftitah lahir di Jambi, 2 April 1996. Memperoleh gelar Sarjana Sains (S.Si) dalam bidang Matematika pada Tahun 2018 dari Universitas Negeri Padang dan memperoleh gelar Magister Komputer (M.Kom) Teknik Informatika pada Tahun 2020 dari Universitas Putra Indonesia YPTK Padang.

Saat ini, dia bekerja sebagai dosen di Fakultas Sains dan Teknologi di Universitas Jambi. Pengalaman sebelumnya mencakup bekerja sebagai akademisi di salah satu Universitas swasta di Jambi. Minat penelitiannya mencakup kecerdasan buatan di bidang sisten prediksi.



Akhiyar Waladi lahir di Bengkulu, pada tanggal 23. Ia menyelesaikan pendidikan S1 di bidang Ilmu Komputer dari Institut Pertanian Bogor, Bogor, Indonesia, pada tahun 2017, dengan fokus utama pada Internet of Things. Kemudian, ia melanjutkan studi S2 dalam bidang Ilmu Komputer di Universitas Indonesia, Depok, Indonesia, dan lulus pada tahun 2020 dengan penelitian utama di bidang *Optical Character Recognition*.

Dia saat ini bekerja sebagai Dosen di Universitas Jambi, Jambi. Sebelumnya, ia memiliki pengalaman sebagai Data Scientist di PT Global Loyalty Indonesia. Minat penelitiannya saat ini mencakup Computer Vision dan Sistem Prediksi.



Yogi Perdana lahir di Mukai Mudik, pada tanggal 9. Ia menyelesaikan pendidikan S1 di bidang Ilmu Komputer dari Universitas Negeri Jakarta, DKI Jakarta, Indonesia, pada tahun 2019, dengan fokus utama pada Software Engineering. Kemudian, ia melanjutkan studi S2 dalam bidang Ilmu Komputer di Universitas Indonesia, Depok, Indonesia, dan lulus pada tahun 2022 dengan penelitian utama di bidang Knowledge Management System.

Dia saat ini bekerja sebagai Dosen di Universitas Jambi, Jambi. Sebelumnya, ia memiliki pengalaman sebagai *Software Engineer* di Open Desa. Minat penelitiannya saat ini mencakup Kecerdasan Buatan dan *Cyber Security*.