

Analisis Perbandingan Metode LSTM dan BiLSTM untuk Prediksi Harga Saham Menggunakan Alpha Vantage

Rifqi Yafik^{1*}, Mulkan Azhari²

^{1,2}Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Kota Medan, Indonesia

Email: ^{1*}rifqiyafika50@gmail.com, ²mulkan@umsu.ac.id

(* Email Corresponding Author: rifqiyafika50@gmail.com)

Received: 4 Oktober 2025 | Revision: 1 November 2025 | Accepted: 1 November 2025

Abstrak

Pasar saham Indonesia mengalami pertumbuhan signifikan, namun fluktuasi harga yang tinggi tetap menjadi tantangan utama bagi investor. Penelitian ini bertujuan membandingkan performa dua model *deep learning*, Long Short-Term Memory (LSTM) dan Bidirectional LSTM (BiLSTM), untuk memprediksi harga penutupan harian dua saham *blue chip*, PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) dan PT Telkom Indonesia Tbk (TLKM). Data historis dari Januari 2019 hingga Desember 2023 diperoleh melalui Alpha Vantage API. Proses penelitian mencakup normalisasi data dengan *MinMaxScaler* dan pembentukan *sliding window* untuk pemodelan deret waktu. Model LSTM dan BiLSTM dilatih menggunakan TensorFlow-Keras, dengan optimasi *hyperparameter* melalui metode Grid Search yang menguji kombinasi *units*, *batch size*, *epochs*, dan *dropout rate*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model BiLSTM memberikan akurasi prediksi yang lebih tinggi dibandingkan LSTM pada kedua saham. Untuk saham BBCA, BiLSTM mencatat RMSE sebesar 0.0178, lebih baik dari LSTM yang mencatat RMSE 0.0180. Begitu pula pada saham TLKM, BiLSTM mencapai RMSE 0.0172, mengungguli LSTM dengan RMSE 0.0199. Keunggulan BiLSTM disebabkan kemampuannya memproses data secara dua arah, yang memungkinkan model menangkap pola kontekstual dan titik pembalikan tren dengan lebih baik. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan model prediksi saham yang lebih akurat dan sistematis bagi peneliti dan praktisi di pasar modal.

Kata Kunci: Prediksi Harga Saham, LSTM, BiLSTM, Grid Search, Alpha Vantage.

Abstract

The Indonesian stock market experienced significant growth, but high price volatility remains a major challenge for investors. This study aims to compare the performance of two deep learning models, Long Short-Term Memory (LSTM) and Bidirectional LSTM (BiLSTM), in predicting the daily closing prices of two blue-chip stocks, PT Bank Central Asia Tbk (BBCA) and PT Telkom Indonesia Tbk (TLKM). Historical data from January 2019 to December 2023 was obtained thru the Alpha Vantage API. The research process included data normalization with MinMaxScaler and the formation of a sliding window for time series modeling. The LSTM and BiLSTM models were trained using TensorFlow-Keras, with hyperparameter optimization thru the Grid Search method, which tested combinations of units, batch size, epochs, and dropout rate. The experimental results show that the BiLSTM model provides higher prediction accuracy compared to LSTM for both stocks. For BBCA stock, BiLSTM recorded an RMSE of 0.0178, which is better than LSTM's RMSE of 0.0180. Similarly, for TLKM stock, BiLSTM achieved an RMSE of 0.0172, outperforming LSTM with an RMSE of 0.0199. The advantage of BiLSTM lies in its ability to process data bidirectionally, which allows the model to better capture contextual patterns and trend turning points. This research contributes to the development of more accurate and systematic stock prediction models for researchers and practitioners in the capital market.

Keywords: Stock Price Prediction, LSTM, BiLSTM, Grid Search, Alpha Vantage.

1. PENDAHULUAN

Pasar saham merupakan salah satu instrumen investasi yang sangat populer di dunia, termasuk di Indonesia [1]. Pertumbuhan jumlah investor saham di Indonesia menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Berdasarkan data Kustodian Sentral Efek Indonesia (KSEI), jumlah investor pasar modal meningkat dari 1,1 juta pada tahun 2017 menjadi lebih dari 11 juta pada akhir tahun 2023 [2]. Peningkatan ini menunjukkan besarnya minat masyarakat dalam memanfaatkan pasar saham sebagai instrumen investasi yang menjanjikan keuntungan finansial. Namun demikian, tingginya fluktuasi harga saham masih menjadi tantangan utama dalam pengambilan keputusan investasi [3]. Harga saham sangat dipengaruhi oleh berbagai faktor, mulai dari kondisi internal perusahaan, kebijakan pemerintah, kondisi ekonomi makro, hingga sentimen pasar dan faktor psikologis investor [4], [5]. Oleh karena itu, prediksi harga saham yang akurat menjadi sangat penting untuk mengurangi risiko kerugian dan meningkatkan efektivitas strategi investasi [6]. Hal ini menjadikan prediksi harga saham sebagai topik yang banyak diteliti dalam bidang keuangan dan teknologi informasi [7].

Metode analisis tradisional, seperti analisis fundamental dan teknikal, memang telah lama digunakan untuk memperkirakan pergerakan harga saham. Analisis fundamental menilai kinerja keuangan perusahaan untuk menentukan nilai intrinsik saham, sementara analisis teknikal menggunakan data historis harga dan volume untuk memprediksi pola masa depan. Namun, kedua pendekatan ini sering kali tidak memadai dalam menghadapi karakteristik harga saham yang bersifat dinamis, non-linear, dan dipengaruhi oleh berbagai variabel kompleks [8], [9]. Untuk itu, dibutuhkan metode modern yang lebih adaptif dalam menangani data besar dengan pola yang rumit. Salah satu pendekatan yang berkembang

pesat adalah machine learning, khususnya deep learning, yang memiliki kemampuan menganalisis data dalam jumlah besar dan menemukan pola tersembunyi yang sulit dideteksi metode konvensional [10].

Deep learning menggunakan arsitektur jaringan saraf tiruan berlapis (deep neural networks) untuk mengekstrak fitur dan representasi data secara otomatis, sehingga sangat efektif dalam mengenali pola kompleks, termasuk pada data finansial [11]. Dalam konteks prediksi harga saham, salah satu arsitektur deep learning yang banyak digunakan adalah Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM merupakan pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah vanishing gradient [12]. Dengan memanfaatkan struktur berupa *cell state* serta tiga gerbang utama (input, forget, dan output gate), LSTM mampu menyimpan informasi penting dalam jangka panjang dan membuang informasi yang tidak relevan, sehingga lebih efektif dalam memodelkan data deret waktu yang panjang dan fluktuatif [13]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa LSTM efektif dalam memprediksi harga saham, terutama jika didukung dengan proses optimasi hyperparameter [14], [15].

Meskipun LSTM terbukti efektif, model ini memiliki keterbatasan karena hanya memproses data dalam satu arah, yaitu dari masa lalu ke masa depan. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, dikembangkan model Bidirectional LSTM (BiLSTM), yang memproses data dalam dua arah sekaligus: maju (forward) dan mundur (backward). Dengan pendekatan ini, BiLSTM dapat mempelajari konteks data yang lebih komprehensif, karena mempertimbangkan pola sebelum dan sesudah suatu titik waktu [16]. Beberapa penelitian terkini juga mendukung efektivitas BiLSTM dalam meningkatkan akurasi prediksi harga saham. Misalnya, Puteri *et al.* [17] menunjukkan bahwa BiLSTM mampu memberikan hasil prediksi yang lebih stabil dibandingkan LSTM pada saham syariah, sedangkan Mushliha [18] menemukan bahwa integrasi Convolutional Neural Network (CNN) dengan BiLSTM dapat meningkatkan performa prediksi saham bank syariah di Indonesia.

Kajian literatur lain juga memperkuat temuan tersebut. Afrinato [19] meneliti penerapan BiLSTM pada saham perusahaan di Indonesia dan menemukan bahwa model ini unggul dalam menangkap pola jangka panjang. Simamora *et al.* [20] menekankan pentingnya optimasi hyperparameter untuk meningkatkan kinerja BiLSTM, sementara Luthfiansyah dan Wasito [9] membuktikan bahwa deep learning lebih unggul dibanding regresi linier dalam memprediksi saham BRI. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa penggunaan LSTM dan BiLSTM dalam prediksi saham terus menunjukkan hasil positif, meskipun penelitian yang membandingkan kedua metode ini secara langsung masih relatif terbatas.

Berdasarkan kajian tersebut, terdapat celah penelitian (*research gap*) yang dapat diidentifikasi. Pertama, sebagian besar penelitian hanya berfokus pada penggunaan salah satu metode, tanpa melakukan perbandingan langsung antara LSTM dan BiLSTM dalam kondisi eksperimen yang setara. Kedua, optimasi hyperparameter pada penelitian sebelumnya sering dilakukan secara manual atau menggunakan konfigurasi default, sehingga berpotensi menghasilkan model dengan performa kurang optimal. Padahal, pemilihan kombinasi hyperparameter yang tepat, seperti jumlah neuron, *batch size*, *epoch*, dan *dropout rate*, berpengaruh signifikan terhadap hasil prediksi [14], [20]. Untuk itu, diperlukan pendekatan yang lebih sistematis dan eksploratif, salah satunya melalui metode Grid Search, yang memungkinkan pencarian konfigurasi terbaik dari ruang parameter yang ditentukan [17]. Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah dengan melakukan analisis perbandingan kinerja LSTM dan BiLSTM dalam memprediksi harga saham harian dua emiten blue chip Indonesia, yaitu Bank Central Asia (BBCA) dan Telkom Indonesia (TLKM), menggunakan data historis periode 2019–2023 dari Alpha Vantage API [24]. Selain itu, penelitian ini menerapkan Grid Search untuk mengoptimalkan hyperparameter, sehingga menghasilkan model prediksi yang lebih akurat, terukur, dan dapat direplikasi. Harapannya, penelitian ini tidak hanya memperkuat temuan-temuan terdahulu, tetapi juga memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan metode prediksi harga saham berbasis deep learning yang dapat digunakan oleh peneliti maupun praktisi pasar modal.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Pendekatan dan Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif komparatif dengan metode eksperimen komputasional. Pendekatan kuantitatif dipilih karena tujuan utama penelitian adalah mengukur performa model secara numerik dan objektif. Sementara pendekatan komparatif digunakan untuk membandingkan akurasi dan efisiensi dua model deep learning, yaitu LSTM dan BiLSTM, berdasarkan metrik evaluasi yang sama: Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

Eksperimen dilakukan sepenuhnya dengan perangkat lunak berbasis Python menggunakan pustaka TensorFlow dan Keras. Untuk meningkatkan akurasi, penelitian ini menerapkan Grid Search dalam optimasi hyperparameter, meliputi jumlah neuron, batch size, epoch, dan dropout rate.

Pendekatan ini relevan karena data yang digunakan berupa deret waktu harga saham, sehingga membutuhkan model khusus seperti LSTM dan BiLSTM yang mampu menangani ketergantungan temporal. Dengan desain eksperimen yang sistematis, hasil penelitian dapat diukur secara objektif, direplikasi, dan berkontribusi pada pengembangan sistem prediksi saham yang lebih akurat.

2.2 Alat dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa data historis harga saham harian yang diperoleh dari Alpha Vantage API. Data mencakup dua saham *blue chip* Indonesia, yaitu Bank Central Asia (BBCA) dan Telkom Indonesia (TLKM), pada periode Januari 2019 – Desember 2023. Dari fitur OHLCV (Open, High, Low, Close, Volume), hanya harga penutupan (Close) yang digunakan sebagai variabel utama karena merepresentasikan nilai akhir suatu sesi perdagangan. Data diambil secara otomatis dengan bahasa pemrograman Python melalui endpoint *TIME_SERIES_DAILY_ADJUSTED*, kemudian disimpan dalam format CSV untuk dianalisis lebih lanjut.

Tabel 1. Alat yang digunakan dalam penelitian

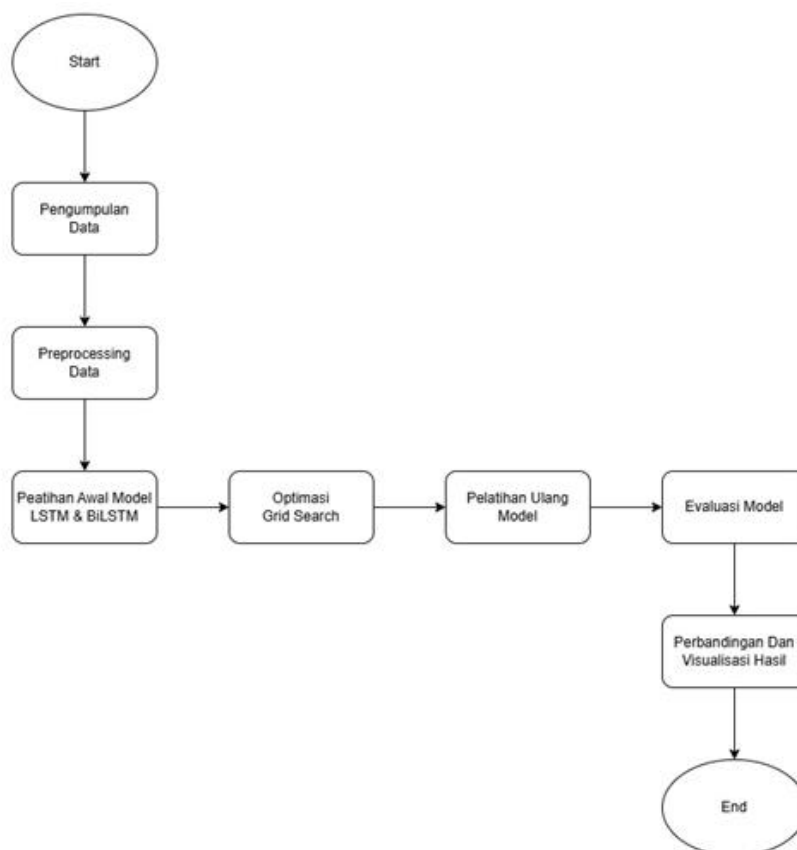
No.	Nama	Keterangan
1	Visual Studio Code	Editor kode yang digunakan untuk menulis dan menjalankan program secara lokal
2	Google Colab	Platform komputasi awan berbasis Python, mendukung GPU/TPU
3	Python	Versi 3.10.6 yang digunakan sebagai bahasa pemrograman
4	TensorFlow & Keras	Library deep learning (TensorFlow 2.x, Keras sebagai API-nya)
5	Alpha Vantage API	Endpoint: <i>TIME_SERIES_DAILY</i> , Output: JSON/CSV
6	Scikit-learn	Library machine learning (versi 1.x)
7	Matplotlib & Seaborn	Library visualisasi data
8	NumPy & Joblib	Untuk penyusunan dataset time series dan penyimpanan scaler

Tabel 2. Perangkat yang digunakan

No.	Nama	Keterangan
1	Laptop Peneliti	Asus TUF Dash F15 RAM 16 GB, SSD 2 TB, GPU NVIDIA RTX 3060
2	Sistem Operasi	Windows 11 Pro 64 bit

2.3 Visualisasi Alur Penelitian

Untuk memperjelas tahapan-tahapan penelitian, disajikan flowchart yang menggambarkan alur kerja mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi dan perbandingan model. Visualisasi ini menunjukkan integrasi langkah-langkah utama dalam proses eksperimen komputasional prediksi harga saham menggunakan LSTM dan BiLSTM.



Gambar 1. Visualisasi Alur Penelitian

2.4 Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model dilakukan untuk menilai efektivitas LSTM dan BiLSTM dalam memprediksi harga saham. Penilaian menggunakan tiga metrik regresi utama:

1. Mean Squared Error (MSE)

Mengukur rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan hasil prediksi. Semakin kecil nilai MSE, semakin baik model dalam meminimalkan error.

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

2. Root Mean Squared Error (RMSE)

Merupakan akar dari MSE, yang menunjukkan besarnya kesalahan prediksi dalam satuan harga saham sebenarnya.

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

3. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mengukur rata-rata kesalahan prediksi dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual. MAPE banyak digunakan karena mudah diinterpretasikan dalam konteks keakuratan model.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (3)$$

Metrik ini diterapkan baik pada tahap validasi Grid Search maupun pada evaluasi akhir. Hasil evaluasi kemudian dibandingkan antara LSTM dan BiLSTM untuk menentukan model dengan performa terbaik. Selain analisis numerik, hasil prediksi divisualisasikan dalam bentuk grafik perbandingan nilai aktual dan hasil prediksi, sehingga dapat diamati sejauh mana model mampu mengikuti tren harga saham serta potensi overfitting atau underfitting.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa harga saham harian dari dua perusahaan blue chip Indonesia, yaitu BBKA dan TLKM. Data diperoleh melalui Alpha Vantage API dengan periode pengamatan 1 Januari 2019 – 31 Desember 2023. Dari lima fitur utama OHLCV (Open, High, Low, Close, Volume), penelitian hanya menggunakan harga penutupan (Close) sebagai variabel utama karena:

- Harga penutupan merupakan indikator paling umum untuk mewakili nilai akhir suatu sesi perdagangan.
- Fitur ini sering dijadikan dasar dalam analisis teknikal maupun fundamental.
- Penelitian sebelumnya juga menunjukkan harga penutupan relevan untuk model deret waktu berbasis deep learning.

Saham BBKA dipilih karena termasuk bank swasta terbesar di Indonesia dengan likuiditas tinggi, sedangkan TLKM dipilih karena menjadi salah satu perusahaan telekomunikasi dengan kapitalisasi besar. Kedua saham ini memiliki karakteristik berbeda: BBKA cenderung stabil dengan tren naik, sementara TLKM menunjukkan volatilitas lebih tinggi, sehingga keduanya cocok dijadikan studi kasus perbandingan model prediksi.

3.2 Hasil Preprocessing Data

Sebelum data dimasukkan ke dalam model, dilakukan tahapan preprocessing untuk memastikan kualitas input. Proses ini meliputi:

- a. Ekstraksi Kolom Close
Dari dataset OHLCV, hanya variabel harga penutupan (close price) yang digunakan karena paling representatif dalam analisis deret waktu.
- b. Normalisasi
Nilai harga dinormalisasi ke dalam rentang [0,1] menggunakan metode *Min-Max Scaler*. Normalisasi ini bertujuan untuk menghindari bias akibat perbedaan skala dan mempercepat proses pelatihan model.
- c. Pembentukan Sliding Window
Data diubah menjadi urutan sepanjang 60 hari (*lookback window*), sehingga setiap input model berisi 60 harga penutupan sebelumnya untuk memprediksi harga pada hari berikutnya.
- d. Split Data
Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Pembagian ini dilakukan untuk menjaga objektivitas dalam proses evaluasi model.

Proses preprocessing ini berhasil menghasilkan dataset dengan struktur time series yang konsisten. Normalisasi terbukti menurunkan risiko overfitting dan membuat distribusi data lebih stabil.

3.3 Implementasi Model LSTM dan BiLSTM

3.3.1 Arsitektur Model

Model dibangun menggunakan pustaka TensorFlow dan Keras. Baik LSTM maupun BiLSTM dirancang dengan struktur dasar yang sama, hanya berbeda pada arah pemrosesan sekuens. Arsitektur awal (baseline) meliputi:

- a. Input layer dengan bentuk (60,1) yang merepresentasikan *sliding window* 60 hari.
- b. Hidden layer dengan 64 neuron pada LSTM/BiLSTM.
- c. Dropout layer sebesar 0,2 untuk mengurangi risiko *overfitting*.
- d. Dense layer dengan 1 neuron sebagai keluaran untuk memprediksi harga penutupan.
- e. Loss function yang digunakan adalah *Mean Squared Error (MSE)*.
- f. Optimizer menggunakan *Adam* karena lebih stabil pada data deret waktu.

3.3.2 Parameter Model Awal

Setelah tahap *preprocessing data* selesai, peneliti melanjutkan ke proses pelatihan awal terhadap dua arsitektur model, yaitu Long Short-Term Memory (LSTM) dan Bidirectional LSTM (BiLSTM). Tahap ini dilakukan untuk memperoleh baseline performa masing-masing model sebelum dilakukan optimasi hyperparameter lebih lanjut.

Tabel 3. Parameter Awal Model

No	Komponen	Model LSTM	Model BiLSTM
1	Input Shape	(60, 1)	(60, 1)
2	Units (Neuron)	64	64
3	Dropout	0.2	0.2
4	Return Sequences	False	False
5	Output Layer	Dense (1 unit)	Dense (1 unit)
6	Loss Function	Mean Squared Error	Mean Squared Error
7	Optimizer	Adam	Adam

3.3.3 Optimasi Parameter

Setelah model baseline dijalankan, dilakukan eksplorasi menggunakan Grid Search. Hyperparameter yang diuji meliputi jumlah neuron, batch size, epochs, dan dropout rate.

Tabel 4. Parameter Grid Search

No	Hyperparameter	Nilai yang Diuji
1	Units (neuron)	5, 10, 15, 20, 25
2	Batch size	4, 16, 32, 64, 128
3	Epochs	50, 100, 150, 200, 250
4	Dropout	0,1 ; 0,2 ; 0,3

3.4 Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan tiga metrik utama, yaitu MSE, RMSE, dan MAPE dengan hasil pengujian terhadap data uji disajikan pada Tabel 5.

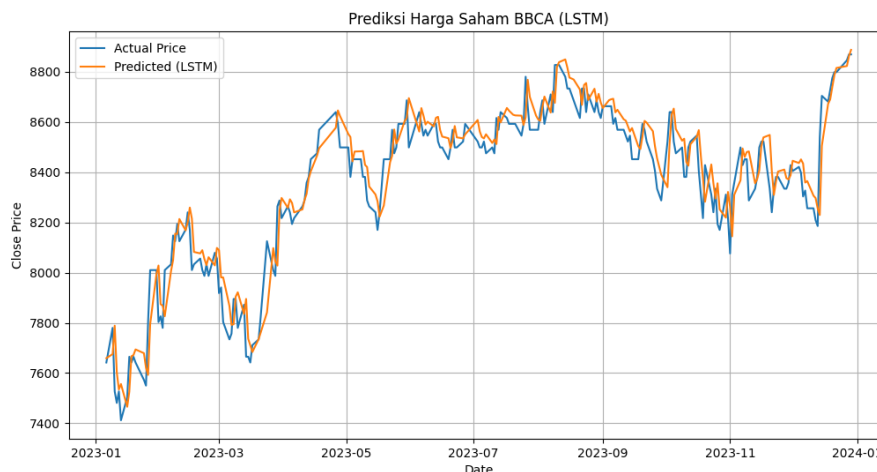
Tabel 5. Hasil Evaluasi Model LSTM dan BiLSTM

Model	Saham	MSE	RMSE	MAPE
LSTM	BBCA	0.0012	0.0180	1.53%
LSTM	TLKM	0.0010	0.0178	1.45%
BiLSTM	BBCA	0.0016	0.0199	2.24%
BiLSTM	TLKM	0.0005	0.0172	1.94%

Hasil pada Tabel 5 menunjukkan bahwa BiLSTM lebih unggul dibanding LSTM, karena nilai MSE, RMSE, dan MAPE yang dihasilkan lebih rendah pada kedua saham. Model LSTM menunjukkan hasil prediksi yang cukup baik pada kedua saham. Untuk saham BBCA, nilai MAPE sebesar 1,53% menandakan tingkat kesalahan relatif rendah, sementara pada TLKM nilai MAPE lebih rendah lagi, yaitu 1,45%, sehingga prediksi dapat dianggap akurat dan stabil. Hal ini menunjukkan bahwa LSTM cukup efektif dalam mengenali pola tren jangka pendek maupun menengah, meskipun pada kondisi fluktuasi ekstrem masih terdapat deviasi kecil terhadap harga aktual.

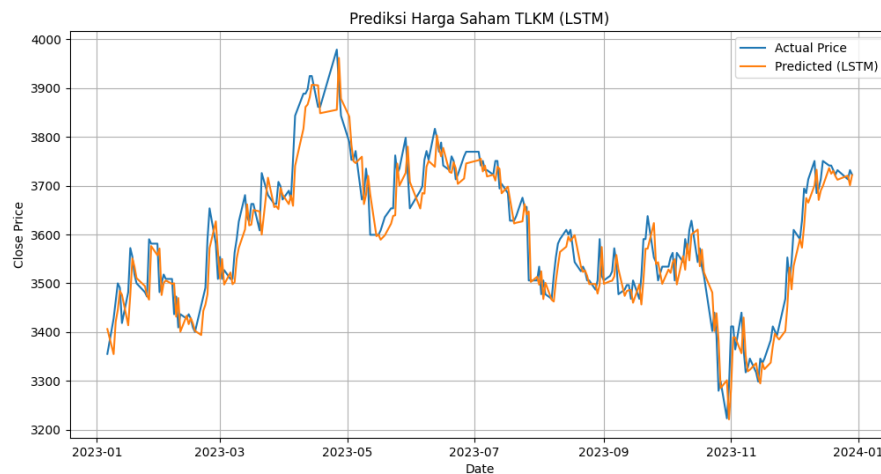
Model BiLSTM memberikan hasil yang bervariasi. Pada saham BBCA, nilai MAPE mencapai 2,24%, lebih tinggi dibandingkan LSTM. Hal ini menunjukkan bahwa BiLSTM tidak selalu lebih baik, terutama pada saham dengan tren yang relatif stabil seperti BBCA. Namun, pada saham TLKM, BiLSTM menghasilkan MAPE sebesar 1,94%, yang masih kompetitif dan cukup baik dalam menangkap pola ketergantungan data deret waktu.

Untuk melihat kemampuan model dalam mengikuti pola pergerakan harga, grafik perbandingan antara harga prediksi dan harga aktual disajikan. Gambar 2 hingga 5 menyajikan grafik perbandingan antara harga saham aktual dan hasil prediksi dari model LSTM dan BiLSTM pada dua emiten, yaitu BBCA dan TLKM. Garis biru mewakili harga penutupan aktual, sementara garis oranye menunjukkan hasil prediksi model



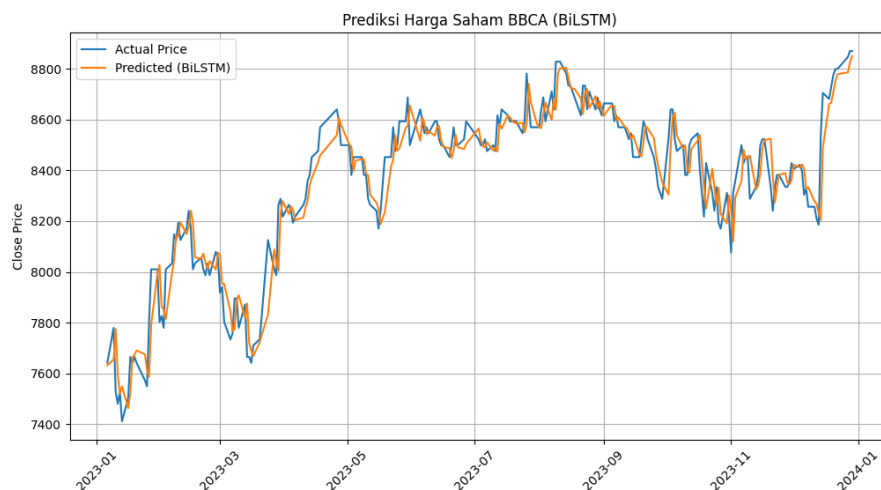
Gambar 2. Prediksi vs Aktual BBCA (LSTM)

Secara umum, model LSTM menunjukkan kapabilitas yang memadai dalam mengikuti tren utama harga saham BBCA. Pola pergerakan naik dan turun dapat direplikasi dengan baik oleh model. Meskipun demikian, pada beberapa titik, terjadi deviasi antara kurva prediksi dan kurva aktual, terutama saat terjadi lonjakan harga yang mendadak. Observasi ini mengindikasikan bahwa LSTM memiliki tendensi untuk merespons perubahan tren yang tajam dengan sedikit keterlambatan.



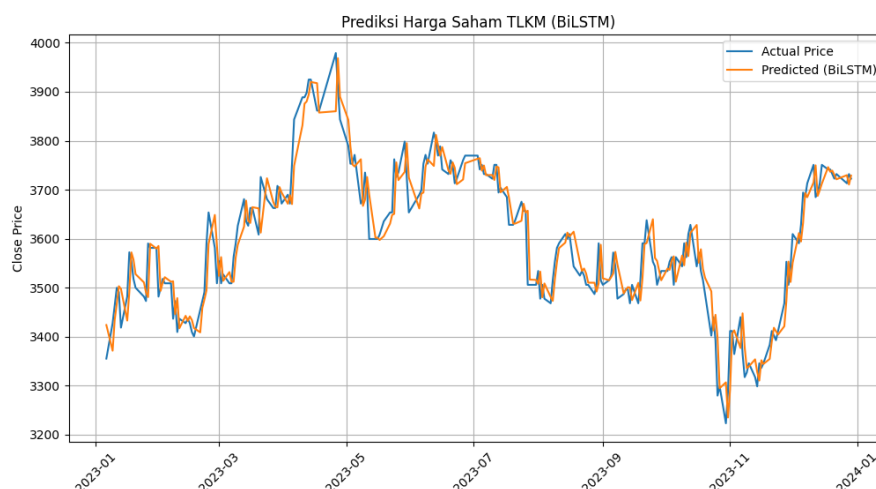
Gambar 3. Prediksi vs Aktual TLKM (LSTM)

Visualisasi untuk saham TLKM juga menunjukkan performa yang cukup baik. Model LSTM berhasil merekonstruksi pola musiman dan fluktuasi harian dengan akurat, khususnya pada fase penurunan signifikan di sekitar November 2023. Namun, serupa dengan kasus BBKA, model ini sesekali menghasilkan prediksi yang sedikit tertinggal dalam menangkap titik pembalikan tren.



Gambar 4. Prediksi vs Aktual BBKA (BiLSTM)

Model BiLSTM menunjukkan performa visual yang lebih halus dan lebih konsisten dalam mengikuti kurva harga aktual, terutama saat terjadi perubahan tren yang signifikan. Arsitektur *bidirectional* memungkinkan model ini memproses informasi dari dua arah waktu, menghasilkan prediksi yang lebih seimbang antara respons terhadap data historis dan antisipasi terhadap pola ke depan. Hal ini terlihat jelas pada fase fluktuasi harga antara Juni hingga November 2023, di mana kurva prediksi BiLSTM tetap sejajar dengan tren aktual secara konsisten.



Gambar 5. Prediksi vs Aktual TLKM (BiLSTM)

Grafik prediksi saham TLKM oleh BiLSTM menunjukkan akurasi visual yang superior dan stabilitas yang lebih baik dalam mengikuti harga aktual. Model ini mampu mereplikasi pergerakan harga secara detail, termasuk pada saat terjadi konsolidasi pasar atau *sideways trend*. Dibandingkan LSTM, hasil prediksi BiLSTM tampak lebih halus, tidak terlalu fluktuatif, dan tetap berada dekat dengan kurva harga aktual bahkan pada periode volatilitas tinggi.

Secara keseluruhan, visualisasi ini menunjukkan bahwa model BiLSTM cenderung memberikan prediksi yang lebih mendekati harga aktual dan lebih halus dalam pola pergerakannya. Temuan ini secara visual mengonfirmasi keunggulan arsitektur *bidirectional* dalam menangkap pola *time series* yang kompleks, terutama pada kondisi pembalikan tren dan fluktuasi jangka pendek. Meskipun LSTM telah menunjukkan kapabilitas yang baik dalam mengikuti arah tren, BiLSTM menawarkan stabilitas dan presisi bentuk yang lebih baik, menjadikannya pilihan yang lebih unggul dari segi interpretasi visual terhadap pola harga saham.

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa perbandingan performa model Long Short-Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dalam memprediksi harga saham BBKA dan TLKM tidak bersifat mutlak, melainkan dipengaruhi oleh karakteristik data masing-masing emiten. Pada saham BBKA, LSTM menghasilkan nilai evaluasi yang lebih baik, dengan MSE, RMSE, dan MAPE yang lebih rendah dibandingkan BiLSTM. Hal ini mengindikasikan bahwa LSTM lebih sesuai digunakan pada saham dengan pola harga yang relatif stabil dan pergerakan tren yang konsisten, karena arsitektur satu arah mampu mereplikasi pola historis tanpa menghasilkan deviasi yang signifikan. Sebaliknya, pada saham TLKM, BiLSTM terbukti lebih kompetitif dengan MSE dan RMSE lebih rendah dibandingkan LSTM, meskipun MAPE sedikit lebih tinggi. Performa ini menunjukkan bahwa BiLSTM lebih adaptif dalam menangkap fluktuasi harga yang lebih dinamis, terutama pada periode volatilitas tinggi. Visualisasi grafik mendukung temuan ini, di mana prediksi BiLSTM tampak lebih halus dan mendekati garis aktual, sementara LSTM cenderung mengalami keterlambatan dalam merespons perubahan tren mendadak. Dengan demikian, pemilihan model sebaiknya disesuaikan dengan karakteristik volatilitas saham, di mana LSTM lebih efektif untuk saham stabil dan BiLSTM lebih unggul pada saham dengan harga yang kompleks. Dengan demikian penelitian ini juga menegaskan pentingnya optimasi hyperparameter menggunakan Grid Search. Teknik ini terbukti mampu meningkatkan performa model melalui eksplorasi kombinasi parameter yang sistematis dan replikatif. Kontribusi penelitian tidak hanya terletak pada perbandingan kinerja LSTM dan BiLSTM, tetapi juga pada pendekatan metodologis yang dapat dijadikan rujukan dalam studi prediksi harga saham berbasis deep learning di masa depan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan penambahan fitur teknikal maupun fundamental, penerapan validasi silang berbasis time series, serta pengembangan pendekatan ensemble agar sistem prediksi lebih adaptif, akurat, dan robust terhadap kondisi pasar yang beragam.

REFERENCES

- [1] L. Ardini and B. Samudra, "Pengaruh struktur modal, kinerja keuangan, dan ukuran perusahaan terhadap harga saham," *Jurnal Ilmu dan Riset Akuntansi*, vol. 9, no. 6, pp. 1–20, 2020.

- [2] PT Kustodian Sentral Efek Indonesia (KSEI), *Statistik Pasar Modal Indonesia — Desember 2023*, 23 Des 2023. [Online]. Available: https://www.ksei.co.id/files/Statistik_Publik_Desember_2023_v3.pdf. [Accessed: 23-Sep-2025]. Kustodian Sentral Efek Indonesia
- [3] R. M. Dewi, L. Anggraeni, and T. Irawan, "Indonesian stock market return volatility and foreign portfolio capital: Evidence before and during COVID-19 pandemic," *Jurnal Aplikasi Bisnis dan Manajemen*, vol. 9, no. 1, pp. 152–157, 2023.
- [4] H. S. Ardini, "Pengaruh Struktur Modal, Kinerja Keuangan, dan Ukuran Perusahaan terhadap Harga Saham," *Jurnal Ilmu dan Riset Akuntansi*, vol. 9, no. 6, pp. 1–20, 2020.
- [5] M. Arif and B. Widodo, "Sentimen pasar saham Indonesia di era digital," *Jurnal Pasar Modal dan Investasi*, vol. 4, no. 1, pp. 88–103, 2025.
- [6] E. Fitri and D. Riana, "Analisa perbandingan model prediction dalam prediksi harga saham menggunakan metode Linear Regression, Random Forest Regression, dan Multilayer Perceptron," *METHOMIKA: Jurnal Manajemen Informatika*, vol. 6, no. 2, pp. 55–67, 2022.
- [7] E. C. Djamal, "Prediksi harga saham menggunakan metode Recurrent Neural Network," in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*, 2019, pp. 133–138.
- [8] D. Saepudin and R. Lesmana, "Sistem pendukung keputusan pemilihan saham untuk portofolio dengan menggunakan metode Support Vector Regression (SVR) dan analisis fundamental," *eProceedings of Engineering*, Telkom University, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2025.
- [9] E. R. Tauran, "Prediksi harga saham PT Bank Central Asia Tbk berdasarkan data dari Bursa Efek Indonesia menggunakan metode K-Nearest Neighbors (KNN)," *TeIka: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 10, no. 1, pp. 25–35, 2021.
- [10] R. Luthfiansyah and B. Wasito, "Penerapan teknik deep learning (Long Short Term Memory) dan pendekatan klasik (Regresi Linier) dalam prediksi pergerakan saham BRI," *Jurnal Informatika dan Bisnis*, vol. 12, no. 2, pp. 42–50, 2023.
- [11] H. Widiputra, A. Mailangkay, and E. Gautama, "Prediksi indeks BEI dengan Ensemble Convolutional Neural Network dan Long Short-Term Memory," *Jurnal RESTI*, vol. 5, no. 2, pp. 321–330, 2021.
- [12] M. Hanafiah, S. Agusta, and D. I. Puteri, "Penerapan Metode Recurrent Neural Network dengan Pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Prediksi Harga Saham," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 24–33, 2023.
- [13] A. Muzakir, A. Komari, and M. Ilham, *Penerapan Konsep Machine Learning & Deep Learning*. Asosiasi Dosen Sistem Informasi Indonesia, 2024.
- [14] D. I. Puteri, "Implementasi Long Short Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Syariah," *Euler: Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi*, vol. 11, no. 1, pp. 35–43, 2023.
- [15] F. P. Simamora, R. Purba, and M. F. Pasha, "Optimisasi hyperparameter BiLSTM menggunakan Bayesian Optimization untuk prediksi harga saham," *Jambura Journal of Machine Learning*, vol. 7, no. 1, pp. 73–84, 2025.
- [16] N. Afrinato, "Prediksi harga saham menggunakan BiLSTM dengan faktor fundamental perusahaan Indonesia," Skripsi, Universitas Islam Indonesia, 2022.
- [17] D. I. Puteri, G. Darmawan, and B. N. Ruchjana, "Prediksi harga saham syariah menggunakan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) dan algoritma Grid Search," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 6, no. 1, pp. 39–45, 2024.
- [18] M. Mushliha, "Implementasi CNN-BiLSTM untuk prediksi harga saham Bank Syariah di Indonesia," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 6, no. 2, pp. 195–203, 2024.
- [19] A. Tobing and S. Situmeang, "Prediksi Harga Saham PT Bukit Asam Tbk Menggunakan Metode Moving Average," *Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika (MATHUNESA)*, vol. 13, no. 1, pp. 87–95, 2025.
- [20] B. P. Josaphat and Z. Pangestika, "Predicting stock price using convolutional neural network and long short-term memory (case study: Stock of BBCA)," *Journal of the Indonesian Mathematical Society*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2025.
- [21] M. B. Ainun, "Efek moderasi kebijakan hutang pada pengaruh kebijakan dividen terhadap harga saham," *EKUITAS (Jurnal Ekonomi dan Keuangan)*, vol. 3, no. 4, pp. 501–512, 2019.
- [22] M. Athoillah, "Perkembangan pasar saham syariah di Indonesia: Kategori saham, indeks saham, dan standarisasi," *Al-Bay': Journal of Islamic Finance and Banking*, vol. 5, no. 1, pp. 90–102, 2023.
- [23] S. Amalia, M. Christyn, and R. M. Banjarnahor, "Prediksi harga saham dan estimasi risiko BBCA menggunakan model Geometric Brownian Motion (GBM)," *Innovative: Journal Of Research*, vol. 6, no. 1, pp. 45–60, 2025.
- [24] Alpha Vantage, "Alpha Vantage API Documentation," 2024. [Online]. Available: <https://www.alphavantage.co/documentation/>. [Accessed: 30-Apr-2025].