Copyright © The Author(s) 2026
Jurnal Artificial, Vol 4 No 2, Oktober 2026

Penerapan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Peramalan Harga Penutupan Saham BBCA.JK

Pinokio [1*], Muhammad Akbar [2], Cindi Wulandari [3], Harma Oktafia Lingga Wijaya [4]

[1, 2, 3, 4] Universitas Bina Insan, Indonesia

* sanjayavino68@gmail.com

Abstrak

Peramalan harga saham merupakan permasalahan yang kompleks karena pergerakan harga bersifat dinamis, fluktuatif, dan memiliki ketergantungan temporal antarperiode. Kondisi tersebut mendorong penggunaan metode deep learning yang mampu mempelajari pola historis pada data deret waktu. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi model *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk meramalkan harga penutupan saham PT Bank Central Asia Tbk (BBCA.JK) berdasarkan data historis perdagangan. Data penelitian terdiri atas 1.201 observasi harian pada periode 8 Agustus 2020 hingga 15 Agustus 2025 yang diperoleh dari Kaggle. Dataset mencakup atribut *Open, High, Low, Close,* dan *Volume*, sedangkan harga Close digunakan sebagai fitur utama dalam pemodelan. Data dinormalisasi menggunakan Min-Max Scaling dan dibentuk menjadi sekuens menggunakan sliding window 60 hari, kemudian dibagi secara kronologis dengan rasio 80:20 untuk data pelatihan dan pengujian. Model LSTM dibangun menggunakan satu lapisan LSTM dengan 96 unit yang diikuti lapisan Dense serta dilatih menggunakan optimizer Adam dan *Huber Loss* dengan dukungan *Early Stopping, Model Checkpoint*, dan ReduceLROnPlateau. Hasil pengujian menghasilkan MAE sebesar 128,57, RMSE sebesar 164,44, R^2 sebesar 0,9417, dan MAPE sebesar 1,41%. Model juga digunakan untuk menghasilkan estimasi harga selama 30 hari perdagangan berikutnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM mampu memodelkan pola temporal harga penutupan BBCA.JK dengan tingkat kesalahan relatif rendah pada dataset dan konfigurasi penelitian yang digunakan.

Kata Kunci: *BBCA.JK, Deep Learning, Deret Waktu, LSTM, Peramalan Harga Saham*

Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan kecerdasan buatan telah mendorong perubahan dalam pengolahan dan analisis data, termasuk pada bidang keuangan dan pasar modal. Ketersediaan data historis dalam jumlah besar memungkinkan analisis pasar dilakukan tidak hanya melalui pendekatan statistik konvensional, tetapi juga menggunakan *machine learning* dan *deep learning* (Jiang, 2021; Thakkar & Chaudhari, 2021; Wafda, 2024). Perkembangan tersebut semakin relevan dalam analisis data keuangan karena harga saham memiliki pola yang kompleks, dinamis, dan dapat berubah dari waktu ke waktu. Salah satu permasalahan yang banyak dikaji dalam konteks tersebut adalah peramalan harga saham, karena nilai saham pada suatu periode memiliki keterkaitan dengan informasi harga pada periode sebelumnya (Purba & Nasution, 2025). Karakteristik tersebut menjadikan harga saham sebagai data deret waktu yang membutuhkan

https://doi.org/10.54065/artificial.4.2.2026.2010

pendekatan yang mampu mempertimbangkan hubungan temporal dalam proses pemodelannya.

Data harga saham memiliki karakteristik yang berbeda dibandingkan dengan banyak jenis data deret waktu lainnya. Perubahan harga dapat berlangsung secara cepat dan membentuk pola yang tidak selalu linear, sedangkan volatilitas pasar dapat menyebabkan perubahan nilai yang sulit dijelaskan hanya melalui kecenderungan historis sederhana (Chen et al., 2024; Zhang et al., 2024). Kondisi tersebut menjadikan peramalan harga saham sebagai permasalahan yang kompleks dan mendorong penggunaan metode yang mampu mempelajari pola temporal serta hubungan non-linear dalam data (Olorunnimbe & Viktor, 2023). Pendekatan statistik seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) telah banyak digunakan dalam peramalan deret waktu, tetapi penerapannya memiliki keterbatasan ketika data menunjukkan hubungan non-linear dan pola temporal yang kompleks. Sebaliknya, pendekatan *deep learning* dapat mempelajari representasi pola secara langsung dari data dan telah banyak digunakan dalam peramalan harga saham yang memiliki karakteristik dinamis dan non-linear (Joddy, 2025).

Salah satu arsitektur *deep learning* yang banyak digunakan untuk data deret waktu adalah *Recurrent Neural Network* (RNN), khususnya *Long Short-Term Memory* (LSTM). LSTM dikembangkan untuk mengatasi keterbatasan RNN dalam mempertahankan informasi pada urutan yang panjang melalui mekanisme *gates* dan *cell state*. Mekanisme tersebut memungkinkan model menentukan informasi yang perlu dipertahankan, diperbarui, atau diabaikan selama proses pembelajaran sehingga informasi historis dapat digunakan dalam menghasilkan prediksi. Kemampuan dalam mempertahankan informasi temporal tersebut menjadikan LSTM relevan untuk pemodelan data finansial yang memiliki ketergantungan antarperiode (Budiharto, 2021; Li et al., 2024). Penerapan LSTM pada data pasar saham juga menunjukkan bahwa model ini dapat mempelajari pola historis dan menghasilkan prediksi dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah (Wahab et al., 2024).

Selain pemilihan arsitektur model, karakteristik variabel masukan juga menjadi aspek penting dalam peramalan harga saham. Data *Open, High, Low, Close,* dan *Volume* (OHLCV) menyediakan informasi yang lebih beragam mengenai kondisi perdagangan dibandingkan penggunaan harga penutupan (*close*) saja. Harga *open* menunjukkan harga pembukaan perdagangan, *high* dan *low* merepresentasikan rentang harga selama periode perdagangan, *close* menunjukkan harga penutupan, sedangkan *volume* menggambarkan jumlah aktivitas transaksi. Penggunaan beberapa atribut tersebut memungkinkan model memperoleh informasi mengenai pergerakan harga sekaligus aktivitas perdagangan yang menyertainya. Penggunaan data multivariat juga telah menunjukkan hasil yang berbeda dibandingkan pendekatan univariat pada peramalan saham, dengan model LSTM berbasis OHLC menghasilkan MAPE 2,41% dibandingkan 2,71% pada model yang hanya menggunakan harga *close* (Mahulete & Hendry, 2025).

Temuan mengenai penggunaan data *multivariat* juga terlihat pada penelitian yang menggunakan saham-saham di pasar Indonesia. Penerapan CNN, LSTM, dan CNN-LSTM dengan data harian OHLCV dan pendekatan *sliding window* menunjukkan bahwa LSTM mampu menghasilkan RMSE sebesar 0,0222 ± 0,0030, MAE sebesar 0,0172 ± 0,0015, dan R^2 sebesar 0,889 ± 0,068. Hasil tersebut menunjukkan kemampuan LSTM dalam mempelajari hubungan temporal dari beberapa atribut historis saham secara bersamaan (Joddy, 2025). Pada sektor perbankan Indonesia, penerapan LSTM multivariat juga telah

digunakan untuk memprediksi harga *open* dan *close* pada enam saham bank berdasarkan data historis periode 2019–2024. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa LSTM dapat menangkap pola multivariat pada saham perbankan, meskipun tingkat kesalahan yang diperoleh berbeda pada setiap saham karena karakteristik masing-masing objek (Kendrick et al., 2024).

Salah satu objek yang relevan untuk dikaji dalam konteks tersebut adalah saham PT Bank Central Asia Tbk dengan kode BBCA.JK. Saham BBCA.JK merupakan bagian dari sektor perbankan yang memiliki aktivitas perdagangan tinggi di Bursa Efek Indonesia, sehingga perubahan harganya menyediakan data historis yang dapat digunakan untuk menguji pendekatan peramalan deret waktu. Meskipun memiliki karakteristik perdagangan yang relatif aktif, harga BBCA.JK tetap mengalami perubahan dari waktu ke waktu sehingga pola historisnya perlu dimodelkan menggunakan pendekatan yang dapat menangkap hubungan temporal. Kondisi tersebut menjadikan BBCA.JK sebagai objek yang sesuai untuk menguji penerapan LSTM dengan memanfaatkan informasi historis harga dan aktivitas perdagangan.

Penelitian mengenai penerapan LSTM pada saham BBCA telah dilakukan menggunakan pendekatan multivariat. Model LSTM yang menggunakan data OHLC menghasilkan MAPE sebesar 2,41%, sedangkan model univariat berbasis harga *close* menghasilkan MAPE sebesar 2,71%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penggunaan beberapa atribut harga dapat memberikan informasi tambahan bagi model dalam mengikuti dinamika harga BBCA (Mahulete & Hendry, 2025). Meskipun demikian, penelitian tersebut menggunakan empat variabel harga, yaitu *open, high, low,* dan *close*, sehingga informasi mengenai aktivitas perdagangan yang direpresentasikan oleh *volume* belum digunakan sebagai masukan. Padahal, *volume* merupakan salah satu atribut yang tersedia dalam data historis perdagangan dan dapat memberikan informasi tambahan mengenai intensitas aktivitas transaksi pada periode tertentu.

Perbedaan karakteristik variabel masukan juga terlihat pada penelitian lain mengenai saham sektor perbankan Indonesia. Penggunaan harga *close* harian sebagai masukan LSTM menghasilkan tingkat kesalahan yang berbeda pada masing-masing saham, termasuk MAPE sebesar 1,47% pada BBCA. Data harga tersebut terlebih dahulu dibentuk menjadi *sequence* sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Hasil tersebut menunjukkan bahwa performa model dapat berkaitan dengan karakteristik objek serta rancangan variabel dan *sequence* yang digunakan (Janastu & Wutsqa, 2024). Penelitian lain yang membandingkan LSTM dan GRU pada saham BRI juga menunjukkan adanya perbedaan performa antara kedua arsitektur pada objek dan periode data tertentu. Variasi hasil tersebut menunjukkan bahwa karakteristik saham, variabel masukan, panjang *sequence*, serta konfigurasi model merupakan aspek yang perlu dipertimbangkan dalam penerapan model *deep learning* untuk peramalan harga saham.

Perkembangan penelitian selanjutnya menunjukkan penggunaan arsitektur yang semakin beragam untuk meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari pola harga. Beberapa pendekatan mengombinasikan LSTM dengan CNN, *attention mechanism*, maupun teknik optimasi tertentu untuk menangkap karakteristik data yang lebih kompleks. Meskipun demikian, perbandingan CNN, LSTM, dan CNN-LSTM pada saham Indonesia menunjukkan bahwa LSTM tetap mampu menghasilkan kinerja yang baik pada data OHLCV yang digunakan dalam penelitian tersebut (Joddy, 2025). Penelitian lain juga mengeksplorasi penggunaan *stacked LSTM* dan *bidirectional LSTM* serta variasi panjang

urutan masukan untuk mengetahui pengaruh konfigurasi model terhadap hasil prediksi. Temuan-temuan tersebut memperlihatkan bahwa performa LSTM tidak hanya ditentukan oleh arsitektur, tetapi juga dipengaruhi oleh variabel masukan, panjang *window*, parameter pelatihan, dan karakteristik data yang digunakan (Diqi & Hamzah, 2024).

Berdasarkan penelitian terdahulu, terdapat variasi dalam penggunaan variabel masukan, periode data, panjang sequence, arsitektur model, serta prosedur evaluasi pada peramalan saham menggunakan LSTM. Penelitian pada saham BBCA sebelumnya telah menerapkan pendekatan multivariat dengan menggunakan beberapa variabel harga seperti Open, High, Low, dan Close, sedangkan penelitian lainnya menggunakan kombinasi variabel OHLCV pada beberapa saham secara bersamaan (Lawi et al., 2022). Perbedaan penggunaan variabel masukan tersebut menunjukkan bahwa penerapan LSTM pada peramalan saham dapat dirancang dengan karakteristik data dan konfigurasi pemodelan yang berbeda. Selain pendekatan multivariat, penggunaan satu variabel harga sebagai masukan juga menjadi pendekatan yang relevan karena harga penutupan merupakan salah satu informasi utama yang merepresentasikan nilai saham pada akhir periode perdagangan. Dengan demikian, masih diperlukan pengujian empiris untuk mengetahui kemampuan LSTM dalam mempelajari pola temporal harga penutupan pada objek saham tertentu dengan rancangan pemodelan dan evaluasi yang terstruktur.

Research gap penelitian ini terletak pada pengujian penerapan LSTM univariat menggunakan data historis *Close* untuk peramalan harga saham BBCA.JK. Penelitian terdahulu pada saham BBCA lebih banyak mengeksplorasi penggunaan beberapa variabel harga, sedangkan penelitian berbasis OHLCV juga umumnya mempertimbangkan beberapa atribut perdagangan secara bersamaan (Wei et al., 2022). Kondisi tersebut menunjukkan bahwa masih terdapat ruang untuk menguji bagaimana LSTM mempelajari hubungan temporal apabila informasi masukan dibatasi pada riwayat harga penutupan saja. Selain variabel masukan, perbedaan periode pengamatan, panjang *sequence*, arsitektur model, dan prosedur evaluasi juga dapat menghasilkan karakteristik performa yang berbeda. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada pengujian LSTM univariat dengan harga *Close* sebagai fitur masukan untuk memperoleh bukti empiris mengenai kemampuan model dalam mempelajari pola historis harga saham BBCA.JK.

Metode

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen kuantitatif berbasis *deep learning* untuk melakukan peramalan harga saham Bank Central Asia Tbk (BBCA.JK). Metode utama yang digunakan adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), yaitu arsitektur *recurrent neural network* yang dirancang untuk mempelajari pola dan ketergantungan pada data berurutan. Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan yang saling berurutan, yaitu pengumpulan data historis, persiapan dan transformasi data, pembentukan data sekuens, pembagian dataset, pembangunan dan pelatihan model LSTM, pengujian model, serta evaluasi hasil peramalan.

Alur penelitian dimulai dari pengumpulan data historis saham BBCA.JK yang kemudian diperiksa dan disiapkan untuk proses pemodelan. Data selanjutnya dinormalisasi dan dibentuk menjadi sekuens menggunakan *sliding window* dengan panjang 60 hari. Dataset yang telah dipersiapkan dibagi menjadi data pelatihan dan

pengujian dengan rasio 80:20. Model LSTM kemudian dibangun menggunakan arsitektur yang telah ditentukan dan dilatih menggunakan data pelatihan. Model terbaik digunakan untuk menghasilkan peramalan pada data pengujian, kemudian kinerjanya diukur menggunakan MAE, RMSE, R^2, dan MAPE. Selain pengujian pada data historis yang disisihkan, model juga digunakan untuk menghasilkan peramalan harga pada 30 hari perdagangan berikutnya.

Objek dan Sumber Data

Objek penelitian adalah pergerakan harga saham PT Bank Central Asia Tbk dengan kode BBCA.JK yang diamati dalam bentuk data historis perdagangan harian. Data yang digunakan mencakup periode 8 Agustus 2020 hingga 15 Agustus 2025 dengan total 1.201 observasi. Dataset terdiri atas *atribut Date, Open, High, Low, Close,* dan *Volume*.

Data diperoleh dari dataset historis saham Bank Central Asia yang tersedia pada platform Kaggle. Dataset digunakan sebagai sumber data historis untuk memperoleh pola pergerakan harga saham berdasarkan urutan waktu. Meskipun dataset menyediakan *atribut Open, High, Low, Close,* dan *Volume* (OHLCV), penelitian ini menggunakan harga Close sebagai fitur utama dalam pembentukan input model LSTM. Harga Close pada periode berikutnya digunakan sebagai target peramalan.

Dengan demikian, penelitian ini menggunakan pendekatan univariat pada tahap pemodelan, yaitu memanfaatkan urutan historis harga Close untuk memprediksi harga *Close* pada periode berikutnya. Atribut OHLCV tetap dipertahankan sebagai karakteristik dataset, tetapi atribut *Open, High, Low*, dan *Volume* tidak digunakan secara langsung sebagai fitur input model.

Variabel Penelitian

Dataset penelitian memiliki lima atribut perdagangan utama, yaitu *Open, High, Low, Close,* dan *Volume*. *Open* menunjukkan harga pembukaan, High menunjukkan harga tertinggi, Low menunjukkan harga terendah, *Close* menunjukkan harga penutupan, sedangkan Volume menunjukkan jumlah saham yang diperdagangkan pada periode tertentu.

Dalam penelitian ini, harga *Close* dipilih sebagai fitur prediktor sekaligus target peramalan. Nilai Close historis disusun menjadi data sekuens untuk mempelajari pola temporal menggunakan model LSTM. Setiap sekuens terdiri atas 60 observasi harga *Close* yang digunakan untuk memprediksi harga *Close* pada periode berikutnya. Dengan rancangan tersebut, model yang dibangun merupakan model LSTM univariat karena hanya satu fitur, yaitu harga *Close*, yang digunakan sebagai masukan. Atribut *Open, High, Low,* dan *Volume* tidak digunakan secara langsung dalam proses pembelajaran model.

Tahapan Pengolahan Data

Tahap pengolahan data dilakukan sebelum data digunakan dalam proses pelatihan model LSTM. Proses awal meliputi pemeriksaan data untuk memastikan tidak terdapat duplikasi, nilai yang hilang, atau kesalahan yang dapat mengganggu proses pemodelan. Selanjutnya, harga Close dipilih sebagai variabel yang digunakan dalam pemodelan karena penelitian berfokus pada peramalan harga penutupan saham.

Data harga *Close* kemudian dinormalisasi menggunakan Min-Max Scaling agar nilai berada pada skala yang sesuai untuk proses pembelajaran jaringan LSTM. Setelah

normalisasi, data diubah menjadi bentuk sekuens menggunakan metode sliding window dengan panjang jendela 60 hari. Setiap sampel masukan terdiri atas 60 observasi harga Close sebelumnya yang digunakan untuk memprediksi nilai Close pada periode berikutnya.

Data yang telah dibentuk menjadi sekuens kemudian disusun dalam struktur tiga dimensi yang terdiri atas *sample, time step,* dan *feature*. Karena penelitian menggunakan satu fitur, setiap *time step* memiliki satu nilai harga *Close*. Dataset selanjutnya dibagi berdasarkan urutan waktu dengan rasio 80:20, yaitu 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Pembagian kronologis digunakan agar data pengujian berasal dari periode yang lebih akhir dan tidak digunakan dalam proses pembelajaran model.

Model Long Short-Term Memory

Model yang digunakan adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM) univariat dengan harga *Close* sebagai satu-satunya fitur input. LSTM dipilih karena mampu mempertahankan informasi dari observasi sebelumnya melalui mekanisme memori, sehingga sesuai untuk data harga saham yang memiliki hubungan temporal. Model dirancang menggunakan satu lapisan LSTM yang diikuti oleh beberapa lapisan *Dense* untuk menghasilkan nilai peramalan harga saham.

Lapisan LSTM terdiri atas 96 unit dengan fungsi aktivasi *tanh* dan *recurrent dropout* sebesar 0,2. Keluaran lapisan tersebut diteruskan ke lapisan *Dense* pertama dengan 64 neuron dan aktivasi ReLU, kemudian ke lapisan *Dense* kedua dengan 48 neuron dan aktivasi ReLU. Lapisan keluaran terdiri atas satu neuron dengan aktivasi linear untuk menghasilkan satu nilai peramalan harga saham.

Model dikompilasi menggunakan optimizer Adam dengan *learning rate* sebesar 0,000334 dan fungsi *loss* Huber Loss. Fungsi Huber Loss digunakan untuk menghitung kesalahan selama proses pelatihan dengan karakteristik yang lebih robust terhadap nilai pencilan dibandingkan fungsi kesalahan berbasis kuadrat. Selain itu, MAE digunakan sebagai salah satu metrik untuk memantau perkembangan kinerja model selama pelatihan.

Proses Implementasi dan Pengujian

Implementasi model dilakukan dengan melatih LSTM menggunakan data pelatihan yang telah dibentuk menjadi sekuens 60 hari. Dataset dibagi dengan rasio 80% data pelatihan dan 20% data pengujian. Pembagian dilakukan berdasarkan urutan data sehingga bagian pengujian merepresentasikan periode yang lebih akhir dan tidak digunakan dalam proses pembelajaran model.

Pelatihan model dilakukan dengan maksimum 150 epoch. Untuk mengendalikan proses pembelajaran, digunakan Early Stopping dengan memantau validation loss. Pelatihan dihentikan apabila tidak terjadi perbaikan selama 20 epoch berturut-turut, kemudian bobot terbaik dikembalikan menggunakan mekanisme restore best weights. Selain itu, Model *Checkpoint* digunakan untuk menyimpan model dengan nilai validation loss terbaik selama proses pelatihan. Mekanisme ReduceLROnPlateau juga diterapkan untuk menyesuaikan *learning rate* ketika *validation loss* tidak mengalami perbaikan sehingga proses pembelajaran dapat berlangsung secara lebih stabil. Penerapan Early Stopping dan ReduceLROnPlateau tercantum dalam rancangan pelatihan model.

Model terbaik yang diperoleh dari proses pelatihan selanjutnya digunakan untuk menghasilkan peramalan pada data pengujian. Sebelum dilakukan evaluasi, hasil peramalan dikembalikan ke skala data asli melalui proses *inverse scaling* sehingga nilai peramalan dan nilai aktual berada pada skala harga saham yang sama. Hasil peramalan tersebut kemudian dibandingkan dengan nilai aktual untuk memperoleh nilai MAE, RMSE, R^2, dan MAPE. Selain pengujian menggunakan data yang telah disisihkan, model digunakan untuk menghasilkan peramalan harga saham pada 30 hari perdagangan berikutnya. Peramalan dilakukan menggunakan data historis terakhir sebagai masukan model, kemudian hasil peramalan divisualisasikan untuk melihat kecenderungan pergerakan harga pada periode setelah data historis.

Metode Evaluasi

Evaluasi performa dilakukan menggunakan empat metrik, yaitu *Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE),* koefisien determinasi (R^2), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAE digunakan untuk mengukur rata-rata nilai absolut selisih antara harga aktual dan hasil peramalan, sedangkan RMSE digunakan untuk mengukur akar dari rata-rata kuadrat kesalahan sehingga kesalahan dengan nilai lebih besar memberikan pengaruh yang lebih kuat.

Koefisien determinasi (R^2) digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam menjelaskan variasi nilai aktual, sedangkan MAPE digunakan untuk mengetahui rata-rata kesalahan peramalan dalam bentuk persentase. Secara matematis, metrik yang digunakan dapat dirumuskan sebagai berikut.

Mean Absolute Error (MAE):

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

Root Mean Squared Error (RMSE):

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

Koefisien Determinasi (R^2):

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

Mean Absolute Percentage Error (MAPE):

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

dengan $y_i$sebagai nilai aktual, $\hat{y}_i$ sebagai nilai hasil peramalan, $\bar{y}$ sebagai rata-rata nilai aktual, dan n sebagai jumlah data pengujian. Model dinilai berdasarkan nilai kesalahan peramalan yang dihasilkan oleh keempat metrik tersebut.

Lingkungan Penelitian

Implementasi penelitian dilakukan menggunakan lingkungan pemrograman berbasis Python dengan dukungan pustaka untuk pengolahan data dan pengembangan model *deep learning*. Proses pengolahan dataset menggunakan pustaka seperti Pandas dan NumPy, sedangkan pembangunan dan pelatihan model LSTM menggunakan TensorFlow/Keras. Visualisasi data dan hasil pelatihan digunakan untuk membantu pemeriksaan pola data serta pemantauan kinerja model selama proses pelatihan. Lingkungan tersebut mendukung seluruh tahapan penelitian, mulai dari persiapan data, normalisasi, pembentukan sekuens, pembangunan model, pelatihan, pengujian, hingga evaluasi dan peramalan harga saham.

Hasil

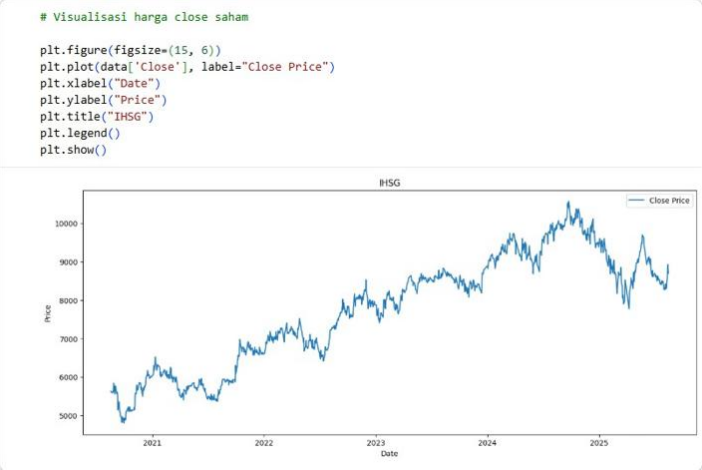
Karakteristik Data dan Pergerakan Harga Saham

Data penelitian terdiri atas 1.201 observasi historis saham BBCA.JK pada periode 8 Agustus 2020 sampai 15 Agustus 2025. Dataset memuat atribut *Date*, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, dan *Volume*. Data tersebut memiliki karakteristik deret waktu karena setiap observasi tersusun berdasarkan urutan tanggal perdagangan dan menunjukkan perubahan nilai dari satu periode ke periode berikutnya.

Tabel 1. *Karakteristik Data Historis Saham BBCA.JK*

Karakteristik	Keterangan
Objek	BBCA.JK (Bank Central Asia Tbk)
Periode pengamatan	8 Agustus 2020–15 Agustus 2025
Jumlah observasi	1.201 data harian
Frekuensi data	Harian
Atribut data	*Open, High, Low, Close,* dan *Volume*
Sumber data	Kaggle

Tabel 1 menunjukkan bahwa data memiliki rentang pengamatan yang cukup panjang dengan frekuensi harian. Struktur data yang berurutan memungkinkan informasi historis digunakan untuk membentuk pola sekuens yang menjadi masukan pada model LSTM.



Gambar 1. *Visualisasi Harga Penutupan Saham BBCA.JK*

Gambar 1 menunjukkan bahwa harga penutupan BBCA.JK mengalami perubahan dari waktu ke waktu dengan kecenderungan meningkat dalam jangka panjang, tetapi tetap disertai fluktuasi dan koreksi pada beberapa periode. Pola tersebut menunjukkan adanya

perubahan nilai yang tidak sepenuhnya linear sehingga urutan data historis menjadi informasi penting dalam proses peramalan.

Hasil Pembentukan Data Sekuens dan Pembagian Dataset

Setelah melalui proses normalisasi menggunakan *Min-Max Scaling*, data diubah menjadi bentuk sekuens dengan panjang jendela 60 hari. Setiap sekuens digunakan untuk membentuk pasangan data masukan dan target pada periode berikutnya. Proses tersebut menghasilkan data dengan struktur tiga dimensi yang sesuai dengan kebutuhan masukan jaringan LSTM.

Dataset kemudian dibagi secara berurutan dengan rasio 80:20, yaitu 80% data digunakan untuk pelatihan dan 20% digunakan untuk pengujian. Pembagian dilakukan berdasarkan urutan waktu sehingga data pengujian berada setelah data pelatihan. Pendekatan ini mempertahankan hubungan temporal antardata dan menghindari penggunaan informasi dari periode pengujian dalam proses pembelajaran model.

```
# Prepare Squence
def create_sequences(data, sequence_length):
    X, y = [], []
    for i in range(sequence_length, len(data)):
        X.append(data[i-sequence_length:i, 0])
        y.append(data[i, 0])
    return np.array(X), np.array(y)

sequence_length = 60
X, y = create_sequences(data_scaled, sequence_length)
X = X.reshape((X.shape[0], X.shape[1], 1))

# Split train-test
train_size = int(0.8 * len(X))
X_train, X_test = X[:train_size], X[train_size:]
y_train, y_test = y[:train_size], y[train_size:]
```

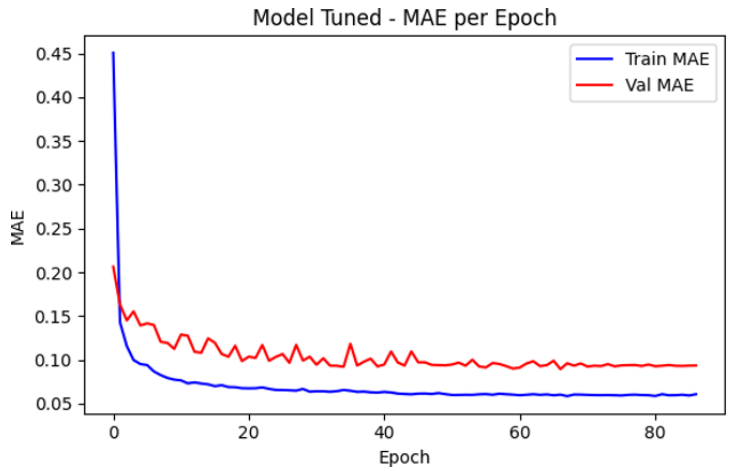
Gambar 2. *Pembagian Dataset Pelatihan dan Pengujian*

Gambar 2 memperlihatkan pembagian data menjadi bagian pelatihan dan pengujian dengan rasio 80:20. Pembagian berdasarkan urutan waktu menghasilkan skenario pengujian yang menggunakan data pada periode berikutnya setelah data yang digunakan untuk melatih model.

Hasil Pelatihan Model LSTM

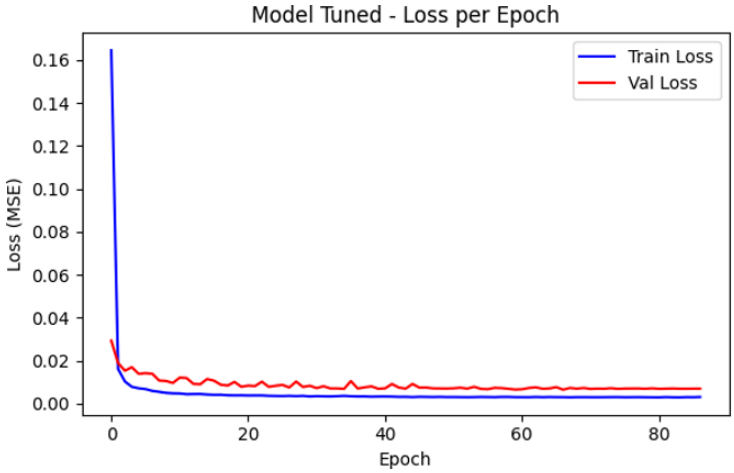
Model LSTM dilatih dengan maksimum 150 *epoch* menggunakan optimizer Adam, fungsi *Huber Loss*, serta mekanisme *Early Stopping*, *Model Checkpoint*, dan *ReduceLROnPlateau*. Selama proses pelatihan, nilai kesalahan pada data pelatihan dan validasi dipantau untuk melihat perkembangan kemampuan model dalam mempelajari pola data.

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa pada epoch awal terjadi penurunan kesalahan yang cukup tajam. Setelah beberapa epoch, perubahan nilai kesalahan menjadi lebih kecil dan cenderung stabil. Pada tahap akhir pelatihan, nilai *loss* pada data pelatihan berada pada kisaran 0,0028–0,0034, sedangkan *validation loss* berada pada kisaran 0,0069–0,0072. Nilai MAE pelatihan pada tahap akhir berada pada kisaran 0,058–0,062.



Gambar 3. *Perkembangan MAE Data Pelatihan dan Validasi*

Gambar 3 menunjukkan penurunan MAE yang cukup tajam pada tahap awal pelatihan, kemudian diikuti kondisi yang lebih stabil pada epoch berikutnya. MAE data pelatihan berada pada kisaran yang lebih rendah dibandingkan MAE validasi, sedangkan kurva validasi tetap menunjukkan pola yang relatif stabil. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa proses pembelajaran model berlangsung secara bertahap hingga mencapai kondisi yang lebih konvergen.



Gambar 4. *Perkembangan Loss Data Pelatihan dan Validasi*

Gambar 4 memperlihatkan penurunan *training loss* dan *validation loss* pada tahap awal pelatihan, kemudian kedua nilai tersebut cenderung stabil pada epoch berikutnya. Perbedaan antara kurva pelatihan dan validasi tidak menunjukkan pola divergensi yang semakin besar. Kondisi ini menunjukkan bahwa proses pelatihan berlangsung relatif stabil dan model tidak menunjukkan peningkatan kesalahan validasi secara terus-menerus ketika proses pembelajaran berlangsung.

Pada beberapa epoch, *validation loss* tidak mengalami perbaikan sehingga mekanisme *ReduceLROnPlateau* menurunkan *learning rate* hingga sekitar $1{,}04 \times 10^{-5}$. Selanjutnya, mekanisme *Early Stopping* digunakan untuk menghentikan pelatihan ketika tidak terdapat perbaikan pada *validation loss* selama jumlah epoch yang telah ditentukan. Bobot terbaik kemudian digunakan pada tahap pengujian.

Hasil Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan menggunakan data pengujian yang tidak digunakan dalam proses pembelajaran model. Nilai peramalan dikembalikan ke skala data asli melalui proses *inverse scaling* sehingga kesalahan peramalan dapat diinterpretasikan dalam satuan harga saham. Empat metrik digunakan untuk mengevaluasi performa model, yaitu MAE, RMSE, R^2, dan MAPE.

Tabel 2. *Hasil Evaluasi Model LSTM pada Data Pengujian*

Metrik	Nilai
MAE	128,57
RMSE	164,44
R^2	0,9417
MAPE	1,41%

Tabel 2 menunjukkan bahwa model menghasilkan MAE sebesar 128,57 dan RMSE sebesar 164,44. Nilai tersebut menunjukkan besarnya kesalahan peramalan antara harga aktual dan harga yang dihasilkan model. Nilai R^2sebesar 0,9417 menunjukkan bahwa model dapat menjelaskan sekitar 94,17% variasi nilai pada data pengujian. Sementara itu, MAPE sebesar 1,41% menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan peramalan relatif terhadap nilai aktual berada pada tingkat yang rendah.

Hasil evaluasi juga menunjukkan bahwa nilai MAPE berada di bawah 10%, yang dalam kriteria evaluasi yang digunakan termasuk kategori kemampuan peramalan sangat baik. Dengan demikian, berdasarkan metrik pengujian, model menghasilkan tingkat kesalahan relatif yang rendah pada data pengujian.

```
# Evaluasi Model Tuned + MAPE
def evaluate_model(model, X_test, y_test, scaler, epsilon=1e-8):
    # Prediksi
    y_pred = model.predict(X_test)

    # Kembalikan ke skala asli
    y_pred_rescaled = scaler.inverse_transform(y_pred)
    y_test_rescaled = scaler.inverse_transform(y_test.reshape(-1, 1))

    # Hitung metrik
    mae = mean_absolute_error(y_test_rescaled, y_pred_rescaled)
    rmse = math.sqrt(mean_squared_error(y_test_rescaled, y_pred_rescaled))
    r2 = r2_score(y_test_rescaled, y_pred_rescaled)

    # MAPE (hindari pembagian nol)
    mape = np.mean(
        np.abs((y_test_rescaled - y_pred_rescaled) / (y_test_rescaled + epsilon))
    ) * 100

    return mae, rmse, r2, mape, y_pred_rescaled, y_test_rescaled


# Panggil evaluasi untuk model_tuned
mae, rmse, r2, mape, y_pred_rescaled, y_test_rescaled = evaluate_model(
    model_tuned, X_test, y_test, scaler
)

# Cetak hasil
print(
    f"[Model Tuned] MAE: {mae:.4f}, "
    f"RMSE: {rmse:.4f}, "
    f"R²: {r2:.4f}, "
    f"MAPE: {mape:.2f}%"
)

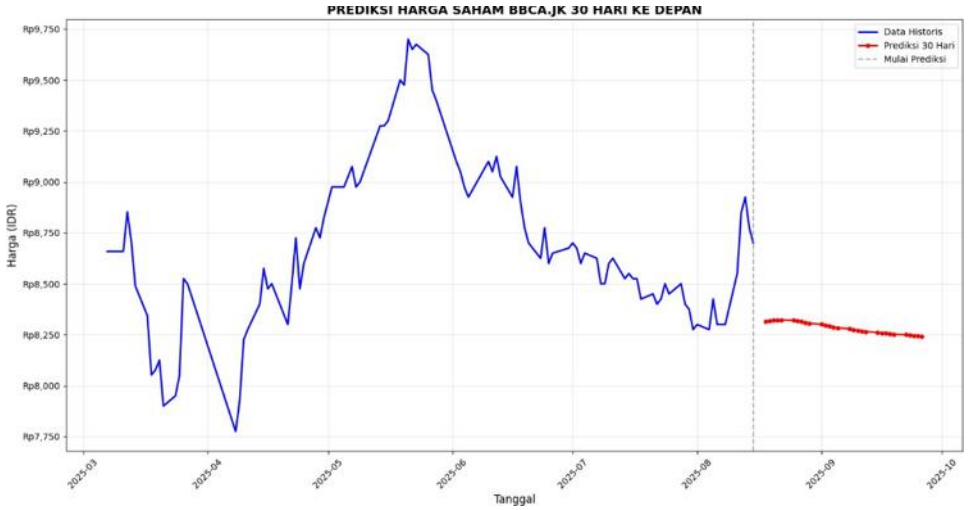
8/8 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 14ms/step
[Model Tuned] MAE: 128.5713, RMSE: 164.4375, R²: 0.9417, MAPE: 1.41%
```

Gambar 5*. Hasil Evaluasi Model LSTM*

Gambar 5 menampilkan hasil evaluasi model pada data pengujian setelah nilai peramalan dikembalikan ke skala aslinya. Hasil yang ditampilkan konsisten dengan nilai evaluasi pada Tabel 2, yaitu MAE 128,57, RMSE 164,44, $R^2$0,9417, dan MAPE 1,41%.

Hasil Peramalan Harga Saham

Selain evaluasi menggunakan data pengujian, model digunakan untuk menghasilkan estimasi harga saham pada periode berikutnya. Hasil peramalan divisualisasikan dengan membandingkan pola historis dan nilai yang diperkirakan oleh model.



***Gambar 6**. Visualisasi Peramalan Harga Saham BBCA.JK*

Gambar 6 menunjukkan perbandingan pergerakan harga historis dengan hasil peramalan untuk 30 hari perdagangan berikutnya. Pada periode historis terlihat adanya fluktuasi harga, sedangkan hasil peramalan menunjukkan pola pergerakan yang relatif lebih halus dengan kecenderungan menurun secara perlahan pada periode awal peramalan. Perbedaan tingkat fluktuasi tersebut menunjukkan bahwa model lebih banyak menangkap pola dan kecenderungan temporal dibandingkan perubahan harian yang bersifat tajam. Hasil visualisasi juga memperlihatkan kesinambungan antara pola historis dan periode peramalan tanpa munculnya perubahan harga yang ekstrem secara tiba-tiba. Temuan ini melengkapi hasil evaluasi kuantitatif yang menunjukkan MAPE sebesar 1,41% dan R^2 sebesar 0,9417 pada data pengujian.

Pembahasan

Kemampuan LSTM dalam Memodelkan Pola Temporal Harga Saham

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan LSTM dengan sekuens 60 hari mampu menghasilkan peramalan harga penutupan BBCA.JK dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Penggunaan jendela waktu tersebut memungkinkan model memperoleh informasi dari sejumlah observasi sebelumnya sebelum menghasilkan peramalan untuk periode berikutnya. Pendekatan berbasis sekuens sesuai dengan karakteristik data harga saham yang tersusun secara temporal, karena perubahan harga pada suatu periode dapat memiliki keterkaitan dengan pola harga pada periode sebelumnya. Kemampuan LSTM dalam memanfaatkan ketergantungan temporal juga menjadi salah satu alasan model ini banyak digunakan dalam peramalan deret waktu, termasuk pada data pasar saham yang bersifat dinamis dan nonlinier (Beniwal et al., 2024).

Hasil pelatihan memperlihatkan bahwa nilai MAE dan *loss* mengalami penurunan pada tahap awal, kemudian cenderung stabil pada tahap berikutnya. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola utama dari data secara bertahap. Perbedaan antara kurva pelatihan dan validasi juga tidak semakin melebar secara terus-menerus, sehingga tidak terlihat indikasi kuat bahwa model mengalami peningkatan kesalahan validasi setelah proses pembelajaran berlangsung. Penggunaan *Early Stopping* dan *ReduceLROnPlateau* turut mendukung proses pelatihan dengan menghentikan pembelajaran ketika tidak lagi memberikan perbaikan serta menyesuaikan *learning rate* ketika perkembangan *validation loss* mulai melambat. Strategi pengendalian proses pelatihan semacam ini relevan dalam pemodelan deret waktu karena performa pada data pelatihan yang baik tidak selalu menunjukkan kemampuan generalisasi yang sama pada data yang belum digunakan dalam pembelajaran.

Penggunaan Huber Loss juga sesuai dengan karakteristik data harga saham yang dapat mengalami perubahan nilai secara relatif besar pada periode tertentu. Fungsi tersebut memberikan respons terhadap kesalahan peramalan tanpa memberikan pengaruh sebesar fungsi berbasis kuadrat ketika terdapat kesalahan yang besar. Dengan demikian, proses pembelajaran tidak terlalu didominasi oleh beberapa observasi dengan kesalahan tinggi. Pendekatan penggunaan Huber Loss dalam peramalan harga saham juga ditemukan pada penelitian terbaru yang memanfaatkannya sebagai fungsi objektif untuk menghadapi karakteristik data keuangan yang memiliki volatilitas dan perubahan pola (Zhou et al., 2025).

Interpretasi Hasil Evaluasi Model

Evaluasi pada data pengujian menghasilkan MAE sebesar 128,57, RMSE sebesar 164,44, R^2 sebesar 0,9417, dan MAPE sebesar 1,41%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa peramalan yang dihasilkan model memiliki kesalahan relatif yang rendah terhadap harga aktual pada periode pengujian. MAPE sebesar 1,41% menunjukkan bahwa rata-rata perbedaan absolut antara nilai aktual dan peramalan berada pada tingkat yang kecil jika dinyatakan dalam persentase terhadap nilai aktual. Sementara itu, nilai R^2 sebesar 0,9417 menunjukkan bahwa variasi nilai aktual pada data pengujian dapat dijelaskan dengan cukup kuat oleh hasil peramalan i model.

Nilai RMSE yang lebih besar daripada MAE menunjukkan bahwa terdapat beberapa kesalahan peramalan yang relatif lebih besar dibandingkan kesalahan rata-ratanya. Kondisi tersebut masih dapat terjadi pada data harga saham karena perubahan harga tidak selalu berlangsung secara seragam dari satu periode ke periode berikutnya. RMSE memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan tersebut sehingga dapat memberikan gambaran tambahan mengenai keberadaan deviasi peramalan yang lebih besar. Oleh karena itu, penggunaan MAE dan RMSE secara bersamaan memberikan informasi yang lebih lengkap dibandingkan hanya menggunakan satu ukuran kesalahan.

Hasil tersebut juga sejalan dengan penelitian pada saham sektor perbankan Indonesia yang menunjukkan bahwa LSTM dapat menghasilkan kemampuan peramalan yang tinggi ketika digunakan untuk memodelkan data harga saham. Penelitian pada beberapa saham bank Indonesia menggunakan data historis dan pendekatan LSTM memperoleh nilai R^2 yang tinggi pada peramalan harga *close*, termasuk nilai R^2 sebesar 0,942172 pada skenario peramalan *close*. Meskipun dataset, arsitektur, dan rancangan eksperimennya berbeda, kesamaan tersebut menunjukkan bahwa pendekatan LSTM memiliki potensi yang baik

untuk mempelajari pola temporal pada harga saham sektor perbankan Indonesia (Kenrick et al., 2024).

Temuan pada penelitian ini juga dapat dibandingkan dengan penelitian yang mengevaluasi LSTM pada saham perbankan Indonesia menggunakan data BBRI.JK. Dengan *lookback window* 60 hari dan pembagian data 80:20, penelitian tersebut memperoleh MAPE sebesar 3,8722%, MAE sebesar 162,22, RMSE sebesar 194,25, dan R^2 sebesar 0,9531. Perbedaan nilai evaluasi tersebut menunjukkan bahwa kinerja LSTM dapat berubah bergantung pada emiten, periode data, konfigurasi model, dan skenario pengujian yang digunakan. Oleh karena itu, nilai evaluasi penelitian ini sebaiknya dipahami sebagai performa model pada dataset dan konfigurasi khusus BBCA.JK, bukan sebagai ukuran universal kemampuan LSTM untuk seluruh saham (Kusuma & Khairunnisa, 2025).

Perbandingan dengan Penelitian Terkini

Hasil penelitian memperlihatkan bahwa model LSTM dengan arsitektur yang relatif sederhana tetap dapat menghasilkan performa peramalan yang baik pada data BBCA.JK. Temuan tersebut sejalan dengan penelitian yang membandingkan beberapa model *deep learning* untuk peramalan harga saham dan menunjukkan bahwa LSTM mampu menangkap pola temporal dengan baik. Pada penelitian tersebut, LSTM memberikan performa pengujian yang lebih baik dibandingkan beberapa model lain pada sejumlah indeks saham global, meskipun performa model dapat berbeda antara tahap pelatihan dan pengujian. Hal tersebut memperkuat pentingnya mengevaluasi model menggunakan data yang tidak digunakan selama proses pembelajaran (Beniwal et al., 2024).

Penelitian lain pada saham bank Indonesia menggunakan pendekatan LSTM dengan data OHLCV dan *technical indicators*. Hasilnya menunjukkan bahwa pemanfaatan lebih banyak informasi historis dan proses optimasi model dapat meningkatkan kemampuan model dalam menangkap karakteristik volatilitas saham. Pendekatan tersebut menggunakan arsitektur LSTM yang lebih kompleks dan *Time Series Cross-Validation*, sedangkan penelitian ini menggunakan satu fitur utama, yaitu harga *Close*, dengan pembagian kronologis 80:20. Perbedaan rancangan tersebut menunjukkan bahwa performa model tidak hanya ditentukan oleh jenis algoritma, tetapi juga oleh pemilihan fitur, strategi validasi, panjang sekuens, arsitektur, dan konfigurasi pelatihan.

Perbandingan tersebut sekaligus menunjukkan posisi penelitian ini. Model yang digunakan tidak dirancang sebagai model multivariat atau model hibrida, tetapi berfokus pada pemanfaatan pola historis harga *Close* dengan LSTM. Dengan konfigurasi tersebut, model telah menghasilkan MAPE 1,41% pada data pengujian. Hasil ini menunjukkan bahwa informasi harga historis saja dapat memberikan pola yang cukup untuk membangun model peramalan pada dataset yang digunakan, meskipun belum dapat digunakan untuk menyimpulkan bahwa penambahan variabel lain tidak diperlukan.

Interpretasi Peramalan 30 Hari Berikutnya

Visualisasi peramalan 30 hari perdagangan berikutnya menunjukkan bahwa hasil peramalan cenderung lebih halus dibandingkan pergerakan harga historis. Pada data historis terlihat adanya fluktuasi harga, sedangkan pada periode peramalan model menghasilkan pola yang relatif stabil dengan kecenderungan menurun secara perlahan pada periode awal. Pola tersebut menunjukkan bahwa model lebih banyak menangkap

kecenderungan temporal yang terdapat pada data historis daripada mengikuti setiap perubahan harga harian yang bersifat tajam.

Karakteristik peramalan yang lebih halus perlu dipahami sebagai konsekuensi dari proses pembelajaran pola historis, bukan sebagai kepastian bahwa harga saham akan bergerak sesuai dengan hasil peramalan tersebut. Data harga saham dipengaruhi oleh berbagai faktor yang tidak seluruhnya direpresentasikan oleh harga *Close* historis. Penelitian mengenai peramalan saham juga menunjukkan bahwa semakin panjang horizon peramalan, tantangan dalam mempertahankan akurasi dapat meningkat karena ketidakpastian dan perubahan kondisi pasar. Oleh sebab itu, visualisasi 30 hari pada penelitian ini lebih tepat digunakan untuk menunjukkan kecenderungan hasil model daripada dianggap sebagai nilai harga yang pasti terjadi (Beniwal et al., 2024).

Hasil forecast juga melengkapi evaluasi kuantitatif pada data pengujian. Nilai MAPE 1,41% dan R^2 0,9417 menunjukkan performa model pada data yang digunakan untuk pengujian, sedangkan visualisasi 30 hari memberikan gambaran mengenai bagaimana model menghasilkan estimasi pada periode setelah data historis. Kedua hasil tersebut memiliki fungsi yang berbeda sehingga tidak sebaiknya diperlakukan sebagai ukuran evaluasi yang sama. Evaluasi data pengujian digunakan untuk mengukur kesalahan peramalan terhadap nilai aktual yang telah tersedia, sedangkan forecast 30 hari digunakan untuk melihat pola estimasi pada periode mendatang.

Implikasi dan Keterbatasan Model

Hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM dapat digunakan untuk memodelkan harga penutupan BBCA.JK dengan memanfaatkan pola historis dan sekuens 60 hari. Penggunaan kombinasi Min-Max Scaling, Huber Loss, Early Stopping, Model Checkpoint, dan ReduceLROnPlateau menghasilkan proses pelatihan yang relatif stabil serta performa pengujian dengan MAPE 1,41%. Temuan ini menunjukkan bahwa pemodelan berbasis LSTM dapat menjadi pendekatan komputasional untuk analisis pola harga saham, khususnya ketika data disusun sebagai deret waktu.

Meskipun demikian, model penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada jumlah informasi yang digunakan sebagai masukan. Dataset menyediakan atribut *Open, High, Low, Close,* dan *Volume*, tetapi implementasi model menggunakan harga *Close* sebagai fitur utama. Dengan demikian, model belum secara langsung memanfaatkan volume perdagangan, indikator teknikal, maupun faktor eksternal yang dapat berkaitan dengan perubahan harga saham. Penelitian pada saham bank Indonesia yang menggunakan OHLCV dan indikator teknikal menunjukkan bahwa penambahan informasi tersebut dapat menjadi salah satu arah pengembangan model untuk menangkap karakteristik pasar yang lebih kompleks.

Keterbatasan tersebut juga membuka peluang untuk penelitian selanjutnya melalui penggunaan beberapa fitur secara simultan, pengujian panjang *window* yang berbeda, atau perbandingan LSTM dengan arsitektur lain seperti GRU dan Transformer. Evaluasi menggunakan skema *time series cross-validation* juga dapat dipertimbangkan untuk memperoleh gambaran performa yang lebih luas pada beberapa periode pengujian. Pendekatan semacam ini telah digunakan dalam penelitian terbaru pada saham bank Indonesia untuk menjaga urutan temporal sekaligus mengevaluasi kestabilan model pada beberapa *fold* pengujian.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM yang menggunakan sekuens harga *Close* selama 60 hari mampu menghasilkan peramalan dengan kesalahan relatif rendah pada data pengujian BBCA.JK. Nilai MAPE sebesar 1,41%, MAE sebesar 128,57, RMSE sebesar 164,44, dan R^2 sebesar 0,9417 memperlihatkan bahwa model dapat mengikuti pola harga pada data pengujian dengan cukup baik. Stabilitas kurva pelatihan dan validasi juga menunjukkan bahwa proses pembelajaran berlangsung secara terkendali. Namun, performa tersebut perlu dipahami dalam konteks dataset, periode pengamatan, fitur yang digunakan, dan konfigurasi model yang diterapkan. Hasil forecast 30 hari memberikan gambaran tambahan mengenai kecenderungan harga yang dipelajari model, tetapi tidak dapat diperlakukan sebagai kepastian pergerakan harga pada periode mendatang.

Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan mengembangkan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk melakukan peramalan harga saham BBCA.JK berdasarkan pola data historis. Permasalahan yang dihadapi adalah adanya fluktuasi harga saham yang berubah secara temporal sehingga diperlukan model yang mampu memanfaatkan hubungan antarperiode dalam data historis. Model dibangun menggunakan data harian BBCA.JK periode 8 Agustus 2020 hingga 15 Agustus 2025 sebanyak 1.201 observasi, dengan harga *Close* sebagai fitur utama, normalisasi Min-Max, dan *sliding window* 60 hari.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model LSTM menghasilkan MAE sebesar 128,57, RMSE sebesar 164,44, R^2 sebesar 0,9417, dan MAPE sebesar 1,41% pada data pengujian. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan peramalan dengan kesalahan relatif yang rendah, sementara proses pelatihan berlangsung secara stabil setelah penerapan *Early Stopping*, *Model Checkpoint*, dan *ReduceLROnPlateau*. Visualisasi peramalan 30 hari perdagangan berikutnya juga menunjukkan pola peramalan yang relatif lebih halus dibandingkan pergerakan historis.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM dapat digunakan sebagai pendekatan untuk memodelkan pola temporal harga BBCA.JK. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model dengan memanfaatkan seluruh variabel OHLCV, menambahkan indikator teknikal, membandingkan panjang *window* yang berbeda, serta menguji arsitektur lain seperti GRU atau Transformer untuk memperoleh gambaran performa yang lebih komprehensif.

Acknowledgment

-

Daftar Pustaka

Beniwal, M., Singh, A., & Kumar, N. (2024). Forecasting multistep daily stock prices for long-term investment decisions: A study of deep learning models on global indices. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 129, Artikel 107617. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107617

Budiharto, W. (2021). Data science approach to stock prices forecasting in Indonesia during COVID-19 using Long Short-Term Memory (LSTM). *Journal of Big Data, 8*, 47. https://doi.org/10.1186/s40537-021-00430-0

Chen, W., Hussain, W., Cauteruccio, F., & Zhang, X. (2024). Deep learning for financial time series prediction: A state-of-the-art review of standalone and hybrid models. *Computer Modeling in Engineering & Sciences, 139*(1), 187–224. https://doi.org/10.32604/cmes.2023.031388

Diqi, M., & Hamzah, H. (2024). Improving stock price prediction accuracy with StacBi LSTM. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, *9*(1), 10–26. https://doi.org/10.14421/jiska.2024.9.1.10-26

Janastu, I N. C., & Wutsqa, D. U. (2024). Prediksi harga saham pada sektor perbankan menggunakan algoritma Long Short-Term Memory. *Jurnal Statistika dan Sains Data*, *1*(2), 1–14. https://doi.org/10.21831/jssd.v1i2.19475

Jiang, W. (2021). Applications of deep learning in stock market prediction: Recent progress. *Expert Systems with Applications, 184*, 115537. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115537

Joddy, S. (2025). Comparative Analysis of CNN, LSTM, and CNN–LSTM for Indonesian Stock Prediction. *Engineering, MAthematics and Computer Science Journal (EMACS)*, *7*(3), 283–289. https://doi.org/10.21512/emacsjournal.v7i3.14326

Kenrick, K., Ivancio, S. C., Isabellini, E., Adhi, C. G. S., & Prasetyo, A. (2024). Multivariate stock market forecasting using lstm on Indonesian banking stock market. *Procedia Computer Science*, *245*, 1047–1056. https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.10.333

Kusuma, C. J. C, & Khairunnisa, K. (2025). A Comparison of the Performance of CNN, LSTM, and RNN Models for Stock Price Prediction. *Emerging Information Science and Technology*, *6*(2), 147-160 . https://doi.org/10.18196/eist.v6i2.31747

Lawi, A., Mesra, H., & Amir, S. (2022). Implementation of Long Short-Term Memory and Gated Recurrent Units on grouped time-series data to predict stock prices accurately. *Journal of Big Data, 9*, 89. https://doi.org/10.1186/s40537-022-00597-0

Li, Q., Kamaruddin, N., Yuhaniz, S. S., & Al-Jaifi, H. A. (2024). Forecasting stock prices changes using long-short term memory neural network with symbolic genetic programming. *Scientific Reports, 14*, 422. https://doi.org/10.1038/s41598-023-50783-0

Mahulete, E., & Hendry, H. (2025). Prediksi Harga Saham Menggunakan Model Multivariate Long Short-Term Memories. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, *7*(2), 1477-1486. https://doi.org/10.47065/bits.v7i2.7978

Olorunnimbe, K., & Viktor, H. (2023). Deep learning in the stock market—a systematic survey of practice, backtesting, and applications. *Artificial Intelligence Review, 56*(3), 2057–2109. https://doi.org/10.1007/s10462-022-10226-0

Purba, A. A. E., & Nasution, M. I. P. (2025). Business Intelligence dalam Era Ekonomi Digital: Kajian Sistematis atas Strategi dan Implementasi. *Journal Artificial: Informatika Dan Sistem Informasi*, *3*(2), 161–171. https://doi.org/10.54065/artificial.753

Thakkar, A., & Chaudhari, K. (2021). A comprehensive survey on deep neural networks for stock market: The need, challenges, and future directions. *Expert Systems with Applications, 177*, 114800. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114800

Wafda, A. (2024). Integrasi Machine Learning dalam Ritel: Tinjauan Komprehensif tentang Prediksi Harga, Analisis Data Pelanggan, dan Pemanfaatan Media Sosial. *Journal Artificial: Informatika Dan Sistem Informasi*, *2*(2), 90–106. https://doi.org/10.54065/artificial.543

Wahab, A., Herdian, A., Wirawan, D., Jumaryadi, Y., Alam, S., & Fiade, A. (2024). Stock Prediction for Indonesia Stock Exchange with Long Short-Term Memory. *Jurnal Ilmiah FIFO*, *16*(1), 96–103. https://doi.org/10.22441/fifo.2024.v16i1.010

Wei, J., Xu, Q., & He, C. (2022). Deep learning of predicting closing price through historical adjustment closing price. *Procedia Computer Science, 202*, 379–384. https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.04.052

Zhang, C., Sjarif, N. N. A., & Ibrahim, R. (2024). Deep learning models for price forecasting of financial time series: A review of recent advancements: 2020–2022. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 14*(1), e1519. https://doi.org/10.1002/widm.1519

Zhou, L., Zhang, Y., Yu, J., Wang, G., Liu, Z., Yongchareon, S., & Wang, N. (2025). LLM-Augmented Linear Transformer–CNN for Enhanced Stock Price Prediction. *Mathematics*, *13*(3), 487. https://doi.org/10.3390/math13030487