

**KOMPARASI MODEL TRANSFORMER DAN LONG SHORT-
TERM MEMORY DALAM PREDIKSI HARGA SAHAM BLUE
CHIP DI BEI**

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Sistem Informasi



disusun oleh

RICKY ANDRE FERDIANSYAH

22.12.2312

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2026

**KOMPARASI MODEL TRANSFORMER DAN LONG SHORT-
TERM MEMORY DALAM PREDIKSI HARGA SAHAM BLUE
CHIP DI BEI**

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Sistem Informasi



disusun oleh

RICKY ANDRE FERDIANSYAH

22.12.2312

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2026**

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

KOMPARASI MODEL TRANSFORMER DAN LONG SHORT-TERM
MEMORY DALAM PREDIKSI HARGA SAHAM BLUE CHIP DI BEI

yang disusun dan diajukan oleh

Ricky Andre Ferdiansyah

22.12.2317

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 11 Mei 2026

Dosen Pembimbing,


Prof. Dr. Ema Utami, S.Si, M.Kom.
NIM. 190302037

HALAMAN PENGESAHAN

SKRIPSI

KOMPARASI MODEL TRANSFORMER DAN LONG SHORT-TERM
MEMORY DALAM PREDIKSI HARGA SAHAM BLUE CHIP DI BEI

yang disusun dan diajukan oleh

Ricky Andre Ferdiansyah

22.12.2312

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 11 Mei 2026

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Anggit Dwi Hartanto, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302163

Yoga Pristyanto, S.Kom., M.Eng.
NIK. 190302412

Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom.
NIK. 190302037

Skrripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 11 Mei 2026

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Ricky Andre Ferdiansyah
NIM : 22.12.2312

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

**Komparasi Model Transformer dan Long Short-Term Memory dalam
Prediksi Harga Saham Blue Chip di BEI**

Dosen Pembimbing : Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom.

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 11 Mei 2026

Yang Menyatakan,



Ricky Andre Ferdiansyah

HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan syukur setinggi-tingginya kepada Tuhan Yang Maha Esa, atas segala berkah, petunjuk, dan kemudahan yang telah dilimpahkan, sehingga tugas akhir berupa skripsi ini dapat diselesaikan dengan paripurna.

Karya akademik ini, yang merupakan cerminan dari dedikasi dan perjalanan panjang, saya persembahkan secara istimewa kepada:

1. Ayahanda dan ibunda tercinta, yang senantiasa melimpahkan doa tulus, dukungan moral dan material tanpa batas, serta menjadi fondasi utama bagi seluruh pencapaian Penulis.
2. Dosen pembimbing, Ibu Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom., atas segala arahan, bimbingan, dan transfer ilmu yang telah diberikan secara konsisten dan penuh kesabaran, sehingga skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik.
3. Adik-adik tercinta, yang memberikan motivasi dan dukungan emosional sebagai penyemangat dalam keluarga.
4. Diri penulis sendiri, sebagai bentuk apresiasi atas ketekunan, dedikasi, dan semangat pantang menyerah dalam menghadapi tantangan selama masa perkuliahan dan proses penyusunan skripsi ini.
5. Rekan-rekan seperjuangan, Ferdy, Juna, Zaki, Zein, atas kebersamaan, diskusi konstruktif, dan kolaborasi yang telah terjalin selama masa studi.

KATA PENGANTAR

Tuhan Yang Maha Esa senantiasa dilimpahi puji dan syukur atas berkat, rahmat, dan karunia-Nya yang tak terhingga. Berkat rahmat-Nya, Penulis berhasil menuntaskan penyusunan skripsi yang berjudul "Komparasi Model Transformer dan Long Short-Term Memory dalam Prediksi Harga Saham Blue Chip di BEI". Skripsi ini diajukan untuk memenuhi salah satu syarat dalam mencapai gelar Sarjana di Universitas Amikom Yogyakarta.

Penulis menyadari bahwa penyelesaian skripsi ini tidak lepas dari peran serta dan kontribusi banyak pihak. Oleh karena itu, Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Dr. M. Suyanto, M.M., selaku Rektor Universitas Amikom Yogyakarta, atas izin dan kesempatan yang telah diberikan kepada Penulis untuk menempuh dan menyelesaikan pendidikan jenjang Sarjana di Universitas Amikom Yogyakarta.
2. Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing, atas dedikasi, motivasi, arahan, dan bimbingan yang konsisten dan berharga kepada Penulis selama seluruh proses penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Agung Nugroho, S. Kom., M. Kom., selaku Dosen Wali, atas bimbingan, arahan, dan dukungan akademik yang telah diberikan secara kontinu selama Penulis menempuh studi di Universitas Amikom Yogyakarta.

Yogyakarta, 11 Mei 2026

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN	xiii
DAFTAR ISTILAH	xiv
INTISARI	xvii
ABSTRACT	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Studi Literatur	5
2.2 Dasar Teori	16

2.2.1	Machine Learning.....	16
2.2.2	Deep Learning.....	16
2.2.3	Recurrent Neural Network.....	17
2.2.4	Long Short-Term Memory.....	18
2.2.5	Transformer.....	19
2.2.6	Perbandingan Teoritis LSTM dan Transformer.....	21
2.2.7	Metrik Evaluasi.....	22
2.2.7.1	Mean Absolute Error (MAE).....	22
2.2.7.2	Root Mean Square Error (RMSE).....	22
2.2.7.3	Mean Absolute Percentage Error (MAPE).....	23
2.2.7.4	Diebold-Mariano (DM) Test.....	24
BAB III METODE PENELITIAN.....		25
3.1	Objek Penelitian.....	25
3.2	Alur Penelitian.....	26
3.2.1	Pengumpulan Data.....	27
3.2.2	Pembagian Data.....	27
3.2.3	Pra-pemrosesan Data.....	27
3.2.4	Pemodelan.....	28
3.2.4.1	Arsitektur Model LSTM.....	28
3.2.4.2	Arsitektur Model Transformer.....	29
3.2.4.3	Proses Pelatihan.....	30
3.2.4.4	Hyperparameter Tuning.....	31
3.2.5	Evaluasi Model.....	31
3.2.6	Visualisasi.....	32
3.3	Alat dan Bahan.....	33
3.3.1	Deskripsi Dataset.....	33
3.3.2	Perangkat Lunak.....	34
3.3.3	Perangkat Keras.....	34
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		35

4.1	Gambaran Umum Data	35
4.2	Hasil Eksperimen Sequence Length	36
4.3	Analisis Performa Model	37
4.3.1	Performa pada Sequence Length Optimal	37
4.3.2	Perbandingan Performa terhadap Variasi Sequence Length	40
4.4	Analisis Statistik Error	41
4.5	Diskusi	46
4.6	Keterbatasan Penelitian	48
BAB V PENUTUP		49
5.1	Kesimpulan	49
5.2	Saran	50
REFERENSI		51
LAMPIRAN		54

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Keaslian Penelitian	11
Tabel 2.2 Perbandingan Teoritis LSTM dan Transformer.....	21
Tabel 3.1 Arsitektur Model LSTM	28
Tabel 3.2 Arsitektur Model Transformer.....	29
Tabel 4.1 Hasil eksperimen sequence length.....	36
Tabel 4.2 Ringkasan Statistik Error LSTM dan Transformer.....	42

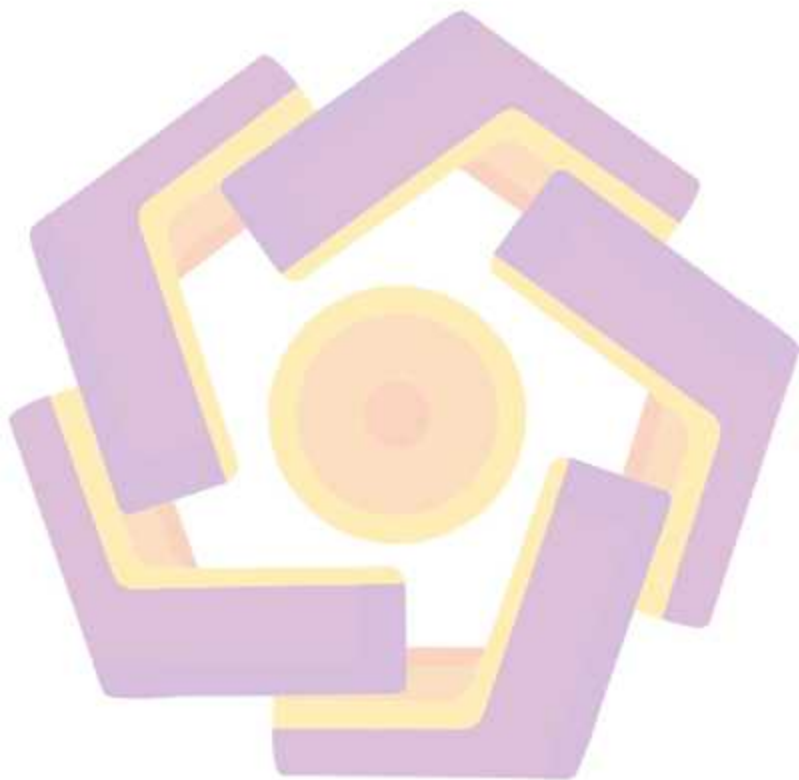


DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Arsitektur RNN	17
Gambar 2.2 Arsitektur RNN yang dibentangkan.....	18
Gambar 2.3 Arsitektur LSTM.....	19
Gambar 3.1 Alur Penelitian	26
Gambar 4.1 Pergerakan Harga Penutupan Saham BBKA Periode 2018–2024.....	35
Gambar 4.2 Perbandingan Prediksi pada Sequence Length 14 Hari	37
Gambar 4.3 Perbandingan Prediksi pada Sequence Length 3 Hari	39
Gambar 4.4 Grafik Perbandingan MAPE, MAE, dan RMSE terhadap Sequence Length	40
Gambar 4.5 Error Gabungan LSTM dan Transformer dan Distribusi Error pada Sequence Length 14 Hari.....	43
Gambar 4.6 Error Gabungan LSTM dan Transformer dan Distribusi Error pada Sequence Length 14 Hari.....	43
Gambar 4.7 Scatter Plot LSTM dan Transformer pada Sequence Length 14 Hari.....	45
Gambar 4.8 Scatter Plot LSTM dan Transformer pada Sequence Length 3 Hari	45

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Link Kode Komparasi LSTM dan Transformer.....	54
---	----



DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

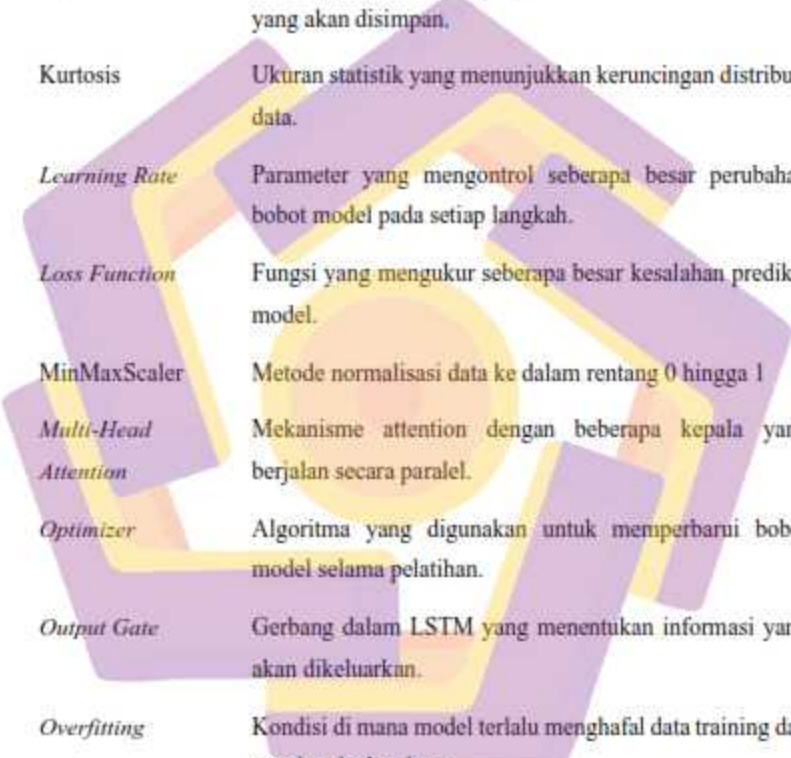


BBCA	Bank Central Asia (kode saham)
BEI	Bursa Efek Indonesia
DM	Diebold-Mariano
IHSG	Indeks Harga Saham Gabungan
LSTM	Long Short-Term Memory
MAE	Mean Absolute Error
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
MSE	Mean Squared Error
OHLCV	Open, High, Low, Close, Volume
RMSE	Root Mean Squared Error
α	Tingkat signifikansi
n	Jumlah data

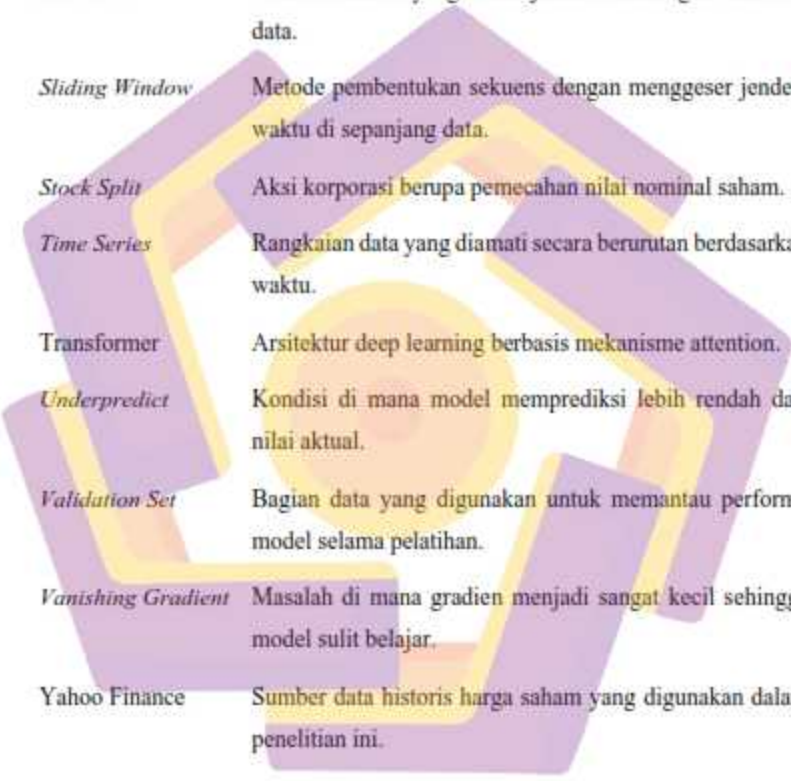
DAFTAR ISTILAH



<i>Attention</i>	Mekanisme dalam Transformer yang memungkinkan model memberikan bobot berbeda pada setiap bagian input.
<i>Batch Size</i>	Jumlah sampel data yang diproses sekaligus dalam satu kali pembaruan bobot.
<i>Cell State</i>	Jalur informasi dalam LSTM yang membawa informasi sepanjang rangkaian waktu.
<i>Close Price</i>	Harga penutupan saham pada akhir sesi perdagangan.
<i>Deep Learning</i>	Cabang dari machine learning yang menggunakan jaringan saraf dengan banyak lapisan.
<i>Dropout</i>	Teknik regularisasi yang mematikan sebagian neuron secara acak selama pelatihan.
<i>Early Stopping</i>	Teknik menghentikan pelatihan model jika performa pada data validasi tidak lagi membaik.
<i>Epoch</i>	Satu kali putaran penuh pelatihan model terhadap seluruh data training.
<i>Feed-Forward Network</i>	Jaringan saraf di dalam Transformer yang memproses hasil attention.
<i>Forget Gate</i>	Gerbang dalam LSTM yang menentukan informasi mana yang akan dibuang.
<i>Gradient Clipping</i>	Teknik membatasi nilai gradien agar tidak meledak selama pelatihan.
<i>Grid Search</i>	Metode pencarian hyperparameter terbaik dengan menguji semua kombinasi nilai.



<i>Hold-Out Validation</i>	Metode validasi dengan membagi data menjadi training, validation, dan testing.
<i>Hyperparameter</i>	Parameter yang nilainya ditentukan sebelum pelatihan model dimulai.
<i>Input Gate</i>	Gerbang dalam LSTM yang menentukan informasi baru yang akan disimpan.
Kurtosis	Ukuran statistik yang menunjukkan keruncingan distribusi data.
<i>Learning Rate</i>	Parameter yang mengontrol seberapa besar perubahan bobot model pada setiap langkah.
<i>Loss Function</i>	Fungsi yang mengukur seberapa besar kesalahan prediksi model.
MinMaxScaler	Metode normalisasi data ke dalam rentang 0 hingga 1
<i>Multi-Head Attention</i>	Mekanisme attention dengan beberapa kepala yang berjalan secara paralel.
<i>Optimizer</i>	Algoritma yang digunakan untuk memperbarui bobot model selama pelatihan.
<i>Output Gate</i>	Gerbang dalam LSTM yang menentukan informasi yang akan dikeluarkan.
<i>Overfitting</i>	Kondisi di mana model terlalu menghafal data training dan gagal pada data baru.
<i>Positional Encoding</i>	Informasi posisi yang ditambahkan ke input Transformer.
p-value	Probabilitas memperoleh hasil setidaknya seekstrem yang diamati, dengan asumsi hipotesis nol benar.



<i>Self-Attention</i>	Mekanisme dalam Transformer yang menghubungkan setiap posisi dalam sekuens dengan semua posisi lainnya.
<i>Sequence Length</i>	Panjang jendela waktu historis yang digunakan sebagai input model.
<i>Skewness</i>	Ukuran statistik yang menunjukkan kemiringan distribusi data.
<i>Sliding Window</i>	Metode pembentukan sekuens dengan menggeser jendela waktu di sepanjang data.
<i>Stock Split</i>	Aksi korporasi berupa pemecahan nilai nominal saham.
<i>Time Series</i>	Rangkaian data yang diamati secara berurutan berdasarkan waktu.
<i>Transformer</i>	Arsitektur deep learning berbasis mekanisme attention.
<i>Underpredict</i>	Kondisi di mana model memprediksi lebih rendah dari nilai aktual.
<i>Validation Set</i>	Bagian data yang digunakan untuk memantau performa model selama pelatihan.
<i>Vanishing Gradient</i>	Masalah di mana gradien menjadi sangat kecil sehingga model sulit belajar.
<i>Yahoo Finance</i>	Sumber data historis harga saham yang digunakan dalam penelitian ini.

INTISARI

Penelitian ini melakukan studi komparatif antara dua model *deep learning*, yaitu *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan Transformer, untuk memprediksi harga penutupan saham blue chip BBKA di Bursa Efek Indonesia. Data yang digunakan mencakup riwayat perdagangan harian periode 2018 hingga 2024 yang meliputi data OHLCV, yaitu *Open*, *High*, *Low*, *Close*, dan *Volume*, dengan total 1730 hari perdagangan. Metodologi penelitian mencakup normalisasi data menggunakan *MinMaxScaler*, implementasi kedua model, serta evaluasi kinerja menggunakan metrik MAE, RMSE, MAPE, dan Diebold-Mariano Test untuk menguji signifikansi statistik. Eksperimen dilakukan dengan memvariasikan *sequence length* sebesar 3, 5, 7, 10, dan 14 hari untuk menganalisis pengaruh panjang jendela waktu terhadap akurasi prediksi. Validasi model menggunakan pendekatan Hold-Out Validation dengan skema Train-Validation-Test Split secara kronologis, yaitu tahun 2018 hingga 2022 untuk pelatihan, tahun 2023 untuk validasi, dan tahun 2024 untuk pengujian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM mengungguli Transformer pada tiga dari lima variasi *sequence length* yang diuji, dengan perbedaan performa yang signifikan secara statistik pada empat dari lima variasi. Performa terbaik dicapai oleh LSTM pada *sequence length* 14 hari dengan MAPE sebesar 1,23% dan MAE sebesar Rp 111,70. Temuan ini mengindikasikan bahwa LSTM lebih cocok untuk data saham BBKA yang digunakan dalam penelitian ini.

Kata kunci: Deep Learning, Transformer, LSTM, Prediksi Saham, Bursa Efek Indonesia

ABSTRACT

This study conducts a comparative analysis of two deep learning models, namely Long Short-Term Memory (LSTM) and Transformer, to predict the closing price of BBCA blue-chip stock on the Indonesia Stock Exchange. The dataset comprises daily trading history from the 2018–2024 period, encompassing OHLCV data, namely Open, High, Low, Close, and Volume, totaling 1,730 trading days. The research methodology includes data normalization using MinMaxScaler, implementation of both models, and performance evaluation using MAE, RMSE, MAPE, and the Diebold-Mariano Test to assess statistical significance. Experiments were conducted by varying the sequence length to 3, 5, 7, 10, and 14 days to analyze the impact of window size on prediction accuracy. Model validation employed a Hold-Out Validation approach with a chronological Train-Validation-Test Split scheme, with 2018 to 2022 for training, 2023 for validation, and 2024 for testing. The results reveal that LSTM consistently outperforms Transformer across most sequence length variations, with statistically significant performance differences with p -value less than 0.05. The best performance was achieved by LSTM at a sequence length of 14 days with a MAPE of 1.23% and an MAE of Rp 111.70. These findings indicate that LSTM is more suitable for BBCA stock data used in this study.

Keyword: Deep Learning, Transformer, LSTM, Stock Prediction, Indonesia Stock Exchange