



Prediksi Pola Pergerakan Saham Adro.Jk Melalui Model LSTM Berbasis Data Historis

Muhammad Irsyad Iskandar*, Tohirin Al Mudzakir, Yana Cahyana, Adi Rizky Pratama

Fakultas Ilmu Komputer, Teknik Informatika, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Karawang, Indonesia

Email: ^{1,*}if21.muhammadiskandar@mhs.ubpkarawang.ac.id, ²tohirin@ubpkarawang.ac.id, ³yana.cahyana@ubpkarawang.ac.id, ⁴adi.rizky@ubpkarawang.ac.id

Email Penulis Korespondensi: if21.muhammadiskandar@mhs.ubpkarawang.ac.id

Abstrak—Pergerakan harga saham yang *fluktuatif* menjadi tantangan dalam pengambilan keputusan investasi. Untuk mengatasi hal tersebut, diperlukan model prediksi yang mampu menangkap pola *historis* dan meramalkan harga saham secara akurat. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi harga saham PT Alamtri Resources Indonesia Tbk (ADRO.JK) menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)*. Data yang digunakan merupakan data harga penutupan harian periode 1 Januari 2020 hingga 30 Desember 2024 yang diperoleh dari *Yahoo Finance*. Data diolah dalam format *time series* dengan pendekatan *sliding window*, menggunakan 30 data historis untuk memprediksi satu harga ke depan. Model dibangun menggunakan dua lapisan *LSTM*, satu lapisan *Dense*, serta teknik *Dropout* dan *EarlyStopping* untuk mencegah *overfitting*. Hasil pelatihan dan pengujian menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* sebesar 0,0341 atau 3,41%, yang setara dengan akurasi prediksi sebesar 96,59%. Pada skenario prediksi jangka pendek selama 7 hari, model mencapai akurasi sebesar 99,07% (*MAPE* = 0,0093), dan pada skenario jangka menengah hingga 19 Mei 2025, akurasi sebesar 98,76% (*MAPE* = 0,0124). Prediksi harga pada 19 Mei 2025 diperkirakan sebesar Rp 1.913,76. Dengan tingkat akurasi yang tinggi dan error yang rendah, model *LSTM* terbukti mampu menjadi alat bantu yang andal dalam memproyeksikan harga saham berbasis data *historis*.

Kata Kunci: Prediksi Harga Saham; Long Short-Term Memory; Yahoo Finance; Time Series; Algoritma Machine Learning

Abstract—The fluctuating nature of stock price movements presents a significant challenge in investment decision-making. To address this issue, a predictive model capable of capturing historical patterns and accurately forecasting stock prices is required. This study aims to develop a stock price prediction model for PT Alamtri Resources Indonesia Tbk (ADRO.JK) using the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm. The dataset comprises daily closing prices from January 1, 2020, to December 30, 2024, obtained from Yahoo Finance. The data was processed in a time series format using a sliding window approach, employing 30 historical data points to predict the next price point. The model was constructed using two LSTM layers, one Dense layer, and techniques such as Dropout and EarlyStopping to prevent overfitting. The training and testing results indicate that the model performs exceptionally well, achieving a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.0341 or 3.41%, corresponding to a prediction accuracy of 96.59%. In a short-term prediction scenario over seven days, the model achieved an accuracy of 99.07% (MAPE = 0.0093), while in a medium-term scenario up to May 19, 2025, it achieved an accuracy of 98.76% (MAPE = 0.0124). The predicted stock price on May 19, 2025, is estimated at IDR 1,913.76. With its high accuracy and low error rate, the LSTM model has proven to be a reliable tool for forecasting stock prices based on historical data.

Keywords: Stock Price Prediction; Long Short-Term Memory; Yahoo Finance; Time Series; Machine Learning Algorithm

1. PENDAHULUAN

Investasi saham menjadi salah satu pilihan populer masyarakat Indonesia dalam mengelola keuangan. Berdasarkan laporan Katadata, [1] jumlah investor pasar modal mencapai 8,3 juta pada tahun 2021, didominasi oleh generasi muda. Tren ini didorong oleh kemudahan akses aplikasi perdagangan daring dan promosi masif dari berbagai platform [2]. Namun, tingginya minat terhadap investasi saham diiringi dengan tantangan utama berupa *volatilitas* harga saham, yang dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti kondisi ekonomi, sosial, politik, serta permintaan dan penawaran di pasar. Oleh karena itu, analisis dan prediksi harga saham menjadi aspek krusial dalam membantu investor mengambil keputusan yang tepat dan mengelola risiko [3].

Salah satu sektor yang menjadi perhatian adalah sektor batu bara, di mana saham PT Alamtri Resources Indonesia Tbk (ADRO.JK) menjadi salah satu emiten unggulan. Berdasarkan data dari Sekuritas Ajaib, volume perdagangan saham ADRO mencapai 64,25 juta. Saham ini menunjukkan volatilitas yang signifikan akibat *fluktuasi* produksi dan permintaan batu bara. Laporan August dan September *Coal Update* mencatat penurunan produksi hingga 15% pada Agustus 2024 karena cuaca ekstrem di Sumatra dan Kalimantan, sementara konsumsi domestik tetap meningkat. Akibatnya, harga batu bara naik 8% menjadi USD 146/ton pada Agustus, kemudian turun menjadi USD 140,1/ton pada bulan berikutnya.[4] Selain itu, pembagian dividen pada akhir Desember juga memicu penurunan harga saham ADRO. Kondisi ini menimbulkan tantangan dalam memproyeksikan pergerakan harga saham secara akurat.

Untuk menghadapi tantangan ini, dibutuhkan pendekatan analisis yang lebih canggih dan adaptif, salah satunya melalui pembelajaran *machine learning*. *Machine learning* mampu mengidentifikasi pola kompleks pada data deret waktu (*time series*) yang sulit ditangkap oleh metode statistik konvensional. [5] Beberapa algoritma yang umum digunakan dalam prediksi saham antara lain *Regresi Linier* dan *Support Vector Regression (SVR)*. [6] Regresi linier merupakan metode sederhana untuk menganalisis hubungan antara waktu dan harga saham, dan menunjukkan performa tinggi dalam data yang cenderung linier [7]. Sementara itu, *SVR* mampu menangani data non-linier dengan membentuk margin kesalahan menggunakan prinsip *epsilon-insensitive loss* [8]. Penelitian pada saham PT Telekomunikasi Indonesia menunjukkan *SVR* dengan kernel *RBF* memiliki akurasi 96,41% dan *RMSE* sebesar 0,0932. Namun, kedua algoritma tersebut memiliki keterbatasan dalam menangani data *time series* yang panjang dan kompleks, terutama dalam



menangkap pola memori jangka panjang. Untuk itu, digunakan pendekatan berbasis *Long Short-Term Memory (LSTM)* [9], yang merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network (RNN)*. [10] *LSTM* dirancang untuk mengatasi masalah vanishing gradient dan dapat mengingat informasi penting dalam jangka panjang melalui mekanisme seperti forget gate [11]. Hal ini menjadikan *LSTM* unggul dalam memahami dinamika data deret waktu yang sangat fluktuatif seperti harga saham [12].

Dalam penelitian ini, penulis menerapkan model *LSTM* untuk memprediksi harga saham PT Alamtri Resources Indonesia Tbk (ADRO.JK) menggunakan data historis dari 1 Januari 2020 hingga 30 Desember 2024, yang diperoleh dari Yahoo Finance karena keandalannya dalam menyediakan data pasar. [13] Selain itu, berdasarkan survei *Google Forms*, variabel harga *close* dipilih sebagai indikator utama karena dianggap paling relevan dalam pengambilan keputusan investasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *LSTM* mampu mencapai akurasi prediksi sebesar 99,97% hingga 99,99% dengan nilai *MAPE* yang sangat rendah, menunjukkan kemampuannya dalam menangani *fluktuasi* yang kompleks. Jika dibandingkan dengan regresi linier dan *SVR*, model *LSTM* lebih unggul dalam menangkap ketergantungan jangka panjang dan pola non-linier secara simultan [14]. Dengan keunggulan tersebut, algoritma *LSTM* menjadi pilihan utama dalam penelitian ini untuk membangun sistem prediksi harga saham ADRO yang lebih andal dan akurat, khususnya dalam menghadapi *volatilitas* sektor batu bara yang tinggi.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini berfokus pada prediksi harga saham PT ADRO.JK, sebuah perusahaan sektor batu bara, menggunakan algoritma *LSTM*. Data riwayat harga saham dari *Yahoo Finance*, mencakup periode 1 Januari 2020 hingga 30 Desember 2024. Penelitian dilakukan selama rentang waktu 01 Januari 2020 hingga 24 Desember 2024.

a. Studi Literatur

Tahap awal penelitian dilakukan dengan mengkaji *literatur* yang relevan mengenai prediksi saham, algoritma *LSTM*, dan metode *machine learning*. Referensi diperoleh dari jurnal ilmiah, buku, dan artikel yang mendukung perumusan teori dan pendekatan metodologi.

b. Pengambilan Data

Data yang digunakan yaitu data riwayat harga saham PT ADRO.JK yang diambil dari platform *Yahoo Finance* menggunakan pustaka *yfinance* pada *Python*. Periode data mencakup tanggal 1 Januari 2020 hingga 30 Desember 2024.

c. Pra-Processing Data

Data yang diperoleh kemudian diproses melalui beberapa tahapan sebagai berikut:

1. *Normalisasi* data menggunakan *Min-Max Scaling* ke dalam rentang $[0,1]$.
2. *Transformasi* menjadi *format time series* menggunakan teknik *sliding window*, dengan input 30 hari untuk memprediksi harga pada hari ke-31.
3. Pembagian data menjadi *data latih* (80%) dan *data uji* (20%).

d. Plot Data

Data harga penutupan saham divisualisasikan menggunakan *grafik* untuk mengidentifikasi tren, musiman, dan pola *volatilitas*. *Visualisasi* ini membantu memahami karakteristik data yang akan dipelajari oleh model.

e. Pembuatan Model *LSTM*

Model dibangun menggunakan arsitektur bertingkat yang terdiri dari:

1. Dua lapisan *LSTM* berturut-turut untuk menangkap pola jangka panjang.
2. Satu lapisan *Dense* sebagai *output layer* untuk menghasilkan nilai prediksi.
3. Lapisan *Dropout* untuk mengurangi *overfitting*.
4. *EarlyStopping* untuk menghentikan pelatihan ketika tidak terjadi peningkatan pada *validasi loss*.

Parameter yang digunakan dalam pelatihan model antara lain:

1. Jumlah *epoch*: 100
2. *Batch size*: 32
3. *Optimizer*: Adam
4. *Fungsi loss*: MSE

f. Pemodelan dan Evaluasi

Dataset yang digunakan terdiri dari 1.147 sampel, dengan pembagian sebagai berikut:

Tabel 1. Tabel pembagian *dataset*

Dataset	Jumlah Data	Jadwal
Data latih (<i>Training Set</i>)	935 sampel	2020-01-02 00:00:00 sampai 2023-12-14 00:00:00
Data uji (<i>Testing Set</i>)	212 sampel	2023-12-15 00:00:00 sampai 2024-12-27 00:00:00

Model kemudian diuji menggunakan metrik evaluasi berikut:

a. Mean Absolute Error (MAE)



MAE Merupakan rata-rata dari nilai *absolut* selisih prediksi dan nilai nyata.[15] Tidak seperti *MSE*, *MAE* tidak memberikan penalti tambahan untuk kesalahan besar, sehingga memberikan gambaran yang lebih langsung mengenai kesalahan rata-rata model. [16] *MAE* lebih stabil terhadap *outlier* dibandingkan *MSE* karena menghitung selisih *absolut* [17].

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

Keterangan:

y_i menyatakan nilai aktual pada data ke- i , sedangkan $\hat{y}_i$ merupakan nilai hasil prediksi pada data ke- i . Simbol N menunjukkan jumlah total data yang digunakan dalam proses evaluasi. Nilai-nilai ini digunakan untuk menghitung tingkat kesalahan model terhadap data aktual, seperti dalam pengukuran (*MAPE*) atau metrik evaluasi lainnya.

b. *Mean Squared Error (MSE)*

MSE yaitu rata-rata dari *kuadrat* selisih antara nilai prediksi dan nilai nyata.[18] Ini merupakan *metrik* yang sangat sensitif terhadap kesalahan besar karena penalti yang lebih tinggi diberikan untuk kesalahan yang lebih besar. *MSE* sering digunakan karena *penalty kuadratnya* memberikan indikasi yang lebih besar terhadap kesalahan signifikan, yang penting dalam konteks di mana kesalahan besar tidak dapat diabaikan.

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

Keterangan:

y_i menyatakan nilai aktual pada data ke- i , sedangkan $\hat{y}_i$ merupakan nilai hasil prediksi pada data ke- i . Simbol N menunjukkan jumlah total data yang digunakan dalam proses evaluasi. Nilai-nilai ini digunakan untuk menghitung tingkat kesalahan model terhadap data aktual, seperti dalam pengukuran (*MAPE*) atau metrik evaluasi lainnya.

c. *Root Mean Square Error (RMSE)*

Merupakan metode umum digunakan untuk mengevaluasi antara nilai prediksi dan nilai aktual suatu data. [19] Nilai *RMSE* mencerminkan tingkat kesalahan pada hasil *prediksi*; semakin besar nilai *RMSE*, maka semakin tinggi tingkat kesalahannya. [20] Sebaliknya, nilai *RMSE* yang kecil menunjukkan prediksi yang lebih akurat. Skala dari *RMSE* ini penting untuk mengukur seberapa besar penyimpangan yang terjadi dalam proses peramalan.

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

Keterangan:

y_i menyatakan nilai aktual pada data ke- i , sedangkan $\hat{y}_i$ merupakan nilai hasil prediksi pada data ke- i . Simbol N menunjukkan jumlah total data yang digunakan dalam proses evaluasi. Nilai-nilai ini digunakan untuk menghitung tingkat kesalahan model terhadap data aktual, seperti dalam pengukuran (*MAPE*) atau metrik evaluasi lainnya.

d. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

MAPE adalah rata-rata kesalahan sebagai persentase perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual. *MAPE* digunakan untuk memberikan indikasi seberapa besar kesalahan relatif terhadap data ukuran asli, sehingga mudah dipahami.[21] *MAPE* berguna untuk memahami proporsi kesalahan prediksi dibandingkan dengan nilai actual.

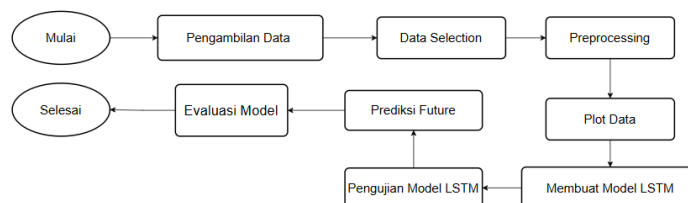
$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (4)$$

Keterangan:

y_i menyatakan nilai aktual pada data ke- i , sedangkan $\hat{y}_i$ merupakan nilai hasil prediksi pada data ke- i . Simbol N menunjukkan jumlah total data yang digunakan dalam proses evaluasi. Nilai-nilai ini digunakan untuk menghitung tingkat kesalahan model terhadap data aktual, seperti dalam pengukuran (*MAPE*) atau metrik evaluasi lainnya.

g. *Prediksi Harga Kedepan*

Model digunakan untuk memprediksi harga saham selama tujuh hari ke depan. Proses prediksi dilakukan dengan pendekatan *sliding window* terhadap data 30 hari terakhir, untuk menguji kemampuan model dalam mengenali dan melanjutkan pola *tren* jangka pendek. Alur penelitian secara menyeluruh dapat ditinjau pada Gambar 1 di bawah ini, menggambarkan setiap tahapan yang dilalui dalam proses penelitian.



Gambar 1. *Prosedur Penelitian*



3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan secara otomatis menggunakan bahasa pemrograman *Python* dan pustaka *yfinance*. Dataset yang diambil adalah data historis saham PT Alamtri Resources Indonesia Tbk (ADRO.JK), mencakup periode 1 Januari 2020 hingga 30 Desember 2024. Data diambil langsung dari sumber *Yahoo Finance*, yang menyediakan informasi harga saham harian secara terbuka dan dapat diakses melalui *API*.

Proses *crawling* dilakukan dengan menentukan simbol saham “ADRO.JK” serta rentang waktu yang diinginkan. Setelah proses pengambilan selesai, data disimpan dalam format *Comma-Separated Values (CSV)* agar dapat digunakan dalam tahap praproses dan pelatihan model. Berikut Gambar 4.1 ini merupakan cuplikan data hasil *crawling*.

	Price	Date	Adj Close	Close	High	Low	Open	Volume
0	0	2020-01-02	5.263.845.825.195.310	1495.0	1555.0	1490.0	1555.0	76612000
1	1	2020-01-03	5.394.491.577.148.430	1465.0	1470.0	1425.0	1460.0	117795600
2	2	2020-01-06	5.394.491.577.148.430	1465.0	1515.0	1450.0	1455.0	61423200
3	3	2020-01-07	5.670.660.400.390.620	1540.0	1540.0	1460.0	1480.0	74336500
4	4	2020-01-08	55.417.822.265.625	1505.0	1535.0	1505.0	1530.0	55121100
...	...	...	...	...	...	...	...	...
1204	1204	2024-12-18	2590.0	2590.0	2630.0	2540.0	2590.0	91709300
1205	1205	2024-12-19	2540.0	2540.0	2580.0	2520.0	2570.0	57029200
1206	1206	2024-12-20	2550.0	2550.0	2580.0	2510.0	2540.0	65183500
1207	1207	2024-12-23	2540.0	2540.0	2590.0	2520.0	2580.0	49626700
1208	1208	2024-12-24	2510.0	2510.0	2610.0	2510.0	2540.0	70990000

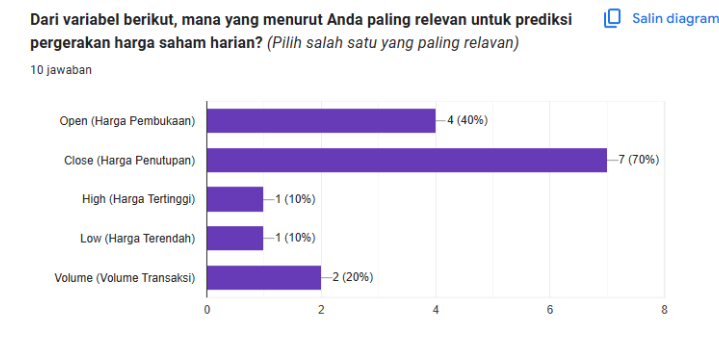
1209 rows x 8 columns

Gambar 2. Dataset Adro.jk

Pada gambar 2 Pada menunjukkan data yang diambil mencakup periode 1 Januari 2020 hingga 30 Desember 2024, dengan total 1.209 entri harian. Data tersebut meliputi atribut umum seperti tanggal, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, dan *volume*.

3.2 Data Selection

Pada tahap seleksi data, atribut digunakan dalam penelitian ini difokuskan pada harga penutupan saham harian dari PT ADRO Indonesia. Pemilihan atribut ini didasarkan pada hasil survei *Google Form* kepada *responden* yang terdiri dari mahasiswa, investor pemula, dan praktisi keuangan. Mayoritas *responden* menyatakan bahwa harga *close* merupakan indikator utama dalam pengambilan keputusan investasi, bisa dilihat pada gambar 3 berikut.



Gambar 3. Survey variable data

Pada gambar 3 harga penutupan dianggap paling *representatif* karena mencerminkan konsensus pasar pada akhir sesi perdagangan dan sering digunakan sebagai dasar dalam analisis teknikal. Oleh karena itu, *variabel* ini dijadikan sebagai target (label) utama dalam pelatihan model *LSTM*. Atribut lain seperti harga pembukaan, tertinggi, terendah, dan *volume* perdagangan tidak digunakan dalam model ini untuk menjaga fokus dan menyederhanakan kompleksitas data yang masuk ke dalam model prediksi.

3.3 Preprocessing

Setelah dilakukan pemilihan variable selanjutnya yaitu tahap *preprocessing*. *Preprocessing* merupakan langkah krusial sebelum data dimasukkan ke dalam model *LSTM*, karena kualitas data akan sangat memengaruhi hasil prediksi. Adapun 2 proses yang dilakukan adalah sebagai berikut:



3.3.1 Normalisasi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga penutupan saham ADRO dalam rentang waktu 1 Januari 2020 hingga 30 Desember 2024. Nilai harga saham pada dasarnya memiliki rentang yang cukup besar. Oleh karena itu, dilakukan normalisasi untuk menyetarakan skala nilai agar model lebih mudah mengenali pola. Normalisasi dilakukan menggunakan metode Min-Max Scaling, yang mengubah nilai pada kolom Close ke dalam rentang $[0, 1]$. Proses normalisasi ini hanya diterapkan berdasarkan data training, kemudian transformasi yang sama diaplikasikan pada data testing. Hasilnya dapat terlihat pada gambar 4.

```

=== Data Training: Sebelum & Sesudah Normalisasi ===
      Date  Close_Original  Close_Scaled
0 2020-01-02      1495.0      0.243205
1 2020-01-03      1465.0      0.234621
2 2020-01-06      1465.0      0.234621
3 2020-01-07      1540.0      0.256080
4 2020-01-08      1505.0      0.246066

=== Data Testing: Sebelum & Sesudah Normalisasi ===
      Date  Close_Original  Close_Scaled
0 2023-12-15      2520.0      0.536481
1 2023-12-18      2510.0      0.533619
2 2023-12-19      2600.0      0.559371
3 2023-12-20      2580.0      0.553648
4 2023-12-21      2600.0      0.559371

```

Gambar 4. Hasil normalisasi

Gambar 4. menunjukkan hasil proses normalisasi data menggunakan metode *Min-Max Scaling* pada kolom Close. Data yang ditampilkan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing. Pada bagian atas tabel, ditampilkan lima data awal dari data training. Terlihat bahwa nilai *Close_Original* berkisar antara 1465 hingga 1540, yang setelah di normalisasi menjadi nilai *Close_Scaled* dalam rentang antara 0.234 hingga 0.256. Proses ini bertujuan untuk menyederhanakan skala nilai, sehingga model *LSTM* lebih mudah dalam mengenali pola data historis. Bagian bawah tabel menunjukkan contoh lima data awal dari data testing. Nilai *Close_Original* berada pada kisaran 2510 hingga 2600, dan setelah di normalisasi menjadi nilai *Close_Scaled* antara 0.533 hingga 0.559. Nilai ini diperoleh menggunakan transformasi yang sama dengan data training untuk menjaga konsistensi proses pemodelan. Dengan normalisasi ini, data yang awalnya memiliki skala besar disesuaikan ke skala $[0, 1]$, yang penting untuk mempercepat proses pelatihan model dan mencegah dominasi fitur dengan nilai besar. Normalisasi juga membantu model dalam memperlakukan semua data dengan bobot yang setara saat proses pembelajaran berlangsung.

3.3.2 Pembentukan Data Time Series

Setelah proses normalisasi, data dipersiapkan dalam bentuk *time series* agar dapat digunakan sebagai input ke dalam model *LSTM*. Model *LSTM* membutuhkan data dalam bentuk berurutan, sehingga dilakukan teknik *sliding window* dengan ukuran jendela (window size) sebesar 30 hari. Artinya, setiap sampel input terdiri dari 30 hari berturut-turut nilai harga penutupan yang telah dinormalisasi, dan target prediksinya adalah nilai pada hari ke-31. Proses ini membentuk pasangan input-output, di mana setiap *input sequence* adalah array berdimensi [30], dan target output adalah satu nilai skalar. Teknik ini memungkinkan model mempelajari pola historis jangka pendek untuk memperkirakan harga saham selanjutnya. Bisa dilihat pada gambar 5. Data Time Series dari Proses *Sliding Window*.

```

Input Sequence 1 (Window ke-0):
[0.24320458 0.23462089 0.23462089 0.25608011 0.24606581 0.24320458
0.25894134 0.26323319 0.26180258 0.23748212 0.2360515 0.23891273
0.2260372 0.22031474 0.20600858 0.21030043 0.21030043 0.18597997
0.19456366 0.1888412 0.18597997 0.16595136 0.16595136 0.1788269
0.19170243 0.1888412 0.1888412 0.18168813 0.19170243 0.19599428]
Target Output (Hari ke-30): 0.20171673819742492

Input Sequence 2 (Window ke-1):
[0.23462089 0.23462089 0.25608011 0.24606581 0.24320458 0.25894134
0.26323319 0.26180258 0.23748212 0.2360515 0.23891273 0.2260372
0.22031474 0.20600858 0.21030043 0.21030043 0.18597997 0.19456366
0.1888412 0.18597997 0.16595136 0.16595136 0.1788269 0.19170243
0.1888412 0.1888412 0.18168813 0.19170243 0.19599428 0.20171674]
Target Output (Hari ke-31): 0.19313304721030045

Input Sequence 3 (Window ke-2):
[0.23462089 0.25608011 0.24606581 0.24320458 0.25894134 0.26323319
0.26180258 0.23748212 0.2360515 0.23891273 0.2260372 0.22031474
0.20600858 0.21030043 0.21030043 0.18597997 0.19456366 0.1888412
0.18597997 0.16595136 0.16595136 0.1788269 0.19170243 0.1888412
0.1888412 0.18168813 0.19170243 0.19599428 0.20171674 0.19313305]
Target Output (Hari ke-32): 0.19313304721030045

Input Sequence 4 (Window ke-3):
[0.25608011 0.24606581 0.24320458 0.25894134 0.26323319 0.26180258
0.23748212 0.2360515 0.23891273 0.2260372 0.22031474 0.20600858
0.21030043 0.21030043 0.18597997 0.19456366 0.1888412 0.18597997
0.16595136 0.16595136 0.1788269 0.19170243 0.1888412 0.1888412
0.18168813 0.19170243 0.19599428 0.20171674 0.19313305 0.19313305]
Target Output (Hari ke-33): 0.19599427753934195

Input Sequence 5 (Window ke-4):
[0.24606581 0.24320458 0.25894134 0.26323319 0.26180258 0.23748212
0.2360515 0.23891273 0.2260372 0.22031474 0.20600858 0.21030043
0.21030043 0.18597997 0.19456366 0.1888412 0.18597997 0.16595136
0.16595136 0.1788269 0.19170243 0.1888412 0.1888412 0.18168813
0.19170243 0.19599428 0.20171674 0.19313305 0.19313305 0.19599428]
Target Output (Hari ke-34): 0.18884120171673824

```

Gambar 5. Hasil Data Time Series dari Proses *Sliding Window*

Pada gambar 5 menunjukkan lima sampel data yang terbentuk melalui sliding window. Setiap baris berisi 30 nilai berturut-turut yang digunakan sebagai *Input Sequence*, kemudian diikuti oleh satu nilai prediksi sebagai Target Output. Misalnya, pada sampel pertama, 30 nilai *Close_Scaled* digunakan sebagai input, dan nilai ke-31 (hari setelah itu) menjadi target yang harus diprediksi model. Nilai-nilai dalam input dan target tersebut telah melalui proses normalisasi ke rentang $[0,1]$, sehingga seluruh input bersifat konsisten dalam skala numeriknya. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan efektivitas model dalam memahami pola naik-turun harga dalam jangka waktu pendek.

3.4 Membuat Model LSTM

Setelah proses preprocessing dan pembentukan data time series selesai, tahap selanjutnya adalah membangun model LSTM untuk melakukan prediksi harga saham ADRO. Model LSTM dibangun menggunakan arsitektur yang terdiri dari beberapa lapisan, yakni:

- LSTM layer*, yang bertanggung jawab menangkap dependensi jangka panjang dalam data deret waktu.
- Dropout layer, berfungsi untuk mengurangi risiko *overfitting* dengan mengabaikan sejumlah unit secara acak selama pelatihan.
- Dense layer (*fully connected*), sebagai output layer untuk menghasilkan prediksi nilai harga saham.

Untuk memperoleh model terbaik, dilakukan eksplorasi hyperparameter dengan mengkombinasikan beberapa nilai unit LSTM dan dropout. Berikut adalah kombinasi parameter yang diuji:

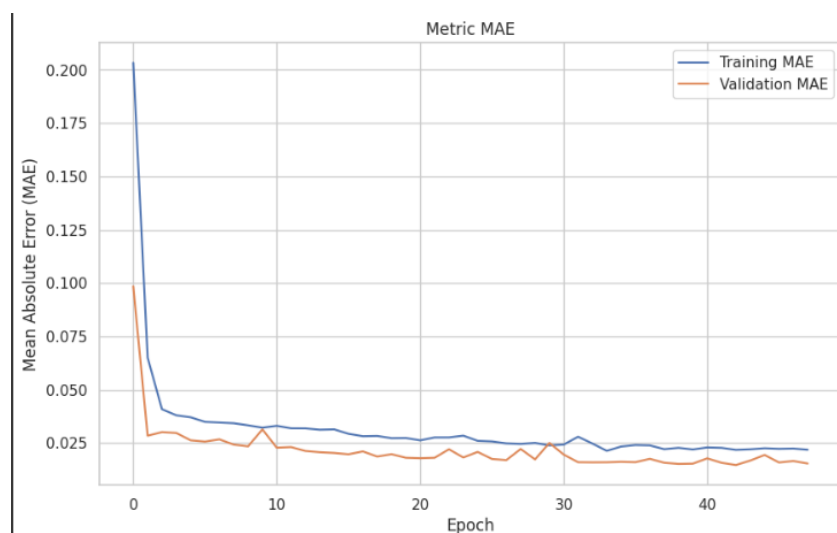
- LSTM_unit*: 16, 32, 64, dan 128
- dropout*: 0.1 dan 0.2
- epoch maksimum*: 50
- Early Stopping*: digunakan untuk menghentikan pelatihan jika tidak ada peningkatan pada data validasi selama beberapa *epoch* berturut-turut.

Hasil eksplorasi pelatihan model ditampilkan dalam tabel berikut:

Tabel 2. Eksplorasi pelatihan model

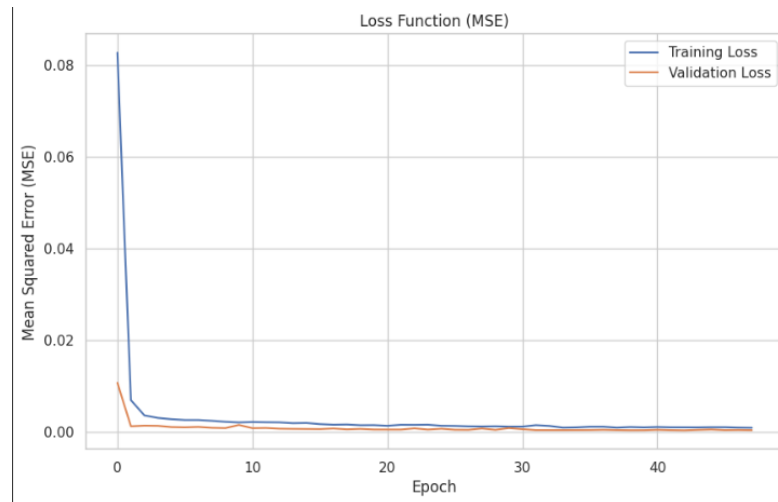
Kombinasi Hyperparameter	Epoch	Train Loss (MSE)	Val Loss (MSE)	Train MAE	Val MAE
LSTM 16 - Dropout 0.1	35	0.0011	0.000791	0.0272	0.0230
LSTM 16 - Dropout 0.2	8	0.0043	0.0038	0.0427	0.0565
LSTM 32 - Dropout 0.1	21	0.0013	0.000525	0.0240	0.0175
LSTM 32 - Dropout 0.2	7	0.0030	0.0045	0.0376	0.0622
LSTM 64 - Dropout 0.1	27	0.0015	0.000529	0.0275	0.0182
LSTM 64 - Dropout 0.2	33	0.0010	0.000369	0.0217	0.0152
LSTM 128 - Dropout 0.1	33	0.0008	0.000422	0.0194	0.0156
LSTM 128 - Dropout 0.2	39	0.0010	0.000369	0.0227	0.0148

Berdasarkan hasil tabel 2 tersebut, model terbaik diperoleh dari kombinasi LSTM 128 units dengan dropout 0.2, yang menghasilkan loss validasi MSE terkecil sebesar 0.000369 dan MAE validasi sebesar 0.0148. Untuk memperjelas proses pelatihan, ditampilkan Grafik pelatihan bisa melihat gambar 6 dan gambar 7 berikut:



Gambar 6. Grafik Loss Function MSE Selama Proses Pelatihan Model

Gambar 6 menunjukkan grafik MSE pada data pelatihan dan data validasi selama 45 epoch. Terlihat bahwa nilai MSE mengalami penurunan yang signifikan pada epoch awal dan kemudian cenderung stabil mendekati nol. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola data historis saham ADRO dengan baik tanpa *overfitting*, karena nilai validasi loss tetap stabil dan mendekati nilai *training loss*. Dan berikut hasil gambar 7.



Gambar 7. Grafik *Mean Absolute Error* pada proses

Gambar 7 menunjukkan perkembangan nilai *MAE* pada data pelatihan dan data validasi selama 45 epoch. Seperti yang terlihat, nilai *MAE* mengalami penurunan signifikan pada awal pelatihan dan terus menurun secara bertahap seiring bertambahnya *epoch*. Nilai *MAE* pada data validasi juga cukup rendah dan stabil, yang menandakan bahwa model mempunyai kemampuan generalisasi baik dan tidak mengalami *overfitting*. Performa *MAE* stabil pada data validasi menunjukkan bahwa model dapat memprediksi harga saham dengan kesalahan absolut yang kecil. Dari visualisasi tersebut terlihat bahwa nilai error terus menurun dan stabil pada fase akhir pelatihan, yang menandakan tidak terjadi *overfitting*.

3.5 Pengujian Model

Model diuji menggunakan data testing yang belum pernah terlihat selama pelatihan, yaitu rentang waktu 15 Desember 2023 hingga 27 Desember 2024. Hasil prediksi dibandingkan dengan harga aktual menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola tren historis secara akurat. Grafik hasil prediksi memperlihatkan garis prediksi (ungu) mengikuti pola aktual (hijau) dengan tingkat kesesuaian yang tinggi. Bisa dilihat pada gambar 8.



Gambar 8. Grafik hasil prediksi data latih dan uji

Gambar 8 menunjukkan perbandingan antara data harga saham aktual PT ADRO.JK dengan hasil prediksi model terhadap data train dan data testing. Pada bagian awal grafik hingga sekitar akhir tahun 2023, tampak bahwa prediksi model terhadap data latih (garis ungu) sangat mendekati data aktual (garis hijau), yang mengindikasikan bahwa model telah belajar dengan baik dari pola *historis*.

Sementara itu, pada bagian tahun 2024 hingga awal 2025, prediksi model terhadap data uji (garis merah) juga cukup mengikuti tren pergerakan harga aktual meskipun terdapat sedikit fluktuasi dan deviasi, terutama di area puncak harga. Hal ini mencerminkan performa model yang cukup baik dalam melakukan generalisasi terhadap data belum pernah dilihat sebelumnya.

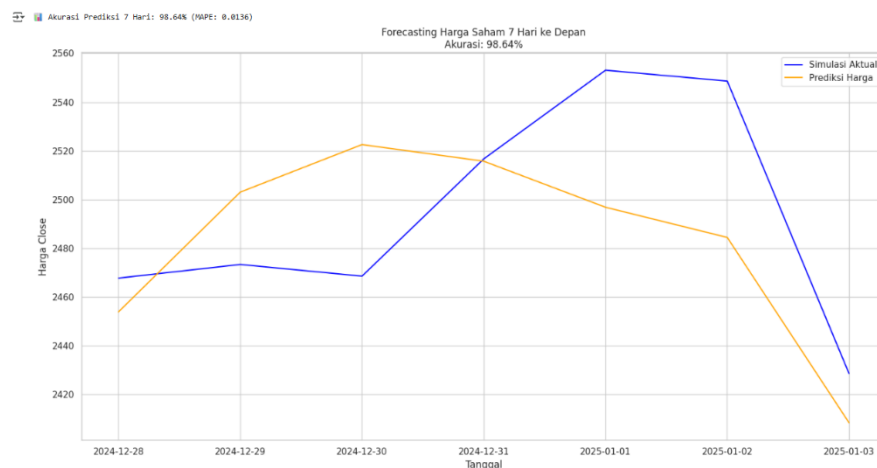
Selain itu, dilakukan prediksi ke depan berdasarkan data historis. Model menggunakan pendekatan *sliding window* 30 hari terakhir untuk memproyeksikan harga ke depan. Untuk mengevaluasi performa kuantitatif model, digunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu *MSE*, *MAE*, *RMSE*, dan *MAPE*.

3.7 Prediksi Model

Setelah proses pelatihan dan evaluasi model terhadap data historis selesai dilakukan, langkah selanjutnya adalah melakukan prediksi harga saham ADRO untuk jangka pendek (7 hari ke depan) dan jangka tertentu (tanggal 19 Mei 2025). Tujuan dari prediksi ini adalah untuk menilai sejauh mana model mampu mengeneralisasi pola dari data *historis* dan mengaplikasikannya untuk memproyeksikan harga masa depan.

3.7.1 Prediksi Harga Saham 7 Hari ke Depan

Model LSTM yang telah dilatih digunakan untuk memprediksi harga saham selama 7 hari ke depan setelah data terakhir pada 30 Desember 2024. Bisa melihat pada gambar 9 berikut.



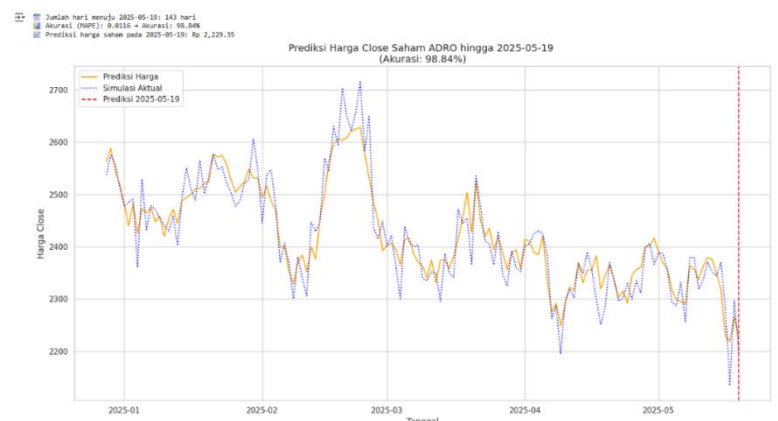
Gambar 9. Hasil Prediksi Harga Saham 7 Hari ke Depan dan Simulasi *Aktual*

Gambar 9 menunjukkan bahwa prediksi model cenderung mengikuti arah tren harga saham aktual, meskipun terdapat deviasi nilai pada beberapa titik, terutama menjelang akhir periode prediksi. Meski demikian, pola pergerakan yang dihasilkan tetap merefleksikan tren umum yang terjadi.

Akurasi prediksi yang diperoleh dari skenario ini adalah 98,64%, dengan nilai *MAPE* sebesar 0,0136 atau setara 1,36%. Nilai ini menunjukkan bahwa kesalahan relatif prediksi model terhadap data aktual masih berada dalam batas yang sangat rendah, sehingga performa model dalam jangka pendek dapat dikategorikan sangat baik. Kemampuan model untuk mengikuti pergerakan harga meskipun dalam fluktuasi tajam menegaskan keandalan arsitektur *LSTM* dalam menangkap pola historis dalam deret waktu saham.

3.7.2 Prediksi Harga Saham pada 19 Mei 2025

Selain prediksi jangka pendek, model juga digunakan untuk melakukan prediksi harga saham hingga tanggal tertentu yaitu 19 Mei 2025. Proyeksi dilakukan sepanjang 143 hari ke depan dari titik data terakhir. Proses prediksi dilakukan secara bertahap per hari menggunakan pendekatan yang sama, yaitu input berupa 30 hari terakhir dari prediksi sebelumnya. Bisa dilihat pada gambar 10 berikut.



Gambar 10. Prediksi Harga Saham pada 19 Mei 2025

Gambar 10 menunjukkan visualisasi tersebut, terlihat bahwa garis prediksi model secara umum mengikuti pola fluktuasi harga aktual dengan cukup baik, meskipun terdapat beberapa deviasi di titik-titik tertentu, yang wajar mengingat volatilitas harga saham dalam jangka waktu yang lebih panjang.



Pada tanggal 19 Mei 2025, model memprediksi harga penutupan saham ADRO sebesar Rp 2.229,35. Akurasi prediksi untuk skenario ini mencapai 98,84%, dengan nilai *MAPE* sebesar 0,0116 atau 1,16%. Nilai ini menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi terhadap data aktual sangat rendah, dan performa model tetap stabil meskipun digunakan untuk memproyeksikan harga dalam jangka menengah.

Dengan hasil tersebut, model *LSTM* terbukti mampu mempertahankan kinerja prediksi yang baik tidak hanya pada periode pendek, tetapi juga pada skenario prediksi lebih panjang. Hal ini memperkuat potensi model sebagai alat bantu analisis dan pengambilan keputusan dalam strategi investasi saham.

3.8 Evaluasi Model

Evaluasi model *LSTM* dilakukan untuk mengukur kemampuan prediksi berdasarkan tiga metrik utama, yaitu *MAE*, *MSE*, dan *RMSE*. Selain itu, digunakan juga *MAPE* untuk menilai tingkat kesalahan relatif, yang dapat dikonversi menjadi akurasi prediksi menggunakan rumus:

$$\text{Akurasi} = (1 - \text{MAPE}) \times 100\%$$

Keterangan:

Rumus tersebut digunakan untuk menghitung tingkat akurasi dari model prediksi. Akurasi dihitung dengan mengurangi nilai *MAPE* dari angka 1, kemudian dikalikan dengan 100 persen. Semakin kecil nilai *MAPE*, maka nilai akurasi yang dihasilkan akan semakin tinggi. Dengan kata lain, rumus ini mengubah ukuran kesalahan relatif *MAPE* menjadi ukuran keberhasilan prediksi dalam bentuk persentase.

MAPE diinterpretasikan sebagai persentase kesalahan, sehingga semakin kecil nilainya, semakin baik performa model. Hasil evaluasi ditampilkan pada tabel 3 berikut:

Tabel 3. Evaluasi Kinerja Model

Metode Evaluasi	Data Training	Data Testing
MSE	4713.3971	17298.5276
MAE	50.5735	58.6242
RMSE	68.6542	131.5239
MAPE	0.0267	0.0205
Akurasi	97.33%	97.95%

Hasil tabel 2 menunjukkan bahwa:

- Model memiliki tingkat akurasi yang tinggi baik pada data training maupun testing.
- Nilai *MAPE* pada data testing lebih rendah dari pada training, yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru.
- Nilai *RMSE* dan *MAE* yang rendah menunjukkan bahwa error absolut dan kuadrat juga dalam batas wajar.

Untuk membantu interpretasi tingkat akurasi, berikut adalah *klasifikasi* berdasarkan nilai *MAPE*:

Tabel 4. Penjelasan akurasi

Akurasi (%)	Kategori
99.99 – 99.90	Sangat Akurat
99.89 – 99.00	Akurat
98.99 – 95.00	Cukup Akurat
94.99 – 90.00	Kurang Akurat
< 90.00	Perlu Peningkatan

3.9 Pembahasan

Berdasarkan hasil pelatihan dan evaluasi, model *LSTM* menunjukkan performa yang sangat baik dalam memprediksi harga saham PT Alamtri Resources Indonesia Tbk (ADRO.JK) berdasarkan data historis. Kemampuan model ditunjukkan melalui beberapa tahapan, mulai dari visualisasi proses pelatihan hingga hasil prediksi jangka pendek dan menengah. Selama proses pelatihan, grafik *Mean Squared Error (MSE)* dan *Mean Absolute Error (MAE)* mengalami penurunan signifikan dan stabil, yang mengindikasikan bahwa model berhasil memahami pola historis tanpa mengalami *overfitting*. Nilai validasi yang mendekati nilai *training loss* menunjukkan kemampuan generalisasi model yang kuat.

Pada tahap pengujian, grafik prediksi pada data latih dan data uji memperlihatkan kesesuaian yang tinggi antara hasil prediksi dan data aktual. Model mampu mengikuti pola naik-turun harga saham secara konsisten. Nilai evaluasi seperti *MAE* sebesar 58.62, *MSE* sebesar 17.298, dan *RMSE* sebesar 131.52 pada data uji menunjukkan bahwa kesalahan prediksi masih dalam batas wajar, terlebih mengingat *fluktuasi* harga saham yang tinggi. Nilai *MAPE* sebesar 0.0205 atau 2.05% menghasilkan akurasi sebesar 97.95%, yang termasuk kategori “sangat akurat” berdasarkan klasifikasi akurasi *MAPE*. Selanjutnya, prediksi jangka pendek selama 7 hari menunjukkan bahwa model mampu merespons pola harga dengan baik, meskipun terdapat sedikit deviasi pada titik-titik tertentu. Akurasi prediksi 7 hari mencapai 98.64% (*MAPE* = 0.0136), yang membuktikan bahwa model sangat andal dalam memproyeksikan harga dalam rentang waktu pendek.

Sementara itu, pada skenario prediksi jangka menengah hingga 19 Mei 2025, model menunjukkan kestabilan prediksi dalam menghadapi dinamika *fluktuasi* harga yang lebih panjang. Prediksi harga saham pada tanggal tersebut



adalah sebesar Rp 2.229,35 dengan nilai *MAPE* sebesar 0.0116 atau 1.16%, setara dengan akurasi sebesar 98.84%. Visualisasi menunjukkan bahwa garis prediksi tetap mengikuti pola aktual secara umum, meskipun fluktuasi meningkat seiring bertambahnya rentang prediksi. Performa model yang tinggi dalam berbagai skenario prediksi menegaskan bahwa arsitektur LSTM yang digunakan — terdiri dari dua lapisan *LSTM*, satu *Dense layer*, serta mekanisme *Dropout* dan *EarlyStopping* — sangat efektif dalam mengenali dan meniru pola time series data saham. Teknik *sliding window* juga berperan penting dalam mempertahankan *kontinuitas* prediksi antar hari.

Secara keseluruhan, hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *LSTM* mampu memberikan prediksi harga saham dengan akurasi tinggi baik untuk rentang waktu pendek maupun menengah. Hal ini menjadikan model ini sebagai alat bantu potensial dalam mendukung pengambilan keputusan investasi berbasis data historis, khususnya pada saham sektor batu bara seperti ADRO yang dikenal memiliki volatilitas tinggi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun model prediksi harga saham PT Alamtri Resources Indonesia Tbk (ADRO.JK) menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)* berbasis data historis dari 1 Januari 2020 hingga 30 Desember 2024. Model dikembangkan dengan dua lapisan *LSTM*, satu *lapisan Dense*, serta mekanisme *Dropout* dan *EarlyStopping* untuk mencegah *overfitting*. Data diolah dalam format *time series* menggunakan pendekatan *sliding window*, di mana 30 hari data historis digunakan untuk memprediksi harga penutupan pada hari ke-31. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik, dengan nilai *MAPE* sebesar 2,05% atau akurasi sebesar 97,95% pada data uji. Skenario prediksi jangka pendek selama 7 hari menghasilkan akurasi sebesar 98,64% (*MAPE* = 1,36%), sementara prediksi jangka menengah hingga 19 Mei 2025 menunjukkan akurasi sebesar 98,84% (*MAPE* = 1,16%) dengan harga prediksi sebesar Rp 2.229,35. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model *LSTM* mampu mengenali dan meniru pola pergerakan harga saham secara akurat, baik dalam jangka pendek maupun jangka menengah. Model ini layak digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan investasi berbasis data, khususnya pada saham-saham dengan tingkat *volatilitas* tinggi seperti ADRO. Sebagai saran pengembangan ke depan, penelitian ini berkembang lebih lanjut mengintegrasikan fitur eksternal seperti analisis sentimen dari berita keuangan, volume perdagangan, atau indikator teknikal lainnya dalam pendekatan multi-input. Dengan demikian, model akan memiliki ketahanan yang lebih baik terhadap dinamika pasar yang kompleks dan meningkatkan kualitas prediksi jangka panjang maupun pendek. Secara keseluruhan, model prediksi berbasis *LSTM* ini dijadikan sebagai bantuan dalam pengambilan keputusan investasi yang lebih terukur, khususnya di sektor saham tambang batu bara yang memiliki karakteristik harga sangat *fluktuatif*.

REFERENCES

- [1] Katadata, "Jumlah Investor Pasar Modal Capai 8,3 Juta, Gen Z Gemar Saham Keuangan" katadata.com. Accessed: Nov. 28, 2024. [Online]. Available: <https://katadata.co.id/finansial/bursa/625930aa8e76f/jumlah-investor-pasar-modal-capai-8-3-juta-gen-z-gemar-saham-keuangan>
- [2] G. Bangsawan, "Kebijakan Akselerasi Transformasi Digital di Indonesia: Peluang dan Tantangan untuk Pengembangan Ekonomi Kreatif," *Jurnal Studi Kebijakan Publik*, vol. 2, no. 1, pp. 27–40, May 2023, doi: 10.21787/jskp.2.2023.27-40.
- [3] A. Nilsen, "Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 6, no. 1, 2022.
- [4] R. Darmawan, "Mirae Asset Sekuritas Indonesia," Oct. 2024.
- [5] J. Cao, Z. Li, and J. Li, "Financial time series forecasting model based on CEEMDAN and LSTM," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 519, pp. 127–139, Apr. 2019, doi: 10.1016/j.physa.2018.11.061.
- [6] S. Faisal, U. Indriyani, and T. Rohana, "Implementasi metode double exponential smoothing untuk prediksi saham bank btm (bank tabungan negara)," *Jurnal Pendidikan Informatika dan Sains*, vol. 12, no. 1, pp. 42–55, Jun. 2023, doi: 10.31571/saintek.v12i1.5337.
- [7] I. Himawan, O. Nurdiawan, and G. Dwilestari, "Prediksi Harga Saham Dengan Algoritma Regresi Linier Dengan Rapidminer," *Jurnal Sistem Informasi dan Manajemen*, Dec. 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.stmikgici.ac.id/>
- [8] F. Akbar Bilawa and H. Hikmayanti, "Prediksi Harga Beras Medium Di Indonesia Dengan Membandingkan Metode Regresi Linear Dan Regresi Polinomial," *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)*, vol. 9, no. 2, pp. 774–787, 2024
- [9] Juniardi, Tukino, B. Priyatna, Shofa and, and S. Hilabi, "Klasifikasi Sentimen Analisis Ulasan Aplikasi Alfragift Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory," *Jurnal Ilmiah Teknik dan Ilmu Komputer*, vol. 4, no. 2, pp. 48–55, May 2025, doi: 10.55123.
- [10] Trivusi, "Mengenal Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," [trivusi.web.id](https://www.trivusi.web.id/2022/07/algoritma-lstm.html). Accessed: Jul. 03, 2025. [Online]. Available: <https://www.trivusi.web.id/2022/07/algoritma-lstm.html>
- [11] A. Fauzi, "Forecasting Saham Syariah dengan Menggunakan LSTM," *Al-Masraf Jurnal Lembaga Keuangan dan Perbankan*, vol. 4, no. 1, 2020.
- [12] L. Wiranda and M. Sadikin, "Penerapan Long Short Term Memory pada Data Time Series untuk Memprediksi Penjualan Produk PT. Metiska Farma," *Janapati*, vol. 8, no. 3, 2019.
- [13] K. Avicenna, W. ; Endang, W. Pamungkas, "Implementasi Algoritma LSTM untuk Prediksi Harga Saham pada Situs Yahoo Finance dengan Menerapkan Microservice," *Repository Universitas Muhammadiyah Surakarta*, 2022.
- [14] N. Elfina, S. S. Hilabi, F. Nurapriani, and N. Uktupi, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Prediksi Penjualan Alat Kesehatan pada Media Alkes," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, pp. 695–701, Apr. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1326.



- [15] Jonatasv, "Evaluasi Metrik: MSE, RMSE, MAE dan MAPE," medium.com. Accessed: Jul. 03, 2025. [Online]. Available: <https://medium.com/@jonatasv/metrics-evaluation-mse-rmse-mae-and-mape-317cab85a26b>
- [16] F. P. Carel Anthony, "Sistem Analisis Harga Saham Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM).," Media Informatika, vol. 21, no. 3, 2022.
- [17] Sabar Sautomo and Hilman Ferdinandus Pardede, "Prediksi Belanja Pemerintah Indonesia Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 99–106, Feb. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2815.
- [18] Yashmeet Singh, "3 Metrik Regresi yang Harus Anda Ketahui: MAE, MSE, dan RMSE," proclusacademy.com. Accessed: Jul. 03, 2025. [Online]. Available: <https://proclusacademy.com/blog/explainer/regression-metrics-you-must-know/>
- [19] Or Jacobi, "Root Mean Square Error (RMSE): The cornerstone for evaluating regression models," coralogix.com. Accessed: Jul. 03, 2025. [Online]. Available: <https://coralogix.com/ai-blog/root-mean-square-error-rmse-the-cornerstone-for-evaluating-regression-models/>
- [20] G. Tamami and M. Arifin, "Penggunaan LSTM dalam Membangun Prediksi Penjualan untuk Aplikasi Laptop Lens," Dec. 2021, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/artakusuma/laptope>
- [21] sugi priharto, "Pengertian dan Contoh MAPE dalam Proses Forecasting Bisnis," kledo.com. Accessed: Jul. 03, 2025. [Online]. Available: <https://kledo.com/blog/pengertian-mape/>