

Prediksi Harga Saham IDX30 Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) dengan Variabel Makroekonomi

M. Rizky Ardiansyah Putra¹, Pradita Eko Prasetyo Utomo², Akhiyar Waladi³

^{1,2,3}Universitas Jambi

Jalan Jambi-Muara Bulian Km 15, Mendalo Indah, Kec. Jambi Luar Kota, Kab. Muaro Jambi, Jambi, Indonesia

e-mail: ¹rizkyjambi859@gmail.com, ²pradita.eko@unja.ac.id, ³akhiyar.waladi@unja.ac.id

Abstrak - Penelitian ini bertujuan memprediksi harga saham indeks IDX30 menggunakan model Long Short-Term Memory (LSTM) dengan mengevaluasi pengaruh integrasi variabel makroekonomi berupa tingkat inflasi dan suku bunga. Data harga saham harian IDX30 diselaraskan dengan data makroekonomi bulanan melalui proses *left join* dan *forward fill* sehingga menghasilkan dataset harian yang konsisten. Selanjutnya, data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 serta dinormalisasi menggunakan *Min-Max Scaling*. Model dikembangkan dalam dua skenario dengan arsitektur yang sama, yaitu satu lapisan LSTM berisi 8 unit, batch size 32, learning rate 0,001, tanpa dropout, dan menggunakan *Adam optimizer*. Skenario pertama menerapkan pendekatan univariat yang hanya memanfaatkan data historis harga IDX30, sedangkan skenario kedua menggunakan pendekatan multivariat dengan menambahkan variabel inflasi dan suku bunga. Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi variabel makroekonomi mampu meningkatkan kinerja model secara signifikan. Model multivariat menghasilkan nilai RMSE sebesar 7,7442 dan MAE sebesar 6,1353, lebih rendah dibandingkan model univariat yang memperoleh RMSE 8,8129 dan MAE 6,7300. Selain itu, nilai koefisien determinasi (R^2) meningkat dari 0,8636 menjadi 0,8947 pada data pengujian. Temuan ini menunjukkan bahwa informasi makroekonomi memberikan kontribusi penting dalam meningkatkan kemampuan model LSTM untuk menangkap pola pergerakan harga saham, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan robust dibandingkan penggunaan data historis harga saham saja.

Kata Kunci : Prediksi Harga Saham, LSTM, Makroekonomi

Abstracts - This study aims to predict the stock price of the IDX30 index using the Long Short-Term Memory (LSTM) model by evaluating the effect of integrating macroeconomic variables such as inflation and interest rates. The daily IDX30 stock price data is aligned with monthly macroeconomic data through a *left join* and *forward fill* process to produce a consistent daily dataset. Furthermore, the data is divided into training and test data with a ratio of 80:20 and normalized using *Min-Max Scaling*. The model is developed in two scenarios with the same architecture, namely one LSTM layer containing 8 units, a batch size of 32, a learning rate of 0.001, no dropout, and using the *Adam optimizer*. The first scenario applies a univariate approach that only utilizes historical IDX30 price data, while the second scenario uses a multivariate approach by adding inflation and interest rate variables. The results show that the integration of macroeconomic variables can significantly improve model performance. The multivariate model produced an RMSE of 7.7442 and an MAE of 6.1353, lower than the univariate model, which obtained an RMSE of 8.8129 and an MAE of 6.7300. Furthermore, the coefficient of determination (R^2) increased from 0.8636 to 0.8947 in the test data. These findings indicate that macroeconomic information significantly improves the LSTM model's ability to capture stock price movement patterns, resulting in more accurate and robust predictions compared to using historical stock price data alone.

Keywords : Stock Price Prediction, LSTM, Macroeconomics

PENDAHULUAN

Pasar modal merupakan salah satu instrumen investasi yang memiliki peran penting dalam mendukung pertumbuhan ekonomi suatu negara. Melalui pasar modal, perusahaan dapat memperoleh sumber pendanaan untuk pengembangan usaha, sedangkan investor memiliki kesempatan untuk memperoleh keuntungan melalui investasi (Dianita et al., 2025). Pasar modal Indonesia telah menjadi salah satu sektor yang semakin vital dengan berbagai instrument seperti saham, reksa dana, dan obligasi (Sanfa & Tjandrasa, 2024). Pergerakan harga saham yang bersifat dinamis dan fluktuatif dipengaruhi oleh berbagai faktor termasuk kondisi ekonomi dan kinerja perusahaan



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

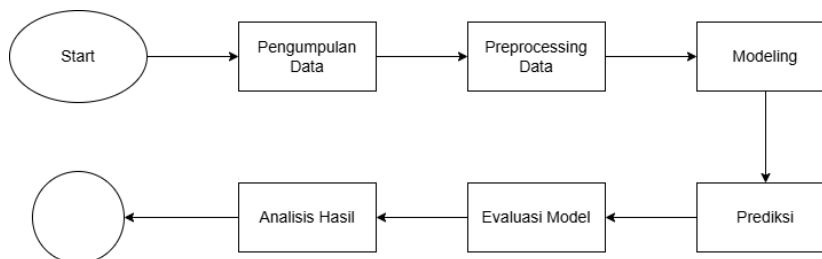
(Seventeen & Shinta, 2021). Hal tersebut menjadikan prediksi harga saham sebagai topik yang terus menarik perhatian bagi investor, akademisi, maupun pelaku industri keuangan. Di Indonesia, Bursa Efek Indonesia (BEI) mengelola berbagai indeks saham yang mencerminkan kinerja kelompok saham berdasarkan kapitalisasi, likuiditas, sektor dan tema tertentu diantaranya adalah IHSG, LQ45, IDX30, ISSI, JII, IDX80 (Yanti et al., 2021). IDX30 merupakan indeks yang terdiri dari 30 saham dengan tingkat likuiditas tinggi dan kapitalisasi pasar besar yang tercatat di Bursa Efek Indonesia. Indeks IDX30 juga merupakan indeks IDX paling populer untuk digunakan sebagai produk dasar Reksa Dana Indeks dan ETF (Hardi & Sihombing, 2022).

Selain dipengaruhi oleh data historis harga saham, pergerakan harga saham juga dapat dipengaruhi oleh kondisi makroekonomi. Hasil dari penelitian Hesniati et al., (2024) menyatakan variabel inflasi dan suku bunga memiliki pengaruh signifikan terhadap *return* indeks saham IDX30. Abdo et al., (2021) juga mengungkapkan bahwa harga jual dipasar yang tinggi berpengaruh besar pada tingkat inflasi yang sedang meningkat, dimana konsumen akan memperlambat bisnis bagi perusahaan karena harga yang meningkat akibat suku bunga yang tinggi. Sementara itu, investor cenderung membandingkan tingkat pengembalian investasi saham dengan instrumen keuangan lainnya yang memiliki risiko lebih rendah (Patma et al., 2021). Oleh karena itu, integrasi variabel makroekonomi ke dalam model prediksi harga saham berpotensi meningkatkan kemampuan model dalam menangkap dinamika pasar yang lebih kompleks. Seiring perkembangan teknologi dan ketersediaan data, berbagai metode telah digunakan untuk melakukan prediksi harga saham, mulai dari pendekatan statistik hingga metode berbasis kecerdasan buatan. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam prediksi data runtun waktu (*time series*) adalah Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM merupakan pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk mengatasi permasalahan data sekuensial dan ketergantungan jangka panjang dalam data (Saputra et al., 2024). Kemampuan tersebut menjadikan LSTM efektif dalam memodelkan pola pergerakan harga saham yang bersifat nonlinier dan dinamis.

Berbagai penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa model LSTM mampu memberikan performa yang baik dalam prediksi harga saham. Namun, sebagian besar penelitian masih berfokus pada penggunaan data historis harga saham sebagai variabel utama, sementara pemanfaatan variabel makroekonomi seperti inflasi dan suku bunga dalam prediksi harga saham IDX30 masih relatif terbatas. Selain itu, belum banyak penelitian yang secara khusus membandingkan performa model yang hanya menggunakan data historis dengan model yang mengintegrasikan data historis dan variabel makroekonomi pada indeks IDX30. Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi harga saham IDX30 menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) serta menganalisis pengaruh penambahan variabel makroekonomi berupa inflasi dan suku bunga terhadap kinerja model. Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini membandingkan dua skenario model, yaitu model yang menggunakan data historis harga penutupan IDX30 dan model yang menggunakan kombinasi data historis harga penutupan, inflasi, dan suku bunga. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan model prediksi harga saham serta menjadi referensi bagi investor dan peneliti dalam memanfaatkan informasi makroekonomi untuk mendukung pengambilan keputusan investasi.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan yang meliputi pengumpulan data, prapemrosesan data, pembangunan model (*modeling*), evaluasi model, dan analisis hasil. Tahapan penelitian dirancang untuk menghasilkan model prediksi harga saham IDX30 yang mampu memanfaatkan informasi historis maupun variabel makroekonomi berupa inflasi dan suku bunga. Alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

1. Data Collection

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan data harga penutupan harian indeks IDX30 serta data makroekonomi yang terdiri dari tingkat inflasi dan suku bunga. Data harga penutupan IDX30 digunakan sebagai variabel target yang akan diprediksi, sedangkan data inflasi dan suku bunga digunakan sebagai variabel tambahan untuk menangkap pengaruh kondisi ekonomi makro terhadap pergerakan harga saham. Data harga penutupan IDX30 diperoleh dari investing.com, sedangkan data inflasi dan suku bunga diperoleh dari Bank

Indonesia (BI). Seluruh data kemudian disesuaikan berdasarkan periode penelitian sehingga memiliki rentang waktu yang sama. Rincian pengumpulan data dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Dataset yang dikumpulkan

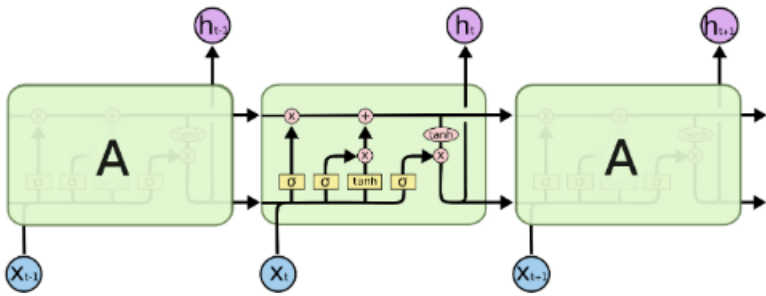
Data	Sumber data	Teknik Pengumpulan	Rentang
IDX30	Investing.com	Unduh (.csv)	2020-2025
Suku Bunga	Bank Indonesia	Unduh (.xlsx)	2020-2025
Inflasi	Bank Indonesia	Unduh (.xlsx)	2020-2025

2. Preprocessing Data

Tahap prapemrosesan data dilakukan untuk memastikan kualitas dan konsistensi data sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Proses ini diawali dengan pembersihan data (*data cleaning*) untuk mengidentifikasi serta menangani nilai yang hilang (*missing values*) dan memastikan kesesuaian tipe data pada setiap variable serta penghapusan kolom yang tidak digunakan. Selanjutnya, dilakukan penyelarasan tanggal (*date alignment*) dengan menggabungkan data harga saham, inflasi, dan suku bunga ke dalam satu dataset menggunakan metode *left join* berbasis indeks tanggal pada data indeks IDX30. Karena data inflasi dan suku bunga memiliki format bulanan (*monthly*), metode *forward fill* diterapkan untuk mengisi kekosongan nilai pada hari bursa (*daily*), sehingga seluruh variabel memiliki indeks waktu harian yang selaras. Setelah dataset terintegrasi, dilakukan pembagian data (*data splitting*) menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Beberapa penelitian menganjurkan penggunaan rasio 70:30 atau 80:20. Namun, investigasi terbaru menunjukkan peningkatan ukuran dataset pelatihan meningkatkan kinerja pelatihan (Jiang, 2021). Pada penelitian ini data dibagi dengan rasio 80:20. Tahap berikutnya adalah normalisasi data menggunakan metode *Min-Max Scaling* untuk mengubah rentang nilai setiap variabel ke dalam interval 0 hingga 1. Normalisasi bertujuan untuk mempercepat proses konvergensi saat pelatihan model dan mencegah dominasi variabel yang memiliki skala nilai lebih besar.

3. Modeling

Tahap pemodelan dilakukan menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM). LSTM dipilih karena memiliki kemampuan dalam mempelajari pola dan ketergantungan jangka panjang pada data runtun waktu sehingga sesuai untuk digunakan dalam prediksi harga saham. LSTM merupakan turunan dari *Recurrent Neural Network* (RNN), yang merupakan metode untuk mengolah data sekuensial. Namun, RNN memiliki masalah *vanishing* dan *exploding gradient*. LSTM dikembangkan untuk mengatasi masalah tersebut dengan menambahkan *memory cell* yang memungkinkan penyimpanan informasi dalam jangka waktu yang lama (Saputra et al., 2024).



Sumber: Hastomo et al. (2022)
Gambar 2. Arsitektur LSTM

Arsitektur model *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2. Pada penelitian ini model dikembangkan dengan menggunakan dua skenario model untuk menganalisis pengaruh variabel makroekonomi terhadap performa prediksi. Skenario pertama menggunakan data historis harga penutupan IDX30 sebagai variabel input. Skenario kedua menggunakan kombinasi data historis harga penutupan IDX30, inflasi, dan suku bunga sebagai variabel input. Untuk menjaga objektivitas perbandingan, kedua model menggunakan arsitektur dan parameter pelatihan yang sama. Arsitektur model terdiri dari satu lapisan LSTM dengan 8 unit neuron yang diikuti oleh satu lapisan *Dense* sebagai lapisan keluaran. Model dilatih selama 100 epoch menggunakan *optimizer* Adam dan fungsi *loss* *Mean Squared Error* (MSE).

4. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi prediksi harga saham IDX30 yang dihasilkan oleh model Long Short-Term Memory (LSTM). Proses evaluasi dilakukan dengan membandingkan nilai prediksi yang dihasilkan model terhadap nilai aktual pada data pengujian (testing set). Dalam penelitian ini, performa model dievaluasi menggunakan tiga metrik, yaitu *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Coefficient of Determination* (R^2). Penggunaan beberapa metrik evaluasi bertujuan untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kemampuan model dalam melakukan prediksi. *Mean Absolute Error* (MAE) digunakan untuk mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi. Semakin kecil nilai MAE, semakin dekat hasil prediksi model terhadap nilai aktual. Persamaan MAE ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |\hat{y}_t - y_t| \quad (1)$$

Root Mean Squared Error (RMSE) digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi dengan memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan yang memiliki nilai tinggi. Semakin kecil nilai RMSE, semakin baik performa model dalam melakukan prediksi. Persamaan RMSE ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2} \quad (2)$$

Sementara itu, *Coefficient of Determination* (R^2) digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam menjelaskan variasi data aktual. Nilai R^2 berada pada rentang 0 hingga 1, di mana nilai yang semakin mendekati 1 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menjelaskan hubungan antara variabel input dan output. Persamaan R^2 ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (3)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Data Collection

Penelitian ini menggunakan data historis indeks saham IDX30, suku bunga dan inflasi. Data IDX30 diambil melalui investing.com, dan data suku bunga dan inflasi diambil melalui website resmi bank indonesia. Data diperoleh dalam format (.csv) dan (.xlsx) yang mencakup periode dari 2 Januari 2020 hingga 28 November 2025. Data historis IDX30 yang diperoleh terdiri atas beberapa variabel, yaitu harga pembukaan (*open*), harga penutupan (*close*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), volume perdagangan (*volume*), dan persentase perubahan harga. Namun, penelitian ini hanya menggunakan variabel harga penutupan yang ditampilkan sebagai variabel "Terakhir". Variabel ini dipilih karena harga penutupan merupakan representasi nilai akhir yang terbentuk dari aktivitas perdagangan pada suatu periode. Selain data harga saham, penelitian ini juga menggunakan data suku bunga dan inflasi sebagai variabel makroekonomi. Tingkat inflasi dapat memengaruhi daya beli masyarakat dan kinerja perusahaan, sedangkan perubahan suku bunga dapat memengaruhi keputusan investasi investor terhadap instrumen keuangan yang tersedia. Hasil dari pengumpulan data ditunjukkan pada Gambar 3, Gambar 4, dan Gambar 5, yang masing-masing menampilkan data IDX30, tingkat suku bunga, dan tingkat inflasi selama periode penelitian.

Tanggal	"Terakhir"	"Pembukaan"	"Tertinggi"	"Terendah"	"Vol."	"Perubahan%"
28/11/2025	"435,91"	"439,47"	"441,10"	"435,49"	"3,798"	"-0,87%"
27/11/2025	"439,74"	"445,93"	"446,52"	"438,30"	"4,298"	"-1,33%"
26/11/2025	"445,67"	"442,08"	"445,67"	"439,83"	"3,428"	"0,53%"
25/11/2025	"443,30"	"447,67"	"448,11"	"440,35"	"4,238"	"-0,84%"
24/11/2025	"447,05"	"442,71"	"447,05"	"440,11"	"16,318"	"1,55%"
23/11/2025	"440,24"	"440,28"	"441,80"	"436,62"	"6,588"	"-0,41%"
20/11/2025	"442,04"	"445,31"	"447,36"	"442,04"	"4,088"	"-0,14%"
19/11/2025	"442,67"	"441,04"	"443,58"	"440,28"	"4,818"	"0,55%"
18/11/2025	"440,24"	"444,51"	"446,18"	"438,73"	"5,148"	"-1,00%"
17/11/2025	"444,68"	"444,02"	"446,76"	"443,66"	"6,448"	"0,35%"
14/11/2025	"443,13"	"441,46"	"445,12"	"440,84"	"3,958"	"0,43%"
13/11/2025	"441,25"	"446,11"	"446,52"	"440,89"	"6,548"	"-1,09%"
12/11/2025	"446,11"	"443,56"	"448,25"	"443,01"	"7,928"	"0,90%"
11/11/2025	"442,14"	"446,72"	"447,45"	"440,64"	"12,358"	"-0,35%"
10/11/2025	"443,68"	"447,49"	"448,47"	"443,68"	"15,978"	"-0,12%"
07/11/2025	"444,21"	"442,78"	"445,56"	"442,15"	"4,928"	"0,32%"
06/11/2025	"442,78"	"445,39"	"445,66"	"441,49"	"3,988"	"-0,52%"
05/11/2025	"445,08"	"439,94"	"445,08"	"437,90"	"13,168"	"0,94%"
04/11/2025	"440,94"	"443,28"	"446,18"	"440,67"	"4,638"	"-0,57%"
03/11/2025	"443,47"	"439,17"	"444,37"	"438,80"	"980,66M"	"1,49%"
31/10/2025	"436,96"	"440,45"	"441,92"	"435,86"	"5,938"	"-0,84%"
30/10/2025	"440,65"	"440,72"	"446,13"	"438,95"	"12,668"	"0,12%"
29/10/2025	"440,12"	"432,51"	"440,12"	"430,37"	"2,668"	"1,63%"

Gambar 3. Data IDX30

NO	Tanggal	BI-7Day-RR
1	19 November 2025	4.75 %
2	22 Oktober 2025	4.75 %
3	17 September 2025	4.75 %
4	20 Agustus 2025	5.00 %
5	16 Juli 2025	5.25 %
6	18 Juni 2025	5.50 %
7	21 Mei 2025	5.50 %
8	23 April 2025	5.75 %
9	19 Maret 2025	5.75 %
10	19 Februari 2025	5.75 %
11	15 Januari 2025	5.75 %
12	18 Desember 2024	6.00 %
13	20 November 2024	6.00 %
14	16 Oktober 2024	6.00 %
15	18 September 2024	6.00 %
16	21 Agustus 2024	6.25 %
17	17 Juli 2024	6.25 %
18	20 Juni 2024	6.25 %
19	22 Mei 2024	6.25 %
20	24 April 2024	6.25 %
21	20 Maret 2024	6.00 %
22	21 Februari 2024	6.00 %
23	17 Januari 2024	6.00 %
24	21 Desember 2023	6.00 %
25	19 November 2023	6.00 %

Gambar 4. Data Suku Bunga

Periode	Data Inflasi
November 2025	2.72 %
Oktober 2025	2.86 %
September 2025	2.65 %
Agustus 2025	2.31 %
Juli 2025	2.37 %
Juni 2025	1.87 %
Mei 2025	1.6 %
April 2025	1.95 %
Maret 2025	1.03 %
Februari 2025	-0.09 %
Januari 2025	0.76 %
Desember 2024	1.57 %
November 2024	1.55 %
Oktober 2024	1.71 %
September 2024	1.84 %
Agustus 2024	2.12 %
Juli 2024	2.13 %
Juni 2024	2.51 %
Mei 2024	2.84 %
April 2024	3 %
Maret 2024	3.05 %
Februari 2024	2.75 %
Januari 2024	2.57 %
Desember 2023	2.61 %
November 2023	2.86 %

Gambar 5. Data Inflasi

2. Preprocessing Data

Data yang digunakan dalam penelitian telah dilakukan preprocessing dengan melakukan data *cleaning* dengan melakukan penghapusan kolom yang tidak digunakan, penyesuaian tipe data pada setiap variabel, serta melakukan penggabungan pada tiap dataset menjadi satu dataset terpadu dengan menggunakan metode *left join* dengan IDX30 sebagai *base object*. Sehingga dihasilkan sebaran data seperti pada gambar 6.

	date	priceidx	suku_bunga	inflasi
0	2020-01-02	552.40	5.0	2.68
1	2020-01-03	557.65	5.0	2.68
2	2020-01-06	551.66	5.0	2.68
3	2020-01-07	554.00	5.0	2.68
4	2020-01-08	549.01	5.0	2.68

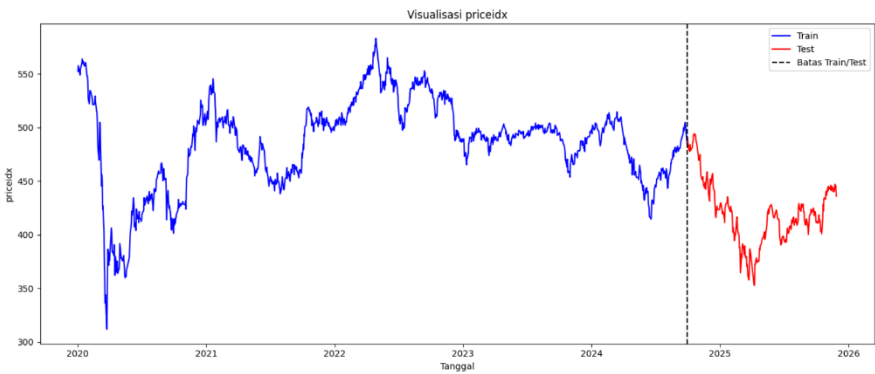
Gambar 6. Dataset setelah Preprocessing Data

Dataset yang telah melalui proses *preprocessing* kemudian dibagi menjadi data latih (*training*) dan data uji (*testing*) dengan rasio 80:20 secara kronologis untuk mempertahankan urutan temporal pada data deret waktu. Pendekatan ini dipilih karena pengacakan data dapat menyebabkan kebocoran informasi dari periode masa depan ke periode sebelumnya, sehingga menghasilkan evaluasi model yang tidak realistis. Data latih digunakan untuk proses pembelajaran model dalam mengenali pola pergerakan harga saham. Sementara itu, data uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum pernah dilihat selama proses pelatihan. Rincian pembagian data yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 2. Berdasarkan pembagian tersebut, data latih mencakup periode 1 Januari 2020 hingga 30 September 2024 dengan jumlah sebanyak 1.151 observasi. Selanjutnya, data uji mencakup periode 1 Oktober 2024 hingga 28 November 2025 dengan jumlah sebanyak 278 observasi. Dengan skema pembagian ini, model dilatih menggunakan data historis pada periode sebelumnya dan dievaluasi menggunakan data pada periode yang lebih baru, sehingga proses pengujian dapat merepresentasikan kondisi prediksi yang lebih mendekati implementasi di dunia nyata.

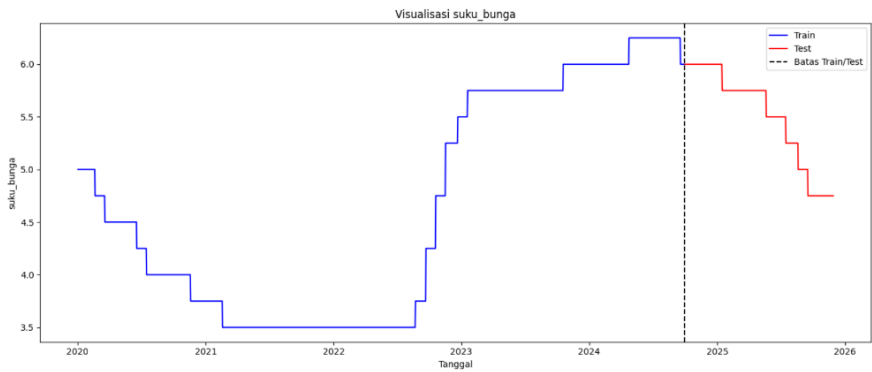
Tabel 2. Rincian Jumlah Observasi

Data	Batas awal	Batas akhir	Jumlah data
Train	2020-01-01	2024-09-30	1151
Test	2024-10-01	2025-11-28	278

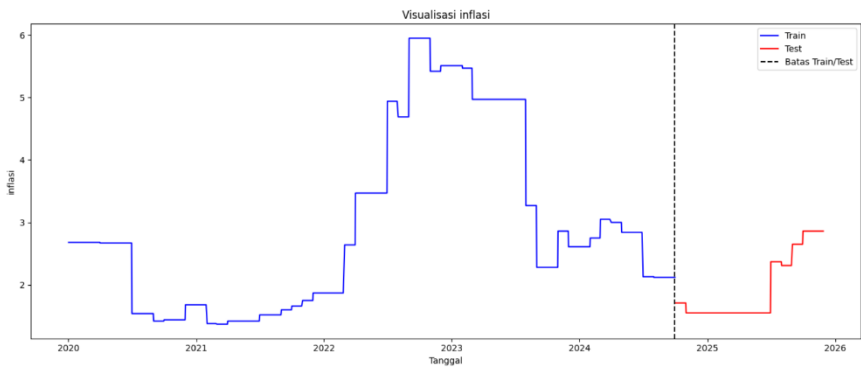
Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai hasil pembagian data, dilakukan visualisasi terhadap data latih dan data uji pada masing-masing variabel penelitian. Visualisasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa proses pembagian data telah dilakukan secara kronologis tanpa mengubah urutan temporal data. Selain itu, visualisasi juga membantu menunjukkan rentang waktu yang digunakan pada proses pelatihan dan pengujian model. Hasil pembagian data pada variabel harga penutupan IDX30, suku bunga dan inflasi ditunjukkan pada Gambar 7, Gambar 8, dan Gambar 9. Pembagian secara kronologis memastikan bahwa seluruh data pada periode pengujian berada setelah periode pelatihan, sehingga model dievaluasi menggunakan data yang benar-benar merepresentasikan kondisi masa depan relatif terhadap data yang digunakan selama proses pembelajaran.



Gambar 7. Grafik data Train dan data Test IDX30



Gambar 8. Grafik data Train dan data Test Suku Bunga



Gambar 9. Grafik data Train dan data Test Inflasi

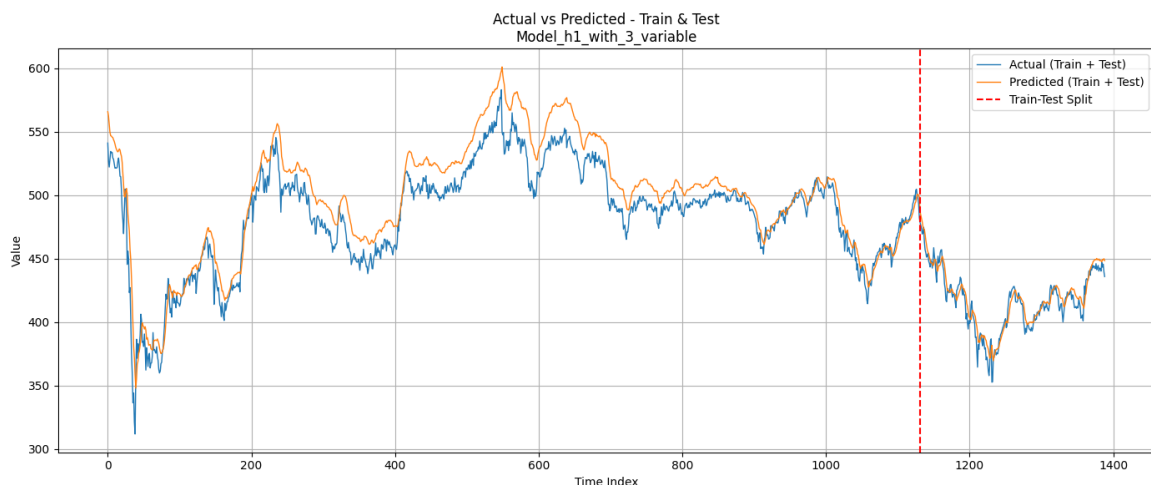
4. Modeling

Tahap pemodelan dilakukan dengan mengembangkan arsitektur jaringan saraf tiruan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga saham pada indeks IDX30. Pemodelan ini diimplementasikan ke dalam dua skenario pengujian utama guna mengevaluasi dampak penambahan variabel makroekonomi terhadap akurasi prediksi model. Pada skenario pertama, model dibangun dengan pendekatan *univariate time series* yang hanya menggunakan satu variabel masukan, yaitu data historis harga saham IDX30 itu sendiri. Sementara itu, skenario kedua menerapkan pendekatan *multivariate time series* dengan menggunakan tiga variabel sekaligus, meliputi data historis harga saham IDX30, tingkat inflasi, dan suku bunga. Untuk menjaga objektivitas perbandingan, kedua skenario tersebut dibangun menggunakan struktur arsitektur dan konfigurasi hiperparameter yang identik. Model dirancang menggunakan model *Sequential* yang diawali dengan satu lapisan LSTM 8 units dengan 32 *batchsize*. Selama proses eksperimen berjalan, kedua model dilatih menggunakan data latih (*train*). Algoritma optimasi yang digunakan adalah *Adam Optimizer* dengan tingkat pembelajaran (*learning rate*) pada angka 0.001. Fungsi kerugian (*loss function*) yang dioptimalkan selama pelatihan adalah *Mean Squared Error* (MSE), yang bekerja dengan memberikan penalti kuadrat terhadap setiap selisih antara nilai prediksi model dan nilai aktual.

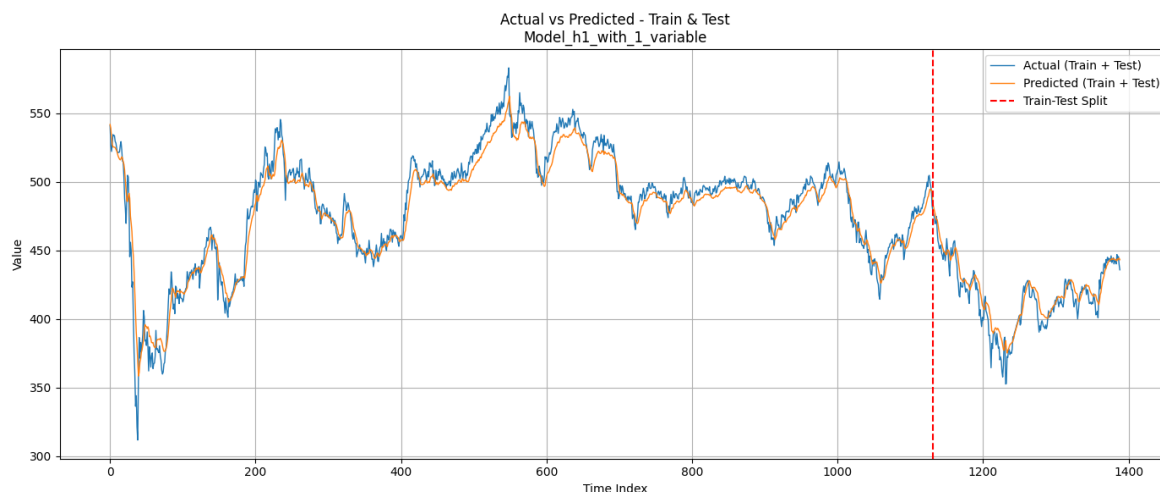
Tabel 3. Hasil Evaluasi Model

Model	RMSE	MAE	R ²
Model LSTM 1 variabel	8.8129	6.7300	0.8636
Model LSTM 3 variabel	7.7442	6.1353	0.8947

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan pada data uji (*testing data*), performa dari kedua skenario model LSTM dievaluasi menggunakan tiga metrik penentu, yaitu *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan koefisien determinasi (R^2). Model Prediksi LSTM 1 variabel yang hanya menggunakan data historis harga saham IDX30 menghasilkan nilai RMSE sebesar 8.8129, MAE sebesar 6.7300, dan nilai R^2 sebesar 0.8636. Hasil ini mengindikasikan bahwa model univariat tersebut sudah memiliki kemampuan yang cukup baik dalam menangkap tren pergerakan harga saham, di mana variasi harga historis mampu menjelaskan sekitar 86.36% dari total variabilitas harga saham IDX30 pada periode pengujian. Peningkatan performa secara signifikan terlihat ketika model diintegrasikan dengan variabel makroekonomi pada skenario Model LSTM 3 variabel. Model *multivariate* yang menggabungkan data historis IDX30, tingkat inflasi, dan suku bunga berhasil menurunkan nilai kekeliruan prediksi dengan capaian RMSE sebesar 7.7442 dan MAE sebesar 6.1353. Penurunan nilai RMSE dan MAE ini membuktikan bahwa kesalahan absolut maupun sensitivitas model terhadap error yang besar menjadi lebih kecil. Sejalan dengan penurunan tingkat error, nilai koefisien determinasi (R^2) juga mengalami peningkatan menjadi 0.8947, yang berarti kombinasi antara data harga saham historis beserta indikator inflasi dan suku bunga mampu menjelaskan 89.47% variabilitas pergerakan indeks IDX30. Dengan demikian, penggabungan variabel makroekonomi dapat meningkatkan akurasi prediksi dan memberikan performa pemodelan yang lebih kokoh dibandingkan hanya mengandalkan satu variabel harga historisnya saja. Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai kemampuan model dalam mengikuti pola pergerakan harga saham IDX30, dilakukan visualisasi perbandingan antara nilai aktual dan nilai prediksi pada masing-masing skenario model seperti yang terlihat pada gambar 10 dan gambar 11.



Gambar 10. Hasil Prediksi dengan 3 variabel



Gambar 11. Hasil Prediksi dengan 1 variabel

Berdasarkan hasil plot data latih dan data uji pada skenario model satu variabel, model menunjukkan kemampuan yang sangat adaptif dalam mengikuti fluktuasi pergerakan harga aktual indeks IDX30 di sepanjang indeks waktu pengamatan. Pada fase pelatihan, kurva prediksi mampu melekat erat pada kurva aktual (biru), baik saat terjadi tren penurunan tajam di awal periode maupun saat mengalami pembalikan arah. Fleksibilitas ini terus dipertahankan hingga fase pengujian data uji (sisi kanan garis putus-putus merah), di mana model tetap mampu memproyeksikan arah pergerakan harian secara konsisten tanpa kehilangan momentum tren utamanya. Di sisi lain, visualisasi hasil prediksi pada model tiga variabel memperlihatkan karakteristik pergerakan kurva yang cukup unik dan berbeda. Pada fase pelatihan, kurva prediksi cenderung mengalami pergeseran ke atas dan menghasilkan jarak yang konstan di beberapa puncak tren, khususnya pada rentang indeks waktu 400 hingga 700. Kondisi ini mengindikasikan bahwa intervensi variabel makroekonomi (inflasi dan suku bunga) memberikan tekanan bobot atau bias tertentu yang membuat model cenderung memprediksi nilai sedikit lebih tinggi daripada harga historis murninya selama proses pencarian parameter optimal. Meskipun terdapat sedikit kerenggangan pada fase pelatihan, model tiga variabel menunjukkan peningkatan performa yang luar biasa pada fase pengujian data uji. Kurva prediksi secara impresif mampu mengoreksi biasnya dan bergerak jauh lebih rapat menyelimuti kurva aktual biru jika dibandingkan dengan fase pelatihannya. Kemampuan generalisasi yang matang pada fase pengujian inilah yang menjelaskan mengapa model tiga variabel secara statistik mampu mencatatkan tingkat error yang lebih kecil dengan RMSE 7.7442 dan MAE 6.1353 serta nilai R^2 yang lebih tinggi 0.8947 dibandingkan model satu variabel. Hal ini membuktikan bahwa penambahan variabel makroekonomi berhasil melatih LSTM untuk mengabaikan gangguan acak pada data harian dan berfokus pada pembentukan proyeksi tren masa depan yang jauh lebih akurat dan tangguh.

KESIMPULAN

Berdasarkan keseluruhan hasil penelitian, eksperimen, dan analisis yang telah dilakukan mengenai penerapan model Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga saham indeks IDX30. Rangkaian proses yang dimulai dari pembersihan data, penyesuaian tipe data, penyelarasan tanggal melalui metode *left join* berbasis indeks harian IDX30, hingga penanganan kekosongan nilai data makroekonomi bulanan dengan teknik *forward fill* terbukti mampu mengintegrasikan seluruh variabel ke dalam skala harian yang selaras.

Dalam tahapan pemodelan, arsitektur LSTM yang dikonfigurasi menggunakan 1 lapisan berkekuatan 8 units, *batch size* 32, dan *learning rate* 0.001 berbasis *optimizer Adam* terbukti memiliki kinerja yang sangat adaptif dalam menangkap tren pergerakan harga saham. Pengujian yang dilakukan secara komparatif pada dua skenario menunjukkan bahwa integrasi indikator makroekonomi berupa inflasi dan suku bunga secara nyata mampu meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi model dalam memprediksi data di masa depan. Hal ini ditunjukkan oleh keunggulan model LSTM 3 variabel yang berhasil menekan tingkat kekeliruan prediksi dengan capaian RMSE sebesar 7.7442 dan MAE sebesar 6.1353, lebih rendah dibandingkan model LSTM 1 variabel yang mencatatkan RMSE sebesar 8.8129 dan MAE sebesar 6.7300. Sejalan dengan itu, kemampuan model dalam menjelaskan variabilitas data (R^2) juga mengalami peningkatan yang signifikan dari 0.8636 menjadi 0.8947 pada fase pengujian. Secara visual dan teoritis, penyertaan variabel makroekonomi ini berhasil melatih arsitektur LSTM untuk mengabaikan fluktuasi minor atau gangguan acak harian di pasar bursa. Meskipun sempat menunjukkan sedikit kerenggangan pada fase pelatihan, model dengan 3 variabel secara impresif mampu mengoreksi bias tersebut dan bergerak jauh lebih rapat menyelimuti kurva harga aktual pada fase pengujian data uji jika

dibandingkan dengan model berbasis satu variabel harganya saja. Dengan demikian, penggabungan antara data historis internal pasar dan indikator ekonomi makro terbukti memberikan landasan informasi yang jauh lebih kaya dan akurat bagi model dalam memproyeksikan pergerakan indeks saham IDX30.

REFERENSI

- Abdo, K., Qudah, H., Qudah, L., & Qudah, M. (2021). The effect of economic variables (workers' diaries abroad, bank deposits, gross domestic product, and inflation) on stock returns in the Amman Financial Market from 2005/2018. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 13, 1–14. <https://doi.org/10.1080/20430795.2021.1883384>
- Dianita, P. E., Dewi, M., Gede, L., & Dewi, K. (2025). Analisis Perubahan Harga Saham IDX30 Sebelum dan Sesudah Penetapan Hasil Pemilu 2024. *Jurnal Ilmiah Akuntansi Dan Humanika*, 15(1). <https://doi.org/10.23887/jiah.v15i1.93755>
- Hardi, N. K., & Sihombing, P. (2022). *Impact of Covid-19 on Stock Return, Stock Liquidity and Share Price Volatility on IDX30 Index*. <https://doi.org/10.33258/birci.v5i3.6180>
- Hastomo, W., Aini, N., Satyo, A., Karno, B., & Rere, L. M. R. (2022). Machine Learning Methods for Predicting Manure Management Emissions. In *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi* | (Vol. 11, Number 2). <https://doi.org/https://doi.org/10.22146/jnteti.v11i2.2586>
- Hesniati, Lindawati, Viviani, Lina, Rudiyanto, & Joey. (2024). The Effect of Macroeconomics on Stock Return on the IDX30 Index Pengaruh Makroekonomi terhadap Stock Return pada Indeks IDX30. In *Management Studies and Entrepreneurship Journal* (Vol. 5, Number 1). <http://journal.yrpiiku.com/index.php/msej>
- Jiang, W. (2021). Applications of deep learning in stock market prediction: Recent progress. *Expert Systems with Applications*, 184, 115537. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115537>
- Patma, K., Kambuaya, M. K. P., Soyan Arunglamba, R., & Salle, H. T. (2021). Analysis of Motivation, Knowledge and Investment Education on Investment Interest in Capital Market. *Journal of Social Science*, 2(4), 394–399. <https://doi.org/10.46799/jss.v2i4.173>
- Sanfa, A. S., & Tjandrasa, B. B. (2024). Pengaruh faktor-faktor makroekonomi pada dinamika Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). *Jurnal Manajemen Bisnis Dan Kewirausahaan*, 8(6), 1507–1521. <https://doi.org/10.24912/jmbk.v8i6.32167>
- Saputra, R., Gusti Alamsyah, A., Tjoanda, M., Nick, K., Cornelius, A., Fery Herdiatmoko, H., & Katolik Musi Charitas, U. (2024). ANALISIS PREDIKSI SAHAM TESLA MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM). *Journal of Computer Science and Information Technology (JCSIT)*, 2(1). <https://doi.org/10.70248/jcsit.v2i1.1482>
- Seventeen, W., & Shinta, S. (2021). Pengaruh Economic Value Added dan Return On Equity (ROE) Terhadap Harga Sahampada perusahaan Investasi yang Terdaftar di BEITahun 2016-2019. *JURNAL AKUNTANSI UNHAZ*. <https://journals.unihaz.ac.id/index.php/jaz/article/view/2094/1063>
- Yanti, M. D., Binangkit, I. D., & Siregar, D. I. (2021). Analisis Portofolio Optimal Dengan Menggunakan Model Indeks Tunggal Pada Perusahaan Indeks IDX30 Periode 2017-2020. In *Economics, Accounting and Business Journal* (Vol. 1, Number 1). <https://jom.umri.ac.id/index.php/ecountbis/article/view/221>