

Prediksi Harga Saham Bank Mandiri Berdasarkan Data Bmri Historical Stock Price

¹Khairul Imam Mahmud, ²Rudi Kurniawan, ³Harma Oktafia Lingga Wijaya

¹Mahasiswa, Prodi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Teknik, Universitas Bina Insan
Alamat Jalan Jend Besar H.M Soeharto Kel. Lubuklinggau Selatan 1 (e-mail: Khairulimammahmud1@gmail.com)

²Dosen Tetap Program Studi Rekayasa Sistem Komputer Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan
Jalan Jend Besar H.M Soeharto Kel. Lubuklinggau Selatan 1 (e-mail: rudikurniawan@univbinainsan.ac.id)

³Dosen Tetap Program Sistem Informasi Fakultas Ilmu Teknik Universitas Bina Insan
Jalan Jend Besar H.M Soeharto Kel. Lubuklinggau Selatan 1 (e-mail: harmoaktafialingga@univbinainsan.ac.id)

(Received: Nopember 2025, Revised: Februari 2026, Accepied: April 2026)

Abstract—Stock price movements exhibit dynamic and highly fluctuating characteristics, making accurate prediction challenging when using conventional approaches. Therefore, this study aims to develop and evaluate a stock price prediction model for PT Bank Mandiri (Persero) Tbk using a deep learning approach based on Long Short-Term Memory (LSTM). The LSTM model is applied for time series forecasting by utilizing historical stock price data, with a primary focus on the closing price as the target variable. The historical stock price data of Bank Mandiri undergo preprocessing stages, including data cleaning and normalization using the Min–Max Scaling method, to align data scales and improve training stability and convergence. The proposed LSTM architecture consists of two LSTM layers with dropout mechanisms for regularization, followed by fully connected layers to generate stock price predictions. The model is trained using the Adam optimizer with Mean Squared Error (MSE) as the loss function. Model performance is evaluated using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) metric on the testing dataset. The experimental results show that the LSTM model achieves a MAPE value of 2.7572%, indicating a very high prediction accuracy. Furthermore, the future forecasting results suggest a relatively stable stock price movement with a gradual upward trend in the short term. Based on the findings, it can be concluded that the Long Short-Term Memory (LSTM) method is effective for predicting Bank Mandiri's stock prices and has strong potential as a data-driven decision support tool for investment analysis, although it should be complemented with fundamental analysis and external market factors

Keyword: Stock Price Prediction, Long Short-Term Memory (LSTM), Time Series Forecasting.

Intisari—Pergerakan harga saham memiliki karakteristik yang dinamis dan fluktuatif sehingga sulit diprediksi secara akurat menggunakan pendekatan konvensional. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membangun dan mengevaluasi model prediksi harga saham PT Bank Mandiri (Persero) Tbk menggunakan pendekatan deep learning berbasis Long Short-Term Memory (LSTM). Model LSTM digunakan untuk melakukan peramalan deret waktu (time series forecasting) berdasarkan data historis harga saham, dengan fokus pada harga penutupan (closing price) sebagai variabel target utama. Data historis harga saham Bank Mandiri terlebih dahulu melalui tahapan preprocessing, yang meliputi pembersihan data dan normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling guna menelaraskan skala data serta meningkatkan stabilitas proses pelatihan. Arsitektur model LSTM yang dibangun terdiri atas dua lapisan LSTM dengan mekanisme dropout sebagai regularisasi, serta lapisan fully connected untuk menghasilkan nilai prediksi harga saham. Model dilatih menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss Mean Squared Error (MSE). Evaluasi kinerja

model dilakukan menggunakan metrik Mean Absolute Percentage Error (MAPE) pada data pengujian. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model LSTM mampu menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual dengan nilai MAPE sebesar 2,7572%, yang mengindikasikan tingkat akurasi yang sangat baik. Selain itu, hasil prediksi ke depan menunjukkan kecenderungan pergerakan harga saham yang relatif stabil dengan pola kenaikan bertahap dalam jangka pendek. Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa metode Long Short-Term Memory (LSTM) efektif digunakan untuk memprediksi harga saham Bank Mandiri dan berpotensi menjadi alat bantu analisis dalam pengambilan keputusan investasi berbasis data, meskipun tetap perlu dikombinasikan dengan faktor fundamental dan kondisi pasar lainnya.

Kata Kunci: Prediksi Harga Saham, Long Short-Term Memory (LSTM), Time Series Forecasting.

I. PENDAHULUAN

Pergerakan harga saham merupakan salah satu indikator dinamika pasar modal yang penting dalam konteks perekonomian makro maupun mikro. Hal ini disebabkan karena harga saham mencerminkan ekspektasi investor terhadap kinerja perusahaan di masa depan serta kondisi pasar secara umum. Namun demikian, harga saham sangat dipengaruhi oleh banyak faktor dan memiliki sifat non-linier serta volatil, sehingga prediksinya menjadi tantangan utama dalam bidang keuangan dan ilmu data. Prediksi harga saham yang akurat dapat memberikan nilai tambah yang signifikan bagi pengambil keputusan investasi, manajer portofolio, serta pelaku pasar modal secara umum [1].

Dalam beberapa dekade terakhir, seiring dengan perkembangan komputasi dan kecerdasan buatan, teknik-teknik pembelajaran mesin dan deep learning telah banyak digunakan untuk menangani masalah prediksi deret waktu (time series), termasuk harga saham. Salah satu metode deep learning yang dikenal mampu menangkap hubungan jangka panjang dalam data serial adalah Long-Short Term Memory (LSTM), yang merupakan pengembangan dari

Recurrent Neural Network (RNN) dengan mekanisme memori yang dikontrol untuk mengatasi permasalahan vanishing gradient pada RNN konvensional [2].

LSTM telah menunjukkan performa yang baik dalam berbagai studi terkait peramalan harga saham dan data pasar keuangan lain karena kemampuannya dalam menangkap pola temporal dari data historis yang kompleks [3]. Budiharto membahas bahwa model berbasis LSTM merupakan pendekatan data science yang efektif untuk melakukan forecasting harga saham karena kemampuannya dalam menangkap pola temporal dan hubungan jangka panjang pada data historis pasar modal Indonesia [4].

Selain itu, sejumlah penelitian menggunakan LSTM untuk memprediksi harga saham di pasar modal Indonesia menunjukkan hasil yang memadai, seperti prediksi saham Bank BRI dan BCA yang juga merupakan saham di sektor perbankan, dengan memanfaatkan data deret waktu historis .

Penelitian lain juga menunjukkan penerapan model LSTM untuk prediksi harga saham di berbagai emiten dan indeks yang mampu memberikan akurasi yang kompetitif dibandingkan teknik tradisional lainnya.

Bank Mandiri (BMRI) merupakan salah satu bank terbesar di Indonesia yang sahamnya aktif diperdagangkan di Bursa Efek Indonesia (BEI). Pergerakan harga saham BMRI dipengaruhi oleh faktor internal seperti kinerja keuangan dan faktor eksternal seperti kondisi ekonomi makro dan sentimen pasar. Oleh karena itu, penelitian yang memanfaatkan pendekatan LSTM untuk memprediksi harga saham Bank Mandiri diperlukan untuk

memberikan gambaran kemampuan model dalam menangkap pola perilaku harga saham BMRI. Dengan membangun model prediksi yang memanfaatkan data historis BMRI, penelitian ini diharapkan dapat membantu investor dalam mengambil keputusan investasi yang lebih tepat dan strategis terhadap saham Bank Mandiri.

Namun, sampai saat ini sebagian besar studi yang tersedia masih terbatas pada saham tertentu seperti BBCA, BBRI, atau pada model hibrid berbeda, sehingga penerapan LSTM pada saham Bank Mandiri khususnya dengan data historis BMRI masih perlu diteliti lebih

komprehensif. Oleh karena itu, penelitian ini akan menerapkan metode LSTM untuk memprediksi harga saham Bank Mandiri berdasarkan data historis dari sumber yang valid serta membandingkan hasil performa prediksi dengan metrik evaluasi standard seperti RMSE, MAPE, dan MSE.

Penelitian ini relevan dengan perkembangan ilmu komputer, khususnya pada penerapan machine learning dan deep learning dalam bidang financial technology (fintech). Hasil yang diperoleh diharapkan tidak hanya memberikan kontribusi akademik tetapi juga aplikasi praktis bagi investor dan analis pasar modal dalam memahami dinamika prediksi harga saham dengan pendekatan model LSTM.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Long Short-Term Memory (LSTM)

Gagasan awal untuk model LSTM, yang merupakan suatu bentuk evolusi dari struktur Recurrent Neural Network (RNN), diperkenalkan pertama kali oleh dua orang, yaitu Hochreiter & Schmidhuber pada tahun 1997. Keunggulan LSTM dibandingkan RNN biasa adalah kapabilitasnya dalam mempelajari serta memutuskan informasi yang perlu dipertahankan atau dihilangkan dari dalam unit memorinya [7].

B. Prediksi

Prediksi atau peramalan merupakan sebuah teknik penggunaan data dari masa lampau untuk mengestimasi nilainya dimasa mendatang. Prediksi memanfaatkan trend atau data yang berkesinambungan menggunakan data yang cukup panjang dalam pengumpulannya [8].

C. Harga Saham

Harga saham merupakan nilai yang mencerminkan posisi suatu perusahaan pada pasar modal dan berubah setiap waktu mengikuti penawaran serta permintaan. Fluktuasi harga saham dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti kondisi fundamental perusahaan, kebijakan pemerintah, kondisi ekonomi global, dan sentimen investor. Menurut Tandelilin (2017), pasar modal berperan penting dalam menyediakan sarana pendanaan bagi perusahaan sekaligus memberikan peluang investasi bagi masyarakat [11].

D. Historical Stock Price

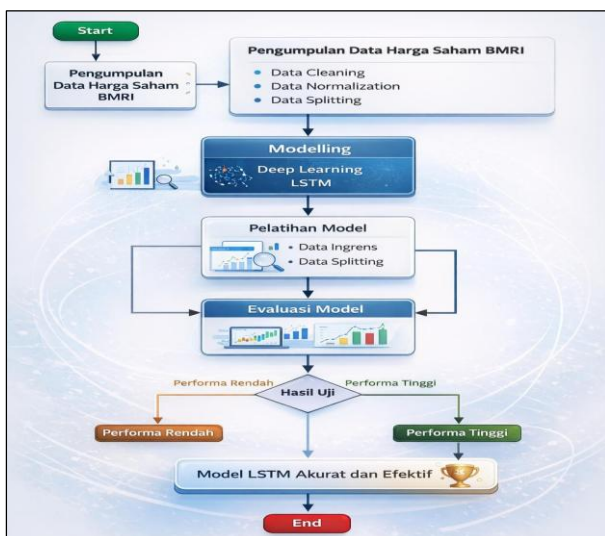
Historical Stock Prices adalah data harga saham di masa lalu (seperti harga pembukaan, penutupan, tertinggi, terendah, dan volume) yang dicatat secara kronologis, digunakan untuk analisis tren, valuasi, dan strategi investasi, berbeda dengan "historical cost" yang merujuk pada biaya perolehan aset saat dibeli dalam akuntansi, bukan harga pasar dinamis, dan keduanya bisa ditemukan di berbagai sumber data keuangan atau dokumen akademik [20].

E. Forecasting Data

Forecasting data adalah proses memprediksi kejadian atau tren di masa depan dengan menganalisis data historis (masa lalu) secara sistematis, menggunakan pola dan informasi yang ada untuk membuat estimasi yang relevan bagi pengambilan keputusan bisnis, operasional, atau strategis. Ini adalah seni dan ilmu yang membantu perusahaan mengantisipasi permintaan, mengelola persediaan, membuat anggaran, hingga menentukan arah bisnis di masa mendatang [21].

III. METODOLOGI PENELITIAN

Alur kerja berawal dari proses pengumpulan data atau data collection yaitu pengambilan dataset Price Stock Bank Mandiri (BMRI) dari tahun 2020 sampai dengan 2025, kemudian dilakukan pre- processing data, selanjutnya dilakukan proses modeling dengan deep learning dan langkah terakhir adalah evaluasi terhadap model yang telah di bangun, Untuk lebih jelas dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Kerja

Adapun tahapan-tahapan dari alur kerja sebagai berikut:

1. Start;Proses dimulai untuk membangun sistem prediksi.
2. Pengumpulan Data; Dataset dikumpulkan dari sumber yang relevan, pada situs Kaggle.
3. Pra-Pemrosesan Data; Data yang telah dikumpulkan akan diproses melalui beberapa tahapan:
 - a) Data Cleaning: Menghapus data duplikat, menangani nilai hilang, dan membersihkan data dari kesalahan.
 - b) Data Selection: Memilih fitur atau variabel yang relevan untuk prediksi.
 - c) Data Transformation: Mengubah format atau skala data agar sesuai dengan kebutuhan model.
4. Modeling (Metode Long-Short Term Memory); Data yang telah diproses digunakan untuk membangun model prediksi menggunakan algoritma Deep Learning, khususnya Long-Short Term Memory (LSTM) untuk menangani data deret waktu.
5. Hasil Model;Output awal dari model berupa hasil prediksi yang akan dievaluasi.
6. Evaluasi Model;Model dievaluasi menggunakan metrik performa (MAPE) untuk menilai akurasi dan efektivitasnya.
7. Hasil Uji; Berdasarkan evaluasi: Jika performa rendah, maka proses kembali ke tahap Pra-Pemrosesan untuk dilakukan perbaikan data atau tuning model dan jika performa tinggi, hasil model akan disimpan dan digunakan.
8. End; Proses pembangunan model selesai.

IV. HASIL PENELITIAN

A. Hasil

Dalam penelitian ini, model pelatihan dirancang menggunakan pendekatan deep learning berbasis Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga saham PT Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI.JK). Model dikembangkan untuk melakukan peramalan deret waktu (time series forecasting) dengan memanfaatkan data historis harga saham, khususnya harga penutupan (closing

price) yang diamati secara periodik. Metode LSTM dipilih karena kemampuannya dalam menangkap ketergantungan jangka pendek dan jangka panjang pada data sekuensial melalui mekanisme memori dan gate, sehingga sangat efektif dalam memodelkan pergerakan harga saham yang bersifat dinamis dan fluktuatif.

Data historis harga saham Bank Mandiri digunakan sebagai input utama dalam proses pemodelan. Sebelum dilakukan pelatihan, data terlebih dahulu melalui tahapan preprocessing, yang mencakup normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling. Proses normalisasi ini bertujuan untuk menyelaraskan skala data, mempercepat proses konvergensi, serta meningkatkan stabilitas dan efisiensi pelatihan model LSTM.

Arsitektur model yang dibangun terdiri atas dua lapisan LSTM, di mana lapisan pertama menggunakan 128 unit dengan pengaturan `return_sequences=True` untuk mempertahankan informasi sekuensial pada setiap time step. Lapisan LSTM kedua menggunakan 64 unit untuk merangkum informasi temporal menjadi representasi fitur yang lebih padat. Untuk mengurangi risiko overfitting, pada setiap lapisan LSTM diterapkan Dropout layer sebagai mekanisme regularisasi. Selanjutnya, output dari lapisan LSTM diteruskan ke lapisan Dense dengan 32 neuron sebagai lapisan fully connected untuk memodelkan hubungan nonlinier antar fitur, dan diakhiri dengan lapisan Dense dengan satu neuron dan fungsi aktivasi linear sebagai lapisan output untuk menghasilkan nilai prediksi harga saham.

Model dikompilasi menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0,001, yang dikenal memiliki kinerja baik dalam proses optimasi

jaringan saraf untuk permasalahan regresi. Fungsi loss yang digunakan adalah Mean Squared Error (MSE) karena sesuai untuk meminimalkan selisih kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual harga saham. Untuk meningkatkan kualitas pelatihan, diterapkan mekanisme Early Stopping dan Model Checkpoint guna menghentikan pelatihan ketika tidak terjadi peningkatan pada validation loss serta menyimpan model dengan performa terbaik.

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk mengukur

tingkat kesalahan relatif antara nilai prediksi dan nilai aktual harga saham Bank Mandiri. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM memiliki tingkat kesalahan yang rendah, yang menandakan bahwa model mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Secara keseluruhan, rancangan model LSTM dalam penelitian ini bertujuan untuk memanfaatkan kemampuan jaringan saraf dalam mempelajari pola temporal data historis harga saham secara efektif. Dengan pendekatan tersebut, model yang dibangun diharapkan dapat menghasilkan prediksi harga saham Bank Mandiri yang akurat serta dapat digunakan sebagai alat bantu analisis dan pengambilan keputusan investasi berbasis data.

B. Pembahasan

Proporsi pembagian data ini setara dengan sekitar 80% data untuk pelatihan dan 20% data untuk pengujian, yang merupakan rasio umum dan direkomendasikan dalam pemodelan time series. Dengan jumlah data pelatihan yang lebih besar, model LSTM memiliki cukup informasi untuk menangkap pola tren dan fluktuasi harga saham, sementara data pengujian tetap memadai untuk mengukur performa generalisasi model secara objektif.

Secara keseluruhan, model LSTM yang dibangun memiliki total 118.081 parameter, seluruhnya bersifat trainable, tanpa adanya parameter non-trainable. Kompleksitas arsitektur ini dinilai cukup seimbang untuk memodelkan data harga saham yang bersifat non-linear dan fluktuatif, sekaligus tetap menjaga efisiensi komputasi dan stabilitas pelatihan model.

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 60, 128)	66,560
dropout (Dropout)	(None, 60, 128)	0
lstm_1 (LSTM)	(None, 64)	49,408
dropout_1 (Dropout)	(None, 64)	0
dense (Dense)	(None, 32)	2,080
dense_1 (Dense)	(None, 1)	33

Total params: 118,081 (461.25 KB)
 Trainable params: 118,081 (461.25 KB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Gambar 2 Mendefinisikan Model LSTM

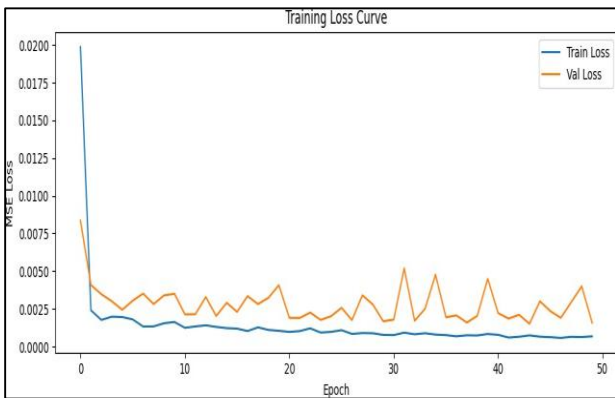
Setelah model didefinisikan pada proses sebelumnya, selanjutnya dilakukan proses training data atau pelatihan model dengan menggunakan 50 epoch, proses tersebut

dapat dilihat pada gambar 3 berikut ini:

26/26	5s	124ms/step	- loss: 7.7799e-04	- val_loss: 0.0052
Epoch 33/50				
26/26	5s	188ms/step	- loss: 9.1728e-04	- val_loss: 0.0017
Epoch 34/50				
26/26	3s	109ms/step	- loss: 8.8959e-04	- val_loss: 0.0025
Epoch 35/50				
26/26	3s	106ms/step	- loss: 7.5635e-04	- val_loss: 0.0048
Epoch 36/50				
26/26	3s	108ms/step	- loss: 8.0316e-04	- val_loss: 0.0019
Epoch 37/50				
26/26	4s	153ms/step	- loss: 6.1212e-04	- val_loss: 0.0021
Epoch 38/50				
26/26	4s	151ms/step	- loss: 6.9333e-04	- val_loss: 0.0016
Epoch 39/50				
26/26	3s	107ms/step	- loss: 6.1767e-04	- val_loss: 0.0020
Epoch 40/50				
26/26	5s	106ms/step	- loss: 7.2242e-04	- val_loss: 0.0045
Epoch 41/50				
26/26	4s	175ms/step	- loss: 8.4612e-04	- val_loss: 0.0022
Epoch 42/50				
26/26	4s	111ms/step	- loss: 5.7853e-04	- val_loss: 0.0019
Epoch 43/50				
26/26	3s	106ms/step	- loss: 6.2295e-04	- val_loss: 0.0021
Epoch 44/50				
26/26	3s	108ms/step	- loss: 6.8740e-04	- val_loss: 0.0015
Epoch 45/50				
26/26	7s	186ms/step	- loss: 6.2836e-04	- val_loss: 0.0030
Epoch 46/50				
26/26	3s	109ms/step	- loss: 5.2602e-04	- val_loss: 0.0023
Epoch 47/50				
26/26	3s	106ms/step	- loss: 5.0551e-04	- val_loss: 0.0019
Epoch 48/50				
26/26	3s	105ms/step	- loss: 6.3182e-04	- val_loss: 0.0029
Epoch 49/50				
26/26	7s	164ms/step	- loss: 6.2661e-04	- val_loss: 0.0040
Epoch 50/50				
26/26	3s	108ms/step	- loss: 6.8218e-04	- val_loss: 0.0016

Gambar 3 Proses Training Data Atau Pelatihan Model Dengan Menggunakan 50 Epoch

Dari hasil pelatihan tersebut didapat grafik akurasi pelatihan yang terdapat pada gambar 4.



Gambar 4 Hasil Akurasi Pelatihan

Setelah melakukan proses pelatihan atau training, model ini akan diujikan dengan data testing seperti terlihat pada gambar 5.

```

# Prediksi pada data test (skala 0-1)
y_pred_scaled = model.predict(X_test)

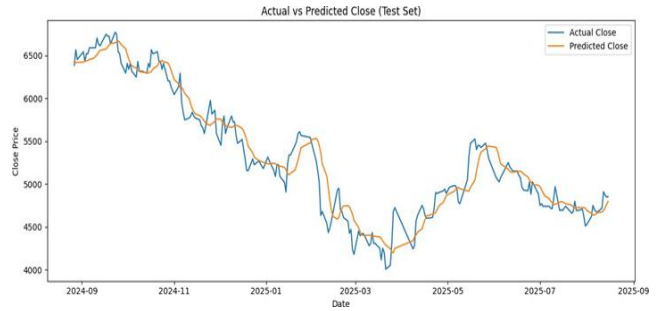
# Inverse scaling ke harga asli
y_test_inv = scaler.inverse_transform(y_test.reshape(-1, 1)).flatten()
y_pred_inv = scaler.inverse_transform(y_pred_scaled).flatten()

mape = mean_absolute_percentage_error(y_test_inv, y_pred_inv) * 100
print(f"MAPE (Test): {mape:.4f}%")

8/8 ————— 3s 205ms/step
MAPE (Test): 2.7572%
    
```

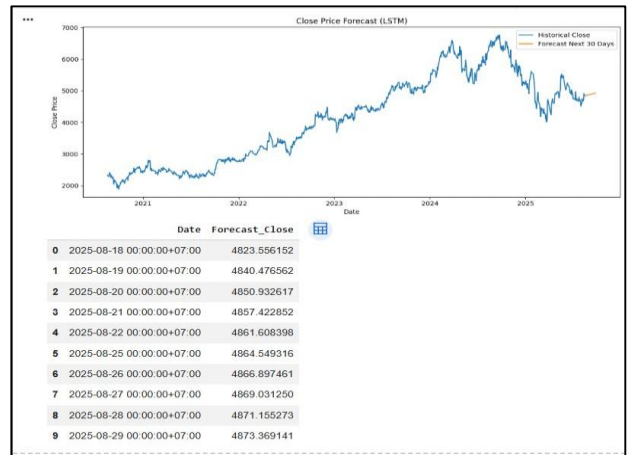
Gambar 5. Hasil Evaluasi Model

Berikutnya adalah visualisasi hasil prediksi seperti terlihat pada gambar 6.



Gambar 6 Visualisasi Hasil Prediksi

Berikutnya adalah visualisasi hasil prediksi masa depan dari model seperti terlihat pada gambar 7.



Gambar 7 Hasil Prediksi Masa Depan

V. PENUTUP

A. Kesimpulan

Dari hasil penelitian penulis dapat membuat kesimpulan sebagai berikut:

- a) Model Long Short-Term Memory (LSTM) berhasil diterapkan secara efektif dalam memprediksi harga saham PT Bank Mandiri (Persero) Tbk berdasarkan data historis harga penutupan (close price). Model menunjukkan proses pelatihan yang stabil dan mampu menangkap pola pergerakan harga saham yang bersifat non-linear dan fluktuatif.
- b) Hasil evaluasi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 2,7572% menunjukkan bahwa model LSTM memiliki tingkat akurasi yang sangat baik dan kemampuan generalisasi yang tinggi. Selain itu, hasil prediksi ke depan memperlihatkan kecenderungan pergerakan harga yang relatif stabil, sehingga model ini layak

digunakan sebagai alat bantu dalam analisis dan peramalan harga saham jangka pendek.

B. Saran

Dalam melakukan penelitian ini, penulis menyadari masih banyak kekurangan, akan tetapi setelah melakukan pengujian secara keseluruhan terdapat beberapa sebagai berikut:

- a) Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan model dengan pendekatan multivariat, yaitu dengan menambahkan variabel lain seperti Open, High, Low, Volume, serta indikator teknikal (misalnya Moving Average, RSI, dan MACD), agar model dapat menangkap informasi pasar yang lebih komprehensif dan berpotensi meningkatkan akurasi prediksi.
- b) Pengembangan model ke arah hybrid atau komparatif juga disarankan, seperti mengombinasikan LSTM dengan algoritma lain (GRU, CNN- LSTM, atau Attention Mechanism) serta membandingkan kinerjanya menggunakan beberapa metrik evaluasi. Pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan model prediksi harga saham yang lebih robust dan adaptif terhadap perubahan kondisi pasar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. A. G. Parthiban and M. G. Aswathy, "Stock Price Prediction Using ARIMA Model," *Int. J. Eng. Res. Technol.*, vol. 9, no. 7, pp. 672–675, 2020, [Online]. Available: <https://www.ijert.org/stock-price-prediction-using-arima-model>.
- [2] T. Fischer and C. Krauss, "Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 270, no. 2, pp. 654–669, 2018, doi: 10.1016/j.ejor.2017.11.054.
- [3] R. A. Saputra, D. Richasdy, and Y. Sibaroni, "Stock Prediction System using Technical Indicators with the LSTM Method," *Int. J. Inf. Commun. Technol.*, vol. 9, no. 1, pp. 27–43, 2023, doi: 10.21108/ijocit.v9i1.713.
- [4] W. Budiharto, "Data science approach to stock prices forecasting in Indonesia during Covid-19 using Long Short-Term Memory (LSTM)," *J. Big Data*, vol. 8, no. 1, p. 47, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00430-0.
- [5] S. M. Z. Badudu, *Efektifitas Bahasa Indonesia*. Jakarta: Balai Pustaka, 2010.
- [6] Wahab, *Tujuan Penerapan Program*. Jakarta: Bulan Bintang, 2008.
- [7] J. Kurniansyah, "Implementasi Model Long Short Term Memory (LSTM) dalam Prediksi Harga Saham BBCA," 2025. [Online]. Available: <https://repository.uin-suska.ac.id/89565/1/Bebas> Pustaka Juliandi Kurniansyah ...
- [8] W. Ningsih, B. Budiman, and I. Umami, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Untuk Menentukan Calon Penerima Beasiswa Di SMK YPM 14 Sumobito Jombang," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 4, no. 2, pp. 446–454, 2022, doi: 10.47233/jteksis.v4i2.570.
- [9] M. Sadli and S. Safwandi, "Implementasi Sistem Cerdas Least Square Dalam Meramalkan Pemenuhan Kebutuhan Stok Listrik Di Kota Lhokseumawe,"
- [10] J. ECOTIPE, vol. 4, no. 2, pp. 21–29, 2017, doi: 10.33019/ecotipe.v4i2.8.
- [11] Rahmawati, "Model Trend untuk Peramalan Jumlah Penduduk Model Trend untuk Peramalan Jumlah Penduduk," *J. Trend*, vol. 2, no. March, pp. 46–52, 2019.
- [12] E. Tandelilin, *Portofolio dan Investasi: Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Kanisius, 2017.
- [13] J. Hartono, *Teori Portofolio dan Analisis Investasi*, 11th ed. Yogyakarta: BPFE-Yogyakarta, 2017.
- [14] Y. Chen, H. Liu, and M. Wei, "Stock Prediction Based on Time Series Analysis and Deep Learning," *Math. Probl. Eng.*, 2022, doi: 10.1155/2022/4558402.
- [15] [14] P. T. B. M. (Persero) Tbk, "Annual Report 2023 PT Bank Mandiri (Persero) Tbk." Bank Mandiri, Jakarta, 2024, [Online]. Available: <https://www.bankmandiri.co.id/web/ir/annual-reports>.
- [16] I. S. Exchange, "PT Bank Mandiri (Persero) Tbk - Company Profile." IDX, 2024, [Online]. Available: <https://www.idx.co.id>.
- [17] Investing.com, "Bank Mandiri (Persero) Tbk Historical Data (BMRI)." Investing.com, 2025, [Online]. Available: <https://id.investing.com/equities/bank-mandiri-t-historical-data>.
- [18] Reuters, "Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI.JK)." Reuters, 2025, [Online]. Available: <https://www.reuters.com/markets/companies/BMRI.JK>.
- [19] P. T. B. M. (Persero) Tbk, "Corporate Profile - PT Bank Mandiri (Persero) Tbk." Bank Mandiri, 2024, [Online]. Available: <https://www.bankmandiri.co.id/web/corporate-profile>.
- [20] Investing.com, "Bank Mandiri (Persero) Tbk - Analyst Consensus and Estimates." Investing.com, 2025, [Online]. Available: <https://id.investing.com/equities/bank-mandiri-t-consensus-estimates>.
- [21] R. Maulana, M. I. Al Ramadani, A. Nurhalisah, S. Nuraini, and I. Larasati, "Perbandingan Kenaikan Harga Saham Bank BNI (BBNI) dan Bank BRI (BBRI) Pada Tahun 2023-2024," *J. Multidisiplin West Sci.*, vol. 3, no. 10 pp. 1518–1525, 2024, doi: 10.58812/jmws.v3i10.1386.
- [22] E. Heriansyah, "Implementasi Metode Peramalan pada Permintaan Bracket Side Stand K59A," *J. PASTI*, vol. 12, no. 2, pp. 209–223, 2023.
- [23] R. E. N. Rongcai, W. U. Guoxiong, and C. A. I. Ming, "VALUASI HARGA SAHAM PT. BANK NEGARA INDONESIA (PERSERO), TBK DENGAN DISCOUNTED EARNINGS

APPROACH DAN PRICE TO BOOK VALUE RATIO,” *Finans. Bisnis Inf.*, pp. 1–19, 2024.

- [24] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2nd ed. Melbourne: OTexts, 2018.
- [25] [24] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Hoboken: John Wiley & Sons, 2015.
- [26] G. P. Zhang, “Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model,” *Neurocomputing*, vol. 50, pp. 159–175, 2003, doi: 10.1016/S0925-2312(01)00702-0.
- [27] A. Ahmad Hania, “Mengenai Artificial Intelligence, Machine Learning, & Deep Learning,” *J. Teknol. Indones.*, vol. 1, no. June, pp. 1–6, 2017, [Online]. Available: <https://amt-it.com/mengenai-perbedaan-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning/>.
- [28] A. Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and Tensorflow*. O’Reilly, 2017.
- [29] M. Vakalopoulou, S. Christodoulidis, N. Burgos, O. Colliot, and V. Lepetit, “Deep Learning: Basics and Convolutional Neural Networks (CNNs),” *Neuromethods*, vol. 197, no. June, pp. 77–115, 2023, doi: 10.1007/978-1-0716-3195-9_3.
- [30] A. K. Dewi, M. T. Furqon, and R. C. Wihandika, “Prediksi Laju Pertumbuhan Penduduk Menggunakan Metode Support Vector Regression (Studi Kasus: Kota Malang),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 421–427, 2020, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- [31] J. A. Bunge and D. H. Judson, “Implementasi Data Mining Menggunakan CRISP-DM Pada Sistem Informasi Eksekutif Dinas Kelautan dan Perikanan Provinsi Jawa Tengah,” *Encycl. Soc. Meas. Three-Volume Set*, vol. 1, pp. V1-617-V1-624, 2004, doi: 10.1016/B0-12-369398-5/00159-6.
- [32] T. Fischer and C. Krauss, “Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 270, no. 2, pp. 654–669, 2018, doi: 10.1016/j.ejor.2017.11.054