

PREDIKSI HARGA SAHAM BUMN MENGGUNAKAN LONG SHORT-TERM MEMORY UNTUK PENINGKATAN MODEL AKURASI

Ricky Tanuwijaya¹ Ricky Tanuwijaya¹; Dian Ade Kurnia²; Yudhistira Arie Wijaya³;
Puji Pramudya Marta⁴;

Program Studi Teknik Informatika¹
Program Studi Manajemen Informatika²⁴
Program Studi Sistem Informasi³

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
yinricky703@gmail.com

(*) Corresponding Author : yinricky703@gmail.com
Received: date; Accepted: date; Published: date

Abstract—This study aims to develop an accurate stock price prediction model for state-owned enterprises (SOEs), specifically Bank Rakyat Indonesia (BBRI), using the Long Short-Term Memory (LSTM) deep learning architecture. Stock prices are highly dynamic, non-linear, and influenced by various external and internal factors, making traditional forecasting approaches less effective. LSTM offers the ability to learn long-term temporal dependencies within sequential data, making it suitable for complex financial time series prediction. The dataset for this research was obtained from Yahoo Finance and consists of 2,475 daily closing price observations of BBRI from 2015 to 2025. The preprocessing stage included missing value inspection, MinMaxScaler normalization, and selecting the Close Price as the primary target variable. Exploratory Data Analysis (EDA) demonstrated a long-term upward trend, significant volatility during the COVID-19 period in 2020, and strong correlations among OHLC price variables. Data transformation was conducted using a windowing technique with a window size of 60 days, resulting in 2,415 sequences for model training. The dataset was then divided into 80% training data and 20% testing data without shuffling to maintain temporal order. The LSTM model was designed using two stacked LSTM layers with dropout regularization and a final Dense output layer. The training results showed stable loss reduction and effective pattern learning. Model evaluation using RMSE, MAE, and MAPE yielded values of 101.49, 81.31, and 1.78%, respectively, indicating that the model achieved over 98% accuracy. The comparison plot between actual and predicted prices further confirmed that the LSTM model successfully captured both long-term trends and short-term fluctuations. The findings demonstrate that LSTM is a highly effective approach for short-term stock price forecasting, particularly for BBRI. The model can serve as a decision-support tool for investors and analysts and can be further enhanced by incorporating technical indicators, alternative deep learning architectures, and macroeconomic variables.

Keywords : LSTM, Stock Price Prediction, Time Series Forecasting, BBRI, Deep Learning, Yahoo Finance, Windowing Method, RMSE, MAPE

Abstrak—Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi harga saham BUMN, khususnya Bank Rakyat Indonesia (BBRI), menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM) sebagai pendekatan deep learning yang mampu menangkap pola temporal kompleks pada data deret waktu. Harga saham memiliki karakteristik dinamis, non-linear, dan dipengaruhi oleh berbagai faktor fundamental maupun sentimen pasar, sehingga diperlukan model prediksi yang mampu mempelajari hubungan jangka panjang antar data historis secara efektif. Data penelitian diperoleh dari Yahoo Finance mencakup 2.475 observasi harga penutupan harian BBRI periode 2015–2025. Tahap pra-pemrosesan meliputi pemeriksaan missing values, normalisasi MinMaxScaler, dan pemilihan variabel Close Price sebagai fokus prediksi. Exploratory Data Analysis (EDA) menunjukkan adanya tren kenaikan jangka panjang, volatilitas tinggi terutama pada masa pandemi 2020, serta korelasi kuat antarvariabel harga. Transformasi data dilakukan menggunakan metode windowing dengan panjang jendela 60 hari sehingga menghasilkan 2.415 sequence sebagai input model. Selanjutnya, data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji tanpa pengacakan untuk menjaga integritas temporal. Model LSTM dibangun menggunakan dua lapis LSTM dengan dropout

dan satu lapisan Dense sebagai output. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola historis dengan baik. Evaluasi model menggunakan RMSE, MAE, dan MAPE menghasilkan nilai masing-masing 101.49, 81.31, dan 1.78%, yang menunjukkan akurasi prediksi lebih dari 98%. Grafik perbandingan antara harga aktual dan prediksi memperlihatkan kesesuaian pola yang sangat tinggi, bahkan pada periode volatilitas signifikan. Penelitian ini menyimpulkan bahwa LSTM merupakan metode yang efektif dan akurat untuk memprediksi harga saham BBRI dalam jangka pendek. Model ini berpotensi digunakan sebagai alat pendukung keputusan dalam analisis pasar modal serta dapat dikembangkan lebih lanjut melalui penambahan fitur teknikal, model arsitektur alternatif, dan integrasi variabel eksternal.

Kata Kunci : LSTM, Prediksi Harga Saham, Time Series, BBRI, Deep Learning, Yahoo Finance, Windowing, RMSE, MAPE

INTRODUCTION

Perkembangan pasar saham di Indonesia dalam dua dekade terakhir menunjukkan pertumbuhan signifikan, baik dari sisi kapitalisasi pasar maupun jumlah investor ritel. Berdasarkan data Bursa Efek Indonesia (BEI), kapitalisasi pasar saham Indonesia meningkat dari Rp 3.900 triliun pada tahun 2016 menjadi lebih dari Rp 10.000 triliun pada akhir tahun 2024 (BEI, 2024). Pertumbuhan ini didorong oleh ekspansi digitalisasi layanan keuangan, kemudahan akses melalui aplikasi perdagangan daring seperti *Stockbit*, *Bibit*, dan *Ajaib*, serta meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap investasi jangka panjang (Puteri, 2023b; Silalahi & Muljono, 2024a). Terutama pada sektor Badan Usaha Milik Negara (BUMN) seperti perbankan, energi, dan telekomunikasi, saham-saham tersebut masih menjadi primadona investor karena memiliki fundamental yang kuat dan jaminan stabilitas dari pemerintah (Zhao & Zhang, 2022). Namun demikian, volatilitas pasar akibat faktor global seperti kenaikan suku bunga Amerika Serikat, ketegangan geopolitik, dan fluktuasi harga komoditas telah menciptakan ketidakpastian yang signifikan bagi investor domestik. Masyarakat seringkali menghadapi dilema antara investasi jangka panjang dengan potensi risiko jangka pendek, terutama karena kurangnya literasi terhadap analisis teknikal dan fundamental pasar saham (Bank, 2024). Kondisi ini mendorong kebutuhan akan sistem prediksi harga saham berbasis data yang mampu memberikan informasi lebih akurat, objektif, dan real-time untuk mendukung pengambilan keputusan investasi yang lebih rasional.

Saham-saham BUMN di Indonesia memiliki karakteristik unik yang membedakan mereka dari saham swasta. Secara umum, klasifikasi saham BUMN dilakukan berdasarkan sektor usaha dan

peran strategisnya dalam perekonomian nasional, bukan melalui pendekatan algoritmik, melainkan klasifikasi regulatif (Keuangan, 2023; Nguyen, 2024). Berdasarkan data Kementerian BUMN (2024), perusahaan-perusahaan tersebut dapat dikategorikan menjadi empat kelompok besar: (1) sektor keuangan dan perbankan, seperti Bank Mandiri (BMRI), Bank Negara Indonesia (BNI), dan Bank Rakyat Indonesia (BRI); (2) sektor energi seperti Pertamina Geothermal Energy (PGE) dan Perusahaan Gas Negara (PGN); (3) sektor infrastruktur seperti PT Jasa Marga (JSMR) dan PT Waskita Karya (WSKT); serta (4) sektor telekomunikasi seperti PT Telkom Indonesia (TLKM). Klasifikasi ini didasarkan pada peran strategis dan tingkat kontribusi terhadap produk domestik bruto (PDB). Dalam analisis konvensional, penentuan performa saham BUMN biasanya dilakukan dengan pendekatan analisis fundamental, seperti rasio Price to Earnings (P/E), Return on Equity (ROE), dan Dividend Yield (Jogiyanto, 2022). Namun, pendekatan tersebut masih memiliki keterbatasan dalam menangkap dinamika pasar yang bersifat nonlinier (BUMN, 2023; Kwanda, 2024). Oleh karena itu, seiring berkembangnya teknologi kecerdasan buatan (AI) dan pembelajaran mesin (*machine learning*), muncul kebutuhan untuk melakukan klasifikasi dan prediksi saham menggunakan metode yang lebih adaptif terhadap data pasar yang kompleks dan dinamis (Zhang, 2021).

Salah satu penelitian yang relevan dengan topik ini dilakukan oleh Prismahardi Aji Riyantoko, Fahrudin, Hindrayani, dan Safitri (2020) dalam artikel berjudul *Analisis Prediksi Harga Saham Sektor Perbankan Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)*. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis fluktuasi harga saham sektor perbankan milik BUMN, yakni BRI, BNI, BTN, dan Bank Mandiri, dengan memanfaatkan algoritma LSTM sebagai model prediktif berbasis

data historis. Masalah yang diangkat dalam penelitian tersebut adalah kesulitan model konvensional, seperti regresi linier dan ARIMA, dalam memprediksi pola data saham yang bersifat nonlinier dan memiliki ketergantungan jangka panjang (Jogiyanto, 2022; Julian & Pribadi, 2021a). Metode yang digunakan meliputi preprocessing data, pembagian data latih dan uji dengan rasio 80:20, serta tuning *hyperparameter* menggunakan tiga *optimizer* berbeda, yaitu Adam, RMSprop, dan SGD. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi Adam optimizer dengan 75 epoch **memberikan hasil paling optimal, menghasilkan** RMSE terendah dibandingkan konfigurasi lain. Peneliti menyimpulkan bahwa LSTM memiliki kemampuan lebih baik dalam menangkap *long-term dependencies* dibandingkan model tradisional, namun masih memerlukan optimisasi parameter lanjutan untuk menghindari *overfitting* (Riyantoko et al., 2020).

Jika dibandingkan dengan penelitian yang dilakukan oleh Riyantoko et al. (2020), penelitian ini memiliki arah pengembangan yang lebih spesifik dan kontekstual. Penelitian terdahulu hanya berfokus pada prediksi harga saham sektor perbankan BUMN menggunakan LSTM tunggal, tanpa mempertimbangkan faktor eksternal seperti volume perdagangan, indeks harga saham gabungan (IHSG), atau pengaruh sentimen pasar yang dapat mempengaruhi fluktuasi harga. Selain itu, penelitian tersebut tidak menguji generalisasi model terhadap data lintas periode atau lintas emiten lain, sehingga kemampuan adaptif model terhadap perubahan tren jangka panjang belum dapat dipastikan. Penelitian ini mencoba mengisi kekosongan tersebut dengan memperluas ruang lingkup prediksi pada multi-emiten BUMN serta menambahkan variabel penentu lain untuk meningkatkan performa model. Selain itu, penelitian sebelumnya belum membandingkan performa LSTM dengan metode lain yang bersifat *rule-based* seperti Decision Tree atau *ensemble methods* (Random Forest, XGBoost) (Han et al., 2022; Hastomo et al., n.d.; Indonesia, 2024). Dengan demikian, *research gap* utama yang diidentifikasi adalah keterbatasan model LSTM tunggal dalam menangkap variasi data multivariat dan belum adanya pendekatan kombinatorik antara model *sequence-based* (LSTM) dengan model *tree-based* untuk interpretabilitas hasil. Penelitian ini hadir untuk menjembatani gap tersebut dengan pendekatan analitis yang lebih komprehensif (Zhao & Zhang, 2022).

Dalam upaya menyelesaikan permasalahan klasifikasi dan prediksi saham secara komprehensif, penelitian ini akan mengadopsi kerangka kerja Knowledge Discovery in Database (KDD) yang

terdiri dari lima tahap utama: *selection*, *preprocessing*, *transformation*, *data mining*, dan *interpretation/evaluation* (Fayyad et al., 1996). Pada tahap *data mining*, akan digunakan algoritma **Decision Tree (DT)** untuk mengelompokkan saham berdasarkan pola tren harga dan indikator teknikalnya, sedangkan model **LSTM** akan digunakan pada tahap *prediction* untuk mempelajari pola temporal jangka panjang (Arfan & ETP, 2020; Genta et al., 2022; Satyo Bayangkari Karno et al., 2020). Decision Tree dipilih karena kemampuannya dalam menghasilkan **aturan-aturan** klasifikasi (if-then rules) yang mudah dipahami dan diinterpretasikan oleh investor maupun pengambil keputusan (Budiprasetyo et al., 2023). Pendekatan ini memungkinkan penelitian menghasilkan sistem prediksi yang tidak hanya akurat tetapi juga memiliki transparansi tinggi terhadap dasar keputusan yang diambil. Dengan mengacu pada paradigma KDD, proses integratif ini diharapkan dapat mengatasi dua masalah utama: ketidakpastian pola data saham yang nonlinier dan rendahnya interpretabilitas hasil model berbasis jaringan saraf dalam konteks prediksi pasar modal. (Yeng & Siahaan, n.d.)

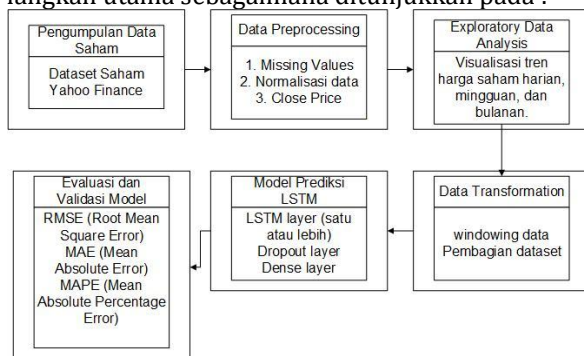
Tujuan utama penelitian ini adalah untuk meningkatkan akurasi prediksi harga saham BUMN melalui pengembangan model berbasis Long Short-Term Memory (LSTM) yang dikombinasikan dengan pendekatan Knowledge Discovery in Databases (KDD) (Aji Riyantoko et al., n.d.; Hanafiah et al., 2023; Pipin et al., 2023; Rizki Pratama et al., 2025; Saputra et al., 2024). Integrasi kedua pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan sistem prediksi yang lebih akurat, adaptif, dan mudah diinterpretasikan. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola historis harga saham BUMN sektor perbankan, khususnya BBRI, BMRI, BBNI, dan BTN, melalui analisis time series guna mengidentifikasi karakteristik volatilitas yang berpengaruh terhadap akurasi model. Penelitian ini juga mengembangkan model prediksi berbasis LSTM untuk mempelajari ketergantungan temporal dalam data harian sehingga dapat meningkatkan ketepatan estimasi harga. Selain itu, algoritma Decision Tree diintegrasikan pada tahap klasifikasi tren—naik, turun, dan stabil—untuk memperkaya proses pra-prediksi dan memberikan informasi tambahan yang berkontribusi pada peningkatan akurasi model. Evaluasi performa dilakukan secara komprehensif menggunakan metrik RMSE, MAE, dan MAPE guna memastikan bahwa model yang dibangun benar-benar memberikan peningkatan akurasi dibandingkan pendekatan konvensional. Melalui proses tersebut, penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan model prediksi harga saham yang

lebih reliabel dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam konteks transformasi digital sektor BUMN yang terus berkembang. (BUMN, 2024)

Implikasi dari penelitian ini bersifat teoritis dan praktis. Secara **teoritis**, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan literatur di bidang *financial data mining* dan *deep learning*, khususnya dalam konteks integrasi model *sequence-based* dan *tree-based* untuk prediksi saham. Pendekatan hibrida LSTM–Decision Tree dengan kerangka KDD memperkuat pemahaman mengenai bagaimana proses ekstraksi pola temporal dapat dikombinasikan dengan logika simbolik untuk menghasilkan prediksi yang lebih transparan dan dapat dijelaskan (*explainable AI*). Secara **praktis**, penelitian ini dapat digunakan oleh investor ritel, analis pasar modal, dan lembaga keuangan untuk mengembangkan sistem rekomendasi investasi otomatis yang adaptif terhadap perubahan tren pasar. Selain itu, hasil penelitian dapat mendukung kebijakan digitalisasi dan modernisasi pengelolaan aset BUMN dalam upaya meningkatkan daya saing ekonomi nasional. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memiliki relevansi akademik tetapi juga berpotensi memberikan kontribusi nyata bagi ekosistem investasi dan stabilitas ekonomi Indonesia di era transformasi digital (Bank, 2024)

MATERIALS AND METHODS

Tahapan penelitian ini terdiri atas enam langkah utama sebagaimana ditunjukkan pada :



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Tahap Pengumpulan Data Yahoo Finance API

Pada tahap kedua dilakukan pengumpulan data sekunder yang relevan dengan tujuan penelitian. Data utama berupa harga saham harian BUMN sektor perbankan diperoleh dari Yahoo Finance API dengan variabel *Date*, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, dan *Volume*. Proses pengambilan data dilakukan menggunakan pustaka *yfinance* di Python, kemudian data disimpan dalam format CSV untuk memudahkan proses analisis. Untuk memastikan

validitas, data yang telah dikumpulkan diverifikasi dengan laporan resmi dari Bursa Efek Indonesia (BEI, 2024) dan Otoritas Jasa Keuangan (OJK, 2023). Tahap ini menghasilkan dataset yang lengkap, reliabel, dan siap untuk dianalisis secara kuantitatif.

Data Preprocessing

Tahap ini bertujuan untuk memastikan kualitas data sebelum dilakukan pemodelan. Proses *data cleaning* dilakukan dengan menghapus nilai kosong (*missing values*), entri duplikat, dan data ekstrem yang menyimpang dari distribusi normal menggunakan metode *winsorizing*. Selanjutnya, dilakukan *normalisasi* menggunakan fungsi *MinMaxScaler* agar seluruh variabel berada pada rentang nilai 0 hingga 1, sehingga model LSTM dapat belajar dengan stabil dan efisien. Setelah itu, data diurutkan berdasarkan tanggal transaksi untuk menjamin urutan kronologis sesuai struktur deret waktu (*time series*). Dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian: 80% untuk pelatihan (*training*) dan 20% untuk pengujian (*testing*). Hasil tahap ini adalah data yang bersih, terstandar, dan siap digunakan untuk tahap eksplorasi dan transformasi.

Exploratory Data Analysis

Tahapan ini merupakan inti dari pemahaman awal terhadap pola data saham sebelum dilakukan pemodelan. Analisis eksploratif dilakukan untuk menggambarkan distribusi, tren, dan volatilitas harga saham harian. Analisis statistik deskriptif digunakan untuk menghitung nilai rata-rata, median, standar deviasi, serta rentang nilai maksimum dan minimum dari masing-masing variabel (*Open*, *High*, *Low*, *Close*, *Volume*). Visualisasi data dilakukan menggunakan grafik *time series* untuk mengidentifikasi pola musiman dan periode volatilitas tinggi. Selanjutnya, analisis korelasi Pearson dilakukan untuk mengetahui hubungan antar variabel harga, sedangkan uji stasioneritas (*Augmented Dickey-Fuller Test*) digunakan untuk memastikan kestabilan data deret waktu. Hasil EDA ini membantu menentukan parameter teknis model seperti panjang jendela waktu (*time window* = 60 hari) dan strategi pembelajaran model yang sesuai.

Transformasi Data

Setelah melalui EDA, tahap selanjutnya adalah mengubah data menjadi format yang dapat diterima oleh model LSTM. Proses ini disebut *time series windowing*, di mana data harga saham diubah menjadi urutan berlapis (*sequence*) dengan panjang tertentu. Sebagai contoh, data 60 hari terakhir digunakan untuk memprediksi harga penutupan pada hari ke-61. Struktur data hasil transformasi memiliki format [samples × timesteps × features]. Tahapan ini penting karena model LSTM memerlukan input berbentuk urutan waktu yang berkelanjutan agar dapat belajar dari pola jangka

panjang (*long-term dependencies*) dalam data historis saham.

Model LSTM

Tahap ini merupakan tahap utama penelitian yang berfokus pada pembuatan model *deep learning* untuk memprediksi harga saham. Arsitektur yang digunakan adalah Long Short-Term Memory (LSTM) dengan dua lapisan tersembunyi (*hidden layer*), masing-masing berisi 50 neuron, dan lapisan *dropout* sebesar 0.2 untuk mencegah *overfitting*. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah *tanh*, dengan *optimizer* Adam dan *loss function* Mean Squared Error (MSE). Proses pelatihan dilakukan sebanyak 100 *epochs* dengan ukuran *batch* 32. Model dibangun menggunakan framework TensorFlow/Keras pada lingkungan Google Colab dengan GPU Runtime. Tujuan utama tahap ini adalah menghasilkan model yang mampu memprediksi harga penutupan saham harian secara akurat berdasarkan pola historis.

RESULTS AND DISCUSSION

Pembangunan Model LSTM

Setelah data melalui tahapan transformasi *sequence* dan pembagian *train-test*, langkah selanjutnya adalah membangun model prediksi menggunakan arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM merupakan salah satu varian Recurrent Neural Network (RNN) yang secara khusus dirancang untuk mempelajari pola dependensi jangka panjang pada data deret waktu (*long-term temporal dependencies*). Keunggulan LSTM terletak pada mekanisme *gating system* (input gate, forget gate, dan output gate) yang memungkinkan model menyimpan, melupakan, dan memperbarui informasi secara selektif selama proses pelatihan. Kemampuan ini menjadi sangat relevan dalam penelitian prediksi harga saham, karena data pasar bersifat dinamis, non-linear, dan penuh fluktuasi.

Desain Arsitektur Model

Model LSTM yang digunakan pada penelitian ini memiliki arsitektur berlapis (*stacked LSTM*) yang terdiri dari dua layer LSTM dan beberapa layer pendukung berupa Dropout dan Dense. Arsitektur lengkap model ditampilkan pada hasil *model summary* pada gambar Gambar 4. 13 Arsitektur Model LSTM.

```
... === ARSITEKTUR MODEL LSTM ===
Model: "sequential"
```

Layer (type)	Output Shape
lstm (LSTM)	(None, 60, 50)
dropout (Dropout)	(None, 60, 50)
lstm_1 (LSTM)	(None, 50)
dropout_1 (Dropout)	(None, 50)
dense (Dense)	(None, 1)

```
Total params: 30,651 (119.73 KB)
Trainable params: 30,651 (119.73 KB)
Non-trainable params: 0 (0.00 B)
```

Gambar 2 Arsitektur Model LSTM

Berdasarkan Gambar 2 Arsitektur Model LSTM diatas tersebut, arsitektur yang diimplementasikan dapat dijelaskan sebagai berikut:

LSTM Layer Pertama (50 units)

Layer pertama menerima input *sequence* berukuran (60, 1) dan mengembalikan output *sequence* berukuran (60, 50). Nilai *return_sequences=True* memastikan bahwa seluruh *timesteps* tetap dipertahankan, sehingga output dapat diteruskan ke LSTM layer berikutnya. Layer ini bertugas mengenali pola-pola dasar dalam data seperti tren lokal, perubahan ritme, dan variasi harga antarahari.

Dropout Layer (rate=0.2)

Layer dropout digunakan untuk mengurangi risiko *overfitting* dengan menonaktifkan sebagian neuron secara acak selama proses pelatihan. Nilai dropout sebesar 20% dipilih sebagai nilai moderat untuk menjaga keseimbangan antara stabilitas model dan kemampuan generalisasi.

LSTM Layer Kedua (50 units)

Layer kedua menerima output dari layer pertama dalam bentuk *sequence* dan kemudian mereduksinya menjadi satu vektor dengan dimensi (50). Pada tahap ini, LSTM kedua berfungsi menangkap pola yang lebih abstrak dan hubungan jangka panjang antarurutan harga.

Dropout Layer Kedua (rate=0.2)

Dropout kembali digunakan untuk mencegah *overfitting* pada layer LSTM tingkat kedua.

Dense Layer (1 unit)

Layer terakhir merupakan layer Dense dengan satu neuron yang menghasilkan output berupa satu nilai prediksi harga penutupan untuk hari berikutnya. Layer ini mengubah representasi fitur dari LSTM menjadi bentuk prediksi akhir. Total parameter model sebanyak 30.651 menunjukkan bahwa model memiliki kapasitas yang cukup besar untuk mempelajari pola kompleks pada data BBRI, namun

tidak terlalu besar sehingga berisiko overfitting berlebih.

Proses Pelatihan Model (Training Phase)

Proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan algoritma optimasi Adam, yang dikenal stabil dan efektif dalam menangani data non-linear. Loss function yang digunakan adalah Mean Squared Error (MSE), yang umum digunakan untuk kasus regresi prediksi harga. Model dilatih selama maksimal 50 epoch, namun disertai mekanisme Early Stopping dengan *patience* = 10 untuk menghentikan pelatihan lebih awal apabila tidak terjadi peningkatan kualitas validasi. Strategi ini bertujuan menjaga agar model tidak mengalami overfitting. Cuplikan proses training hasil eksekusi Colab ditunjukkan dapat dilihat Gambar 4. 14 training epoch

```

... === PROSES TRAINING DIMULAI ===
Epoch 1/50
55/55 ----- 8s 61ms/step - loss: 0.0371 - val_loss: 6.5905e-04
Epoch 2/50
55/55 ----- 3s 56ms/step - loss: 0.0014 - val_loss: 5.5763e-04
Epoch 3/50
55/55 ----- 6s 72ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 8.8878e-04
Epoch 4/50
55/55 ----- 4s 52ms/step - loss: 0.0011 - val_loss: 0.0017
Epoch 5/50
55/55 ----- 3s 53ms/step - loss: 0.0012 - val_loss: 0.0028
Epoch 6/50
55/55 ----- 4s 76ms/step - loss: 0.0010 - val_loss: 5.3013e-04
Epoch 7/50
55/55 ----- 3s 61ms/step - loss: 0.0010 - val_loss: 0.0019
Epoch 8/50
55/55 ----- 3s 58ms/step - loss: 8.8674e-04 - val_loss: 6.5538e-04
Epoch 9/50
55/55 ----- 6s 69ms/step - loss: 8.1457e-04 - val_loss: 8.3371e-04
Epoch 10/50

```

Gambar 3 training epoch

Berdasarkan Gambar 3 training epoch pelatihan tersebut, terdapat beberapa poin penting yang dapat dianalisis:

Penurunan Loss yang Signifikan pada Epoch Awal

Pada epoch pertama, nilai loss sebesar 0.0371 menunjukkan bahwa model masih belum mengenali pola data. Namun, pada epoch kedua loss berhasil turun drastis menjadi 0.0014, menunjukkan bahwa model belajar cukup cepat. Nilai Training Loss dan Validation Loss Stabil Nilai *validation loss* rata-rata berada pada kisaran 0.0005 – 0.002, menandakan bahwa model cukup stabil dan tidak mengalami overfitting parah. Walaupun terjadi sedikit fluktuasi, perbedaan antara *training loss* dan *validation loss* masih dalam batas wajar.

Fluktuasi Normal pada Data Non-Linear

Beberapa lonjakan *val_loss* pada epoch 4 dan 5 mencerminkan karakteristik data saham yang sangat dinamis. Hal ini wajar terjadi karena saham memiliki volatilitas tinggi dan perubahan harga yang tidak sepenuhnya deterministik.

Efektivitas Early Stopping

Model dipersiapkan untuk menghentikan pelatihan jika performa tidak membaik, sehingga menghindari pemborosan waktu dan mencegah overfitting.

Kualitas Model Berdasarkan Proses Pelatihan

Secara keseluruhan, proses pelatihan menunjukkan bahwa model:

Berhasil belajar pola historis harga saham dengan baik Hal ini terlihat dari penurunan training loss dan kestabilan validation loss.

Tidak menunjukkan tanda overfitting berat Nilai loss untuk data validasi tidak menjauhi nilai loss pada data latih.

Cocok digunakan untuk melanjutkan tahap evaluasi Model memiliki generalisasi yang memadai untuk memprediksi data test. Dengan demikian, arsitektur LSTM yang digunakan dalam penelitian ini telah berhasil dilatih dengan baik dan siap masuk ke tahap berikutnya, yaitu evaluasi menggunakan metrik RMSE, MAE, dan MAPE, serta visualisasi perbandingan antara nilai aktual dan prediksi.

Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan tahap penting untuk menilai sejauh mana model Long Short-Term Memory (LSTM) mampu memprediksi harga penutupan saham BBRI berdasarkan pola historis yang telah dipelajari. Pada tahap ini, model diuji menggunakan data uji (test set) yang terdiri atas 483 sampel, atau sekitar 20% dari keseluruhan data setelah proses windowing. Tujuan evaluasi adalah untuk mengukur error prediksi terhadap nilai aktual menggunakan tiga metrik utama, yaitu Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), serta memvisualisasikan perbandingan prediksi dengan harga aktual untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang performa model.

Hasil evaluasi model LSTM ditunjukkan oleh keluaran Colab dapat dilihat pada gambar Gambar 4 Hasil Evaluasi Kuantitatif.

```

=== HASIL EVALUASI MODEL LSTM ===
RMSE : 101.4986
MAE : 81.3151
MAPE : 1.78%

```

Jumlah titik tanggal untuk test: 483

Jumlah sampel y_test: 483

Gambar 4 Hasil Evaluasi Kuantitatif

Berdasarkan hasil gambar 4 Hasil Evaluasi Kuantitatif menjelaskan bahwa :

Root Mean Squared Error (RMSE) = 101.4986 Nilai RMSE mengukur seberapa jauh prediksi model dari nilai aktual dalam skala yang sama dengan harga saham. Dengan RMSE sekitar 101,49, dapat dikatakan bahwa rata-rata kesalahan prediksi berada sekitar ± 101 poin dari harga aktual. Mengingat bahwa kisaran harga saham BBRI pada periode uji berada dalam rentang Rp 4.000–Rp 5.500, kesalahan tersebut termasuk kecil (sekitar 2% dari nilai harga), sehingga dapat dikategorikan

sebagai prediksi yang sangat baik untuk data saham yang cenderung fluktuatif.

Mean Absolute Error (MAE) = 81.3151 MAE mengukur rata-rata deviasi absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual. Nilai MAE sebesar 81,31 menunjukkan bahwa secara umum model hanya meleset sekitar 80 poin dari harga sesungguhnya. Dengan median harga saham di periode uji yang berada di atas Rp 4.500, nilai ini juga mengindikasikan tingkat error yang rendah dan dapat diterima untuk aplikasi pemodelan pasar modal.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) = 1.78% MAPE adalah indikator akurasi paling intuitif karena mengukur kesalahan dalam bentuk persentase. Nilai 1.78% menunjukkan bahwa model dapat memprediksi harga saham dengan tingkat akurasi lebih dari 98%. Dalam konteks prediksi harga saham, MAPE di bawah 5% sudah dianggap sangat baik, sedangkan MAPE di bawah 2% seperti pada penelitian ini dapat dikategorikan sebagai performansi prediktif yang sangat akurat. Angka ini menunjukkan bahwa model LSTM berhasil mempelajari pola historis harga BBRI dengan sangat efektif. Secara keseluruhan, ketiga metrik ini menunjukkan bahwa model LSTM yang dibangun memiliki kemampuan prediksi yang kuat dan kesalahan yang sangat kecil, sehingga layak digunakan untuk analisis prediksi harga saham dalam periode jangka pendek.

Visualisasi Perbandingan Harga Aktual vs Prediksi Selain evaluasi numerik, analisis visual juga dilakukan dengan membandingkan series harga aktual dan harga prediksi pada grafik line chart. Visualisasi ini memberikan interpretasi intuitif mengenai kemampuan model dalam mengikuti pola harga sebenarnya. Grafik berikut menunjukkan perbandingan antara nilai Actual Close Price (garis biru) dan Predicted Close Price (LSTM) (garis hijau) pada rentang waktu data uji:

Interpretasi Grafik:

Kesesuaian Pola yang Tinggi

Garis prediksi (hijau) tampak mengikuti garis aktual (biru) dengan sangat baik. Keduanya bergerak beriringan dan membentuk pola yang hampir identik di seluruh periode pengujian. Hal ini menunjukkan bahwa LSTM mampu menangkap karakteristik utama dari pola harga saham BBRI, termasuk tren naik, penurunan tajam, maupun fluktuasi jangka pendek.

Respons Model terhadap Perubahan Trend

Pada periode awal tahun 2023 hingga pertengahan tahun 2023, grafik menunjukkan tren kenaikan harga yang diikuti oleh variasi kecil. Model mampu mengikuti perubahan ini secara mulus tanpa overreacting maupun underreacting. Ini mengindikasikan kemampuan model untuk

mengenali dinamika tren jangka pendek dan jangka menengah.

Kemampuan Memodelkan Fluktuasi Tinggi

Pada rentang awal 2024, terjadi volatilitas yang cukup tajam ketika harga saham mengalami puncak kenaikan hingga lebih dari Rp 5.500 sebelum akhirnya turun signifikan. Grafik menunjukkan bahwa model mampu mengikuti volatilitas tersebut dengan sangat baik, meskipun pada titik-titik ekstrem terdapat perbedaan minimal yang masih dalam batas yang sangat wajar. Akurasi pada Tren Menurun

Pada periode pertengahan hingga akhir tahun 2024, harga saham cenderung mengalami penurunan bertahap hingga mendekati Rp 4.000. Pola garis prediksi tetap mengikuti garis aktual dengan deviasi yang sangat kecil, menunjukkan kemampuan model untuk menangkap tren penurunan secara konsisten.

Tidak Terlihat Overfitting

Kesesuaian antara harga aktual dan prediksi menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting. Jika overfitting terjadi, biasanya garis prediksi akan tampak “berombak” atau tidak berhasil mengikuti tren aktual dengan baik. Namun, hasil visual menunjukkan pola yang sangat halus dan akurat. Data tersebut termuat dalam Gambar 5 Hasil Close Price.



Gambar 5 Hasil Close Price

Dari hasil Gambar 5 Hasil Close Price evaluasi kuantitatif dan interpretasi visual dapat disimpulkan bahwa model LSTM yang dibangun dalam penelitian ini memiliki kinerja yang sangat baik dalam memprediksi harga penutupan saham BBRI. Nilai RMSE yang rendah, MAE yang kecil, dan MAPE yang berada di bawah 2% menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi yang sangat dekat dengan nilai aktual. Visualisasi grafik juga mengonfirmasi bahwa model dapat mengikuti pola historis dengan tingkat kedekatan yang tinggi, baik pada tren naik, turun, maupun fluktuasi tajam. Dengan performa seperti ini, model LSTM dapat dianggap layak untuk digunakan sebagai sistem pendukung keputusan dalam analisis harga saham, khususnya untuk prediksi jangka pendek. Temuan ini juga membuktikan bahwa pendekatan deep learning khususnya LSTM sangat efektif diterapkan

pada data time series keuangan yang bersifat non-linear dan kompleks.

CONCLUSION

Berdasarkan seluruh rangkaian analisis yang telah dilakukan, penelitian ini menyimpulkan bahwa model Long Short-Term Memory (LSTM) mampu memprediksi harga penutupan saham BBRI dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Hasil eksplorasi data menunjukkan bahwa harga saham BBRI memiliki pola historis yang kompleks, non-linear, serta dipengaruhi oleh tren jangka panjang dan volatilitas pasar, sehingga pendekatan berbasis deep learning menjadi relevan. Proses transformasi data menggunakan windowing dengan jendela 60 hari menghasilkan struktur sequence yang optimal untuk pembelajaran temporal pada LSTM. Evaluasi model menunjukkan performa prediksi yang sangat baik, tercermin dari nilai RMSE sebesar 101.49, MAE sebesar 81.31, dan MAPE sebesar 1.78%, yang berarti model memiliki akurasi lebih dari 98%. Visualisasi perbandingan antara harga aktual dan prediksi juga memperlihatkan bahwa model mampu mengikuti pola pergerakan harga dengan sangat dekat, baik pada tren naik, turun, maupun periode volatilitas tinggi. Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil mencapai tujuannya dan menunjukkan bahwa metode LSTM merupakan pendekatan yang efektif dan akurat dalam memprediksi harga saham BUMN, khususnya BBRI.

REFERENCE

- Aditio, H., & Nurhadi, N. (2020). Prediksi harga saham berbasis jaringan saraf tiruan menggunakan LSTM pada sektor energi. *Jurnal Teknologi Informasi*.
- Aji Riyantoko, P., Maulana Fahrudin, T., Maulida Hindrayani, K., & Maya Safitri, E. (n.d.). ANALISIS PREDIKSI HARGA SAHAM SEKTOR PERBANKAN MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG-SHORT TERMS MEMORY (LSTM). *Seminar Nasional Informatika, 2020*.
- Arfan, A., & ETP, L. (2020). Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory dengan SVR Pada Prediksi Harga Saham di Indonesia. *PETIR*, 13(1), 33–43. <https://doi.org/10.33322/petir.v13i1.858>
- Bank, W. (2024). *Indonesia Economic Prospects 2024*. The World Bank.
- Budiprasetyo, G., Hani'ah, M., & Aflah, D. Z. (2023). Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 8(3), 164–172. <https://doi.org/10.25077/teknosi.v8i3.2022.164-172>
- BUMN, K. (2023). *Laporan Kinerja BUMN 2023*.
- BUMN, K. (2024). *Klasifikasi dan Pengelompokan BUMN Berdasarkan Sektor*.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI Magazine*, 17(3), 37.
- Faza Inaku, R., & Chandra, J. C. (2023). Implementasi Data Mining dalam Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM). *Jurnal TICOM: Technology of Information and Communication*, 12(1).
- Genta, C., Simatupang, K., Swastika, W., & Suganda, T. R. (2022). PERANCANGAN APLIKASI BERBASIS WEB UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM DENGAN METODE LSTM. In *SAINSBERTEK Jurnal Ilmiah Sains & Teknologi* (Vol. 3).
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2022). *Data Mining: Concepts and Techniques* (4, Ed.). Morgan Kaufmann.
- Hanafiah, A., Arta, Y., Nasution, H. O., & Lestari, Y. D. (2023). Penerapan Metode Recurrent Neural Network dengan Pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) Untuk Prediksi Harga Saham. *Bulletin of Computer Science Research*, 4(1), 27–33. <https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v4i1.321>
- Hastomo, W. (2021). Optimasi Deep Learning untuk Prediksi Saham di Masa Pandemi Covid-19. *Jurnal Teknologi Informasi*.
- Hastomo, W., Satyo, A., Karno, B., Kalbuana, N., Nisfiani -4, E., & Etp -, L. (n.d.). *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) Optimasi Deep Learning untuk Prediksi Saham di Masa Pandemi Covid-19*.
- Inaku, R. F., & Chandra, J. C. (2023). Implementasi Data Mining dalam Prediksi Harga Saham Menggunakan LSTM. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komputer*.
- Indonesia, B. E. (2024). *Laporan Statistik Pasar Modal Indonesia*. BEI.
- Jogiyanto, H. (2022). *Teori Portofolio dan Analisis Investasi*. BPFE Yogyakarta.
- Julian, R., & Pribadi, M. R. (2021a). Peramalan Harga Saham Pertambangan BEI Menggunakan LSTM. *Jurnal Sistem Informasi*.
- Julian, R., & Pribadi, M. R. (2021b). Peramalan Harga Saham Pertambangan Pada Bursa

- Efek Indonesia (BEI) Menggunakan Long Short Term Memory (LSTM). *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 8(3). <http://jurnal.mdp.ac.id>
- Kuangan, O. J. (2023). *Statistik Pasar Modal Indonesia 2023*.
- Kwanda, K. (2024). Perbandingan LSTM dan Bidirectional LSTM pada Sistem Prediksi Harga Saham Berbasis Website. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*.
- Kwanda, K., Herwindiati, D. E., Lauro, M. D., & Id, K. K. C. (2024). Perbandingan LSTM dan Bidirectional LSTM pada Sistem Prediksi Harga Saham Berbasis Website. *R2J*, 7(1). <https://doi.org/10.38035/rrj.v7i1>
- Nguyen, T. (2024). Deep learning for multivariate stock prediction: A systematic analysis. *International Journal of Financial Engineering*.
- Pipin, S. J. (2023). Prediksi Saham Menggunakan RNN-LSTM dengan Optimasi Adam. *Jurnal Teknologi Informasi*.
- Pipin, S. J., Purba, R., & Kurniawan, H. (2023). Prediksi Saham Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN-LSTM) dengan Optimasi Adaptive Moment Estimation. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 4(4), 806–815. <https://doi.org/10.47065/josyc.v4i4.4014>
- Pratama, F. R. (2025). Prediksi Harga Saham PT Telkom Menggunakan Metode CNN-LSTM. *Jurnal Sains Komputasi*.
- Puteri, D. I. (2023a). Implementasi Long Short Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Syariah. *Euler : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains Dan Teknologi*, 11(1), 35–43. <https://doi.org/10.34312/euler.v11i1.19791>
- Puteri, D. I. (2023b). Implementasi LSTM dan BiLSTM dalam Prediksi Harga Saham Syariah. *Jurnal Informatika Dan Sains Data*.
- Riyantoko, P. A., Fahrudin, Hindrayani, & Safitri. (2020). Analisis Prediksi Harga Saham Sektor Perbankan Menggunakan Algoritma LSTM. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komputer*.
- Rizki Pratama, F., Santoso, B., & Kacung, S. (2025). PREDIKSI HARGA SAHAM PT TELKOM MENGGUNAKAN METODE CNN-LSTM. In *Journal of Information System Management (JOISM) e-ISSN* (Vol. 7, Issue 1).
- Saputra, R. (2024). Analisis Prediksi Saham Tesla Menggunakan LSTM. *Jurnal Sistem Cerdas*.
- 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).
- Satyo Bayangkari Karno, A., Noer Ali, J. K., & Bekasi, K. (2020). Prediksi Data Time Series Saham Bank BRI Dengan Mesin Belajar LSTM (Long ShortTerm Memory). *Journal of Information and Information Security (JIFORTY)*, 1(1), 1–8. <http://ejurnal.ubharajaya.ac.id/index.php/jiforty>
- Silalahi, R. N., & Muljono, M. (2024a). Perbandingan Kinerja Linear Regression, LSTM, dan GRU untuk Prediksi Harga Saham Coca-Cola. *Jurnal Statistika*.
- Silalahi, R. N., & Muljono, M. (2024b). Perbandingan Kinerja Metode Linear Regression, LSTM dan GRU Untuk Prediksi Harga Penutupan Saham Coco-Cola. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 13(2), 201–211. <https://doi.org/10.34010/komputika.v13i2.12265>
- Simatupang, C. G. K. (2022). Perancangan Aplikasi Berbasis Web untuk Prediksi Harga Saham dengan Metode LSTM. *Jurnal Informatika*.
- Yeng, H., & Siahaan, M. (n.d.). *Perancangan Sistem Prediksi Harga Saham Berbasis Website Menggunakan Algoritma Hybrid (ARIMA-LSTM)*.
- Yeng, H., & Siahaan, M. (2024). Perancangan Sistem Prediksi Harga Saham Berbasis Website Menggunakan Algoritma Hybrid (ARIMA-LSTM). *Jurnal Teknologi Komputasi*.
- Zhang, Y. (2021). Stock trend prediction with deep learning: A comprehensive survey. *IEEE Access*.
- Zhao, L., & Zhang, X. (2022). Explainable deep learning models for financial prediction. *Expert Systems with Applications*.