

PREDIKSI HARGA *BBCA* MENGGUNAKAN *LSTM* MULTIVARIAT DENGAN FITUR *BI-RATE* SEBAGAI INDIKATOR EKSTERNAL

Deva Safira ¹⁾, Irwan Agus Sobari ²⁾, Sri Rahayu ³⁾

¹⁾²⁾³⁾ *Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika*

email: elizabethdevasafira@gmail.com ¹⁾, irwan.igb@bsi.ac.id ²⁾, sri.rry@bsi.ac.id ³⁾

INFO ARTIKEL

Riwayat Artikel:

Diterima September, 2025

Revisi November, 2025

Terbit November, 2025

ABSTRAK

Pasar saham memiliki peran strategis dalam perekonomian, di mana pergerakan harga saham dipengaruhi oleh faktor internal dan eksternal. Penelitian ini mengevaluasi kinerja model *Long Short Term Memory* (*LSTM*) Multivariat dalam memprediksi harga penutupan saham *BBCA* dengan memasukkan *BI-Rate* sebagai variabel eksternal. Pendekatan ini dikembangkan untuk meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan model univariat yang hanya menggunakan data historis saham. Data yang digunakan meliputi harga penutupan harian saham *BBCA* dan *BI-Rate* periode 2015-2024. Model dievaluasi menggunakan metrik *RMSE* dan *MAPE*. Hasil menunjukkan nilai *RMSE* sebesar 139.6326 dan *MAPE* sebesar 1,1400% yang mencerminkan tingkat kesalahan prediksi rendah. Ini menunjukkan bahwa integrasi *BI-Rate* sebagai fitur eksternal dapat meningkatkan performa model dan memberikan nilai analitis yang lebih komprehensif dalam memodelkan pergerakan harga saham *BBCA*.

Kata Kunci :

LSTM Multivariat; Prediksi Harga Saham; *BI-Rate*; Saham *BBCA*

ABSTRACT

The stock market plays a strategic role in a country's economy, where stock price movements are influenced by both internal and external factors. This study evaluates the performance of Multivariate Long Short-Term Memory (*LSTM*) model in forecasting the closing price of *BBCA* stock by incorporating the Bank Indonesia interest rate (*BI-Rate*) as an external variable. The approach is designed to improve prediction accuracy compared to univariate models that rely solely on historical stock price data. The dataset includes daily closing prices of *BBCA* stock and *BI-Rate* from 2015 to 2024. Model performance is assessed using Root Mean Squared Error (*RMSE*) and Mean Absolute Percentage Error (*MAPE*). The results show an *RMSE* of 139.6326 and a *MAPE* of 1.1400%, indicating a low prediction error. These findings suggest that integrating *BI-Rate* as an external feature enhances model performance and provides more comprehensive analytical value in modeling *BBCA* stock price movements.

Penulis Korespondensi:

Deva Safira

Universitas Bina Sarana Informatika

Email:

elizabethdevasafira@gmail.com

Keywords:

Multivariate *LSTM*; Stock Price Prediction; *BI-Rate*; *BBCA* Stock

1. PENDAHULUAN

Saham merupakan instrument investasi berupa kepemilikan atas nilai suatu perusahaan yang menjadi salah satu parameter penting dalam perekonomian suatu negara dan banyak diminati investor karena menawarkan potensi keuntungan yang besar [1][2]. Saham *BBCA* merupakan bagian dari indeks *LQ45* yang berarti mempunyai likuiditas dan kapitalisasi pasar yang tinggi serta fundamental yang kuat, sehingga performa saham *BBCA* sering dijadikan acuan oleh para investor dalam membuat keputusan investasi di sektor perbankan. Namun, harga saham tidak hanya dipengaruhi oleh faktor internal perusahaan, tetapi juga faktor eksternal seperti contohnya suku bunga acuan dari Bank Indonesia (*BI-Rate*). Perubahan pada *BI-Rate*, secara langsung maupun tidak langsung akan berdampak pada preferensi investor terhadap *instrument* investasi saham.

Seiring dengan kemajuan teknologi, penerapan *machine learning* dalam analisis pasar saham semakin berkembang. Salah satunya algoritma yang efektif untuk data *time series* adalah *Long Short Term Memory (LSTM)*. *Long Short Term Memory* merupakan salah satu dari banyaknya jenis jaringan saraf tiruan hasil modifikasi dari algoritma *RNN (Recurrent Neural Network)* [3]. *LSTM* hadir untuk mengatasi masalah *vanishing gradient*, yaitu dimana model kesulitan dalam mempertahankan informasi jangka panjang dalam pemrosesan data berurutan [4]. *LSTM* telah banyak digunakan dalam prediksi harga saham, namun sebagian besar penelitian masih bersifat univariat, yaitu hanya menggunakan data historis harga saham tanpa mempertimbangkan variabel eksternal.

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh A. S. B. Karno [5] mengenai prediksi terhadap saham *BBRI* dengan algoritma *LSTM* yang terdiri dari 4 *hidden layer* dengan 50 *node* tiap *layer*, *dropout* sebesar 0.2 serta 1 *output layer* dengan 1 *node* dan *epoch* berjumlah 9, yang mana menggunakan hanya kolom “*High*” sebagai target prediksi. Penelitian tersebut menghasilkan *RMSE* sebesar 227.4703, yang mana model dinilai cukup baik dalam memprediksi harga saham *BBRI*. Sedangkan pada penelitian lainnya yang dilakukan oleh A. Rosyd dkk. [6] mengenai prediksi terhadap saham *BBKA* dengan algoritma *LSTM* dengan jumlah *epoch* yaitu 15 dan prediksi hanya dilakukan pada kolom “*Low*”. Penelitian pada saham *BBKA* tersebut berhasil menghasilkan *RMSE* sebesar 40.85 dan *MAPE* sebesar 0.71%. Hasil evaluasi dari model *LSTM* univariat tersebut dinilai memiliki tingkat akurasi yang baik.

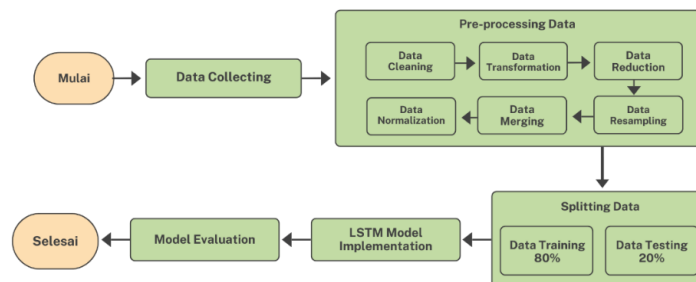
Penelitian ini membahas mengenai permasalahan utama yang dihadapi investor yaitu memprediksi pergerakan harga saham di masa depan agar dapat mengambil keputusan yang tepat, dimana banyak investor pemula yang masih minim pengalaman dan pengetahuan dalam analisis pasar saham sehingga berisiko mengalami kerugian dalam waktu singkat [6]. Sekaligus mengusulkan pendekatan *LSTM* Multivariat dengan mengintegrasikan *BI-Rate* sebagai fitur eksternal dalam prediksi harga saham *BBKA*.

Analisis multivariat merupakan metode yang digunakan untuk mengevaluasi lebih dari dua variabel secara bersamaan, yang mana teknik ini memungkinkan pengamatan pola dan hubungan antara variabel-variabel tersebut dalam berbagai dimensi yang saling berinteraksi secara alami [7]. *LSTM* Multivariat dalam penelitian ini berarti bahwa model *LSTM* digunakan tidak hanya memprediksi variabel internal dalam saham *BBKA*, namun juga terdapat variabel eksternal yaitu *BI-Rate*.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan *LSTM* Multivariat, sekaligus untuk mengevaluasi akurasi model *LSTM* Multivariat dalam memprediksi harga saham. Penelitian ini memprediksi harga saham *BBKA* kolom “*Close*” atau harga penutupan harian saham *BBKA* dengan variabel eksternal yaitu *BI-Rate*. Data Saham *BBKA* dan *BI-Rate* yang digunakan merupakan data periode 2015 sampai periode 2024. Metrik evaluasi yang digunakan adalah *Root Mean Square Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penyusunan penelitian ini, terdapat beberapa tahapan yang dirancang secara terstruktur dan sistematis guna memastikan tujuan penelitian dapat tercapai dengan baik. Tahapan tersebut meliputi *data collecting* sebagai proses pengumpulan data, *data preprocessing* untuk menyiapkan data, *data splitting*, *LSTM model implementation* dan terakhir yaitu *model evaluation*. Gambar 1., menampilkan sebuah gambar alur penelitian yang memberikan ilustrasi lebih rinci mengenai setiap tahapan.



Gambar 1. Tahapan penelitian.

2.1 Data Collecting

Tahapan *data collecting* adalah tahap penting yang paling utama dalam penelitian yang mana bertujuan untuk memperoleh informasi atau fakta yang relevan [8]. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode pengumpulan data sekunder. Data pertama yaitu data historis saham *BBCA* diperoleh dari *website Yahoo Finance* <https://finance.yahoo.com/quote/BBCA.JK/>. Data kedua yaitu *BI-Rate* diambil dari situs resmi Badan Pusat Statistik <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/Mzc5ZlI=/BI-Rate.html>. Penelitian ini menggunakan data harga penutupan saham *BBCA* pada periode 1 Januari 2015 – 31 Desember 2024. Begitupun dengan *BI-Rate*, diambil mulai periode Januari 2015 – Desember 2024.

2.2 Data Preprocessing

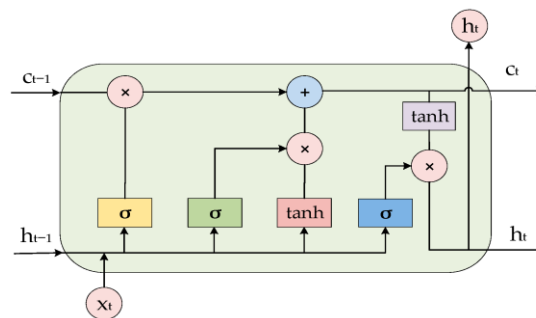
Data preprocessing merupakan tahap awal dimana berfungsi untuk mengubah data mentah menjadi format yang lebih mudah diolah dalam berbagai proses seperti *machine learning* dan *data mining* [9]. *Data preprocessing* dilakukan untuk menyiapkan data sebelum dapat digunakan. Tahapan ini mencakup *data cleaning* untuk membersihkan data dari nilai kosong dan ganda, *data transformation* untuk melakukan pengubahan data menjadi format yang ditentukan, *data reduction* yaitu menghapus variabel yang tidak dibutuhkan, *data resampling* yaitu dilakukannya perubahan pada struktur data waktu (*time series*), *data merging* yaitu dilakukannya penggabungan antara data pertama dengan data kedua, dan terakhir yaitu *data normalization* yaitu mentransformasi data agar berada dalam skala atau distribusi yang seragam.

2.3 Data Splitting

Data splitting merupakan tahapan yang mengacu pada proses membagi dataset menjadi dua atau lebih bagian dimana biasanya dibagi menjadi dua yaitu *data training* dan *data testing* [10][11]. *Data training* untuk membangun model dan *data testing* untuk mengevaluasi keakuratan prediksi yang dihasilkan. Pada proses ini penulis membagi data 80% untuk *training* dan 20% untuk *testing*.

2.4 LSTM Model Implementation

Pada tahap ini, pemilihan algoritma sangat penting untuk menentukan hasil dari penelitian ini. Pemilihan *Long Short Term Memory (LSTM)* dikarenakan algoritma ini merupakan hasil dari dikembangkanya algoritma yang *RNN* yang mana *LSTM* mampu memecahkan permasalahan *vanishing gradient* sedangkan *RNN* tidak mampu untuk lakukan [3][4]. Penulis menggunakan IDE berbasis *cloud* untuk implementasi model *LSTM* yaitu Google Colab.



Gambar 2. Arsitektur LSTM.

2.5 Model Evaluation

Model evaluation merupakan tahapan esensial dalam pengembangan model *machine learning* yang dilakukan untuk mengukur performa dan kemampuan prediksi model secara objektif [12]. Tahap *model evaluation* pada penelitian ini, penulis menggunakan dua metrik evaluasi yaitu *Root Mean Squared Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. *Root Mean Square Error (RMSE)* merupakan akar kuadrat dari rata-rata selisih kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual suatu variabel, yang dimana semakin kecil nilai menunjukkan bahwa model semakin mendekati nilai aktual [13]. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* merupakan salah satu metrik yang digunakan untuk mengevaluasi tingkat akurasi suatu model prediksi berdasarkan data historis, yang dimana menghitung selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi dalam bentuk *percentage*, sehingga semakin kecil nilai *MAPE*, semakin tinggi tingkat akurasi model [14].

Pemilihan *RMSE* sebagai salah satu metrik evaluasi karena *RMSE* sangat sensitif terhadap perubahan performa model yang membuat *RMSE* efektif dalam mengevaluasi dan membandingkan tingkat akurasi di

antara berbagai model [15]. Sedangkan pemilihan *MAPE* didasarkan pada kemampuannya menyajikan tingkat kesalahan dalam bentuk persentase yang mana hasil evaluasi lebih mudah dipahami.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Data Collecting

Pada penelitian ini, pengumpulan kedua data menggunakan metode sekunder yang diperoleh dari dua sumber yang berbeda. Data pertama yaitu data historis saham *BBKA* diperoleh dari *website Yahoo Finance* <https://finance.yahoo.com/quote/BBKA.JK/> dari periode 1 Januari 2015 – 31 Desember 2024. Dataset terdiri dari 9 kolom dan 2.754 baris data.

Tabel 1. Dataset Saham BBKA.

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume	Dividends	Stock Splits
2015-01-02	2655	2655	2630	2645	2171.21	29302500	0	0
2015-01-05	2630	2640	2625	2640	2167.105	25434500	0	0
2015-01-06	2600	2640	2600	2620	2150.688	48681500	0	0
2015-01-07	2610	2640	2610	2625	2154.792	40334000	0	0

Sedangkan, data *BI-Rate* diambil dari *website BPS* <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/Mzc5LzI=/BI-Rate.html>, yang mana data diambil dari periode Januari 2015 – Desember 2024. Berikut merupakan tabel dari data *BI-Rate*.

Tabel 2. Dataset BI-Rate.

Variable	Unna me	Unna me	Unna me	Unna me	Unna me	Unna me	Unna me	Unna me	Unna me	Unna me	Unna me	Unna me	Unna me
BI Rate	2015												
	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Tahun an
	7.75	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	-
BI Rate	2016												
	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Tahun an
	7.25	7	6.75	6.75	6.75	6.5	6.5	5.25	5	4.75	4.75	4.75	-

3.2. Data Preprocessing

Tahapan *data preprocessing* dilakukan secara berbeda pada masing-masing dataset. Pada dataset saham *BBKA* dilakukan *data reduction* dan pada dataset *BI-Rate* proses *preprocessing* meliputi *data cleaning*, *data transformation*, dan *data resampling*. Setelah kedua dataset dilakukan *preprocessing* yang berbeda, dilakukan *merging* dan diakhiri dengan proses *data normalization*. Berikut merupakan uraian dari setiap tahap *preprocessing*.

3.2.1. Data Cleaning

Pada tahap ini, peneliti melakukan penghapusan data *null* (kosong) dan duplikat. Peneliti juga menghapus kolom data tahunan pada dataset *BI-Rate* dikarenakan data kosong dan tidak dapat digunakan. Berikut merupakan bentuk data *BI-Rate* yang sudah melalui tahap *data cleaning*.

Tabel 3. Dataset BI-Rate setelah Data Cleaning.

2015												
Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	
7.75	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	7.5	
2016												
Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	
7.25	7	6.75	6.75	6.75	6.5	6.5	5.25	5	4.75	4.75	4.75	

3.2.2. Data Transformation

Pada tahap ini, penulis mengubah format data *BI-Rate* dari BPS menjadi format yang lebih mudah untuk diolah. Data *BI-Rate* merupakan data bulanan, maka dari itu peneliti menggunakan format *date* dengan menggunakan tanggal 1 dari setiap bulannya, namun khusus untuk bulan Desember 2024 menggunakan tanggal 31 yang mana merupakan tanggal akhir dari bulan Desember dan akan mempermudah proses *resampling* kedepannya.

Tabel 4. Data *BI-Rate* setelah *Data Transformation*.

<i>Date</i>	<i>BI_Rate</i>
01/01/2015	7.75
01/02/2015	7.5
01/03/2015	7.5

3.2.3. Data Reduction

Pada tahap *data reduction*, penulis membuang beberapa kolom data pada saham *BBCA* yang tidak digunakan untuk proses prediksi harga saham penutupan *BBCA* seperti kolom data *Open*, *High*, *Low*, *Adj Close*, *Volume*, *Dividends* dan *Stock Splits*. Tabel 5., menunjukkan data yang sudah melewati tahap *data reduction*.

Tabel 5. Data saham *BBCA* setelah *Data Reduction*.

<i>Date</i>	<i>Close</i>
2015-01-02	2645
2015-01-05	2640
2015-01-06	2620

3.2.4. Data Resampling

Tahap selanjutnya merupakan tahap *data resampling*. Tahapan ini dilakukan pengubahan frekuensi data *BI-Rate* dari bulanan menjadi harian agar selaras dengan data saham *BBCA* yang merupakan data harian. Tahap *data resampling* dilakukan dengan mengisi nilai akhir yang tersedia dari atas ke bawah. Tahapan ini dilakukan dengan program *python* dengan *library pandas concat*. Program *python* tersebut pada dasarnya akan melakukan *forward fill* dengan mengisi data harian dengan nilai pada awal bulan atau bulan yang sedang berjalan. Kelebihan pada *forward fill* ini adalah memberikan *rate* yang tetap sampai nilai yang berikutnya dan kekurangannya adalah jika nilai bulanan merupakan hasil dari rata-rata dari beberapa bulan maka *forward fill* bisa menyembunyikan perubahan intrabulan. Gambar 3., menunjukkan potongan kode program *python* yang digunakan untuk *resampling* data.

```
import pandas as pd
import os

def gabungkan_csv_bi_rate(folder_path, output_filename="gabungan_file_bi_rate.csv"):
    all_files = [os.path.join(folder_path, f) for f in os.listdir(folder_path) if f.endswith('.csv')]

    if not all_files:
        print(f"Tidak ada file CSV ditemukan di folder: {folder_path}")
        return

    df_list = []
    for file in all_files:
        try:
            df = pd.read_csv(file)
            df_list.append(df)
            print(f"Berhasil membaca file: {file}")
        except Exception as e:
            print(f"Gagal membaca file {file}: {e}")

    if df_list:
        combined_df = pd.concat(df_list, ignore_index=True)
        # Menghapus duplikat berdasarkan semua kolom untuk memastikan data unik
        combined_df.drop_duplicates(inplace=True)
        combined_df.to_csv(output_filename, index=False)
        print(f"\nSemua file CSV berhasil digabungkan ke dalam: {output_filename}")
    else:
        print("Tidak ada data yang berhasil digabungkan.")

if __name__ == "__main__":
    # Ganti 'data_bi_rate' dengan nama folder Anda jika berbeda
    folder_sumber = 'data_bi_rate'
    output_file = 'gabungan_file_bi_rate.csv'

    gabungkan_csv_bi_rate(folder_sumber, output_file)
```

Gambar 3. Program Python Resampling Data.

Dari program *Python* seperti pada Gambar 3., dihasilkan data *BI-Rate* yang sudah melalui tahap *data resampling* yang ditunjukkan oleh Tabel 6.

Tabel 6. Data *BI-Rate* setelah *Data Resampling*.

Date	BI_Rate
01/01/2015	7.75
02/01/2015	7.75
03/01/2015	7.75
04/01/2015	7.75

3.2.5. Data Merging

Tahapan *data merging* dilakukan untuk dengan menggabungkan dua sumber data yaitu data saham *BBKA* dengan data *BI-Rate*, yang dimana kedua data tersebut sudah melalui *preprocessing* yang berbeda. Tahapan ini dilakukan dengan tujuan membentuk dataset yang konsisten dan utuh. Gambar 4., merupakan hasil dari tahap data merging.

Date	Close	BI_Rate
2015-01-02	2645.0	7.75
2015-01-05	2640.0	7.75
2015-01-06	2620.0	7.75
2015-01-07	2625.0	7.75
2015-01-08	2595.0	7.75

Gambar 4. Hasil *Data Merging*.

3.2.6. Data Normalization

Tahap *data normalization* merupakan tahap terakhir dalam *data preprocessing*. Pada tahap ini, penulis menggunakan fungsi *MinMaxScaler* pada *library scikit-learn* untuk melakukan normalisasi pada data. Gambar 5., menunjukkan hasil *data normalization*.

--- Data SEBELUM Dinormalisasi ---		
Date	Close	BI_Rate
2015-01-02	2645.0	7.75
2015-01-05	2640.0	7.75
2015-01-06	2620.0	7.75
2015-01-07	2625.0	7.75
2015-01-08	2595.0	7.75
--- Data SETELAH Dinormalisasi ---		
[[0.0443038 1.]		
[0.04372842 1.]		
[0.04142693 1.]		
[0.0420023 1.]		
[0.03855006 1.]]		

Gambar 5. Hasil data sebelum dan sesudah dilakukan normalisasi.

3.3. Data Splitting

Tahapan *data splitting* ini penulis membagi data menjadi dua yaitu *data training* dan *data testing*. Data training untuk membangun model dan *data testing* untuk mengevaluasi keakuratan prediksi yang dihasilkan. Pada proses ini penulis membagi data 80% untuk *training* dan 20% untuk *testing*.

```
Shape X_train: (1932, 60, 2), Shape y_train: (1932,)
Shape X_test: (483, 60, 2), Shape y_test: (483,)

Jumlah data training: 1932 sampel
Jumlah data testing: 483 sampel
```

Gambar 6. Pembagian *data training* dan *data testing*.

3.4. LSTM Model Implementation

Pada tahap ini, penulis perlu melakukan pemilihan model yang akan dikembangkan berdasarkan parameter yang telah ditentukan. Gambar 8., menunjukkan model LSTM yang terbentuk dan digunakan dalam penelitian. Penulis menggunakan *Keras Tuner* dalam pencarian *dropout rate* yang paling baik diantara 0.1 – 0.5 dan penulis juga menggunakan Adam sebagai *optimizer* untuk *learning rate*. Dari kode program sebagaimana yang ditunjukkan melalui Gambar 7., didapatkan jumlah layer LSTM adalah 1, *dropout rate* sebesar 0.1, dan *learning rate* sebesar 0.001.

```
# @title Langkah 7: Membangun dan Menjalankan Keras Tuner untuk Model LSTM
def build_model(hp):
    model = Sequential()

    num_lstm_layers = hp.Int('num_lstm_layers', min_value=1, max_value=1, step=1)

    for i in range(num_lstm_layers):
        lstm_units = hp.Int(f'lstm_units_{i}', min_value=64, max_value=64, step=64)

        if i == 0:
            model.add(LSTM(units=lstm_units, return_sequences=True if num_lstm_layers > 1 else False,
                           input_shape=(look_back, len(features))))
        elif i < num_lstm_layers - 1:
            model.add(LSTM(units=lstm_units, return_sequences=True))
        else:
            model.add(LSTM(units=lstm_units, return_sequences=False))

        dropout_rate = hp.Float(f'dropout_rate_{i}', min_value=0.1, max_value=0.5, step=0.1)
        model.add(Dropout(dropout_rate))

    model.add(Dense(units=1))

    learning_rate = hp.Choice('learning_rate', values=[0.001, 0.005, 0.01])
    optimizer = Adam(learning_rate=learning_rate)

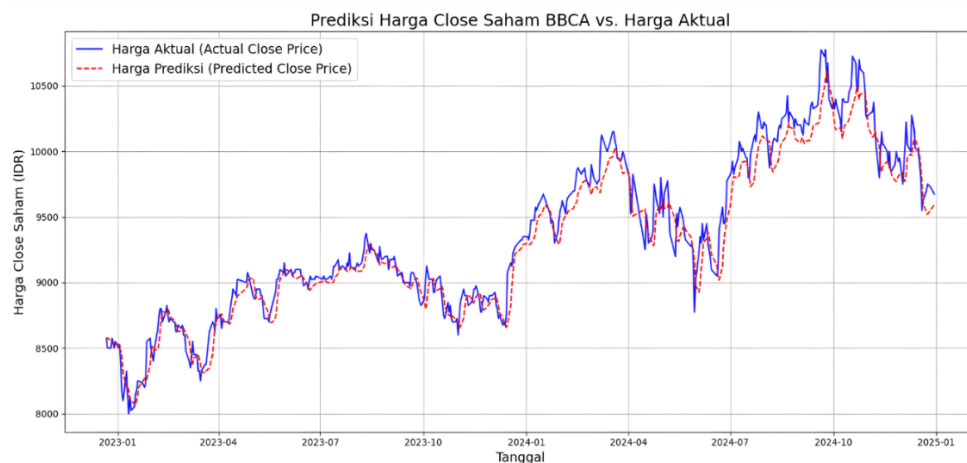
    model.compile(optimizer=optimizer, loss='mean_squared_error')
    return model
```

Gambar 7. Kode Program untuk membangun dan menjalankan *Keras Tuner* untuk model LSTM.

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 64)	17,152
dropout (Dropout)	(None, 64)	0
dense (Dense)	(None, 1)	65
Total params: 17,217 (67.25 KB)		
Trainable params: 17,217 (67.25 KB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 B)		

Gambar 8. Model LSTM.

Merujuk pada Gambar 8., arsitektur model terdiri atas tiga lapisan. Lapisan pertama adalah *LSTM* yang berarti satu *hidden layer*, dimana lapisan ini memiliki 64 *neuron* dengan parameter sebesar 17.152. Lapisan kedua merupakan *dropout layer* yang memiliki 0 parameter, sedangkan lapisan terakhir adalah *dense layer* dengan 65 parameter. Dalam pembentukan model terbaik, peneliti menggunakan optimasi *Adam* dan juga *Keras Tuner* dalam pencarian *hyperparameter* agar dapat menghasilkan model terbaik. Penulis menggunakan *epoch* 30 dengan *batch size* 32 dan *look back* 60. Gambar 9., merupakan hasil grafik perbandingan antara harga penutupan saham *BBKA* actual dengan harga penutupan saham *BBKA* hasil prediksi dari implementasi model *LSTM*.



Gambar 9. Grafik hasil prediksi.

Visualisasi grafik sebagaimana Gambar 9., memberikan gambaran yang lebih mendalam mengenai kinerja model dalam menangkap pola pergerakan harga saham *BBKA*. Tabel 7., menyajikan perbandingan antara harga saham *BBKA* hasil prediksi dengan harga aktual, yang diambil dari lima data teratas sebagai representasi performa prediksi model.

Tabel 7. Perbandingan harga prediksi dengan harga aktual.

Harga Saham <i>BBKA</i> Prediksi	Harga Saham <i>BBKA</i> Aktual
8624	8575
8616	8500
8572	8575
8557	8600
8567	8650

3.5. Model Evaluation

Pada tahap ini, penulis melakukan evaluasi terhadap kinerja model menggunakan dua metrik evaluasi yaitu *Root Mean Square Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Proses evaluasi model dilakukan dengan menggunakan *library scikit-learn*. Gambar 10., merupakan hasil evaluasi dengan kedua metrik yaitu *RMSE* dan *MAPE*.


```

--- Evaluasi Performa Model ---
RMSE (Root Mean Squared Error): 139.6326
MAPE (Mean Absolute Percentage Error): 1.1400%

```

Gambar 10. Hasil evaluasi model.

Berdasarkan Gambar 10., diperoleh nilai *RMSE* sebesar 139.6326 dan *MAPE* sebesar 1.1400%. Hasil *RMSE* menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang cukup baik yang juga didukung oleh hasil dari *MAPE*. Pada *MAPE*, hasil evaluasi menunjukkan angka sebesar 1.1400% mengindikasikan bahwa kesalahan prediksi model secara relatif terhadap harga aktual sangat kecil. Hal itu juga menunjukkan bahwa rata-rata deviasi prediksi model <10% dari nilai sebenarnya, yang mencerminkan tingkat akurasi yang tinggi dan cukup andal dalam konteks fluktuasi harga penutupan saham *BBCA*.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi *BI-Rate* sebagai variabel eksternal dalam model *LSTM* multivariat memberikan kontribusi positif terhadap akurasi prediksi harga penutupan harga saham *BBCA*. Proses *data preprocessing* yang mencakup *data cleaning*, *data preprocessing*, *data splitting*, model *LSTM* implementation, dan *model evaluation*. *LSTM* Multivariat dengan *BI-Rate* sebagai variabel eksternal menghasilkan nilai *RMSE* sebesar 139.6326 dan *MAPE* sebesar 1.1400% yang mengindikasikan bahwa tingkat kesalahan prediksi relatif kecil terhadap nilai aktual. Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa yang memadai dalam memprediksi harga saham *BBCA*.

Berdasarkan hasil penelitian, model *LSTM* sangat bergantung pada pemilihan parameter seperti *learning rate* dan *dropout rate*. Disarankan agar pengembangan model prediksi harga saham *BBCA* menggunakan *hyperparameter tuning* terhadap *learning rate* dan *dropout rate* dengan *keras tuner* untuk menemukan nilai yang terbaik. Disarankan pada studi selanjutnya mempertimbangkan penambahan variabel lain yang relevan untuk memperkaya informasi yang diterima model. Selain itu, penggunaan model alternatif seperti *GRU*, *SVM*, dan *ARIMA* juga dapat dipertimbangkan guna meningkatkan akurasi prediksi dan membuat model lebih adaptif terhadap dinamika pasar saham yang kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Y. Endra, Y. Aprilinda, and F. Jumaidi, "Implementasi Metode Weighted Product untuk Rancangan Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Saham Terbaik," *EXPERT: Jurnal Manajemen Sistem Informasi dan Teknologi*, vol. 12, no. 2, p. 126, Dec. 2022, doi: 10.36448/expert.v12i2.2844.
- [2] W. C. Utomo, A. History, and C. Utomo, "Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika Prediksi Pergerakan Saham BBRI ditengah Issue Ancaman Resesi 2023 dengan Pendekatan Machine Learning Article Info ABSTRACT," vol. 9, no. 1, pp. 20–27, 2023, [Online]. Available: <http://http://jurnal.unmer.ac.id/index.php/jtmi>
- [3] Z. Li, H. Yu, J. Xu, J. Liu, and Y. Mo, "Stock Market Analysis and Prediction Using LSTM: A Case Study on Technology Stocks," *Innovations in Applied Engineering and Technology*, pp. 1–6, Nov. 2023, doi: 10.62836/iaet.v2i1.162.
- [4] Algoritma, "Apa Itu Long Short Term Memory Network (LSTM)? - Algoritma," <https://algoritma.blog/lstm-network-adalah-2022/#:~:text=Long%20short%20term%20memory%20network%20%28LSTM%29%20adalah%20sistem,telah%20disimpan%20dalam%20jangka%20waktu%20lama%20sekali%20pun>. Accessed: Jun. 20, 2025. [Online]. Available: <https://algoritma.blog/lstm-network-adalah-2022/>
- [5] A. Satyo Bayangkari Karno, J. K. Noer Ali, and K. Bekasi, "Prediksi Data Time Series Saham Bank BRI Dengan Mesin Belajar LSTM (Long ShortTerm Memory)," *Journal of Information and Information Security (JIFORTY)*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, 2020, [Online]. Available: <http://ejurnal.ubharajaya.ac.id/index.php/jiforty>
- [6] A. Rosyd, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, "PENERAPAN METODE LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) DALAM MEMPREDIKSI HARGA SAHAM PT BANK CENTRAL ASIA," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, pp. 501–506, Feb. 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8440.
- [7] A. Kuncoro, H. Respati, and B. S. Kuncoro, *PENGANTAR MULTIVARIATE ANALISIS PENERBIT CV. EUREKA MEDIA AKSARA*. 2024.
- [8] Y. Rifa'i, "Analisis Metodologi Penelitian Kulitatif dalam Pengumpulan Data di Penelitian Ilmiah pada Penyusunan Mini Riset," *Cendekia Inovatif Dan Berbudaya*, vol. 1, no. 1, pp. 31–37, Jun. 2023, doi: 10.59996/cendib.v1i1.155.

- [9] D. Varma, A. Nehansh, and P. Swathy, "Data Preprocessing Toolkit : An Approach to Automate Data Preprocessing," *INTERNATIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC RESEARCH IN ENGINEERING AND MANAGEMENT*, vol. 07, no. 03, Mar. 2023, doi: 10.55041/ijsem18270.
- [10] A. Gilis, "What is data splitting and why is it important?" Accessed: Jun. 04, 2025. [Online]. Available: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/data-splitting>
- [11] V. R. Joseph, "Optimal ratio for data splitting," *Stat Anal Data Min*, vol. 15, no. 4, pp. 531–538, Aug. 2022, doi: 10.1002/sam.11583.
- [12] B. Umar, "Part 13 — Evaluasi Model: Metode dan Metrik Penting dalam Machine Learning | by Babas (Basri Umar) | Medium," <https://medium.com/@basriumar/part-13-evaluasi-model-metode-dan-metrik-penting-dalam-machine-learning-a367db87696e>. Accessed: Jun. 20, 2025. [Online]. Available: <https://medium.com/@basriumar/part-13-evaluasi-model-metode-dan-metrik-penting-dalam-machine-learning-a367db87696e>
- [13] K. Aviantoro and Y. Darnita, "Implementasi Wiener, Contrast Stretching, Sharpening Filter pada Citra Semangka Menggunakan MSE, RMSE, dan PSNR," vol. 5, no. 2, pp. 2776–8546, 2024.
- [14] N. Almuntazah, N. Azizah, Y. L. Putri, and D. C. R. Novitasari, "Prediksi Jumlah Mahasiswa Baru Menggunakan Metode Regresi Linier Sederhana," *JURNAL ILMIAH MATEMATIKA DAN TERAPAN*, vol. 18, no. 1, pp. 31–40, Jun. 2021, doi: 10.22487/2540766x.2021.v18.i1.15465.
- [15] T. O. Hodson, "Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not," *Geosci Model Dev*, vol. 15, no. 14, pp. 5481–5487, Jul. 2022, doi: 10.5194/gmd-15-5481-2022