

## STOCK PRICE PREDICTION USING THE LONG SHORT-TERM MEMORY METHOD

Muhammad Sahroni<sup>1\*</sup>, Mochammad Firman Arif<sup>2</sup>, Muhammad Misdram<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Study Program in Informatics Engineering, Universitas merdeka, Pasuruan, Jawa Timur  
Email: <sup>1</sup>[syahronieaster@gmail.com](mailto:syahronieaster@gmail.com), <sup>2</sup>[mochammadfirmanarif@gmail.com](mailto:mochammadfirmanarif@gmail.com), <sup>3</sup>[misdram@unmerpas.ac.id](mailto:misdram@unmerpas.ac.id)

(Article received: August 6, 2024; Revision: September 5, 2024; published: December 29, 2024)

### Abstract

Stocks are a highly risky investment instrument if not handled correctly. Therefore, accurately predicting stock prices is crucial to supporting better investment decisions. Today, more young people in the current generation know the importance of investing in stocks. Hence, understanding prediction methods early on is essential to reduce potential losses for prospective investors. With accurate prediction methods, the results will be more reliable. The data used consists of daily stock prices of Bank Syariah Indonesia from May 2019 to May 2024, totaling 1,215 data points. The research method employs LSTM (Long Short-Term Memory), which includes data collection, preprocessing, LSTM model formation, and model evaluation. The LSTM model is implemented using the Python programming language, and model evaluation is conducted using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Root Mean Squared Error (RMSE) metrics. The results show that the LSTM model can provide accurate predictions with a MAPE error value of only 1.72% and an RMSE of 53.49. This research indicates that the LSTM method is effective in predicting stock prices with an accuracy level of 98.28% and can be one of the bases when starting stock investment.

**Keywords:** bank syariah indonesia, long short-term memory, MSE, prediksi harga saham, RMSE

## PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT-TERM MEMORY

### Abstrak

Saham merupakan sebuah instrumen investasi yang sangat beresiko, jika saat berinvestasi di lakukan tidak berdasarkan analisa yang benar, apalagi karena investasi termasuk dalam mengelola keuangan untuk pertumbuhan di masa depan sehingga ketika berinvestasi perlu teknik analisa yang baik dan memiliki tingkat akurasi tinggi, yang mana salah satunya secara analisa teknikal dengan melakukan prediksi harga saham yang memiliki nilai akurasi yang baik guna mendukung keputusan investasi lebih baik. Apalagi saat ini Semakin banyak anak muda di generasi sekarang yang sudah mulai melakukan investasi di intrumen saham, maka pengetahuan tentang cara prediksinya harus di pahami lebih awal sehingga dapat mengurangi resiko kerugian sebagai calon investor dimasa depan, dengan metode prediksi yang baik dan benar dengan tingkat akurasi yang baik. Data yang digunakan berupa harga saham harian Bank Syariah Indonesia dari tahun mei 2019 hingga mei 2024 dengan total sebanyak 1215 data dengan Metode penelitian menggunakan LSTM (*Long Short-Term Memory*) meliputi tahapnya dari pengumpulan data dari situs *yahoo finance*, kemudian ke tahap *preprocessing*, pembentukan model LSTM, dan evaluasi model. Model LSTM diimplementasikan dengan bahasa pemrograman Python dan evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) dengan Hasil menunjukkan bahwa model LSTM mampu memberikan prediksi yang akurat nilai eror MAPE hanya sebesar 1.72 % dan RMSE sebesar 53,49. Dari penelitian ini menunjukkan jika metode LSTM efektif dalam memprediksi harga saham dengan tingkat akurasi mencapai 98.28% dan dapat menjadi salah satu dasar ketika memulai investasi saham.

**Kata Kunci:** bank syariah indonesia, long short-term memory, MAPE, prediksi harga saham, RMSE

### 1. PENDAHULUAN

Pasar modal memiliki peran penting dalam perekonomian di Indonesia karena merupakan sumber pembiayaan alternative bagi perusahaan dan alternative investasi bagi investor. Pasar modal

menjalankan dua fungsi, yaitu sebagai sarana pendanaan usaha atau sebagai sarana bagi perusahaan untuk mendapatkan dana dari masyarakat pemodal (investor) [1] Apalagi dilansir dari [cnbcindonesia.com](http://cnbcindonesia.com) kalau di bidang invetasi pasar modal Indonesia sudah memiliki peningkatan

perjuni 2023 sudah mencapai 11.188.847 yang 26,86 persen di antaranya pelajar kaum milenial dan generasi z, sedangkan investor yang berumur di bawah 30 tahun tercatat sebanyak 57,57 persen [2]. Seiring dengan berkembangnya teknologi, metode prediksi harga saham semakin bervariasi mulai dari faktor teknikal, faktor fundamental dan sentiment news. Faktor teknikal merupakan pergerakan dengan cara mengamati harga pada masa lalu [3], sedangkan faktor fundamental merupakan teknik analisis pendekatan secara bisnis yang terjadi, serta ada juga faktor sentiment yang mana merupakan pergerakan harga saham yang dipengaruhi faktor-faktor bisnis [4], berita dan pelaku operasional bisnis. Analisis teknikal saham menjadi sebuah metode analisis yang sering digunakan oleh investor untuk menentukan saham-saham yang berpotensi memberikan profit dalam jangka pendek. Biasanya dilakukan oleh trader yang aktif bertransaksi di jadwal harian. Sebaliknya, analisis fundamental lebih cocok untuk investor jangka panjang. Analisis teknikal menggunakan indikator seperti *stochastic oscillator*, *moving average*, dan MACD untuk menganalisis pergerakan harga saham [5]. Pasar modal juga memberikan kesempatan bagi investor untuk mendapatkan keuntungan dari investasi jangka panjang yang dilakukan. Faktor-faktor lain yang mempengaruhi harga saham termasuk hukum permintaan dan penawaran, berita umum, indeks harga saham, tingkat suku bunga, mata uang dolar Amerika, dan dana asing di bursa efek. Penelitian terdahulu juga menunjukkan bahwa krisis keuangan global 2007 mempengaruhi harga saham di pasar saham Bahrain [6].

Untuk bisa mempermudah dalam mengambil keputusan dalam investasi Salah satu metode yang bisa digunakan untuk prediksi harga saham dalam jangka waktu pendek bisa dilakukan secara Teknikal dengan bantuan metode *Long Short-Term Memory (LSTM)*. LSTM menjadi salah satu jenis dari arsitektur *deep learning* yang termasuk dalam keluarga *Recurrent Neural Network (RNN)* [7]. Metode LSTM sendiri memiliki kemampuan yang unik dalam mengenali pola berdasarkan urutan data waktu, seperti data saham yang diperoleh secara historis. Sejumlah penelitian telah menunjukkan bahwa LSTM dapat memberikan hasil prediksi yang akurat dalam memprediksi harga saham di masa depan [8].

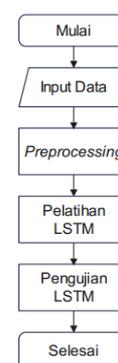
Namun, prediksi harga saham bukanlah hal yang simpel karena faktor-faktor yang mempengaruhi harga saham sangat beragam, dari penelitian sebelumnya Prediksi harga saham dapat menggunakan beberapa strategi yang melibatkan metode seperti ARIMA, Algoritma Genetika, dan *Artificial Neural Network (ANN)* namun dalam hasilnya memiliki kekurangan yang harus memiliki data yang besar untuk menghasilkan data yang baik [9]-[10].

Pada penelitian terdahulu [11], yang mana dalam penelitian ini bertujuan untuk memprediksi index harga saham [12] dengan tiga model arsitektur seperti Elman, *Long Short-Term Memory (LSTM)*, dan *Gate Recurrent Unit (GRU)*, yang mana juga membandingkan kinerja dari tiga arsitektur tadi, dengan hasil yang menunjukkan bahwa jika semakin banyak populasi hasilnya akan berbanding lurus dengan banyaknya waktu komputasi yang di butuhkan, serta GA menghasilkan RMSE sebesar 165,33, *gridsearch* menghasilkan RMSE sekitar 154,47. sedangkan untuk model terbaik GA di parameter LSTM sebesar 113,36, pada hasil ahir *Genetic Algorithm* Menghasilkan efisiensi lebih bagus di bandingkan dengan *gridsearch*.

Di dapatkan juga hasil penelitian [13] Model ARIMA dan Model GARCH yang memiliki kinerja terbaik dalam memprediksi harga saham PT. BTPN Syariah Tbk. Metode pengumpulan dan analisis data menggunakan metode Box and Jenkins dengan bantuan aplikasi perangkat lunak E-Views. Model terbaik yang dipilih adalah Arima (1,1,1) dan GARCH (2,1) untuk memprediksi harga saham harian BTPS selama satu bulan ke depan. Model GARCH (2,1) mampu memprediksi data harga saham harian BTPS dengan baik, dengan nilai MAPE sebesar 1.273% sebagai acuan tingkat akurasi [14]. Selain itu, studi tersebut juga menyimpulkan bahwa data harga saham BTPS tidak stasioner terhadap rata-rata pada level, namun menjadi stasioner setelah dilakukan proses transformasi logaritma natural dan proses diferensiasi sebanyak satu kali. Model Arima (1,1,1) dan Garch (2,1) dipilih berdasarkan kriteria Aic terkecil serta menjadi yang terbaik.

Penelitian ini bertujuan untuk perlu melakukan pengujian dan pengembangan pada metode LSTM dengan mempertimbangkan faktor-faktor yang relevan seperti model LSTM [15], jumlah data dan parameter lainnya yang terkait harga saham agar diperoleh hasil prediksi yang lebih baik dan dapat diandalkan dalam pengambilan keputusan investasi di pasar modal di masa depan serta dapat menjadi bahan referensi untuk penelitian selanjutnya.

## 2. METODE PENELITIAN



Gambar 1 Flowchat Tahap penelitian

Data pada penelitian menggunakan data skunder, dimana data skunder merupakan sebuah data yang di dapatkan dengan melakukan pencarian terlebih dulu baik itu melalui internet, statistik atau literatur yang berkaitan dengan penelitian yang di jalankan. penelitian ini termasuk dalam sebuah penelitian kuantitatif karena data yang dipakai dalam penelitian berupa data angka. Untuk tahap penelitian bisa dicek pada Gambar 1 diatas.

## 2.1 LSTM

Long Short Term Memory Merupakan turunan dari model *deep learning Recurrent Neural Network* (RNN) Yang mana memiliki ke unggulan di dibandingkan versi sebelumnya yakni RNN dimana dapat melakukan prediksi dengan menangkap features jangka panjang dan jangka pendek dalam sebuah data sehingga mampu menangani perihai vanishing gradient, jadi bisa di bilang lebih baik LSTM. Struktur dalam jaringan LSTM berupa *cell gate, input gate, output gate, dan forgate gate* untuk mengelolah data yang akan di prediksi [16]. Untuk kontruksi dan tahapannya bisa di lihat pada gambar 3.

## 2.2 Sumber Data

Data Penelitian yang dipakai merupakan sebuah data Saham PT. Bank Syariah Indoensia yang di didapatkan dari *yahoo finance*, Data yang dipakai tergabung dalam Top 5 di indeks LQ45 dengan kode saham BRIS. Priode data yang dipakai dalah berupa harga penutupan harian saham yang telah di sesuaikan (*Adj Close*) dengan rentan waktu 31 Mei 2019 hingga 31 Mei 2024. Data dapat dilihat pada tabel 1 berupa tanggal perdangan dan harga penutupan.

Tabel 1. Data Saham Bris

Date	Adj Close
2019-05-31	489,16037
2019-06-03	489,16037
2019-06-04	489,16037
2019-06-05	489,16037
2019-06-06	489,16037
... ..	
2024-05-27	2250,862793
2024-05-28	2270,694092
2024-05-29	2181,452881
2024-05-30	2160
2024-05-31	2200

## 2.3 Input Data

Proses input data menggunkan sebuah *script python* yang dijalankan pada google collab sehingga bisa mengambil data PT Bank Syariah Indonesia dengan rentan waktu yang telah di tentukan dari situs *yahoo finance*.

## 2.4 Data Preprocessing

Pada tahap preprocessing dilakukan pengolahan data pada setiap langkahnya digunakan untuk mengkonversi data ke bentuk yang dibutuhkan oleh model LSTM, dimulai dari menghapus kolom yang tidak digunakan, mengurutkan data, memvisualisasi data yang sudah difilter serta melakukan pembagian data test dan data uji sebesar 80%:20% sesuai dengan penelitian [17]-[18]. Untuk langkah utamanya di uraikan sebagai berikut:

### 2.4.1 Visualisasi Data

Menampilkan data saham secara visual dengan data harian pada saham Bank Syariah Indonesia

### 2.4.2 Pembagian Data

Data dalam penelitian ini di bagi menjadi dua, yaitu data *training* sebanyak 80% dan data *testing* sebesar 20%, dimana perbandingan datanya banyak di ambil dalam proses training model yang akan di lakukan nanti.

### 2.4.3 Normalisasi

Dalam analisis LSTM, penting untuk melakukan normalisasi karena jaringan LSTM menggunakan fungsi sigmoid yang memiliki rentang [0,1]. Normalisasi diperlukan untuk mengurangi kesalahan. Dalam tahap ini, data aktual akan diubah menjadi nilai dengan rentang [0,1] menggunakan min-max scaling dengan rumus persamaan (1) [19].

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

## 2.5 Kontruksi Model LSTM

Pada tahap kontruksi model akan di lakukan analisa parameter yang akan diujikan seperti *hidden layer, neuron hidden, batch size, max epoch, aktivasi dan optimazer adam*, sehingga bisa di dapatkan model yang optimal pada saat pengujian.

## 2.6 Pelatihan Model LSTM

Mengolah data latih dari data yang telah dikumpulkan pada tahap sebelumnya kemudian Melakukan inisialisasi bobot ( $W_f, W_i, W_{cb}, W_o$ ) dan bias ( $b_f, b_i, b_{cb}, b_o$ ) lalu Memproses data latih menggunakan LSTM dengan menghitung semua fungsi gates unit pada setiap neuron. Urutan perhitungan fungsi gates adalah *forget gate* ( $f_t$ ), *input gate* ( $i_t$ ) dan ( $\bar{c}_t$ ), *cell state* ( $c_t$ ) pada dengan rumus (2), *output gate* ( $O_t$ ) [20], dan akhirnya keluaran terakhir yang menjadi hasil, yaitu  $h_t$  dengan rumus persamaan (3). Proses ini dilakukan hingga didapatkan nilai model optimal yang dilihat dari nilai  $h_t$  dan  $c_t$  yang optimal.

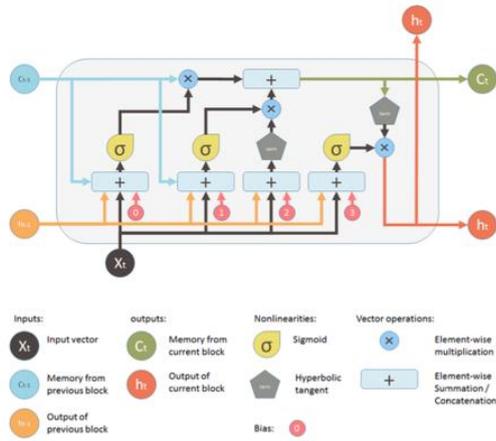
$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \bar{c}_t \quad (2)$$

$$h_t = O_t * \tanh(C_t) \quad (3)$$

## 2.7 Pengujian Model LSTM

Pengujian dilakukan dengan menggunakan model optimal yang diperoleh dari proses pelatihan. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengetahui nilai error pada jaringan yang telah dihasilkan dari

proses pelatihan. Jika nilai error rendah, ini menunjukkan bahwa jaringan tersebut dapat digunakan untuk peramalan. Dalam proses pengujian dengan data uji, digunakan nilai  $h_t$  dan  $C_t$  yang sudah optimal dari proses pelatihan model [21]. Selanjutnya, pengujian dengan data latih menggunakan LSTM dilakukan dengan menghitung semua fungsi gates unit pada setiap neuron. Seperti pada gambar 3.



Gambar 3. Struktur LSTM

Untuk perhitungan beserta penjelasan proses LSTM dibawah ini:

### 1) Forget gate ( $f_t$ )

Dalam tahap ini akan menghilangkan informasi yang tidak dipakai dengan cara memakai fungsi sigmoid. Yang mana bertujuan mentransformasikan nilai diantara -1 dan 1 yang akan dijadikan antara 0 dan 1 Dengan rumus (4).

$$\text{sigmoid}(x_i) = \sigma(x_i) = \frac{1}{1+e^{-x_i}} \quad (4)$$

Yang mana apabila bernilai benar benar mempertahankan elemen ini dan jika nilai 0 memiliki arti benar-bener menghilangkan elemen. Dilanjutkan dengan menghitung *forget gate* memakai rumus persamaan (5):

$$f_t = \sigma(W_{f_{hx}} \cdot x_t + W_{f_{h}} \cdot h_{t-1} + b_f) \quad (5)$$

### 2) Input gate ( $i_t$ )

Kemudian informasi dikelola melalui komponen ( $i_t$ ) agar menemukan informasi yang akan diperbarui. Di langkah tersebut juga membentuk nilai vektor baru menggunakan fungsi aktivasi *tanh*. Lalu keduanya akan digabungkan untuk pembaruan pada tahap selanjutnya pakai rumus persamaan (6)(7)(8):

$$i_t = \sigma(W_{i_x} \cdot x_t + W_{i_h} \cdot h_{t-1} + b_i) \quad (6)$$

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{c_x} \cdot x_t + W_{c_h} \cdot h_{t-1} + b_c) \quad (7)$$

Dimana fungsi *tanh*:

$$\tanh(x) = 2\sigma(2x) - 1 \quad (8)$$

### 3) Cell state ( $c_t$ )

Di langkah ini, nilai yang ada pada sebuah *memory cell* sebelumnya ( $c_{t-1}$ ) diperbarui dengan nilai yang ada pada *memory cell* yang baru ( $c_t$ ), dengan sebuah rumus persamaan (9):

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tilde{c}_t \quad (9)$$

### 4) Output gate

Di langkah terakhir ini, *output gate* akan menjalankan sigmoid guna menghasilkan nilai output di hidden state dan menempatkan *cell* ke *tanh*, untuk membuat sebuah nilai berubah menjadi antara -1 dan 1. Setelahnya kalikan nilai output *sigmoid* serta nilai output *tanh* untuk menghasilkan bagian yang sudah di pilih sesuai rumus persamaan (10) dan (11). Di rumuskan sebagai berikut ini:

$$o_t = \sigma(W_{o_x} \cdot x_t + W_{o_h} \cdot h_{t-1} + b_o) \quad (10)$$

$$h_t = \tanh(c_t) * o_t \quad (11)$$

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian ini merupakan sub bab yang akan membahas rancangan dari kode pemrograman dan langkah-langkahnya dari awal hingga akhir tentang prediksi saham BRIS dengan bahasa pemrograman Python.

### 3.1 Input Data

Proses mengimpor data saham dengan menentukan rentang tanggal dari 31 Mei 2019 hingga 31 Mei 2024 dan simbol saham 'BRIS.JK'. Menggunakan fungsi script *yfinance* yang dikonfigurasi dengan script *pandas datareade*, data saham diambil dari *Yahoo Finance* lalu kemudian disimpan dalam sebuah *Data Frame*. Data ini kemudian ditampilkan dengan mencetak *Data Frame* tersebut, yang mencakup harga saham harian, dengan tampilan 6 fitur berupa *date*, *open*, *high*, *low*, *close*, *adj close* dan volume perdagangan, dan informasi terkait lainnya dalam rentang tanggal yang ditentukan. Untuk data bisa di lihat pada gambar 4.

```

[*****100%*****] 1 of 1 completed
First 5 rows of data:
      Open      High      Low      Close  Adj Close \
Date
2019-05-31  512.037109  512.037109  492.530945  502.284058  489.160339
2019-06-03  502.284058  502.284058  502.284058  502.284058  489.160339
2019-06-04  502.284058  502.284058  502.284058  502.284058  489.160339
2019-06-05  502.284058  502.284058  502.284058  502.284058  489.160339
2019-06-06  502.284058  502.284058  502.284058  502.284058  489.160339

Volume
Date
2019-05-31  10720911
2019-06-03      0
2019-06-04      0
2019-06-05      0
2019-06-06      0

Last 5 rows of data:
      Open      High      Low      Close  Adj Close  Volume
Date
2024-05-22  2380.0  2410.0  2310.0  2330.0  2310.356934  50980500
2024-05-27  2330.0  2340.0  2260.0  2270.0  2250.862793  41880400
2024-05-28  2280.0  2340.0  2280.0  2290.0  2270.694092  27318200
2024-05-29  2290.0  2300.0  2160.0  2200.0  2181.452881  36229700
2024-05-30  2200.0  2200.0  2110.0  2160.0  2160.000000  44789500
    
```

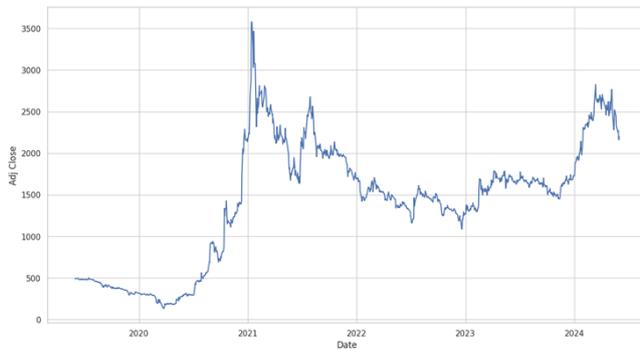
Gambar 4. Dataset Saham BRIS

### 3.2 Preprocessing

Ditahap ini melakukan beberapa proses untuk memfilter dan menyiapkan data supaya sesuai dengan kebutuhan maka di bagi menjadi 4 yakni visualisasi, pembagian data, normalisasi dan kontruksi model LSTM yang digunakan , untuk tahapannya sebagai berikut.

#### 3.2.1 Visualisasi Data

Tahap ini mengubah data harga penutupan harian saham BRIS (*Adj Close*) selama 5 tahun ke bentuk visual, yang mana Visualisasi data tersebut merupakan proses mengolah data yang telah diubah menjadi bentuk yang lebih mudah dipahami, yang umumnya berupa diagram seperti *Line Chart* dan *Histogram* di gambar 5.



Gambar 5. Visualisasi Harga *Adj close* Saham BRIS

#### 3.2.2 Pembagian Data Latih dan Data Uji

Dalam tahap ini, data akan dibagi menjadi dua tipe, yakni data latih dan data uji. Data latih akan digunakan untuk membangun model training, sementara data uji akan digunakan untuk diterapkan ke model terbaik dari hasil training. Pembagian data dilakukan berdasarkan persen untuk memudahkan pembacaan grafik perbandingan. Data saham BRIS selama 5 tahun sebanyak 1215 data, yang akan digunakan sebagai data train berjumlah 972 data, sedangkan sisanya, sebanyak 244 data, digunakan sebagai data test. Bisa di lihat pada tabel 2.

Tabel 2. Pembagian data latih dan data uji

Satuan	Data Latih	Data Uji
Persen	80%	20%
Jumlah data	942	243

#### 3.2.3 Normalisasi

Proses normalisasi dimulai dengan menggunakan fungsi *MinMaxScaler* yang mana untuk meminimalisir error. Data aktual (*adj close*) yang tidak berskala diubah menjadi dalam rentang 0 dan 1 di masukan dalam kolom *scaled*, dengan jumlah data awal dalam hitungan hari sebanyak 1259 hari, yang kira-kira setara dengan 5 tahun perdagangan, dengan perkiraan sekitar 252 hari perdagangan per tahunnya. Untuk sampel hasil normalisasi bisa di lihat pada gambar 6.

	Date	Adj Close	scaled
0	2019-05-31	489.160370	0.104539
1	2019-06-03	489.160370	0.104539
2	2019-06-04	489.160370	0.104539
3	2019-06-05	489.160370	0.104539
4	2019-06-06	489.160370	0.104539
5	2019-06-07	489.160370	0.104539
6	2019-06-10	493.909454	0.105915
7	2019-06-11	489.160370	0.104539
8	2019-06-12	484.411224	0.103164
9	2019-06-13	479.662079	0.101788

Gambar 6. Hasil Normalisasi

#### 3.2.4 Kontruksi Model LSTM

Di tahapan ini membuat Model LSTM menggunakan fungsi *build model* yang mana akan di jadikan sebagai penerima parameter optimizer dapat dilihat pada gambar 7.

```

Model: "sequential_14"
-----
Layer (type)                Output Shape              Param #
-----
lstm_28 (LSTM)              (None, 30, 50)           10400
lstm_29 (LSTM)              (None, 50)                20200
dropout_14 (Dropout)        (None, 50)                 0
dense_14 (Dense)            (None, 1)                  51
-----
Total params: 30,651
Trainable params: 30,651
Non-trainable params: 0
    
```

Gambar 7. Model Paramater LSTM

Terdiri dari dua *hidden layer* LSTM serta dengan tambahan fungsi aktivasi tanh serta sigmoid, diikuti oleh fitur *Dropout* untuk menghindari *overfitting* pada model yang akan di jalankan. Kemudian juga dikompilasi dengan *loss function*

*mse* dan *optimizer*. Untuk regresi dengan memakai parameter yang akan di ujikan berupa *hidden layer 2, 4 neuron 50, batch size 4,16, 64, 128 epochs max 50, 100, 150, 200*, dan *optimizer adam* yang di ambilkan dari fungsi *Keras Regressor*. Sedangkkn fungsi lainnya untuk menemukan kombinasi parameter terbaik menggunakan *Grid search* dengan *cross validation*.

### 3.3 Pelatihan Model LSTM

Untuk tahap pelatihan model ini di lakukan oleh fungsi *grid search* dengan menyesuaikan model pada data latih, sehingga nanti dengan adanya Parameter dari *grid search* yang dicetak, dan model yang terbaik disimpan dalam variabel model yang telah di tentukan. Nantinya akan ditampilkan ketika sudah melalui proses *training* seperti pada gambar 8. Sehingga bisa di lanjutkan ke tahap berikutnya untuk pengujian model yang terbaik.

```

*** Epoch 1/200
118/118 [=====] - 11s 33ms/step - loss: 0.0086
Epoch 2/200
118/118 [=====] - 5s 42ms/step - loss: 0.0022
Epoch 3/200
118/118 [=====] - 4s 34ms/step - loss: 0.0020
Epoch 4/200
118/118 [=====] - 4s 34ms/step - loss: 0.0014
Epoch 5/200
118/118 [=====] - 4s 35ms/step - loss: 0.0015
Epoch 6/200
118/118 [=====] - 5s 39ms/step - loss: 0.0014
Epoch 7/200
118/118 [=====] - 4s 32ms/step - loss: 0.0012
Epoch 8/200
118/118 [=====] - 5s 42ms/step - loss: 0.0014
Epoch 9/200
118/118 [=====] - 5s 42ms/step - loss: 0.0011
    
```

Gambar 8. Proses Pelatihan Model LSTM

### 3.4 Pengujian Model LSTM dan Evaluasi

Untuk Tahap pengujian model di lakukan dengan beberapa langkah yakni dengan menguji Model LSTM untuk memprediksi nilai data uji pada variabel *x test*, dan hasil prediksi yang diskalakan disimpan dalam variabel variabel *y predscaled*. kemudian diperluas menjadi array dengan 7 kolom dan diubah kembali ke skala aslinya menggunakan fungsi *scaler inverse transform*, dengan hasil akhir disimpan dalam variabel *y pred*. Untuk data aktual yang ada pada variable *y test* juga diperluas menjadi array dengan 7 kolom dan diubah skalanya kembali ke nilai asli, lalu disimpan dalam variabel *y test unscaled*. Setelah itu akan di cek nilai kesalahan prediksi model LSTM dan paramater yang digunakan oleh fungsi *Root Mean Squared Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* untuk mengevaluasi akurasi model yang diuji dengan paramater yang telah di tentukan menggunakan bantuan *Script Phyton*. *Script phyton* yang digunakan dapat dilihat pada *source code 4* dengan *output* dapat di lihat di tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Model

Batch	Epoch	RMSE	MAPE
4	50	54.04	1.72 %
4	100	64.52	2.28 %
4	150	54.41	1.72 %
4	200	53.49	1.72 %
16	50	62.17	1.95 %
16	100	66.66	2.78 %
16	150	54.6	1.82 %
16	200	57.44	2.23 %
64	50	80.92	2.61 %
64	100	68.53	2.21 %
64	150	61.18	1.94 %
64	200	65.35	2.11 %
128	50	79.41	2.72 %
128	100	79.87	2.59 %
128	150	87.4	3.15 %
128	200	71.87	2.34 %

Pada tabel 3 terdapat kolom parameter batch size, nilai epoch dan hasil dari RMSE beserta MAPE sesuai dengan proses pengujian yang sudah di lakukan.

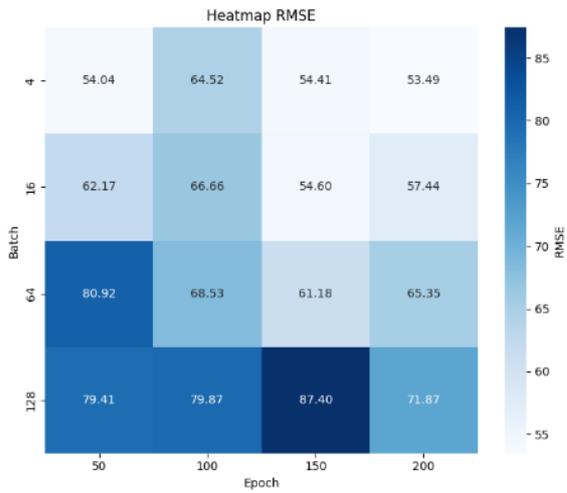
#### Source code 4:

```

# Nilai prediksi
y_pred_scaled = model_terbaik.predict(x_test)
#Scaling prediksi
y_pred_scaled_copies_array = np.repeat(y_pred_scaled, 9, axis=-1)
y_pred = scaler.inverse_transform(np.reshape(y_pred_scaled_copies_array, (len(y_pred_scaled), 9))[:, 0])
#Scaling data aktual
data_aktual_copies_array = np.repeat(y_test, 9, axis=-1)
y_test_unscaled = scaler.inverse_transform(np.reshape(data_aktual_copies_array, (len(y_test), 9))[:, 0])
RMSE = sqrt(mean_squared_error(y_test_unscaled, y_pred))
print(f'Root Mean Squared Error (RMSE): {np.round(RMSE, 2)}')
MAPE = np.mean((np.abs(np.subtract(y_test_unscaled, y_pred) / y_test_unscaled)) * 100)
print(f'Mean Absolute Percentage Error (MAPE): {np.round(MAPE, 2)} %')
    
```

### 3.5 Hasil

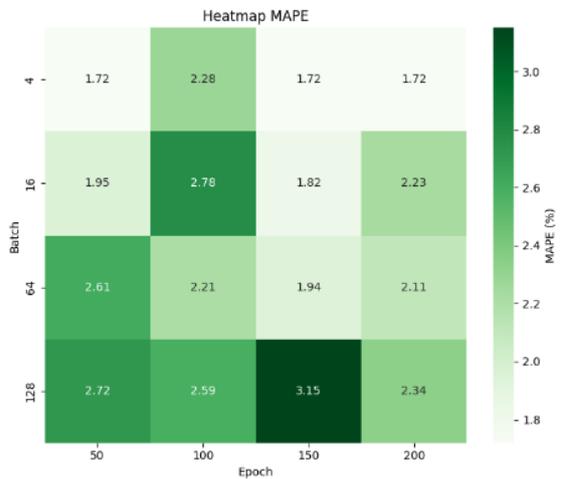
Setelah proses pelatihan model dan evaluasi dilakukan pencarian nilai eror pada hasil prediksi menggunakan *Root Mean Square Error (RMSE)* gambar 9, dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* gambar 10, dengan hasil yang memiliki nilai akurasi paling bagus dan nilai eror nya kecil yakni dengan menggunakan paramater *batch 4, epoch 200*.



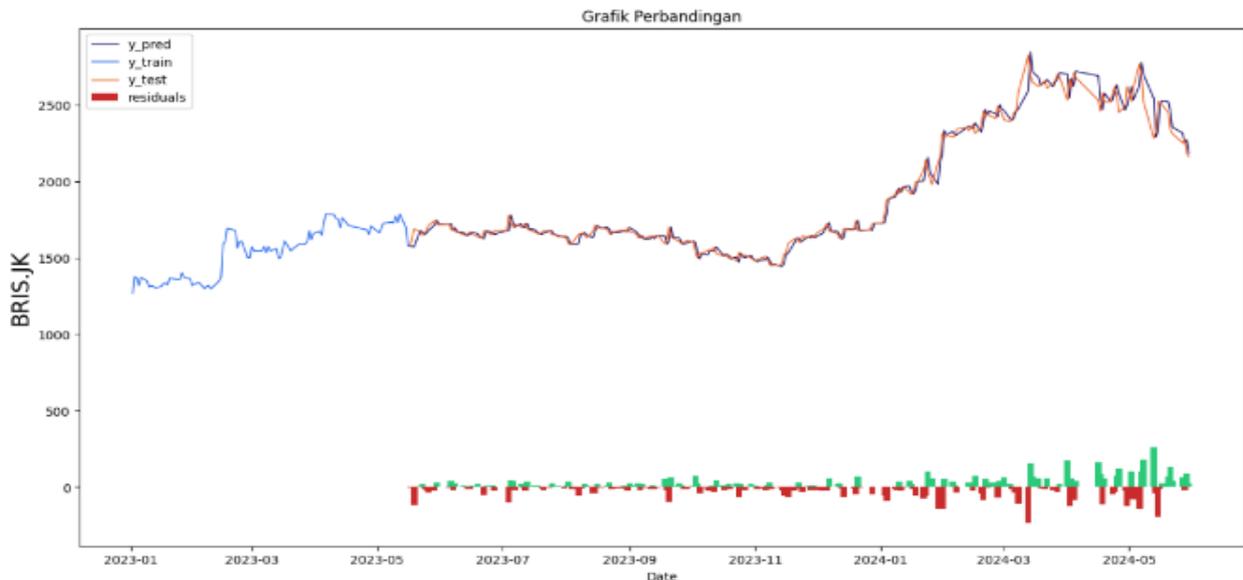
Gambar 9. Hasil RMSE

Pada gambar 9 dan 10 ditunjukkan jika model yang paling optimal, setelah di lakukan sekenario pengujian bertahap dengan menggunakan parameter yang lain, maka model LSTM *batch size* 4 dan *max epoch* sebesar 200 dapat hasil yang baik untuk data harga saham BRIS, dengan menghasilkan nilai RMSE dan MAPE paling kecil. Hal ini menyimpulkan bahwa prediksi dengan model tersebut termasuk sangat baik.

Dari Hasil Tahap Pengujian yang di lakukan pada penelitian ini dengan menggunakan Model LSTM sesuai nilai akurasi diatas, dan Hasil juga dapat di lihat pada gambar 11. Grafik tersebut menampilkan data dari 1 Januari 2023 hingga 31 Mei 2024. Yang mana Garis dengan warna biru muda mewakili data latih, sedangkan data uji berupa garis warna oranye dan hasil prediksinya dengan warna garis biru tua. Dari garis residual dapat dilihat, jika data hasil prediksi lebih tinggi dibandingkan data ujiserta selisih dari keduanya bisa di bilang tidak terlalu jauh



Gambar 10. Hasil MAPE



Gambar 11. Grafik Perbandingan Data Aktual dan Prediksi

Selain disajikan dengan data grafik hasil presiksi juga di tampilkan dalam bentuk tabel dalam kurun waktu 7 hari terakhir, tetapi hanya bisa di tampilkan 4 hari terakhir dengan menyesuaikan rentan waktu yang

di ambil, yang bisa di lihat pada tabel 5. Yang mana memang harga aktual dan harga prediksi nilai selesihnya kecil.

Tabel 5. Hasil Prediksi 7 hari Terakhir

Date	Harga Aktual	Harga Prediksi
2024-05-27	2250,863	2313,126
2024-05-28	2270,694	2243,077
2024-05-29	2181,453	2264,896
2024-05-30	2160	2169,815

#### 4. DISKUSI

Pada hasil Penelitian penentuan model mempunyai pengaruh yang penting sehingga pemilihan model LSTM harus di lakukan pengujian terlebih dulu, seperti pada penelitian yang sudah di lakukan oleh Akil & I. Chaidir [22] menggunakan data harga saham Twitter dari periode 2013-2022. Hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM+RNN cocok untuk digunakan dalam model langkah tunggal. Metode LSTM+RNN untuk model tunggal telah membuktikan keakuratannya dalam memprediksi harga saham satu hari ke depan, dengan nilai kehilangan terakhir sebesar 0.0770 diharga pembuka dan 0.0885 di harga penutupan setelah 24 epochs. Model ini juga menggunakan model multi step, yang memprediksi nilai yang bersifat naik turun dalam jangka waktu 12 hari ke depan. Namun, untuk multi step model, notasi prediksi RNN terlihat kaku. Oleh karena itu, perlu dilakukan optimasi konfigurasi model agar dapat memperoleh hasil yang lebih maksimal dalam pemodelan multi step. Dengan ini menunjukkan bahwa model LSTM+RNN efektif dalam memprediksi fluktuasi nilai saham, terutama dalam model langkah tunggal.

Sedangkan jika di lihat dari hasil tingkat akurasi sudah menunjukkan nilai eror yang kecil berdasarkan hasil MAPE dan RMSE, selaran dengan Peneliatian yang di lakukan oleh Qotrunnada, F [23] yang memiliki tujuan untuk mengetahui desain sistem dan efisiensi metode LSTM dalam memprediksi harga saham. Melalui kajian tersebut, menunjukkan bahwa model LSTM dengan parameter terbaik mampu memprediksi harga saham dengan akurasi sebesar 94% untuk data latih dan 55% untuk data ujinya. Untuk Penggunaan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam Ramalan Harga Saham PT. Erajaya Swasembada Tbk dari Disember 2011 hingga Disember 2021. Model LSTM yang optimal memperoleh hasil RMSE sebanyak 12.07 dan MAPE sebanyak 1.86%, menunjukkan hasil yang baik dengan menggunakan paramater paa model LSTM batch size 4, Epoch maksimum 100 dengan penambahan optimizer adam.

#### 5. KESIMPULAN

Dari pembahasan yang telah di paparkan, dapat di ambil kesimpulan beberapa hasil yang ada dalam penelitian ini, diantaranya untuk hasil prediksi harga

saham memakai metode LSTM cukup baik karena nilai selisih harganya kecil, dengan perbandingan yang digunakan sebesar 80% data latih dan 20% data uji dengan tingkat eror MAPE 1.72% dan Nilai RMSE sebesar 53,49 dari 243 data yang digunakan, hasil ini menyatakan bahwa nilai RMSE tergolong cukup baik. Sedangkan untuk nilai MAPE tingkat akurasi mencapai 98.28% dengan nilai eror yang di hasilkan yakni 1.72 %.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada penyedia layanan *yahoo finance* beserta BEI atas terbukanya data harga saham sehingga bisa muncul penulisan ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] R Citra, Puspa, and Abdul Ghoni. "Peranan Pasar Modal Dalam Perekonomian Negara Indonesia Muhammad. *Jurnal AkunStie JAS* 5 No. 2, 2019.
- [2] CNBC Indonesia. "Investor Gen-Z Dominasi Pasar Modal, Komposisi Nyaris 60%". Diakses dari <https://www.cnbcindonesia.com/investasi/20230628120000-21-456789/apalagi-di-dunia-investasi-pasar-modal-indonesia-pada-30-Mei-2023>.
- [3] N. E. Monika and M. W. Yusniar, "Analisis Teknikal Menggunakan Indikator MACD dan RSI pada Saham JII," *Jurnal Riset Inspirasi Manajemen dan Kewirausahaan*, vol. 4, no. 1, 2020, doi: 10.35130/jrimk.
- [4] F. S. Hidayat, G. Wiyono, and R. Kusumawardhani, "Pengaruh Faktor-Faktor Fundamental dan Teknikal terhadap Harga Saham Industri Manufaktur," *Al-Kharaj: Jurnal Ekonomi, Keuangan & Bisnis Syariah*, vol. 5, no. 6, pp. 3039–3057, May 2023, doi: 10.47467/alkharaj.v5i6.2707
- [5] Muhammad Sadikin and R. Agustina, "Analisis Fundamental dan Teknikal Saham BCA dan BRI (Tahun 2019-2021)", *SeNAPaN*, vol. 3, no. 1, pp. 57–67, Oct. 2023.
- [6] Frecky, Frecky. "Analisis Pengaruh Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Harga Saham Pada Perusahaan Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Benefita* 4 No. 1, 2019.
- [7] A. A. Ningrum et al., "Algoritma Deep Learning-Lstm Untuk Memprediksi Umur Transformator," vol. 8, no. 3, pp. 539–548, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202184587.
- [8] Suryani T., Adi W. Model LSTM untuk Prediksi Harga Saham pada Pasar Saham Indonesia. *Jurnal Manajemen Teknologi*. 2022.

- [9] E. L. Utama and F. S. Riyadi, "Penerapan Metode ARIMA dan ANN untuk Prediksi Harga Saham pada Perusahaan XYZ," *Jurnal Manajemen dan Kewirausahaan*, vol. 6, no. 4, pp. 123-130, Dec. 2021.
- [10] F. P. Kurniawan, "Implementasi Algoritma Genetika dan ANN untuk Prediksi Saham," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 2, pp. 155-162, Jun. 2022.
- [11] M. R. Pahlawan, A. Djunaidy, and R. A. Vinarti, "Prediksi Indeks Harga Saham Menggunakan Model Hibrida *Recurrent Neural Network Dan Genetic Algorithm*," *ITS Journal*, vol. 8, no. 2, pp. 123-135, 2022.
- [12] R. M. Simanullang, R. Sembel, posma S. J. Kennedy, R. Lumbantoruan, and S. J. Tobing, "Pengaruh Indeks Harga Saham Global terhadap Indeks Harga Saham Indonesia Studi Kasus Sebelum dan Selama Periode Covid-19", *IKRAITH-EKONOMIKA*, vol. 6, no. 2, pp. 143 - 152, Oct. 2022.
- [13] Iqbal, M., & Ningsih, N. W. Prediksi Harga Saham Harian PT BTPN Syariah Tbk Menggunakan Model Arima dan Model Garch. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Islam*, 7(3), 1573–1580, 2021.
- [14] C. Kirana, P. #1, S. Fachri, P. #2, R. Nuraini, and S. Fatonah, "Meningkatkan Akurasi Long-Short Term Memory (LSTM) pada Analisis Sentimen Vaksin Covid-19 di Twitter dengan Glove," *Jurnal Telematika*, vol. 16, no. 2, 2021 [Online]. Available: <https://t.co/7IM3eFsBSU>
- [15] Khalis Sofi, Aswan Supriyadi Sunge, Sasmitoh Rahmad Riady, and Antika Zahrotul Kamalia, "Perbandingan Algoritma Linear Regression, Lstm, Dan Gru Dalam Memprediksi Harga Saham Dengan Model Time Series," *SEMINASTIKA*, vol. 3, no. 1, pp. 39–46, Nov. 2021, doi: 10.47002/seminastika.v3i1.275.
- [16] E. Ivan and H. D. Purnomo, "Forecasting Prices Of Fertilizer Raw Materials Using Long Short Term Memory," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 3, no. 6, pp. 1663–1673, Dec. 2022, doi: 10.20884/1.jutif.2022.3.6.433.
- [17] E. Iin and Anita Muliawati. "Prediksi pergerakan harga saham pada sektor farmasi menggunakan algoritma long short-term memory. *jurnal informatika*, edisi ke-17, Nomor 2, Agustus 2021.
- [18] A. S. Lombu, I. Vitra Papatungan, and C. K. Dewa, "Predicting Fantasy Premier League Points Using Convolutional Neural Network And Long Short Term Memory," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 5, no. 1, pp. 263–272, 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.1.1792.
- [19] W. W. K. Wardani, "Prediksi Harga Saham Syariah menggunakan Metode *Recurrent Neural Network-Long Short Term Memory*," UIN Sunan Ampel Surabaya, 2021. [Online]. Available: <http://digilib.uinsa.ac.id/49542>.
- [20] R. Irwan et al., "Implementation Of Lstm (*Long Short Term Memory*) Algorithm To Predict Weather In Central Java," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 4, no. 6, pp. 1347–1357, Dec. 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.6.1118.
- [21] E. S. Nugraha, Z. Alika, and D. Amir Hamzah, "Forecasting the Stock Price of PT Astra International Using the LSTM Method", *J. RESTI (Rekayasa Sist. Teknol. Inf.)*, vol. 8, no. 3, pp. 431 - 437, Jun. 2024.
- [22] Akil and I. Chaidir, "Prediksi Harga Saham Twitter Dengan Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network," *INTI Nusa Mandiri*, vol. 17, no. 1, pp. 1-7, Aug. 2022.
- [23] Qotrunnada, F. Implementasi Long Short Term Memory pada Optimalisasi Prediksi Harga Saham Menggunakan Parameter Analisis Teknikal. (*Tesis, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang*), 2023.