



Artikel Penelitian

## Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)*

Gunawan Budiprasetyo<sup>a</sup>, Mamluatul Hani'ah<sup>b\*</sup>, Darin Zahira Aflah<sup>c</sup>

<sup>a,b,c</sup> Politeknik Negeri Malang, Malang 65141, Jawa Timur, Indonesia

### INFORMASI ARTIKEL

#### Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 22 Agustus 2022

Revisi Akhir: 18 Januari 2023

Diterbitkan Online: 21 Januari 2023

### KATA KUNCI

Prediksi harga saham,  
Saham syariah,  
*Machine Learning*,  
*Deep Learning*,  
LSTM

### KORESPONDENSI

E-mail: [mamluatulhaniah@polinema.ac.id](mailto:mamluatulhaniah@polinema.ac.id)

### A B S T R A C T

Semakin pesatnya perkembangan pasar saham di Indonesia membuat semakin banyak investor yang bergabung di bursa saham. Indonesia pada tahun 2011 meluncurkan saham syariah dimana harga saham syariah dapat mengalami kenaikan dan penurunan. Hal ini tentunya harus diwaspadai oleh investor, agar investor tidak mengalami kerugian dalam jual-beli saham. Untuk itu, prediksi harga saham menjadi salah satu upaya untuk menentukan nilai dari suatu saham di masa kedepannya. Pada penelitian ini, prediksi saham dilakukan dengan menggunakan metode *Long Short-Term Memory* dalam memprediksi harga saham. Dilakukan uji coba dengan menggunakan beberapa parameter pada *layers*, *epoch* dan *time step* untuk mendapatkan model prediksi yang optimal. Arsitektur dari LSTM yang digunakan pada penelitian ini menggunakan *multiple layer LSTM* dengan empat dan delapan *layer* yang masing-masing *layer* memiliki 96 *neurons*. Terdapat satu *Dense layer* yang berfungsi mengubah output dari *layer* sebelumnya menjadi nilai hasil prediksi. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa *Long Short-Term Memory* dapat digunakan untuk melakukan prediksi harga saham dengan akurat, jumlah *layer* mempengaruhi MAPE yang dihasilkan. LSTM dengan jumlah *layer* 8 memiliki performa yang lebih baik. Pada PT Aneka Tambang Tbk didapatkan model terbaik dengan nilai MAPE sebesar 2,64. Untuk emiten Erajaya Swasembada Tbk didapatkan nilai MAPE sebesar 2,24. Untuk Kalbe Farma didapatkan nilai MAPE sebesar 1,51. Untuk Semen Indonesia didapatkan nilai MAPE sebesar 1,83. Sedangkan pada Wijaya Karya didapatkan nilai MAPE sebesar 2,66.

## 1. PENDAHULUAN

Saat ini, saham menjadi topik yang sedang hangat dibicarakan oleh masyarakat. Tentu dengan beberapa tujuan dan berbagai keuntungan saham menjadi salah satu investasi yang banyak diminati. Indonesia pada tahun 2011 meluncurkan saham syariah dimana pada saham syariah diatur sesuai dengan prinsip syariah pada hukum Islam. Perbedaan dari saham konvensional dengan saham syariah adalah kesepakatan atau peraturan yang ada, dimana pada saham konvensional peraturannya atau pelaksanaannya lebih bebas dari saham syariah. Hal tersebut dikarenakan saham syariah tergolong saham yang halal dalam agama Islam serta peraturan atau ketentuan yang ada telah diatur dalam hukum Islam. Prinsip – prinsip yang digunakan dalam saham ini telah disepakati oleh OJK bersama MUI.

Penawaran dan permintaan menjadi faktor utama yang mempengaruhi pergerakan harga saham[1][2] sehingga menyebabkan harga saham fluktuatif. Dengan adanya perubahan <https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v8i3.2022.164-172>

pergerakan harga saham tersebut, para investor harus lebih waspada dalam menentukan waktu yang tepat untuk membeli, menjual, maupun tetap mempertahankan saham yang dimiliki. Salah satu upaya untuk menentukan nilai dari suatu saham di masa kedepannya adalah prediksi harga saham. Dengan adanya prediksi saham, diharapkan investor saham dapat menentukan kapan harus melakukan jual-beli.

Data saham merupakan data *time series* atau deret waktu sehingga prediksi harga saham dapat dilakukan dengan menggunakan data *time series* atau riwayat harga saham pada hari-hari sebelumnya untuk memprediksi harga saham [3],[4], [5]. Penelitian yang dilakukan oleh [3] melakukan prediksi pasar saham menggunakan metode ARIMA pada data *time series* saham. Akan tetapi, metode ARIMA memiliki keterbatasan dimana metode ini membutuhkan data historis dalam jumlah yang banyak agar menghasilkan prediksi yang akurat [6]. Selain itu, jika dibandingkan dengan menggunakan metode berbasis deep learning seperti *Long Short-Term Memory (LSTM)*, metode LSTM memiliki performa yang lebih bagus dibandingkan dengan

ARIMA[4]. Penelitian [4] membandingkan performa dari metode ARIMA dengan metode berbasis *deep learning* yaitu LSTM dan didapatkan hasil bahwa LSTM meningkatkan prediksi rata-rata sebesar 85% dibandingkan dengan ARIMA. Metode ARIMA membutuhkan parameter (p, d, q) dimana parameter ini akan mempengaruhi hasil prediksi dari ARIMA. Jika parameter (p, d, q) yang digunakan bukan parameter yang optimal maka prediksi yang dihasilkan akan menjauhi data aktual. LSTM yang berbasis *deep learning* mencari hasil prediksi dengan melakukan iterasi yang berulang hingga ditemukan hasil prediksi dan model yang paling optimal terhadap data.

Penelitian lain yang memanfaatkan data *time series* harga saham adalah [5]. Penelitian tersebut melakukan prediksi harga *close* saham S&P500 pada hari berikutnya. Untuk menentukan model terbaik, penelitian tersebut melakukan komparasi dengan beberapa algoritma yaitu *Moving Average* (MA), *Exponential Moving Average* (EMA), *Support Vector Machine* (SVM) dan LSTM. Hasil penelitian tersebut membuktikan bahwa LSTM memberikan nilai error yang lebih kecil dibandingkan algoritma lainnya.

Di Indonesia sendiri prediksi harga saham masih menjadi tantangan peneliti, terbukti dengan masih banyaknya penelitian dalam prediksi harga saham [7]–[10]. Meskipun telah banyak penelitian menggunakan LSTM untuk prediksi harga saham, akan tetapi jenis data dan skala atau deret waktu yang digunakan akan mempengaruhi kualitas hasil peramalan karena dapat mempengaruhi model yang terbentuk. Sehingga pada penelitian ini diusulkan prediksi harga saham syariah dengan pendekatan *deep learning* menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM). LSTM sendiri memiliki *single layer* dan *multiple layer* model. Pada penelitian ini digunakan *multiple layer* LSTM karena berdasarkan penelitian [11], *multiple layer* LSTM memiliki akurasi yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan *single layer* LSTM. Diharapkan dengan prediksi saham yang dihasilkan oleh *multiple layer* LSTM dapat memberikan kemudahan untuk investor dalam menghadapi harga saham yang fluktuatif.

## 2. Metode

Pada tahapan ini akan dibahas mengenai data penelitian dan selanjutnya metode penelitian akan dijelaskan secara detail.

### 2.1. Data Penelitian

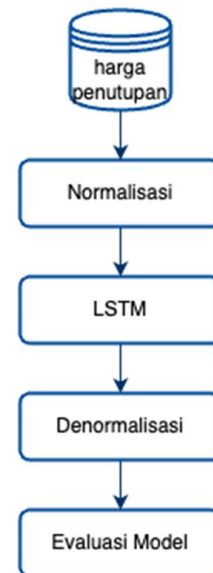
Penelitian ini menggunakan data harga penutupan saham harian dari lima emiten syariah antara lain PT Aneka Tambang Tbk (ANTM), Erajaya Swasembada Tbk (ERAA), Kalbe Farma Tbk (KLBFB), Semen Indonesia (Persero) Tbk (SMGR), dan Wijaya Karya (Persero) Tbk (WIKA). yang diambil dari situs Yahoo Finance (<https://finance.yahoo.com>). Semua data yang dipakai merupakan data selama lima tahun dimulai dari bulan desember 2016 - desember 2021. Gambar 1 merupakan grafik dari dataset yang digunakan berupa harga penutupan dari seluruh emiten dari tahun 2016 – 2021. Selanjutnya data tersebut akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Pada penelitian ini menggunakan 80% data *training* dan 20% data *testing*.



Gambar 1. Dataset penelitian

### 2.2. Metode Penelitian

Metode yang diusulkan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 2. Terdapat beberapa tahapan pada metode yang diusulkan, tahap pertama normalisasi data yang digunakan untuk mengubah *range* data menjadi interval 0-1. Selanjutnya pada tahap kedua adalah penerapan algoritma LSTM untuk memprediksi harga penutupan. Tahap ketiga adalah denormalisasi yang digunakan untuk mengubah data hasil prediksi yang berupa menjadi prediksi harga saham. Tahap terakhir adalah evaluasi model yang sudah dibuat untuk mengetahui performa dari metode yang diusulkan.



Gambar 2. Metode Penelitian

#### 2.2.1. Normalisasi

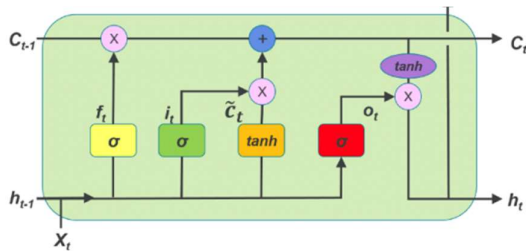
Pada gambar 1 terlihat bahwa terdapat rentang harga yang cukup jauh, misalkan pada emiten SMGR dimana harga terendah pada kisaran 6.000 dan harga tertinggi pada kisaran 14.000. Rentang harga yang cukup jauh ini dapat berakibat pada tingginya *error* pada model yang dibangun. Untuk mengatasi hal ini, maka diperlukan normalisasi untuk mengatasi rentang harga saham yang terlalu jauh. Proses normalisasi dilakukan dengan mengubah nilai aktual harga penutupan menjadi nilai dengan *range* interval 0-1. Normalisasi data dapat menggunakan teknik *min-max Normalization* seperti pada persamaan (1). [12]

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{1}$$

Dimana  $x'$  adalah skala data dalam rentang baru,  $X$  adalah nilai data yang akan dinormalisasi,  $X_{max}$  adalah nilai maksimal dari *variable*,  $X_{min}$  adalah nilai minimal dari *variable*.

2.2.2. Long Short Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan turunan dari metode Recurrent Neural Network (RNN). RNN sendiri merupakan salah satu dari Artificial Neural Network (ANN) yang dikembangkan berdasarkan Feedforward Neural Network. Pada Recurrent Neural Network dilakukan proses secara berulang-ulang untuk memproses input data yang berupa data sekuensial [12]. Meskipun RNN lebih baik dari tradisional ANN akan tetapi RNN memiliki kelemahan dimana RNN tidak efektif pada data jangka panjang karena permasalahan *vanishing gradient*. LSTM menggunakan sel memori untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* yang terdiri dari input layer, hidden layer, cell state, dan output layer. [13]



Gambar 3. Arsitektur LSTM (Sumber: Kurnia Sari, 2020 [14])

Pada LSTM terdapat mekanisme gerbang yang bertujuan untuk menghapus dan memodifikasi informasi dari *cell state*. Sel memori ( $C_t$ ) memperbarui informasi menggunakan tiga gerbang: *input gate* ( $i_t$ ), *forget gate* ( $f_t$ ), dan *change gate* ( $\tilde{C}_t$ ). Ilustrasi untuk setiap gerbang dapat dilihat pada gambar 3. Sedangkan formula untuk *input gate* ( $i_t$ ), *forget gate* ( $f_t$ ), dan *change gate* ( $\tilde{C}_t$ ) dapat dilihat pada persamaan (2), (3), (4). [13]

$$i_t = \sigma(W_i x_t + W_{hi} h_{t-1} + b_i) \tag{2}$$

$$f_t = \sigma(W_f x_t + W_{hf} h_{t-1} + b_f) \tag{3}$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c x_t + W_{hc} h_{t-1} + b_c) \tag{4}$$

Hidden state ( $h_t$ ) diperbarui menggunakan *output gate* ( $o_t$ ) dan sel memori  $C_t$  pada persamaan (5) (6) dan (7) [13].

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \tag{5}$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + W_{ho} h_{t-1} + b_o) \tag{6}$$

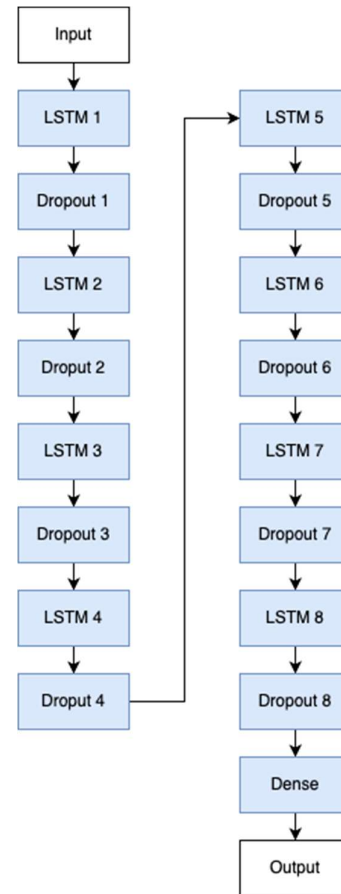
$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \tag{7}$$

Dimana  $\sigma$  adalah fungsi sigmoid dan  $\tanh$  adalah fungsi tanh. Operator  $*$  menandakan *element-wise product*.  $W$  merupakan bobot dan  $b$  adalah bias.

Arsitektur dari LSTM yang digunakan pada penelitian ini menggunakan *multiple layer* LSTM dengan jumlah *neuron* berdasarkan penelitian [15]. Sedangkan berkaitan dengan jumlah *layer* LSTM yang digunakan, penelitian ini melakukan uji coba dengan empat dan delapan *layer* yang masing-masing *layer* memiliki 96 *neurons*. Struktur model LSTM dengan delapan *layer* dapat dilihat pada gambar 4.

Tabel 1 merupakan rincian struktur model LSTM dengan delapan *layer*. Pada tabel tersebut jumlah *time step* yang digunakan adalah pada masing-masing *layer* adalah 25 dengan jumlah *neurons* sebanyak 96. *Dense layer* merupakan *layer* yang berfungsi mengubah output dari *layer* sebelumnya menjadi nilai hasil prediksi.

Pada proses pelatihan dan pengujian dibutuhkan beberapa parameter yang harus dilakukan uji coba untuk mendapatkan model terbaik. Parameter ini berupa jumlah *time step*, *epoch*, serta jumlah *layer* yang akan digunakan untuk mencari model terbaik pada setiap emiten. Hal ini dilakukan karena setiap emiten memiliki pola data yang berbeda-beda, sehingga memungkinkan bahwa setiap emiten akan memiliki model terbaik yang berbeda-beda. Penelitian ini menggunakan beberapa *time step* saat melakukan pelatihan dan pengujian yaitu 25, 50, 75, 100. Sedangkan untuk *epoch* digunakan beberapa *epoch* yaitu 12, 25, 50, 100.



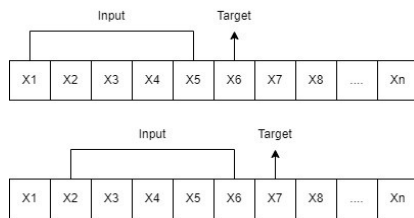
Gambar 4. Struktur model LSTM dengan delapan layer

Tabel 1. Rincian struktur model LSTM dengan delapan layer

Layer (type)	Output Shape
lstm (LSTM)	(None, 25, 96)
dropout (Dropout)	(None, 25, 96)
lstm_1 (LSTM)	(None, 25, 96)
dropout_1 (Dropout)	(None, 25, 96)
lstm_2 (LSTM)	(None, 25, 96)
dropout_2 (Dropout)	(None, 25, 96)
lstm_3 (LSTM)	(None, 25, 96)
dropout_3 (Dropout)	(None, 25, 96)
lstm_4 (LSTM)	(None, 25, 96)
dropout_4 (Dropout)	(None, 25, 96)
lstm_5 (LSTM)	(None, 25, 96)
dropout_5 (Dropout)	(None, 25, 96)
lstm_6 (LSTM)	(None, 25, 96)
dropout_6 (Dropout)	(None, 25, 96)
lstm_7 (LSTM)	(None, 96)
dropout_7 (Dropout)	(None, 96)
dense (Dense)	(None, 1)

Berikut merupakan tahapan pelatihan yang dilakukan pada penelitian ini:

- Input data latih yang telah didapat.
- Inisialisasi parameter dengan menentukan banyak layer pada model LSTM, jumlah epoch serta time step yang akan digunakan pada pembuatan model LSTM.
- Pembentukan time step  
Gambar 5 adalah ilustrasi dari pola time series.



Gambar 5. Ilustrasi Time step

Ilustrasi time step pada gambar 5 adalah ilustrasi untuk inputan data dan targetnya dengan jumlah time step sebanyak lima. Artinya data input yang digunakan sebanyak lima inputan dan target adalah hasil prediksi yang dicari x1,x2,x3,x4...xn merupakan data yang digunakan, pada gambar 3 time step yang digunakan adalah 5. Sehingga dilakukan pergeseran sebanyak 5. Data yang awalnya data inputan x1 sampai x5 dan target adalah x6 selanjutnya bergeser sehingga inputnya adalah x2 sampai x6 dan targetnya adalah x7. Time step akan selalu bergeser ke data selanjutnya sampai semua data. Dengan kata lain, pada setiap time step dari urutan input, LSTM melakukan pelatihan untuk memprediksi nilai berikutnya.

- Pelatihan model LSTM

Proses pelatihan model LSTM dengan data latih dilakukan dengan menghitung semua gerbang secara berurutan. Gerbang yang akan dihitung adalah forget gate, fungsi input gate, fungsi cell state, dan yang terakhir fungsi output gate.

Berikut merupakan tahapan pengujian yang dilakukan pada penelitian ini:

- Menginput data uji

<https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v8i3.2022.164-172>

- Pembentukan time step juga dilakukan pada tahap pengujian dengan jumlah time step yang sama dengan tahap pelatihan.
- Pengujian LSTM Model Proses dilakukan dengan menggunakan model LSTM yang diperoleh dari proses pelatihan.
- Denormalisasi pada hasil prediksi dilakukan untuk mengembalikan nilai prediksi yang berupa rentang nilai 0-1 menjadi nilai actual sesuai harga saham.
- Evaluasi hasil prediksi dilakukan dengan menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

### 2.2.3. Denormalisasi

Denormalisasi merupakan proses yang dilakukan untuk mengubah data hasil prediksi yang masih berbentuk range interval 0-1 menjadi nilai hasil prediksi harga saham sesuai nilai aktual dari harga saham. Denormalisasi dilakukan agar hasil prediksi mudah dibaca dan dimengerti serta hasil prediksi dapat dibandingkan dengan harga aktual untuk mengetahui kesalahan prediksi. Perhitungan denormalisasi (d) dengan cara mengkalikan hasil prediksi (y) dengan selisih harga maksimal (max) dengan harga minimal (min) yang kemudian ditambahkan harga minimal (min) seperti pada persamaan (8) [16].

$$d = y (max - min) + min \tag{8}$$

### 2.2.4. Evaluasi Model

Evaluasi model bertujuan untuk mengetahui ketepatan dari model yang telah dibuat. Pada penelitian ini evaluasi model menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MAPE dapat dihitung dengan cara mencari rata-rata dari selisih absolute harga aktual dengan harga hasil prediksi dibagi dengan harga aktual. Formula MAPE dapat dilihat pada persamaan (9) [17].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \frac{|actual - pred|}{actual} \tag{9}$$

Nilai MAPE yang dihasilkan perlu dikelompokkan menjadi beberapa kategori berdasarkan rentang nilai untuk menentukan kualitas dari model yang digunakan dalam memprediksi harga saham syariah. Sehingga dapat dengan mudah dalam mengambil kesimpulan apakah prediksi tersebut masuk kedalam kategori akurat maupun tidak. Pengelompokan nilai MAPE dapat dilihat dalam tabel 2 [18].

Tabel 2. Pengelompokan MAPE

MAPE	Kategori
< 10	Performa model prediksi akurat
10 – 20	Performa model prediksi baik
20 – 50	Performa model prediksi layak
21 > 50	Performa model prediksi tidak akurat

### 2.2.5. Contoh perhitungan manual

Perhitungan berikut ini merupakan contoh perhitungan manual dengan menggunakan metode LSTM. Contoh data yang digunakan dalam perhitungan manual terdapat pada tabel 3. Data yang ditunjukkan pada tabel 3 merupakan data harga penutupan pada emiten ANTM.

Tabel 2. Contoh data pada emiten ANTM

Tanggal	ANTM
01/12/2016	955
02/12/2016	965
05/12/2016	965
06/12/2016	960
07/12/2016	960
:	:
28/12/2021	2.260
29/12/2021	2.270
30/12/2021	2.250

Berikut ini contoh perhitungan normalisasi data pada harga penutupan saham PT Aneka Tambang Tbk dengan nilai minimal 348 dan nilai maksimal 3190.

$$x_1 = \frac{x_1 - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} = \frac{955 - 348}{3190 - 348} = 0,2136$$

$$x_2 = \frac{x_2 - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} = \frac{965 - 348}{3190 - 348} = 0,2171$$

$$x_3 = \frac{x_3 - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} = \frac{965 - 348}{3190 - 348} = 0,2171$$

$$x_4 = \frac{x_4 - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} = \frac{960 - 348}{3190 - 348} = 0,2153$$

$$x_5 = \frac{x_5 - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} = \frac{960 - 348}{3190 - 348} = 0,2153$$

Pada tahap selanjutnya dilakukan pembentukan LSTM. Berikut contoh perhitungan manual LSTM model dengan satu kali iterasi.

Perhitungan hari 1 pada Tanggal 1 Desember 2016 pada Saham PT Aneka Tambang Tbk :

Bobot : 0,5

Bias forget gate,  $\tilde{C}_t$ , dan  $output$  gate : 1 ; 0,5 ; 0 ; 0,5

$$S_{t-1} = 0$$

1. Menghitung forget gate

$$f_t = \sigma(W_f x_t + W_{hf} h_{t-1} + b_f)$$

$$= \sigma(((0,5 * 0) + (0,5 * 0,2136)) + 1)$$

$$= \sigma(1,1068)$$

$$= 0,7515$$

2. Menghitung input gate

$$i_t = \sigma(W_i x_t + W_{hi} h_{t-1} + b_i)$$

$$= \sigma(((0,5 * 0) + (0,5 * 0,2136)) + 0,5)$$

$$= \sigma(0,6068)$$

$$= 0,6472$$

3. Menghitung lapisan tanh

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c x_t + W_{hc} h_{t-1} + b_c)$$

$$= \tanh(((0,5 * 0) + (0,5 * 0,2136)) + 0)$$

$$= \tanh(0,1068)$$

$$= 0,1064$$

4. Menghitung sel memori

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

$$= (0,7515 * 0) + (0,6472 * 0,1064)$$

$$= 0,0689$$

5. Menghitung output gate

$$o_t = \sigma(W_o x_t + W_{ho} h_{t-1} + b_o)$$

$$= \sigma(((0,5 * 0) + (0,5 * 0,2136)) + 0,5)$$

$$= \sigma(0,6068)$$

$$= 0,6472$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

$$= 0,6472 * \tanh(0,0689)$$

$$= 0,6472 * 0,0688$$

$$= 0,0445$$

Proses perhitungan dengan cara diatas berlangsung hingga data terakhir.

### 3. HASIL

Data harga saham dari lima emiten sebanyak 61 bulan telah digunakan untuk prediksi harga penutupan saham pada penelitian ini. Pengujian dilakukan dengan menggunakan beberapa parameter yang berbeda, hal ini bertujuan untuk menemukan model pada setiap emiten. Parameter yang digunakan dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Parameter Pengujian

Parameter	Kategori
Pola <i>time step</i>	25, 50, 75, 100
<i>epoch</i>	12, 25, 50, 100
<i>layer</i>	4, 8

Parameter pada tabel 3 selanjutnya akan dikombinasi dan akan dilakukan pengujian dengan menghitung *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengetahui performa dari setiap model. Dari kombinasi antar parameter, terdapat 32 model LSTM yang terbentuk. Hasil pengujian model LSTM yang telah dilakukan pada 32 model LSTM didapatkan 8 model LSTM yang optimal untuk setiap *epoch*. Dari 8 model LSTM tersebut akan dipilih satu model terbaik pada setiap emiten yang selanjutnya digunakan untuk prediksi harga saham syariah selama lima hari yaitu pada tanggal 13-19 Juli 2022. Prediksi harga saham selama lima hari ini bertujuan untuk mengetahui keakuratan dari model yang dibuat.

Tabel 4 Hasil uji coba pada emiten ANTM

4 Layers		
Time step	Epoch	MAPE
25	12	6.59314761002386
100	25	12.22194688678035
75	50	4.980022169286627
50	100	3.189380559339915
8 Layers		
Time step	Epoch	MAPE
100	12	15.28659327193529
50	25	7.884708048903458
75	50	3.865143077951462
<b>25</b>	<b>100</b>	<b>2.64174103256593</b>

Hasil uji coba pada data *testing* menggunakan model LSTM dapat dilihat pada tabel 4 sampai tabel 8. Hasil parameter terbaik untuk setiap emiten dituliskan dalam huruf terbal. Pada tabel 4 merupakan hasil uji coba pada emiten PT Aneka Tambang Tbk (ANTM). Berdasarkan tabel tersebut nilai MAPE terkecil pada model LSTM didapat pada kombinasi *time step* sebesar 25, dengan *epoch* sebesar 100 dan jumlah *layers* sebanyak 8. Tabel 5 merupakan hasil uji coba pada Erajaya Swasembada Tbk (ERAA) terdapat 8 model LSTM yang optimal dari 32 model LSTM yang

telah di uji. Berdasarkan hasil pengujian pada tabel 5 menunjukkan nilai MAPE terkecil pada model LSTM didapat pada kombinasi *time step* sebesar 100, dengan *epoch* sebesar 50 dan jumlah *layers* sebanyak 8.

Tabel 5 Hasil uji coba pada emiten ERAA

4 Layers		
Time step	Epoch	MAPE
100	12	3.324068775573666
100	25	2.793918398590171
50	50	2.320740625506441
50	100	2.372904655330951
8 Layers		
Time step	Epoch	MAPE
25	12	4.499765093707281
50	25	2.957169173219587
<b>100</b>	<b>50</b>	<b>2.239365921158607</b>
50	100	5.090832072035528

Pada Kalbe Farma Tbk (KLBF) terdapat 8 model LSTM yang optimal dari 32 model LSTM yang telah di uji. Berdasarkan hasil pengujian pada tabel 6 menunjukkan nilai MAPE terkecil pada model LSTM didapat pada kombinasi *time step* sebesar 25, dengan *epoch* sebesar 100 dan jumlah *layers* sebanyak 8. Tabel 6 merupakan hasil pengujian pada Semen Indonesia Tbk (SMGR). Berdasarkan hasil pengujian pada tabel 7 menunjukkan nilai MAPE terkecil pada model LSTM didapat pada kombinasi *time step* sebesar 75, dengan *epoch* sebesar 100 dan jumlah *layers* sebanyak 4.

Tabel 6 Hasil uji coba pada emiten KLBF

4 Layers		
Time step	Epoch	MAPE
100	12	3.837971454312955
25	25	2.211372336947878
25	50	1.74983498383013
100	100	1.520221631525265
8 Layers		
Time step	Epoch	MAPE
75	12	3.412584389816255
50	25	3.177421213667206
25	50	2.252030100542184
<b>25</b>	<b>100</b>	<b>1.513916856613535</b>

Tabel 7 Hasil uji coba pada emiten SMGR

4 Layers		
Time step	Epoch	MAPE
50	12	3.807905678463077
75	25	3.0218325080649592
25	50	2.0427873176759724
<b>75</b>	<b>100</b>	<b>1.8283324252960045</b>
8 Layers		
Time step	Epoch	MAPE
25	12	5.580375844018707
50	25	4.715603542471753
50	50	2.678573044757553
75	100	1.906590937444111

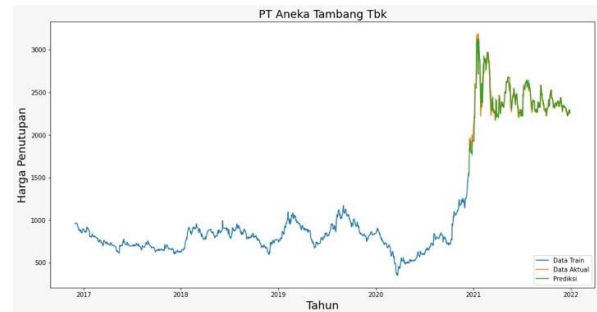
Tabel 8 yang merupakan hasil ujicoba pada emiten Wijaya Karya Tbk (WIKA). Pada emiten WIKA berbeda dengan keempat

emiten sebelumnya, dimana emiten-emiten sebelumnya mendapat nilai MAPE optimal dengan jumlah layer delapan sedangkan pada emiten WIKA dengan empat layer, *time step* sebesar 75, dan *epoch* sebesar 100 sudah mendapatkan MAPE optimal.

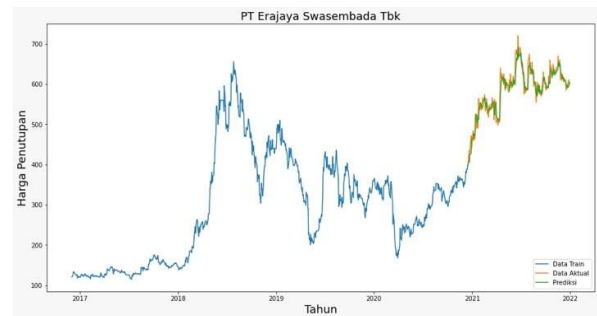
Tabel 8 Hasil uji coba pada emiten WIKA

4 Layers		
Time step	Epoch	MAPE
50	12	5.747535052898615
100	25	4.459537640327306
50	50	3.356544486511581
<b>75</b>	<b>100</b>	<b>2.6591885420615892</b>
8 Layers		
Time step	Epoch	MAPE
75	12	6.958708076783948
25	25	5.303198149529053
50	50	3.432519658816165
25	100	2.791513393693633

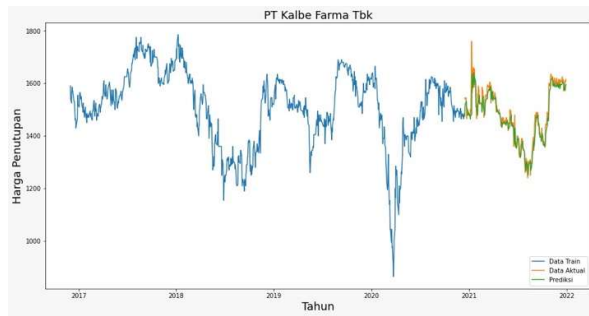
Hasil pengujian menggunakan *data testing* pada setiap emiten ditampilkan dalam bentuk grafik yang dapat dilihat pada gambar 6 sampai gambar 10. Pada grafik tersebut terdapat 3 garis antara lain garis data *training* dengan warna biru, garis aktual (harga sebenarnya) dengan warna *orange* dan garis prediksi dengan warna hijau. Label Y merupakan harga saham dan label X merupakan tahun.



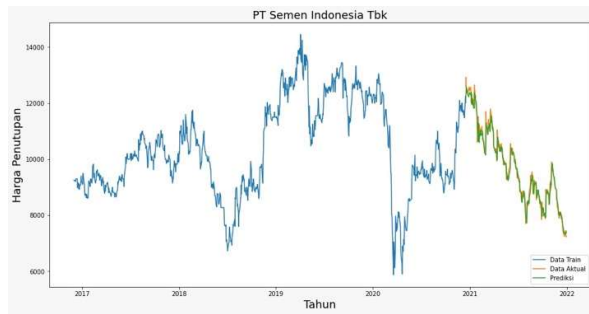
Gambar 6. Hasil pengujian pada emiten ANTM



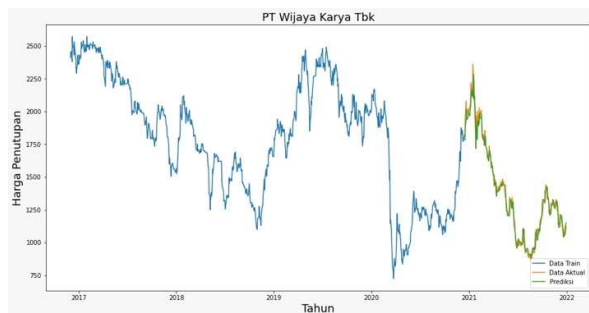
Gambar 7. Hasil pengujian pada emiten ERAA



Gambar 8. Hasil pengujian pada emiten KLBF



Gambar 9. Hasil pengujian pada emiten SMGR



Gambar 10. Hasil pengujian pada emiten WIKA

#### 4. PEMBAHASAN

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan, didapatkan hasil bahwa setiap emiten memiliki model terbaik dengan kombinasi parameter yang berbeda-beda. Hal ini karena setiap emiten memiliki pola data yang berbeda-beda, sehingga setiap emiten akan memiliki model yang berbeda-beda. Pemilihan model LSTM terbaik didapat dengan membandingkan nilai MAPE pada setiap model. Model dengan MAPE terkecil menandakan performa pada model tersebut baik, sehingga model tersebut dapat digunakan untuk melakukan prediksi harga saham.

Berdasarkan hasil ujicoba pada *data testing*, hampir seluruh emiten memiliki MAPE terbaik pada *epoch* 100. Nilai *epoch* menentukan berapa kali algoritma melakukan pelatihan untuk seluruh *data training*. Nilai *epoch* untuk sangat bergantung terhadap data yang digunakan. Oleh karena itu terdapat perbedaan *epoch* antara emiten ERAA dengan empat emiten lainnya. Nilai *epoch* yang sesuai bisa menghasilkan model yang optimal untuk prediksi, akan tetapi perlu diperhatikan juga berkaitan dengan waktu pelatihan yang dibutuhkan. Semakin besar *epoch* waktu pelatihan yang dibutuhkan juga semakin besar.

Selain *epoch*, setiap emiten juga memiliki *time step* yang berbeda-beda. Emiten ANTM dan KLBF memiliki *time step* optimal pada nilai 25. Emiten SMGR dan WIKA memiliki *time step* optimal pada nilai 75. Sedangkan emiten ERAA memiliki *time step* optimal pada nilai 100. Seperti halnya *epoch*, hasil ini menunjukkan bahwa setiap data akan memiliki nilai *time step* yang berbeda-beda tergantung pada pola dari masing-masing data.

Berdasarkan hasil uji coba model LSTM dengan menggunakan *data testing* maka dapat disimpulkan bahwa metode *Deep Learning* dengan algoritma *Long Short-Term Memory* dalam prediksi harga saham syariah dapat menghasilkan prediksi akurat. Hal ini dibuktikan dari nilai MAPE yang didapatkan. Pada PT Aneka Tambang Tbk didapatkan MAPE sebesar 2,64. Pada Erajaya Swasembada Tbk didapatkan MAPE sebesar 2,24. Pada Kalbe Farma Tbk MAPE yang didapat sebesar 1,51. Pada Semen Indonesia Tbk MAPE yang didapat sebesar 1,83. Pada Wijaya Karya Tbk MAPE yang didapat sebesar 2,66. Berdasarkan tabel pengelompokan MAPE, hasil prediksi dengan nilai kurang dari 10 termasuk kedalam performa model prediksi yang akurat.

Model terbaik pada setiap emiten digunakan untuk prediksi harga saham syariah selama lima hari yaitu pada tanggal 13-19 Juli 2022. Prediksi harga saham selama lima hari ini bertujuan untuk mengetahui keakuratan dari model yang dibuat. Hasil prediksi beserta MAPE untuk prediksi harga saham syariah selama lima hari dapat dilihat pada tabel 8.

Tabel 8. Hasil prediksi harga saham selama 5 hari

Emiten	MAPE
ANTM	6,663203
ERAA	0,767331
KLBF	1,07855
SMGR	1,357582
WIKA	0,628902

Tabel 8 merupakan hasil prediksi saham pada tanggal 13-19 Juli 2022, dapat dilihat bahwa pada semua emiten nilai MAPE yang dihasilkan dapat mendekati nilai 0 dan kurang dari 10. Hal ini membuktikan bahwa model yang dibuat untuk emiten PT Aneka Tambang Tbk, Erajaya Swasembada Tbk, Kalbe Farma Tbk, Semen Indonesia Tbk, dan Wijaya Karya Tbk memiliki performa prediksi yang akurat.

#### 5. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah dilakukan prediksi harga saham syariah menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Harga penutupan harus dilakukan normalisasi data sebelum diprediksi dengan model yang dibuat selanjutnya prediksi dilakukan dengan menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Dilakukan uji coba dengan menggunakan beberapa parameter pada *layers*, *epoch* dan *time step* untuk mendapatkan model prediksi yang optimal / model terbaik. Setiap emiten memiliki pola data yang berbeda-beda, sehingga setiap emiten akan memiliki model terbaik dengan parameter *layers*, *epoch*, dan *time step* yang berbeda. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan metode *Long Short-Term Memory* pada PT Aneka Tambang Tbk didapatkan nilai MAPE sebesar 2,64. Untuk Erajaya Swasembada Tbk didapatkan nilai MAPE sebesar 2,24. Untuk

Kalbe Farma didapatkan nilai MAPE sebesar 1,51. Untuk Semen Indonesia didapatkan nilai MAPE sebesar 1,83. Sedangkan pada Wijaya Karya didapatkan nilai MAPE sebesar 2,66. Hasil MAPE dari kelima emiten ini menunjukkan performa prediksi yang akurat. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut dengan menambahkan data eksternal karena harga saham sangat fluktuatif dan banyak faktor yang dapat mempengaruhi harga saham. Selain itu, itu memberikan model prediksi yang lebih akurat dapat dilakukan integrasi metode *Deep Learning* dengan menggunakan *ensemble methods* [19][20].

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Elviani, R. Simbolon, and S. P. Dewi, "FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI HARGA SAHAM PERUSAHAAN TELEKOMUNIKASI," *JRAM (Jurnal Riset Akuntansi Multiparadigma)*, vol. 6, no. 1, Jul. 2019, Accessed: Aug. 22, 2022. [Online]. Available: <https://jurnal.uisu.ac.id/index.php/JRAM/article/view/1408>
- [2] H. Mazaya Lathifah *et al.*, "Dampak Pandemi Covid-19 Terhadap Nilai Harga Saham Syariah di Indonesia," *Jurnal Ilmiah Ekonomi Islam*, vol. 7, no. 1, pp. 223–229, Mar. 2021, doi: [10.29040/JIEI.V7I1.1772](https://doi.org/10.29040/JIEI.V7I1.1772).
- [3] S. M. Idrees, M. A. Alam, and P. Agarwal, "A Prediction Approach for Stock Market Volatility Based on Time Series Data," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 17287–17298, 2019, doi: [10.1109/ACCESS.2019.2895252](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2895252).
- [4] S. Siami-Namini, N. Tavakoli, and A. Siami Namin, "A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series," *Proceedings - 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2018*, pp. 1394–1401, Jan. 2019, doi: [10.1109/ICMLA.2018.00227](https://doi.org/10.1109/ICMLA.2018.00227).
- [5] T. Gao, Y. Chai, and Y. Liu, "Applying long short term memory neural networks for predicting stock closing price," *Proceedings of the IEEE International Conference on Software Engineering and Service Sciences, ICSESS*, vol. 2017–November, pp. 575–578, Apr. 2018, doi: [10.1109/ICSESS.2017.8342981](https://doi.org/10.1109/ICSESS.2017.8342981).
- [6] M. Khashei, M. Bijari, and G. A. Raissi Ardali, "Improvement of Auto-Regressive Integrated Moving Average models using Fuzzy logic and Artificial Neural Networks (ANNs)," *Neurocomputing*, vol. 72, no. 4–6, pp. 956–967, Jan. 2009, doi: [10.1016/J.NEUCOM.2008.04.017](https://doi.org/10.1016/J.NEUCOM.2008.04.017).
- [7] A. Arfan and L. ETP, "Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory dengan SVR Pada Prediksi Harga Saham di Indonesia," *PETIR*, vol. 13, no. 1, pp. 33–43, Mar. 2020, doi: [10.33322/PETIR.V13I1.858](https://doi.org/10.33322/PETIR.V13I1.858).
- [8] S. K. Dirjen, P. Riset, D. Pengembangan, R. Dikti, A. Santoso, and S. Hansun, "Prediksi IHSG dengan Backpropagation Neural Network," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 313–318, Aug. 2019, doi: [10.29207/RESTI.V3I2.887](https://doi.org/10.29207/RESTI.V3I2.887).
- [9] G. S. Lilipaly, D. Hatidja, and J. S. Kekenusa, "PREDIKSI HARGA SAHAM PT. BRI, Tbk. MENGGUNAKAN METODE ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)," *JURNAL ILMIAH SAINS*, vol. 14, no. 2, pp. 60–67, Oct. 2014, doi: [10.35799/JIS.14.2.2014.5927](https://doi.org/10.35799/JIS.14.2.2014.5927).
- [10] W. Hastomo, A. Satyo, B. Karno, N. Kalbuana, E. Nisfiani -4, and L. Etp -, "Optimasi Deep Learning untuk Prediksi Saham di Masa Pandemi Covid-19," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, vol. 7, no. 2, pp. 133–140, Aug. 2021, doi: [10.26418/JP.V7I2.47411](https://doi.org/10.26418/JP.V7I2.47411).
- [11] A. G. Salman, Y. Heryadi, E. Abdurahman, and W. Suparta, "Single Layer & Multi-layer Long Short-Term Memory (LSTM) Model with Intermediate Variables for Weather Forecasting," *Procedia Computer Science*, vol. 135, pp. 89–98, Jan. 2018, doi: [10.1016/J.PROCS.2018.08.153](https://doi.org/10.1016/J.PROCS.2018.08.153).
- [12] L. Wiranda and M. Sadikin, "PENERAPAN LONG SHORT TERM MEMORY PADA DATA TIME SERIES UNTUK MEMPREDIKSI PENJUALAN PRODUK PT. METISKA FARMA," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika : JANAPATI*, vol. 8, no. 3, pp. 184–196, 2019, doi: [10.23887/JANAPATI.V8I3.19139](https://doi.org/10.23887/JANAPATI.V8I3.19139).
- [13] H. N. Bhandari, B. Rimal, N. R. Pokhrel, R. Rimal, K. R. Dahal, and R. K. C. Khatri, "Predicting stock market index using LSTM," *Machine Learning with Applications*, vol. 9, p. 100320, Sep. 2022, doi: [10.1016/J.MLWA.2022.100320](https://doi.org/10.1016/J.MLWA.2022.100320).
- [14] W. Kumia Sari, D. Palupi Rini, R. Firsandaya Malik, and I. B. Saladin Azhar, "Multilabel Text Classification in News Articles Using Long-Term Memory with Word2Vec," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 4, no. 2, pp. 276–285, Apr. 2020, doi: [10.29207/RESTI.V4I2.1655](https://doi.org/10.29207/RESTI.V4I2.1655).
- [15] A. Moghar and M. Hamiche, "Stock Market Prediction Using LSTM Recurrent Neural Network," *Procedia Computer Science*, vol. 170, pp. 1168–1173, Jan. 2020, doi: [10.1016/J.PROCS.2020.03.049](https://doi.org/10.1016/J.PROCS.2020.03.049).
- [16] A. Bode and A. Bode, "K-NEAREST NEIGHBOR DENGAN FEATURE SELECTION MENGGUNAKAN BACKWARD ELIMINATION UNTUK PREDIKSI HARGA KOMODITI KOPI ARABIKA," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 9, no. 2, pp. 188–195, Aug. 2017, doi: [10.33096/ilkom.v9i2.139.188-195](https://doi.org/10.33096/ilkom.v9i2.139.188-195).
- [17] M. A. Maricar, P. Widiadnyana, and W. A. Wijaya, "Analysis of data mining for forecasting total goods delivery with moving average method," *International Journal of Engineering and Emerging Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 7–10, 2017.
- [18] M. Hani'ah, I. K. Putri, and A. R. T. H. Ririd, "Parameter Optimization of Holt - Winters Exponential Smoothing Using Golden Section Method for Predicting Indonesian Car Sales," *Proceedings - IEIT 2021: 1st International Conference on Electrical and Information Technology*, pp. 21–26, Sep. 2021, doi: [10.1109/IEIT53149.2021.9587379](https://doi.org/10.1109/IEIT53149.2021.9587379).
- [19] G. Liu *et al.*, "Short-term runoff prediction using deep learning multi-dimensional ensemble method," *Journal of Hydrology*, vol. 609, p. 127762, Jun. 2022, doi: [10.1016/J.JHYDROL.2022.127762](https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2022.127762).
- [20] P. Hewage, M. Trovati, E. Pereira, and A. Behera, "Deep learning-based effective fine-grained weather



forecasting model,” *Pattern Analysis and Applications*,  
vol. 24, no. 1, pp. 343–366, Feb. 2021, doi:  
[10.1007/S10044-020-00898-1/FIGURES/12](https://doi.org/10.1007/S10044-020-00898-1/FIGURES/12).

## BIODATA PENULIS



Gunawan Budiprasetyo  
Pengajar di Jurusan Teknologi Informasi  
Politeknik Negeri Malang. Minat  
penelitian pada bidang Sistem Cerdas,  
Sistem Informasi, Terdistribusi, Big  
Data dan Semantik Web.



Mamluatul Hani'ah  
Staf pengajar di jurusan Teknologi  
Informasi, Politeknik Negeri Malang.  
Minat penelitian pada bidang Data  
Science, Data Mining, Information  
Retrieval, dan kecerdasan buatan.



Darin Zahira Aflah  
Mahasiswa di Program Studi Teknik  
Informatika Jurusan Teknologi  
Informasi Politeknik Negeri Malang