

Implementasi Algoritme *Long Short-Term Memory* untuk Prediksi Harga Saham BBKA dan BBRI

Nur Zuzzaifa^{#1}, Sulisty Dwi Sancoko^{#2}

[#]Program Studi Sains Data, Universitas Teknologi Yogyakarta
Jl. Siliwangi, Jombor Lor, Daerah Istimewa Yogyakarta, Indonesia.

¹nurzuzzaifa@gmail.com

²sulisty.dwisancoko@staff.uty.ac.id

Abstract— Investing in equity instruments carries a high level of risk because stock movements in the market are difficult to predict. Historical data analysis can be a solution for investors in forecasting future stock price movements. In addition to increasing awareness of the importance of investment, technology also helps in decision-making. This research uses the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm to predict stock prices. The data is taken from the Yahoo Finance website; the variables used are only stock closing data. The stages include literature study, data collection, data sharing, data preprocessing, model building, denormalization, and evaluation. The most optimal results were obtained from the model built on PT Bank Rakyat Indonesia, Tbk. (BBRI) with a training data RMSE value of 37.037 and a testing data RMSE of 80.128. Meanwhile, testing using the LSTM algorithm on PT Bank Central Asia, Tbk (BBKA) obtained a training data RMSE value of 36.905 and a testing data RMSE of 99.9. Furthermore, the best model is used to predict PT BCA and PT BRI stock prices in the next month.

Keywords— BBKA, BBRI, Long Short-Term Memory (LSTM), predictions, stock.

Abstrak— Berinvestasi dalam instrumen saham memiliki tingkat risiko yang tinggi. Hal ini terjadi karena pergerakan saham pada pasar sulit diprediksi. Analisis data historis dapat menjadi solusi para investor dalam meramalkan pergerakan harga saham di masa mendatang. Selain meningkatkan kesadaran akan pentingnya investasi, teknologi juga membantu dalam pengambilan keputusan. Penelitian ini memprediksi harga saham menggunakan algoritme *Long Short-Term Memory* (LSTM). Data yang digunakan diambil dari website Yahoo Finance, variabel yang digunakan hanya data penutupan (*close*) saham. Tahapan-tahapan yang dilakukan, seperti studi literatur, pengumpulan data, pembagian data, *preprocessing data*, pembentukan model, denormalisasi, dan evaluasi. Dari model yang dibangun didapatkan hasil paling optimal pada PT Bank Rakyat Indonesia, Tbk. (BBRI) dengan nilai RMSE data pelatihan sebesar 37,037 dan RMSE data pengujian sebesar 80,128. Sementara itu, pengujian menggunakan algoritme LSTM pada PT Bank Central Asia, Tbk. (BBKA) didapatkan nilai RMSE data pelatihan sebesar 36,905 dan RMSE data pengujian sebesar 99,9. Selanjutnya, model terbaik digunakan untuk memprediksi harga saham PT BCA dan PT BRI dalam sebulan ke depan.

Kata Kunci— BBKA, BBRI, Long Short-Term Memory (LSTM), prediksi, saham.

I. PENDAHULUAN

Di era digital saat ini, kemajuan teknologi meningkatkan minat individu untuk terlibat dalam investasi, khususnya di pasar saham. Pasar saham Indonesia menunjukkan performa yang baik dalam beberapa tahun terakhir yang ditandai dengan penguatan indeks harga saham gabungan (IHSG). Beberapa faktor yang mendorong keterlibatan individu atau masyarakat dalam investasi saham, antara lain adalah ketersediaan edukasi yang luas mengenai investasi dan keuangan, kemudahan akses pada platform investasi online, kebijakan pemerintah yang mendukung investasi, dan tingginya kesadaran akan pentingnya investasi untuk jangka panjang. Saham di sektor keuangan termasuk salah satu pilihan utama bagi para investor. Hal ini dapat dilihat melalui data statistik Bursa Efek Indonesia yang menunjukkan bahwa sektor perbankan menjadi yang terkemuka dalam kapitalisasi pasar pada bulan Februari 2021 [1]. Dua perusahaan perbankan yang digunakan pada penelitian ini adalah PT Bank Rakyat Indonesia (BRI) dan PT Bank Central Asia (BCA). Kedua Perusahaan tersebut merupakan bank terbesar di Indonesia dengan sejarah yang panjang dan terbukti mampu bertahan serta tumbuh di tengah tantangan ekonomi.

Para investor sering tergoda untuk mencari keuntungan yang cepat tanpa mempertimbangkan secara mendalam terhadap risiko yang ada. Investasi dalam instrumen saham berisiko tinggi, karena pergerakan saham sangat sulit diprediksi. Terdapat tiga teknik analisis pendekatan yang umum dilakukan untuk mengatasi tantangan tersebut, yaitu faktor teknis, fundamental, dan sentimen [2]. Penggunaan faktor teknis berfokus pada analisis data historis dapat menjadi salah satu solusi untuk para investor untuk meramalkan pergerakan saham di masa depan. Dalam data science, khususnya di ranah deep learning, penggunaan teknologi dapat membantu mengoptimalkan analisis data historis (data masa lampau) untuk meramalkan harga saham di masa mendatang. Salah satu algoritme yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan adalah long short-term memory (LSTM). Algoritme LSTM digunakan dalam penelitian ini karena mampu menangani data sekuensial atau berurutan dengan mempertahankan informasi jangka panjang dari data historis.

Penelitian tentang penggunaan algoritme long-short term memory (LSTM) untuk membuat model forecasting (peramalan) cukup banyak dilakukan. Salah satu yang populer adalah penerapan LSTM untuk memprediksi harga saham. Penelitian yang dilakukan oleh Wiranda dan Sadikin [3], yaitu

melakukan prediksi berbasis *machine learning*, yaitu LSTM untuk kebutuhan rencana produksi PT Metiska Farma. Data yang digunakan pada penelitian tersebut adalah data penjualan antara tahun 2017 sampai dengan 2019. Berdasarkan hasil penelitian, metode terbaik menggunakan LSTM adalah dengan konfigurasi data pelatihan dibandingkan data pengujian 9:1, rentang interval $[-1,1]$, dan epochs 1500. Hasil kombinasi tersebut mendapatkan RMSE 13.762.154 dalam rupiah dan hasil persentase rata-rata kesalahan model antara nilai prediksi dengan nilai aktual perhari terkecil dengan menggunakan MAPE adalah 12%.

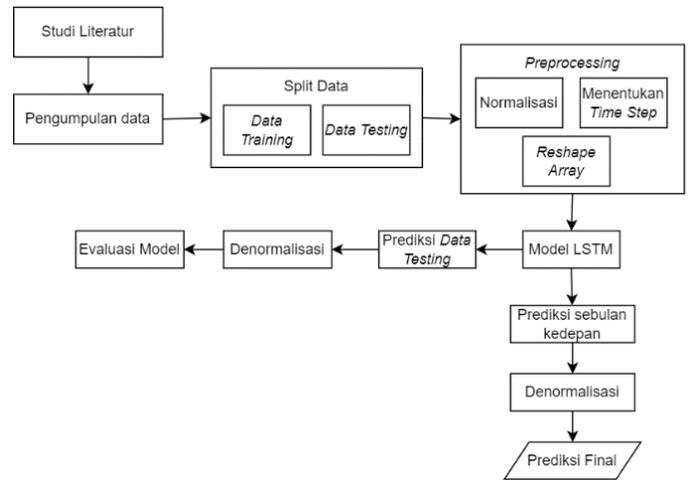
Penelitian lain oleh Wathani et al. [4] telah berhasil memprediksi harga saham PT Bank Central Asia, Tbk. dengan memanfaatkan algoritme *long short-term memory* (LSTM). Tujuan utama dalam penelitian tersebut adalah melihat keakuratan algoritme LSTM untuk peramalan harga saham serta menganalisis banyaknya *epochs* yang optimal dalam pembentukan model. Dari hasil penelitian ini diperoleh bahwa parameter terbaik yang digunakan untuk model LSTM dalam memprediksi harga saham BBKA adalah dengan menggunakan jumlah *epochs* sebesar 5, ukuran *batch size* sebanyak 1, dan unit berjumlah 50 yang dioptimasi dengan Adam. Kombinasi parameter tersebut menghasilkan nilai MAE sebesar 96,924, MSE sebesar 16185,226, dan RMSE sebesar 127,221.

Tidak hanya untuk memprediksi harga saham, algoritme *long short-term memory* (LSTM) juga digunakan untuk memprediksi pendapatan Garuda Indonesia Kargo yang dilakukan oleh Aprian et al. [5]. Data yang digunakan melewati 4 tahap *preprocessing*, yaitu subtotal, deteksi *outlier*, *difference*, dan *scaling*. Jumlah neuron *hidden layer* yang paling optimal adalah 128 pada pengujian komposisi data latih 50% dan tes 50% dengan nilai RMSE data latih sebesar 648466,19. Nilai RMSE yang dihasilkan besar disebabkan karena beberapa alasan, yaitu pengujian RMSE dilakukan setelah model prediksi mengembalikan nilai dari *scaling* (rentang nilai 0-1) menjadi nilai normal sebelum *scaling* dan tergantung pada data yang digunakan. Data tersebut memiliki rentang nilai minimum -1633033 dan nilai maksimum 2166061.

Penelitian ini merumuskan permasalahan bagaimana meramalkan harga saham untuk sebulan ke depan berdasarkan data penutupan (*close*) saham pada bidang keuangan menggunakan algoritme *long short-term memory* (LSTM). Bidang keuangan dipilih karena bidang tersebut secara langsung atau tidak langsung memengaruhi aspek-aspek penting dalam kehidupan sehari-hari. PT Bank Rakyat Indonesia, Tbk. (BBRI) dan PT Bank Central Asia, Tbk. (BBKA) dipilih karena keduanya memiliki reputasi keuangan yang solid dan kinerja yang konsisten. Kedua perusahaan tersebut merupakan bank terbesar di Indonesia dengan sejarah yang panjang dan telah terbukti mampu bertahan dan tumbuh di tengah tantangan ekonomi.

II. METODOLOGI

Pada penelitian ini dilakukan beberapa tahapan untuk melakukan peramalan harga *close* (penutupan) saham yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahap Penelitian

A. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan untuk melihat penelitian-penelitian dengan tema serupa dan pernah dilakukan sebelumnya. Pada tahap ini, peneliti melakukan pencarian dan menganalisis secara menyeluruh terhadap artikel ilmiah dan skripsi yang telah dipublikasi sebelumnya terkait dengan penelitian yang akan dilakukan.

B. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, sumber data yang digunakan berasal dari data sekunder yang diakses melalui *platform* Yahoo Finance. Yahoo Finance merupakan sebuah situs web yang menyediakan berbagai informasi keuangan, berita pasar saham, data pasar modal, grafik pergerakan harga saham, serta berbagai informasi terkait keuangan perusahaan. Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan *library* *yfinance* menggunakan Python. Data yang diperoleh antara lain kolom *Date*, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, *Adj. Close*, dan *Volume* dengan periode tanggal 1 Januari 2023 hingga 16 Desember 2023. Data tersebut kemudian disimpan dalam variabel dengan bentuk *DataFrame*. Variabel yang menjadi fokus utama dalam penelitian ini adalah *Close*. Penggunaan variabel tersebut didasarkan pada tujuan untuk meroleh pemahaman yang lebih mendalam terhadap harga saham pada saat penutupan perdagangan di bursa saham [6].

C. Pembagian Dataset

Dataset dibagi ke dalam data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan digunakan untuk melatih model, sedangkan data pengujian digunakan untuk menguji sejauh mana model dapat memprediksi data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian dilakukan dengan menggunakan rasio yang paling umum digunakan, yaitu 80:20. Artinya, 80% dari keseluruhan *dataset* digunakan untuk melatih model (*training data*), sedangkan 20% sisanya digunakan untuk menguji performa model yang telah dilatih (*testing data*).

D. Data Preprocessing

Tahap-tahap dalam *preprocessing* data sebelum dilakukan pemodelan sebagai berikut.

1) *Normalisasi Data*: normalisasi dilakukan untuk mengubah rentang nilai dari data sehingga memiliki rentang nilai yang seragam tanpa menghilangkan informasi yang terkandung dalam data. Salah satu metode normalisasi yang umum adalah *min-max scaling*. *Min-max scaling* mengubah nilai dalam rentang 0 hingga 1 dengan perhitungan berdasarkan nilai minimum dan nilai maksimum [7][8]. Rumus *min-max scaling* dapat dilihat pada persamaan 1.

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

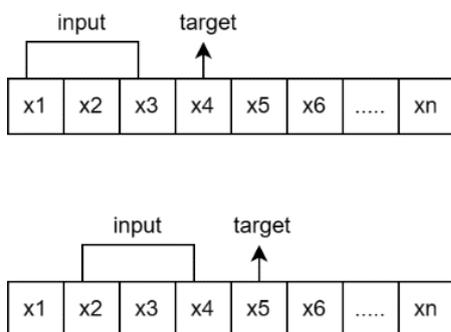
Pada rumus tersebut, x' merupakan nilai hasil proses normalisasi. Nilai ini dihitung dari selisih antara nilai data yang akan dinormalisasi x dengan nilai minimum yang ada pada dataset (x_{min}), kemudian dibagi dengan selisih antara nilai maksimum (x_{max}) dan nilai minimum (x_{min}) yang ada pada keseluruhan *dataset*.

2) *Penentuan Time Step*: Tahap selanjutnya adalah penentuan *time step*. Dalam konteks algoritme LSTM, *time steps* mengacu pada seberapa banyak langkah dari data historis yang akan digunakan sebagai masukan untuk memprediksi langkah selanjutnya. Gambar 2 menjelaskan ilustrasi dari penggunaan *time step*.

Ilustrasi tersebut menggambarkan bagaimana data *time series* diproses untuk dijadikan *input* dan *output* dalam model LSTM dengan jumlah *time step* sebanyak 3. Nilai $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ mewakili urutan *input* data yang digunakan untuk memprediksi target. Misalnya, ketika data dari x_1 hingga x_3 , *output* yang dihasilkan adalah x_4 . Selanjutnya, proses bergeser sehingga x_2 hingga x_4 menjadi *input* untuk memprediksi x_5 . Proses ini akan berlanjut dengan *time step* yang terus bergeser hingga mencapai baris terakhir di dataset.

3) *Reshape Array*: Format data memiliki peran krusial dalam pemrosesan data sekuensial, seperti *time series*. *Reshape array* dari 2 dimensi (2D) menjadi 3 dimensi (3D) menjadi langkah penting dalam mempersiapkan data sebelum dilakukan proses pelatihan dan pengujian model. LSTM membutuhkan data dalam struktur 3D yang mencakup (jumlah sampel, jumlah *time step*, jumlah fitur) untuk melakukan prediksi atau peramalan dengan tepat.

E. Pembentukan Model



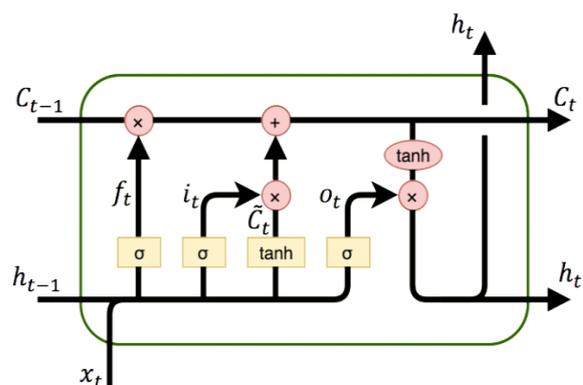
Gambar 2 Ilustrasi *time step* [7]

Data yang telah siap selanjutnya dilakukan pemodelan data. Dalam penelitian ini algoritme yang digunakan adalah *long short-term memory* (LSTM) karena sesuai dengan karakteristik data, yaitu data *time series*. LSTM termasuk dalam *deep learning* yang merupakan perkembangan dari algoritme *recurrent neural network* (RNN). *Recurrent neural network* (RNN) mengikuti cara kerja manusia dalam pengambilan keputusan dengan cara menyimpan informasi masa lalu. Algoritme tersebut bekerja dengan menyimpan informasi masa lalu, tetapi algoritme ini mengalami kesulitan untuk mempelajari pola dari data yang berada jauh di masa lalu dalam suatu data sekuensial [9]. Kendala tersebut terjadi karena masalah gradien yang hilang (nilai gradien mengalami penurunan hingga mencapai nilai yang sangat kecil) atau gradien meledak (nilai gradien mengalami kenaikan drastis sehingga mencapai nilai yang sangat besar).

Oleh karena itu, LSTM dikembangkan untuk mengatasi masalah ini dengan mampu mengingat informasi dalam jangka panjang pada data sekuensial [10] yang merupakan kelemahan RNN. Pada dasarnya, LSTM mampu memecahkan permasalahan *vanishing gradient* yang terjadi pada RNN [3]. LSTM memiliki dua struktur, yaitu *hidden state* (h_t) dan *cell state* (C_t). *Hidden state* merupakan informasi yang sebenarnya dihasilkan dari proses kemudian diteruskan sebagai *input* ke *cell* selanjutnya. *Cell state* terdiri dari 3 *gates*, yaitu *forget gate* (f_t), *input gate* (i_t), dan *output gate* (o_t) [11]. Dengan adanya struktur seperti ini, LSTM dapat mengelola informasi dengan lebih baik dan mengatasi kendala RNN. Arsitektur LSTM dapat dilihat pada Gambar 3.

Pengembangan model dalam penelitian ini menggunakan *library Tensorflow Keras* dengan penyesuaian berbagai parameter yang tersedia. Implementasi LSTM dalam Python menggunakan *library TensorFlow Keras* tidak secara eksplisit menjelaskan struktur LSTM sesuai dengan teori. Namun, proses ini melibatkan beberapa konfigurasi atau parameter yang dapat diatur yang disediakan oleh *TensorFlow Keras*. Pemilihan dan penyesuaian parameter merupakan langkah penting dalam pembentukan model LSTM agar dapat mengenali pola data *time series*.

Inisialisasi parameter yang dilakukan pada penelitian ini meliputi beberapa skenario pengujian sebagai berikut:



Gambar 3 Arsitektur LSTM [12]

1) *Neuron hidden layer*: jumlah *hidden layer* pada penelitian ini adalah 4 dengan beberapa skenario kombinasi jumlah neuron/unit yang diuraikan pada Tabel I.

2) *Fungsi Aktivasi*: pada pengujian model, fungsi aktivasi yang digunakan adalah tanh dan ReLU.

3) *Dropout*: kombinasi penggunaan *dropout* untuk 4 *hidden layer* pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel II.

4) *Epochs*: Pada pembentukan model *epochs* yang digunakan adalah 200.

5) *Optimasi*: Adam. Penentuan parameter merujuk pada beberapa penelitian sebelumnya dan pengembangan penelitian ini. Penentuan parameter tidak ada aturan yang pasti karena menyesuaikan dengan kebutuhan peneliti.

F. Denormalisasi

Denormalisasi adalah suatu proses yang bertujuan untuk mengubah data hasil prediksi yang awalnya memiliki rentang interval 0-1 menjadi nilai yang sesuai dengan skala aktual dari data harga saham. Denormalisasi membantu agar hasil prediksi lebih mudah dibaca dan dimengerti. Rumus denormalisasi sebagai berikut [13].

$$x_i = x'(x_{max} - x_{min}) + x_{min} \quad (2)$$

Pada rumus tersebut, nilai denormalisasi untuk data x_i diperoleh dengan mengalikan nilai hasil normalisasi (x') dengan selisih antara data maksimum (x_{max}) dan data minimum (x_{min}) dari data asli. Nilai tersebut kemudian dijumlahkan dengan data minimum (x_{min}) untuk mengembalikan skala data ke nilai aktualnya.

G. Evaluasi Model

Tahap akhir dalam penelitian ini adalah evaluasi terhadap model guna menilai kualitas dan efektivitas penerapan model pada tahap pemodelan. Selain itu, evaluasi juga bertujuan untuk menentukan apakah model yang terbentuk telah berhasil mencapai tujuan untuk memberikan dasar dalam pengambilan keputusan.

TABEL I

KOMBINASI JUMLAH NEURON <i>HIDDEN LAYER</i>	
No.	Jumlah Neuron
1.	50,50,30,60
2.	50,50,60,60
3.	50,50,60,30
4.	50,50,50,50
5.	50,50,50,30
6.	50,50,50,60

TABEL II

KOMBINASI <i>DROPOUT</i>	
No.	<i>Dropout</i>
1.	0.2, 0.2, 0.2, 0.2
2.	0.2, 0.1, 0.2, 0.1

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, evaluasi model dilakukan dengan melihat RMSE untuk melihat keakuratan hasil prediksi. Berikut merupakan hasil pengujian model dengan berbagai kombinasi parameter yang telah dilakukan.

A. PT Bank Rakyat Indonesia, Tbk.

Hasil skenario kombinasi parameter yang telah ditentukan pada tahap sebelumnya dapat dilihat pada Tabel III dengan fungsi aktivasi ReLU dan Tabel IV untuk fungsi aktivasi tanh.

1) *Hasil pengujian dengan fungsi aktivasi ReLU*: pada pengujian model PT Bank Rakyat Indonesia (BRI), Tbk., dilakukan eksplorasi sejumlah kombinasi parameter dengan memanfaatkan fungsi aktivasi ReLU, seperti yang dirinci dalam Tabel III.

2) *Hasil pengujian dengan fungsi aktivasi tanh*: pada pengujian model PT Bank Rakyat Indonesia (BRI), Tbk., dilakukan eksplorasi sejumlah kombinasi parameter dengan memanfaatkan fungsi aktivasi tanh, seperti yang dirinci dalam Tabel IV.

Dari pengujian beberapa kombinasi parameter tersebut, didapatkan model terbaik untuk data PT Bank Rakyat Indonesia, Tbk. dengan kombinasi parameter jumlah neuron *hidden layer* sebesar 50,50,50,60, fungsi aktivasi tanh, dan *dropout* sebesar 0.2, 0.1, 0.2, dan 0.1.

Gambar 4 menunjukkan grafik perbandingan antara hasil prediksi harga saham dari model terbaik yang diuji dan data aktual dari pengujian data. Hasil prediksi dari model direpresentasikan oleh garis warna merah, sedangkan untuk data aktual direpresentasikan oleh garis warna biru. Dapat dilihat bahwa hasil prediksi secara signifikan mendekati data aktual harga saham dan mampu mengikuti pola pergerakan

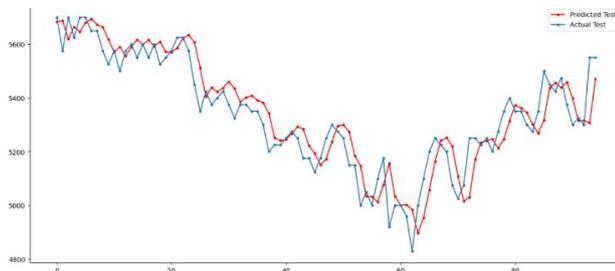
TABEL III

HASIL PENGUJIAN SAHAM PT BRI DENGAN AKTIVASI RELU

Unit	<i>Dropout</i>	RMSE <i>Train</i>	RMSE <i>Test</i>
50,50,30,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	37,369	84,025
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,49	84,524
50,50,30,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	37,65	87,01
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	38,04	92,17
50,50,60,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	37,47	89,718
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,478	90,507
50,50,60,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	38,58	90,25
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	38,571	89,93
50,50,50,50	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	37,848	91,229
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,735	90,858
50,50,50,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	39,93	95,679
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	38,843	90,58
50,50,50,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	38,38	88,75
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	38,208	91,172

dengan baik. Selain itu, dari grafik tersebut juga terlihat bahwa hasil prediksi cenderung memprediksi harga saham lebih tinggi dibandingkan dengan data aktual harga saham tersebut.

3) *Prediksi saham PT Bank Rakyat Indonesia (BBRI), Tbk.:* hasil prediksi harga saham PT Bank Rakyat Indonesia, Tbk. dapat dilihat pada Tabel V.



Gambar 4 Grafik perbandingan hasil prediksi dan data aktual saham PT BRI, Tbk.

TABEL IV
HASIL PENGUJIAN SAHAM PT BRI DENGAN AKTIVASI TANH

Unit	Dropout	RMSE Train	RMSE Test
50,50,30,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	37,679	79,786
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,413	81,029
50,50,30,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	36,836	81,359
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,415	84,578
50,50,60,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	37,265	80,765
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,1325	83,9825
50,50,60,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	36,665	82,529
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	38,228	79,987
50,50,50,50	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	37,55	87,134
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,86	80,985
50,50,50,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	37,0066	81,2217
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	36,719	81,671
50,50,50,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	37,037	80,128
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	36,73	82,5985

TABEL V
PREDIKSI HARGA SAHAM PT BANK RAKYAT INDONESIA (BBRI)

Tanggal	Harga Prediksi (Rp)	Tanggal	Harga Prediksi (Rp)
2023-12-18	5.535	2024-01-02	5.554
2023-12-19	5.549	2024-01-03	5.562
2023-12-20	5.552	2024-01-04	5.571
2023-12-21	5.549	2024-01-05	5.579
2023-12-22	5.544	2024-01-08	5.587
2023-12-25	5.539	2024-01-09	5.593
2023-12-26	5.535	2024-01-10	5.599
2023-12-27	5.534	2024-01-11	5.604
2023-12-28	5.535	2024-01-12	5.609
2023-12-29	5.540	2024-01-15	5.614
2024-01-01	5.546	2024-01-16	5.618

Dari hasil prediksi harga saham PT Bank Rakyat Indonesia, Tbk. yang tertera pada Tabel V, terdapat variasi pergerakan harga dalam rentang waktu tertentu. Pada tanggal 18 Desember 2023, harga saham diprediksi mencapai Rp5.535,00 dan mengalami sedikit kenaikan pada tanggal 19 Desember 2023 menjadi Rp5.549,00. Tren kenaikan tersebut berlanjut hingga beberapa hari berikutnya hingga mencapai puncaknya pada tanggal 16 Januari 2024 dengan prediksi harga Rp5.618,00. Meskipun terdapat fluktuasi kecil pada beberapa titik, secara keseluruhan terlihat adanya potensi kenaikan yang stabil dalam jangka waktu yang diprediksi.

B. *PT Bank Central Asia, Tbk.*

Hasil skenario kombinasi parameter yang telah ditentukan pada tahap sebelumnya dapat dilihat pada Tabel VI dengan fungsi aktivasi ReLu dan Tabel VII untuk fungsi aktivasi tanh.

1) *Hasil pengujian dengan fungsi aktivasi ReLu:* pada pengujian model PT Bank Central Asia (BCA), Tbk., dilakukan percobaan sejumlah kombinasi parameter dengan memanfaatkan fungsi aktivasi ReLu, seperti yang dirinci dalam Tabel VI.

2) *Hasil pengujian dengan fungsi aktivasi tanh:* pada pengujian model PT Bank Central Asia (BCA), Tbk., dilakukan percobaan sejumlah kombinasi parameter dengan memanfaatkan fungsi aktivasi tanh, seperti yang dirinci dalam Tabel VII.

Dari pengujian beberapa kombinasi parameter, didapatkan model terbaik untuk data PT Bank Central Asia, Tbk. dengan kombinasi parameter jumlah neuron *hidden layer* sebesar 50,50,50,60, fungsi aktivasi tanh, dan *dropout* sebesar 0.2, 0.1, 0.2, dan 0.1.

TABEL VI
HASIL PENGUJIAN SAHAM PT BCA DENGAN FUNGSI AKTIVASI ReLU

Unit	Dropout	RMSE Train	RMSE Test
50,50,30,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	39,655	118,514
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,597	103,001
50,50,30,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	42,076	109,752
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	40,9768	128,481
50,50,60,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	45,903	114,939
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	41,1724	112,35
50,50,60,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	38,775	110,259
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	41,0038	117,6156
50,50,50,50	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	42,21	109,34
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	40,194	111,577
50,50,50,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	39,97	115,51
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,728	115,819
50,50,50,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	42,83	114,76
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	39,498	119,55

Gambar 5 menunjukkan grafik perbandingan dari prediksi harga saham hasil pengujian model terbaik dan data aktual pada pengujian data. Terlihat bahwa hasil prediksi (garis warna merah) cenderung mendekati data aktual harga saham (garis warna biru). Hal tersebut menunjukkan kemampuan model dalam mengikuti pola pergerakan dengan baik. Namun, terdapat keterbatasan pada hasil prediksi, yaitu kurang mampu mengikuti pola pergerakan harga saham yang memiliki tren kenaikan atau penurunan yang terlalu curam.

3) *Prediksi saham PT. Bank Central Asia (BCA), Tbk.*: Hasil prediksi harga saham PT Bank Central Asia, Tbk. dapat dilihat pada Tabel VIII.

Dari tabel tersebut diketahui bahwa terdapat pola pergerakan harga saham dalam rentang waktu tertentu. Pada tanggal 18 Desember 2023, prediksi harga saham mencapai Rp9.140,00. Namun, terjadi penurunan pada hari berikutnya yaitu pada tanggal 19 Desember 2023, prediksi harga saham menjadi Rp9.109,00. Tren penurunan ini berlanjut hingga beberapa hari ke depan, mencapai titik terendah pada tanggal 25 Desember 2023 dengan prediksi harga saham mencapai Rp8.994,00. Se-

cara umum, terlihat bahwa ada kecenderungan stabilisasi harga pada level yang lebih rendah, meskipun terdapat fluktuasi kecil pada beberapa titik.

Dari tabel tersebut diketahui bahwa terdapat pola pergerakan harga saham dalam rentang waktu tertentu. Pada tanggal 18 Desember 2023, prediksi harga saham mencapai Rp9.140,00. Namun, terjadi penurunan pada hari berikutnya, yaitu pada tanggal 19 Desember 2023, prediksi harga saham menjadi Rp9.109,00. Tren penurunan ini berlanjut hingga beberapa hari ke depan, mencapai titik terendah pada tanggal 25 Desember 2023 dengan prediksi harga saham mencapai Rp8.994,00. Secara umum, terlihat bahwa ada kecenderungan stabilisasi harga pada level yang lebih rendah, meskipun terdapat fluktuasi kecil pada beberapa titik.

IV. SIMPULAN

Kombinasi parameter yang menghasilkan model terbaik untuk setiap perusahaan berbeda-beda. Hal ini disebabkan oleh variasi pola pergerakan harga saham yang dimiliki oleh masing-masing perusahaan. Pengujian menggunakan algoritme LSTM pada PT Bank Rakyat Indonesia, Tbk. (BBRI) didapatkan nilai RMSE data pelatihan sebesar 37,037 dan RMSE data pengujian sebesar 80,128. Sementara itu, pengujian menggunakan algoritme LSTM pada PT Bank Central Asia, Tbk. (BBKA) didapatkan nilai RMSE data pelatihan sebesar 36,905 dan RMSE data pengujian sebesar 99,9.

Parameter yang lebih sesuai perlu dicari sehingga kesalahan yang diperoleh lebih rendah. Parameter yang sesuai dapat diperoleh dengan memperbanyak percobaan dan kombinasi yang digunakan. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat membandingkan dengan algoritme lain atau menggabungkan dengan metode lain untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

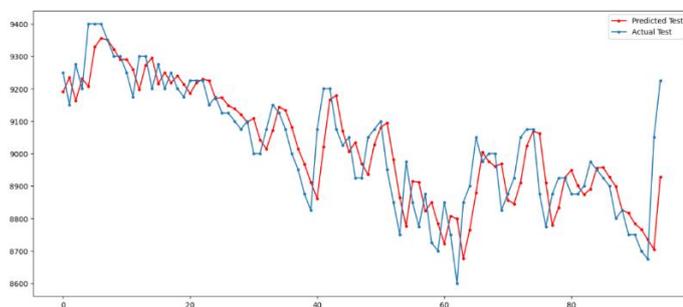
DAFTAR REFERENSI

[1] D. Dinanti, "Analisis perbandingan metode *double moving average* dengan *double exponential smoothing* pada peramalan harga saham perbankan," *Farabi: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 6, no. 1, hlm. 105-112, 2023.

[2] R. Julian dan M. R. Pribadi, "Peramalan harga saham pertambangan pada Bursa Efek Indonesia (BEI) menggunakan *long short-term memory* (LSTM)," *Jatiji (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 8, no. 3, hlm. 1570-1580, 2021. DOI: [10.35957/jatiji.v8i3.1159](https://doi.org/10.35957/jatiji.v8i3.1159).

TABEL VII
HASIL PENGUJIAN PT BCA DENGAN AKTIVASI TANH

Unit	Dropout	RMSE Train	RMSE Test
50,50,30,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	36,95	102,318
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,631	102,3818
50,50,30,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	41,25	104,7935
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,3135	102,3207
50,50,60,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	39,169	102,042
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	36,764	101,289
50,50,60,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	36,532	100,259
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	36,905	99,9
50,50,50,50	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	36,7733	100,755
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	38,307	100,05
50,50,50,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	37,184	100,646
	0.2, 0.2, 0.2, 0.2	37,77	99,98
50,50,50,60	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	40,75	102,506
50,50,30,30	0.2, 0.1, 0.2, 0.1	36,95	102,318



Gambar 5 Grafik perbandingan hasil prediksi dan data aktual pada PT BCA

TABEL VIII
PREDIKSI HARGA SAHAM PT BANK CENTRAL ASIA, TBK.

Tanggal	Prediksi	Tanggal	Prediksi
2023-12-18	9140	2024-01-02	9021
2023-12-19	9109	2024-01-03	9021
2023-12-20	9050	2024-01-04	9022
2023-12-21	9012	2024-01-05	9022
2023-12-22	8996	2024-01-08	9023
2023-12-25	8994	2024-01-09	9024
2023-12-26	8999	2024-01-10	9025
2023-12-27	9006	2024-01-11	9027
2023-12-28	9013	2024-01-12	9028
2023-12-29	9017	2024-01-15	9029
2024-01-01	9019	2024-01-16	9030

- [3] L. Wiranda dan 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, hlm. 184–196, 2019.
- [4] M. N. Wathani, K. Kusriani, dan K. Kusnawi, "Prediksi tren pergerakan harga saham PT Bank Central Asia, Tbk. dengan menggunakan algoritme *long short term memory* (LSTM)," *Infotek: Jurnal Informatika dan Teknologi*, vol. 6, no. 2, hlm. 502–512, 2023. DOI: [10.29408/jit.v6i2.19824](https://doi.org/10.29408/jit.v6i2.19824).
- [5] B. A. Aprian, Y. Azhar, dan V. R. Setya Nastiti, "Prediksi pendapatan kargo menggunakan arsitektur *long short term memory*," *Jurnal Komputer Terapan*, vol. 6, no. 2, hlm. 148–157, 2020. DOI: [10.35143/jkt.v6i2.3621](https://doi.org/10.35143/jkt.v6i2.3621).
- [6] P. Aji Riyantoko, T. Maulana Fahuudin, K. Maulida Hindrayani, dan E. Maya Safitri, "Analisis prediksi harga saham sektor perbankan menggunakan algoritme *long short-terms memory* (LSTM)," *Seminar Nasional Informatika (Semnasif)*, vol. 1, no. 1, 2020, hlm. 427–435. [Daring]. Tersedia: <http://www.jurnal.upnyk.ac.id/index.php/semnasif/article/view/4135>
- [7] G. Budiprasetyo, M. Hani'ah, dan D. Z. Aflah, "Prediksi harga saham syariah menggunakan algoritme *long short-term memory* (LSTM)," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 3, hlm. 164–172, 2023. DOI: [10.25077/teknosi.v8i3.2022.164-172](https://doi.org/10.25077/teknosi.v8i3.2022.164-172).
- [8] Y. Setiawan, T. Tarno, dan P. Kartikasari, "Prediksi harga jual kakao dengan metode *long short-term memory* menggunakan metode optimasi *root mean square propagation* dan *adaptive moment estimation* dilengkapi GUI Rshiny," *Jurnal Gaussian*, vol. 11, no. 1, hlm. 99–107, 2022. DOI: [10.14710/j.gauss.v11i1.33994](https://doi.org/10.14710/j.gauss.v11i1.33994).
- [9] A. S. B. Karno, "Prediksi data *time series* saham Bank BRI dengan mesin belajar LSTM (*long short-term memory*)," *Journal of Informatic and Information Security*, vol. 1, no. 1, hlm. 1–8, 2020. DOI: [10.31599/jiforty.v1i1.133](https://doi.org/10.31599/jiforty.v1i1.133).
- [10] D. I. Puteri, "Implementasi *long short-term memory* (LSTM) dan *bidirectional long short-term memory* (BiLSTM) dalam prediksi harga saham syariah," *Euler: Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi*, vol. 11, no. 1, hlm. 35–43, 2023. DOI: [10.34312/euler.v11i1.19791](https://doi.org/10.34312/euler.v11i1.19791).
- [11] T. G. Lasijan, R. Santoso, dan A. R. Hakim, "Prediksi harga emas dunia menggunakan metode *long-short term memory*," *Jurnal Gaussian*, vol. 12, no. 2, hlm. 287–295, 2023. DOI: [10.14710/j.gauss.12.2.287-295](https://doi.org/10.14710/j.gauss.12.2.287-295).
- [12] B. A. H. Kholifatullah dan A. Prihanto, "Penerapan metode *long short-term memory* untuk klasifikasi pada *hate speech*," *Journal of Informatics and Computer Science (Jinacs)*, vol. 04, hlm. 292–297, 2023. DOI: [10.26740/jinacs.v4n03.p292-297](https://doi.org/10.26740/jinacs.v4n03.p292-297).
- [13] T. Bastian Sianturi, I. Cholissodin, dan N. Yudistira, "Penerapan algoritme *long short-term memory* (LSTM) berbasis multifungsi aktivasi terbobot dalam prediksi harga Ethereum," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 3, hlm. 1101–1107, 2023.

Nur Zuzzaifa, kelahiran Kabupaten Sleman. Saat ini sedang menyelesaikan S1 Program Studi Sains Data di Universitas Teknologi Yogyakarta.

Sulistyo Dwi Sancoko, kelahiran Kota Yogyakarta. Memperoleh gelar sarjana dan magister bidang Matematika di Universitas Gadjah Mada. Saat ini aktif sebagai dosen di Fakultas Sains & Teknologi, Universitas Teknologi Yogyakarta.