

Metode *Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)* Untuk Memprediksi Harga Saham BBRI Dengan Optimasi *Nesterov Adaptive Moment (Nadam)*

Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) Method to Predict BBRI Stock Prices with Nesterov Adaptive Moment (Nadam) Optimization

Shella Heidy Permatasari¹, Indah Manfaati Nur², Fatkhurokhman Fauzi³

^{1,2,3}Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang

Corresponding author : heidypshella@gmail.com

Abstrak

Prediksi harga saham merupakan salah satu bidang yang sangat menantang dan memiliki dampak signifikan dalam dunia keuangan. Penelitian ini menggunakan metode Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) yang dioptimasi dengan Nesterov Adaptive Moment (Nadam) untuk memprediksi harga saham harian PT Bank Rakyat Indonesia (BBRI). Metode BiLSTM merupakan variasi dari metode Long Short Term Memory (LSTM) yang memecahkan ketergantungan jangka panjang LSTM dengan RNN (Recurrent Neural Network). BiLSTM ini memiliki kemampuan untuk menangkap pola temporal dari masa lalu dan masa depan sehingga efektif dalam analisis deret waktu. Sedangkan, optimasi Nadam digunakan untuk meningkatkan kecepatan konvergensi dan akurasi prediksi dengan memanfaatkan kelebihan dari momentum Nesterov dan adaptivitas Adam. Metode BiLSTM yang dioptimalkan dengan optimasi Nadam tersebut menghasilkan model prediksi harga saham harian terbaik dengan konfigurasi optimal 30 neuron per lapisan tersembunyi, batch size 256, dan 500 epoch. Konfigurasi ini efektif dalam menangkap pola fluktuasi harga saham harian dengan MSE 0,000415. Pada evaluasi kinerja model dengan MAPE, diperoleh nilai MAPE 1,7511% pada data training serta 1,5432% pada data testing, yang menunjukkan bahwa model tersebut akurat dengan tingkat kesalahan prediksi di bawah 10%. Hasil prediksi menunjukkan kenaikan stabil setiap hari dengan harga saham terendah 4496,028 pada 1 Juni 2024 dan tertinggi 4819,317 pada 29 Juni 2024.

Kata Kunci : BiLSTM, Nesterov Adam, Prediksi, Saham

Abstract

Stock price prediction is one of the most challenging fields and has a significant impact on the financial world. This study uses the Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) method optimized with Nesterov Adaptive Moment (Nadam) to predict the daily stock price of PT Bank Rakyat Indonesia (BBRI). The BiLSTM method is a variation of the Long Short Term Memory (LSTM) method that solves the long-term dependency of LSTM with RNN (Recurrent Neural Network). BiLSTM has the ability to capture temporal patterns from the past and future so that it is effective in time series analysis. Meanwhile, Nadam optimization is used to increase the convergence speed and prediction accuracy by utilizing the advantages of Nesterov momentum and Adam adaptivity. The BiLSTM method optimized with Nadam optimization produces the best daily stock price prediction model with an optimal configuration of 30 neurons per hidden layer, a batch size of 256, and 500 epochs. This configuration is effective in capturing daily stock price fluctuation patterns with an MSE of 0.000415. In the evaluation of model performance with MAPE, the MAPE value was obtained 1,7511% on the training data and 1,5432% on the testing data, which shows that the model is accurate with a prediction error rate below 10%. The prediction results show a stable increase every day with the lowest stock price of 4496.028 on June 1, 2024 and the highest of 4819.317 on June 29, 2024.

Keywords : BiLSTM, Nesterov Adam, Prediction, Stocks

PENDAHULUAN

Industri keuangan yang vital dalam mengelola dan mendistribusikan uang telah berkembang pesat berkat inovasi teknologi seperti algoritma pembelajaran mesin yang meningkatkan efisiensi pengelolaan keuangan (Han & Fu, 2023). Investasi menjadi aktivitas yang populer di industri keuangan karena merupakan kegiatan yang menghasilkan keuntungan finansial. Berbagai instrumen investasi tersedia, termasuk saham yang mengalami peningkatan peminat terutama di pasar modal Indonesia (Ramadhan, 2024). Menurut KSEI, jumlah investor di pasar modal Indonesia pada mencapai 12,48 juta investor pada Februari 2024, angka tersebut meningkat 14,90% dibandingkan dengan tahun sebelumnya. Hal ini menunjukkan minat yang tinggi terhadap investasi di pasar modal (Fitrinanda & Djunaidy, 2022). Pasar modal yang merupakan sarana untuk perdagangan dan investasi, memiliki pengaruh yang signifikan pada pertumbuhan ekonomi dan PDB dengan sektor keuangan yang paling banyak diminati (Afrianto, 2022).

Saham adalah salah satu instrumen investasi berjangka panjang yang menarik karena potensi keuntungannya. Saham BBRI merupakan salah satu saham di sektor perbankan yang masuk indeks saham LQ45, banyak menarik minat investor karena kinerja keuangannya yang stabil (Janastu & Wustqa, 2023; Luthfiansyah & Wasito, 2023). Namun, fluktuasi harga saham yang signifikan menimbulkan risiko bagi investor, sehingga analisis prediksi harga saham diperlukan sebelum berinvestasi (Agusta et al., 2021; Hanafiah et al., 2023). Prediksi harga saham bertujuan untuk memperkirakan nilai saham di masa depan secara akurat. Metode klasik seperti ARIMA sering digunakan dalam analisis deret waktu karena fleksibilitasnya dalam menangani tren, musiman, dan siklus. Namun, ARIMA kurang efektif untuk data non-linear seperti harga saham. Di sisi lain, algoritma machine learning, khususnya deep learning, telah banyak digunakan untuk prediksi data deret waktu dengan hasil yang lebih akurat (Puteri et al., 2024).

Deep learning, bagian dari machine learning, menggunakan jaringan saraf tiruan yang dapat mempelajari data besar secara efisien melalui lapisan tersembunyi. RNN (Recurrent Neural Network) adalah jenis jaringan saraf yang umum digunakan untuk memproses data deret waktu. Namun, RNN menghadapi masalah seperti ketergantungan memori jangka panjang dan vanishing gradient. Untuk mengatasi ini, LSTM (Long Short-Term Memory) dikembangkan untuk mengelola informasi berurutan dalam jangka panjang (Pratama, 2023). LSTM memiliki keterbatasan karena hanya memproses data dalam satu arah. Untuk meningkatkan akurasi, BiLSTM (Bidirectional LSTM) dikembangkan, yang memungkinkan pemrosesan data dalam dua arah secara simultan, memperdalam pembelajaran model (Ghufron & Saepudin, 2023). Metode BiLSTM sangat cocok untuk memprediksi harga saham harian yang bersifat sekuensial (Awalloedin et al., 2023).

Untuk mengoptimalkan kinerja jaringan saraf, digunakan algoritma optimasi seperti Nadam (Nesterov Adaptive Moment). Nadam, kombinasi dari RMSProp dan Adam, terbukti lebih baik daripada optimasi lainnya dalam hal akurasi, dengan performa terbaik menurut beberapa penelitian (Prissy, 2022; Zahara et al., 2019). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa BiLSTM lebih unggul dalam memprediksi harga saham dibandingkan LSTM, dengan nilai MAPE yang lebih rendah, sehingga lebih akurat dalam memprediksi harga saham di berbagai sektor (Janastu & Wustqa, 2023; Puteri, 2023).

METODE

1. Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari website Yahoo Finance. Yahoo Finance menyediakan data indeks saham dari berbagai negara, serta data saham individual. Salah satu data harga saham yang tersedia adalah BBRI yang merupakan salah satu indeks saham LQ45. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga saham penutupan (closing price) harian PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk yang akan dimodelkan dengan membagi data harga saham tersebut menjadi data training dan data testing. Berikut merupakan struktur data harga saham yang digunakan:

Tabel 1.
Struktur Data

No	Periode Waktu	Harga Saham (X)
1	02/01/2020	X_1
2	03/01/2020	X_2
⋮	⋮	⋮
500	17/01/2022	X_{500}
⋮	⋮	⋮
1065	30/05/2024	X_{1065}

2. Langkah Penelitian

Langkah-langkah penelitian sebagai berikut:

1. Melakukan pengumpulan data, yaitu data harga penutupan saham BBRI.
2. Persiapkan data dengan melakukan *preprocessing* data yaitu normalisasi data menggunakan metode *min-max scaling*.
3. Melakukan pembagian data menjadi data *training* dan data *testing* dengan rasio 80:20.
4. Menginisialisasi *hyperparameter* yang akan digunakan. Pada penelitian ini akan digunakan parameter model, yaitu *neuron* 10, 15, 20, 30; *batch size* 16, 32, 64, 128, 256; dan *epoch* 50, 100, 200, 300, 400, 500.
5. Menentukan parameter untuk optimasi Nadam, yaitu *learning rate* (α): 0,001; *beta* 1 (β_1): 0,9; *beta* 2 (β_2): 0,999; dan *epsilon* (ϵ): 1×10^{-7} .
6. Pembentukan model BiLSTM menggunakan data *training* dengan algoritma sebagai berikut:
 - a. Membentuk dataset time series untuk membantu data menjadi format yang dapat diterima oleh model LSTM.
 - b. Mendefinisikan arsitektur model dengan menggunakan lapisan BiLSTM, yaitu lapisan dua arah (*forward* dan *backward*) serta menambahkan lapisan Dense.
 - c. Menghitung output layer dengan mengkombinasikan forward layer dan backward layer.
7. Pelatihan model dimulai dengan mengkompilasi model yang telah dibentuk dengan *optimizernya* yaitu Nadam dengan algoritma. Kemudian model dilatih dengan data *training* yang telah dikonfigurasi dengan menerapkan

- hyperparameter yang telah ditentukan hingga mencapai konfigurasi yang memadai atau optimal.
8. Melakukan denormalisasi data.
 9. Melakukan evaluasi kinerja model dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).
 10. Melakukan prediksi harga saham dengan model yang telah ditentukan dengan periode waktu selama 30 hari ke depan, yaitu 31 Mei 2024 hingga 29 Juni 2024.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Analisis Deskriptif

Analisis ini dilakukan menggunakan metode statistika deskriptif untuk mengkaji variabel harga saham harian BBRI. Hasil analisis disajikan dalam tabel berikut.

Tabel 2.

<i>Mean</i>	<i>Median</i>	<i>Standar Deviasi</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
4317,712	4320	898,887	1972,693	6400

Statistika Deskriptif Harga Saham BBRI

Berdasarkan Tabel 2, terlihat bahwa rata-rata (mean) harga saham harian BBRI periode 2 Januari 2020 hingga 30 Mei 2024 adalah 4317,712 rupiah, dengan mediannya adalah 4320. Standar deviasi sebesar 898,887 menunjukkan adanya variasi yang cukup besar dalam data, yang berarti nilai-nilai dalam kumpulan data tersebut tersebar jauh dari rata-rata. Ini menunjukkan bahwa harga saham harian BBRI memiliki keragaman dengan perbedaan signifikan di antara nilai-nilainya. Nilai minimum dalam data ini adalah 1972,693 rupiah, yang terjadi pada 18 Mei 2020, sedangkan nilai maksimumnya adalah 6400 rupiah, yang terjadi pada 13 Maret 2024. Untuk memahami pola harga saham BBRI, dapat dilihat pada grafik berikut.

2. Preprocessing Data

Dalam penelitian ini, preprocessing data dilakukan dengan cara menormalisasi data. Normalisasi data adalah proses mengubah data aktual menjadi nilai-nilai yang berbeda dalam rentang 0 hingga 1. Salah satu metode yang digunakan untuk normalisasi adalah min-max scaling. Rumus perhitungan untuk normalisasi data menggunakan metode min-max scaling pada data harga saham harian BBRI adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 X_{sn} &= \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \\
 &= \frac{4009 - 1972,69}{6400 - 1972,69} \\
 &= 0,460
 \end{aligned}$$

Perhitungan tersebut merupakan perhitungan pada data kesatu, untuk data berikutnya memiliki rumus yang sama.

3. Pembagian Data Training dan Data Testing

Dalam penelitian ini, terdapat 1065 data harga saham harian BBRI yang akan dibagi menjadi 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Dalam pembagian data ini menghasilkan 852 data untuk training dan 213 data untuk testing. Rincian pembagian data tersebut dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 3.
Pembagian Data Training dan Data Testing

Satuan	Training	Testing
Persen	80%	20%
Jumlah Data	852	213

4. Inisialisasi Hyperparameter

Dalam proses pelatihan model, tidak ada aturan baku yang mengatur jumlah neuron yang digunakan. Oleh karena itu, peneliti harus melakukan serangkaian percobaan untuk menentukan nilai-nilai yang optimal, seperti jumlah neuron, ukuran batch (batch size), dan epoch. Kemudian, untuk penelitian ini akan ditambahkan beberapa nilai parameter yang digunakan guna mencari hasil model prediksi yang optimal. Secara keseluruhan, penentuan nilai-nilai ini melalui percobaan adalah untuk mendapatkan hasil yang optimal dalam pelatihan model jaringan saraf tiruan. Berikut adalah tabel parameter yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 4.

Deskripsi Parameter BiLSTM

Parameter	Value
Neuron	10, 15, 20, 30
Batch Size	16, 32, 64, 128, 256
Epoch	50, 100, 200, 300, 400, 500

5. Mendefinisikan Optimasi Nesterov Adam

Dalam proses pelatihan data, waktu yang diperlukan biasanya cukup lama. Oleh karena itu, dilakukan optimasi untuk mempercepat proses tersebut. Algoritma optimasi yang digunakan pada penelitian ini adalah Nesterov Adam (Nadam), yang bekerja dengan memperbarui parameter bobot pada waktu $t+1$ serta mengurangi nilai error atau fungsi loss. Pada penelitian yang dilakukan oleh (Prissy, 2022), algoritma optimasi Nadam menggunakan parameter learning rate (α) = 0,1; 0,01; 0,001, β_1 = 0,9, β_2 = 0,999, dan $\epsilon = 1 \times 10^{-7}$. Dari acuan penelitian tersebut, penelitian ini menggunakan parameter optimasi sebagai berikut.

Tabel 5.

Parameter Optimasi Nadam

Parameter	Nilai
Learning rate (α)	0,001
Beta 1 (β_1)	0,9
Beta 2 (β_2)	0,999
Epsilon (ϵ)	1×10^{-7}

6. Pembentukan Model

Untuk membentuk model maka arsitektur model BiLSTM harus didefinisikan terlebih dahulu menggunakan framework deep learning seperti Keras atau TensorFlow. Biasanya, model sequential digunakan untuk menumpuk lapisan-lapisan secara berurutan. Dalam arsitektur BiLSTM, diterapkan lapisan LSTM dua arah, di mana satu LSTM memproses input dari depan ke belakang (forward) dan yang

lainnya dari belakang ke depan (backward). Hal ini memungkinkan model untuk menangkap informasi konteks dari kedua arah. Setelah lapisan BiLSTM, ditambahkan lapisan Dense sebagai lapisan tambahan. Arsitektur model terdiri dari beberapa lapisan. Lapisan pertama Bidirectional merupakan lapisan BiLSTM pertama yang memiliki input dengan dimensi (None, 5, 1). Dimensi ini menunjukkan bahwa model menerima input dengan panjang urutan sebesar 5 dan setiap langkah waktu dalam urutan tersebut memiliki satu fitur, sedangkan None merupakan ukuran batch yang dapat bervariasi. Pada lapisan pertama ini, dihasilkan dimensi output (None, 5, 20). Nilai 20 disini merupakan jumlah fitur selama proses BiLSTM lapisan pertama berlangsung. Dimana hasil tersebut merupakan penggabungan dua arah LSTM yaitu forward dan backward yang masing-masing nilainya adalah dari nilai neuron. Kemudian, pada lapisan kedua Bidirectional menerima input dari output lapisan sebelumnya yaitu (None, 5, 20). Pada lapisan ini, urutan (sequence) diringkas, sehingga menghasilkan output dengan dimensi (None, 20). Dimana dimensi panjang urutan 5 dihilangkan dan hanya sisa jumlah unit yang ditransmisikan ke lapisan berikutnya. Dihilangkannya dimensi 5 adalah karena output yang dihasilkan tidak lagi berupa urutan tetapi vektor tunggal. Dan lapisan terakhirnya yaitu lapisan Dense atau full connected layer yang menerima input (None, 20) dan menghasilkan output tunggal dengan dimensi (None, 1). Output dari lapisan dense tersebut merupakan nilai tunggal atau keluaran akhir dari model, yang berarti model menghasilkan output dengan satu fitur untuk setiap sampel. Kemudian, pada penelitian ini terdapat 4 model yang terbentuk dengan jumlah fitur yang berbeda, yaitu 20, 30, 40, dan 60 fitur.

7. Pelatihan Model

Setelah model terbentuk, langkah berikutnya adalah mengkompilasi model dengan menentukan fungsi loss, optimizer, dan metrik evaluasi yang akan digunakan. Model kemudian dilatih menggunakan data training dengan mengatur parameter seperti jumlah epoch dan ukuran batch sesuai yang telah ditentukan. Selama proses pelatihan, model akan memperbarui bobotnya untuk meminimalkan fungsi loss. Dalam penelitian ini, jaringan dibentuk dengan jumlah neuron pada hidden layer yang bervariasi, yaitu 10, 15, 20, dan 30. Untuk epoch, akan digunakan nilai 50, 100, 200, 300, 400, dan 500. Sedangkan, untuk batch size, akan digunakan nilai 16, 32, 64, 128, dan 256. Untuk menentukan kombinasi yang paling tepat, akan dilihat dari nilai loss terkecil, yang dihitung menggunakan Mean Squared Error (MSE). Percobaan ini akan diulang hingga mendapatkan hasil yang paling optimal dalam prediksi. Proses ini diulangi untuk setiap epoch hingga model mencapai konvergensi. Berikut adalah tabel hasil pelatihan dengan nilai MSE yang paling kecil.

Tabel 6.

Hasil Pelatihan Model BiLSTM				
No	Neuron	Batch Size	Epoch	MSE
1	10	16	50	0,000611
2	10	16	100	0,001042
3	10	16	200	0,000763
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
60	15	256	500	0,000579
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
120	30	256	500	0,000417

Tabel 6 menunjukkan bahwa model BiLSTM terbaik menggunakan 30 neuron, batch size 256, dan 500 epoch, dengan nilai error (MSE) terendah sebesar 0,000417.

8. Denormalisasi Data

Tahap selanjutnya adalah denormalisasi, yang bertujuan untuk mengembalikan hasil perhitungan dari proses sebelumnya ke bentuk aslinya. Proses ini penting karena nilai-nilai yang dihasilkan oleh model dalam bentuk normalisasi tidak bermakna secara langsung. Proses denormalisasi dilakukan dengan menggunakan perhitungan yang ditunjukkan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} dn_i &= [(n_i)(x_{max} - x_{min})] + x_{min} \\ &= [(0,4599)(6400 - 1972,69)] + 1972,69 \\ &= 4009,022 \end{aligned}$$

Perhitungan tersebut merupakan contoh perhitungan dari data pertama harga saham harian BBRI, kemudian dilanjutkan dengan menghitung semua data menggunakan rumus perhitungan yang sama hingga data menjadi kembali ke data aslinya.

9. Evaluasi Kinerja Model

Untuk menilai akurasi hasil prediksi model, pada penelitian ini digunakan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MAPE mengukur seberapa besar kesalahan prediksi dalam bentuk persentase rata-rata dari nilai aktual. Nilai MAPE yang rendah menandakan bahwa prediksi model mendekati nilai sebenarnya dan dianggap menunjukkan performa model yang baik. Secara umum, nilai MAPE di bawah 10% dianggap sangat baik, menandakan bahwa prediksi yang dihasilkan model memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Berikut adalah hasil nilai MAPE untuk masing-masing data training dan data testing pada model yang digunakan.

Tabel 7.

Hasil Evaluasi Kinerja Model		
	<i>Data Training</i>	<i>Data Testing</i>
MAPE	1,756%	1,498%

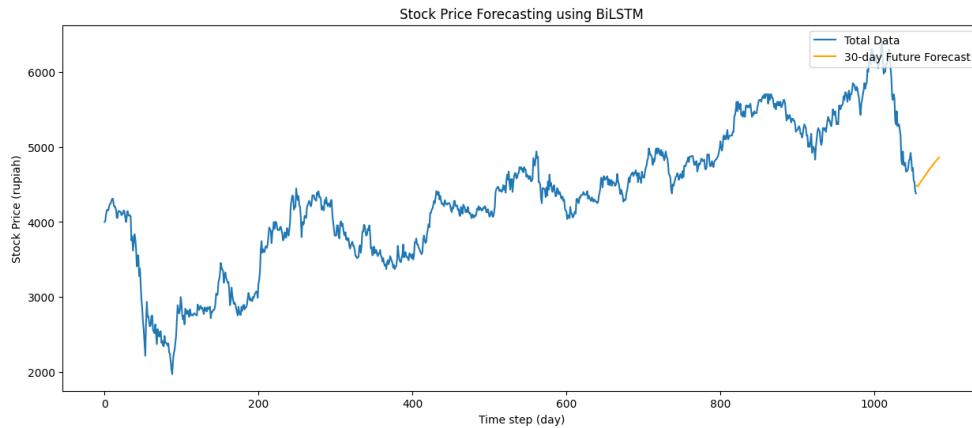
Dalam penelitian ini, hasil pengujian model menunjukkan perbedaan kinerja antara data pelatihan (training) dan data pengujian (testing). Pada data pelatihan, model menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,756%, yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah selama proses pelatihan. Ini menandakan bahwa model mampu menangkap pola dari data historis dengan akurat. Kemudian, pada data pengujian nilai MAPE yang dihasilkan adalah 1,498% yang menunjukkan juga bahwa tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah. Kedua nilai MAPE ini jauh di bawah 10% yang artinya model memberikan hasil prediksi yang sangat akurat. Angka ini menunjukkan bahwa model mampu memprediksi harga saham harian BBRI dengan tingkat ketepatan yang sangat baik. Dengan nilai MAPE yang rendah dapat disimpulkan bahwa model tersebut efektif dalam menangkap pola harga saham dan memberikan hasil yang memadai untuk melakukan prediksi.

10. Prediksi Harga Saham

Setelah diketahui bahwa model yang didapatkan mampu melakukan prediksi harga saham harian dengan efektif, kemudian akan dilihat hasil prediksi harga

sahamnya. Untuk melihat hasil prediksinya, akan dilakukan dengan periode waktu 30 hari ke depan setelah periode waktu data historis yang digunakan yaitu 31 Mei 2024 hingga 29 Juni 2024. Grafik berikut ini akan menunjukkan harga saham aktual dengan harga prediksi yang dihasilkan model selama periode tersebut.

Grafik 1:



Dari Grafik 4.10, dapat dilihat grafik hasil prediksi harga saham harian menggunakan model BiLSTM. Garis biru pada grafik ini menunjukkan data historis harga saham dari periode waktu 2 Januari 2020 hingga 30 Mei 2024 yang digunakan untuk melatih dan menguji model BiLSTM. Sedangkan, garis oranye menunjukkan prediksi harga saham untuk periode 30 hari ke depan setelah 30 Mei 2024, yaitu 31 Mei 2024 hingga 29 Juni 2024. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa model BiLSTM mampu menangkap tren dan pola utama dari pergerakan harga saham. Secara keseluruhan, grafik tersebut menunjukkan bahwa model dapat memproyeksikan tren harga saham dengan akurasi yang baik.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, harga saham harian Bank BRI (BBRI) periode 2 Januari 2020 hingga 30 Mei 2024 menunjukkan fluktuasi signifikan, dengan nilai tertinggi 6400 rupiah pada 13 Maret 2024 dan terendah 1972,693 rupiah pada 18 Mei 2020. Metode Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) yang dioptimalkan dengan optimasi Nadam terbukti menghasilkan model prediksi terbaik dengan konfigurasi 30 neuron di setiap hidden layer, batch size 256, dan 500 epoch, yang efektif dalam menangkap pola fluktuasi dan menghasilkan nilai error (MSE) terkecil sebesar 0,000417. Model ini juga menunjukkan performa akurat dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) 1,756% untuk data training dan 1,498% untuk data testing, yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi relatif kecil di bawah 10%. Prediksi model BiLSTM dengan optimasi Nadam menunjukkan tren kenaikan stabil, dengan harga terendah 4472,649 pada 1 Juni 2024 dan tertinggi 4859,416 pada 29 Juni 2024.

DAFTAR PUSTAKA

- Afrianto, N. (2022). *Prediksi Saham dengan Bidirectional LSTM dan Analisis Sentimen*. 74. <https://dspace.uin.ac.id/handle/123456789/39884>
- Agusta, A., Ernawati, I., & Muliawati, A. (2021). Prediksi Pergerakan Harga Saham Pada Sektor Farmasi Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory. *Informatik : Jurnal Ilmu Komputer*, 17(2), 164. <https://doi.org/10.52958/iftk.v17i2.3651>

- Awalloedin, N., Gata, W., & Setiawan, H. (2023). Prediksi Harga Beras Super dan Medium Menggunakan LSTM dan BiLSTM (Moving Average Smoothing). *Jurnal Ilmu Komputer*, 16(1), 32. <https://doi.org/10.24843/jik.2023.v16.i01.p04>
- Fitrinanda, G., & Djunaidy, A. (2022). Peramalan Harga Saham PT Adaro Energy Indonesia Tbk yang Mempertimbangkan Faktor Kurs Dolar Amerika Menggunakan Bidirectional Long-Short Term Memory. 11(3).
- Ghufroon, S., & Saepudin, D. (2023). Prediksi Return Saham menggunakan Bidirectional LSTM dengan Optimisasi Cuckoo Search.
- Han, C., & Fu, X. (2023). Challenge and Opportunity: Deep Learning-Based Stock Price Prediction by Using Bi-Directional LSTM Model. *Frontiers in Business, Economics and Management*, 8(2), 51–54. <https://doi.org/10.54097/fbem.v8i2.6616>
- Hanafiah, A., Arta, Y., Nasution, H. O., & Lestari, Y. D. (2023). Penerapan Metode Recurrent Neural Network dengan Pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) Untuk Prediksi Harga Saham. *Bulletin of Computer Science Research*, 4(1), 27–33. <https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v4i1.321>
- Janastu, I. N. cerdas, & Wustqa, D. U. (2023). Prediksi Harga Saham pada Sektor Perbankan Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory. 1(7), 1–14. <https://journal.student.uny.ac.id/index.php/jssd>
- Luthfiansyah, R., & Wasito, B. (2023). Penerapan Teknik Deep Learning (Long Short Term Memory) dan Pendekatan Klasik (Regresi Linier) dalam Prediksi Pergerakan Saham BRI. *Jurnal Informatika Dan Bisnis*, 12(2), 42–54. <https://doi.org/10.46806/jib.v12i2.1059>
- Pratama, N. I. (2023). Prediksi Harga Saham Pada Indeks KOMPAS100 Menggunakan Bidirectional Long Short-Term Memory Dengan Faktor Foreign Flow.
- Prissy, N. Y. (2022). Peramalan Nilai Ekspor Migas Di Indonesia Menggunakan Model Long Short Term Memory Dan Gated Recurrent Unit Dengan Optimasi Nesterov ADAM.
- Puteri, D. I. (2023). Implementasi Long Short Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Syariah. *Euler : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains Dan Teknologi*, 11(1), 35–43. <https://doi.org/10.34312/euler.v11i1.19791>
- Puteri, D. I., Darmawan, G., & Ruchjana, B. N. (2024). Prediksi Harga Saham Syariah menggunakan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) dan Algoritma Grid Search. *Jambura Journal of Mathematics*, 6(1), 39–45. <https://doi.org/10.37905/jjom.v6i1.23297>
- Ramadhan, M. F. (2024). Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Long Short Term Memory.
- Zahara, S., Sugianto, & Bahril Ilmiddafiq, M. (2019). Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Berbasis Cloud Computing. *Masa Berlaku Mulai*, 1(3), 357–363.