

PREDIKSI DAN EVALUASI POTENSI KEUNTUNGAN SAHAM PERBANKAN HIMBARA MENGGUNAKAN METODE LSTM

Yosia Adi Susetyo^{1*}, Devina Intan Sari², Sutarto Wijono³

^{1,2,3}Program Studi Magister Sains Data, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Kristen Satya Wacana.

*adi.yosia1995@gmail.com

Jl. Diponegoro No.52-60, Salatiga, Kec. Sidorejo, Kota Salatiga, Jawa Tengah, Indonesia

Article history: Received: 30 May 2025; Revised: 10 June 2025; Accepted: 30 June 2025

Abstract

This study examines stock price predictions and analysis of potential loss and gain from stock investment in the banking sector, especially in state banks BBNI, BBTN, BBRI and BMRI. Prediction uses machine learning techniques, using the Long Short-Term Memory (LSTM) method. The model was built and trained using an adam optimizer, batch size 32 and the number of epochs 200. The model was trained and developed using stock closing price data over the past three years. The results of the model's prediction are intended for the next 30-day period, so that it can provide valuable information for stock market participants to sell or buy. The evaluation of LSTM in modeling the data showed an accuracy level (R^2) between 0.9522 to 0.9712, with the Mean Square Error (MSE) ranging from 796.55 to 15508.82, the Mean Absolute Error (MAE) between 20.48 to 73-74 and the Root Mean Squared Error (RMSE) between 28.22-124.53, the evaluation results showed that the LSTM built proved to be accurate in predicting stock prices.

Keywords: *Stock price; Investment Banking; LSTM; Price Prediction; Machine Learning.*

Abstrak

Penelitian ini mengkaji prediksi harga saham dan analisis potensi untung dan rugi dari investasi saham di sektor perbankan khususnya pada bank negara BBNI, BBTN, BBRI dan BMRI. Prediksi menggunakan teknik pembelajaran mesin, dengan metode *Long Short-Term Memory (LSTM)*. Model yang dibangun dan dilatih menggunakan *optimizer adam*, *batch size 32* dan jumlah *epoch 200*. Model dilatih dan dikembangkan menggunakan data harga penutupan saham selama tiga tahun terakhir. Hasil dari prediksi model ditujukan untuk periode 30 hari ke depan, sehingga mampu memberikan informasi yang berharga bagi pelaku pasar saham untuk melakukan aksi jual atau beli. Evaluasi LSTM dalam memodelkan data menunjukkan tingkat akurasi (R^2) antara 0.9522 hingga 0.9712, dengan *Mean Square Error (MSE)* berkisar antara 796.55 hingga 15508.82, *Mean Absolute Error (MAE)* antara 20.48 hingga 73-74 dan *Root Mean Squared Error (RMSE)* antara 28.22-124.53, hasil evaluasi menunjukkan LSTM yang dibangun terbukti akurat dalam memprediksi harga saham.

Kata Kunci: *Harga Saham; Investasi Perbankan; LSTM; Prediksi Harga; Pembelajaran Mesin..*



Pendahuluan

Investasi merupakan aktivitas dalam melakukan alokasi dana yang dimiliki oleh individu atau kelompok ke berbagai instrumen lain dengan tujuan untuk memperoleh keuntungan di masa depan [1]. Salah satu instrumen investasi adalah saham. Investor dapat melakukan jual beli saham melalui berbagai aplikasi di *smartphone*. Proses yang cepat dan sederhana, membuat saham menarik bagi banyak orang. Proses jual beli saham merupakan proses membeli surat berharga yang menunjukkan kepemilikan di perusahaan tersebut [2] [3]. Saham dijual dalam satuan lot, di mana setiap lot berisi 100 lembar saham.

Keuntungan dari investasi saham bisa didapat dari dua hal utama yaitu *capital gain* dan *dividen*. *Capital gain* merupakan selisih antara harga jual dan harga beli saham [4]. Sedangkan *dividen* merupakan sebagian dari laba perusahaan yang dibagikan kepada pemegang saham. Biasanya, *dividen* dibayarkan secara periodik, bisa setiap tahun atau setiap tiga bulan, tergantung oleh kebijakan perusahaan [5].

Banyak investor tertarik pada potensi keuntungan yang cepat dan besar yang diperoleh dari kenaikan harga saham, atau *capital gain*, dibandingkan dengan pendapatan dari *dividen*. Oleh karena itu, pelaku pasar akan lebih fokus mempelajari potensi kenaikan harga saham daripada mempertimbangkan *dividen* dalam strategi investasi. Harga saham sangat fluktuatif; dalam satu hari, harga dapat meningkat signifikan atau turun drastis, sebuah kondisi yang sering disebut sebagai '*high risk high return*' yang merupakan prinsip investasi di mana ketika ingin memperoleh potensi keuntungan yang besar akan memiliki risiko kehilangan modal yang besar [6]. Oleh sebab itu analisis lebih lanjut sering dilakukan untuk memberikan gambaran kepada investor tentang tindakan yang perlu diambil dalam menghadapi berbagai kemungkinan yang muncul. Banyak pelaku pasar saham yang terjerumus pada jual beli tanpa analisis mendalam, sering kali karena dorongan FOMO (*Fear of Missing Out*) [7]. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Pradnyawati tahun 2022 tentang pengambilan keputusan dalam jual beli saham masih dipengaruhi oleh *herding bias*, di mana investor masih melakukan aksi beli atau jual dari saran orang lain. Seharusnya sebelum mengambil keputusan seorang investor atau pelaku pasar melakukan analisis terlebih dahulu baik fundamental maupun teknikal [8]

Transaksi jual beli saham tanpa analisis yang matang dan hanya mengandalkan rekomendasi orang lain berisiko menyebabkan kerugian, terutama ketika harga saham yang dibeli justru mengalami penurunan. Risiko kerugian dalam investasi saham dapat diminimalkan dengan melakukan analisis mendalam terhadap saham yang akan dibeli. Terdapat berbagai jenis analisis saham yang dapat digunakan umumnya yang paling sering digunakan adalah analisis fundamental dan teknikal. Terdapat metode tambahan yang dapat digunakan dalam melakukan yaitu prediksi harga saham.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Asaad Algarni tahun 2025 pada saham Saudi Aramco yang melakukan analisis prediksi harga saham menggunakan model LSTM menunjukkan hasil yang terbaik selama pengujian layanan, model LSTM mencapai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 0,26 dan *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 0,18 dengan rentang harga saham 30-37 SAR (Saudi Riyal) [9]. Kemudian, dalam penelitian yang dilakukan oleh Sujata Joshi et al tahun 2025, dilakukan prediksi harga saham di berbagai sektor dengan menggunakan beberapa metode seperti LSTM, CNN, dan model hibrida LSTM-CNN. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metrik seperti *Root Mean Square Error* (RMSE) serta visualisasi yang mendetail memberikan bukti bahwa model hibrida berbasis LSTM memiliki akurasi, ketahanan, dan efisiensi sumber daya yang lebih baik dibandingkan dengan pendekatan tradisional seperti ARIMA dan *Support Vector Machines* (SVM) [10].

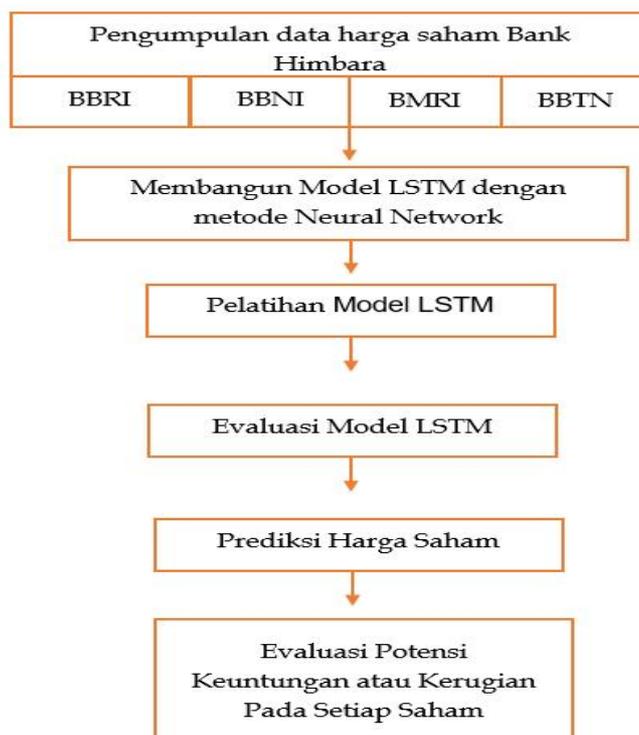
Selanjutnya, dalam penelitian yang dilakukan oleh Ruizhe Feng et al tahun 2025, dilakukan perbandingan berbagai metode prediksi seperti GCN, GRU, LSTM, MLP, RNN, TCN, *Transformer*, dan STGAT. Hasilnya menunjukkan bahwa meskipun model LSTM bukan yang terbaik berdasarkan nilai metrik evaluasi, performanya masih berada dalam kategori yang dapat diterima untuk tugas prediksi [11]. Beberapa metode yang telah dilakukan sebelumnya adalah menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN), *Support Vector Regression* (SVR), hingga *Long Sort*

Term Memory (LSTM) [12]. Dibandingkan ANN, LSTM lebih baik karena memiliki memori yang dibutuhkan dalam pengolahan data *time series* dan metode LSTM terbukti lebih baik daripada SVR [13]. LSTM adalah tipe jaringan saraf buatan yang dirancang khusus untuk menangani masalah *sekuensial* dan dependensi jangka panjang dalam data [14]. Dalam jaringan LSTM, terdapat beberapa komponen yang penting untuk dipahami di antaranya adalah *forget gate*, *input gate* dan *output gate* [15]. *Forget gate* adalah sebuah gerbang yang menentukan informasi mana dari sel sebelumnya yang harus diabaikan atau tidak digunakan dalam perhitungan selanjutnya. *Input gate* adalah gerbang yang menentukan informasi baru mana yang akan ditambahkan ke dalam *cell state*. *Cell state* sendiri merupakan memori dari sel yang mengalirkan informasi penting dari seluruh rangkaian. Terakhir *output gate* adalah gerbang yang menentukan bagian dari *cell state* mana yang akan dikeluarkan untuk tahap selanjutnya [16]. Dengan menggunakan metode LSTM, diharapkan pelaku pasar dapat memiliki gambaran yang lebih baik mengenai harga saham di masa depan, sehingga potensi kerugian dapat dicegah atau dikurangi.

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya yang menggunakan metode LSTM dalam memprediksi harga saham, penelitian ini juga menerapkan metode LSTM dengan menggunakan model yang sederhana dan disesuaikan dengan karakteristik pasar saham perbankan Indonesia, khususnya pada bank-bank anggota HIMBARA. Penelitian ini bertujuan untuk menunjukkan bahwa model LSTM yang sederhana dan ringan tetap dapat memberikan manfaat bagi pelaku pasar saham, karena memungkinkan prediksi dan estimasi harga saham secara mudah untuk periode waktu tertentu ke depan. Setelah proses pelatihan model LSTM selesai, dilakukan implementasi model menggunakan data saham perbankan dari empat bank HIMBARA, yaitu BBNI, BBRI, BMRI, dan BBTN. Analisis difokuskan pada prediksi harga saham di masa depan serta estimasi potensi keuntungan dalam bentuk persentase untuk masing-masing saham. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi panduan bagi investor dalam mengambil keputusan terkait alokasi modal pada keempat jenis saham yang diteliti.

Metode

Alur proses penelitian dapat dilihat pada (Gambar 1). yang menjelaskan proses penelitian dari pengambilan data, *preprocessing* data, membangun model LSTM yang tepat, evaluasi model, menggunakan model untuk melakukan prediksi, hingga evaluasi potensi untung rugi yang dapat digunakan oleh pelaku pasar saham.



Gambar 1. Diagram Alir Metode

Pengumpulan Data

Data historis saham bank Himbara dalam hal ini adalah BBNI, BBRI, BMRI, dan BBTN digunakan adalah pada tanggal 01 Januari 2022 hingga 30 Juli 2025 data diakses dengan menggunakan api yang terkoneksi dengan *yahoo finance* kemudian dilakukan pengolahan data menggunakan *python* pada Juli 2025.

Preprocessing Data

Pengolahan data diawali dengan mengimpor *libraries* yang diperlukan seperti *pandas*, *numpy*, *yfinance*, *sklearn* dan seterusnya. Kemudian dilakukan pemilihan kolom yang diperlukan dalam hal ini menggunakan data harga penutupan saham (*Close*) dengan indeks berupa waktu yang diperoleh dari setiap jenis saham. Data kemudian dinormalisasi menggunakan *MinMaxScaler* dan dipisahkan menjadi *train* dan *test* data dengan perbandingan (70:30).

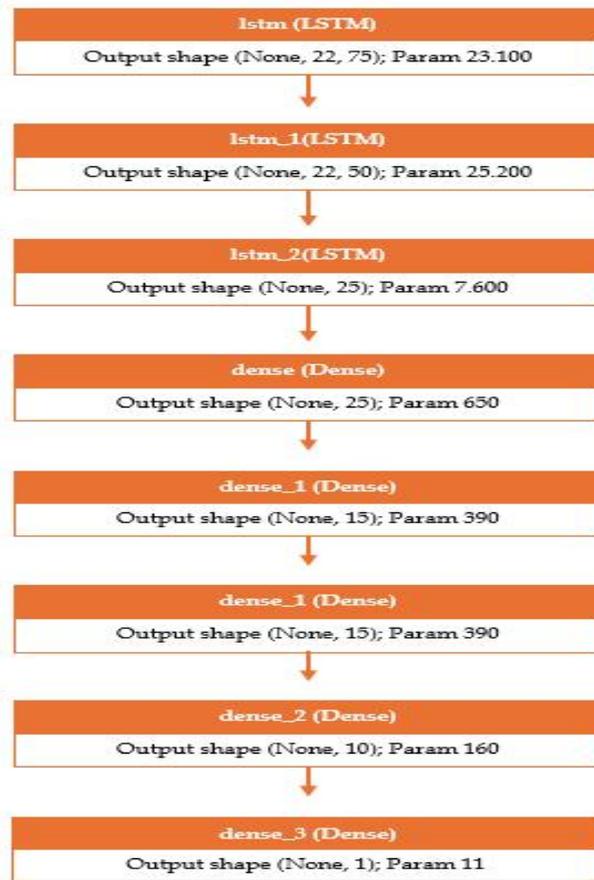
$$X_{sc} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

Dengan X adalah nilai sampel, X_{min} adalah nilai minimum dalam sampel, X_{max} adalah nilai maksimum dalam sampel dan X_{sc} adalah persamaan dari *MinMaxScaler* [17].

Pelatihan Model LSTM

Model dibangun pada *software* berbasis *python* dengan versi *python* 3.9.2. Pemodelan menggunakan metode LSTM dengan *timestep* untuk prediksi sebanyak 22 dengan proses *splitting* data *time-based split*. Pemilihan jumlah *timestep* mengacu pada jumlah rata-rata hari kerja pasar saham di setiap bulannya. Model LSTM dibangun dengan struktur yang dapat dilihat pada (Gambar 2). Pada gambar 2 menunjukkan model yang memproses data *time-series* dari perbankan melalui tiga lapisan LSTM bertingkat untuk menangkap pola temporal secara bertahap, dimulai dari LSTM pertama dengan 75 unit yang mengembalikan urutan penuh, kemudian dilanjutkan oleh LSTM kedua dengan 50 unit, dan diakhiri oleh LSTM ketiga dengan 25 unit yang hanya mengambil *output* pada *timestep* terakhir.

Output vektor dari LSTM terakhir kemudian diproses oleh empat lapisan *dense* secara berturut-turut, masing-masing dengan 25, 15, 10, dan 1 unit, yang berfungsi untuk menyaring dan mentransformasikan fitur menjadi prediksi akhir. Lapisan *dense* memungkinkan model melakukan pemetaan non-linear dan kompresi informasi hingga menghasilkan satu nilai numerik sebagai *output* akhir, sehingga arsitektur yang dibangun sangat sesuai untuk tugas regresi seperti prediksi harga saham. Model yang telah dibangun dilatih dengan *optimizer adam*, *batch_size* 32 dan *epochs* sebanyak 200 kali. Hasil pelatihan model digunakan untuk memprediksi dengan perintah *model.predict* lalu data hasil prediksi dinormalisasi kembali agar dapat ditentukan nilai asli harga saham.



Gambar 2. Arsitektur Model LSTM

Evaluasi Model LSTM

Evaluasi hasil prediksi menggunakan *Mean Square Error* (MSE), *Mean Absolut Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE) dan nilai koefisien determinasi (R^2) sebagai parameter kebaikan hasil dengan rumus perhitungan sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \tag{2}$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{3}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{4}$$

Di mana n merupakan jumlah sampel, y_i merupakan nilai aktual, dan \hat{y}_i adalah nilai prediksi. Dengan ketentuan di mana nilai terbaik dari MSE maupun MAE adalah 0 dan nilai yang dianggap buruk adalah nilai yang sangat besar dan positif [18].

Prediksi Harga Saham

Model yang telah dievaluasi dilakukan untuk menentukan prediksi harga saham selama 30 hari ke depan, kemudian harga saham hasil prediksi, dilakukan evaluasi potensi *loss* atau profitnya.

Evaluasi Potensi Loss/Profit

Perhitungan persentase *loss* atau profit pada tiap emiten dilakukan dengan menghitung perubahan persentase antara harga saham yang diprediksi selama 30 hari ke depan dan harga saham aktual pada hari terakhir dari data uji [19]. Hasil ditampilkan dalam tabel berisi persentase profit setiap hari. Persen profit dinyatakan dalam persamaan (5).

$$\%Profit = \frac{Hp-Ha}{Ha} \times 100\% \tag{5}$$

Di mana **H_p** adalah harga saham prediksi dan **H_a** merupakan harga saham akhir aktual.

Pembahasan

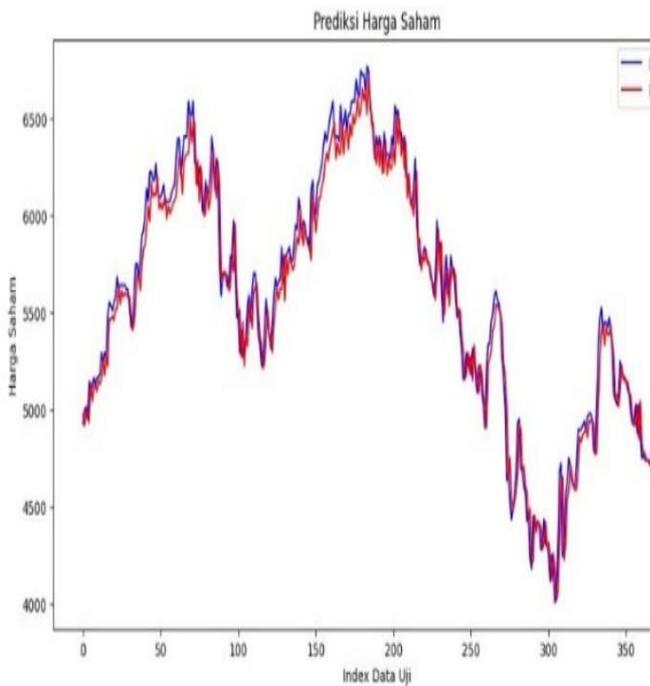
Berdasarkan hasil analisis dengan *python* kita dapat melihat beberapa evaluasi salah satunya dapat menilai sejauh mana emiten perbankan yang memiliki nilai volatilitas yang tinggi dengan cepat, hal ini dapat dilihat dari data harga saham penutupan bank Himbara meliputi BBNI, BBRI, BBTN, dan BMRI. Masing-masing emiten memiliki nilai maksimum dan minimum pada harga penutupan, serta pola harga yang berbeda. Daftar rentang harga pada setiap bank Himbara selama periode penelitian dapat dilihat pada (Tabel 1).

Tabel 1. Nilai Maksimum dan Minimum Harga Penutupan Saham

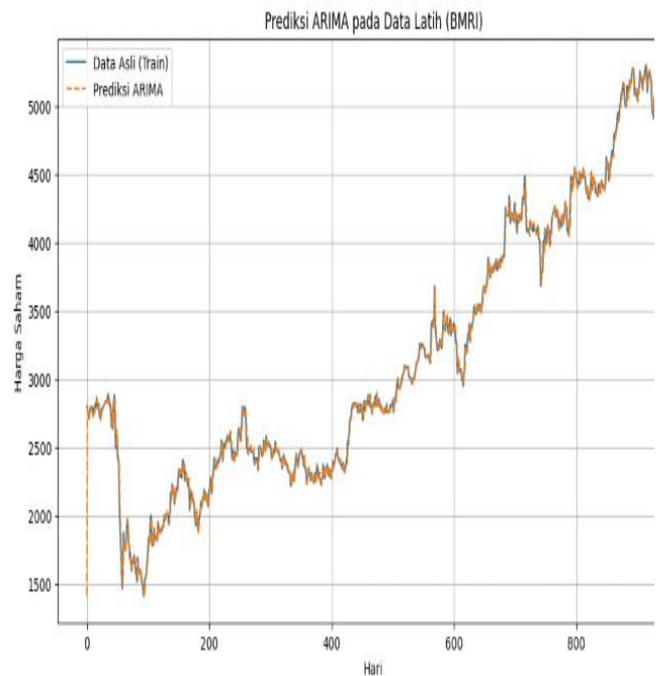
No	Nama Saham	Minimum	Maksimum	Kenaikan Maksimum (%)	Drawdown (%)
1	BBNI	1292.78	5460.85	322.32%	76.33%
2	BBRI	1513.75	5762.10	280.70%	73.73%
3	BBTN	571.90	1654.67	189.36%	65.45%
4	BMRI	1417.04	6769.00	377.52%	79.07%

Tabel 1 menunjukkan data historis dari periode pengamatan harga saham pada setiap emiten Himbara. Kita dapat melihat variasi tingkat volatilitas yang mencerminkan karakteristik risiko dan potensi keuntungan pada setiap emiten [20]. Saham BMRI menunjukkan volatilitas tertinggi, dengan kenaikan maksimum mencapai 377,52% dan penurunan maksimum (*drawdown*) sebesar 79,07%, nilai ini mengindikasikan potensi profit besar namun disertai risiko kerugian yang signifikan. Disusul oleh BBNI, yang mencatat kenaikan 322,32% dan *drawdown* 76,33%, mencerminkan dinamika harga yang juga tinggi. BBRI relatif lebih stabil, dengan kenaikan 280,70% dan *drawdown* 73,73%, tetap menunjukkan volatilitas namun tidak seagresif saham BMRI dan BBNI. Sementara itu, BBTN merupakan saham dengan volatilitas paling rendah di antara keempatnya, dengan kenaikan maksimum 189,36% dan *drawdown* 65,45%, menjadikannya lebih cocok untuk investor yang menghindari fluktuasi harga tajam. Dari data ini, dapat disimpulkan bahwa saham-saham seperti BMRI dan BBNI lebih menarik bagi investor agresif, sementara BBTN lebih sesuai bagi investor konservatif yang mengutamakan kestabilan harga.

Tidak berhenti pada analisis volatilitas dalam penentuan pemilihan saham diperlukan analisis lebih lanjut untuk penilaian yang lebih mendalam terkait risiko dan potensi keuntungan investasi. Analisis tambahan mengenai pola historis harga serta proyeksi masa depan menjadi penting. Sehingga pada penelitian ini dilakukan analisis lanjutan menggunakan model *artificial intelligence* berbasis LSTM (*Long Short-Term Memory*) yang mampu melakukan prediksi harga penutupan pada setiap saham yang kita inginkan. Dengan model ini kita hanya perlu menentukan saham yang ingin dianalisis dan periode analisa kemudian menjalankan program. Program *python* akan memproses dan menganalisis serta memprediksi harga saham sebagai bahan pertimbangan pelaku pasar saham. Prediksi harga saham yang dihasilkan oleh model LSTM, berdasarkan data uji yang merupakan data historis dari masing-masing bank, disajikan pada Gambar 3 hingga Gambar 6.

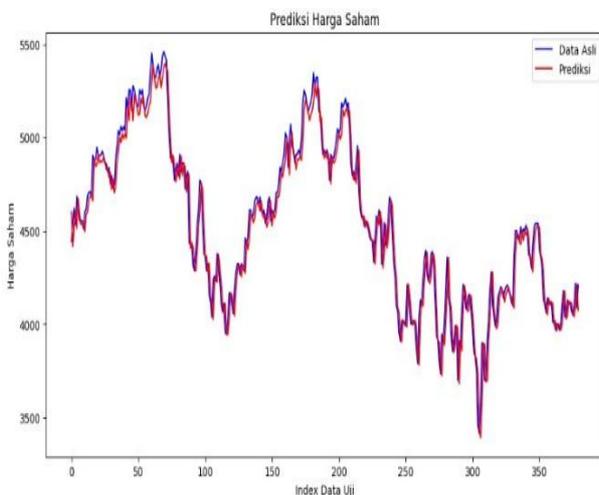


Gambar 3a. Grafik model LSTM dalam memprediksi harga saham BMRI

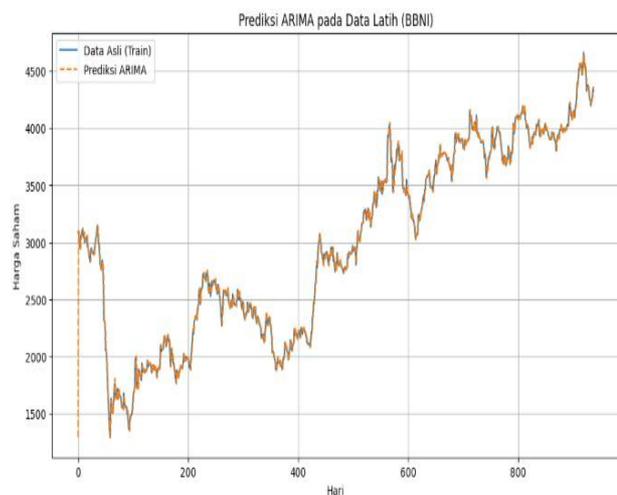


Gambar 3b. Grafik model ARIMA dalam memprediksi harga saham BMRI

Gambar 3a menunjukkan grafik prediksi harga saham BMRI dapat kita lihat model LSTM mampu mengikuti pola pergerakan harga saham dengan baik, di mana garis prediksi secara umum mengikuti tren dari data asli pada data uji. Model berhasil mengenali arah tren, baik saat harga mengalami kenaikan maupun penurunan, serta menunjukkan respons yang baik terhadap fluktuasi harga yang tajam. Meskipun terdapat sedikit deviasi pada beberapa titik ekstrem, prediksi tetap konsisten dan tidak menunjukkan tanda *overfitting*. Hal ini mengindikasikan bahwa model LSTM yang digunakan memiliki performa yang andal dalam memetakan pola historis harga saham BMRI dan memberikan hasil prediksi yang mendekati data aktual. Jika dibandingkan dengan metode ARIMA konvensional dengan jumlah observasi sebanyak 22 data sebelumnya. Metode *arima* pada gambar 3b menghasilkan prediksi yang sangat mirip dengan data asli, namun hanya pada data latih, sehingga berpotensi mengalami *overfitting* dan kurang andal ketika diterapkan pada data baru. Dengan demikian, LSTM lebih unggul dalam hal generalisasi dan cocok digunakan untuk prediksi jangka panjang pada data yang kompleks, sementara ARIMA lebih tepat digunakan untuk data yang bersifat linear dan stasioner.

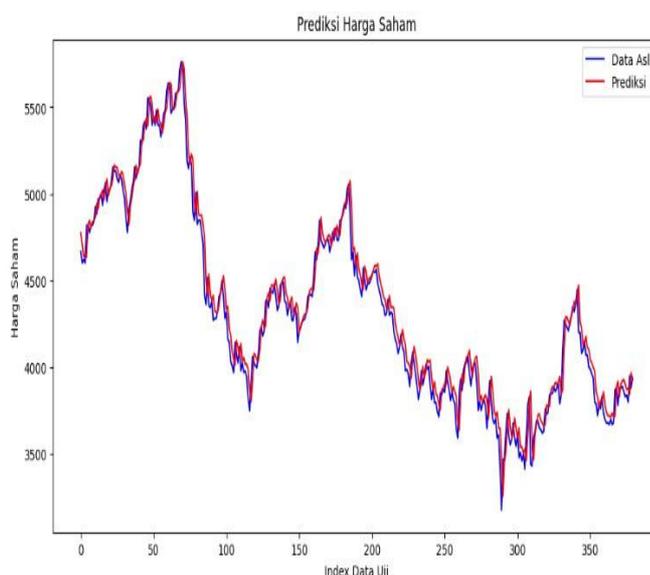


Gambar 4a. Grafik model LSTM dalam memprediksi harga saham BBNi

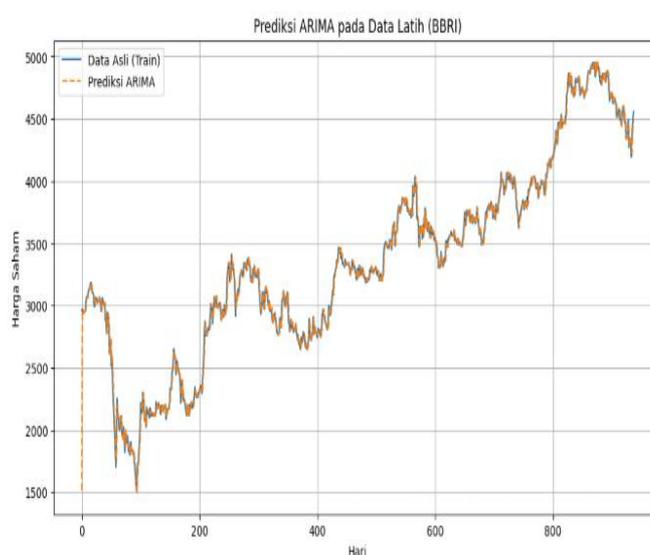


Gambar 4b. Grafik model ARIMA dalam memprediksi harga saham BBNi

Gambar 4a prediksi harga saham untuk emiten BBNI menunjukkan kinerja model LSTM yang baik dalam mengikuti pergerakan harga historis. Garis prediksi (merah) menunjukkan kemiripan yang kuat dengan garis data asli (biru), menandakan bahwa model mampu mengenali pola dan tren harga dengan akurat. Hal ini mencerminkan bahwa model berhasil menangkap karakteristik volatilitas saham BBNI yang dinamis namun tidak ekstrem. Fluktuasi harga yang tajam dalam jangka pendek juga dapat diikuti dengan respons prediksi yang relatif presisi, menandakan sensitivitas model terhadap perubahan harga yang cepat. Dengan performa seperti ini, model LSTM terbukti efektif untuk memproyeksikan pergerakan harga saham BBNI dalam jangka pendek hingga menengah. Jika dibandingkan dengan metode *Arima* pada gambar 4b grafik ARIMA menampilkan hasil prediksi yang nyaris identik dengan data pelatihan, sehingga akurasinya tampak sangat tinggi namun hanya terbatas pada data yang sudah dikenal. Hal ini mengindikasikan bahwa ARIMA cenderung menghafal pola data latih dan kurang fleksibel saat digunakan untuk memprediksi data baru yang lebih dinamis. Maka dari itu, LSTM lebih direkomendasikan dalam analisis ini karena kemampuannya menangkap pola jangka panjang dan perubahan harga yang tidak teratur.

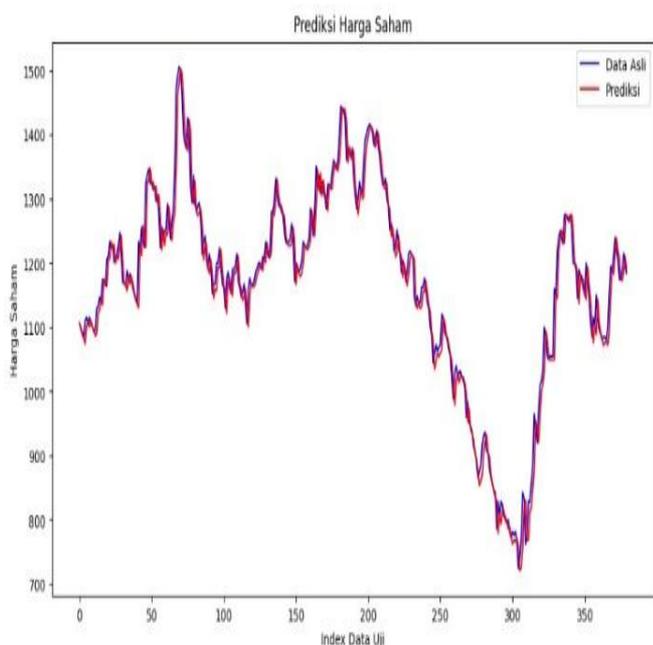


Gambar 5a. Grafik model LSTM dalam memprediksi harga saham BBRI

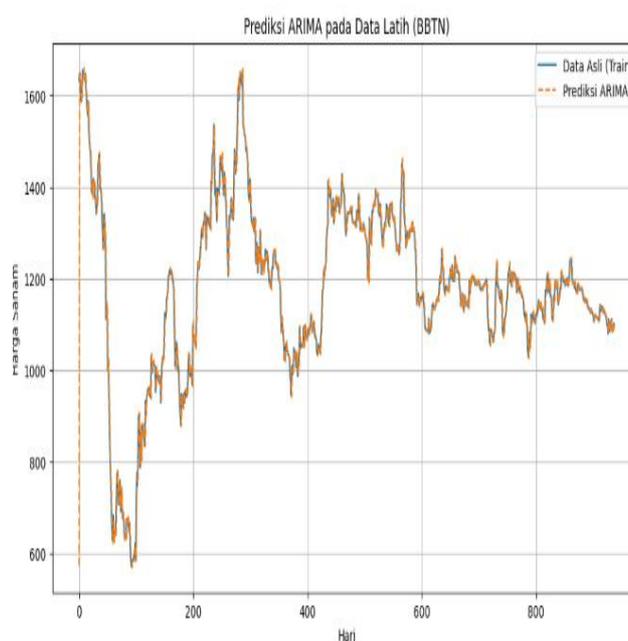


Gambar 5b. Grafik model LSTM dalam memprediksi harga saham BBRI

Gambar 5a menunjukkan prediksi harga saham BBRI yang dapat kita lihat karakteristik yang sedikit berbeda dibanding emiten lain, khususnya dalam hal tren jangka menengah yang cenderung menurun. Model LSTM mampu menangkap pola penurunan harga secara bertahap dengan baik, terlihat dari garis prediksi (merah) yang secara umum bergerak searah dan berdekatan dengan data asli (biru). Berbeda dengan saham yang memiliki fluktuasi tajam atau pola *reversal* yang kompleks, grafik ini menunjukkan struktur pergerakan harga yang lebih gradual dan berulang, yang lebih mudah dipelajari oleh model. Selain itu, respons model terhadap konsolidasi harga di bagian akhir grafik terlihat presisi, menandakan kemampuan LSTM dalam mengenali fase pasar yang relatif datar setelah tren penurunan. Dengan demikian, pada saham BBRI, kekuatan model justru terletak pada kemampuannya mengikuti *trending market* dan sinyal stabilitas harga, menjadikan prediksi lebih halus dan konsisten meskipun tren jangka panjang bersifat *bearish*.



Gambar 6a. Grafik model LSTM dalam memprediksi harga saham BBTN



Gambar 6b. Grafik model Arima dalam memprediksi harga saham BBTN

Gambar 6a menunjukkan grafik prediksi harga saham untuk emiten BBTN. Dapat kita lihat model LSTM mampu menangkap pergerakan harga dengan tingkat akurasi yang tinggi, terutama dalam mengikuti pola naik-turun yang tajam dan kompleks. Garis prediksi sangat berdekatan dengan garis data asli, bahkan ketika fase-fase kritis seperti penurunan tajam di sekitar indeks 250-300 dan pemulihan kuat sesudahnya. Hal ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya memahami tren umum, tetapi juga sensitif terhadap perubahan arah harga secara mendadak, yang menjadi ciri khas volatilitas BBTN. Dibandingkan emiten lain, pergerakan saham BBTN terlihat lebih dinamis dan tidak linear, sehingga keberhasilan model dalam meniru pola ini memperlihatkan kemampuannya dalam menangani sinyal pasar yang berfluktuasi tinggi. Dengan performa prediktif seperti ini, model LSTM dapat diandalkan untuk memproyeksikan harga saham BBTN dalam skenario pasar yang tidak stabil maupun saat terjadi pembalikan tren. Jika dibandingkan dengan metode ARIMA pada BBTN dan BBRI hasil model tidak jauh berbeda dari dua emiten sebelumnya BMRI dan BBNI di mana model ARIMA menunjukkan hasil prediksi yang identik dengan data pelatihan, sehingga akurasinya terlihat sangat tinggi, namun hanya terbatas pada data yang sudah dikenal. Hal ini mengindikasikan bahwa ARIMA cenderung menghafal pola data latih dan kurang fleksibel saat digunakan untuk memprediksi data baru yang lebih dinamis

Setelah melihat grafik kinerja model dalam melakukan prediksi selanjutnya adalah melakukan evaluasi parameter kebaikan dari model pada setiap emiten. Dalam model LSTM, 22 data harga saham sebelumnya digunakan sebagai fitur (x), sedangkan data harga saham ke-23 dijadikan target (y). Model kemudian dilatih dan diukur kinerjanya dengan parameter kebaikan *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Square Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Coefficient of Determination* (*R-Square* R^2) sebagai parameter indikator untuk mengevaluasi kualitas model dalam melakukan prediksi harga[21]. Nilai-nilai ini dicatat dalam Tabel 2 untuk setiap saham yang dianalisis.

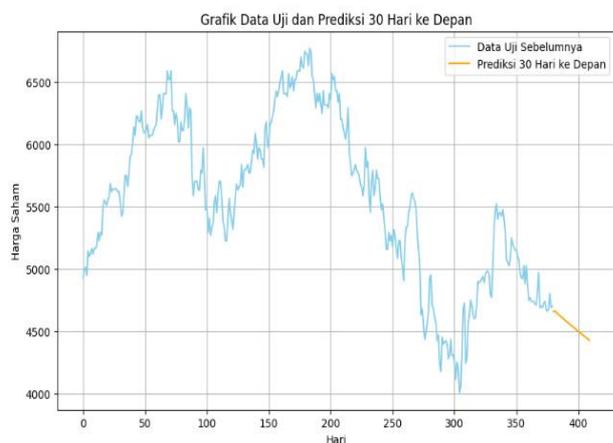
Tabel 2. Nilai MAE, MSE, dan R^2 Model LSTM

No	Nama Saham	MAE	MSE	RMSE	R^2
1	BMRI	96.94	15508.82	124.53	0.9643
2	BBNI	73.74	9383.78	96.87	0.9522
3	BBRI	73.73	9140.85	95.61	0.9712
4	BBTN	20.48	796.549	28.22	0.9682

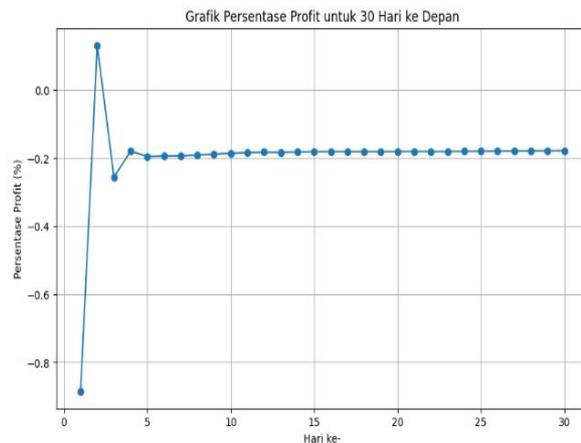
Berdasarkan hasil pada Tabel 2. menunjukkan bahwa saham BBTN memiliki nilai MAE dan MSE yang lebih rendah dibandingkan hasil lainnya. MAE menunjukkan nilai rata-rata selisih antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya dan MSE menunjukkan nilai kuadrat kesalahan antara nilai prediksi dengan nilai sebenarnya. Semakin kecil nilai MSE dan MAE menunjukkan kesalahan prediksi yang rendah[22]. Berdasarkan hasil diperoleh nilai R² tertinggi pada saham BBRI. Semakin tinggi nilai R² maka semakin baik hasil model yang dilakukan sehingga saham memberikan hasil terbaik dalam prediksi model menggunakan LSTM yang dibangun.

Berdasarkan hasil evaluasi model LSTM terhadap empat saham perbankan HIMBARA menggunakan metrik MAE, MSE, RMSE, dan R², diperoleh bahwa model memiliki performa prediktif yang sangat baik secara keseluruhan. Saham BBRI menunjukkan akurasi relatif terbaik dengan nilai R² tertinggi sebesar 0,9712, menandakan bahwa model mampu menjelaskan lebih dari 97% variasi harga aktual. Di sisi lain, saham BBTN mencatatkan nilai kesalahan absolut terendah dengan MAE sebesar 20,48 dan RMSE sebesar 28,22, menunjukkan prediksi yang sangat dekat dengan harga asli, di mana semakin kecil nilai MSE dan MAE menunjukkan kesalahan prediksi dari model yang rendah [22]. Sementara itu, BMRI memiliki nilai *error* tertinggi (RMSE: 124,53) akibat fluktuasi harga yang lebih besar, namun tetap mempertahankan R² yang tinggi sebesar 0,9643. Nilai-nilai evaluasi ini menunjukkan bahwa model LSTM mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap berbagai karakteristik saham, baik yang berharga tinggi maupun rendah, serta bekerja optimal dalam memetakan pola historis harga secara akurat.

Berdasarkan evaluasi model kita telah memperoleh model yang optimal langkah selanjutnya dalam melakukan evaluasi saham yaitu menentukan nilai untung atau rugi pada masa yang akan datang dalam hal ini dilakukan prediksi harga penutupan dalam 30 hari ke depan. Hasil yang diperoleh adalah potensi keuntungan atau kerugian pada setiap emiten saham HIMBARA yang dapat kita lihat pada Gambar 7 (ab) hingga Gambar 9 (ab).

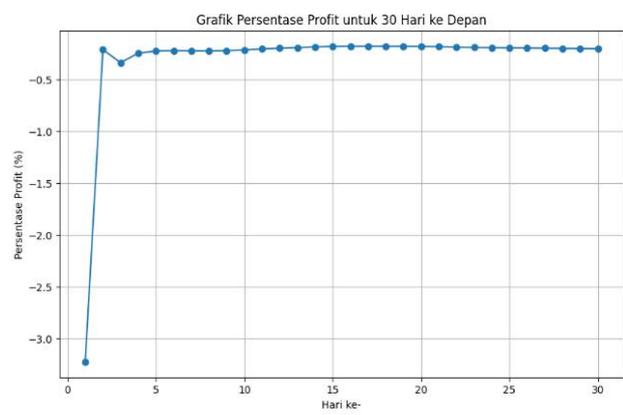
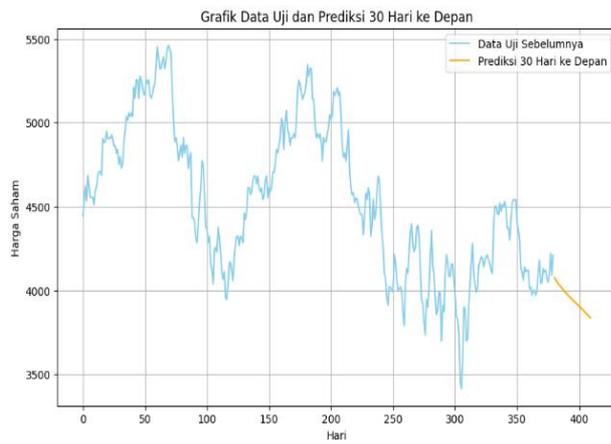


Gambar 7a. Grafik potensi keuntungan Saham BMRI pada setiap hari selama 30 hari ke depan



Gambar 7b. Grafik potensi keuntungan Saham BMRI pada setiap hari selama 30 hari ke depan

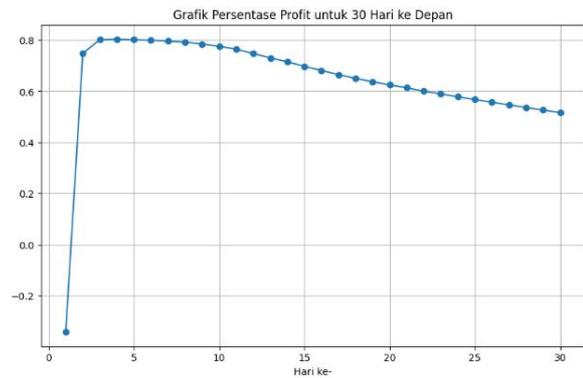
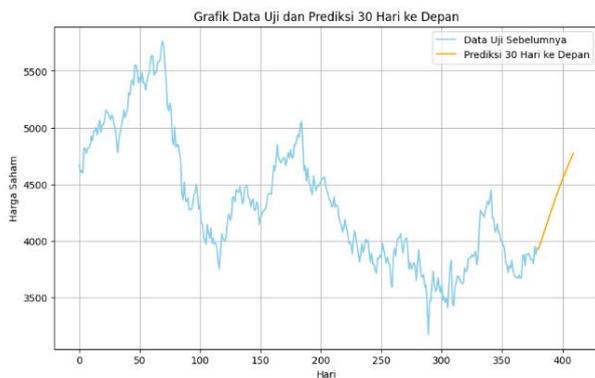
Berdasarkan Gambar 7(ab) kita dapat melihat prediksi harga saham BMRI untuk 30 hari ke depan setelah tanggal pembelian pada 30 Juli 2025, terlihat bahwa tren harga diproyeksikan mengalami penurunan secara bertahap. Hal ini tercermin pada garis oranye di grafik pertama yang menunjukkan kecenderungan turun dari kisaran 4600 menuju sekitar 4400. Penurunan ini juga dikonfirmasi oleh grafik kedua, yaitu grafik persentase profit, yang menunjukkan bahwa dalam 30 hari ke depan, nilai investasi diperkirakan akan mengalami kerugian. Profit tertinggi hanya mencapai sedikit di atas 0% di hari ke-2, namun dengan cepat berubah menjadi negatif dan menetap pada kisaran (-0,2%) hingga (-0,3%), dengan nilai akumulatif mencapai (-5,95%). Kondisi ini mencerminkan bahwa, berdasarkan hasil prediksi LSTM, membeli saham BMRI pada akhir Juli 2025 bukanlah keputusan yang menguntungkan untuk jangka waktu 30 hari ke depan, karena potensi *capital loss* yang signifikan dan tren harga menunjukkan sinyal *bearish* jangka pendek.



Gambar 8a. Grafik potensi keuntungan Saham BBNI pada setiap hari selama 30 hari ke depan

Gambar 8b. Grafik potensi keuntungan Saham BMRI pada setiap hari selama 30 hari ke depan

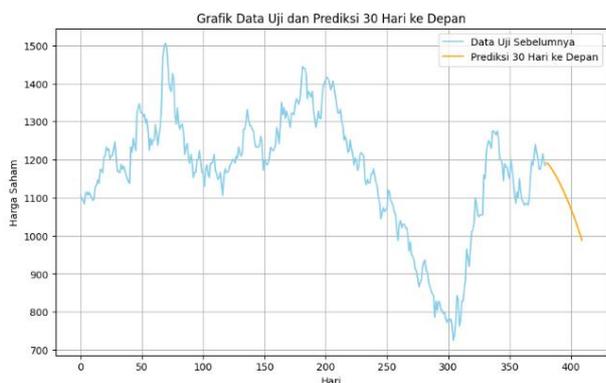
Berdasarkan grafik pada Gambar 8(ab) prediksi harga saham dan persentase profit saham BBNI selama 30 hari ke depan setelah pembelian pada tanggal 30 Juli 2025 (hari ke-465), terlihat bahwa tren harga cenderung mengalami penurunan. Garis oranye yang merepresentasikan hasil prediksi menunjukkan penurunan harga dari kisaran sekitar 4200 ke bawah 4000. Hal ini juga diperkuat oleh grafik persentase profit yang menunjukkan nilai negatif secara konsisten, terutama pada hari pertama dengan penurunan pada (-3.2%), dan secara keseluruhan menunjukkan tren rugi dengan akumulasi persentase profit sebesar (-9,24%). Prediksi ini mengindikasikan bahwa dalam jangka pendek, saham BBNI berpotensi tidak menguntungkan jika dilihat dari sisi *capital gain*, dan investor disarankan untuk lebih berhati-hati atau mempertimbangkan waktu beli yang lebih tepat.



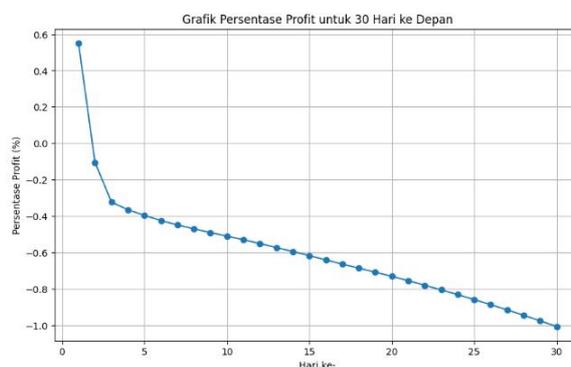
Gambar 9a. Grafik potensi keuntungan Saham BBRI pada setiap hari selama 30 hari ke depan

Gambar 9b. Grafik potensi keuntungan Saham BBRI pada setiap hari selama 30 hari ke depan

Berdasarkan grafik pada Gambar 9 (ab) kita dapat melakukan evaluasi terhadap prediksi saham BBRI yang menunjukkan bahwa model memperkirakan tren kenaikan harga yang positif selama 30 hari ke depan sejak pembelian pada 30 Juli 2025. Grafik harga saham memperlihatkan pergerakan naik yang konsisten, mencerminkan potensi pemulihan setelah fase penurunan sebelumnya. Hal ini diperkuat oleh grafik persentase profit yang menunjukkan kenaikan tajam di awal, mencapai puncak dalam beberapa hari pertama, lalu perlahan menurun namun tetap berada di wilayah positif. Total persentase keuntungan yang diproyeksikan dalam 30 hari adalah sekitar 19,30%, yang menunjukkan potensi profit yang menjanjikan untuk strategi investasi jangka pendek, dengan momentum terbaik berada dalam minggu pertama setelah pembelian.



Gambar 10a. Grafik potensi keuntungan Saham BBTN pada setiap hari selama 30 hari ke depan



Gambar 10b. Grafik potensi keuntungan Saham BBTN pada setiap hari selama 30 hari ke depan

Berdasarkan grafik pada Gambar 10 (ab) kita dapat melakukan evaluasi pada hasil prediksi saham BBTN. Hasil menunjukkan bahwa model memperkirakan tren penurunan harga yang tajam dalam 30 hari ke depan sejak pembelian pada 30 Juli 2025. Grafik harga memperlihatkan kecenderungan melemah setelah periode konsolidasi sebelumnya, yang sejalan dengan grafik persentase profit yang menunjukkan penurunan konsisten dari hari ke-1 hingga hari ke-30. Persentase profit keseluruhan yang diprediksi mencapai -18,06%, mengindikasikan potensi kerugian yang signifikan jika investor mempertahankan posisi beli selama periode tersebut. Meskipun hari pertama menunjukkan sedikit keuntungan, tren selanjutnya menurun drastis, sehingga dalam kondisi seperti ini, pembelian saham BBTN tidak disarankan untuk strategi jangka pendek karena berisiko tinggi terhadap kerugian modal. Persen untung rugi hasil prediksi pada setiap emiten dihitung dan dirangkum pada Tabel 3.

Tabel 3. Potensi Untung Rugi Pada Setiap Saham yang dihitung dengan model LSTM

No	Nama Saham	% Loss/Gain	Kesimpulan
1	BMRI	-5.9532	Loss
2	BBNI	-9.2358	Loss
3	BBRI	19.3032	Profit
4	BBTN	-18.0567	Loss

Berdasarkan hasil analisis dari model LSTM yang dibangun, diperoleh informasi bahwa setiap saham memiliki nilai potensi *loss/gain* yang berbeda. Pada keempat saham HIMBARA, diperoleh informasi ketika pelaku pasar saham melakukan pembelian aksi beli pada 30 Juli 2025 kita dapat melihat dari keempat saham perbankan yang dianalisis, hanya BBRI yang menunjukkan potensi keuntungan selama periode 30 hari ke depan dengan prediksi profit sebesar +19,30%, menjadikannya satu-satunya saham yang direkomendasikan untuk strategi investasi jangka pendek. Sementara itu, ketiga saham lainnya yaitu BMRI, BBNI, dan BBTN semuanya diprediksi mengalami penurunan nilai, dengan BBTN mencatat kerugian tertinggi sebesar (-18,06%), sehingga berisiko tinggi untuk dibeli dalam waktu dekat. Secara keseluruhan, BBRI menjadi pilihan paling menjanjikan di antara saham-saham yang dianalisis, sedangkan lainnya sebaiknya dihindari dalam jangka waktu pendek sesuai hasil model prediksi.

Jika dilihat pada Gambar 7b, 8b, 9b, dan 10b, grafik *loss/gain* harga saham menunjukkan fluktuasi harga setiap harinya. Hasil ini menunjukkan bahwa potensi keuntungan bersifat fluktuatif, menandakan bahwa ketepatan waktu dalam melakukan pembelian sangat berpengaruh terhadap keuntungan yang diperoleh. Oleh karena itu, investor harus menentukan waktu yang tepat untuk melepas dana ketika melakukan proses investasi guna memaksimalkan profit. Pada penelitian ini prediksi dilakukan dalam kerangka asumsi *ceteris paribus* di mana semua faktor lain dianggap tetap padahal kenyataannya di pasar modal sangat dinamis. Karena itu, potensi keuntungan atau kerugian seperti pada emiten BBNI sebesar (-9,2358%) hanya bisa tercapai jika tidak terjadi kejutan eksternal signifikan selama periode prediksi. Namun tidak menutup kemungkinan bahwa hasil

penelitian dapat menjadi bahan pertimbangan bagi pelaku pasar saham dalam menentukan pilihan saham untuk penanaman modal, waktu jual dan waktu beli yang tepat. Tentunya, diperlukan analisis lebih lanjut jika pelaku pasar ingin melakukan aksi beli atau jual untuk periode lebih dari 30 hari, seperti analisis fundamental, laporan keuangan tiap kuartal, dan kesehatan Perusahaan, serta berbagai faktor eksternal lain yang dapat mempengaruhi harga saham seperti harga minyak dunia, harga emas dunia, serta nilai kurs rupiah terhadap USD [23].

Selain itu juga, perlu diperhatikan bahwa hasil analisis harga saham pada penelitian ini bersifat eksperimental penulis tidak memberikan ajakan untuk membeli atau menjual selain itu penting untuk menyadari bahwa prediksi jangka pendek seperti dalam periode 30 hari ke depan memiliki sejumlah keterbatasan. Model prediksi berbasis LSTM yang digunakan hanya mengandalkan data historis harga saham dan tidak mempertimbangkan faktor eksternal seperti berita pasar, kebijakan pemerintah, kondisi ekonomi makro, atau sentimen investor yang dapat memengaruhi harga saham secara tiba-tiba. Selain itu, fluktuasi harga saham dalam jangka pendek sering kali bersifat acak dan dipengaruhi oleh volatilitas tinggi, sehingga akurasi prediksi bisa menurun seiring waktu. Oleh karena itu, hasil prediksi ini sebaiknya dijadikan sebagai acuan tambahan, bukan satu-satunya dasar dalam pengambilan keputusan investasi.

Kesimpulan dan Saran

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode LSTM efektif dalam memprediksi harga penutupan saham bank HIMBARA berdasarkan data historisnya. Model yang dibangun menampilkan hasil prediksi dengan rentang akurasi (R^2) yang signifikan, yaitu 0.9522 - 0.9712, menunjukkan bahwa LSTM mampu memodelkan harga saham dengan baik. Evaluasi model LSTM terlihat dari nilai *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) dengan rentang (MAE) 20.48-73-74 dan (MSE) 796.549-15508.82 dan (RMSE) 28.22-124.53. Hasil evaluasi kesalahan prediksi tergolong kecil dengan rentang harga saham Rp. 571,90-Rp.6769,00 yang menunjukkan bahwa model yang dibangun mampu memprediksi harga saham secara cepat tepat dan akurat.

Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model LSTM yang dibangun terbukti akurat dalam memprediksi harga saham. Perhitungan hasil prediksi dapat digunakan untuk menentukan persentase untung rugi yang dapat dijadikan sebagai masukan penting bagi pelaku pasar saham dalam menaruh atau menarik dana ke saham pilihan. Waktu pembelian juga sangat mempengaruhi persentase keuntungan yang diterima karena sifat pergerakan harga saham yang fluktuatif. Penelitian ini menunjukkan bahwa investasi terbaik dapat dilakukan pada saham BBRI dengan persentase keuntungan 19.3032 % jika pembelian dilakukan pada hari pertama dan dijual setelah 30 hari investasi namun perlu diperhatikan bahwa hasil prediksi jangka pendek seperti dalam periode 30 hari ke depan memiliki sejumlah keterbatasan di mana model prediksi berbasis LSTM yang digunakan hanya mengandalkan data historis harga saham dan tidak mempertimbangkan faktor eksternal seperti berita pasar, kebijakan pemerintah, kondisi ekonomi makro, atau sentimen investor yang dapat memengaruhi harga saham secara tiba-tiba. Selain itu masih diperlukan permodelan yang dapat memberikan hasil evaluasi yang lebih rendah untuk MAE dan MSE serta koefisien determinasi yang dapat lebih baik untuk penelitian selanjutnya dengan mengombinasikan LSTM dengan teknik *ensemble* atau *attention-based models*.

Referensi

- [1] N. E. Yanti, 'Analisis Risiko Investasi dan Optimalisasi Portofolio Saham LQ45 dengan Metode Value At Risk', *J. Ilm. Mhs. FEB*, vol. 6, no. 2, Jun. 2018.
- [2] N. Kostini, R. Sukmadewi, and M. A. Fahmi, 'Penentuan Keputusan Investasi Saham Dengan Pendekatan Sinyal Beli Dan Sinyal Jual Pada Perusahaan Perbankan Yang Terdaftar Pada Lq 45', *AdBispreneur*, vol. 8, no. 2, pp. 129-139, 2024, doi: 10.24198/adbispreneur.v8i2.37433.
- [3] W. L. Seventeen and S. D. Shinta, 'Pengaruh Economic Value Added dan return On Equity (ROE) Terhadap Harga Saham pada perusahaan Investasi yang Terdaftar Di BEI Tahun

- 2016-2019.', *JAZJurnal Akunt. Unihaz*, vol. 4, no. 1, p. 138, 2021, doi: 10.32663/jaz.v4i1.2094.
- [4] Fitriani, Iwan Sugianto, and Agoes Hari Edy Wibowo, 'Analyzing How Capital Gains Influence Investor Willingness to Invest in PT Unilever Tbk Shares During 2022-2024', *Int. J. Sci. Multidiscip. Res.*, vol. 3, no. 5, pp. 637-656, 2025, doi: 10.55927/ijsmr.v3i5.225.
- [5] L. Kustina, O. Safitri, and S. Anwar, 'Kebijakan Deviden Dan Capital Gain: Pengaruhnya Terhadap Harga Saham', *J. Investasi*, vol. 5, no. 1, pp. 24-37, 2019.
- [6] Rakha Adicandra, Eni Indriani, and Yusli Mariadi, 'Analisis Tingkat Pengembalian Dan Risiko Investasi (Studi Pada Industri Food and Beverages Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Periode 2017-2019)', *J. Ris. Mhs. Akunt.*, vol. 2, no. 2, pp. 225-234, 2022, doi: 10.29303/risma.v2i2.211.
- [7] Iasa Nur Firdausi and Lia Nirawati, 'Dampak Adanya Influencer Investor Serta Perilaku Fear Of Missing Out (FOMO) Terhadap Keputusan Pembelian Saham Di Indonesia', *Masip J. Manaj. Adm. Bisnis dan Publik Terap.*, vol. 1, no. 3, pp. 190-196, 2023, doi: 10.59061/masip.v1i3.347.
- [8] N. L. P. . Pradnyawati and N. . Sinarwati, 'Analisis Keputusan Investasi Pada Generasi Millenial di Pasar Modal Saat Pandemi Covid-19', *J. Manaj.*, vol. 8, no. 2, pp. 1-10, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/BISMA-JM/article/view/42838>
- [9] A. Algarni, 'Enhancing Stock Market Forecasting Through a Service-Driven Approach: Microservice System', *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 16, no. 1, pp. 275-282, 2025, doi: 10.14569/IJACSA.2025.0160127.
- [10] S. Joshi, B. L. Mahanthi, G. Pavithra, K. S. Pokkuluri, S. S. Ninawe, and R. Sahu, 'Integrating LSTM and CNN for Stock Market Prediction: A Dynamic Machine Learning Approach', *J. Artif. Intell. Technol.*, vol. 5, pp. 168-179, 2025, doi: 10.37965/jait.2025.0652.
- [11] R. Feng, S. Jiang, X. Liang, and M. Xia, 'STGAT: Spatial-Temporal Graph Attention Neural Network for Stock Prediction', *Appl. Sci.*, vol. 15, no. 8, pp. 1-26, 2025, doi: 10.3390/app15084315.
- [12] M. R. Saputra and D. Saepudin, 'Optimasi Portofolio Berbasis Prediksi Return Saham Menggunakan Hybrid XGBoost dan Improved Firefly Algorithm untuk Saham-Saham dalam Indeks LQ45', *eProceedings ...*, vol. 10, no. 3, pp. 3505-3514, 2023.
- [13] N. Nagar, P. K. Jatav, M. Gupta, and A. Limone, 'Performance Comparison of LSTM and SVR Models in Predicting Stock Prices', *J. Harbin Eng. Univ.*, vol. 44, no. 7, pp. 1-5, 2023.
- [14] E. D. Spyrou, I. Tsoulos, and C. Stylios, 'Applying and Comparing LSTM and ARIMA to Predict CO Levels for a Time-Series Measurements in a Port Area', *Signals*, pp. 235-248, 2022, doi: 10.3390/signals3020015.
- [15] B. Lindemann, T. Müller, H. Vietz, N. Jazdi, and M. Weyrich, 'A survey on long short-term memory networks for time series prediction', *Procedia CIRP*, vol. 99, no. July 2020, pp. 650-655, 2021, doi: 10.1016/j.procir.2021.03.088.
- [16] F. Chollet, *Deep Learning with Python Second Edition*. Manning Publications Co., 2021.
- [17] D. Chicco, M. J. Warrens, and G. Jurman, 'The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation', *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 7, pp. 1-24, 2021, doi: 10.7717/PEERJ-CS.623.
- [18] V. R. Prasetyo, M. Mercifia, A. Averina, L. Sunyoto, and B. Budiarmo, 'Prediksi Rating Film Pada Website Imdb Menggunakan Metode Neural Network', *Netw. Eng. Res. Oper.*, vol. 7, no. 1, p. 1, 2022, doi: 10.21107/nero.v7i1.268.
- [19] A. Handayani and N. Nurulrahmatia, 'Analisis Rasio Keuangan dalam Memprediksi

- Pertumbuhan Laba pada PT. Aneka Tambang Tbk', *J. Ilmu Manaj.*, vol. 10, no. 2, pp. 18-27, 2020.
- [20] N. Made Wahyuliantini, 'Pengaruh Harga Saham, Volume Perdagangan Saham, Dan Volatilitas Return Saham Pada Bid-Ask Spread'.
- [21] Z. Zhang, Q. Liu, Y. Hu, and H. Liu, 'Multi-feature stock price prediction by LSTM networks based on VMD and TMFG', *J. Big Data*, vol. 12, no. 1, 2025, doi: 10.1186/s40537-025-01127-4.
- [22] A. R. Wijaya, 'Model Prediksi Data Harga Minyak Mentah Dunia Dengan Metode Exponential Smoothing', *Bul. Ilm. Math. Stat. dan Ter.*, vol. 12, no. 1, pp. 21-28, 2023.
- [23] H. Handika, A. Damajanti, and R. Rosyati, 'Faktor Penentu Fluktuasi Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (Ihsg) Di Bursa Efek Indonesia (Bei)', *Solusi*, vol. 19, no. 3, p. 153, 2021, doi: 10.26623/slsi.v19i3.3503.