

Implementasi Model *Long Short-Term Memory* Berbasis RSI dan MACD untuk Prediksi Saham BBKA

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/jutisi.v15i3.3736>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)

M. Ilham Wahyudi^{1*}, Sadr Lufti Murfeni²

Teknologi Informasi, Universitas 'Aisyiyah Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia

*e-mail Corresponding Author: ilhamwahyudi4625@gmail.com

Abstract

This study enhances BBKA stock price forecasting accuracy by overcoming standalone historical data limitations in tracking market momentum. The methodology integrates a Long Short-Term Memory (LSTM) model with Relative Strength Index (RSI) and Moving Average Convergence Divergence (MACD) technical indicators. Adopting the CRISP-DM framework, BBKA data from 2018 to 2026 were gathered via yfinance, followed by feature engineering and Min-Max Scaler normalization. The structured LSTM model, utilizing three input features and 60-day time steps, was evaluated using RMSE and MAPE metrics. The network achieved an RMSE of IDR 173.99 and a MAPE of 1.56%, satisfying the sub-10% threshold for highly accurate predictions. These outcomes prove that merging RSI and MACD significantly improves LSTM's trend-capturing capability. This hybrid framework is highly viable as an investment decision support system.

Keywords: Stock Prediction; BBKA; LSTM; RSI; MACD

Abstrak

Penelitian ini meningkatkan akurasi prediksi harga saham BBKA dengan mengatasi keterbatasan data historis tunggal dalam membaca momentum pasar. Metodologi yang digunakan mengintegrasikan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan indikator teknikal *Relative Strength Index* (RSI) dan *Moving Average Convergence Divergence* (MACD). Mengadopsi kerangka CRISP-DM, data BBKA periode 2018 hingga 2026 diambil melalui *yfinance*, dilanjutkan rekayasa fitur dan normalisasi *Min-Max Scaler*. Model LSTM yang dibangun menggunakan tiga fitur input dan *time steps* 60 hari dievaluasi dengan metrik RMSE dan MAPE. Jaringan ini menghasilkan RMSE sebesar Rp173,99 dan MAPE 1,56%, memenuhi ambang batas di bawah 10% untuk kategori prediksi sangat akurat. Hasil ini membuktikan penggabungan RSI dan MACD secara signifikan meningkatkan kemampuan LSTM dalam menangkap tren. Sistem hibrida ini sangat layak diimplementasikan sebagai pendukung keputusan investasi.

Kata kunci: Prediksi Saham; BBKA; LSTM; RSI; MACD

1. Pendahuluan

Pergerakan harga di pasar saham merupakan instrumen investasi yang dinamis dengan tingkat volatilitas tinggi karena dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi maupun sentimen pasar yang kompleks. Bagi pelaku investasi, kemampuan untuk memproyeksikan pergerakan harga saham secara akurat merupakan kunci utama guna memaksimalkan profitabilitas serta meminimalkan risiko kerugian modal [1]. Secara umum, analisis pergerakan saham bertumpu pada analisis fundamental yang berfokus pada kinerja keuangan perusahaan dan analisis teknikal yang mempelajari riwayat pergerakan harga [2]. Model prediksi konvensional yang hanya bergantung pada data harga penutupan tunggal (*univariate closing price*) sering kali mengalami keterbatasan akurasi karena tidak mampu menangkap sinyal perubahan tren yang sensitif serta momentum pasar yang bergerak secara non-linear. Pengembangan model peramalan cerdas yang mampu mengintegrasikan riwayat harga dengan indikator momentum menjadi sangat esensial dalam studi komputasi keuangan modern.

PT Bank Central Asia Tbk (BBKA) merupakan salah satu emiten perbankan swasta terbesar dan paling likuid di Bursa Efek Indonesia (BEI) dengan volume transaksi harian yang

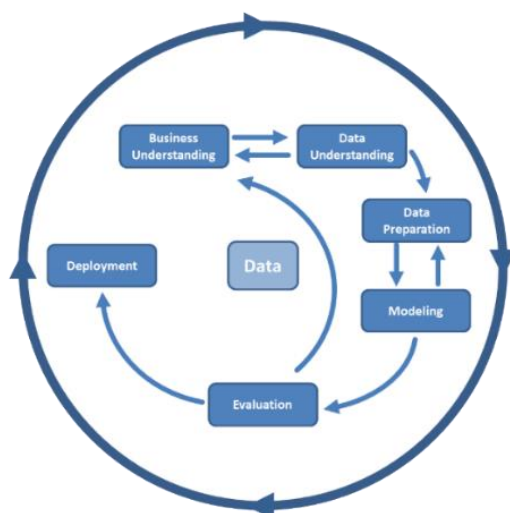
sangat aktif diperjualbelikan [3]. Karakteristik pergerakan saham dengan kapitalisasi besar (*blue-chip*) seperti BBKA tidak bergerak secara linear, melainkan kerap kali fluktuatif hingga mencapai titik jenuh beli (*overbought*) maupun jenuh jual (*oversold*) yang sulit diantisipasi apabila model prediksi hanya membaca data harga mentah univariat [2], [4]. Secara teknikal, kondisi jenuh ini umumnya diukur secara kuantitatif melalui indikator *Relative Strength Index* (RSI) yang dipopulerkan oleh J. Welles Wilder, di mana ambang batas nilai di atas 70 mengindikasikan pasar jenuh beli yang rawan koreksi turun, sedangkan nilai di bawah 30 menandakan jenuh jual yang berpotensi memicu pembalikan arah naik (*rebound*) [5]. Informasi osilasi kejenuhan ini sangat berharga untuk prediksi saham karena memberikan sinyal awal pembalikan tren yang tidak kasat mata dari data harga saja, sehingga kegagalan model dalam membaca aspek ini akan menurunkan akurasi peramalan secara signifikan pada titik-titik fluktuasi tajam.

Sejumlah penelitian terdahulu telah berupaya memecahkan masalah kompleksitas prediksi deret waktu ini melalui berbagai pendekatan algoritmik. Riset komparatif oleh Milniadi dan Adiwijaya [6] serta Setiawan et al. [7] mengonfirmasi bahwa pendekatan *deep learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) memiliki performa unggul dalam memodelkan data non-linear dibandingkan metode klasik seperti ARIMA. Secara spesifik pada saham BBKA, Rosyd et al. [8] menerapkan model LSTM univariat dan memperoleh tingkat kesalahan MAPE sebesar 0,71%, sementara Jange [9] mengeksplorasi algoritma *Machine Learning* XGBoost dengan melibatkan indikator teknikal yang menghasilkan MAPE sebesar 4,01%. Guna mendongkrak kapabilitas model, integrasi indikator teknikal multivariat mulai dikembangkan, seperti yang dilakukan oleh Abdal et al. [10] yang memanfaatkan fitur RSI dan MACD berbasis LSTM untuk saham BBRI, serta Yulianti & Kusuma [11] yang memvalidasi efektivitas RSI-MACD dalam pengambilan keputusan taktis saham BBKA. Selain itu, Safira et al. [12] merancang model LSTM multivariat untuk saham BBKA dengan menambahkan variabel makroekonomi berupa BI Rate sebagai indikator eksternal yang menghasilkan MAPE 1,14%. Meski demikian, *gap* penelitian yang masih tersisa dari studi-studi tersebut adalah mayoritas pemodelan saham BBKA masih didominasi oleh pendekatan univariat yang mengabaikan fitur momentum pasar [8], atau menggunakan variabel eksternal makro yang membutuhkan pipa akuisisi data tambahan [12]. Penerapan model LSTM multivariat yang murni bersifat *self-contained* dengan menggabungkan RSI dan MACD langsung dari rekayasa fitur harga penutupan untuk memprediksi volatilitas saham BBKA belum dieksplorasi secara komparatif.

Untuk mengatasi *gap* penelitian tersebut, penelitian ini mengusulkan sebuah konsep solusi (*state of the art*) berupa implementasi model LSTM multivariat yang diintegrasikan secara terpadu dengan fitur indikator teknikal RSI dan MACD. Penggunaan arsitektur LSTM dinilai sangat rasional karena kemampuannya mengatasi kelemahan eror degradasi (*vanishing gradient*) pada arsitektur RNN standar melalui mekanisme sistem gerbang internal (*input, forget, dan output gate*), sehingga mampu menyimpan memori jangka panjang dari tren data historis [13], [14]. Rasionalisasi integrasi ini diperkuat oleh teori analisis teknikal di mana kombinasi RSI sebagai pengukur kecepatan perubahan harga jenuh [15] dan MACD sebagai pembaca arah tren momentum lewat selisih dua *Exponential Moving Average* (EMA) jangka pendek (12 hari) dan panjang (26 hari) akan saling melengkapi secara simultan [4], [16]. Kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada pengembangan model multivariat yang murni mengandulkan fitur *self-contained* berbasis harga penutupan tanpa menambah dimensi variabel eksternal yang kompleks [17], namun diuji pada rentang data historis yang sangat panjang dan bervariasi (periode 2018–2026) mencakup berbagai siklus pasar ekstrem. Melalui pendekatan hibrida ini, model diharapkan tidak hanya mempelajari ketergantungan waktu (*time dependency*), melainkan juga hubungan antar-fitur (*feature dependency*) untuk meminimalkan galat prediksi tren bursa saham [2].

2. Metodologi

Pengujian kinerja model LSTM dalam meramal harga saham dengan tambahan fitur indikator teknikal di penelitian ini dilakukan lewat pendekatan kuantitatif eksperimental. Proses pengembangan modelnya sendiri menggunakan panduan dari kerangka kerja CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) supaya hasilnya lebih sistematis, terukur, dan sesuai standar industri [18]. Ada enam tahapan penting di dalam kerangka kerja ini, mulai dari memahami aspek bisnis hingga tahap akhir yaitu penyebaran model [19], [20], [21].



Gambar 1. Tahapan CRISP-DM

2.1 Business Understanding

Tahap ini mendefinisikan masalah utama, yaitu keterbatasan metode prediksi saham berbasis harga tunggal yang tidak responsif terhadap sinyal momentum dan kondisi *overbought/oversold*. Tujuan teknis ditetapkan untuk membangun model LSTM multivariat dengan fitur RSI dan MACD.

2.2 Data Understanding

Data historis saham BBKA diunduh menggunakan pustaka *yfinance* dari Yahoo Finance, mencakup periode 1 Januari 2018 hingga 28 Februari 2026. Atribut data mentah terdiri dari *Open*, *High*, *Low*, *Close*, dan *Volume* (OHLCV). Berdasarkan pertimbangan fokus pada sinyal momentum berbasis harga penutupan, hanya atribut *Close* yang digunakan sebagai dasar perhitungan RSI, MACD, dan sebagai target prediksi. Atribut lain tidak diikutsertakan untuk menjaga dimensi input tetap efisien.

2.3 Data Preparation

Tujuan dari tahap data preparation adalah memproses data mentah ke bentuk format yang siap digunakan dalam pelatihan model. Berbeda dengan cara sebelumnya, tahap ini fokus pada proses rekayasa fitur untuk membuat variabel baru. Pada proses pembersihan data, dilakukan pemeriksaan konsistensi dan penghapusan baris data yang kosong (*missing values*) akibat hari libur bursa atau eror sistem.

Rekayasa fitur dijalankan untuk menghasilkan variabel input baru dari perhitungan matematis harga saham. Rata-rata keuntungan dan kerugian dalam rentang waktu 14 hari akan dibandingkan menggunakan indikator RSI (*Relative Strength Index*). Langkah ini gunanya untuk mengukur seberapa cepat pergerakan atau perubahan harga saham tersebut [22] Nilai RSI ini dihitung menggunakan rumus berikut:

$$RS = \frac{\text{Rata-rata Keuntungan}}{\text{Rata-rata Kerugian}} \quad (1)$$

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS} \quad (2)$$

Keterangan dari rumus di atas adalah RS (*Relative Strength*) yang merupakan rasio perbandingan antara rata-rata kenaikan dan penurunan harga, dengan nilai akhir RSI yang bergerak di rentang 0 hingga 100. Sementara itu, Selisih antara dua *Exponential Moving Average* (EMA) jangka pendek 12 hari dan jangka panjang 26 hari dihitung untuk melihat arah tren momentum. Proses perbandingan inilah yang disebut sebagai indikator MACD (*Moving Average Convergence Divergence*). Perhitungan MACD tersebut mengikuti standar analisis teknikal dengan rumus berikut [22]:

$$MACD = EMA_{12}(t) - EMA_{26}(t) \quad (3)$$

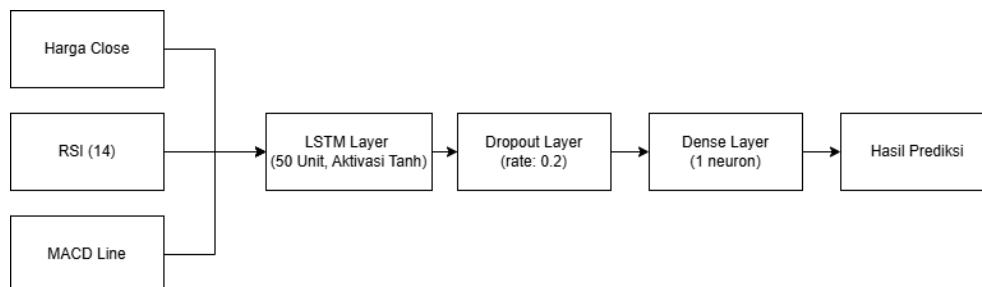
Berdasarkan kebutuhan tersebut, tiga fitur utama akhirnya dipilih sebagai input model, yaitu harga *Close* (penutupan), RSI, dan MACD. Atribut *Open*, *High*, *Low*, dan *Volume* sengaja tidak dimasukkan agar dimensi input tetap ramping dan menghindari informasi yang tumpang tindih. Setelah itu, seluruh fitur (Harga Penutup, RSI, dan MACD) dinormalisasi ke rentang nol sampai satu menggunakan metode *Min-Max Scaler* supaya semua data memiliki bobot yang beragam saat dilatih. Rumus normalisasi yang digunakan adalah:

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4)$$

Di mana x' adalah nilai data setelah dinormalisasi, x adalah nilai data asli, serta X_{min} dan X_{max} merupakan nilai minimum dan maksimum dari fitur tersebut. Setelah proses normalisasi selesai, data diubah ke format tiga dimensi (*samples*, *time steps*, *features*) dengan langkah waktu (*time steps*) 60 hari menggunakan metode *sliding window*. Akhirnya, data dibagi secara kronologis menjadi 80% untuk data latih (1.544 sampel) dan 20% untuk data uji (387 sampel).

2.4 Modeling

Model LSTM dibangun dengan struktur sekuensial yang terdiri dari tiga lapisan utama. Lapisan pertama merupakan lapisan LSTM yang memiliki 50 unit neuron dengan fungsi aktivasi *tanh*. Lapisan ini berperan penting dalam memproses data sekuensial melalui mekanisme *gate* internal untuk menangkap ketergantungan jangka panjang antara harga penutup, RSI, dan MACD. Lapisan kedua berupa lapisan *dropout* dengan tingkat penonaktifan acak sebesar 20% yang disisipkan setelah lapisan LSTM untuk mengantisipasi risiko *overfitting* selama proses pelatihan. [23]. Lapisan terakhir adalah lapisan *dense* yang bertindak sebagai *output layer* dengan satu neuron dan fungsi aktivasi linear guna memproduksi nilai kontinu prediksi harga saham. Pelatihan model dioptimasi menggunakan konfigurasi algoritma Adam untuk penyesuaian *learning rate* secara adaptif, *loss function* berupa *Mean Squared Error* (MSE), serta dijalankan pada jumlah *epoch* maksimum 50 dengan ukuran *batch* 32 demi memastikan konvergensi yang berjalan optimal [24]. Konfigurasi ini merupakan bagian dari strategi pelatihan, bukan komponen struktural LSTM, namun penting untuk memastikan konvergensi yang optimal. Struktur rangkaian lapisan model LSTM multivariat yang diimplementasikan dalam penelitian ini secara visual dapat dilihat pada **Gambar 2**.



Gambar 2. Arsitektur LSTM

2.5 Evaluation

Untuk mengukur kinerja model, hasil prediksi yang masih dalam skala normalisasi [0, 1] dikembalikan ke nilai aslinya (Rupiah) melalui proses denormalisasi [25]. Akurasi model kemudian dihitung dengan membandingkan harga prediksi terhadap harga aktual menggunakan dua metrik standar. Metrik pertama yang digunakan adalah *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk mengukur tingkat kesalahan rata-rata dengan memberikan bobot lebih pada kesalahan besar. Persamaan untuk menghitung nilai RMSE adalah sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

Metrik kedua yang diterapkan dalam penelitian ini adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang mengukur rata-rata persentase kesalahan secara absolut. Penggunaan MAPE membuat hasil evaluasi lebih mudah diinterpretasikan karena disajikan langsung dalam bentuk persen. Untuk menentukan kategori tingkat akurasi, penelitian ini mengacu pada kriteria Lewis (1982) yang menetapkan bahwa nilai MAPE di bawah 10% menandakan performa prediksi

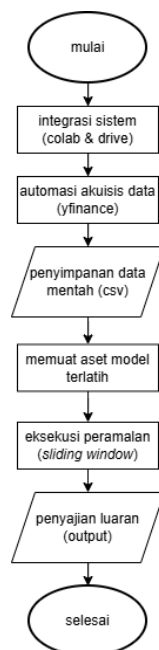
yang masuk kategori sangat akurat. Persamaan matematis untuk mencari nilai MAPE dituliskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (6)$$

Pada kedua rumus pengujian di atas, simbol n merepresentasikan jumlah seluruh data uji (testing data) yang digunakan. Sementara itu, variabel y_i menunjukkan nilai riil atau harga saham aktual pada hari ke- i , dan simbol $\hat{y}_i$ digunakan untuk menandakan nilai harga saham hasil prediksi model pada hari ke- i .

2.6 Deployment

Tahap akhir penelitian ini difokuskan pada eksekusi model untuk menghasilkan luaran (*output*) berupa data prediksi harga saham. Tahap ini juga mencakup implementasi sistem secara teknis menggunakan *Google Colab* yang terintegrasi dengan *Google Drive* untuk memastikan operasionalitas model. Prosedur penyebaran diatur melalui mekanisme *pipeline* data yang mencakup tahapan pada **Gambar 3**.



Gambar 3. Diagram alur pipeline

Perancangan *deployment* pada penelitian ini dimodelkan dalam bentuk *pipeline* data otomatis yang mengintegrasikan lingkungan *Google Colab* dengan *Google Drive* sebagai media penyimpanan persisten. Alur *pipeline* dirancang secara linear sekuensial yang diawali dengan tahap integrasi sistem untuk menghubungkan koneksi penyimpanan. Sistem kemudian melakukan automasi akuisisi data dengan memanfaatkan pustaka *yfinance* untuk mengunduh pergerakan harga saham BBKA terbaru secara *real-time*. Setelah data berhasil ditarik, dilakukan tahap penyimpanan data mentah ke dalam direktori penyimpanan dengan format berkas .csv.

Tahap berikutnya adalah memuat aset model terlatih, di mana sistem memanggil kembali berkas model LSTM (.h5) beserta bobot normalisasi *scaler* (.pkl) yang telah disimpan sebelumnya. Aset tersebut digunakan untuk melakukan eksekusi peramalan menggunakan metode *sliding window* guna memprediksi harga saham beberapa hari ke depan secara iteratif. Terakhir, *pipeline* ditutup dengan tahap penyajian luaran (*output*) yang menghasilkan keluaran berupa file tabel .csv dan visualisasi grafik perbandingan harga aktual serta harga prediksi sebelum seluruh aliran diagram berakhir pada tahapan selesai [26].

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Data Understanding

Data historis dari 1 Januari 2018 hingga 28 Februari 2026 berhasil diunduh sebanyak 2006 baris. Data ini mencakup rentang harga dari Rp3.601 hingga Rp9.975, mempresentasikan

berbagai fase pasar, krisis pandemi 2020, pemulihan 2021-2022, hingga koreksi 2025. Sampel lima baris pertama ditampilkan pada *Table 1*, menunjukkan harga di kisaran Rp3.600-Rp3.800 pada awal periode.

Tabel 1. Sampel Data Mentah Saham BBKA (5 Baris Pertama)

Date	Close	High	Low	Open	Volume
2018-01-01	3699.470215	3699.470215	3699.470215	3699.470215	0
2018-01-02	3699.470215	3805.048703	3686.800796	3699.470215	82303500
2018-01-03	3699.470215	3707.916494	3602.338006	3703.693354	68214000
2018-01-04	3754.371094	3754.371094	3699.470279	3699.470279	76567000
2018-01-05	3758.594727	3783.933567	3745.925306	3767.041007	65268000



Gambar 4. Harga Penutupan Saham BBKA Periode 2018–2026

Berdasarkan **Gambar 4** terlihat fluktuasi harga saham BBKA dari tahun 2018 hingga 2026. Terlihat tren kenaikan jangka panjang dengan beberapa koreksi signifikan di antaranya. Rentang harga bergerak dari sekitar Rp3.700 pada awal 2018 hingga menyentuh level mendekati Rp10.000 pada pertengahan 2024, sebelum mengalami tekanan koreksi menuju kisaran Rp7.000-Rp8.000 di awal 2025.

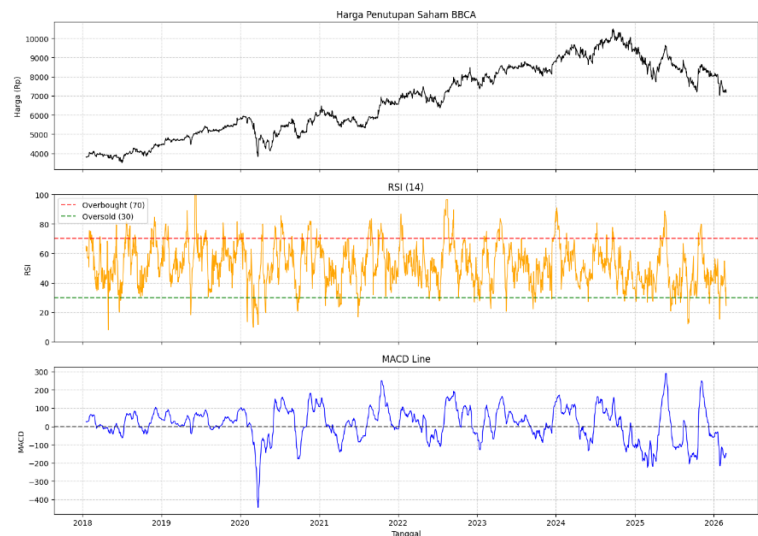
3.2 Data Preparation

Tahap persiapan data bertujuan mentransformasi data mentah menjadi format siap pakai untuk pemodelan LSTM. Dari 2006 data harga penutupan BBKA, dilakukan pembersihan dan tidak ditemukan nilai kosong. Selanjutnya, dilakukan rekayasa fitur dengan menghitung RSI periode 14 hari dan MACD (12,26) berdasarkan harga penutupan. Proses ini menghasilkan 1991 data dengan tiga fitur (*Close*, *RSI*, *MACD*). Seluruh fitur kemudian dinormalisasi ke rentang [0,1] menggunakan *Min-Max Scaler*. Hasil normalisasi untuk lima baris pertama pada *Table 2*.

Tabel 2. Data Setelah Normalisasi (5 Baris Pertama)

Date	Close	RSI	MACD
2018-01-18	0.043908	0.617741	0.639906
2018-01-19	0.040889	0.581032	0.638902
2018-01-22	0.041493	0.585351	0.638183
2018-01-23	0.045720	0.613260	0.640455
2018-01-24	0.043908	0.537424	0.640447

Untuk memahami pola pergerakan indikator terhadap harga, dilakukan visualisasi dalam satu grafik yang terdiri dari tiga subplot: harga penutup, RSI (14), dan MACD *line*, **Gambar 5** memperlihatkan hubungan antara ketiganya. RSI beberapa kali menembus zona *oversold* (di bawah 30) terutama saat pandemi 2020, diikuti pembalikan harga ke atas memvalidasi relevansi RSI sebagai sinyal awal tren. MACD menunjukkan osilasi di sekitar nol yang mencerminkan pergantian fase *bullish* dan *bearish*, positif saat kenaikan 2021-2022 dan negatif saat koreksi. Kovariasi RSI, MACD, dan harga penutupan ini menegaskan bahwa kedua indikator membawa informasi momentum yang saling melengkapi, sehingga justifikasi rekayasa fitur multivariat dalam penelitian ini terbukti valid secara empiris [4], [16].



Gambar 5. Grafik Harga Penutupan, RSI, dan MACD Saham BBKA

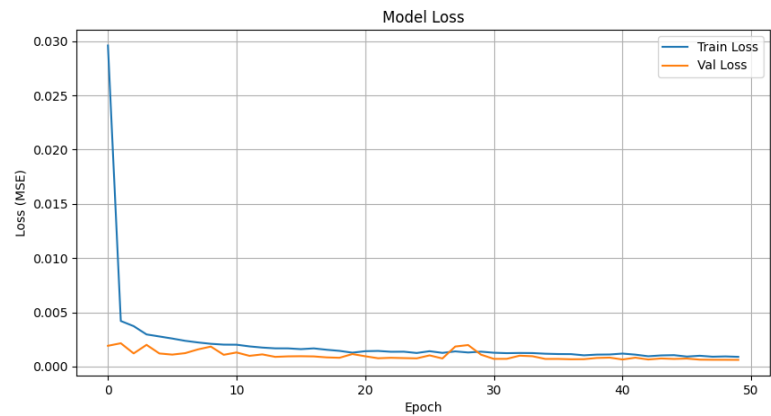
3.3 Modeling

Model LSTM yang dibangun dalam penelitian ini terdiri dari tiga lapisan utama. Lapisan pertama adalah LSTM *Layer* yang memiliki 50 neuron (unit) dengan fungsi aktivasi tanh untuk menangkap ketergantungan jangka panjang dari data deret waktu serta mempelajari pola hubungan antara harga penutup dan indikator teknikal. Selanjutnya, *Dropout Layer* dengan tingkat 20% (0,2) disisipkan setelah lapisan LSTM sebagai langkah regulasi untuk mencegah terjadinya *overfitting*, sehingga model dapat belajar menjadi lebih *robust* selama proses pelatihan. Lapisan terakhir adalah *Dense Layer* berupa *fully connected layer* dengan 1 neuron dan fungsi aktivasi linear yang disesuaikan dengan kebutuhan prediksi nilai kontinu harga saham. Selama proses pelatihan berjalan, nilai *loss* berbasis *Mean Squared Error* (MSE) pada data latih dan data validasi dicatat pada setiap *epoch*.

Tabel 3. Ringkasan Arsitektur Model LSTM

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm_1 (LSTM)	(None, 50)	10.800
dropout_1 (Dropout)	(None, 50)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1)	51

Selama pelatihan, nilai *loss* (MSE) pada data latih dan data validasi dicatat setiap *epoch*. Gambar 6 memperlihatkan kurva penurunan *loss* selama 50 *epoch*.



Gambar 6. Kurva Loss selama Pelatihan

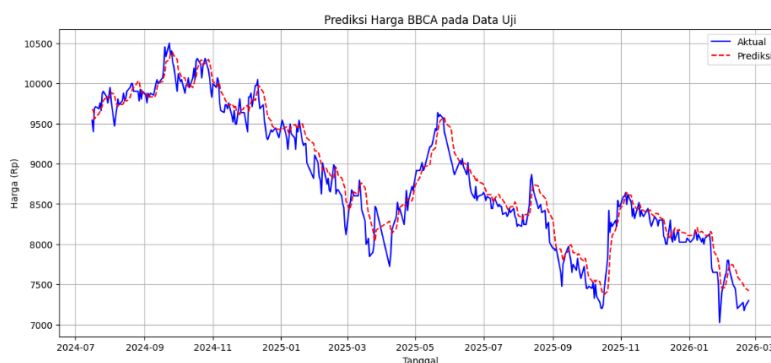
Berdasarkan *Figure 6* terlihat bahwa *loss* pada data latih menurun secara signifikan dari *epoch* awal hingga sekitar *epoch* ke-15-20, kemudian cenderung stabil di bawah nilai 0,01. *Loss* pada data validasi juga menunjukkan pola penurunan yang serupa dan tidak menunjukkan kenaikan di akhir pelatihan, mengindikasikan bahwa model belajar dengan baik tanpa mengalami *overfitting* yang berarti. Konvergensi yang tercapai menandakan bahwa arsitektur dan hiperparameter yang dipilih cukup sesuai untuk memodelkan data saham BBKA dengan fitur RSI dan MACD. Pemilihan 50 neuron (unit) pada lapisan LSTM didasarkan pada keseimbangan antara kompleksitas model dan kapasitas pembelajaran, dan terbukti cukup untuk menangkap pola *time series* tanpa *overfitting* yang berlebihan.

3.4 Evaluation

Untuk melihat sejauh mana performa model LSTM yang sudah dilatih, langkah evaluasi dilakukan pada data uji untuk memprediksi pergerakan harga saham BBKA. Sebanyak 20% data dari total sampel di akhir periode diposisikan sebagai data uji yang karakteristiknya belum pernah dipelajari oleh model. Proses evaluasi ini membandingkan output angka dari model dengan harga aktualnya memanfaatkan dua tolok ukur, yakni *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Karakteristik RMSE adalah mengukur rata-rata kesalahan dalam nominal Rupiah dengan penekanan bobot yang lebih berat pada selisih eror yang besar, sedangkan MAPE mengonversi nilai kesalahan tersebut ke bentuk persen agar interpretasi hasilnya menjadi lebih mudah.

3.4.1 Hasil Prediksi pada Data Uji

Proses pengujian dilakukan dengan memasukkan data uji ke dalam model yang sudah matang untuk menghasilkan prediksi harga. Lewat tahapan denormalisasi, nilai *output* yang awalnya berupa angka skala diubah kembali ke nominal Rupiah asli. Untuk melihat seberapa dekat hasil perkiraan tersebut dengan harga aktualnya, grafiknya telah disediakan pada *Figure 7*.



Gambar 7. Perbandingan Harga Aktual vs Prediksi pada Data Uji

Berdasarkan **Gambar 7**, garis prediksi (merah putus-putus) secara umum mampu mengikuti pola pergerakan harga aktual (biru) sepanjang periode uji, dengan jarak yang sangat kecil di fase awal. Meskipun sempat ada sedikit jarak (*gap*) prediksi di fase pertengahan 2024 dan awal 2025, model tetap mampu menangkap arah tren secara keseluruhan. Munculnya *gap* pada titik fluktuasi tajam tersebut dipicu oleh sentimen pasar ekstrem dan aksi jual panik (*panic selling*), di mana pergerakan harga lebih didorong oleh faktor psikologis investor serta berita mendadak ketimbang pola historis murni. Implikasinya, arsitektur LSTM yang murni berbasis data teknikal cenderung kaku (*rigid*) menghadapi kejutan pasar eksternal mendadak. Secara visual, prediksi tetap cenderung lebih mulus (*smooth*) dibandingkan harga aktual, yang menunjukkan karakteristik umum model LSTM dalam meramalkan data deret waktu volatil. Integrasi RSI dan MACD terbukti sukses menjaga model tetap fokus pada pola tren jangka panjang dan tidak mudah terdistorsi oleh gangguan (*noise*) pasar jangka pendek. Hal ini mengindikasikan bahwa tujuan akurasi yang tinggi telah tercapai untuk kondisi pasar normal, namun stabilitasnya masih perlu diuji pada fase volatilitas ekstrem.

3.4.2 Metrik Kesalahan

Tabel 4. Hasil RMSE dan MAPE
Perhitungan RMSE

RMSE	Rp 173,99
MAPE	1,56%

Berdasarkan hasil evaluasi, model mencapai RMSE sebesar Rp173,99 dan MAPE sebesar 1,56%. Secara kontekstual, RMSE Rp174 hanya setara kurang dari 2% dari rentang harga uji (Rp7.000-Rp9.500) margin yang sangat kecil untuk instrumen dengan volatilitas tinggi. MAPE 1,56% mengonfirmasi performa masuk kategori sangat akurat menurut kriteria Lewis (1982), menjadikan model ini layak sebagai alat bantu keputusan investasi.

3.4.3 Pembahasan Mendalam dan Interpretasi Hasil

Perolehan RMSE sebesar Rp173,99 dan MAPE sebesar 1,56% membuktikan bahwa model yang dikembangkan berhasil menjawab tujuan penelitian dalam meningkatkan akurasi prediksi harga saham BBKA melalui pembacaan momentum pasar. Berdasarkan kriteria Lewis (1982), nilai MAPE di bawah 10% ini mengonfirmasi performa peramalan model masuk dalam kategori sangat akurat.

Keberhasilan ini selaras dengan konsep ilmiah arsitektur LSTM yang superior dalam memetakan pola data deret waktu non-linear dan volatil [6][13]. Mekanisme *gating system* internal LSTM efektif mengeliminasi *vanishing gradient* sehingga dependensi jangka panjang data historis BBKA tetap terjaga [14]. Integrasi masukan multivariat RSI dan MACD terbukti memitigasi efek *lag* sinyal yang biasa terjadi pada model univariat [2], [10]. Indikator RSI memberikan fondasi kuantitatif untuk mengenali batas ekstrem *overbought* dan *oversold* [4], sedangkan MACD menyuplai arah tren momentum secara kontinu [15]. Hasilnya, bobot penyesuaian pada LSTM menjadi lebih adaptif terhadap pergeseran kekuatan pasar.

Komparasi dengan penelitian terdahulu memberikan pembaruan empiris yang signifikan. Capaian MAPE 1,56% ini mendukung kesimpulan Abdal et al. [10] serta Hidayat et al. [27] terkait efektivitas pendekatan hibrida indikator teknikal-*deep learning*. Hasil ini juga lebih unggul dibanding algoritma XGBoost oleh Jange [9] dengan MAPE 4,01%, membuktikan jaringan saraf sekuensial lebih baik dalam menggeneralisasi data finansial kontinu dibanding *ensemble trees*. Meski sedikit lebih tinggi dari model univariat Rosyd et al. [8] yang mencatat MAPE 0,71%, hal ini rasional karena riset ini menggunakan rentang data jauh lebih panjang (2018-2026) yang memuat berbagai anomali struktural pasar (seperti pandemi 2020), sehingga menghasilkan model yang lebih *robust* di situasi nyata [6]. Model ini juga lebih efisien dibanding model multivariat Safira et al. [12] yang mencatat MAPE 1,14% menggunakan BI Rate, karena sistem ini bersifat *self-contained* tanpa ketergantungan pada rilis data pihak ketiga.

Tingginya akurasi dipengaruhi konfigurasi teknis yang tepat, pembatasan fitur input pada parameter turunan harga penutupan terbukti mereduksi *data noise* [17], lapisan *dropout* 20% sukses mencegah *overfitting* [23], dan *time steps* 60 hari memberikan rentang memori kuartalan yang ideal untuk mengenali pola musiman bursa [28]. Riset ini berkontribusi memberikan cetak biru optimasi rekayasa fitur lokal pada data pasar berkembang [2], [29]. Keterbatasan utama penelitian ini terletak pada ketergantungan penuh terhadap fitur internal (*self-contained price data*) turunan harga penutupan, tanpa mengintegrasikan variabel makroekonomi (seperti BI Rate atau inflasi) maupun variabel kualitatif berupa sentimen berita fundamental [1]. Meskipun model memiliki tingkat kesalahan sangat minim pada kondisi reguler, sistem berpotensi mengalami penurunan akurasi atau meleset drastis ketika dihadapkan pada krisis ekonomi mendadak atau peristiwa kejutan luar biasa (*black swan events*) yang mengabaikan pola teknikal historis. Secara spesifik, model ini tidak memasukkan variabel makroekonomi seperti BI Rate dan inflasi, maupun sinyal sentimen berita. Pada kondisi krisis yang digerakkan faktor-faktor tersebut, prediksi model berpotensi mengalami deviasi lebih besar dibandingkan pada kondisi pasar normal. Penentuan hiperparameter (50 unit LSTM, konstanta *dropout* 0,2, dan 50 *epoch*) masih ditentukan secara eksperimental manual. Peluang riset selanjutnya adalah mengintegrasikan algoritma optimasi metaheuristik seperti *Genetic Algorithm* (GA) untuk pencarian hiperparameter otomatis [1], dan pemanfaatan *Natural Language Processing* (NLP) untuk analisis sentimen berita fundamental guna memperkuat sensitivitas model di segala kondisi pasar [27].

3.5 Prediksi Masa Depan dan Rekomendasi Investasi

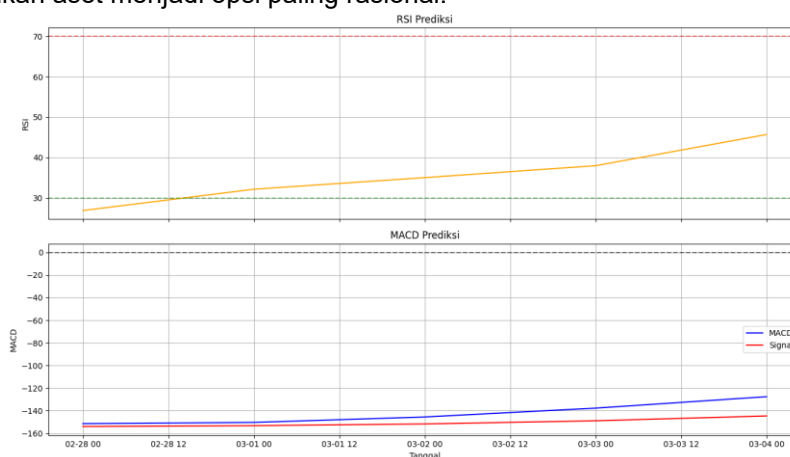
Setelah model dievaluasi dan menunjukkan kinerja yang sangat akurat dengan RMSE Rp173,99 dan MAPE 1,56%, langkah selanjutnya adalah menggunakan model untuk memprediksi harga saham BBKA dalam jangka pendek. Prediksi dilakukan untuk 5 hari ke depan (28 Februari - 4 Maret 2026) dengan metode iteratif, di mana setiap prediksi harga baru digunakan untuk memperbarui nilai RSI dan MACD guna memprediksi hari berikutnya. Hasil prediksi beserta indikator teknikal disajikan pada *Table 5*.

Tabel 5. Prediksi Harga BBKA 5 Hari ke Depan

Tanggal	Prediksi <i>Close</i> (Rp)	RSI	MACD	Sinyal MACD
2026-02-28	7.158,70	26,87	-151,41	-153,93
2026-03-01	7.162,53	32,15	-150,34	-153,21
2026-03-02	7.190,94	35,03	-145,52	-151,67
2026-03-03	7.220,78	37,98	-137,71	-148,88
2026-03-04	7.251,21	45,70	-127,59	-144,62

Berdasarkan *Table 5* terlihat bahwa harga diprediksi mengalami kenaikan bertahap dari Rp7.158,70 menjadi Rp7.251,21 selama lima hari. Nilai RSI bergerak dari 26,87 (di bawah ambang *oversold* 30) pada 28 Februari, kemudian naik secara konsisten hingga 45,70 pada 4 Maret. Sementara itu, MACD berada di wilayah negatif akan tetapi menunjukkan peningkatan menuju nol (dari -151,41 menjadi -127,59), mengindikasikan momentum *bearish* yang mulai melemah dan berpotensi berbalik arah.

Sistem rekomendasi dalam penelitian ini menggunakan kombinasi parameter dari dua indikator untuk memunculkan keputusan transaksi. Sinyal BELI akan direkomendasikan saat terjadi *golden cross* MACD atau ketika angka RSI berada di area jenuh jual di bawah nilai 30. Kebalikannya, keputusan JUAL baru akan aktif seandainya nilai RSI menduduki area jenuh beli di atas level 70 atau ketika garis MACD mengalami kondisi *death cross*. Berdasarkan aturan tersebut, pada tanggal 28 Februari 2026 RSI tercatat sebesar 26,87 yang berada di bawah 30. Menurut landasan teori analisis teknikal oleh J. Welles Wilder, nilai RSI di bawah ambang 30 mengindikasikan kondisi jenuh jual (*oversold*) ekstrem, di mana tekanan jual dari pasar sudah berlebihan sehingga rawan memicu pembalikan arah harga naik (*rebound*). Oleh karena itu, model secara valid memberikan rekomendasi (BELI) pada awal periode prediksi. Pada hari berikutnya (1 Maret 2026), nilai RSI merangkak naik ke level 32,15 yang berada di atas ambang 30, sehingga sistem mengubah sinyal menjadi (Tahan). Hal ini menandakan bahwa momentum tekanan beli awal mulai melandai dan pasar memasuki fase konsolidasi, sehingga keputusan mempertahankan aset menjadi opsi paling rasional.



Gambar 8. Proyeksi RSI dan MACD 5 Hari ke Depan

Gambar 8 menampilkan proyeksi RSI (atas) dengan garis batas *oversold* 30, serta proyeksi MACD (bawah) beserta garis sinyalnya selama periode prediksi lima hari ke depan.

4. Simpulan

Model LSTM multivariat dengan fitur RSI dan MACD berhasil diimplementasikan secara akurat menggunakan kerangka CRISP-DM, dengan perolehan nilai RMSE sebesar Rp173,99 dan MAPE sebesar 1,56%. Integrasi indikator teknikal ini terbukti secara signifikan meningkatkan kemampuan model dalam menangkap momentum serta kondisi *overbought/oversold* pasar. Sistem juga mampu memberikan rekomendasi investasi yang andal berbasis aturan *crossover* RSI dan MACD. Untuk pengembangan ke depan, disarankan melakukan pengujian menggunakan data eksternal tambahan serta penerapan optimasi *hyperparameter* secara otomatis.

Daftar Referensi

- [1] R.B. Wiranata & A. Djunaidy, "Optimasi Hyper-Parameter Berbasis Algoritma Genetika Pada Ensemble Learning Untuk Prediksi Saham Yang Mempertimbangkan Indikator Teknikal & Sentimen Berita," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 3, pp. 1442–1456, Sep. 2021, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [2] M.R. Pahlawan, A. Djunaidy, and R.A. Vinarti, "Prediksi Indeks Harga Saham Menggunakan Model Hibrida Recurrent Neural Network Dan Genetic Algorithm," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 4, p. 3619, 2022, doi: DOI:10.35957/jatisi.v9i4.3065.
- [3] S.O. Bunga and H. Riofita, "Strategi Pemasaran Bank BCA dalam Menciptakan Nilai Kepuasan dan Loyalitas Pelanggan," *Jurnal PENG (Jurnal Ekonomi dan Manajemen)*, vol. 2, pp. 1971–1976, Jan. 2025, doi: 10.62710/r2wp0j40.
- [4] Sunarto, et all. "The Comparative Effectiveness of RSI and MACD Indicators in Managing Stock Price Volatility of Indonesian State-Owned Banks in 2024," *Indonesian Financial Review*, no. 2, pp. 466–483, Dec. 2025, doi: <https://doi.org/10.55538/ifr.v5i2.114>.
- [5] C. Nugroho, C.R. Hassolthine, and R. Sahara, "JIS (Jurnal Ilmu Siber) Prediksi Saham Dengan Indikator CCI Dan RSI Berbasis Machine Learning," *Jurnal Ilmu Siber (JIS)*, vol. 2, no. 1, pp. 44–49, Jun. 2023, doi: <https://doi.org/10.71089/jis.v2i1.320>.
- [6] A.D. Milniadi and N.O. Adiwijaya, "Analisis Perbandingan Model ARIMA dan LSTM Dalam Peramalan Harga Penutupan Saham (Studi Kasus : 6 Kriteria Kategori Saham Menurut Peter Lynch)," *SIBATIK JOURNAL: Jurnal Ilmiah Bidang Sosial, Ekonomi, Budaya, Teknologi, dan Pendidikan*, vol. 2, no. 6, pp. 1683–1692, May 2023, doi: 10.54443/sibatik.v2i6.798.
- [7] L. Setiawan, D. Susanti, and Riaman, "Analisis Perbandingan Hasil Peramalan Harga Saham Menggunakan Model Autoregresive Integrated Moving Average dan Long Short Term Memory," *Jurnal Matematika Integratif*, vol. 19, no. 2, p. 223, Dec. 2023, doi: 10.24198/jmi.v19.n2.42164.223-234.
- [8] A. Rosyd, A.I. Purnamasari, and I. Ali, "Penerapan Metode Long Short Term Memory (Lstm) Dalam Memprediksi Harga Saham Pt Bank Central Asia," Feb. 2024.
- [9] B. Jange, "Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan XGBoost," *ARBITRASE: Journal of Economics and Accounting*, vol. 3, no. 2, pp. 231–237, Nov. 2022, doi: 10.47065/arbitrase.v3i2.495.
- [10] N.M. Abdal, et all., "LSTM Based Stock Price Forecasting Using RSI and MACD: A Case Study On BBRI," *Journal of Embedded Systems, Security and Intelligent Systems*, vol. 6, no. 2, pp. 178–190, Jun. 2025, doi: 10.59562/jessi.v6i2.8518.
- [11] V.R. Yulianti and Y.B. Kusuma, "Analisis Teknikal Saham BBKA Menggunakan Indikator MACD dan RSI Dalam Mengambil Keputusan Investasi," *Economics And Business Management Journal (EBMJ) Juni*, vol. 3, no. 2, pp. 409–414, Jun. 2024, Accessed: Dec. 21, 2025. [Online]. Available: <https://www.ejournal-rmg.org/index.php/EBMJ/article/view/251>
- [12] D. Safira, I.A. Sobari, and S. Rahayu, "Prediksi Harga Bbca Menggunakan Lstm Multivariat Dengan Fitur Bi-Rate Sebagai Indikator Eksternal," *Information System Journal*, vol. 8, no. 02, pp. 119–128, Dec. 2025, doi: 10.24076/infosjournal.2025v8i02.2372.
- [13] 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, pp. 35–43, Jun. 2023, doi: 10.34312/euler.v11i1.19791.

- [14] S.R. Dana and E.P. Silmina, "Prediction of Increased Mobility of Yogyakarta Residents in Controlling the Spread of COVID-19 Cases Using the Neural Network Algorithm," *SENATIK*, vol. VII, pp. 113–120, Mar. 2022, doi: DOI:10.28989/senatik.v7i1.452.
- [15] N.E. Monika and M.W. Yusniar, "Analisis Teknikal Menggunakan Indikator MACD dan RSI pada Saham JII," *Jurnal Riset Inspirasi Manajemen dan Kewirausahaan*, vol. 4, no. 1, pp. 1–8, Mar. 2020, doi: 10.35130/jrimk.
- [16] M.Y. Herlambang, P.J. Kusuma, Usman, and D.E. Waluyo, "Analisis Teknikal Saham Energi Menggunakan Indikator Macd Dan Indikator Rsi Pada Indeks Lq45," *JIMEA | Jurnal Ilmiah MEA (Manajemen, Ekonomi, dan Akuntansi)*, vol. 8, no. 2, pp. 187–206, May 2024.
- [17] M.F.C. Susilo and C. Crysdian, "Prediksi Closing Price Saham Harian Berbasis Soft Computing," *Syntax Literate: Jurnal Ilmiah Indonesia*, vol. 9, no. 6, pp. 3316–3325, Jun. 2024, doi: 10.36418/syntax-literate.v9i6.
- [18] T. Hardiai and S.V.N. Afni, "Prediction of the Covid-19 Emergency Status in Yogyakarta Using Naive Bayes," *JURNAL SISFOTENIKA*, vol. 13, no. 2, pp. 182–191, Jul. 2023, doi: 10.30700/jst.v13i2.1390.
- [19] E.P.A. Akhmad, "Data Mining Menggunakan Regresi Linear untuk Prediksi Harga Saham Perusahaan Pelayaran," *Jurnal Aplikasi Pelayaran dan Kepelabuhanan*, vol. 10, no. 2, pp. 120–131, Mar. 2020, doi: 10.30649/japk.v10i2.83.
- [20] R. Luthfiansyah and B. Wasito, "Penerapan Teknik Deep Learning (Long Short Term Memory) dan Pendekatan Klasik (Regresi Linier) dalam Prediksi Pergerakan Saham BRI," Dec. 2023. doi: <https://doi.org/10.46806/jib.v12i2.1059>.
- [21] T. Hardiani and E.P. Silmina, "Comparative Analysis of K-Means and K-Medoids Algorithms in New Student Admission," *International Journal of Informatics and Computation (IJICOM)*, vol. 6, no. 2, pp. 113–123, 2024, doi: DOI:10.35842/ijicom.
- [22] A.A. Santoso and S. Sukamulja, "Penggunaan Kombinasi Indikator Sma, Ema, Macd, Rsi, Dan Mfi Untuk Menentukan Keputusan Beli Dan Jual Pada Saham-Saham Di Sektor Lq45 Bei Tahun 2018," *MODUS*, vol. 32, no. 2, pp. 159–174, Aug. 2020, doi: <https://doi.org/10.24002/modus.v32i2.3519>.
- [23] R. Saputra, D.A. Kurnia, and Y.A. Wijaya, "The Effectiveness of Dropout Layers in LSTM Architecture for Reducing Overfitting in Sony Stock Prediction," *Journal: Information Technology Journal*, vol. 7, no. 2, pp. 77–85, Dec. 2025, doi: <https://doi.org/10.24076/intechnojournal.2025v7i2.2369>.
- [24] S.J. Pipin, R. Purba, and H. Kurniawan, "Prediksi Saham Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN-LSTM) dengan Optimasi Adaptive Moment Estimation," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 4, no. 4, pp. 806–815, Aug. 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i4.4014.
- [25] A.F. Risnandar, F. Supriadi, and D. I. Junaedi, "Prediksi Harga Saham Indofood Menggunakan Long Short-Term Memory," Sumedang, Jun. 2025.
- [26] W.B. J. Oktana and U.P. Sanjaya, "Binary Classification for Predicting the Investment Trends of The Younger Generation Based on Machine Learning," Dec. 2025. doi: <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i6.11549>.
- [27] R. Hidayat, Nurmalitasari, and R.D. Irawan, "Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Metode Deep Learning GRU dan LSTM," *Jurnal TEKNO KOMPAK*, vol. 20, no. 1, pp. 37–50, Oct. 2025, doi: DOI:<https://doi.org/10.33365/jtk.v20i1.474>.
- [28] Luke Li, "Deep Learning-Based Financial Time Series Forecasting via Sliding Window and Variational Mode Decomposition," *ArXiv*, vol. 2, pp. 1–11, Aug. 2025, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2508.12565>Focustolearnmore.
- [29] R.N.Y. Ramadhan, "Systematic Literature Review: Analisis Teknikal dan Deep Learning Terhadap Saham Syari'ah di Jakarta Islamic Index," *Arus Jurnal Sosial dan Humaniora (AJSH)*, vol. 5, no. 2, pp. 1110–1120, Aug. 2025, [Online]. Available: <http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajshhttp://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajsh>