

PREDIKSI HARGA SAHAM BMRI TBK MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)

Ade Fadhillah Fitra Rahman, Ahmad Jazuli, Esti Wijayanti

Teknik Informatika, Universitas Muria Kudus
adefitra451@gmail.com

ABSTRAK

Tingginya jumlah investor pemula di pasar modal Indonesia sering memicu keputusan investasi impulsif (FOMO) akibat kurangnya pemahaman analisis. Sistem prediksi saham dengan algoritma LSTM yang ada saat ini sebagian besar hanya berfokus pada kinerja sistem tanpa kelengkapan fitur yang dibutuhkan investor pemula dalam menganalisis pasar saham. Penelitian yang berjudul Prediksi Harga Saham BMRI Tbk Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) bertujuan membangun sistem prediksi harga saham PT Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI) berbasis web menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) yang akurat dan ramah pengguna. Proses penelitian dimulai dari pengumpulan 1.200 dataset harga historis BMRI yang ditarik secara otomatis dari Yahoo Finance, dinormalisasi dengan Min-Max Scaler dan dibentuk menjadi sekuens 60 hari. Model dilatih menggunakan tiga lapisan LSTM berkapasitas 50 unit dengan fungsi dropout 0,2. Sistem dikembangkan menggunakan framework Flask dengan integrasi indikator teknikal (RSI, MACD, Bollinger Bands), estimasi order book, dan dashboard admin. Hasil pengujian terhadap model LSTM menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi dengan nilai metrik MAPE sebesar 2,63% dan metrik RMSE 138,0517. Pengujian blackbox pada 10 skenario mengonfirmasi seluruh fitur berjalan sesuai harapan. Sistem yang dikembangkan terbukti efektif sebagai alat bantu analisis praktis bagi investor pemula dalam membaca arah pergerakan harga saham BMRI.

Kata kunci : BMRI, investor pemula, LSTM, prediksi harga saham, sistem berbasis web

1. PENDAHULUAN

Teknologi kecerdasan buatan memberikan perubahan yang signifikan di berbagai sektor, termasuk analisis pasar modal. Metode yang sering digunakan dalam menganalisis pergerakan saham adalah machine learning khususnya algoritma untuk menghitung data deret waktu seperti long short-term memory (LSTM) yang terbukti efektif dalam memprediksi pergerakan harga saham. Indonesia memiliki pasar modal dengan nilai transaksi harian yang tinggi dan mengalami peningkatan signifikan. Data statistik BEI mencatat bahwa pada tahun 2025, terdapat lonjakan jumlah investor mencapai 20,32 juta hingga 20,36 juta Single Investor Identification (SID). Laporan tahun 2025 juga menunjukkan rata-rata nilai transaksi harian mencapai Rp18,07 triliun dengan kapitalisasi pasar Rp15.849 triliun, tumbuh sekitar 28% dibanding tahun sebelumnya[1].

Pertumbuhan jumlah investor Indonesia yang kian meningkat tidak diimbangi dengan tingkat pengalaman yang cukup karena sebagian besar dari investor masih tergolong pemula yang belum terbiasa dengan dinamika pasar yang kompleks, sehingga muncul masalah psikologis (FOMO) yang mendorong para pemula untuk berpikir cepat masuk agar tidak tertinggal peluang, fenomena ini kerap menjebak pemula masuk pasar dengan pengambilan keputusan yang cenderung didasarkan rumor dan ajakan orang lain dari pada analisis data secara objektif dan terstruktur[2]. Penelitian sebelumnya mengenai prediksi saham menggunakan LSTM di Indonesia masih memiliki kekurangan, karena sebagian besar penelitian berfokus pada saham seperti BBKA atau

TLKM, sementara saham BMRI sangat jarang dijadikan objek penelitian mendalam. Evaluasi model sering kali hanya menonjolkan nilai RMSE atau MAPE tanpa memperhatikan visualisasi antarmuka yang mudah untuk dipahami investor pemula. Sistem berbasis website yang sudah ada pun memiliki fitur yang minim, tanpa adanya sistem log-in yang proper, dashboard admin, indikator teknikal, maupun estimasi order book.

Penelitian dengan judul Prediksi Harga Saham BMRI Tbk Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) bertujuan memanfaatkan celah penelitian yang hanya berfokus pada RMSE atau MAPE untuk merancang sistem prediksi harga saham BMRI berbasis web menggunakan algoritma LSTM yang tidak hanya unggul secara akurasi, tetapi juga fungsional, interaktif, dan mudah dijangkau oleh investor pemula.

Penelitian berisi tentang sistem prediksi yang dirancang dengan menempatkan kemudahan penggunaan sebagai prioritas utama. Sistem mengintegrasikan model LSTM dengan antarmuka visualisasi yang intuitif, dilengkapi dengan indikator teknikal (RSI, MACD, Bollinger Bands). Sistem akan dilengkapi fitur manajemen pengguna seperti log-in, riwayat prediksi, dashboard admin, serta data estimasi order book guna membantu investor melihat kondisi likuiditas saham secara komprehensif[3].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

Penerapan algoritma LSTM dalam ranah prediksi harga saham telah banyak dikaji oleh para peneliti di

Indonesia. Penelitian pada (1) mengaplikasikan LSTM pada prediksi saham berbasis syariah dan melaporkan nilai MAPE berkisar 2,66%, yang mengindikasikan keandalan model tersebut. Studi [4] secara spesifik meneliti pergerakan saham BBKA, diambil sebagai referensi dengan keberhasilan mencapai RMSE sebesar 40,85, sementara penelitian [5] menemukan bahwa penggunaan variasi epoch tertentu, tepatnya pada epoch 5, mampu menghasilkan RMSE terbaik senilai 127,22.

Aspek visualisasi juga menjadi perhatian penting. Penelitian (8) menekankan bahwa penyajian data dalam bentuk grafik yang intuitif sangat krusial bagi pengguna. Referensi (3) melakukan komparasi antara LSTM dan BiLSTM pada saham BMRI, di mana arsitektur LSTM standar ditemukan sedikit lebih unggul dan kemudian diintegrasikan ke dalam platform berbasis Flask. Optimasi model juga dilakukan pada (9) yang menggabungkan LSTM dan GRU untuk memprediksi deretan saham *blue chip*.

Eksplorasi pada sektor perbankan BBNi pada (11) menghasilkan metrik evaluasi MAE 0,0150, sedangkan pada sektor farmasi (KLBF) telah memperoleh RMSE 27,31. Pendekatan *hybrid* juga mulai dikembangkan seperti penelitian [6] yang menggabungkan CNN-BiLSTM untuk analisis bank syariah.

Penelitian bertema LSTM yang banyak tertuju pada saham BBKA maupun IHSG masih terdapat celah dalam pengembangan sistem yang terintegrasi untuk saham BMRI[4][7], sehingga terdapat ruang yang perlu diisi oleh penelitian lebih lanjut sejauh yang diamati, belum ditemukan sistem prediksi yang mengintegrasikan indikator teknikal (RSI, MACD, Bollinger Bands) sekaligus fitur fungsional seperti dashboard admin, riwayat prediksi, hingga estimasi order book berbasis website masih sangat terbatas, maka dari itu penelitian akan diarahkan untuk menutup celah tersebut.

2.2. Saham dan Pasar Modal

Saham merupakan instrumen bukti kepemilikan suatu perusahaan publik yang dipegang oleh individu atau organisasi badan usaha persekutuan. Investor yang memegang saham berhak atas dividen serta peluang untuk mendapatkan keuntungan dari pertumbuhan perusahaan[8], namun perlu disadari bahwa harga saham di pasar modal bersifat sangat fluktuatif, yang dipengaruhi oleh dinamika ekonomi, situasi politik, hingga sentimen psikologis para pelaku pasar. Investor domestik yang meningkat pesat belakangan ini sebagian besar merupakan pemula yang sering kali kesulitan dalam memetakan pergerakan pasar yang kompleks[9].

2.3. Analisis Teknikal

Analisis teknikal menjadi salah satu metode yang diandalkan investor untuk memetakan arah harga di masa depan dengan merujuk pada data historis, khususnya harga penutupan dan volume

perdagangan[8]. Indikator yang digunakan dalam praktik ada 3 yaitu, *Relative Strength Index* (RSI), RSI adalah indikator yang digunakan untuk melihat momentum pasar saham, lalu *Moving Average Convergence Divergence* (MACD), MACD adalah alat analisis teknikal untuk menentukan arah tren, serta *Bollinger Bands* untuk memantau tingkat volatilitas. Penggunaan indikator-indikator ini diharapkan dapat membantu investor dalam mengambil keputusan jual atau beli secara lebih terukur tanpa harus terjebak dalam kalkulasi matematis yang rumit secara manual.

2.4. Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan varian dari algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN), RNN merupakan algoritma *deep learning* yang dikembangkan khusus untuk mengatasi kendala *vanishing gradient* pada data beruntun (time series)[10]. Arsitektur LSTM memiliki keunggulan pada adanya mekanisme input gate yang berfungsi untuk memasukkan dan menyeleksi informasi baru, forget gate berfungsi untuk menyaring dan membuang informasi lama yang tidak layak, dan output gate yang berfungsi memilih informasi yang tersimpan untuk dikeluarkan[11]. Dibandingkan metode statistik konvensional seperti ARIMA, LSTM dinilai lebih adaptif dalam menangkap pola non-linear serta ketergantungan temporal yang kuat, yang merupakan karakteristik utama dari data harga saham[12].

2.5. Metrik Evaluasi

Parameter *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) digunakan dalam pengujian akurasi dari model LSTM yang dikembangkan. Peran RMSE adalah mengukur rata-rata kuadrat kesalahan antara nilai aktual dan prediksi, RMSE sangat sensitif dalam pengukuran selisih angka yang besar [13], sementara MAPE memberikan gambaran persentase kesalahan secara absolut, sehingga lebih mudah diinterpretasikan oleh pengguna awam. Nilai MAPE yang berada di bawah angka 10% dapat digunakan sebagai acuan untuk mengindikasikan model LSTM yang dibangun memiliki akurasi yang tergolong baik[14], melalui tinjauan pustaka yang diteliti terdapat beberapa *research gap* yang menjadi landasan utama dalam penelitian. mayoritas studi yang ditemukan masih berfokus pada objek saham seperti BBKA atau TLKM[11][5], sehingga analisis pada saham BMRI masih perlu diperdalam. Penelitian yang hanya terpaku pada hasil akurasi model (RMSE/MAPE) tanpa memikirkan aspek implementasi visual yang ramah bagi pengguna[10]. Sistem berbasis website yang ada umumnya belum dilengkapi fitur pendukung yang utuh seperti manajemen pengguna (login), dashboard historis, serta integrasi indikator teknikal dan estimasi order book untuk analisis likuiditas[7], celah ini akan dimanfaatkan untuk membangun sebuah sistem prediksi saham BMRI berbasis LSTM yang tidak

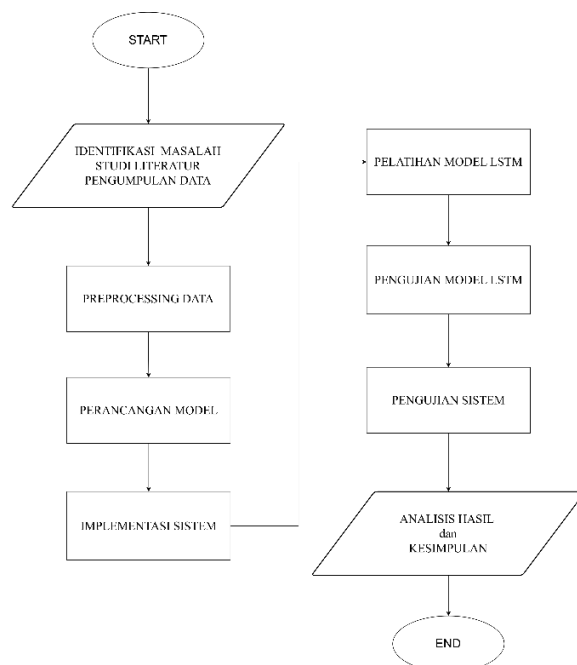
hanya akurat secara model, tetapi juga fungsional dan interaktif bagi investor pemula.

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian merupakan langkah sistematis yang mengarahkan penelitian dalam mengumpulkan dan mengevaluasi data secara terstruktur, untuk jenis penelitian adalah *applied research* (terapan). Tujuannya difokuskan pada pemecahan masalah praktis, yaitu merancang bangun sebuah sistem prediksi harga saham yang fungsional dan siap digunakan, khususnya oleh kalangan investor pemula. Pendekatan yang diaplikasikan adalah kuantitatif, di mana data angka berupa riwayat pergerakan harga saham bertindak sebagai objek kajian utamanya.

3.1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan yang digambarkan dalam bentuk diagram alir pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian diawali dengan identifikasi masalah nyata yang umum dihadapi investor pemula, yaitu kesulitan dalam mengambil keputusan investasi saham secara rasional dan berbasis data. Studi literatur adalah tahap pengkajian berbagai referensi seperti artikel atau jurnal untuk membangun pemahaman teoritis yang meliputi seputar saham, analisis teknikal, dan cara kerja algoritma LSTM. Tahap pengumpulan data, data historis harga saham BMRI dikumpulkan dari situs *Yahoo Finance*, data yang dikumpulkan mencakup data *open*, *high*, *low*, dan *close* (OHLC). Tahap pra-pemrosesan yang mencakup normalisasi data, pembentukan deret waktu, serta pembagian data menjadi data latih dan data uji. Tahap perancangan model LSTM, model LSTM dirancang dengan arsitektur yang sudah ditentukan. Tahap implementasi,

pada tahap ini model LSTM diimplementasikan ke dalam sistem berbasis web. Tahap pelatihan model LSTM, merupakan tahap dimana model LSTM dilatih menggunakan 80% data latih yang sudah disiapkan. Tahap pengujian model LSTM, model LSTM diuji dengan 20% data uji untuk melihat seberapa akurat prediksinya melalui perhitungan RMSE dan MAPE. Tahap pengujian sistem, pengujian sistem dilakukan dengan dua metode, yaitu *blackbox testing* untuk memverifikasi fungsionalitas sistem apakah berjalan dengan normal atau terdapat bug di sistem, lalu metode *user acceptance testing* berfungsi untuk menilai kelayakan sistem dari sudut pandang pengguna. Tahap analisis hasil, mencakup hasil nilai dari RMSE dan MAPE, visualisasi grafik perbandingan antara harga aktual dengan harga prediksi. Tahap kesimpulan, setelah pengujian dianalisis untuk menarik kesimpulan yang merangkum temuan utama dalam penelitian terkait efektivitas sistem prediksi harga saham BMRI berbasis LSTM dalam mendukung pengambilan keputusan investor pemula.

3.2. Metode Pengembangan Sistem

Sistem dibangun dengan menerapkan pendekatan sistem *Development Life Cycle* (SDLC) menggunakan model *Waterfall*. Metode ini dipilih berdasarkan pada alur kerjanya yang runtut dan terstruktur. Tahapan-tahapannya meliputi:

a. Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan pada tahap ini dilakukan dengan cara memetakan apa saja yang dibutuhkan oleh pengguna, dari segi fungsional sistem harus mampu memproses unggahan data CSV, menarik data (*fetching*) langsung dari *Yahoo Finance*, menjalankan prediksi dengan model LSTM, serta mengeksport hasil prediksinya. Kebutuhan non-fungsionalnya mencakup performa antarmuka yang responsif, *user-friendly*, dan terjamin keamanannya (termasuk fitur *log-in*, registrasi, dan dashboard admin).

b. Desain Arsitektur Sistem

Desain arsitektur sistem merupakan tahapan yang menerjemahkan kebutuhan ke dalam desain teknis. Arsitektur sistem dibagi menjadi tiga bagian: *backend* (Flask), *frontend* (HTML/CSS/JS), dan basis data (MySQL). Desain antarmuka (UI) sengaja dibuat minimalis dengan kelengkapan tab navigasi serta sidebar yang dapat disembunyikan (*collapsible*).

c. Implementasi

Tahap implementasi merupakan proses coding atau penulisan sintaks program berdasarkan rancangan sebelumnya. Backend dan integrasi sistem dieksekusi menggunakan bahasa *Python* (Flask), sedangkan pemodelan LSTM dibangun di atas modul *TensorFlow/Keras*.

d. Pengujian

Pengujian dilakukan dari dua sisi *blackbox testing* dan evaluasi kinerja, *blackbox testing* untuk memastikan seluruh tombol dan fitur pada sistem

berjalan normal, sedangkan evaluasi kinerja model LSTM menggunakan perhitungan metrik statistik (RMSE dan MAPE).

e. Pemeliharaan

Pemeliharaan adalah tahap akhir untuk menangani kendala teknis (bug fixing) yang mungkin muncul saat sistem beroperasi, sekaligus membuka ruang untuk pembaruan fitur di masa mendatang.

3.3. Pengumpulan Data

Sumber data utama penelitian ini adalah data historis harga saham PT Bank Mandiri (Persero) Tbk dengan kode emiten BMRI dengan pengambilan data dilakukan secara otomatis melalui pustaka *yfinance* di lingkungan pemrograman *Python*, yang memungkinkan akses langsung ke platform *Yahoo Finance* untuk periode lima tahun ke belakang[15]. Atribut yang diambil mencakup *Date*, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, dan *Volume*, hal ini juga memberikan fleksibilitas lebih, sistem juga difasilitasi dengan opsi upload CSV agar pengguna dapat memprediksi emiten lain menggunakan data milik pribadi[4].

3.4. Pra-pemrosesan Data

Data mentah wajib melalui proses penyesuaian terlebih dahulu sebelum memasuki tahap pelatihan model, agar dapat dibaca secara optimal oleh algoritma dengan proses yang mencakup langkah-langkah berikut:

a. Normalisasi Data

Kolom harga penutupan (Close) dipilih sebagai fitur utama dan diubah rentang nilainya ke interval [0, 1] melalui teknik normalisasi *Min-Max*. Transformasi ini penting agar gradien selama pelatihan tetap stabil dan proses konvergensi model berlangsung lebih efisien.

b. Pembentukan Data Deret Waktu

Data yang sudah disesuaikan kemudian dipecah dengan ukuran (window size) 60 hari menggunakan teknik *sliding window*, secara sederhana algoritma akan mempelajari pola dari 60 hari ke belakang untuk menebak harga di hari ke-61.

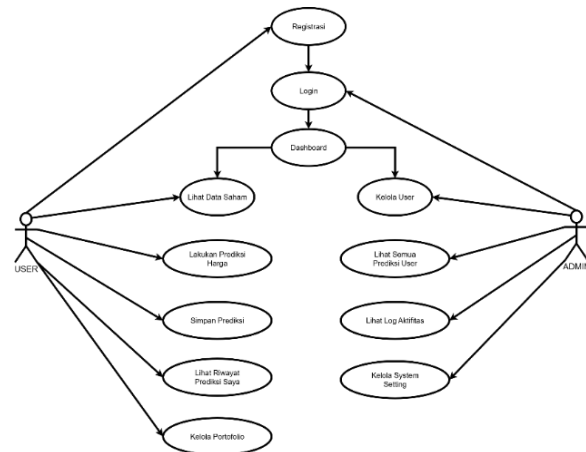
c. Pembagian Data (Data Splitting)

Dataset dibagi menggunakan rasio 4:1, yakni 80% untuk keperluan pelatihan model dan 20% untuk validasi performa[16]. Pembagian data dilakukan secara berurutan tanpa pengacakan (shuffle), karena pengacakan akan merusak urutan kronologis yang merupakan karakteristik esensial dari data deret waktu[17][18][19].

3.5. Use Case Diagram

Sistem memiliki dua aktor utama, yaitu *User* dan *Admin*. *User* menjalankan fungsi dasar aplikasi, mulai dari registrasi, *log-in*, melihat data saham, melakukan prediksi harga, menyimpan hasil prediksi, melihat riwayat prediksi pribadi, sampai mengelola portofolio. *Admin* menjalankan fungsi pengawasan dan pengelolaan sistem, yaitu *log-in*, mengelola data user,

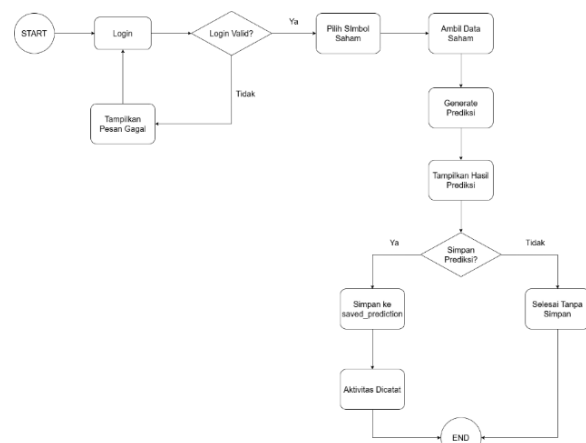
melihat seluruh prediksi *user*, melihat log aktivitas, serta mengubah pengaturan sistem. Pembagian peran ini membuat batas akses lebih jelas, sehingga *user* hanya mengakses data miliknya sendiri, sedangkan *admin* mengakses data agregat untuk kebutuhan kontrol sistem, *use case* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Usecase Diagram

3.6. Activity Diagram (User)

Diagram aktivitas *user* menggambarkan alur saat *user* melakukan prediksi saham. Proses dimulai ketika *user log-in* ke sistem. Sistem memeriksa validitas akun, lalu sistem menolak akses jika data *log-in* salah, jika *log-in* berhasil, *user* memilih simbol saham, kemudian sistem mengambil data saham dan menjalankan proses prediksi, setelah hasil prediksi muncul, *user* menentukan apakah hasil tersebut ingin disimpan atau tidak, jika *user* memilih simpan, sistem menyimpan data ke tabel *saved_predictions* dan sistem mencatat tindakan *user* ke *activity_logs*, jika *user* tidak menyimpan hasil, proses tetap berakhir tanpa penambahan data prediksi tersimpan, *activity diagram user* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Activity Diagram User

3.7. Activity Diagram (Admin)

Activity diagram *admin* menjelaskan alur kerja *admin* di dashboard. Proses dimulai ketika *admin log-in*, lalu sistem memverifikasi hak akses *admin*, jika

verifikasi gagal maka sistem menolak akses dan admin kembali ke tahap *log-in*, jika verifikasi berhasil maka admin memilih menu kerja sesuai kebutuhan. Admin dapat mengelola akun *user* yang terdaftar, melihat seluruh prediksi *user*, memeriksa log aktivitas, atau mengubah pengaturan sistem. Alur menu berakhir ketika admin selesai menjalankan tugasnya di dashboard, *activity diagram admin* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Activity Diagram Admin

3.8. Perancangan Model LSTM

Arsitektur jaringan saraf tiruan berjenis LSTM yang dikonfigurasi dalam studi ini terdiri dari spesifikasi berikut:

a. Lapis Masukan (Input Layer)

Lapisan masukan berfungsi menerima data historis dalam bentuk deret waktu dengan panjang urutan sebesar 60, yang berarti konfigurasi ini menggunakan 60 data historis sebelumnya sebagai dasar untuk memprediksi nilai harga pada periode berikutnya. Fitur masukan pada sistem ini dapat berupa harga penutupan (close) saja atau kombinasi data OHLC (Open, High, Low, Close) sesuai pilihan pengguna.

b. Lapis Tersembunyi (Hidden Layer)

Terdiri dari tiga lapis LSTM, di mana masing-masing lapis diatur dengan 50 *neuron* untuk mempelajari pola pergerakan harga data historis, dua lapisan pertama menggunakan parameter *return_sequence=True* agar keluaran tetap berbentuk urutan dan dapat diteruskan ke lapis LSTM berikutnya, untuk mengurangi masalah *overfitting* maka disematkan fungsi dropout sebesar 0,2.

c. Lapis Keluaran (Output Layer)

Lapisan keluaran menggunakan satu Dense layer tunggal bersisi 1 *neuron* untuk menghasilkan nilai prediksi akhir berupa estimasi harga saham pada periode berikutnya, penetapan 1 *neuron* pada lapis keluaran didasarkan pada karakteristik target prediksi yang hanya terdiri dari satu nilai tunggal.

d. Konfigurasi Kompilasi

Model LSTM yang dikembangkan akan disempurnakan menggunakan algoritma *Adam* dengan laju pembelajaran (learning rate) 0,001 dan

fungsi loss yang diterapkan memanfaatkan metrik evaluasi *mean squared error* (MSE) untuk menghitung rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi yang dihasilkan model, untuk mempresentasikan kemampuan model LSTM yang semakin baik dapat dibuktikan dengan nilai MSE yang semakin kecil, dengan begitu model LSTM mampu menghasilkan prediksi yang mendekati data sebenarnya.

e. Parameter Pelatihan

Proses pelatihan model LSTM ditetapkan dengan jumlah iterasi 50 *epoch* dan *batch size* sebesar 32, sehingga data hasil pra-pemrosesan dibagi menjadi 2 dengan data latih yang digunakan mencapai 80% dan 20% data yang tersisa digunakan sebagai data validasi. Nilai *loss* pada data latih dan data validasi dipantau secara bersamaan selama proses pelatihan berlangsung, guna mengevaluasi kemampuan model dalam mempelajari pola dari data historis

3.9. Implementasi Sistem

Hasil akhir dari pengembangan ini adalah sebuah aplikasi berbasis web. Distribusi kerjanya dipetakan sebagai berikut:

a. Backend

Backend merupakan mesin atau sistem yang berjalan di atas kerangka kerja *flask*, komponen ini bertugas menangani permintaan klien (request), menjembatani *API Yahoo Finance*, mengeksekusi mesin prediksi (LSTM), hingga mengelola lalu lintas data user ke database.

b. Frontend

Frontend merupakan tampilan visual dari sistem yang berinteraksi langsung dengan pengguna. Antarmuka utama yang dibangun meliputi halaman autentikasi (login/register), dashboard analitik lengkap dengan grafik candlestick dan indikator teknikal (RSI, MACD, Bollinger Bands), ruang prediksi interaktif dengan opsi ekspor hasil, riwayat prediksi, hingga dashboard khusus admin. UI dipermanis dengan korsel (carousel) rekomendasi saham dan sidebar dinamis.

c. Database

Database menggunakan MySQL sebagai sistem manajemen basis data. Struktur tabelnya diringkas menjadi tiga entitas utama: *users* untuk menyimpan kredensial akun, *saved_predictions* sebagai wadah arsip hasil prediksi pengguna, dan *activity_logs* untuk merekam jejak aktivitas harian di dalam sistem.

3.10. Pengujian dan Evaluasi

Pengujian dilakukan dengan tujuan untuk membuktikan kelayakan operasional dan akurasi, skenario pengujian dibagi menjadi tiga parameter ukur:

a. Evaluasi Model LSTM

Akurasi mesin dievaluasi secara matematis melalui *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk melihat deviasi selisih angka prediksi dengan nilai asli,

serta *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) guna mengetahui persentase kesalahannya. Model dinilai sangat akurat jika angka MAPE berhasil ditekan hingga di bawah 10%.

b. **Blackbox Testing**

Pengujian dilakukan secara visual dengan mengoperasikan langsung seluruh modul sistem (autentikasi, penarikan data, unggah/unduh CSV, prediksi, dan fitur admin) untuk memastikan tidak ada fungsi yang gagal merespons.

c. **User Acceptance Testing (UAT)**

Pengujian subjektif yang melibatkan perwakilan langsung dari target pengguna, yakni investor pemula. Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur tingkat kepuasan, kemudahan pengoperasian (usability), serta relevansi visualisasi data yang disajikan terhadap kebutuhan investasi.

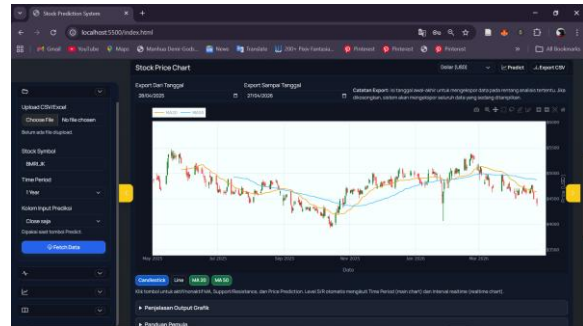
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan merupakan bagian yang membahas sejauh mana tujuan penelitian tercapai, mulai dari performa model prediksi hingga bagaimana sistem bekerja ketika digunakan oleh investor pemula untuk menganalisis pergerakan harga saham.

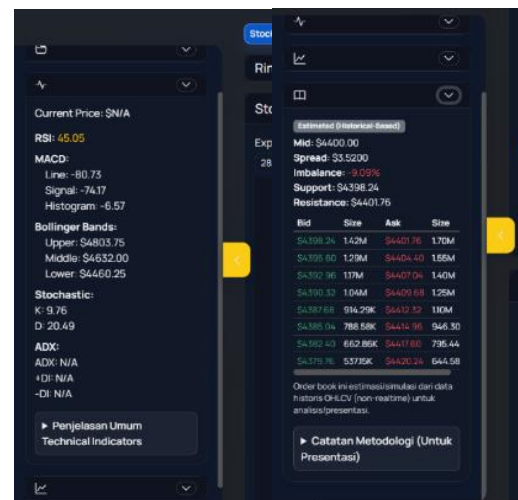
4.1. Implementasi Antarmuka

Sistem dikembangkan dengan berbasis web dengan antarmuka yang dirancang secara sederhana untuk memudahkan penggunaan oleh investor pemula. Halaman pertama yang muncul saat pengguna mengakses situs adalah halaman *log-in*, di mana pengguna diharuskan untuk memasukkan data akun yang sebelumnya sudah terdaftar. Akun pengguna yang belum terdaftar atau baru masuk, akan diarahkan untuk registrasi terlebih dahulu melalui halaman pendaftaran yang menyediakan formulir untuk pengisian nama, email, dan kata sandi.

Pengguna dengan peran sebagai *user* setelah *log-in* akan diarahkan ke halaman *dashboard* utama sistem yang menampilkan *carousel* rekomendasi saham yang memuat beberapa kartu saham seperti BMRI, BBKA, TLKM, dan AAPL, setiap kartu menampilkan informasi ringkas meliputi harga terkini, persentase perubahan, serta statusnya pengguna bisa menggeser *carousel* secara manual maupun membiarkannya berjalan otomatis ditambah apabila tombol analisis pada salah satu kartu diklik, sistem secara otomatis mengisi simbol saham yang bersangkutan dan langsung menampilkan grafiknya, fitur lain seperti sidebar juga menampilkan data input, termasuk pilihan simbol saham, periode waktu, serta tombol untuk mengambil data (*fetch data*). Sidebar juga menyajikan indikator teknikal seperti RSI, MACD, dan *Bollinger Bands*. Sinyal perdagangan (*trading signals*) akan memberikan rekomendasi beli, jual, atau tahan (*hold*) berdasarkan analisis indikator. Sidebar bawah, terdapat estimasi order book yang menunjukkan level bid dan ask beserta volumenya.



Gambar 7. Halaman Dashboard User



Gambar 8. Technical Indicators, dan Estimasi Order Book

Dashboard utama menampilkan grafik *candlestick* yang memproyeksikan pergerakan harga saham berdasarkan data deret waktu yang diambil dari *yahoo finance*. Grafik ini dilengkapi dengan dua garis *moving average*, yaitu MA20 dan MA50. Pengguna dapat memilih simbol saham yang ingin dianalisis, seperti BMRI.JK, AAPL, atau BBKA.JK, serta menentukan periode waktu yang diinginkan, seperti 1 hari, 1 minggu, atau 1 bulan, setelah memilih simbol dan periode, pengguna dapat mengklik tombol *fetch data* untuk menampilkan grafik. Tombol *predict* berfungsi untuk menjalankan prediksi harga saham menggunakan model LSTM, sedangkan tombol *export CSV* digunakan untuk mengunduh hasil prediksi dalam format CSV.



Gambar 9. Grafik Hasil Prediksi

Pengguna menekan tombol *predict* yang membuat sistem merespon dengan menampilkan garis berwarna oranye pada grafik yang merepresentasikan

prediksi pergerakan harga saham dalam rentang 30 hari ke depan. Grafik tersebut menyandingkan harga aktual dengan hasil prediksi, sehingga pengguna dapat melihat sejauh mana kecenderungan harga yang diperkirakan oleh model. Pengguna juga dapat menyimpan hasil prediksi melalui tombol simpan, yang selanjutnya akan terekam secara otomatis pada halaman riwayat prediksi[20].

Hambar 10. Halaman Riwayat Prediksi

Halaman riwayat prediksi menyajikan data prediksi yang sebelumnya telah disimpan oleh pengguna dalam bentuk tabel. Tabel tersebut memuat beberapa informasi, yakni simbol saham, tanggal prediksi, harga prediksi, tingkat kepercayaan (*confidence*), dan tanggal penyimpanan. Pengguna juga dapat menghapus data riwayat yang sudah tidak dibutuhkan.

Dashboard admin adalah halaman yang dikhususkan admin dengan *log-in* dan diarahkan masuk ke halaman dashboard khusus admin. Tersedia menu pengelolaan *user* yang memuat daftar semua pengguna terdaftar lengkap dengan nama, email, role, dan tanggal pendaftarannya. *Admin* juga bisa mengubah role pengguna misalnya dari user biasa menjadi admin, atau sebaliknya sesuai kebutuhan, lalu ada menu log aktivitas yang mencatat riwayat aktivitas tiap pengguna, mulai dari *log-in*, melakukan prediksi, hingga menyimpan hasil prediksi. Fitur menu adalah bagian terakhir dari kelola sistem yang digunakan untuk mengatur parameter default pelatihan model seperti *epoch*, *batch size*, dan *learning rate*.

Gambar 11. Dashboard Admin

4.2. Hasil Pra-prosesan Data

Data harga saham BMRI yang diperoleh dari situs *yahoo finance* masih berupa data mentah yang perlu menjalani tahap preprocessing sebelum digunakan untuk melatih model. Data yang digunakan mencakup periode lima tahun terakhir dengan total

sebanyak 1.200 baris data. Atribut yang tersedia meliputi *Date*, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, dan *Volume*.

Tahap awal dari proses preprocessing adalah dengan melakukan normalisasi data, dengan menggunakan metode Min-Max Scaler. Langkah ini akan mengubah nilai harga penutupan yang ada menjadi nilai baru dalam rentang 0 hingga 1. Tujuan dari normalisasi data adalah untuk membuat rasio data menjadi sama, sehingga model LSTM dapat belajar dengan lebih stabil[20][18]. Hasil dari proses normalisasi data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Hasil Normalisasi Data Harga Penutupan

Tanggal	Harga Aktual	Harga Ternormalisasi
2020-01-02	6.000	0,4536
2020-01-03	6.100	0,4678
2020-01-06	6.050	0,4602

Teknik *sliding window* digunakan untuk membentuk data yang telah distandarisasi (normalisasi) menjadi data deret waktu. *Window size* yang digunakan dalam penelitian sebesar 60, yang berarti untuk mengetahui harga pada hari ke-61, diperlukan 60 hari data sebelumnya untuk diprediksi. Proses ini menghasilkan pasangan input dan target untuk pelatihan model.

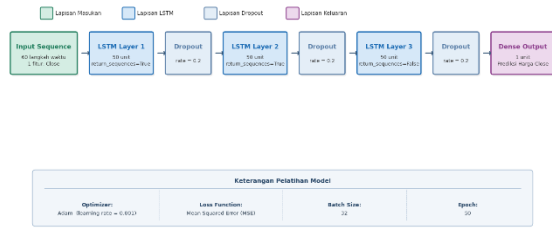
Data kemudian dibagi menjadi data *training* dan data uji, untuk *training* data yang dibutuhkan sebanyak 80% dan 20% sisanya akan digunakan sebagai data uji. Agar sifat temporal data deret waktu terjaga, pembagian harus dilakukan secara berurutan tanpa pengacakan[19][18], lalu berdasarkan 1.140 pasangan data hasil windowing dapat dilihat melalui rincian pembagian data pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembagian Data Latih dan Data Uji

Jenis Data	Jumlah Data	Persentase
Data Latih	912	80%
Data Uji	228	20%
Total	1.140	100%

4.3. Hasil Perancangan Model LSTM

Jaringan LSTM yang dibangun terdiri atas tiga lapisan tersembunyi yang masing-masing berkapasitas 50 unit, namun akan ada masalah seperti *overfitting* yang cukup mengganggu, oleh karena itu dibutuhkan cara yang efektif untuk mengurangi risiko *overfitting*, solusinya dengan cara setiap lapisan tersebut dilengkapi regulasi *dropout* dengan probabilitas 0,2. Keluaran akhir dihasilkan oleh satu lapisan dense tunggal berisi satu *neuron*. Kompilasi model LSTM menggunakan *optimizer Adam* yang dibentuk dengan *learning rate* 0,001, sementara metrik evaluasi MSE (Mean Squared Error) dipilih sebagai metrik untuk menilai kerugian selama pelatihan. Proses pelatihan dilakukan dengan ukuran batch sebanyak 32 dan dilakukan selama 50 *epoch*. Ringkasan arsitektur model dapat dilihat pada Gambar 14.



Gambar 14. Ringkasan Arsitektur Model LSTM

Hyperparameter model dirangkum pada Tabel 3

Tabel 3. Hyperparameter Model LSTM

Hyperparameter	Nilai
Jumlah layer LSTM	3
Jumlah neuron per layer	50
Dropout	0,2
Optimizer	Adam
Learning rate	0,001
Loss function	MSE
Batch size	32
Epoch	50

Tabel 4. Blackbox Testing

No	Skenario Uji	Hasil Diharapkan	Hasil Aktual	Status
1	Login dengan email dan password benar	Masuk ke dashboard user	Sesuai	✓
2	Login dengan password salah	Muncul pesan error	Sesuai	✓
3	Registrasi dengan email baru	Akun tersimpan, redirect login	Sesuai	✓
4	Klik fetch data dengan simbol BMRI	Grafik candlestick muncul	Sesuai	✓
5	Klik predict	Garis prediksi muncul	Sesuai	✓
6	Klik simpan prediksi	Data tersimpan di riwayat	Sesuai	✓
7	Klik export CSV	File CSV terunduh	Sesuai	✓
8	Login sebagai admin	Masuk ke dashboard admin	Sesuai	✓
9	Admin melihat daftar user	Tampil semua user terdaftar	Sesuai	✓
10	Admin melihat log aktivitas	Tampil riwayat aktivitas user	Sesuai	✓

4.6. Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian, sistem prediksi harga saham BMRI berbasis LSTM yang dibangun dalam penelitian ini secara keseluruhan telah mencapai tujuan yang ditetapkan. Model LSTM menghasilkan nilai MAPE sebesar 2.63%, yang masuk kategori sangat akurat karena nilainya berada di bawah ambang 10%. Angka ini sejalan dengan hasil yang diperoleh pada penelitian-penelitian sebelumnya [1] mencatat MAPE antara 1,51% hingga 2,66% untuk saham syariah, sementara [4] mendapatkan MAPE 0,71% pada saham BBKA.

Sistem tidak hanya menyediakan prediksi harga, tetapi juga dilengkapi dengan indikator teknikal seperti RSI (*Relative Strength Index*), MACD (*Moving Average Convergence Divergence*), dan *Bollinger Bands*, yang membantu pengguna dalam menganalisis kondisi pasar. Fitur sinyal trading memberikan rekomendasi untuk membeli, menjual, atau menahan berdasarkan kombinasi indikator yang ada. Estimasi order book memberikan gambaran mengenai level support dan resistance berdasarkan volume akumulasi.

4.4. Hasil Pengujian Model

Model LSTM terlebih dahulu dilatih menggunakan data pelatihan dan dilanjutkan dengan pengujian menggunakan data uji yang terdiri dari 228 data. Hasil prediksi akan dibandingkan dengan harga aktual untuk menghitung nilai RMSE (Root Mean Squared Error) dan MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Nilai RMSE yang diperoleh adalah 138.0517, sedangkan nilai MAPE tercatat sebesar 2.63%. Model LSTM memiliki tingkat akurasi yang baik dengan nilai MAPE yang berada di bawah 10%, bahkan selama proses pelatihan, nilai loss menunjukkan penurunan yang stabil seiring bertambahnya epoch.

4.5. Hasil Pengujian Sistem (*Blackbox Testing*)

Blackbox testing pada sistem dilakukan untuk memastikan seluruh fitur berfungsi sesuai dengan yang diharapkan. Pengujian mencakup fungsionalitas log-in, registrasi, fetch data, prediksi, export CSV, penyimpanan riwayat, serta *dashboard admin*. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 4.

Perspektif manajemen dari pengguna menilai sistem ini menyediakan fitur *log-in* dan registrasi yang memungkinkan pengguna untuk menyimpan riwayat prediksi. Dashboard admin memberikan kontrol penuh kepada pengelola sistem untuk memantau aktivitas pengguna dan mengelola data. Fitur-fitur ini belum banyak ditemukan dalam penelitian prediksi saham sebelumnya.

Sistem yang dikembangkan secara sistematis tidak hanya akurat, tetapi juga fungsional dan *user friendly* oleh investor pemula, dan ini sejalan dengan tujuan awal penelitian, yaitu untuk membantu investor pemula dalam mengambil keputusan investasi yang lebih rasional berdasarkan data historis.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian yang berjudul Prediksi Harga Saham BMRI Tbk Menggunakan Algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) berhasil membangun sistem prediksi harga saham PT Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI) berbasis web menggunakan algoritma LSTM (*Long Short-Term Memory*). Rangkaian proses dimulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan,

pelatihan model, hingga pengujian sistem, terdapat tiga kesimpulan utama yang dapat ditarik.

Model LSTM yang dikembangkan terbukti mampu memprediksi harga saham BMRI dengan tingkat akurasi yang sangat baik. Nilai MAPE yang diperoleh sebesar 2,63% jauh di bawah ambang batas 10% menunjukkan bahwa model ini layak dijadikan alat bantu analisis, bukan sekadar eksperimen teoritis. Nilai RMSE sebesar 138,0517 juga mengindikasikan bahwa selisih antara harga prediksi dan harga aktual masih dalam batas yang wajar mengingat volatilitas saham perbankan, jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang juga mengambil objek BMRI [3] dengan MAPE 26,57%, hasil penelitian ini menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan.

Sistem berbasis web yang dibangun menggunakan *framework flask* telah berhasil diimplementasikan dengan seluruh fungsionalitas yang direncanakan. Hasil *blackbox* testing pada 10 skenario uji menunjukkan semua fitur berjalan sesuai ekspektasi dari proses autentikasi, pengambilan data *real time via Yahoo Finance*, eksekusi prediksi, hingga ekspor hasil dalam format CSV. Sistem Tidak ditemukan fungsi yang gagal merespons selama pengujian berlangsung.

Sistem ini hadir dengan kelengkapan fitur yang melampaui kebanyakan penelitian serupa. Integrasi indikator teknikal (RSI, MACD, Bollinger Bands), sinyal trading otomatis, estimasi order book, riwayat prediksi per pengguna, dan dashboard admin merupakan kombinasi yang belum banyak ditemukan dalam penelitian prediksi saham berbasis LSTM sebelumnya di Indonesia. Fitur-fitur ini tidak hanya memperkuat kualitas analisis, tetapi juga menjadikan sistem lebih siap pakai di tangan investor pemula yang belum fasih membaca data mentah pasar modal. Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil menjawab gap yang ditemukan dalam tinjauan pustaka baik dari sisi objek penelitian yang spesifik (BMRI), performa model yang kompetitif, maupun kelengkapan sistem yang berorientasi pada pengguna akhir.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Budiprasetyo, M. Hani'ah, and D. Z. Aflah, "Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 3, pp. 164–172, 2023, doi: 10.25077/teknosi.v8i3.2022.164-172.
- [2] D. I. Puteri, "Implementasi Long Short Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Syariah," *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 11, no. 1, pp. 35–43, 2023, doi: 10.34312/euler.v11i1.19791.
- [3] K. Kwanda, D. E. Herwindiati, and M. D. Lauro, "Perbandingan LSTM dan Bidirectional LSTM pada Sistem Prediksi Harga Saham Berbasis Website," *Ranah Res. J. Multidiscip. Res. Dev.*, vol. 7, no. 1, pp. 26–35, 2024, doi: 10.38035/rrj.v7i1.1255.
- [4] A. Rosyd, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, "Penerapan Metode Long Short Term Memory (Lstm) Dalam Memprediksi Harga Saham Pt Bank Central Asia," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 501–506, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8440.
- [5] V. No and M. N. Wathani, "Prediksi Tren Pergerakan Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk , Dengan Menggunakan Algoritma Long Shot Term Memory (LSTM) Pergerakan indeks pasar saham selalu identik sebagai salah satu indikator penting dalam menilai kondisi perekonomian sebuah negara ,," vol. 6, no. 2, pp. 502–513, 2023.
- [6] M. Mushliha, "Implementasi CNN-BiLSTM untuk Prediksi Harga Saham Bank Syariah di Indonesia," *Jambura J. Math.*, vol. 6, no. 2, pp. 195–203, 2024, doi: 10.37905/jjom.v6i2.26509.
- [7] K. I. Jaya, A. M. Suhartini, N. Jariyatin, and D. Septiani, "PREDIKSI INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN INDONESIA MENGGUNAKAN MODEL CNN-CA-LSTM DAN APLIKASI WEBSITE STREAMLIT," vol. 10, no. 1, pp. 1081–1088, 2026.
- [8] A. E. K. Gunawan and A. Wibowo, "Stock Price Movement Classification Using Ensembled Model of Long Short-Term Memory (LSTM) and Random Forest (RF)," *Int. J. Informatics Vis.*, vol. 7, no. 4, pp. 2255–2262, 2023, doi: 10.30630/joiv.7.4.1640.
- [9] A. Muhidin, E. Rilvani, and C. Naya, "Model Hybird Fuzzy Logic dan Deep Learning untuk Prediksi Harga Saham," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 552–531, 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i2.30890.
- [10] I. Akil and I. Chaidir, "Prediksi Harga Saham Twitter Dengan Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network," *INTI Nusa Mandiri*, vol. 17, no. 1, pp. 1–7, 2022, doi: 10.33480/inti.v17i1.3277.
- [11] F. R. Pratama, B. Santoso, and S. Kacung, "Prediksi Harga Saham Pt Telkom Menggunakan Metode Cnn-Lstm," *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 7, no. 1, pp. 66–70, 2025, doi: 10.24076/joism.2025v7i1.2087.
- [12] W. Irmayani and W. E. Jayanti, "Visualisasi Prediksi Harga Saham Menggunakan Model Long Short-Term Memory (LSTM)," *J. Sist. Inf. Akunt.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–8, 2025, doi: 10.31294/justian.v6i1.8107.
- [13] E. T. P. Hastomo, W., Karno, A. S. B., Kalbuana, N., Nisfiani, E., & Lussiana, "Deep Learning Optimization for Stock Predictions during the Covid-19 Pandemic," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 133–140, 2021, [Online]. Available: <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jepin/article/view/47411>
- [14] A. D. Milniadi and N. O. Adiwijaya, "Analisis

- Perbandingan Model Arima Dan Lstm Dalam Peramalan Harga Penutupan Saham (Studi Kasus : 6 KRITERIA,” *Sibatik J.*, vol. 2, no. 6, pp. 1683–1692, 2023.
- [15] P. H. Emas, “Inti nusa mandiri,” vol. 19, no. 1, pp. 71–76, 2024.
- [16] F. A. J. Handani, E. Wijayanti, and R. Fiati, “Implementation of Convolutional Neural Network Method in Classifying Pandawa Shadow Puppets,” *J. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 211–219, 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.1.1851.
- [17] L. Alpianto, A. Hermawan, and Junaedi, “Moving Average untuk Prediksi Harga Saham dengan Linear Regression,” *J. Buana Inform.*, vol. 14, no. 02, pp. 117–126, 2023, doi: 10.24002/jbi.v14i02.7446.
- [18] A. Jazuli, Widowati, and R. Kusumaningrum, “Aspect-based sentiment analysis on student reviews using the Indo-Bert base model,” *E3S Web Conf.*, vol. 448, pp. 1–10, 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202344802004.
- [19] A. Jazuli, Widowati, A. A. Chamid, and R. Kusumaningrum, “Transformer-based semantic indexing for aspect-based sentiment analysis using an enhanced index generation algorithm with BERT,” *Int. J. Adv. Technol. Eng. Explor.*, vol. 12, no. 127, pp. 907–926, 2025, doi: 10.19101/IJATEE.2024.111102114.
- [20] A. Jazuli, Widowati, and R. Kusumaningrum, “Auto Labeling to Increase Aspect-Based Sentiment Analysis Using K-Nearest Neighbors Method,” *E3S Web Conf.*, vol. 359, pp. 1–12, 2022, doi: 10.1051/e3sconf/202235905001.