

IMPLEMENTASI MODEL *LONG SHORT-TERM MEMORY* PADA PREDIKSI HARGA SAHAM BERBASIS WEB

Fadhillah Muslimin^{*1}, Andi Tenriawaru², Muhammad Riansyah Tohamba³

^{1,2,3}Universitas Halu Oleo Kendari

Email: ¹fadhillahmuslimin03@gmail.com, ²andi.tenriawaru@uhu.ac.id, ³muh.riansyaht@uhu.ac.id
** Penulis Korespondensi*

Abstrak

Penelitian ini bertujuan membangun sistem prediksi harga saham berbasis web menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi harga tertinggi dan terendah saham-saham dalam indeks LQ45. LSTM dipilih karena kemampuannya mengenali pola jangka panjang dalam data runtun waktu dan menunjukkan performa lebih stabil dibandingkan metode seperti ARIMA dan GRU. Sistem dilengkapi antarmuka interaktif serta fitur pencatatan log aktivitas pengguna untuk meningkatkan kemudahan akses dan pengalaman pengguna. Hasil evaluasi menunjukkan performa prediksi yang cukup baik, dengan MAPE di bawah 3% dan nilai RMSE yang bervariasi tergantung volatilitas saham. Saham ACES mencatat hasil terbaik dengan RMSE masing-masing 28,772 (*High*) dan 27,142 (*Low*), serta MAPE 2,19% dan 2,2%, sedangkan saham AMMN menunjukkan tingkat kesalahan tertinggi dengan RMSE sebesar 247,154 dan 281,926, serta MAPE 2,42% dan 2,79%. Sistem mampu menyajikan hasil prediksi secara *real-time* melalui tampilan web yang responsif dan mudah digunakan.

Kata kunci: *Prediksi Harga Saham, LSTM, Data Time Series, MAPE, Sistem Berbasis Web.*

Abstract

This study aims to develop a web-based stock price prediction system using the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm to forecast the highest and lowest prices of stocks listed in the LQ45 index. LSTM was chosen for its ability to recognize long-term patterns in time series data and its more stable performance compared to methods such as ARIMA and GRU. The system features an interactive interface and user activity logging to enhance usability and user experience. Evaluation results show that the LSTM model performs well, with MAPE below 3% and RMSE values varying according to stock volatility. The best results were achieved by ACES, with RMSE values of 28,772 (High) and 27,142 (Low), and MAPE of 2,19% and 2,2%, while AMMN had the highest error rates with RMSE values of 247,154 and 281,926, and MAPE of 2,42% and 2,79%. The system successfully delivers real-time predictions through a responsive and user-friendly web interface.

Keywords: *Stock Price Prediction, LSTM, Time Series Data, MAPE, Web-Based System.*

1. PENDAHULUAN

Di era digital saat ini, perkembangan teknologi dan kemudahan akses informasi membawa perubahan besar dalam cara generasi muda menyikapi berbagai aspek kehidupan, termasuk dalam hal pengelolaan keuangan. Jika sebelumnya masyarakat cenderung memilih menabung sebagai bentuk utama pengelolaan aset, kini semakin banyak generasi muda yang mulai melirik investasi sebagai alternatif untuk mengembangkan kekayaan secara lebih aktif dan dinamis. Fenomena ini tidak lepas dari hadirnya berbagai platform digital yang menawarkan akses mudah, edukasi yang terbuka, serta fleksibilitas dalam berinvestasi.

Salah satu instrumen investasi yang semakin diminati adalah saham. Tingginya minat ini tercermin dari data PT Kustodian Sentral Efek Indonesia

(KSEI), yang mencatat bahwa pada Januari 2025 jumlah investor pasar modal mencapai 15.161.166 SID, meningkat 24,5% dibandingkan tahun sebelumnya. Pertumbuhan ini menunjukkan bahwa semakin banyak individu, termasuk pemula, yang mulai terlibat dalam aktivitas pasar modal. Namun demikian, investasi saham bukan tanpa risiko, terutama karena harga saham sangat fluktuatif dan dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti permintaan dan penawaran, kondisi ekonomi, serta isu sosial dan politik.

Mengingat harga saham yang terus berubah dari waktu ke waktu, para investor diharapkan untuk dapat melakukan analisis yang matang sebelum mengambil keputusan investasi. Salah satu strategi yang dapat diterapkan adalah dengan melakukan analisis prediksi harga saham berdasarkan data harga harian,

sehingga investor dapat memperkirakan harga saham di masa mendatang [1]. Dua pendekatan yang umum digunakan adalah analisis fundamental dan analisis teknikal. Sayangnya, pendekatan ini memerlukan waktu, ketelitian, dan pemahaman terhadap berbagai indikator teknikal seperti *Moving Average* (MA) dan *Relative Strength Index* (RSI), yang cukup menyulitkan bagi investor pemula.

Untuk menjawab tantangan ini, diperlukan sistem yang tidak hanya mampu menganalisis data historis saham tetapi juga memprediksi pola harda dengan lebih akurat. Salah satu pendekatan yang efektif dalam mempelajari pola saham adalah dengan menggunakan salah satu model *deep learning* yaitu *Long Short-Term Memory*. LSTM adalah salah satu varian dari jaringan saraf yang dirancang untuk menyimpan, memperbarui dan mengontrol aliran informasi [2].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini dilakukan untuk mengembangkan sistem prediksi harga saham berbasis web menggunakan model LSTM. Sistem ini dirancang untuk memprediksi nilai tertinggi (*High*) dan terendah (*Low*) dari beberapa saham LQ45 secara otomatis, akurat, dan mudah diakses. Harapannya, sistem ini dapat menjadi alat bantu yang efektif bagi investor, khususnya pemula, dalam mempertimbangkan keputusan investasi berdasarkan prediksi harga saham jangka pendek.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Saham dan LQ45

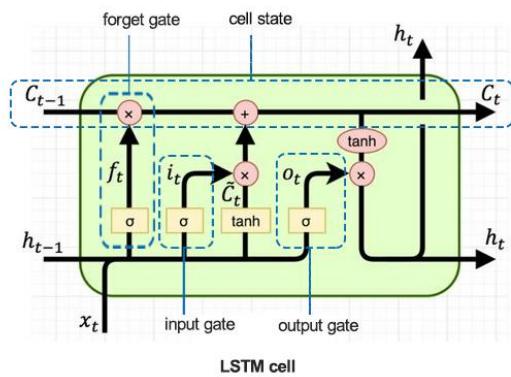
Saham merupakan salah satu instrumen investasi yang mencerminkan kepemilikan seseorang terhadap suatu perusahaan. Di Indonesia, Bursa Efek Indonesia (BEI) menyediakan berbagai indeks saham, salah satunya adalah LQ45. Indeks ini terdiri dari 45 emiten dengan likuiditas tinggi dan kapitalisasi pasar besar, sehingga sering dijadikan acuan dalam analisis investasi. Dalam penelitian ini, data yang digunakan berasal dari lima saham yang termasuk dalam LQ45 periode November 2024 hingga Januari 2025 [3].

2.2 Forecasting

Harga saham tergolong sebagai data runtun waktu (*time series*), yaitu data yang dicatat secara berkala dan berurutan berdasarkan waktu. Untuk memperkirakan pergerakan harga di masa mendatang, diperlukan metode peramalan (*forecasting*) yang mampu mengenali pola dari data historis [4]. Salah satu metode yang efektif untuk menangani data seperti ini adalah pendekatan berbasis pembelajaran mesin, khususnya *deep learning*.

2.3 Long Short-Term Memory

LSTM merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk memproses data sekuensial dan mengatasi kelemahan seperti *vanishing gradient*. LSTM memiliki struktur khusus berupa *cell state* dan tiga gerbang utama (*forget*, *input*, dan *output gate*) [5] yang memungkinkan jaringan untuk menyimpan informasi jangka panjang secara lebih efektif. Kemampuan ini menjadikan LSTM unggul dalam mengenali pola kompleks pada data non-linear seperti fluktuasi harga saham [2]. Kemampuan ini menjadikan LSTM unggul dalam mengenali pola kompleks pada data non-linear seperti fluktuasi harga saham [6]. Rangkaian LSTM dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Rangkaian model LSTM

2.4 Evaluasi Model Prediksi

Akurasi model prediksi dievaluasi menggunakan dua metrik utama, yaitu Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). RMSE digunakan untuk mengukur deviasi rata-rata antara hasil prediksi dan nilai aktual, sedangkan MAPE menyatakan kesalahan prediksi dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual⁶. Kedua metrik ini umum digunakan dalam penelitian prediksi saham karena memberikan gambaran menyeluruh mengenai kinerja model [1].

3. METODE PENELITIAN

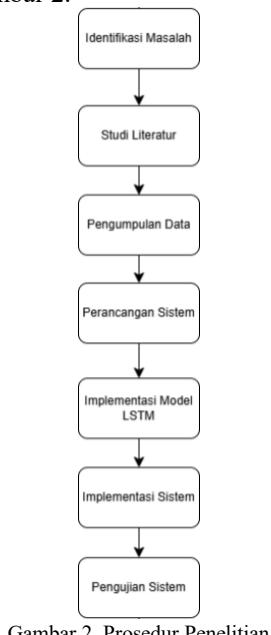
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk mengembangkan sistem prediksi harga saham berbasis web menggunakan algoritma LSTM. Data yang digunakan berupa harga historis harian lima saham dari indeks LQ45, yaitu ACES, ADMR, ADRO, AKRA, dan AMMN, yang diambil dari Yahoo Finance dengan rentang waktu Februari 2020 hingga Februari 2025. Atribut yang digunakan meliputi tanggal, harga tertinggi (*high*), dan harga terendah (*low*).

Tahapan awal melibatkan pra-pemrosesan data berupa normalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaling* serta pembentukan *sequence* sepanjang 60 hari historis untuk memprediksi harga lima hari berikutnya. Data kemudian dibagi menjadi data latih

dan uji dengan rasio 90:10. Model LSTM dibangun menggunakan dua lapisan LSTM dengan 100 unit memori, *dropout layer* untuk mencegah overfitting, serta satu lapisan *dense* untuk output. Proses pelatihan menggunakan optimizer *Adam* dan fungsi kerugian *Mean Squared Error*.

Setelah model selesai dilatih, evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Model yang telah dilatih kemudian diintegrasikan ke dalam sistem berbasis web menggunakan *framework Flask*. Sistem ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah data, memilih saham, dan melihat hasil prediksi dalam bentuk grafik dan tabel, serta mencatat aktivitas pengguna untuk memantau performa model.

Prosedur penelitian adalah langkah sistematis yang dilakukan untuk menyusun sebuah penelitian dari awal hingga akhir. Prosedur penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Prosedur Penelitian

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Preprocessing Data

Preprocessing dilakukan untuk mempersiapkan data historis saham agar nantinya dapat digunakan sebagai input model. Setiap saham diproses secara terpisah, mengingat pola pergerakan harga dan karakteristik sata pada masing-masing emiten berbeda. *Preprocessing* meliputi beberapa tahap, mulai dari normalisasi data, pembentukan urutan (*sequence*), hingga pembagian data menjadi data latih dan data uji. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa kolom utama, diantaranya Date, High, dan Low. Rincian dataset historis saham ACES yang berjumlah 1209 baris dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Historis

No	Date	High	Low
1	2020-02-27	1.525,0	1.495,0
2	2020-02-28	1.520,0	1.430,0
3	2020-03-02	1.515,0	1.435,0
4	2020-03-03	1.510,0	1.450,0
5	2020-03-04	1.545,0	1.465,0
No	Date	High	Low
6	2020-03-05	1.550,0	1.470,0
7	2020-03-06	1.480,0	1.445,0
8	2020-03-09	1.420,0	1.370,0
9	2020-03-10	1.450,0	1.370,0
10	2020-03-11	1.455,0	1.390,0
...
1207	2025-02-25	750,0	690,0
1208	2025-02-26	715,0	675,0
1209	2025-02-27	715,0	695,0

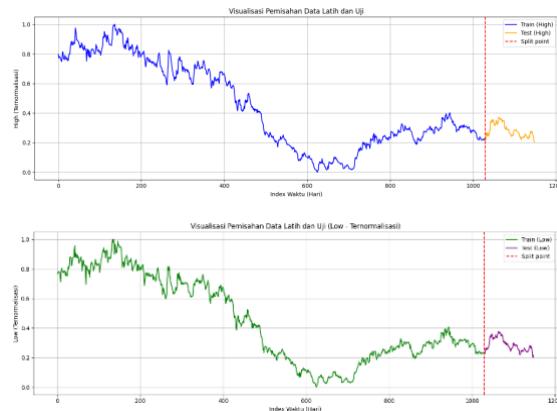
Normalisasi dilakukan untuk menyetarakan skala nilai *high* dan *low* sehingga memudahkan proses pembelajaran model. Data *high* dan *low* dinormalisasi ke dalam skala [0, 1] menggunakan metode *Min-Max Scaler* dari *library scikit-learn*. Dengan menggunakan metode ini, hasil normalisasi pada dataset dapat dilihat pada tabel 2.

No	Date	High	Low
1	2020-02-27	0,773	0,783
2	2020-02-28	0,769	0,737
3	2020-03-02	0,766	0,741
4	2020-03-03	0,762	0,751
5	2020-03-04	0,787	0,762
6	2020-03-05	0,790	0,766
7	2020-03-06	0,741	0,748
8	2020-03-09	0,699	0,695
9	2020-03-10	0,720	0,695
10	2020-03-11	0,724	0,709
...
1207	2025-02-25	0,231	0,212
1208	2025-02-26	0,206	0,201
1209	2025-02-27	0,206	0,215

Pembentukan *sequence* menjadikan dataset disusun dalam bentuk urutan agar dapat digunakan sebagai input model. Hal ini penting karena LSTM dirancang untuk membaca dan memahami pola dari data yang bersifat berurutan atau *time-series*. Pada penelitian ini, digunakan pendekatan *sliding window*, yaitu metode yang mengambil 60 data harian sebelumnya sebagai input (x) dan menggunakan satu hari berikutnya sebagai target prediksi (y).

Pembagian data dilakukan dengan rasio 90:10 dari total dataset pada masing-masing saham. 90% untuk pelatihan dan 10% sisanya untuk pengujian. Perhitungan dilakukan berdasarkan panjang data setelah melalui proses normalisasi. Namun, khusus untuk saham AMMN digunakan rasio 80:20 karena karena memiliki jumlah dataset yang lebih sedikit. Sebanyak 60 data terakhir dari data latih juga

disisipkan ke awal bagian data uji agar prediksi tetap mempertahankan konteks historis.



Gambar 3. Pembagian Data Latih dan Data Uji

4.2 Arsitektur Model LSTM

Arsitektur model yang digunakan dalam penelitian ini dirancang dengan beberapa komponen utama yang memiliki fungsi dalam setiap pembelajaran nantinya. Jumlah unit pada LSTM menentukan kapasitas memori dalam mengenali kompleksitas hubungan temporal. Setiap saham memiliki model arsitektur yang berbeda tergantung seberapa rumit dan banyaknya dataset yang ada. Ringkasan arsitektur model untuk kelima saham dapat dilihat pada Tabel 3.

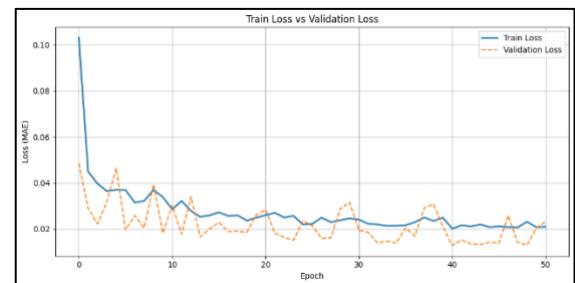
Tabel 3. Model LSTM 5 Saham LQ45

No	Saham	LSTM Units	Dropout	Dense Units
1	ACES	2 x LSTM(100)	0,2	100
2	ADMIR	1 x LSTM(64)	0,3	32
3	ADRO	2 x LSTM(100)	0,2	100
4	AKRA	2 x LSTM(100)	0,2	100
5	AMMN	2 x LSTM(100)	0,2	16

4.3 Pelatihan Model

Data latih diproses secara berulang dalam beberapa epoch agar bobot dan bias dalam arsitektur model dapat dioptimalkan. Agar pelatihan lebih optimal dan menghindari resiko *overfitting* yang berlebihan, digunakan dua mekanisme *callbacks*, yaitu *EarlyStopping* yang digunakan untuk menghentika proses pelatihan Ketika nilai *validation loss* tidak mengalami perbaikan dalam beberapa

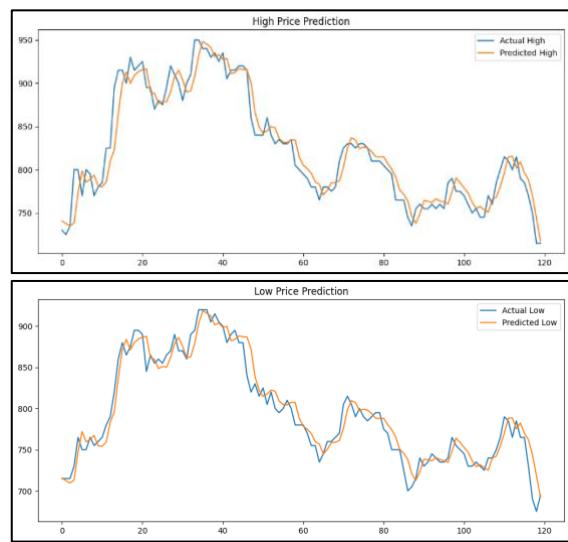
epoch berturut-turut dan *ModelCheckpoint* untuk menyimpan bobot model terbaik yang memiliki performa prediksi paling baik pada data *validation*.



Gambar 5. Train vs Validation loss

4.4 Evaluasi Model

Setelah model LSTM dilatih, data akan digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data uji. Proses prediksi dilakukan dengan memberikan *sequence* sepanjang 60 hari terakhir sebagai *input* model, kemudian hasil prediksinya akan diproses melalui lapisan *output*. Hasil dari prediksi data uji dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Prediksi vs Aktual

Setiap model yang digunakan untuk masing-masing saham menghasilkan performa yang berbeda-beda, tergantung pada karakteristik data dan konfigurasi arsitektur model yang digunakan. Oleh karena itu, evaluasi dilakukan secara terpisah untuk masing-masing fitur harga *High* dan *Low*. Tabel 4 merangkum hasil evaluasi model LSTM terhadap lima saham yang dianalisis dalam penelitian ini.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Model Prediksi Saham

Saham	RMSE High	MAPE High	RMSE Low	MAPE Low
ACES	28,772	2,19%	27,142	2,2%
ADMIR	32,735	2,34%	34,774	2,62%
ADRO	159,176	2,53%	150,618	2,7%
AKRA	36,682	2,16%	37,28	2,24%

AMMN	247,154	2,42%	281,926	2,79%
------	---------	-------	---------	-------

Berdasarkan hasil evaluasi, performa model LSTM dalam memprediksi harga saham menunjukkan variasi antar emiten. Saham ACES mencatat hasil terbaik dengan RMSE sebesar 28,772 (High) dan 27,142 (Low), serta MAPE masing-masing 2,19% dan 2,2%. Saham AKRA juga menunjukkan performa stabil, dengan RMSE sekitar 36–37 dan MAPE sekitar 2,2%, menandakan bahwa model cukup akurat dalam menangkap pola pergerakan harga pada kedua saham ini.

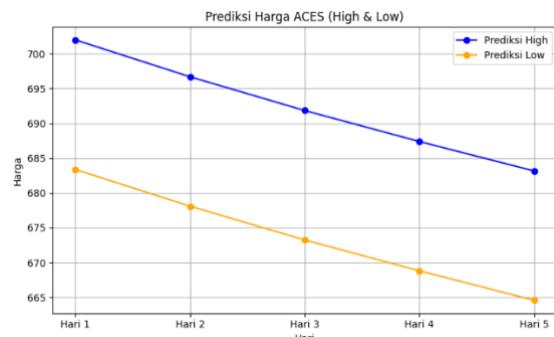
Di sisi lain, saham ADRO dan AMMN mencatat kesalahan prediksi tertinggi secara absolut. ADRO memiliki RMSE di atas 150 dan MAPE sekitar 2,6%, sementara AMMN menunjukkan RMSE tertinggi, yakni 247,154 (High) dan 281,926 (Low), meskipun MAPE-nya masih di bawah 3%. Hal ini menunjukkan bahwa volatilitas tinggi pada saham-saham tersebut membuat prediksi lebih sulit, meskipun kesalahan relatifnya masih tergolong wajar. Saham ADMR berada di tengah-tengah, dengan performa yang cukup baik dan stabil. Secara umum, semua saham memiliki nilai MAPE di bawah 5%, yang menunjukkan bahwa model LSTM yang digunakan dalam penelitian ini mampu memberikan hasil prediksi yang cukup baik dan stabil untuk harga saham *High* dan *Low*.

4.5 Proses Percobaan

Setiap saham diuji melalui serangkaian proses pelatihan dengan berbagai variasi konfigurasi arsitektur model, jumlah *epoch*, serta parameter pelatihan lainnya. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk memperoleh model dengan nilai RMSE dan MAPE serendah mungkin, sekaligus mengevaluasi sejauh mana performa model dipengaruhi oleh perubahan struktur dan parameter. Pada kasus saham ACES, dilakukan dua kali sesi pelatihan ulang karena hasil awal belum memenuhi kriteria evaluasi yang ditargetkan. Dalam setiap sesi, dilakukan sekitar enam kali percobaan dengan variasi arsitektur LSTM. Eksperimen meliputi perubahan jumlah unit LSTM (antara 50 hingga 100), penambahan *layer Dense*, penerapan *Dropout*, serta penyusunan ulang jumlah lapisan LSTM.

4.6 Prediksi Model

Setelah model LSTM selesai diuji dan menunjukkan performa yang cukup baik, tahap selanjutnya adalah menerapkan model tersebut untuk melakukan prediksi harga saham lima hari ke depan. Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan 60 data terakhir dari histori harga saham sebagai *input* awal. Model kemudian menghasilkan prediksi untuk hari ke-61.



Gambar 7. Hasil Prediksi ima Hari Ke Depan

4.7 Implementasi Sistem

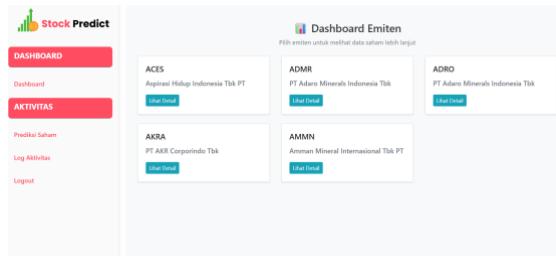
Setelah model LSTM berhasil dibangun dan dievaluasi, model yang telah dilatih disimpan dalam format file (.h5) yang nantinya diupload ke dalam web dan dipanggil ulang melalui *backend web*. Data historis saham yang diupload oleh admin akan diproses terlebih dahulu hingga dapat digunakan sebagai *input* ke dalam model untuk menghasilkan prediksi. Sistem juga menyediakan fitur pemilihan saham, sehingga pengguna dapat memilih emiten dan melihat prediksi yang ditampilkan secara langsung dalam bentuk grafik. Fitur log aktivitas juga ditambahkan yang memungkinkan admin untuk memantau penggunaan sistem, mengevaluasi model dan melacak aktivitas pengguna sebelumnya. Tampilan sistem dapat dilihat pada Gambar 8.

Gambar 8. Halaman Registrasi

Setelah *user* membuat akun, maka *user* dapat melakukan *login*. Tampilan halaman *login* dapat dilihat pada Gambar 9.

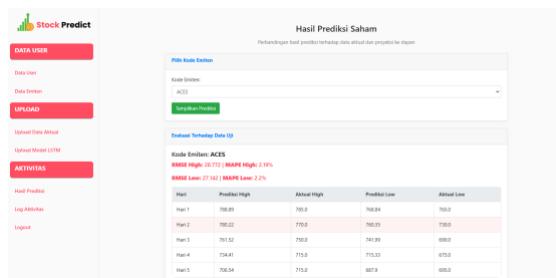
Gambar 9. Halaman *login*

User kemudian akan ditampilkan *dashboard*. Ketika telah berhasil melakukan *login*, User dapat memilih saham yang ingin dilihat data akutal ataupun hasil prediksinya.



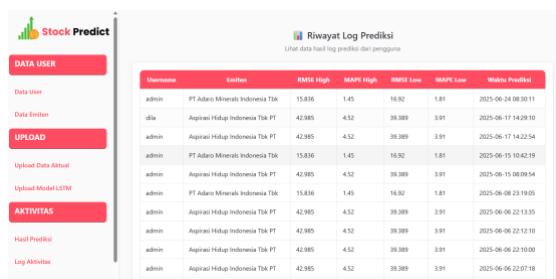
Gambar 10. *Dashboard User*

User dapat melihat hasil prediksi dengan memilih menu yang berada di *sidebar* kiri dan sistem akan menampilkan halaman prediksi. User dapat memilih saham apa yang ingin ditampilkan hasil prediksinya dan sistem akan menampilkan grafik prediksi dan nilai evaluasi dari prediksi tersebut. Tampilan halaman prediksi dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Halaman Prediksi

Seluruh hasil evaluasi prediksi pada sistem akan disimpan pada log aktivitas yang dapat diakses oleh user maupun admin. Tampilan log aktivitas dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Halaman Log Aktivitas

Admin mempunyai fitur khusus yang memungkinkan untuk melihat data *user*, mengupload data aktual dan mengupload model yang telah dilatih. Admin juga dapat menambahkan jumlah saham. Tampilan halaman *upload* admin dapat dilihat pada Gambar 13 dan 14.

Gambar 13. Halaman *upload* data

No	Kode Emiten	Nama Emiten	Nama File	Tanggal Upload
1	ADMR	PT Adaro Minerals Indonesia Tbk	model_ADMRJ5	2025-06-08 23:18:37

Gambar 14. Halaman *Upload Model*

Melalui halaman data *user*, admin dapat melihat semua data pengguna. Fitur ini juga mendukung sistem dalam hal audit dan keamanan, karena semua pengguna yang mengakses sistem dapat dikontrol dengan jelas melalui halaman ini. Tampilan halaman data *user* dapat dilihat pada Gambar 15.

Username	Role	Tanggal Registrasi
dila	1	2025-06-10 11:13:46

Gambar 15. Halaman Data *User*

Halaman data emiten menyajikan daftar saham (emiten) yang tersedia dalam sistem untuk dianalisis dan diprediksi. Admin dapat menambahkan data nama emiten baru, melengkapi informasi seperti nama kode saham. Keberadaan fitur ini memungkinkan sistem untuk menjadi dinamis dan tidak terbatas pada emiten tertentu saja. Dengan demikian, admin dapat memperluas cakupan prediksi sesuai permintaan atau kebutuhan pengguna. Tampilan halaman data emiten dapat dilihat pada Gambar 16.



Gambar 16. Halaman Data Emitter

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil membangun sistem prediksi harga saham berbasis web. Pengembangan sistem memanfaatkan algoritma LSTM untuk memprediksi nilai tertinggi (*High*) dan terendah (*Low*) dari lima saham LQ45. Kelima saham tersebut yaitu PT Aspirasi Hidup Indonesia Tbk (ACES), PT Adaro Minerals Indonesia Tbk (ADMR), PT Alamtri Resources Indonesia Tbk (ADRO), PT AKR Corporindo Tbk (AKRA), dan PT Amman Mineral Internasional Tbk (AMMN).

Hasil implementasi menunjukkan bahwa model LSTM mampu menghasilkan prediksi harga saham dengan akurasi yang cukup baik, dibuktikan dengan nilai MAPE seluruh saham yang berada di bawah 3%. ACES mencatat performa terbaik dengan MAPE sebesar 2,19% untuk High dan 2,2% untuk Low, serta RMSE sebesar 28,772 dan 27,142. Sementara itu, AMMN memiliki tingkat kesalahan prediksi tertinggi dengan RMSE sebesar 247,154 untuk High dan 281,926 untuk Low, meskipun MAPE tetap rendah, yaitu 2,42% dan 2,79%. Saham lainnya seperti ADRO, AKRA, dan ADMR juga menunjukkan hasil yang stabil dan berada dalam kisaran akurasi yang baik. Integrasi model ke dalam sistem web berjalan lancar, sehingga sistem ini dapat digunakan sebagai alat bantu prediksi yang praktis dan efisien.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Genta, K. Simatupang, W. Swastika, dan T. R. Suganda, "Perancangan Aplikasi Berbasis Web Untuk Prediksi Harga Saham Dengan Metode Lstm," 2022.
- [2] F. Ramadhan dan M. Fachrie, "Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) Pada Sistem Prediksi Hasil Panen Sawit," *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains*, 2024.
- [3] C. Calendo Sumarga, D. Erny Herwindiati, dan J. Hendryli, "Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi Rancangan Sistem Prediksi Harga Saham dengan Menggunakan Metode LSTM dan ARMA klasik."
- [4] M. Azman Maricar, "Analisa Perbandingan Nilai Akurasi Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Sistem Peramalan Pendapatan pada Perusahaan XYZ".
- [5] J. Cahyani, S. Mujahidin, dan T. P. Fiqar, "Implementasi Metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 11, no. 2, hlm. 346, Jul 2023, doi: 10.26418/justin.v11i2.57395.
- [6] L. Setiawan, D. Susanti, dan R. 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, hlm. 223, Des 2023, doi: 10.24198/jmi.v19.n2.42164.223-234.