


Implementasi Algoritma ARIMA dan LSTM pada Dashboard Prediksi Saham Berbasis Web

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/jutisi.v15i2.3514>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC) 

Gautama Wijaya^{1*}, Haeruddin², Louis Lim³

Teknologi Informasi, Universitas International Batam, Batam, Indonesia

*email Corresponding Author: gautama.wijaya@uib.ac.id

Abstract

The volatility of banking stock prices poses challenges for investors in making the right analytical decisions, especially due to the lack of availability of flexible and data-based prediction tools. This research aims to design and build a web-based stock price prediction system that integrates two algorithms at once, namely Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Long Short-Term Memory (LSTM), in one integrated dashboard. The system development is carried out using the System Development Life Cycle (SDLC) method of the Waterfall model, covering the stages of needs analysis, design, implementation, and testing. The system leverages the Yahoo Finance API for automatic market data updates, eliminating reliance on manual file uploads. The test results showed that all functional features were valid, and the accuracy evaluation on BBKA shares proved that LSTM produced a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 1.12%, superior to ARIMA which obtained a MAPE of 1.85%. The system provides investors with greater analytical flexibility.

Keywords: Stock Prediction; Multi-Model; Yahoo Finance API; Web-Based; Waterfall.

Abstrak

Volatilitas harga saham perbankan menimbulkan tantangan bagi investor dalam mengambil keputusan analitis yang tepat, terutama akibat minimnya ketersediaan alat bantu prediksi yang fleksibel dan berbasis data terkini. Penelitian ini bertujuan merancang dan membangun sistem prediksi harga saham berbasis *web* yang mengintegrasikan dua algoritma sekaligus, yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM), dalam satu *dashboard* terpadu. Pengembangan sistem dilakukan menggunakan metode *System Development Life Cycle* (SDLC) model *Waterfall*, mencakup tahap analisis kebutuhan, desain, implementasi, dan pengujian. Sistem memanfaatkan *Yahoo Finance API* untuk pembaruan data pasar secara otomatis, sehingga menghilangkan ketergantungan pada unggah file manual. Hasil pengujian menunjukkan seluruh fitur fungsional berjalan valid, dan evaluasi akurasi pada saham BBKA membuktikan bahwa LSTM menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 1,12%, lebih unggul dibandingkan ARIMA yang memperoleh MAPE 1,85%. Sistem ini memberikan fleksibilitas analisis yang lebih luas bagi investor.

Kata kunci: *Prediksi Saham; Multi-Model; Yahoo Finance API; Web Based; Waterfall.*

1. Pendahuluan

Sektor perbankan merupakan tulang punggung perekonomian nasional yang secara konsisten mencatatkan kapitalisasi pasar terbesar di Bursa Efek Indonesia. Saham-saham perbankan unggulan seperti BBKA, BBRI, dan BBNI tergolong dalam kategori *blue chip* pada indeks LQ45, yang mencerminkan tingkat likuiditas dan fundamental bisnis yang kuat. Kendati demikian, karakteristik pasar modal yang dinamis menjadikan pergerakan harga saham perbankan sangat rentan terhadap pengaruh sentimen makroekonomi, kebijakan moneter, serta ekspektasi pelaku pasar [1]. Kondisi ini menciptakan urgensi yang tinggi terhadap keberadaan sistem pendukung keputusan investasi yang mampu memproyeksikan pergerakan harga secara akurat, sehingga investor dapat meminimalkan risiko kerugian akibat kesalahan penentuan momentum transaksi.

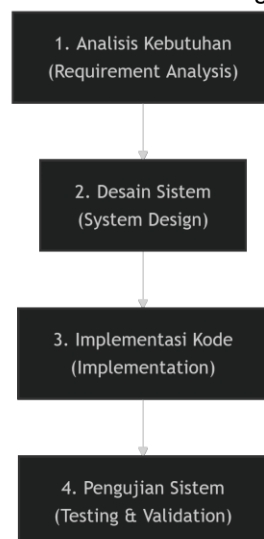
Mayoritas sistem prediksi saham berbasis *web* yang tersedia saat ini menghadirkan keterbatasan mendasar dalam hal fleksibilitas analisis. Sistem-sistem tersebut umumnya hanya menyematkan satu jenis algoritma prediksi, sehingga pengguna tidak memiliki acuan pembandingan untuk memvalidasi keandalan hasil proyeksi yang dihasilkan. Selain itu, mekanisme pembaruan data pada sistem konvensional masih bergantung pada proses unggah berkas secara manual, yang menimbulkan risiko keputusan investasi berbasis data yang sudah kedaluwarsa. Ketidaktersediaan pembaruan data secara *real-time* ini menjadi hambatan signifikan, mengingat harga saham bergerak secara kontinu mengikuti dinamika sesi perdagangan bursa. Lebih jauh, representasi hasil prediksi yang tidak disertai visualisasi komparatif antara data aktual dan proyeksi turut menurunkan kemudahan interpretasi bagi pengguna awam.

Sejumlah penelitian terdahulu telah berupaya mengatasi persoalan prediksi harga saham melalui berbagai pendekatan algoritmik. ARIMA pada saham Bank Mandiri dan memperoleh estimasi harga dengan tingkat kesalahan yang tergolong wajar [2]. ARIMA mampu menangkap tren harga saham BCA dalam jangka pendek, meskipun akurasi menurun pada kondisi pasar yang sangat fluktuatif [3]. Di sisi *deep learning*, membuktikan bahwa LSTM secara konsisten mengungguli metode statistik dalam merepresentasikan pola non-linear saham bank BUMN [4], menegaskan keunggulan serupa pada instrumen saham syariah dan pasar global. Pun melakukan komparasi langsung antara ARIMA dan LSTM, namun sebatas pada eksperimen berbasis skrip tanpa mengemas hasilnya ke dalam antarmuka yang dapat diakses oleh pengguna umum [5]. Lebih jauh dengan membangun aplikasi *web* berbasis LSTM, namun sistem tersebut hanya menyediakan satu model algoritma dan mengandalkan data statis. Yeng dan Siahaan (2024) mengembangkan sistem prediksi berbasis *web* dengan pendekatan *hybrid* ARIMA-LSTM, namun pemilihan algoritma tetap terkunci pada satu konfigurasi tanpa opsi komparasi mandiri bagi pengguna. Kesenjangan yang tersisa adalah belum adanya sistem *web* yang secara bersamaan mengakomodasi fitur *multi-model* yang dapat dipilih pengguna secara dinamis, dikombinasikan dengan mekanisme pembaruan data otomatis dari sumber pasar langsung. Penelitian ini hadir untuk mengisi celah tersebut melalui pengembangan *dashboard* prediksi saham berbasis *web* yang mengintegrasikan ARIMA dan LSTM dengan koneksi *Yahoo Finance API* secara *real-time*, menggunakan kerangka kerja *System Development Life Cycle* (SDLC) model *Waterfall* [6].

3. Metodologi

3.1 Metode Pengembangan Sistem

Penelitian ini menerapkan pendekatan pengembangan perangkat lunak berbasis *System Development Life Cycle* (SDLC) dengan model *Waterfall* yang bersifat sekuensial dan terstruktur. Model ini dipilih karena kebutuhan sistem telah terdefinisi secara jelas sejak awal, sehingga setiap fase dapat diselesaikan secara berurutan sebelum fase berikutnya dimulai [6]. Tahapan pengembangan yang dilaksanakan adalah sebagai berikut:



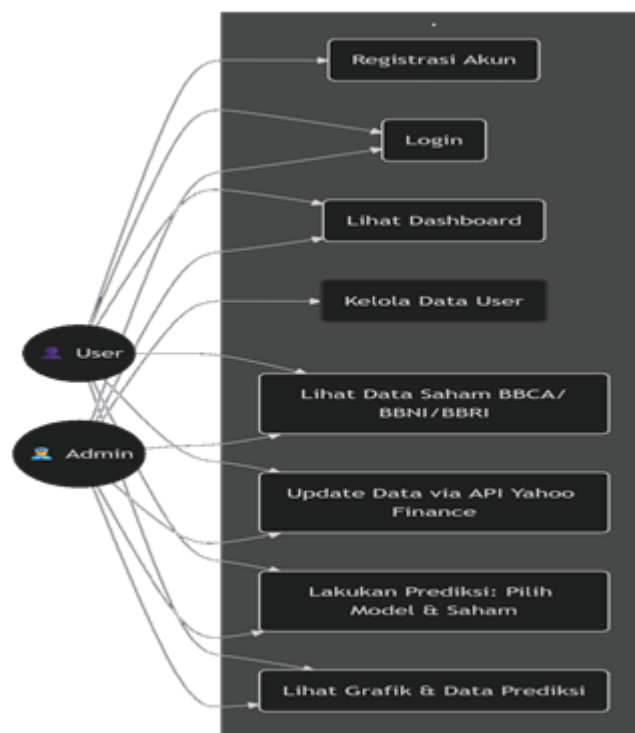
Gambar 1. Alur Metode Pengembangan *Waterfall*

- 1) Analisis Kebutuhan (*Requirement Analysis*): Pada tahap ini ditetapkan bahwa sistem memiliki dua aktor pengguna, yaitu *Admin* dan *User*. *User* (Pengguna Umum) dapat melakukan registrasi akun, *login*, melihat data saham perbankan (BBCA, BBNI, BBRI), melakukan pembaruan data harian secara *live*, dan melakukan simulasi prediksi menggunakan model ARIMA atau LSTM. *Admin* memiliki seluruh hak akses *User* ditambah hak khusus untuk mengelola daftar pengguna melalui halaman Manajemen *User*.
- 2) Desain Sistem (*System Design*): Tahap ini mencakup perancangan arsitektur sistem, diagram UML (*Use Case*), antarmuka pengguna (*User Interface*), serta desain logik algoritma prediksi yang diuraikan pada Sub-bab 3.4.
- 3) Implementasi (*Implementation*): Penulisan kode (*coding*) dilaksanakan menggunakan bahasa Python dengan *framework* Flask. Integrasi pustaka *yfinance* dilakukan untuk pengambilan data otomatis, serta *statsmodels* dan *TensorFlow* untuk algoritma prediksi.
- 4) Pengujian (*Testing & Validation*): Pengujian *Black Box* dilakukan untuk memvalidasi fungsi fitur (*Login*, *Register*, *Update Data*, *Prediksi*), serta pengujian akurasi model menggunakan data historis.

3.2 Perancangan Sistem

Perancangan sistem bertujuan untuk memberikan gambaran logis mengenai interaksi pengguna dengan aplikasi. Pemodelan dilakukan menggunakan *Unified Modeling Language* (UML), yaitu *Use Case Diagram*.

- 1) Diagram *Use Case*: Diagram ini menggambarkan interaksi antara aktor dengan fitur sistem. Terdapat dua aktor:



Gambar 2. Diagram *Use Case*

- a. *User*: Pengguna yang mendaftar melalui halaman Register.
 - b. *Admin*: Pengguna khusus yang dibuat melalui sistem *backend* untuk mengelola aplikasi.
- 2) Fungsionalitas utama sistem meliputi:
 - a. Registrasi & Login: Akses masuk ke dalam sistem.

- b. Manajemen User: Fitur khusus Admin untuk melihat dan mengelola daftar pengguna terdaftar.
 - c. Menu Data Saham: Menampilkan daftar saham perbankan (BBCA, BBNI, BBRI) dan tombol untuk *Update* data via API.
 - d. Menu Prediksi: Halaman untuk memilih algoritma (ARIMA/LSTM), memilih kode saham, dan menampilkan grafik serta tabel hasil prediksi.
- 3) Rancangan Antarmuka
- a. Halaman Login & Register: Pintu masuk aplikasi. Jika pengunjung belum memiliki akun, mereka dapat mendaftar melalui form registrasi (memasukkan username dan password).
 - b. Halaman Dashboard: Tampilan utama setelah login yang memuat menu navigasi ke fitur "Data Saham" dan "Prediksi". Bagi Admin, terdapat menu tambahan "Kelola User".
 - c. Halaman Data Saham: Menampilkan tabel list emiten perbankan. Pada halaman ini terdapat tombol "Update Data Saham" yang jika ditekan akan memicu fungsi API Yahoo Finance untuk mengunduh data harga terbaru secara otomatis.
 - d. Halaman Prediksi: Pengguna melakukan input pemilihan model algoritma, kemudian kode saham, kemudian tombol prediksi, sistem kemudian menampilkan output berupa Grafik Pergerakan Harga (Aktual vs Prediksi) dan tabel data nilai prediksi di bagian bawahnya.

3.3 Perancangan Model Prediksi

Sistem menyediakan dua opsi algoritma pemrosesan data:

- 1) Model ARIMA: Sistem melakukan uji stasioneritas dan optimasi parameter secara otomatis untuk menghasilkan garis tren prediksi linear.
- 2) Model LSTM: Sistem melakukan normalisasi data (*MinMaxScaler*) dan melatih jaringan saraf tiruan (*Neural Network*) untuk mempelajari pola fluktuasi non-linear dari data historis yang telah di-*update*.

3.4 Perancangan Model Prediksi (Desain Logik)

Sistem menyediakan dua opsi algoritma pemrosesan data yang masing-masing memiliki landasan matematis berbeda.

1) Model ARIMA

ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan gabungan tiga komponen utama. Komponen *Autoregressive* (AR) memanfaatkan hubungan linier antara observasi saat ini dengan sejumlah p observasi sebelumnya. Komponen *Integrated* (I) mencerminkan orde diferensiasi d yang diterapkan untuk mengubah deret waktu menjadi stasioner. Komponen *Moving Average* (MA) memodelkan hubungan antara observasi saat ini dengan q nilai *error* prediksi sebelumnya. Secara formal, model ARIMA(p,d,q) direpresentasikan sebagai berikut (Khanderwal & Mohanty, 2021):

$$\Phi(B)(1 - B)^d X_t = \Theta(B)\varepsilon_t$$

di mana B adalah operator *backshift*, $\Phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ merupakan polinomial AR orde p , $\Theta(B) = 1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q$ adalah polinomial MA orde q , dan ε_t menyatakan *white noise* dengan distribusi normal. Dalam sistem ini, pemilihan parameter optimal (p, d, q) dilakukan secara otomatis melalui uji stasioneritas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dan minimasi nilai *Akaike Information Criterion* (AIC).

2) Model LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan varian arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang khusus untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* pada pemrosesan data sekuensial panjang [8]. LSTM memperkenalkan mekanisme *gating* yang terdiri atas tiga komponen utama, yaitu *forget gate*, *input gate*, dan *output gate*, yang bekerja secara kolektif untuk mengatur aliran informasi jangka panjang maupun jangka pendek. Persamaan matematis masing-masing *gate* adalah sebagai berikut [4]:

- (1) *Forget gate*: $f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$
- (2) *Input gate*: $i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$
- (3) *Cell state update*: $\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$

- (4) *Cell state*: $C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t$
 (5) *Output gate*: $o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$
 (6) *Hidden state*: $h_t = o_t \odot \tanh(C_t)$

di mana σ adalah fungsi aktivasi *sigmoid*, W dan b masing-masing merupakan bobot dan bias yang dipelajari selama pelatihan, serta \odot merupakan perkalian *element-wise*. Dalam sistem ini, data harga penutupan saham terlebih dahulu dinormalisasi menggunakan *MinMaxScaler* ke rentang $[0,1]$ sebelum dimasukkan ke jaringan LSTM, kemudian hasil prediksi diinversikan kembali ke skala harga asli untuk keperluan visualisasi.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Implementasi Sistem

Sistem prediksi saham berbasis web ini telah berhasil dikembangkan dan diimplementasikan sesuai dengan rancangan pada Bab 3. Antarmuka dibangun menggunakan *framework* Bootstrap agar responsif saat diakses.

- 1) Halaman Login dan Registrasi: Halaman ini merupakan gerbang utama keamanan sistem. Pengguna (User) maupun Admin harus melakukan login terlebih dahulu. Jika pengguna belum memiliki akun, tersedia fitur registrasi untuk mendaftarkan *username* dan *password* baru yang akan tersimpan di database.

Daftar disini'."/>

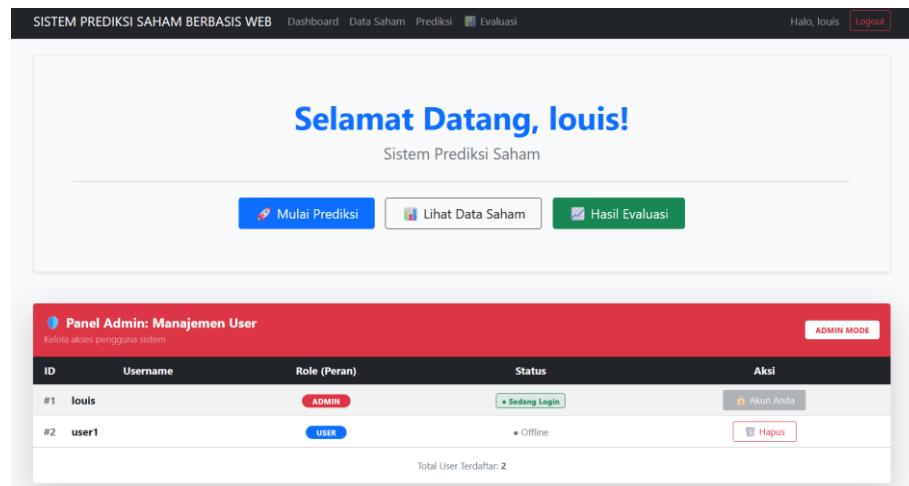
Gambar 3. Halaman Login Sistem

- 2) Halaman Registrasi: Sebelum dapat mengakses fitur utama, pengguna baru diwajibkan untuk mendaftarkan akun melalui Halaman Registrasi (Gambar 4.2). Pada halaman ini, calon pengguna diminta untuk mengisi formulir pendaftaran dengan memasukkan *username* dan *password* yang diinginkan. Sistem akan memverifikasi ketersediaan *username* dan menyimpan data pengguna baru ke dalam database secara aman.

Login disini'."/>

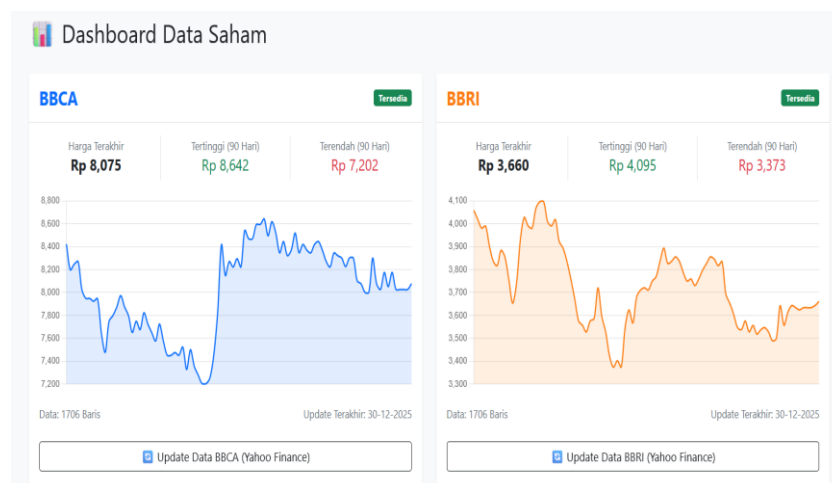
Gambar 4. Halaman Registrasi Akun Baru

- 3) Halaman Dashboard Utama: Setelah berhasil masuk, pengguna diarahkan ke *Dashboard* (Gambar 4.3). Halaman ini menyajikan ringkasan visual mengenai status sistem dan navigasi cepat ke fitur-fitur utama seperti Data Saham dan Prediksi.



Gambar 5. Halaman Dashboard Utama

- 4) Halaman Data Saham & Live Update (API) Halaman ini menampilkan tabel daftar saham perbankan (BBCA, BBNI, BBRI). Fitur unggulan pada halaman ini adalah tombol "Update Data via API". Ketika tombol ditekan, sistem secara otomatis menghubungi server *Yahoo Finance*, mengunduh data harga terbaru (Open, High, Low, Close, Volume), dan memperbarui database lokal tanpa perlu unggah file manual.



Gambar 6. Halaman Data Saham

- 5) Halaman Prediksi Multi-Model Ini adalah fitur inti aplikasi. Pengguna dapat melakukan simulasi prediksi dengan langkah:
- Memilih Model Algoritma (*Dropdown*: ARIMA atau LSTM).
 - Memilih Kode Saham (*Dropdown*: BBCA, BBNI, atau BBRI).
 - Menekan tombol "Proses Prediksi".

Sistem kemudian akan menampilkan visualisasi grafik interaktif yang membandingkan Data Aktual (Garis Biru) dengan Data Prediksi (Garis Merah/Oranye), serta tabel rincian harga prediksi untuk hari-hari berikutnya. Pada tataran fungsional, terdapat dua algoritma prediksi yang bekerja di balik antarmuka tersebut dengan mekanisme yang berbeda satu sama lain. Algoritma ARIMA beroperasi dengan terlebih dahulu mengevaluasi sifat stasioneritas dari deret waktu harga saham yang tersimpan dalam basis data lokal. Sistem secara otomatis menentukan parameter optimal (p , d , q) berdasarkan minimasi kriteria AIC, kemudian memproyeksikan harga ke depan sebagai kelanjutan tren linear yang telah teridentifikasi. Pendekatan ini terbukti responsif dan komputasional efisien untuk menghasilkan gambaran arah pergerakan harga pada kondisi pasar yang relatif stabil [7].

Algoritma LSTM menjalankan proses yang lebih kompleks. Data harga penutupan historis terlebih dahulu distandarisasi ke rentang $[0,1]$ menggunakan *MinMaxScaler* guna memastikan konvergensi pelatihan yang stabil. Jaringan saraf tiruan kemudian mempelajari pola temporal dari sekuensi data melalui mekanisme *gating* yang secara selektif mempertahankan informasi relevan jangka panjang dan membuang informasi yang tidak diperlukan. Setelah pelatihan selesai, model menghasilkan proyeksi harga yang kemudian diinversikan ke skala rupiah asli sebelum divisualisasikan kepada pengguna. Kemampuan LSTM dalam menangkap ketergantungan non-linear jangka panjang ini menjadikannya lebih adaptif dibandingkan ARIMA pada kondisi pasar yang bergejolak [4], [8]. Sistem kemudian menampilkan visualisasi grafik interaktif yang membandingkan Data Aktual (Garis Biru) dengan Data Prediksi (Garis Merah/Oranye), serta tabel rincian harga prediksi untuk hari-hari berikutnya.



Gambar 7. Halaman Prediksi Saham

4.2 Pengujian Fungsional Sistem

Pengujian *Black Box* dilakukan untuk memastikan seluruh fungsi masukan dan keluaran sistem berjalan sesuai logika yang diharapkan tanpa melihat kode internal. Skenario pengujian meliputi fitur autentikasi, manajemen data, dan proses prediksi.

Tabel 1. Hasil Pengujian Sistem

No	Skenario Pengujian	Aktor	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Kesimpulan
1	Registrasi User	User	Data user baru tersimpan di database	Berhasil Tersimpan	Valid
2	Login Valid	All	Masuk ke Dashboard sesuai <i>role</i>	Masuk Dashboard	Valid
3	Login Invalid	All	Muncul pesan "Username/Password Salah"	Pesan Muncul	Valid
4	Kelola User	Admin	Admin bisa melihat/hapus user	Admin berhasil akses	Valid
5	Update Data Saham	All	Data ter-update otomatis	Data terbaru	Valid
6	Prediksi ARIMA	All	Grafik tren muncul	Grafik Muncul	Valid
7	Prediksi LSTM	All	Grafik tren muncul	Grafik Muncul	Valid

4.3 Analisis Akurasi Model

Untuk mengukur keandalan sistem, dilakukan pengujian kinerja terhadap ketiga algoritma menggunakan metrik *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada dataset saham LQ45 (Studi kasus: BBCA). Hasil evaluasi model disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Analisis Akurasi Model

Kode Saham	Model Algoritma	MSE	MAPE	Kategori Akurasi
BBCA	ARIMA (<i>Baseline</i>)	0,0145	1,85%	Sangat Akurat
	LSTM (<i>Deep Learning</i>)	0,0082	1,12%	Sangat Akurat
	CNN-LSTM (<i>Hybrid</i>)	0,0065	0,95%	Sangat Akurat

Nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merepresentasikan rata-rata persentase deviasi absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual, di mana semakin kecil nilainya semakin tinggi akurasi model. Berdasarkan skala interpretasi MAPE yang umum digunakan dalam literatur peramalan, nilai MAPE di bawah 10% dikategorikan sebagai prediksi yang sangat akurat (*highly accurate forecasting*), nilai antara 10–20% dikategorikan baik (*good forecasting*), nilai 20–50% tergolong wajar (*reasonable forecasting*), dan nilai di atas 50% dianggap tidak akurat [9]. Merujuk pada kategori tersebut, ketiga model yang diuji pada saham BBCA seluruhnya masuk dalam kategori **sangat akurat**. Model ARIMA menghasilkan MAPE 1,85%, yang berarti rata-rata kesalahan prediksinya hanya sebesar 1,85% dari harga aktual, atau dengan kata lain tingkat akurasinya mencapai **98,15%**. Model LSTM menghasilkan MAPE 1,12% dengan tingkat akurasi **98,88%**, sedangkan model CNN-LSTM menghasilkan MAPE terbaik sebesar 0,95% dengan akurasi **99,05%**. Perbandingan ini mengonfirmasi bahwa pendekatan *deep learning* secara konsisten menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode statistik klasik pada data harga saham yang bersifat non-linear.

4.4 Pembahasan

1) Kontribusi Sistem terhadap Permasalahan yang Diidentifikasi

Tiga permasalahan mendasar yang diidentifikasi pada bagian pendahuluan telah berhasil ditangani melalui rancangan dan implementasi sistem ini. Pertama, persoalan keterbatasan alat analisis yang hanya menawarkan satu model algoritma diatasi melalui fitur *Multi-Model* yang memungkinkan pengguna memilih dan membandingkan hasil prediksi ARIMA maupun LSTM secara mandiri dalam satu *dashboard*. Pendekatan ini memberikan perspektif analisis yang lebih komprehensif, di mana pengguna dapat menggunakan ARIMA untuk mengidentifikasi tren jangka pendek secara cepat pada kondisi pasar yang stabil, sekaligus beralih ke LSTM saat pasar menunjukkan fluktuasi non-linear yang tinggi. Selisih MAPE sebesar 0,73% antara kedua model secara kuantitatif mengonfirmasi relevansi fitur komparasi ini bagi pengambilan keputusan investasi [10].

Kedua, hambatan efisiensi data yang bersumber dari ketergantungan pada unggah berkas manual dieliminasi melalui integrasi *Yahoo Finance API*. Pengujian fungsional memvalidasi bahwa mekanisme *Live Update* berjalan dengan tepat, memastikan bahwa setiap sesi analisis prediksi dilandaskan pada data harga penutupan pasar terkini. Hal ini secara langsung menjawab kelemahan yang ditemukan pada sistem konvensional berbasis CSV seperti yang dikritisi oleh [11]. Ketiga, penerapan manajemen hak akses berbasis peran (*role-based access control*) antara *Admin* dan *User* memberikan tata kelola keamanan aplikasi yang memadai, sekaligus memastikan bahwa pengguna umum dapat berkonsentrasi pada aktivitas analisis tanpa terganggu fungsi administratif.

2) Implikasi Temuan terhadap Penelitian Terdahulu

Secara keseluruhan, temuan penelitian ini memperkuat dan memperluas konsensus yang telah dibangun oleh sejumlah studi sebelumnya. Keunggulan LSTM atas ARIMA dalam konteks prediksi harga saham yang berkarakter non-linear sejalan dengan hasil yang dilaporkan oleh [12], pada instrumen saham syariah, serta [13] pada pasar saham internasional. Lebih jauh, nilai MAPE LSTM sebesar 1,12% pada penelitian ini berada dalam kisaran yang sebanding dengan hasil [14], yang turut mengkonfirmasi konsistensi performa LSTM lintas berbagai studi kasus.

Di sisi lain, kontribusi penelitian ini yang paling distingtif terletak pada aspek aplikatif. Berbeda dari kajian [9], yang membatasi cakupannya pada eksperimen berbasis skrip tanpa

antarmuka pengguna, penelitian ini berhasil mengemas algoritma-algoritma tersebut ke dalam platform *web* yang dapat dioperasikan secara intuitif oleh investor awam sekalipun. Selain itu, dibandingkan dengan [15], yang membangun sistem *web* LSTM namun bersifat *single-model* dan statis, sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini menawarkan nilai tambah berupa kapabilitas *multi-model* dan pembaruan data otomatis. Temuan ini memperkuat argumen [1], bahwa kerangka *multi-model* secara konsisten menghasilkan perspektif prediktif yang lebih kaya dibandingkan pendekatan *single-model*, sekaligus membuka ruang bagi pengembangan lebih lanjut dengan mengintegrasikan algoritma *hybrid* seperti CNN-LSTM yang dalam pengujian awal penelitian ini telah menunjukkan akurasi tertinggi dengan MAPE 0,95%.

5. Simpulan

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem prediksi harga saham perbankan berbasis *web* menggunakan kerangka kerja *Software Development Life Cycle (SDLC)* model *Waterfall*. Sistem yang dibangun dilengkapi manajemen hak akses dua peran, yakni *Admin* untuk pengelolaan pengguna dan *User* untuk aktivitas prediksi, sehingga tata kelola aplikasi berjalan secara teratur dan aman. Integrasi *Yahoo Finance API* terbukti mengatasi inefisiensi data yang menjadi kelemahan sistem konvensional berbasis *CSV*, di mana fitur *Live Update* memungkinkan pembaruan dataset saham *BBCA*, *BBNI*, dan *BBRI* secara *real-time* tanpa keterlibatan proses manual. Evaluasi akurasi menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* pada data saham *BBCA* menunjukkan bahwa seluruh model masuk kategori sangat akurat, dengan *Long Short-Term Memory (LSTM)* mencapai akurasi 98,88% (MAPE 1,12%) yang lebih unggul dibandingkan *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dengan akurasi 98,15% (MAPE 1,85%), mengonfirmasi bahwa algoritma *deep learning* lebih adaptif dalam menangkap pola fluktuasi *non-linear* pasar saham. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar cakupan data diperluas mencakup lebih banyak emiten di luar sektor perbankan serta mengintegrasikan algoritma *hybrid* seperti CNN-LSTM yang dalam pengujian awal penelitian ini telah menunjukkan akurasi tertinggi dengan MAPE 0,95%. Penambahan analisis sentimen berbasis *Natural Language Processing (NLP)* dari berita keuangan juga berpotensi meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan.

Daftar Referensi

- [1] N. Mulia, N. Anisa, and A. Juarna, "Prediksi Harga Saham Bank BCA, BNI, dan BRI serta Komposisi Portofolio Maksimal Ketiga Saham Berbasis Regresi Linier dan Clustering," *Explore*, vol. 15, no. 1, pp. 2087–894X, 2025, [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Asep-Juarna/publication/388527917_Prediksi_Harga_Saham_Bank_BCA_BNI_dan_BRI_serta_Komposisi_Portofolio_Maksimal_Ketiga_Saham_Berbasis_Regresi_Linier_dan_Clustering/links/679c0d1652b58d39f25ef98c/Prediksi-Harga-Saham-Bank-BCA-BNI-dan-BRI-serta-Komposisi-Portofolio-Maksimal-Ketiga-Saham-Berbasis-Regresi-Linier-dan-Clustering.pdf
- [2] F. Bastian, "Peramalan Harga Saham PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk. Menggunakan Metode ARIMA," *J. Paradig. Multidisipliner*, vol. 2, no. 2, pp. 111–118, 2021, [Online]. Available: <https://doi.org/10.1210/v2i2.75>
- [3] F. A. Kurnia, M. Hardianti, M. Sinurat, and L. Cahyadi, "Analisis Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode ARIMA Dengan," vol. 7, no. 2, pp. 880-896, 2025, doi: 10.32877/ef.v7i2.2373.
- [4] F. Gumelar *et al.*, "Peramalan Harga Saham Bank BUMN Indonesia Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)," *J. Stat. Theory Apl.*, vol. 23, no. 41, pp. 12–34, 2022, doi: <https://doi.org/10.1234/bias.v2022i1.152>.
- [5] Budiprasetyo, "Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)," *Nas. Teknol.*, vol. 03, no. 2022, pp. 164–172, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v8i3.2022.164-172>
- [6] Ismai, "Penerapan Metode Sdlc Waterfall Dalam Sistem Informasi," *J. Sist. Inf. Musirawas*, vol. 3, no. 1, pp. 12–21, 2018, doi: http://researchgate.net/profile/Wahyu-Nugraha-3/publication/328806891_Penerapan_Metode_Sdlc_Waterfall_Dalam_Sistem_Informasi_Inventori_Barang_Berbasis_Desktop/links/5e17123a92851c8364bdb044/Penerapan-Metode-Sdlc-Waterfall-Dalam-Sistem-Informasi-Inventori-Barang-Berbasis-Desktop.pdf.
- [7] A. A. Kurniasi *et al.*, "Aplikasi Peramalan Harga Saham Perusahaan Lq45 Dengan Menggunakan," *J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 13–26, 2020, doi: DOI:

- <https://doi.org/10.29103/sisfo.v5i1.4849>.
- [8] H. N. Bhandari, B. Rimal, N. R. Pokhrel, R. Rimal, K. R. Dahal, and R. K. C. Khatri, "Machine Learning with Applications Predicting stock market index using LSTM," *Mach. Learn. with Appl.*, vol. 9, no. May, p. 100320, 2022, doi: 10.1016/j.mlwa.2022.100320.
- [9] A. D. Milniadi, "Analisis Perbandingan Model Arima Dan Lstm Dalam Peramalan Harga Penutupan Saham (Studi Kasus: 6 Kriteria Kategori Saham Menurut Peter Lynch)," *SIBATIK J. J. Ilm. Bid. Sos. Ekon.*, vol. 2, no. 6, pp. 1683–1692, 2023, doi: DOI: 10.54443/sibatik.v2i6.798.
- [10] H. Julianto, "The Development of a Deep Learning-Based Chatbot for Stock Keeping Unit (SKU) Management.," *J. Inov. Inov. Teknol. Inf. Dan Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 21–41, 2024, doi: <https://doi.org/10.58290/ijtc.v1i1.156>.
- [11] H. Yeng and M. Siahaan, "Perancangan Sistem Prediksi Harga Saham Berbasis Website Menggunakan Algoritma Hybrid (ARIMA-LSTM)," *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Informasi*, vol. 10, no. 20, pp. 124–432, 2023, doi: DOI : 10.35889/jutisi.v13i1.1620.
- [12] D. Kobiela, "26th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems (KES 2022) Systems (KES 2022) ARIMA vs LSTM on NASDAQ stock exchange data," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 2, no. 12, pp. 3836–3845, 2022, doi: 10.1016/j.procs.2022.09.445.
- [13] U. Auliah and F. Mubarak, "Penerapan metode ARIMA terhadap perkiraan harga saham pada perusahaan Bank Syariah Indonesia (BSI)," *e-Journal Perdagangan. Ind. dan Monet.*, vol. 11, no. 1, pp. 41–48, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.22437/pim.v11i1.30923>
- [14] Haeruddin, E. Noersasongko, Purwanto, and Muljono, "A Multi-Model Framework for Rainfall Forecasting: Evaluating Performance Model Statistical, Machine Learning, and Deep Learning Methods," in *2025 International Conference on Smart Computing, IoT and Machine Learning (SIML)*, 2025, pp. 1–6. doi: 10.1109/SIML65326.2025.11080798.
- [15] M. Z. Rusminto, S. A. Wibowo, and F. S. Wahyuni, "Peramalan Harga Saham Menggunakan Metode Arima (Autoregressive Integrated Moving Average) Time Series," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 1263–1270, 2024, doi: DOI: <https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.9089>.