ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

IMPLEMENTASI SISTEM PERAMALAN HARGA SAHAM INDEKS LQ45 MENGGUNAKAN ALGORITMA PROPHET DAN FITUR MOVING AVERAGE

I Made Adi Anugrah✉, Ni Gusti Ayu Putu Harry Saptarini, Ida Bagus Adisimakrisna Peling
Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Bali, Badung, Indonesia
Email: imadeadianugrah@gmail.com

DOI: https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No2.pp622-634

ABSTRACT

Volatile stock price movements in the LQ45 Index often make it difficult for investors to make investment decisions. Previous research on stock price forecasting has generally focused on static analysis of a single issuer in isolation, making it less efficient for broad market monitoring. This study develops a web-based multi-issuer forecasting system using the Streamlit framework to centrally project the price movements of the 45 constituents of the LQ45 Index. This forecasting model integrates technical indicators—moving averages (MA-5, MA-10, and MA-20)—as external regressors in the Facebook Prophet algorithm to capture momentum signals not detected by the base model. The dataset used includes daily trading history covering a maximum period of the last 5 years, adjusted according to the availability of historical data for each issuer. A strict chronological split and a rolling cross-validation mechanism were used to keep the testing honest and stop data from leaking during model validation. Test results show an average MAPE of 7.54% for a 7-day forecast horizon, 7.47% for 14 days, and 16.63% for 30 days. Overall, the system recorded an average MAPE of 10.57%, which was converted into a forecasting performance percentage of approximately 89.43% to make it easier for investors to interpret as an investment decision-making tool.

Keyword: LQ45 Index, Moving Average, Stock Price Forecasting, Prophet, Streamlit.

ABSTRAK

Pergerakan harga saham yang volatil pada Indeks LQ45 sering kali menyulitkan investor dalam mengambil keputusan investasi. Penelitian terdahulu mengenai peramalan harga saham umumnya berfokus pada analisis statis untuk satu emiten secara terisolasi, sehingga kurang efisien untuk pemantauan pasar secara luas. Penelitian ini mengembangkan sistem peramalan multi-emiten berbasis web menggunakan framework Streamlit untuk memproyeksikan pergerakan harga 45 konstituen Indeks LQ45 secara terpusat. Model peramalan ini mengintegrasikan indikator teknikal Moving Average (MA-5, MA-10, dan MA-20) sebagai external regressors pada algoritma Facebook Prophet untuk menangkap sinyal momentum yang tidak terdeteksi oleh model dasar. Dataset yang digunakan mencakup riwayat perdagangan harian dengan rentang periode maksimal 5 tahun terakhir, menyesuaikan dengan ketersediaan data historis masing-masing emiten. Validasi model diterapkan melalui pemisahan data kronologis (strict chronological split) dan mekanisme Rolling Cross-Validation untuk menjaga integritas pengujian dari kebocoran data (data leakage). Hasil pengujian menunjukkan rata-rata nilai MAPE sebesar 7,54% untuk horizon prediksi 7 hari, 7,47% untuk 14 hari, dan 16,63% untuk 30 hari. Secara keseluruhan, sistem mencatatkan rata-rata MAPE sebesar 10,57%, yang ditransformasikan menjadi persentase forecasting performance sekitar 89,43% agar lebih mudah diinterpretasikan oleh investor sebagai alat bantu keputusan investasi.

Kata Kunci: Indeks LQ45, Moving Average, Peramalan Harga Saham, Prophet, Streamlit.

PENDAHULUAN

Pasar modal memiliki peran penting dalam mendukung pertumbuhan ekonomi serta meningkatkan minat masyarakat untuk berinvestasi, terutama pada saham-saham yang tergabung dalam Indeks LQ45 yang dikenal memiliki likuiditas tinggi dan fundamental yang baik (Kemala et al., 2024). Pergerakan harga saham yang bersifat dinamis dan kompleks menuntut investor memiliki kemampuan analisis yang memadai agar dapat mengambil keputusan investasi secara tepat (Naniasl et al., 2025).

Rendahnya literasi keuangan dan faktor psikologis seperti *Fear of Missing Out* (FOMO) kerap menjadi

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

hambatan utama dalam membangun pemahaman analitis tersebut. Situasi ini memicu pengambilan keputusan investasi impulsif tanpa pertimbangan matang, sekaligus memperbesar risiko kerugian finansial di tengah ketidakpastian pasar (Helena Hwang, 2024; Shakila Ferliana Rachman & Endang Purwaningrum, 2025).

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, algoritma Facebook Prophet diusulkan sebagai solusi peramalan. Dibandingkan dengan metode statistik konvensional seperti ARIMA, Prophet memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengolah data fluktuatif, menangani data kosong (*missing values*), serta beradaptasi terhadap perubahan tren yang dinamis. (Anwar & Rassiyanti, 2025).

Meskipun model *Deep Learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) sangat tangguh dalam mempelajari pola sekuensial yang rumit, penggunaannya sering kali membutuhkan sumber daya komputasi yang sangat besar. Algoritma Prophet menawarkan keunggulan praktis karena mampu bekerja optimal pada *dataset* berukuran kecil hingga menengah dengan proses pelatihan yang jauh lebih cepat. Hasil peramalan Prophet juga lebih mudah diinterpretasikan, dan proses konfigurasinya (*tuning*) dapat diimplementasikan tanpa menuntut spesifikasi perangkat keras yang tinggi (Primawati et al., 2025).

Kinerja algoritma Prophet telah dibuktikan secara empiris pada pasar modal Indonesia, khususnya dalam memprediksi pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) (Beno Jange, 2022). Evaluasi pada studi tersebut secara konsisten menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) di bawah 10% sekaligus membuktikan keandalan model dalam mengakomodasi anomali akibat efek hari libur. Keberhasilan metode ini juga terlihat pada skala internasional melalui implementasi *dashboard* prediksi *real-time* untuk bursa NASDAQ (Wiejaya & Fenriana, 2024). Meskipun memberikan hasil yang positif, kedua penelitian tersebut memiliki keterbatasan analisis. Penelitian pada IHSG hanya berfokus pada indeks tunggal secara statis dan belum diintegrasikan ke dalam sistem prediksi berbasis web, sedangkan penelitian pada NASDAQ berfokus pada pasar luar negeri sehingga tidak mencerminkan karakteristik volatilitas pasar modal Indonesia. Rangkaian hasil positif dari berbagai penelitian tersebut masih menyisakan kesenjangan penelitian (*research gap*) terkait implementasi yang lebih komprehensif di pasar modal Indonesia.

Sebagian besar penelitian sebelumnya hanya berfokus pada prediksi satu emiten atau satu indeks tertentu, sehingga belum mendukung analisis terhadap banyak saham secara bersamaan. Pendekatan yang terbatas pada entitas tunggal ini merupakan sebuah kelemahan, karena tidak mampu mengakomodasi kebutuhan investor yang harus memantau diversifikasi *portfolio* secara luas dan *real-time* di tengah fluktuasi pasar. Selain itu, pengembangan antarmuka berbasis web yang mampu memproses dan menampilkan hasil prediksi untuk seluruh konstituen Indeks LQ45 juga masih relatif terbatas. Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem peramalan terintegrasi yang mengombinasikan algoritma Facebook Prophet dengan indikator *Moving Average* (MA-5, MA-10, dan MA-20).

Penggunaan indikator teknikal ini sebagai *external regressors* secara spesifik ditujukan untuk menutupi kelemahan model Prophet standar yang umumnya kurang responsif terhadap momentum pergerakan harga jangka pendek. Melalui integrasi sinyal *Moving Average*, model diharapkan mampu beradaptasi lebih cepat terhadap fluktuasi dan volatilitas pasar.

Meningkatnya cakupan analisis menjadi 45 saham Indeks LQ45 secara otomatis menuntut efisiensi komputasi yang tinggi agar sistem dapat berjalan secara interaktif. Oleh karena itu, seluruh *pipeline* peramalan multi-emiten ini diimplementasikan ke dalam *dashboard* interaktif berbasis *framework* Streamlit guna menampilkan hasil visualisasi ke-45 saham secara terpusat dalam satu platform. Mengacu pada kerangka pemikiran tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membuktikan bahwa integrasi indikator *Moving Average* sebagai external regressors mampu meningkatkan akurasi algoritma Prophet secara signifikan dibandingkan model standarnya dalam memproyeksikan harga saham multi-emiten.

KAJIAN LITERATUR

Indeks LQ45

Indeks LQ45 merupakan salah satu indikator pasar modal yang sangat diminati oleh investor karena terdiri dari 45 saham dengan tingkat likuiditas tinggi dan fundamental kuat di Bursa Efek Indonesia (Putri Cahyani et al., 2021). Karakteristik pergerakan saham yang dinamis menjadikan Indeks LQ45 sebagai objek utama dalam penelitian ini. Penggunaan seluruh 45 konstituen LQ45 bertujuan untuk menguji kemampuan algoritma Prophet dalam memproses data yang fluktuatif secara bersamaan. Selain itu, pemilihan indeks ini diharapkan dapat mendukung pengembangan dashboard yang mampu menyajikan proyeksi harga secara lebih aplikatif untuk membantu pengambilan keputusan investasi.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Analisis Teknikal

Analisis teknikal merupakan metode evaluasi instrumen investasi untuk memperkirakan pergerakan harga mendatang berdasarkan data statistik pasar, khususnya historis harga dan volume perdagangan. Metode ini berlandaskan asumsi bahwa harga pasar saat ini telah mencerminkan seluruh informasi, sehingga pola pergerakan masa lalu dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi tren. Penerapan analisis ini menggunakan berbagai indikator matematis seperti *Relative Strength Index* (RSI), *Moving Average*, analisis regresi, dan siklus pasar guna membantu menentukan waktu yang tepat dalam pengambilan keputusan investasi (Santoso Hutasoit & Hutabarat, 2022). Dalam penelitian ini, prinsip analisis teknikal tersebut diaplikasikan melalui penggunaan indikator *Moving Average* (MA) sebagai variabel penjelas tambahan (*external regressors*) guna memperkuat kemampuan model Prophet dalam menangkap tren pergerakan saham.

Prophet

Algoritma Prophet merupakan model peramalan deret waktu (*time series*) yang dikembangkan oleh Taylor dan Letham dari Facebook melalui publikasi *Forecasting at Scale*. Algoritma ini dirancang khusus untuk mengolah data berpola musiman kuat dan berriwayat panjang, serta terbukti tangguh dalam menangani data yang hilang (*missing data*) maupun perubahan tren (*trend changepoints*). Berbeda dengan metode autoregresif konvensional seperti ARIMA, Prophet mengadopsi pendekatan *Decomposable Additive Model* atau regresi aditif. Pendekatan analitis tersebut menguraikan data menjadi tiga komponen penggerak utama, yaitu tren (*trend*), musiman (*seasonality*), dan efek hari libur (*holidays*) (Taylor & Letham, 2018). Penelitian ini mengimplementasikan algoritma Prophet sebagai metode peramalan inti untuk memproses pergerakan harga 45 saham Indeks LQ45 secara serentak. Secara matematis, model dasar Prophet dapat dinyatakan melalui persamaan berikut :

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t$$

Keterangan :

$y(t)$: Nilai Prediksi
$g(t)$: Fungsi tren (*trend*)
$s(t)$: Komponen musiman (*seasonality*)
$h(t)$: Efek hari libur (*holidays*)
ϵ_t : *Error term* (kesalahan model)

Yahoo Finance

Yahoo Finance merupakan platform penyedia informasi keuangan komprehensif yang mencakup data pasar modal, laporan perusahaan, serta riwayat harga saham secara *real-time* maupun historis. Akses terbuka terhadap data pergerakan harga, volume transaksi, dan berbagai indeks pasar global menjadikan platform ini sebagai rujukan utama bagi para praktisi maupun peneliti keuangan. Penelitian ini mengekstraksi data historis dari platform tersebut melalui integrasi *Application Programming Interface* (API) guna menyuplai *dataset* 45 saham Indeks LQ45(Yahoo Finance, 2026). Proses pengambilan data secara otomatis dan terpusat ini berfungsi sebagai sumber data utama untuk pelatihan sekaligus pengujian model algoritma Prophet pada dashboard peramalan.

Moving Average

Moving Average (MA) merupakan teknik peramalan deret waktu yang mengakumulasikan nilai observasi historis dari sejumlah periode tertentu guna memproyeksikan tren masa depan. Pendekatan ini dapat dikembangkan lebih lanjut menjadi *Weighted Moving Average* dengan memberikan bobot lebih besar pada data terbaru untuk meningkatkan relevansi analisis terhadap pola tren jangka pendek.(Hariguna, 2023). Penelitian ini mengintegrasikan indikator MA berperiode pendek dan menengah (MA-5, MA-10, dan MA-20) sebagai variabel penjelas tambahan (*external regressors*). Integrasi ketiga rentang periode tersebut menyuplai sinyal momentum bagi model algoritma Prophet guna meningkatkan akurasi respons terhadap perubahan volatilitas harga.

Metrik Evaluasi

Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik untuk mengukur akurasi dan performa prediksi.

a. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengetahui rata-rata tingkat kesalahan prediksi model dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual (Jordyan A. Cahyono & Enny Aryanny, 2023). Semakin kecil nilai persentase MAPE, maka semakin tinggi tingkat akurasi model tersebut. Rumus perhitungan MAPE didefinisikan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^{n} \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

b. *Mean Absolute Error* (MAE) merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur rata-rata nilai kesalahan absolut antara hasil prediksi dan nilai aktual. Semakin kecil nilai MAE atau semakin mendekati nol, maka semakin baik kemampuan

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

model dalam menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual (Amansyah et al., 2024). Rumus perhitungan MAE dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} |A_t - F_t|$$

c. *Mean Squared Error* (MSE) merupakan metrik evaluasi yang menghitung rata-rata kuadrat selisih antara nilai prediksi dengan nilai aktual. Semakin kecil nilai MSE, atau semakin mendekati nol, maka semakin baik tingkat kedekatan antara hasil prediksi dan data aktual (Jordyan A. Cahyono & Enny Aryanny, 2023). Rumus perhitungan MSE dapat dilihat pada persamaan berikut:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} (A_t - F_t)^2$$

d. *Root Mean Square Error* (RMSE) merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur besarnya kesalahan prediksi dengan menghitung akar kuadrat dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual (Amansyah et al., 2024). Semakin kecil nilai RMSE atau semakin mendekati nol, maka semakin baik tingkat kesesuaian antara hasil prediksi dan nilai aktual. Rumus perhitungan RMSE dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$RMSE \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} (A_t - F_t)^2}$$

Penelitian Terdahulu

Sejumlah penelitian terdahulu telah mengimplementasikan algoritma Facebook Prophet untuk melakukan prediksi harga saham diantara lain

Tabel 1. Penelitian Terdahulu

Peneliti & Tahun	Objek Penelitian	Hasil	Keterbatasan
(Kaninde et al., 2022)	Saham Apple Inc. dan HDFC Bank	Membuktikan algoritma Prophet mampu memprediksi tren jangka panjang beserta efek musiman dengan akurasi yang memadai.	Pemodelan murni mengandalkan data historis tunggal tanpa menggunakan variabel penjelas tambahan seperti indikator teknikal.
(Dole et al., 2023)	Data historis pasar saham global	Merancang arsitektur sistem *machine learning* berbasis Prophet untuk mempermudah visualisasi prediksi harga saham.	Model peramalan hanya memprediksi berdasarkan variabel waktu tanpa mengintegrasikan fitur tambahan, serta tidak memprediksi kumpulan saham secara otomatis.
(Jange, 2022)	IHSG dan Saham BBCA	Mampu mengidentifikasi pola musiman dan menghasilkan MAPE secara konsisten berada di bawah 10%.	Belum memprediksi seluruh saham yang tergabung dalam Indeks LQ45.
(Anwar & Rassiyanti, 2025)	Saham Volatil (PT Antam Tbk)	Baik dalam menangani *missing values* serta mampu beradaptasi dengan perubahan tren yang dinamis.	Belum diintegrasikan ke dalam sistem prediksi berbasis *web* atau *dashboard*.
(Wiejaya & Fenriana, 2024)	Pasar Saham NASDAQ	Berhasil mengintegrasikan algoritma ke dalam *website* interaktif secara *real-time*.	Masih berfokus pada pasar saham luar negeri dan belum disesuaikan dengan kondisi pasar modal Indonesia.

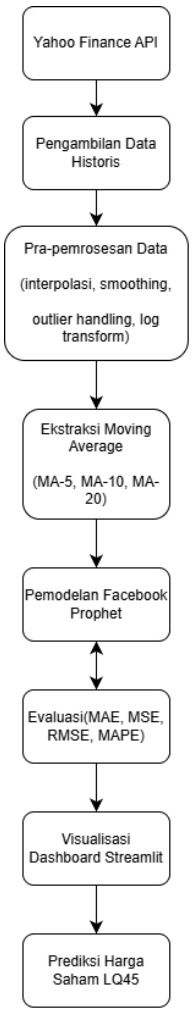
Tinjauan terhadap beberapa penelitian terdahulu menunjukkan masih adanya kesenjangan dalam penerapan model peramalan deret waktu pada pasar modal. Sebagian besar penelitian terdahulu menggunakan data historis sebagai dasar utama dalam proses peramalan dan belum banyak yang mengintegrasikan indikator teknikal sebagai variabel penjelas tambahan. Penelitian sebelumnya umumnya berfokus pada prediksi satu emiten atau satu indeks tertentu. Pengembangan sistem yang mampu melakukan peramalan terhadap banyak saham secara bersamaan masih relatif terbatas. Implementasi antarmuka berbasis *web* yang terintegrasi untuk mendukung analisis pasar modal Indonesia juga belum banyak dikembangkan. Kondisi tersebut menjadi celah penelitian (*research gap*) yang mendasari penelitian ini.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Penelitian ini menawarkan dua kebaruan (*novelty*) utama. Pertama, model peramalan dibangun dengan mengintegrasikan algoritma Facebook Prophet dan indikator *Moving Average* (MA-5, MA-10, dan MA-20) sebagai variabel penjelas tambahan (*external regressors*). Penambahan indikator teknikal tersebut bertujuan untuk melengkapi informasi mengenai tren pergerakan harga jangka pendek hingga menengah sehingga diharapkan dapat meningkatkan kualitas proses peramalan. Kedua, sistem diimplementasikan dalam *dashboard* berbasis *framework* Streamlit yang mampu melakukan peramalan secara otomatis terhadap seluruh 45 saham yang tergabung dalam Indeks LQ45. Hasil prediksi beserta metrik evaluasi ditampilkan secara terpusat dalam satu platform guna memberikan sarana analisis yang lebih praktis untuk mendukung pengambilan keputusan investasi.

Kerangka Konseptual



Gambar 1. Kerangka Konseptual

1. Pengambilan Data Historis (Yahoo Finance API) : Sistem mengekstraksi data historis harga penutupan (*closing price*) 45 emiten Indeks LQ45 melalui integrasi Yahoo Finance API sebagai basis utama pemodelan.
2. Pra-pemrosesan Data : Data mentah melewati tahapan pra-pemrosesan yang mencakup penanganan nilai kosong (*missing values*), penghalusan (*smoothing*), penyesuaian pencilan (*outlier handling*), dan transformasi logaritmik (*log transformation*) guna menjamin stabilitas komputasi.
3. Ekstraksi Moving Average (MA-5, MA-10, MA-20) : Sistem menghitung indikator *Moving Average* dengan periode 5, 10, dan 20 hari untuk diintegrasikan sebagai variabel penjelas tambahan (*external regressors*) yang merepresentasikan momentum pergerakan harga.
4. Pemodelan Menggunakan Facebook Prophet : Algoritma Facebook Prophet memproses data historis beserta fitur MA untuk memodelkan komponen tren, musiman, dan volatilitas pasar menjadi satu kerangka prediksi yang utuh.
5. Evaluasi Model : Kinerja model diukur secara kuantitatif dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data aktual menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang dikonversi menjadi persentase tingkat kecocokan prediksi.
6. Visualisasi melalui Dashboard Streamlit : *Framework* Streamlit memvisualisasikan grafik pergerakan harga, hasil proyeksi, dan metrik evaluasi model ke dalam *dashboard* interaktif yang mudah diinterpretasikan.
7. Prediksi Harga Saham LQ45 : Sistem menghasilkan keluaran berupa proyeksi harga saham konstituen LQ45 yang dapat digunakan sebagai referensi analitis untuk mendukung pengambilan keputusan investasi secara lebih terukur.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini termasuk dalam kategori penelitian terapan (*applied research*) yang menggunakan pendekatan kuantitatif komputasional pada bidang peramalan deret waktu (*time series forecasting*). Pelaksanaan penelitian mengacu pada kerangka kerja *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang dilakukan secara sistematis. Seluruh proses pengolahan data, pemodelan, dan penyajian hasil prediksi kemudian diimplementasikan secara otomatis ke dalam sebuah *dashboard* analitik berbasis web yang dikembangkan menggunakan *framework* Streamlit.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.



Gambar 2. Alur kerangka kerja KDD

Berdasarkan visualisasi kerangka kerja pada Gambar 1, metode penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif komputasional berbasis *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) untuk peramalan deret waktu (*time series forecasting*). Tahapan pelaksanaannya berjalan secara berurutan dengan rincian sebagai berikut:

Data Selection

Penelitian ini menggunakan data sekunder berformat deret waktu (*time series*) dari riwayat perdagangan harian Bursa Efek Indonesia (BEI) yang diekstraksi melalui *Application Programming Interface* (API) publik Yahoo Finance. Karakteristik operasional data tersebut meliputi:

a. Dataset: Riwayat pergerakan harga selama lima tahun terakhir untuk keseluruhan 45 emiten konstituen Indeks LQ45.
b. Atribut Data: Parameter standar perdagangan yang terdiri dari *Date*, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, *Adj Close*, dan *Volume*.
c. Volume Data: Seluruh rekaman hari perdagangan aktif (*trading days*) dari rentang waktu dan emiten tersebut yang dieksekusi secara serentak oleh sistem.

Tabel 2. Sampel Data Historis

Date	Open	High	Low
2026-03-14	6,150	6,150	6,025
2026-03-15	6,100	6,200	6,075
2026-03-16	6,050	6,175	6,050

Preprocessing & Transforming Data

Tahap prapemrosesan bertujuan mengubah data mentah menjadi format deret waktu (*time series*) yang lebih stabil sebelum diproses oleh algoritma regresi aditif Facebook Prophet. Seluruh tahapan dilakukan secara berurutan menggunakan pustaka Pandas dan NumPy sebagai berikut:

a. Penanganan Nilai Kosong (*Missing Values*): Celah waktu akibat penutupan bursa diatasi dengan menerapkan fungsi interpolate(method='linear') pada Pandas. Metode ini memperkirakan nilai kosong di antara dua hari perdagangan aktif terdekat secara proporsional guna menjaga kesinambungan langkah waktu (*time steps*).
b. Deteksi Volatilitas Adaptif: Sistem menghitung volatilitas melalui *rolling standard deviation* dengan jendela pengamatan 20 hari perdagangan untuk menyesuaikan rentang data pelatihan secara dinamis. Saham bervolatilitas tinggi menggunakan *training window* pendek agar berfokus pada pergerakan terkini, sedangkan saham stabil memanfaatkan riwayat data secara penuh.
c. Penanganan *Outliers*: Anomali harga dideteksi menggunakan gabungan metode *Interquartile Range* (IQR) dengan batas 1,5 kali nilai IQR dan divalidasi melalui ambang *Z-Score* > 3,0. Data ekstrem tersebut tidak dihapus, melainkan disesuaikan (*clipping*) ke ambang batas terdekat demi mempertahankan karakteristik utama data.
d. Penghalusan Deret Waktu (*Smoothing*): Sistem menerapkan metode Exponential Weighted Moving Average (EWMA) menggunakan fungsi *ewm()* pada Pandas guna menekan fluktuasi jangka pendek *(market noise)*. Penggunaan metode EWMA dipilih karena mampu mengakomodasi fenomena *recency bias* di pasar saham, di mana informasi harga terbaru jauh lebih relevan. Pemberian bobot eksponensial memastikan observasi terdekat memiliki pengaruh yang lebih dominan dibandingkan data historis lama, sehingga menghasilkan tren yang halus tanpa kehilangan sensitivitas respons terhadap perubahan harga.
e. Ekstraksi Fitur dan *Log Transformation*: Sistem mengekstraksi tiga fitur *Moving Average* menggunakan fungsi rolling(window=n).mean(). Fitur tersebut mencakup MA-5 (momentum 1 minggu bursa), MA-10 (tren transisi 2 minggu bursa), dan MA-20 (arah tren utama 1 bulan bursa) yang dikonstruksi sebagai variabel penjelas tambahan (*external regressors*). Pemilihan ketiga periode teknikal ini secara teoritis bertujuan menangkap pergerakan pasar jangka pendek hingga menengah. Prophet standar pada dasarnya lebih

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

berfokus pada pemodelan tren makro dan pola musiman, sehingga integrasi fitur *Moving Average* tersebut berfungsi menyuplai sinyal momentum harga yang tidak secara eksplisit ditangkap oleh model dasar. Seluruh variabel numerik selanjutnya ditransformasikan menggunakan fungsi *np.log1p* dari NumPy untuk menstabilkan varians data yang heteroskedastik sebelum memasuki pemodelan Prophet.

Tabel 3. Hasil Ekstraksi Fitur Rata-Rata

ds	y	MA-5	MA-10	MA-20
2026-06-05	8,532279	8,614501	8,656694	8,684782
2026-06-08	8,48694	8,583168	8,63826	8,673513
2026-06-09	8,546946	8,557567	8,621283	8,664923

Implementasi Algoritma Prophet

Pemodelan deret waktu dalam penelitian ini diimplementasikan menggunakan algoritma regresi aditif melalui pustaka Prophet. Proses pemodelan dieksekusi melalui tiga tahapan utama: optimasi parameter, pelatihan model terintegrasi, dan pembentukan model ansambel (*ensemble model*) untuk meningkatkan kualitas hasil prediksi.

a. Pembagian Data (*Training & Testing Proportion*) dan Pencegahan *Data Leakage*: Pemisahan data historis dalam penelitian ini tidak menggunakan rasio persentase statis (seperti 80:20) mengingat karakteristik data time series. Sistem menerapkan metode pemotongan kronologis absolut (*strict chronological split)*. Proporsi periode data uji (testing data) ditetapkan sama persis dengan jumlah hari target peramalan yang diinput pengguna (periods = 7, 14, atau 30 hari observasi masa depan). Sisa seluruh rentang waktu sebelumnya (total data - test_size) dialokasikan sepenuhnya sebagai periode data latih (training data). Pencegahan kebocoran data (data leakage) dilakukan melalui isolasi lingkungan kalkulasi. Fitur *Moving Average* yang diproyeksikan ke masa depan (*area testing*) tidak dihitung dari nilai harga yang belum terjadi, melainkan diisi mutlak menggunakan metode *forward fill (fillna)* dari nilai rata-rata terakhir yang tercatat di dalam batas area pelatihan. Isolasi ini menjamin model sama sekali tidak mempelajari atau mengintip data harga aktual di masa depan, sehingga pengujian benar-benar merepresentasikan kondisi prediksi *real-time*.
b. Optimasi Hyperparameter dan Validasi: Pencarian parameter optimal dilakukan melalui mekanisme *Extended Grid Search* yang divalidasi dengan *Rolling Cross-Validation (2 fold)*. Berbeda dengan validasi silang konvensional *(seperti K-Fold)* yang membagi data secara acak, pendekatan rolling pada data deret waktu *(time series)* mutlak diterapkan untuk mempertahankan urutan kronologis serta mencegah kebocoran informasi masa depan ke masa lalu *(data leakage)*. Pada mekanisme *2 fold* ini, evaluasi dilakukan dengan menggeser titik potong waktu *(cutoff)*. Pada *fold* pertama, model dilatih menggunakan rentang data historis awal untuk memprediksi periode waktu tertentu. Pada *fold* kedua, batas pelatihan digeser maju dengan memasukkan blok data aktual dari periode sebelumnya, kemudian dievaluasi kembali pada periode berikutnya. Pendekatan ini memastikan model diuji secara realistis menyerupai kondisi pasar sebenarnya di mana informasi baru terus masuk beriringan dengan waktu berjalan. Proses pencarian ini berfokus pada iterasi kombinasi tiga parameter utama Prophet, yaitu tingkat fleksibilitas tren *(changepoint prior scale),* batas deteksi perubahan tren *(changepoint range),* dan fleksibilitas pola musiman *(seasonality prior scale).* Ruang pencarian *(search space)* tidak dievaluasi secara acak keseluruhan, melainkan menggunakan mekanisme *Volatility-Based Search Space Pruning* untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya komputasi. Secara algoritmik, saham dengan tingkat volatilitas rendah memiliki struktur pergerakan harga yang lebih stabil sehingga tidak menuntut pengujian pada kombinasi fleksibilitas *changepoint* yang kompleks. Melalui pemangkasan ruang pencarian secara dinamis ini, sistem mampu mereduksi beban komputasi secara signifikan tanpa mendegradasi akurasi model. Mengingat arsitektur multi-emiten pada penelitian ini, sistem tidak menetapkan satu nilai hyperparameter tunggal sebagai hasil akhir. Nilai hyperparameter terbaik *(best parameters)* diproduksi secara independen dan unik untuk masing-masing ke-45 emiten saat proses komputasi berlangsung.

Tabel 4. Rentang Hyperparameter Prophet

Hyperparameter	Rentang Uji (*Search Space*)	Fungsi Parameter
changepoint_prior_scale	0.01 hingga 1.2 (Adaptif)	Mengatur fleksibilitas respons model terhadap perubahan tren harga saham

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

		yang terjadi secara tiba-tiba.
seasonality_prior_scale	5.0 dan 10.0	Mengontrol besaran fleksibilitas penyesuaian pola musiman (*seasonality*).
changepoint_range	0.90 dan 0.95 (Adaptif)	Menentukan porsi rentang data historis yang dilibatkan untuk mengidentifikasi titik ubah tren.
Fourier Order (Yearly & Monthly)	*Yearly*: 8 s.d 20 *Monthly*: 3 s.d 6	Jumlah siklus Fourier diatur secara dinamis untuk menghindari *overfitting* pada saham bergejolak.

Mengingat sistem menerapkan algoritma *Volatility-Based Search Space Pruning*, hasil *hyperparameter* terbaik bersifat dinamis dan unik untuk setiap emiten. Sebagai representasi fungsionalitas algoritma *Grid Search*, Tabel 5 menyajikan sampel konfigurasi parameter optimal dari tiga kategori tingkat volatilitas saham yang berbeda.

Tabel 5. Sample Hyperparameter Terbaik Hasil Grid Search

Emiten	Kategori Volatilitas	changepoint_prior_scale	seasonality_prior_scale	changepoint_range		Fourier Order (Y / M)
BBCA	Rendah (Stabil)	0.05	10.0	0.90		20 / 6
ASII	Menengah (*Moderate*)	0.3	5.0	0.95		12 / 4
BRPT	Tinggi (*Volatile*)	0.8	5.0	0.95		8 / 3

c. Pelatihan Model dan Integrasi Regresor: Model dilatih menggunakan fungsi fit(). Pada tahap ini, fitur MA-5, MA-10, dan MA-20 yang telah dibentuk disuntikkan secara multiplikatif ke dalam model melalui fungsi *add_regressor()*. Penggunaan MA sebagai *regressor* memaksa model untuk memadukan analisis tren makro bawaan Prophet dengan fluktuasi momentum teknikal jangka pendek.

d. Pembentukan *Ensemble Model* : Sistem mengimplementasikan arsitektur *ensemble learning* guna menekan variansi kesalahan (*variance error*) dari model tunggal. Mekanisme ini diawali dengan menyeleksi tiga konfigurasi model Prophet terbaik (*Top-3*) yang menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) tervalidasi terendah dari hasil *Grid Search*. Pemilihan tiga model terbaik didasarkan pada pertimbangan keseimbangan antara kualitas prediksi dan keragaman model (model diversity). Penggunaan satu model terbaik saja dapat membuat prediksi lebih sensitif terhadap karakteristik data pelatihan tertentu, sedangkan penggabungan terlalu banyak model dapat memasukkan model dengan kinerja suboptimal sehingga mengurangi efektivitas hasil secara keseluruhan. Oleh karena itu, penggunaan tiga model terbaik dipilih sebagai kompromi untuk memperoleh prediksi yang lebih stabil. Ketiga model independen tersebut diagregasi menggunakan teknik *Weighted Average Prediction*. Bobot W_i untuk masing-masing model dihitung menggunakan pendekatan inversi kesalahan tervalidasi berdasarkan persamaan berikut:

$$W_i = \frac{1}{MAPE_i + \epsilon}$$

Konstanta epsilon $\epsilon = 1e = 6$ ditambahkan untuk mencegah galat pembagian dengan nol. Pembobotan ini memastikan model dengan tingkat kesalahan lebih rendah mendapatkan otoritas perkalian yang lebih dominan. Bobot tersebut kemudian dinormalisasi terhadap total bobot, lalu disintesis untuk menghasilkan garis proyeksi akhir $\hat{y}final$ melalui persamaan:

$$\hat{y}final = \sum_{i=1}^{3} \left(\frac{W_i}{\sum_{j=1}^{3} w_j} \times \hat{y}_i \right)$$

Hasil komputasi agregasi ini diproyeksikan ke dalam kerangka kerja masa depan (make_future_dataframe()) untuk menghasilkan lintasan peramalan tunggal yang lebih stabil dan tangguh terhadap anomali harga saham. Dibandingkan dengan penggunaan model Prophet tunggal,

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

implementasi ensemble ini secara teoritis mampu mereduksi pengaruh outlier ketika terjadi market shock serta menghasilkan proyeksi harga multi-emiten yang jauh lebih stabil.

Evaluasi Metrik

Tahap evaluasi bertujuan untuk mengukur tingkat ketepatan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model Prophet dibandingkan dengan data harga saham aktual. Proses ini dilakukan untuk menilai kinerja model serta memastikan bahwa hasil peramalan memiliki kinerja yang memadai sebelum disajikan kepada pengguna.

a. Pengembalian Skala Data *(Inverse Transform)*: Hasil prediksi yang dihasilkan oleh model Prophet masih berada dalam bentuk logaritmik. Oleh karena itu, sistem menerapkan fungsi np.expm1() untuk mengembalikan nilai tersebut ke skala harga aslinya dalam satuan rupiah. Proses ini diperlukan agar hasil prediksi dapat dibandingkan secara langsung dengan data aktual dan digunakan dalam perhitungan metrik evaluasi.
b. Evaluasi Metrik dan Konversi Akurasi: Setelah skala data dikembalikan, sistem mengevaluasi performa model dengan membandingkan nilai prediksi terhadap nilai aktual menggunakan beberapa metrik, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Selain itu, sistem juga menghitung *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur tingkat kesalahan dalam bentuk persentase yang lebih mudah diinterpretasikan. Nilai MAPE kemudian dikonversi menjadi persentase akurasi dengan menghitung 100% dikurangi nilai MAPE. Seluruh hasil evaluasi, termasuk persentase akurasi dan visualisasi tren prediksi, selanjutnya ditampilkan melalui antarmuka web berbasis Streamlit sebagai indikator kinerja model.

HASIL DAN PEMBAHASAN

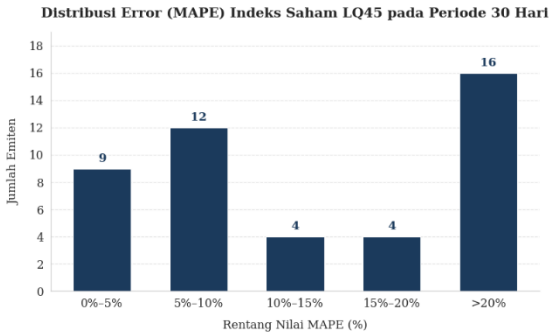
Hasil Evaluasi Kinerja Algoritma

Validasi model dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi terhadap harga saham aktual dari 45 emiten yang tergabung dalam Indeks LQ45 pada data uji (*testing data*). Kinerja model dievaluasi menggunakan empat metrik, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Selanjutnya, nilai MAPE digunakan untuk menghitung persentase akurasi dengan rumus 100% dikurangi nilai MAPE. Ringkasan hasil evaluasi tersebut disajikan pada tabel berikut.

Tabel 6. Evaluasi Kinerja Model

Periode	AVG MAE	AVG MSE	AVG RMSE	AVG MAPE
7 Hari	209,2444	129221,1	228,5111	7,543778
14 Hari	242,6222	276910,6	277,9333	7,474444
30 Hari	496,2444	1431305	578,8889	16,62756

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 3, model peramalan menunjukkan konsistensi performa yang cukup baik pada rentang waktu jangka pendek. Pada skenario 7 hari dan 14 hari, sistem mampu menghasilkan tingkat kesalahan yang stabil dengan nilai rata-rata MAPE masing-masing sebesar 7,54% dan 7,47%. Namun, ketika rentang peramalan diperpanjang hingga 30 hari, terjadi peningkatan nilai kesalahan yang signifikan, di mana rata-rata MAPE melonjak menjadi 16,63%. Fenomena ini membuktikan bahwa arsitektur model bekerja secara optimal dalam menangkap momentum jangka pendek, namun mengalami tantangan akurasi seiring bertambahnya cakupan waktu peramalan. Lonjakan deviasi pada periode 30 hari merupakan hal yang wajar dalam peramalan harga saham, yang dipicu oleh akumulasi volatilitas pasar dan meningkatnya ketidakpastian data eksternal di masa depan yang sulit diprediksi secara linear.



Gambar 3. Distribusi Error (MAPE) 30 Hari

Untuk memberikan gambaran yang lebih rinci mengenai peningkatan rata-rata galat pada horizon prediksi 30 hari, Gambar 3 menyajikan distribusi nilai MAPE untuk masing-masing dari 45 emiten. Berdasarkan visualisasi tersebut, terlihat bahwa tingkat kesalahan tidak terdistribusi secara merata di seluruh emiten, melainkan menunjukkan variasi yang cukup besar. Sebanyak 21 emiten berada pada rentang MAPE di bawah 10% (9 emiten pada rentang 0%–5% dan 12 emiten pada rentang 5%–10%), sementara 8 emiten memiliki MAPE pada rentang 10%–20%. Adapun 16 emiten lainnya mencatatkan nilai MAPE di atas 20%. Temuan ini menunjukkan bahwa peningkatan rata-rata galat pada horizon 30 hari dipengaruhi oleh tingginya

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

tingkat kesalahan pada sebagian emiten, sedangkan emiten lainnya masih menunjukkan hasil peramalan dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah.

Tabel 7. 10 Saham Terendah

Emiten	Akurasi 7 Hari	Akurasi 14 Hari	Akurasi 30 Hari	Rata-rata Akurasi
BRPT	75,83	80,55	41,37	65,92
ESSA	84,43	83,26	57,46	75,05
TPIA	86,4	85,86	57,79	76,68
INCO	86,94	86,27	58,31	77,17
PGEO	86,95	86,45	66,51	79,97
MDKA	87,67	86,62	67,69	80,66
MBMA	87,72	87,45	67,77	80,98
SCMA	88,24	87,52	70,84	82,2
ANTM	88,79	87,7	71,36	82,62
BUKA	89,69	87,85	74,65	84,06

Tabel 8. 10 Saham Tertinggi

Emiten	Akurasi 7 Hari	Akurasi 14 Hari	Akurasi 30 Hari	Rata-rata Akurasi
TLKM	95,7	96,04	94,36	95,37
AMRT	96,17	96,16	94,38	95,57
INDF	96,25	96,32	95,17	95,91
BBNI	96,82	96,44	95,56	96,27
BBCA	96,98	96,71	95,59	96,43
BRIS	97	97,12	95,83	96,65
GOTO	97,55	97,21	95,94	96,9
BBRI	97,58	97,31	96,1	97
ICBP	98,52	97,33	96,41	97,42
MTEL	99,1	98,29	96,8	98,06

Berdasarkan data pada Tabel 7 dan Tabel 8, terlihat perbedaan kinerja model yang signifikan. Emiten dengan kapitalisasi pasar besar (*blue-chip*) di sektor perbankan dan telekomunikasi, seperti TLKM, BBCA, dan BBRI, secara konsisten menghasilkan tingkat akurasi tinggi pada kisaran 95% hingga 98%. Kinerja optimal pada kelompok saham ini berkorelasi dengan karakteristik pasarnya. Tingginya likuiditas, besarnya volume transaksi harian, dan dominasi kepemilikan institusional pada saham *blue-chip* mampu menstabilkan harga dari fluktuasi dan spekulasi pasar jangka pendek. Karakteristik ini membentuk struktur pergerakan harga yang lebih linier, memiliki tren jangka panjang yang stabil, dan minim fluktuasi acak (*noise*). Kondisi tersebut membuat pola musiman dan garis trennya sangat ideal untuk dipelajari oleh algoritma regresi aditif seperti Prophet.

Sebaliknya, model menunjukkan kinerja yang lebih rendah pada saham sektor komoditas dan petrokimia, seperti BRPT, ESSA, dan TPIA. Penurunan akurasi ini dipengaruhi oleh karakteristik saham komoditas yang bersifat siklikal dan memiliki sensitivitas tinggi terhadap kondisi makroekonomi. Secara fundamental, pergerakan harga di sektor ini rentan terhadap faktor eksternal, seperti dinamika geopolitik global, fluktuasi nilai tukar mata uang, dan perubahan kebijakan ekspor-impor. Faktor-faktor eksternal tersebut sering kali memicu lonjakan volatilitas dan perubahan arah tren harga (*trend changepoints*) yang signifikan dan mendadak. Meskipun model yang dikembangkan telah dibekali indikator teknikal tambahan untuk merespons momentum, pergerakan harga yang diakibatkan oleh guncangan pasar (*market shock*) umumnya menyimpang dari pola historis masa lalu, yang merupakan landasan perhitungan utama dari algoritma peramalan deret waktu.

Evaluasi Komparatif Kinerja Model

Untuk memvalidasi efektivitas penggunaan indikator teknikal sesuai dengan ruang lingkup penelitian, serta untuk mengukur kontribusi nyata dari *Moving Average*, dilakukan evaluasi komparatif (*ablation study*) antara arsitektur Prophet standar (tanpa indikator teknikal) dengan model yang dikembangkan (Prophet + MA). Kedua model tersebut dijalankan secara serentak pada keseluruhan 45 konstituen Indeks LQ45 dengan menggunakan skenario pengujian dan arsitektur *ensemble* yang identik. Hasil komparasi rata-rata nilai tingkat kesalahan (MAPE) dari kedua model untuk seluruh periode peramalan disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Prophet Standard & Prophet + MA

Periode	AVG MAPE (Standar)	AVG MAPE (Moving Average)	Selisih
7 Hari	8,35%	7,54%	0,81%
14 Hari	10,96%	7,47%	3,49%
30 Hari	18,71%	16,63%	2,08%

Berdasarkan data eksperimen pembanding pada Tabel 9, terlihat dengan jelas bahwa integrasi fitur *Moving Average* secara konsisten memberikan kontribusi positif dalam mereduksi tingkat kesalahan di seluruh periode waktu. Pada prediksi jangka pendek (7 hari), model yang dikembangkan mampu menekan nilai galat dari 8,35% menjadi 7,54%. Peningkatan performa paling optimal tercatat pada periode 14 hari, di mana penyuntikan variabel MA sukses mereduksi rata-rata MAPE secara drastis sebesar 3,49% (dari 10,96% menjadi 7,47%).

Pada skenario prediksi jangka panjang (30 hari), meskipun tingkat *error* mengalami peningkatan akibat eskalasi volatilitas dan faktor guncangan pasar (*market shock*) seperti yang telah diuraikan pada analisis

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

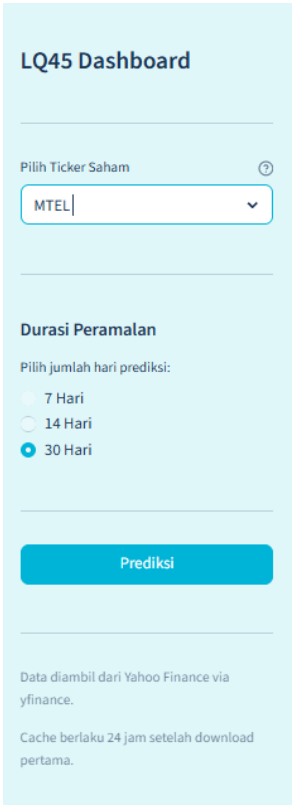
sebelumnya, fitur MA tetap terbukti bertindak sebagai peredam risiko yang krusial. Model standar mencatatkan nilai rata-rata *error* yang cukup ekstrem mencapai 18,71%, sementara model terintegrasi MA berhasil menstabilkan fluktuasi tersebut di angka 16,63%. Penurunan nilai galat di ketiga periode ini membuktikan secara empiris bahwa indikator MA (MA-5, MA-10, dan MA-20) efektif menutupi kelemahan bawaan Prophet dengan menyuplai sinyal momentum yang mengarahkan pergerakan tren jangka pendek secara presisi. Oleh karena itu, klaim peningkatan akurasi melalui integrasi indikator teknikal pada sistem peramalan ini dapat divalidasi dan dipertanggungjawabkan.

Apabila dibandingkan dengan penelitian terdahulu, hasil pengujian ini sejalan dengan temuan (Jange, 2022) yang menunjukkan nilai MAPE di bawah 10% pada prediksi jangka pendek. Hasil penelitian ini juga mendukung temuan (Anwar & Rassiyanti, 2025) mengenai kemampuan algoritma Facebook Prophet dalam memodelkan data deret waktu pada pasar modal. Perbedaan penelitian ini terletak pada penerapan model yang diintegrasikan dengan fitur *Moving Average* (MA-5, MA-10, dan MA-20) serta diimplementasikan dalam sistem berbasis web untuk melakukan prediksi terhadap 45 emiten yang tergabung dalam Indeks LQ45 secara terpusat.

Meskipun tingkat akurasi menurun pada beberapa saham dengan volatilitas tinggi, hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa pendekatan tersebut dapat digunakan untuk mendukung proses peramalan terhadap banyak emiten dalam satu platform, berbeda dengan sebagian besar penelitian sebelumnya yang berfokus pada satu emiten. Sebagai catatan evaluasi terhadap keandalan sistem, keterbatasan utama dari model peramalan deret waktu ini, meskipun telah diperkuat dengan indikator teknikal, adalah ketidakmampuannya dalam mengantisipasi anomali guncangan pasar (market shock). Model secara intrinsik tidak dapat memprediksi perubahan arah tren yang murni dipicu oleh sentimen eksternal yang mendadak. Oleh karena itu, batasan fundamental ini perlu menjadi perhatian utama dalam pemanfaatan sistem, dan menjadi rekomendasi bagi penelitian lanjutan untuk mengintegrasikan variabel analisis sentimen berita (news sentiment analysis) guna memitigasi risiko ketidakpastian faktor eksternal.

Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan dengan menyimulasikan fungsionalitas antarmuka (*user interface*) untuk memastikan seluruh fitur berjalan sesuai spesifikasi. Pada tahap awal, pengguna berinteraksi dengan *sidebar* yang memuat parameter utama. Pengguna dapat secara spesifik memilih emiten melalui menu *drop-down* "Pilih Ticker Saham" (sebagai contoh: MTEL), lalu menentukan periode waktu melalui opsi "Durasi Peramalan" untuk target 7 hari, 14 hari, atau 30 hari ke depan. Bagian bawah panel juga menampilkan informasi bahwa data ditarik secara *real-time* dari Yahoo Finance yang dilengkapi sistem *cache* 24 jam untuk efisiensi beban komputasi. Setelah seluruh parameter diatur, pengguna menekan tombol "Prediksi" untuk memicu eksekusi .algoritma di *backend*.



Gambar 4. Pemilihan Parameter

Setelah proses komputasi selesai, sistem menampilkan hasil peramalan pada halaman utama dashboard. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4, sistem menampilkan beberapa informasi penting dalam bentuk kartu metrik, meliputi harga terakhir, harga prediksi beserta persentase perubahannya, tingkat akurasi model pada data uji, proporsi pembagian data pelatihan dan data uji, serta metrik evaluasi seperti MAPE, MAE, RMSE, dan MSE. Selain itu, sistem juga menampilkan grafik interaktif yang memperlihatkan perbandingan antara data historis dan hasil prediksi. Grafik tersebut menyajikan pergerakan harga historis, proyeksi harga pada periode mendatang, serta rentang perkiraan (*confidence interval*). Tampilan informasi dalam bentuk visual ini bertujuan untuk memudahkan

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

pengguna dalam memahami hasil analisis dan peramalan yang dihasilkan oleh sistem.



Gambar 5. *Dasboard* dan Hasil Proyeksi

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem peramalan harga saham untuk 45 emiten konstituen Indeks LQ45 menggunakan algoritma regresi aditif Facebook Prophet yang diintegrasikan dengan variabel indikator teknikal (MA-5, MA-10, dan MA-20). Penggunaan variabel teknikal tersebut terbukti efektif menekan tingkat kesalahan prediksi dengan menyuplai sinyal momentum yang jauh lebih responsif terhadap fluktuasi harga jangka pendek. Seluruh arsitektur peramalan ini telah diimplementasikan ke dalam sebuah dashboard multi-emiten berbasis Streamlit. Kehadiran platform terpusat ini mempermudah investor dalam memantau arah proyeksi puluhan saham secara serentak, sehingga mendukung penyusunan strategi diversifikasi portofolio yang rasional dan terukur. Meskipun sistem secara keseluruhan mencatatkan rata-rata tingkat kecocokan prediksi yang tinggi yaitu 89,43%, degradasi performa tetap terjadi pada horizon proyeksi 30 hari, khususnya pada saham-saham bervolatilitas tinggi.

Penurunan akurasi pada kelompok saham volatil tersebut bersumber dari karakteristik model yang murni mengandalkan ekstrapolasi data historis. Sistem ini belum mampu mengantisipasi anomali guncangan pasar (market shock) akibat ketiadaan variabel indikator fundamental perusahaan maupun sentimen makroekonomi yang kerap memicu patahan tren secara mendadak. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya perlu mengintegrasikan variabel analisis sentimen berita (news sentiment analysis) untuk memitigasi risiko ketidakpastian faktor eksternal. Selain itu, pengujian komparatif langsung menggunakan model machine learning lain atau arsitektur deep learning seperti Long Short-Term Memory (LSTM) sangat diperlukan untuk memvalidasi keunggulan algoritma serta mengevaluasi potensi peningkatan presisi pada klaster saham bervolatilitas yang tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

Amansyah, I., Indra, J., Nurlaelasari, E., & Juwita, A. R. (2024). Prediksi Penjualan Kendaraan Menggunakan Regresi Linear: Studi Kasus pada Industri Otomotif di Indonesia. *Innovative: Journal of Social Science Research*, *2*(4), 1199–1216. https://doi.org/10.31004/innovative.v4i4.12735

Anwar, R., & Rassiyanti, L. (2025). Analisis Komparasi Model Peramalan Prophet Dan Arima Dalam Memprediksi Harga Saham Penutupan PT ANTM. *Lattice Journal: Journal of Mathematics Education and Applied*, *5*(1), 57–74. https://doi.org/10.30983/lattice.v5i1.9478

Hariguna, T. (2023). Comparison of Three Time Series Forecasting Methods on Linear Regression, Exponential Smoothing and Weighted Moving Average. *International Journal of Informatics and Information Systems*, *6*(2), 89–102.

Helena Hwang. (2024). *Pengaruh Literasi Keuangan Dan Pendapatan Terhadap Keputusan Investasi Generasi Z di Kota Palembang*.

Hutasoit, S. L., & Hutabarat, F. (2022). Pengaruh Analisa Teknikal Terhadap Harga Sahambank Bumn di Bursa Efek Indonesia Tahun 2020. *Jurnal Fair Value: Jurnal Ilmiah Akuntansi Dan Keuangan*, *4*(6), 2398–2409.

Jange, B. (2022). Prediksi indeks harga saham gabungan (IHSG) menggunakan prophet. *Jotika Journal in Management and Entrepreneurship, 1*(2), 53-59. https://doi.org/10.56445/jme.v1i2.18

Jordyan, A. C., & Aryanny, E. (2023). Analisa Peramalan (Forecasting) Permintaan Kalibrasi Departemen Iso, Standarisasi & Kalibrasi Divisi Technology & Quality Assurance PT. PAL Indonesia Menggunakan Metode Time Series. *Scientica: Jurnal Ilmiah Sain Dan Teknologi*, (3), 324–336. https://doi.org/10.572349/scientica.v1i3.600

Kemala, P., Lubis, D., Hotmian, H., Silalahi, B., Sinaga, A. F., Sapma, N., & Sitio, V. (2024). Pasar Modal dan Pengaruhnya Terhadap Perekonomian di Indonesia. *Keuangan dan Auditing*, *5*(1).

Nanias, N., Ikhsan, S., & Noviarty, H. (2025). Systematic Literature Review: Analisis Faktor Yang Mempengaruhi Return Perusahaan Indeks LQ45. *Jurnal Ekonomi Manajemen Sistem Informasi, 6*(6), 3878-3890. https://doi.org/10.38035/jemsi.v6i6

Primawati, A., Mustika, F. A., & Wibawanti, Y. (2025). Analisis tren dan prediksi harga emas menggunakan Prophet dan Long Short-Term Memory (LSTM). *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Industri, Elektro dan Ilmu Komputer, 16*(2). https://doi.org/10.24176/simet.v16i2.15580

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Putri, C., Tito, P. Y., & Aziz, A. (2021). Analisis Return Saham LQ45 di Bursa Efek Indonesia. *Prosiding Konferensi Riset Nasional Ekonomi, Manajemen, dan Akuntansi*, *2*, 2021–2349.

Rachman, S. F., & Purwaningrum, E. (2025). Fomo Dan Keputusan Investasi Saham Ipo: Peran Literasi Keuangan Dalam Mengontrol Keputusan Impulsif. *Jurnal Ilmiah Manajemen, Ekonomi, & Akuntansi (MEA), 9*(3), 1-6. https://doi.org/10.31955/mea.v9i3.6168

Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). Forecasting at Scale. *The American Statistician*, *72*(1), 37–45. https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080

Wiejaya, A., & Fenriana, I. (2024). Prediksi Harga Saham Top 10 NASDAQ dengan Time Series Prophet. *Bit-Tech*, *7*(2), 252–262. https://doi.org/10.32877/bt.v7i2.1736

Yahoo Finance. (2026). *Yahoo Finance: Stock Market Live, Quotes, Business & Finance News*. https://finance.yahoo.com/

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.