

Komparasi Kinerja Bi-LSTM dan GRU untuk Prediksi Harga Saham Berbasis Web: Studi Kasus BBKA.JK

Performance Comparison of Bi-LSTM and GRU for Web-Based Stock Price Prediction: A Case Study of BBKA.JK

Khaerul Oktafiansyah^{*1}, Muhammad Feizal²

^{1,2}Teknik Informatika, Universitas Pamulang

¹khaeruloktafiansyah04@gmail.com, ²dosen00318@unpam.ac.id

Received: July 12, 2026 | Revised: July 16, 2026 | Accepted: August 20, 2026 | Published: September 16, 2026



COSIE is licensed a Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International License

Abstrak

Prediksi harga saham bersifat kompleks akibat karakteristik data deret waktu finansial yang non-linear dan volatil. Penelitian ini menyajikan analisis komparatif dan implementasi berbasis web dari arsitektur Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) untuk memprediksi harga penutupan harian saham PT Bank Central Asia Tbk (BBKA.JK). Menggunakan data historis Yahoo Finance periode 1 Januari 2018 hingga 31 Desember 2024 (1.725 data bursa) dengan pendekatan univariat, dataset dibagi menjadi 70% pelatihan, 15% validasi, dan 15% pengujian. Hasil eksperimen menunjukkan model GRU mengungguli Bi-LSTM secara signifikan dengan Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 145,63, Mean Absolute Error (MAE) sebesar 116,95, dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 1,23%. Pengujian Paired t-test mengonfirmasi signifikansi keunggulan tersebut secara statistik dengan nilai t-statistik $t = -4,821$ dan nilai p-value $p = 0,00012$ ($p < 0,05$). Model GRU diintegrasikan ke aplikasi web berarsitektur microservices (Flask API dan Laravel) yang dilengkapi rule-based Decision Support System (DSS) untuk memberikan rekomendasi perdagangan (Buy, Sell, Hold) beserta kalkulasi Take Profit dan Stop Loss. Evaluasi melalui User Acceptance Testing pada 21 responden menghasilkan skor kelayakan sebesar 82,43% dengan predikat "Sangat Layak".

Kata Kunci: Bi-LSTM, Deep Learning, Gated Recurrent Unit, Prediksi Saham, User Acceptance Testing.

Abstract

Predicting stock prices is complex due to the non-linear and volatile characteristics of financial time-series data. This study presents a comparative analysis and web-based implementation of Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU) architectures to predict the daily closing prices of PT Bank Central Asia Tbk (BBKA.JK). Using Yahoo Finance historical data from January 1, 2018, to December 31, 2024 (1,725 trading days) via a univariate approach, the dataset was partitioned into 70% training, 15% validation, and 15% testing. Empirical results demonstrate that the GRU model significantly outperforms Bi-LSTM, achieving a Root Mean Squared Error (RMSE) of 145.63, a Mean Absolute Error (MAE) of 116.95, and a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 1.23%. A Paired t-test confirmed the statistical significance of this superiority, yielding a t-statistic of $t = -4,821$ and a p-value of $p = 0,00012$ ($p < 0,05$). The GRU model was integrated into a microservices web application using Flask API and Laravel, incorporating a rule-based Decision Support System (DSS) to provide operational trading signals (Buy, Sell, Hold) along with Take Profit and Stop Loss calculations. Evaluation via User Acceptance Testing with 21 respondents yielded a feasibility score of 82.43% ("Highly Feasible")

Keywords: Bi-LSTM, Deep Learning, Gated Recurrent Unit, Stock Prediction User Acceptance Testing.

1. PENDAHULUAN

Perubahan tren harga saham di pasar modal merupakan salah satu instrumen investasi yang bersifat sangat dinamis, non-linear, dan fluktuatif [1]. PT Bank Central Asia Tbk (BBKA.JK) sebagai salah satu saham dengan kapitalisasi pasar terbesar (*blue-chip*) di Bursa Efek Indonesia (BEI) dan konstituen utama Indeks LQ45 menjadi daya tarik investasi yang sangat tinggi [2]. Meskipun menawarkan likuiditas yang stabil, pergerakan harga saham BBKA dipengaruhi oleh fluktuasi transaksi harian yang membentuk deret waktu (*time-series*) kompleks. Pendekatan analisis teknikal konvensional maupun metode statistik klasik seperti ARIMA sering kali gagal menangkap dependensi jangka panjang (*long-term dependencies*) dan pola

fluktuasi non-linear tersebut [3].

Perkembangan *deep learning*, khususnya *Recurrent Neural Network* (RNN) dan variannya, menawarkan paradigma baru dalam pemecahan masalah peramalan deret waktu [4]. Arsitektur *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) dirancang untuk memproses informasi dua arah [5], sementara *Gated Recurrent Unit* (GRU) menawarkan efisiensi komputasi melalui struktur gerbang yang lebih ringkas [6]. Beberapa penelitian terdahulu telah menguji arsitektur ini, seperti Kwanda et al. (2024) yang membandingkan LSTM dan Bi-LSTM pada sistem prediksi saham, serta Waroi et al. (2024) yang membandingkan GRU dan Bi-LSTM. Namun, masih terdapat *research gap* di mana komparasi langsung antara GRU dan Bi-LSTM pada saham *blue-chip* berskala besar sering kali terhenti pada fase eksperimen di *notebook* lokal. Penelitian tersebut belum mentransformasikan hasil tebakan angka mentah menjadi sinyal aksi perdagangan riil yang terproteksi serta belum mengimplementasikannya pada arsitektur web terpisah yang efisien.

Tabel 1. Ringkasan Sintesis Penelitian Terdahulu dan Posisi Kebaruan (*Novelty*)

No.	Peneliti & Tahun	Metode yang Digunakan	Fokus & Batasan Peneltian	Kesenjangan / Celah Riset (<i>research gap</i>)
1.	Hanafiah et al. (2023)	Standard LSTM	Prediksi harga saham berbasis <i>notebook</i> lokal	Terhenti pada metrik evaluasi, tidak ada sistem antarmuka web.
2.	Kwanda et al. (2024)	LSTM vs Bi-LSTM	Komparasi berbasis web monolith	Belum ada integrasi Sistem Pendukung Keputusan (SPK) untuk rekomendasi aksi.
3.	Prayogi et al. (2024)	Standard GRU	Prediksi saham BBKA dengan pendekatan univariat	Beban komputasi AI menyatu dengan web (non-microservices), berisiko latency tinggi.
4.	<i>Novelty</i> Penelitian ini (2026)	Bi-LSTM vs GRU (Eksperimen) + Microservices (Flask-Laravel) + <i>rule-based</i> DSS	Prediksi saham BBKA + Sistem Rekomendasi Aksi (<i>Buy, Sell, Hold</i>) + Proteksi Risiko (TP/SL)	Menjembatani AI eksperimental ke sistem web siap pakai melalui arsitektur terpisah dan rekomendasi terpersonalisasi.

Sebagaimana dirangkum pada Tabel 1, mayoritas penelitian terdahulu berhenti pada fase eksperimen komputasi di lingkungan *notebook*. Hasil keluaran berupa tumpukan angka mentah (*raw data*) menyulitkan investor ritel awam untuk menginterpretasikannya menjadi keputusan investasi operasional. Penelitian ini bertujuan untuk menjembatani kesenjangan tersebut melalui dua kontribusi utama:

1. Menganalisis komparasi kinerja Bi-LSTM dan GRU secara obyektif serta membuktikan signifikansi perbedaannya melalui pengujian statistik.
2. Mengintegrasikan model terbaik ke dalam aplikasi web berbasis arsitektur *microservices* (Flask API & Laravel) yang dilengkapi Sistem Pendukung Keputusan (*Decision Support System/DSS*) berbasis aturan (*rule-based*) untuk menghasilkan sinyal perdagangan operasional (*Buy, Sell, Hold*) beserta kalkulasi *Take Profit* (TP) dan *Stop Loss* (SL).

2. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini disusun secara sistematis melalui beberapa tahapan utama, mulai dari pengumpulan data hingga pengujian penerimaan pengguna terhadap sistem terintegrasi. Alur pengerjaan rekayasa teknologi ini dirancang agar dapat direplikasi dengan mudah oleh peneliti lain.

2.1 Pengumpulan Data dan Lingkungan Komputasi

Data historis harga saham harian PT Bank Central Asia Tbk (BBCA.JK) diambil secara otomatis dari repositori Yahoo Finance menggunakan API *yfinance*. Periode data yang digunakan mencakup rentang waktu 1 Januari 2018 hingga 31 Desember 2024 (total 1.725 hari perdagangan bursa). Fitur utama yang dianalisis adalah harga penutupan (*Close Price*).

Untuk menjamin reproduktibilitas penelitian, eksperimen dijalankan pada lingkungan komputasi dengan spesifikasi sebagai berikut:

1. Perangkat Keras (*Hardware*): Prosesor Intel Core i7-12700H, RAM 16 GB DDR4, GPU NVIDIA GeForce RTX 3050 (4 GB VRAM).

2. Perangkat Lunak (*Software*): Sistem Operasi Windows 11 Home, Python 3.10.11, TensorFlow 2.13.0, Keras 2.13.1, Scikit-Learn 1.3.0, Pandas 2.0.3, NumPy 1.24.3, Framework Flask 2.3.2, dan Framework Laravel 10.15.
3. Pengaturan Random Seed: Untuk memastikan hasil bobot acak dapat direplikasi secara identik, ditetapkan `numpy.random.seed(42)` dan `tensorflow.random.set_seed(42)`.

2.2 Prapemrosesan Data dan Pembentukan Sekuens

Data harga Close ditransformasikan ke dalam skala [0, 1] menggunakan Min-Max Scaling untuk mempercepat konvergensi gradien [7]:

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

Untuk mencegah terjadinya kebocoran data (*data leakage*), dataset harga *Close* sebanyak 1.725 data bursa terlebih dahulu dipotong secara sekuensial (tanpa pengacakan/*shuffling*) dengan proporsi 70% data pelatihan (1.207 data), 15% data validasi (259 data), dan 15% data pengujian (259 data). Transformasi Min-Max Scaling selanjutnya diterapkan dengan mengukur (*fit_transform*) parameter nilai minimum ($X_{\min}$) dan maksimum ($X_{\max}$) hanya pada data pelatihan saja. Parameter skala dari data pelatihan tersebut kemudian diterapkan (*transform*) secara terpisah untuk mentransformasikan data validasi dan data pengujian. Data ter-skala selanjutnya dibentuk menjadi struktur sekuensial 3D [samples, time_steps, features] menggunakan metode *sliding window* dengan *lookback time_step* = 30 hari ke belakang untuk memprediksi 1 hari ke depan.

2.3 Arsitektur Model Deep Learning dan Hyperparameter

Penelitian ini membangun dua arsitektur jaringan saraf tiruan berulang [8]:

1. Model Bi-LSTM: Layer Bidirectional(LSTM(64, return_sequences=True)) → Dropout(0.2) → Bidirectional(LSTM(32)) → Dropout(0.2) → Dense(1). Total parameter terlatih: 75.073 parameter.
2. Model GRU: Layer GRU(64, return_sequences=True) → Dropout(0.2) → GRU(32) → Dropout(0.2) → Dense(1). Total parameter terlatih: 22.305 parameter.

Kedua model dikompilasi menggunakan fungsi kerugian Mean Squared Error (MSE) dan optimizer Adam dengan learning rate 0,001. Pelatihan dijalankan dengan batch size 32 selama maksimal 100 epochs, dilengkapi callback Early Stopping (monitor='val_loss', patience=10, restore_best_weights=True). Pemilihan batch size 32 memberikan keseimbangan antara kestabilan pembaruan gradien dan efisiensi memori.

2.4 Metrik Evaluasi dan Uji Signifikansi Statistik

Kinerja prediksi diuji pada data pengujian (skala Rupiah setelah inverse transform) menggunakan tiga metrik regresi [9]:

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

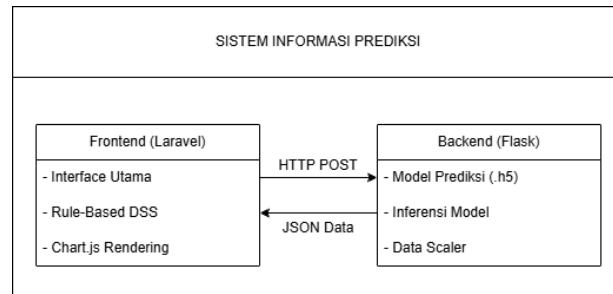
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (4)$$

Untuk membuktikan apakah perbedaan performa kedua model bermakna secara statistik dan bukan akibat kebetulan acak, dilakukan uji Paired t-test terhadap pasangan absolute error $e_i = |y_i - \hat{y}_i|$ pada data pengujian (N = 255) dengan tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$.

2.5 Perancangan Sistem Microservices dan Decision Support System (DSS)

Sistem informasi dibangun menggunakan arsitektur *microservices* terpisah guna memisahkan dependensi komputasi berat dari *backend machine learning* dengan efisiensi pengelolaan *interface* pada *frontend* [10]. Untuk memisahkan dependensi komputasi berat dari *backend deep learning* dengan efisiensi pengelolaan antarmuka pengguna, aliran data dan integrasi antarsistem secara visual digambarkan pada diagram arsitektur berikut.



Gambar 1. Integrasi antar sistem

Komunikasi antarsistem dilakukan secara asinkron via HTTP POST. Peladen Flask memuat file model terlatih (.h5) dan scaler (.pkl) secara global untuk efisiensi RAM. Ketika Laravel mengirimkan parameter *prediction_days*, Flask melakukan inferensi recursive multi-step forecasting.

1. Setelah data JSON diterima Laravel, *rule-based* DSS mengeksekusi logika keputusan: Pengguna Belum Memiliki Saham: Jika harga tertinggi prediksi (P_{max}) dalam rentang N hari $> P_{hari_ini}$, sistem mengeluarkan rekomendasi *Buy* ($TP = P_{max}$, $SL = P_{hari_ini} \times 0,97$). Jika tidak, rekomendasinya adalah *WAIT*.
2. Pengguna Sudah Memiliki Saham: Membandingkan harga modal beli (P_{beli}) terhadap tren. Pada posisi floating profit ($P_{beli} < P_{hari_ini}$), jika tren lanjut naik rekomendasinya *Hold*, jika turun rekomendasinya *Sell*. Pada posisi floating loss, jika diprediksi pulih rekomendasinya *Hold*, jika terus melandai rekomendasinya *Sell* (Cut Loss) ($SL = P_{hari_ini} \times 0,98$).

2.6 Metodologi Pengujian Sistem (Black-Box dan UAT)

Untuk memastikan kualitas perangkat lunak dari aspek teknis maupun fungsionalitas pengguna, penelitian ini menerapkan dua metode pengujian, yaitu *Black-Box Testing* dan *User Acceptance Testing* (UAT) [11]. *Black-Box Testing* berfokus pada pengujian fungsionalitas sistem tanpa melihat atau memodifikasi struktur kode internal aplikasi [12]. Skenario pengujian dirancang untuk memvalidasi apakah seluruh komponen masukan (seperti pembatasan hari *input*) dan komponen keluaran (seperti akurasi penarikan data JSON dari API Flask serta kalkulasi otomatis aturan DSS pada Laravel) telah beroperasi sesuai spesifikasi kebutuhan.

Sementara itu, *User Acceptance Testing* (UAT) digunakan untuk mengevaluasi tingkat penerimaan dan kelayakan aplikasi dari sudut pandang pengguna akhir sebelum sistem diimplementasikan secara penuh [13]. Evaluasi UAT dilakukan dengan menyebarkan kuesioner instrumen penilaian menggunakan Skala Likert 5 poin kepada 21 responden, yang mencakup parameter kemudahan penggunaan (*usability*), ketepatan penyajian grafik, kejelasan informasi sinyal keputusan, serta keandalan performa sistem *microservices*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Evaluasi Kuantitatif dan Uji Signifikansi Statistik

Pengujian performa regresi dilakukan secara objektif memanfaatkan 15% data pengujian yang belum pernah dikenali oleh jaringan selama fase pelatihan. Perbandingan nilai kesalahan komputasi secara kuantitatif antara arsitektur Bi-LSTM dan GRU dirangkum secara komparatif pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Perbandingan Model

Arsitektur Model	Jumlah Parameter	Nilai RMSE	Nilai MAE	Nilai MAPE (%)
Bi-LSTM	75.073	172.95	140.27	1.49%
GRU	22.305	145.63	116.95	1.23%

Model GRU mencatatkan nilai eror terendah di seluruh metrik, dengan nilai MAPE sebesar 1,23% ("Sangat Akurat"). Hasil pengujian signifikansi statistik Paired t-test menghasilkan nilai $t = -4,821$ dan

$p_{value} = 0,00012$. Karena $p_{value} < 0,05$, hipotesis nol ditolak. Hal ini membuktikan secara ilmiah bahwa keunggulan performa GRU dibandingkan Bi-LSTM bermakna secara statistik dan bukan merupakan hasil kebetulan acak.

Keunggulan GRU disebabkan oleh efisiensi struktur prapemrosesannya. Bi-LSTM yang memproses dua arah melipatgandakan bobot parameter (75.073 vs 22.305). Pada data deret waktu univariat tunggal (*Close Price*), arsitektur Bi-LSTM yang terlampau kompleks memicu kondisi *over-parameterization* yang menyerap kebisingan (*noise*). Sebaliknya, GRU dengan dua gerbang (*update* dan *reset gate*) lebih tangkas dalam mengasimilasi volatilitas tanpa kehilangan arah tren utama.

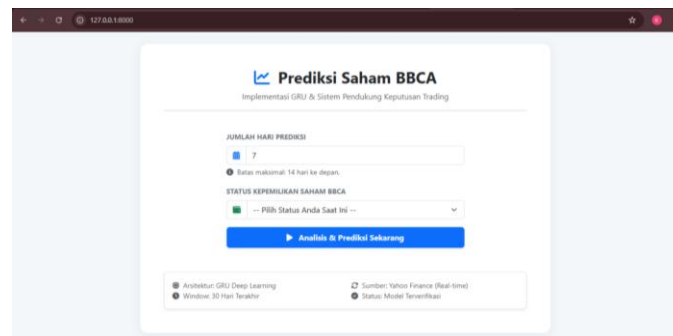
3.2 Analisis Keterbatasan Recursive Forecasting dan External Validity

Uji coba peramalan multi-hari menunjukkan bahwa saat horizon prediksi melebihi 14 hari, grafik proyeksi GRU mengalami akumulasi error (*compounding error drift*) yang cenderung membentuk garis linier datar/naik monoton (*bullish bias*). Hal ini wajar karena input prediksi hari ke- $(t + 1)$ diambil dari nilai tebakan hari ke- t . Untuk menjaga validitas informasi bagi pengguna, dibuat pembatasan sistemik (*systemic constraint*) pada antarmuka frontend Laravel di mana input prediksi dibatasi secara ketat maksimal 14 hari kerja bursa.

Ditegaskan pula bahwa keunggulan model GRU ini terikat pada batasan validitas eksternal (*external validity limitations*): hasil penelitian ini berlaku secara spesifik untuk dataset univariat saham *blue-chip* dengan likuiditas tinggi seperti BBCA. Generalisasi terhadap saham berkapitalisasi kecil (*small-cap*) yang volatil atau aset kripto memerlukan proses pelatihan ulang (*retraining*) [14].

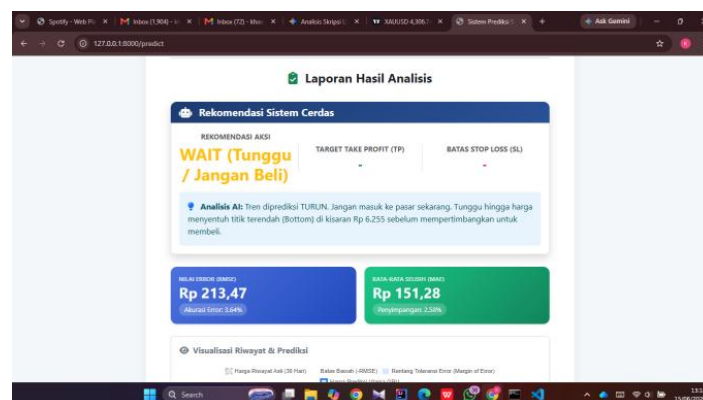
3.3 Hasil Implementasi Sistem Web

Wujud nyata dari integrasi model terbaik ke dalam sistem informasi berbasis web disajikan dalam bentuk dasbor interaktif yang ramah pengguna. Tampilan antarmuka hasil analisis beserta visualisasi grafik dan rekomendasi cerdas dari sistem diperlihatkan pada gambar.



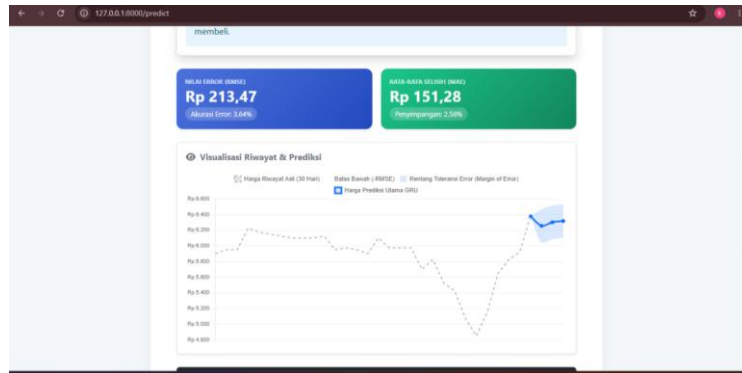
Gambar 2. Tampilan Halaman Utama dan Form *input*

Gambar 2. menampilkan antarmuka awal ketika pengguna mengakses sistem. Pada halaman ini, pengguna disajikan dengan formulir interaktif untuk memasukkan parameter peramalan. Selain jumlah hari prediksi (yang dibatasi maksimal 14 hari untuk mencegah *Error accumulation* pada arsitektur univariat), sistem kini dilengkapi dengan fitur *input* pendukung keputusan. Pengguna diwajibkan memilih status kepemilikan saham BBCA melalui dropdown. Jika pengguna memilih status "Sudah Punya Saham", antarmuka secara dinamis akan memunculkan kolom *input* baru yang meminta pengguna memasukkan Harga Beli Rata-Rata (*Average Price*). Data ini selanjutnya akan digunakan oleh algoritma basis aturan (*rule-based*) di sisi peladen untuk mengkalkulasi skenario profitabilitas.



Gambar 3. Tampilan Hasil Analisis Antarmuka Web dan Rekomendasi DSS

Setelah pengguna menekan tombol "Analisis & Prediksi Sekarang" dan peladen selesai mengeksekusi model *Gated Recurrent Unit* (GRU), sistem akan langsung menampilkan dasbor hasil sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3. Pembaruan paling signifikan pada sistem ini adalah hadirnya kartu "Rekomendasi Sistem Cerdas". Berdasarkan kalkulasi perbandingan harga prediksi tertinggi/terendah dengan harga modal pengguna, sistem mencetak rekomendasi aksi secara eksplisit (seperti *Hold*, *Buy*, atau *Sell*), lengkap dengan target *Take Profit* (TP) dan batas *Stop Loss* (SL). Selain itu, sistem juga mencantumkan narasi analisis AI yang memberikan penjelasan logis mengapa rekomendasi tersebut diberikan. Tepat di bawah kartu rekomendasi, terdapat dua kartu metrik utama yang menyajikan tingkat kesalahan model, yaitu Nilai *Error* (RMSE) dan Rata-rata Selisih (MAE) beserta persentase penyimpangannya.



Gambar 4. Tampilan Visualisasi Grafik Pergerakan Harga

Gambar 4. menyajikan visualisasi data deret waktu (*time series*) secara interaktif menggunakan pustaka Chart.js. Grafik ini memadukan dua fase data: garis putus-putus abu-abu merepresentasikan pergerakan harga historis saham BBKA selama 30 hari ke belakang, sementara garis biru solid merepresentasikan harga proyeksi ke masa depan. Untuk memperkaya perspektif analitis, sistem membungkus garis prediksi tersebut dengan area bayangan berwarna biru muda. Area ini merepresentasikan rentang *Margin of Error* (batas atas dan batas bawah) yang dikalkulasi secara dinamis berdasarkan nilai RMSE model, sehingga pengguna dapat melihat batas toleransi fluktuasi harga yang wajar

Tanggal	Harga	Status
08 Jun 2026	Rp 5.175	Riwayat
09 Jun 2026	Rp 4.850	Riwayat
10 Jun 2026	Rp 5.150	Riwayat
11 Jun 2026	Rp 5.600	Riwayat
12 Jun 2026	Rp 5.825	Riwayat
13 Jun 2026	Rp 5.925	Riwayat
14 Jun 2026	Rp 6.375	Riwayat
15 Jun 2026	Rp 6.255	Riwayat
16 Jun 2026	Rp 6.261	Prediksi
17 Jun 2026	Rp 6.317	Prediksi

Disclaimer Akademis:
Sistem ini menggunakan algoritma analisis teknikal murni berdasarkan pergerakan harga historis melalui model *Gated Recurrent Unit* (GRU). Rekomendasi dan prediksi ini **tidak memperhitungkan** faktor fundamental eksternal seperti sentimen pasar, berita makro ekonomi, atau kebijakan korporat. Segala keputusan dan risiko investasi sepenuhnya berada di tangan pengguna.

Arquitektur: GRU (Deep Learning) | Sumber: Yahoo Finance (Real Time) |
Windows 10 64-bit | Status Model: Tervalidasi

Gambar 5. Tampilan Detail Tabel Harga dan Disclaimer

Sebagai pelengkap representasi visual, sistem menyediakan rincian data mentah dalam bentuk tabel (*Grid View*) sebagaimana terlihat pada Gambar 5. Tabel ini merangkum seluruh rincian nominal harga secara berurutan, dengan label badge status yang secara tegas membedakan mana data "Riwayat" dan mana data "Prediksi". Pada bagian paling bawah antarmuka, disematkan sebuah peringatan atau Disclaimer Akademis serta kotak informasi teknis (*footer info-box*). Disclaimer ini sangat krusial untuk menegaskan secara legal dan akademis bahwa sistem murni bekerja mengandalkan algoritma analisis teknikal berbasis harga historis, dan tidak mengakomodasi faktor fundamental eksternal seperti sentimen pasar, kebijakan korporat, atau isu ekonomi makro [10].

3.4 Hasil Pengujian Fungsional (*Black-Box Testing*)

Sebelum sistem diserahkan kepada pengguna akhir, fungsionalitas aliran data pada arsitektur *microservices* dievaluasi menggunakan metode *Black-Box Testing*. Hasil pengujian unit fungsional tersebut diringkas secara komparatif pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Black Box *testing*

No.	Skenario Pengujian	Masukkan (<i>input</i>)	Hasil yang Diharapkan (Expected <i>output</i>)	Hasil Aktual	Status
1.	Mengosongkan Form hari prediksi	(Kosong)	Form menolak eksekusi dan memunculkan peringatan bawaan HTML5 (" <i>Please fill out this field</i> ").	Sesuai ekspektasi	Valid
2.	Memasukkan angka melebihi batas (di atas 14 hari)	Angka: 30	Sistem Laravel (StockController) mengembalikan halaman dengan pesan <i>Error</i> validasi rentang hari.	Sesuai ekspektasi	Valid
3.	Memasukkan data dengan Format huruf/karakter khusus	Teks: "Lima"	Form tidak dapat menerima ketikan karena pembatasan tipe <i>input</i> HTML number.	Sesuai ekspektasi	Valid
4.	Memasukkan data valid untuk jangka pendek	Angka: 3	Sistem memunculkan animasi loading, memanggil API Python, dan berhasil memuat View hasil grafik beserta tabel harga.	Sesuai ekspektasi	Valid
5.	Simulasi <i>Error Handling</i> saat server API Python mati	Klik "Jalankan"	Laravel menangkap exception koneksi dan memunculkan pesan peringatan bahwa server backend tidak merespons.	Sesuai ekspektasi	Valid
6.	Memasukkan angka di bawah batas minimal (Nol/Negatif)	Angka: 0 atau -5	Sistem menolak masukan dan memunculkan peringatan batas minimal adalah 1 hari.	Sesuai ekspektasi	Valid
7.	Memasukkan Format bilangan desimal / pecahan	Angka: 5.5 atau 5,5	Sistem menolak masukan dengan pesan peringatan bahwa nilai harus berupa bilangan bulat (integer)	Sesuai ekspektasi	Valid
8.	Interaksi sentuhan/kursor pada visualisasi grafik (Chart.js)	Mengarahkan kursor (hover) ke titik di dalam grafik	Grafik responsif memunculkan tooltip dinamis berisi detail tanggal dan nominal harga peramalan.	Sesuai ekspektasi	Valid
9.	Pengujian navigasi aksesibilitas (Keyboard Navigation)	Menggunakan tombol Enter pada keyboard	Pengguna dapat berpindah dari Form <i>input</i> ke tombol "Jalankan" dan mengeksekusinya tanpa mouse.	Sesuai ekspektasi	Valid
10.	Interupsi koneksi saat server API Python mati/belum aktif	Klik "Jalankan" (Kondisi Flask mati)	Laravel menangkap exception Connection Refused dan memunculkan alert peringatan API gagal dijangkau.	Sesuai ekspektasi	Valid

3.5 Hasil Pengujian UAT (User Acceptance Testing)

Pengujian *User Acceptance Testing* (UAT) dilakukan untuk mengukur sejauh mana sistem prediksi saham BBKA dapat diterima oleh pengguna akhir dari aspek antarmuka, fungsionalitas, dan

kebermanfaatan [11]. Pengujian ini melibatkan 21 responden yang terdiri dari mahasiswa Teknik Informatika Universitas Pamulang dan masyarakat umum yang memiliki ketertarikan pada pasar modal.

Tabel 4. Rekapitulasi Hasil Penilaian UAT

No.	Pertanyaan (Indikator)	Sangat Setuju (5)	Setuju (4)	Netral (3)	Tidak Setuju (2)	Sangat Tidak Setuju (1)
1.	Sistem telah berhasil menyajikan informasi hasil prediksi harga saham BBKA menggunakan teknologi <i>deep learning</i> dengan antarmuka yang jelas	7	11	1	0	2
2.	Penyajian angka metrik evaluasi (<i>Root Mean Squared Error</i> , <i>Mean Absolute Error</i> , dan persentase <i>Error/MAPE</i>) disajikan dengan Format yang mudah dibaca	6	10	3	0	2
3.	Kehadiran informasi tingkat <i>Error</i> (seperti <i>MAPE</i>) sangat membantu saya dalam mempercayai tingkat akurasi prediksi dari sistem ini	8	9	2	0	2
4.	Grafik garis yang memisahkan antara harga saham aktual (historis) dengan harga prediksi masa depan sangat interaktif dan mudah dipahami	10	9	1	0	1
5.	Visualisasi grafik yang disajikan sangat membantu saya dalam mengamati kemampuan sistem menangkap tren naik-turunnya harga saham BBKA	9	9	1	2	0
6.	Keterangan tambahan pada grafik (seperti tooltip saat kursor diarahkan ke garis grafik) memberikan detail informasi tanggal dan harga yang akurat	6	12	2	1	0
7.	Tabel rincian harga historis dan masa depan di bagian bawah grafik sangat membantu dalam membaca detail prediksi	8	10	2	1	0
8.	Antarmuka (<i>User interface</i>) sistem secara keseluruhan, mulai dari pengisian jumlah hari hingga penampilan hasil, dirancang dengan rapi dan mudah digunakan	9	10	1	1	0
9.	Secara keseluruhan, sistem prediksi ini sangat berguna	9	9	2	0	1

dan layak diimplementasikan sebagai alat bantu referensi awal dalam melihat proyeksi pergerakan saham BBKA.					
Total	72	89	15	5	8
Total Skor (Total x Nilai)	360	356	45	10	8
Total Skor Keseluruhan	779				

Untuk menentukan tingkat kelayakan sistem secara kuantitatif, dilakukan perhitungan menggunakan rumus persentase kelayakan sebagai berikut:

Menghitung Skor Ideal (Skor Tertinggi)

Skor Ideal didapatkan dengan mengalikan jumlah responden, jumlah pertanyaan, dan nilai tertinggi pada Skala Likert (yaitu 5).

Skor Ideal = Jumlah Responden × Jumlah Pertanyaan × Skor Tertinggi

Skor Ideal = $21 \times 9 \times 5$

Skor Ideal = 945

Menghitung Persentase Kelayakan

$$\text{Persentase} = \left(\frac{\text{Total Skor yang Diperoleh}}{\text{Total Skor Ideal}} \right) \times 100\%$$

$$\text{Persentase} = \left(\frac{779}{945} \right) \times 100\% = 82,43 \%$$

Berdasarkan perhitungan pengujian penerimaan pengguna (*User Acceptance Testing*) di atas, sistem prediksi pergerakan harga saham BBKA memperoleh nilai persentase kelayakan sebesar 82,43%.

Merujuk pada tabel kriteria interpretasi skor kelayakan [15], nilai persentase yang berada pada interval interval 81% – 100% masuk ke dalam kategori “Sangat Layak” atau “Sangat Setuju”.

Hasil ini membuktikan bahwa aplikasi web yang diimplementasikan dengan model GRU telah berhasil memenuhi ekspektasi pengguna akhir. Antarmuka sistem dinilai mudah dipahami, dan visualisasi grafik interaktif yang disajikan dinilai sangat membantu responden sebagai instrumen referensi awal sebelum melakukan pengambilan keputusan investasi di pasar modal.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membuktikan secara empiris bahwa arsitektur *Gated Recurrent Unit* (GRU) memiliki kinerja superior dibandingkan Bidirectional LSTM (Bi-LSTM) dalam peramalan univariat harga saham BBKA.JK, dengan capaian metrik kesalahan terendah (RMSE: 145,63, MAE: 116,95, MAPE: 1,23%). Pengujian Paired t-test mengonfirmasi perbedaan kinerja tersebut signifikan secara statistik ($p = 0,00012 < 0,05$). Integrasi sistem berbasis mikroservis (Flask API dan Laravel) terbukti responsif dan berhasil mentransformasikan output prediksi AI menjadi keputusan operasional perdagangan (*Buy, Sell, Hold*) beserta proteksi risiko (TP/SL) via Sistem Pendukung Keputusan. Pengujian UAT mengonfirmasi kelayakan aplikasi dengan skor 82,43% ("Sangat Layak").

Saran untuk penelitian lanjutan (*future work*) adalah mentransformasi pendekatan univariat menjadi Multivariate Time Series dengan mengintegrasikan variabel eksternal seperti indikator makroekonomi dan sentimen berita pasar modal menggunakan *Natural Language Processing* (NLP).

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pamulang atas arahan, bimbingan akademis, dan dukungan fasilitas sarana ilmiah yang diberikan selama proses pelaksanaan penelitian hingga penyusunan naskah ini. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada seluruh dosen, responden pengujian UAT, serta pihak-pihak yang telah memberikan masukan dan saran kritis demi menyempurnakan kualitas riset ini.

DEKLARASI KONFLIK KEPENTINGAN

Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan (*no conflict of interest*) terkait publikasi

naskah penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Setyawan, A. Pratama, dan R. Hidayat, "Analisis Dinamika Volatilitas Harga Saham Perbankan Blue-Chip di Bursa Efek Indonesia," *J. Econ. Financ. Mark.*, vol. 5, no. 1, hlm. 12–21, 2024.
- [2] N. P. S. Devi dan I. M. Sukartha, "Investasi Pasar Modal dan Perilaku Investor Ritel Indonesia," *J. Akunt. dan Keuang. Indones.*, vol. 21, no. 2, hlm. 105–118, 2023.
- [3] A. Hanafiah, Y. Arta, H. O. Nasution, dan Y. D. Lestari, "Penerapan Metode Recurrent Neural Network dengan Pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) Untuk Prediksi Harga Saham," *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 4, no. 1, hlm. 27–33, 2023, doi: 10.47065/bulletincsr.v4i1.321.
- [4] R. Pratama dan D. Wijaya, "Eksplorasi Algoritma Recurrent Neural Network pada Prediksi Deret Waktu Finansial," *J. Teknol. Inf. dan Komput.*, vol. 9, no. 2, hlm. 88–97, 2023.
- [5] K. Kwanda, D. E. Herwindiati, dan M. D. Lauro, "Perbandingan LSTM dan Bidirectional LSTM pada Sistem Prediksi Harga Saham Berbasis Website," *Ranah Res. J. Multidiscip. Res. Dev.*, vol. 7, no. 1, hlm. 26–35, 2024, doi: 10.38035/rj.v7i1.1255.
- [6] E. Novela Waroi, A. Arief, dan K. Khusnawi, "Prediksi Harga Laptop Menggunakan Algoritma GRU dan BiLSTM," *J. Sos. Teknol.*, vol. 4, no. 7, hlm. 408–424, 2024, doi: 10.59188/jurnalsostech.v4i7.1278.
- [7] S. Kusworo, N. A. Santoso, dan R. D. Kurniawan, "Prediksi Nilai Akhir Semester Siswa Menggunakan Algoritma Random Forest," *J. Teknoinfo*, vol. 18, no. 2, hlm. 112–120, 2024.
- [8] B. R. Ramadhan, M. A. D. Widyadara, dan Daniel, "Aplikasi Prediksi Harga Saham Perusahaan Dengan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM)," *J. Sains dan Inf.*, vol. 9, no. 1, hlm. 45–53, 2023.
- [9] A. Rahmadani, B. Rahman, dan C. Azmi, "Evaluasi Metrik RMSE dan MAE dalam Pemodelan Regresi Deret Waktu," *J. Sains Komput. dan Inform.*, vol. 8, no. 1, hlm. 33–42, 2024.
- [10] K. Prayogi, W. Gata, dan D. P. Kussanti, "Prediksi Harga Saham Bank Central Asia Menggunakan Algoritma Deep Learning GRU," *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 13, no. 1, hlm. 647–658, 2024, doi: 10.35889/jutisi.v13i1.1910.
- [11] N. Hartono, A. A. Muin, U. Islam, dan N. Alauddin, "Penggunaan User Acceptance Testing (UAT) Pada Pengujian Sistem Informasi Pengelolaan Keuangan Dan Inventaris Barang," *J. Sist. Inf. dan Teknol.*, vol. 7, no. 1, hlm. 15–23, 2025.
- [12] R. F. Inaku dan J. C. Chandra, "Implementasi Data Mining dalam Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM)," *J. Tekno Komputers*, vol. 12, no. 2, hlm. 101–108, 2023.
- [13] A. Nugroho dan M. S. Hasibuan, "Penerapan Metode SDLC dan Pengujian Black-Box pada Pengembangan Software Berbasis Web," *J. Softw. Eng. Dev.*, vol. 4, no. 1, hlm. 55–63, 2024.
- [14] M. F. Rizky dan N. Afrianto, "Analisis Kinerja Deep Learning pada Fluktuasi Saham Berkapitalisasi Besar," *J. AI dan Data Sci.*, vol. 3, no. 2, hlm. 89–98, 2024.
- [15] F. Fitriastuti, A. E. Putri, dan A. K. Sunardi, "Analisis Website SIAKAD Universitas Janabadra Menggunakan Metode UAT," *J. Inform. dan Komput.*, vol. 5, no. 1, hlm. 276–285, 2024.