



PREDIKSI HARGA PENUTUPAN SAHAM BBRI DENGAN MODEL HYBRID LSTM-XGBOOST

Nabilah Selayanti^{1*}, Dwi Amalia Putri², Trimono³, Mohammad Idhom⁴

¹ Program Studi Sains Data, UPN “Veteran” Jawa Timur

Jl.Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya, telp/fax: +62 (031) 870 6372, e-mail:

22083010013@student.upnjatim.ac.id

² Program Studi Sains Data, UPN “Veteran” Jawa Timur

Jl.Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya, Surabaya, telp/fax: +62 (031) 870 6372, e-mail:

22083010042@student.upnjatim.ac.id

³ Program Studi Sains Data, UPN “Veteran” Jawa Timur

Jl.Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya, telp/fax: +62 (031) 870 6372, e-mail:

trimono.stat@student.upnjatim.ac.id

⁴ Program Studi Sains Data, UPN “Veteran” Jawa Timur

Jl.Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya, telp/fax: +62 (031) 870 6372, e-mail:

idhom@upnjatim.ac.id

* coresspondence

ARTICLE INFO

Article history:

Received 10 December 2024

Received in revised form 24 January 2025

Accepted 8 Mei 2025

Available online 15 Mei 2025

ABSTRACT

The ease of investing in the digital era has driven Generation Z to dominate stock market participation, particularly in blue-chip stocks such as PT Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI). However, stock price fluctuations influenced by macroeconomic factors, regulations, and global market sentiment make it difficult for investors to make accurate decisions. Decisions based on insufficient information pose a significant risk of loss, especially for novice investors. This study proposes a hybrid LSTM-XGBoost approach for predicting BBRI stock prices, combining the strengths of LSTM in capturing nonlinear time series patterns and XGBoost's effectiveness in reducing prediction errors. The model leverages both historical data and feature extraction outputs from the LSTM model. Future stock price values are then predicted by XGBoost using this combined dataset. The Hybrid LSTM-XGBoost model outperforms the individual base models in terms of prediction accuracy, achieving an RMSE of 117.89, MAE of 92.45, and MAPE of 2.21%.

Keywords: Stock Price, BRI Bank, LSTM, XGBoost, Hybrid LSTM-XGBoost.

Abstrak

Kemudahan investasi di era digital mendorong dominasi Gen Z sebagai pelaku investasi saham, utamanya pada saham *blue chip* seperti PT Bank Rakyat Indonesia Tbk. Perubahan harga saham akibat faktor makroekonomi, regulasi, dan sentimen pasar global menyulitkan investor dalam mengambil keputusan tepat. Keputusan dengan informasi minim berisiko menimbulkan kerugian, terutama bagi investor pemula. Pendekatan Prediksi harga saham BBRI dengan pendekatan hybrid LSTM-XGBoost memberikan perpaduan keunggulan yaitu LSTM yang dapat menangkap pola deret waktu non-linear serta kemampuan XGBoost yang efektif mengatasi kesalahan prediksi. Penelitian ini menggunakan gabungan data historis dan hasil ekstraksi fitur dari model LSTM. Data periode selanjutnya, diprediksi oleh XGBoost berdasarkan inputan data gabungan tersebut. Model Hybrid LSTM-XGBoost mampu memprediksi lebih akurat harga saham BBRI daripada model dasarnya, dengan evaluasi skor RMSE 117.89, MAE 92.45, dan MAPE 2.21%.

Kata Kunci: Harga Saham, Bank BRI, LSTM, XGBoost, Hybrid LSTM-XGBoost

1. PENDAHULUAN

Transformasi digital telah mengubah secara signifikan profil investor di pasar modal Indonesia, dengan Generasi Z menjadi kelompok yang semakin dominan. Menurut data Otoritas Jasa Keuangan (OJK), kapitalisasi pasar saham Indonesia mencapai Rp11.762 triliun pada Desember 2023, disertai pertumbuhan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) sebesar 6,62% secara *year-to-date* [1]. Fenomena ini dipicu oleh peningkatan literasi keuangan serta kemudahan akses investasi digital, yang mendorong Generasi Z berinvestasi sejak usia muda. Pencapaian tersebut tidak hanya berdampak pada perekonomian nasional, tetapi juga menunjukkan pergeseran paradigma investasi di kalangan generasi terbaru.

Pertumbuhan investor ritel, terutama dari kalangan Generasi Z, tidak serta-merta mengurangi tantangan volatilitas harga saham bagi investor pemula. Data Kustodian Sentral Efek Indonesia per Desember 2023 mencatat jumlah investor mencapai 12 juta orang, meningkat hampir 100 persen dibandingkan tahun sebelumnya, dengan mayoritas berasal dari Generasi Z [2]. Namun, minimnya pengalaman investasi generasi ini membuat mereka lebih rentan terhadap dampak fluktuasi harga saham yang dipengaruhi oleh faktor makroekonomi, regulasi, dan sentimen pasar global. Sebagai contoh, saham *blue chip* yang merupakan saham-perusahaan terkemuka yang memiliki manajemen yang baik dan kinerja keuangan yang kuat [3], seperti PT Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI.JK) yang memiliki fundamental kuat sekalipun tidak kebal terhadap gejolak pasar, sehingga menyulitkan prediksi harga dan pengambilan keputusan investasi.

Kebutuhan akan prediksi harga saham yang akurat semakin mendesak seiring meningkatnya jumlah investor pemula yang berisiko mengalami kerugian akibat pengambilan keputusan berbasis informasi yang terbatas. Mengingat kompleksitas volatilitas pasar dan karakteristik pergerakan harga yang bersifat non-linier serta dipengaruhi oleh berbagai faktor multidimensional, prediksi harga saham menjadi sulit dilakukan dengan pendekatan konvensional [4]. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penerapan model hybrid LSTM-XGBoost yang mengintegrasikan kapabilitas LSTM dalam memproses pola temporal non-linier dengan kemampuan XGBoost dalam meminimalkan error prediksi. Model ini diharapkan dapat memberikan akurasi prediksi yang lebih tinggi untuk harga saham BBRI.JK sekaligus memitigasi risiko kesalahan investasi bagi investor muda.

Penelitian ini mengembangkan model *hybrid* LSTM-XGBoost untuk memprediksi harga saham BBRI.JK dengan beberapa inovasi. Salah satu inovasi utama adalah pemanfaatan *output* dari *hidden layer* LSTM secara langsung sebagai *input* ke XGBoost, bukan hanya menggunakan *residual*, sehingga mampu menghasilkan representasi *fitur* yang lebih kompleks dan informatif. Fokus utama penelitian ini adalah pada pasar saham Indonesia yang dikenal memiliki karakteristik fluktuatif dan dinamis, sehingga memerlukan penyesuaian khusus pada tahap *pra-pemrosesan* data serta dalam memahami pola historis saham BBRI. Dengan pendekatan tersebut, model yang dikembangkan tidak hanya mengadaptasi konsep *hybrid* yang telah terbukti efektif, tetapi juga dioptimalkan secara khusus untuk menghadapi dinamika pasar di negara berkembang yang cenderung lebih *volatil*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Prediksi Harga Saham

Prediksi harga saham merupakan proses analisis dan penentuan nilai harga suatu saham di masa depan dengan tujuan membantu investor dalam mengambil keputusan investasi yang tepat. Proses ini sangat penting karena mampu meminimalisasi risiko kerugian dan memaksimalkan potensi keuntungan melalui pemanfaatan data historis harga saham serta berbagai metode analisis, baik secara statistik maupun dengan pendekatan *machine learning*. Akurasi prediksi harga saham menjadi tantangan utama karena pergerakan harga saham sangat dipengaruhi oleh banyak faktor eksternal dan bersifat dinamis [5].

2.2. Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang dikembangkan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) dan dirancang khusus untuk mengatasi permasalahan dalam memproses data berurutan atau *time series*, seperti harga saham. LSTM mampu menyimpan informasi dalam jangka waktu yang panjang melalui mekanisme sel memori, sehingga efektif dalam mengenali pola temporal yang kompleks pada data historis saham [6]. Dalam konteks prediksi harga saham, LSTM telah terbukti mampu memberikan hasil prediksi yang baik karena keunggulannya dalam mengatasi masalah *vanishing gradient* yang sering terjadi pada RNN standar [7].

2.3. Extreme Gradient Boosting (XGBoost)

Extreme Gradient Boosting (XGBoost) merupakan algoritma *machine learning* berbasis pohon keputusan yang sangat populer untuk tugas klasifikasi dan regresi, termasuk prediksi harga saham. XGBoost bekerja dengan prinsip *boosting*, yaitu menggabungkan beberapa model pohon keputusan secara berurutan untuk meningkatkan akurasi prediksi. Algoritma ini dikenal memiliki kemampuan generalisasi yang baik, efisien, serta dapat dioptimasi melalui berbagai *hyperparameter*. Dalam prediksi saham, XGBoost sering digunakan karena mampu menangani data berukuran besar dan menghasilkan performa prediksi yang kompetitif [8].

2.4. Hybrid Model LSTM-XGBoost

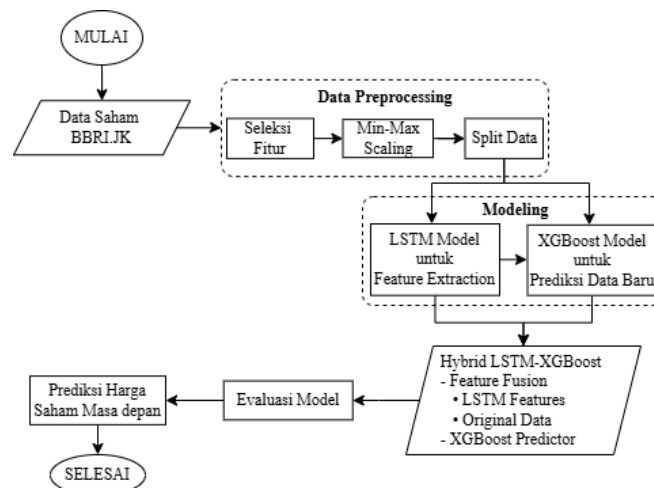
Hybrid Model LSTM-XGBoost adalah pendekatan prediktif yang menggabungkan dua metode pembelajaran mesin yang berbeda untuk memaksimalkan performa pada data dengan ketergantungan waktu dan kompleksitas fitur. LSTM (*Long Short-Term Memory*) berfungsi mengekstrak representasi fitur dari data deret waktu dengan kemampuan menangkap pola jangka panjang, sedangkan XGBoost (*Extreme Gradient Boosting*) digunakan untuk memodelkan hubungan kompleks antar fitur dengan akurasi tinggi melalui ensemble pohon keputusan yang dioptimalkan secara bertahap. Dalam model *hybrid* ini, *output* fitur dari LSTM biasanya menjadi *input* tambahan bagi XGBoost, sehingga mengurangi bias model tunggal dan meningkatkan kemampuan generalisasi pada data yang kompleks [9].

2.5. Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian telah menerapkan *machine learning* untuk prediksi harga saham. Penelitian yang dilakukan oleh [10] berhasil menerapkan LSTM untuk memprediksi harga saham BBKA dengan akurasi RMSE 40.85 dan MAPE 0.71%, namun model ini kurang optimal dalam menangkap hubungan non-linier kompleks. Sementara itu, [11] menerapkan XGBoost pada data saham menggunakan fitur teknikal (*Open, High, Low, Close, Volume*) dan memperoleh MAPE 4,01%. XGBoost terbukti unggul dalam seleksi fitur dan akurat untuk prediksi jangka pendek, tetapi kurang efektif dalam menangkap dependensi temporal jangka panjang. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian [12] mengusulkan model hybrid LSTM-XGBoost yang menggabungkan kemampuan LSTM dalam analisis temporal dan keunggulan XGBoost dalam seleksi fitur, terbukti meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan pada enam indeks saham global, termasuk NASDAQ dan DAX, sekaligus divalidasi melalui *backtesting* berbasis *bootstrap*.

3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian “Prediksi Harga Penutupan Saham BBRI dengan Model *Hybrid LSTM-XGBoost*” mencakup beberapa tahapan *data science* seperti pada Gambar 1. Proses penelitian ini disusun dengan pemrograman *python*.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Berikut penjelasan tahapan penelitian yang dilakukan

3.1 Load data

Data yang digunakan dalam penelitian merupakan data historis harian harga saham BBRI.JK yang bersumber dari *Yahoo Finance* dalam rentang 2-1-2020 sampai 30-4-2025. Dataset tersebut terdiri atas 1285 baris dan hanya menggunakan variabel “Close”. Dataset di-load dalam *python* melalui library *yfinance*.

3.2 Persiapan data

Tahap ini digunakan untuk mempersiapkan data pada tahap pemodelan, yang meliputi pemilihan fitur, penskalaan data, *data splitting*, *data windowing*, dan transformasi data. Karakteristik data dan hubungan antar harga saham dapat dilihat melalui proses *Exploratory Data Analysis*. Fitur yang dipilih yaitu variabel “Date” dan “Close”, yang menunjukkan harga saham terakhir pada perdagangan saham di bursa efek. Variabel tersebut dapat dijadikan acuan dalam peramalan harga pembukaan saham. Data diskalakan dalam rentang 0-1 dengan *Min-max scaler* untuk memastikan secara objektif perbandingan berbagai nilai data dan meningkatkan akurasi hubungan antar data [13]. Berikut formulasi penskalaan data dengan *min-max*:

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

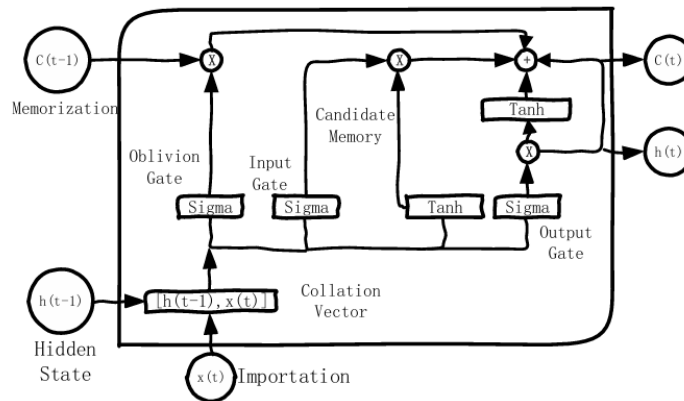
Setelah diskalakan, data dibagi menjadi data train untuk pelatihan model dan data test untuk pengecekan ketepatan prediksi model, dengan perbandingan 80% data train dan 20% data test. Selanjutnya *data train* dan *test* dibagi lagi menjadi X dan y melalui pendekatan *sliding window*, yaitu mengubah data deret waktu menjadi potongan data input (X) dan target (y) berdasarkan ukuran *window*. Selanjutnya, data X ditransformasi atau diubah dimensinya agar sesuai sebagai inputan model menjadi bentuk (samples, time_steps, features).

3.3 Modeling

Pada tahap ini dibangun model prediktif untuk menganalisis data urutan waktu. Dalam penelitian, digunakan algoritma *Hybrid LSTM-XGBoost* dalam membuat model prediksi harga saham periode selanjutnya, serta membandingkan evaluasi skor model tersebut dengan model dasar LSTM dan XGBoost.

3.3.1 LSTM

Long Short Term Memory (LSTM) merupakan pengembangan dari *Recurrent neural networks* (RNN) yang terbatas dalam mengingat informasi jangka panjang, dengan penambahan gerbang dan sel penyimpanan informasi [14].



Gambar 2. Struktur Sel LSTM

LSTM terdiri atas tiga jenis komponen gerbang yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate* [15]. Komponen tersebut mengendalikan masuk dan keluarnya informasi dari sel memori. *Forget gate* akan menetapkan informasi periode sebelumnya untuk disimpan atau dilupakan.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot |h_{t-1}, x_t| + b_f) \quad (2)$$

Jika *output* dari persamaan (2) mendekati 0 maka akan dibuang. Dan jika mendekati 1 maka akan disimpan. *Input gate* akan menerima informasi berupa *long term memori* (dari *cell state*), *short term memori* (dari *hidden state*), dan informasi baru terkini, serta akan mengukur seberapa penting informasi yang ada untuk menjadi *cell state* selanjutnya.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot |h_{t-1}, x_t| + b_i) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot |h_{t-1}, x_t| + b_c) \quad (4)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (5)$$

Melalui output dari persamaan (3), yang semakin mendekati 0 berarti tidak penting. Jika mendekati 1 mengartikan informasi penting. *Output gate* akan memperbarui *output* dari sel memori.

$$o_t = \sigma(W_o \cdot |h_{t-1}, x_t| + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (7)$$

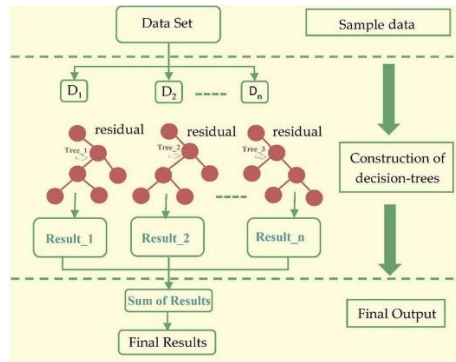
Hidden state dan *cell state* yang baru akan diteruskan ke sel berikutnya.

Dengan makna simbol persamaan, f = *forget gate*, i = *input gate*, o = *output gate*, f_t = *output*, σ = fungsi aktivasi sigmoid, W_f = *Weight matrix forget gate*, h_{t-1} = *hidden state* sebelumnya, x_t = informasi baru, h_t = *hidden state* periode t , b_f = *bias forget gate*, \tilde{C} = *Kandidat sel state*, b_c = *bias gate input*, C_t = *pembaruan sel state*

Melalui perhitungan gerbang tersebut, LSTM efektif dalam mempertahankan informasi jangka panjang dan penting, juga mengontrol pembaruan informasi jangka pendek. Arsitektur LSTM efektif dalam pemodelan data temporal *non-linear* [16]. Dalam penelitian LSTM dibangun dengan memanfaatkan keras dari pustaka tensorflow, dengan pengaturan parameter di setiap *layer*.

3.3.2 XGBoost

Extreme Gradient Boosting (XGBoost) merupakan versi lanjutan dari algoritma *Gradient Tree Boosting* berbasis *ensemble* yang dirancang untuk secara efisien menyelesaikan permasalahan *machine learning* dalam skala besar [17].



Gambar 3. Arsitektur XGBoost

Dalam metode boosting algoritma XGBoost membangun *decision tree* secara bertahap untuk memperbaiki residual dari model yang telah digabungkan sebelumnya. $G(x)$ merupakan model akhir dari T penambahan pohon

$$G(x) = \sum_{t=1}^T g_t(x) \quad (8)$$

Setiap pohon dirancang untuk menyesuaikan diri dengan *residual error*. Pada setiap iterasi, fungsi objektif yang diminimalkan yaitu fungsi loss dan fungsi regularisasi.

$$L = \sum_{i=1}^N l(y_i, G_{t-1}(x_i) + g_t(x_i) + \Omega(g_t)) \quad (9)$$

$l(\cdot)$ = fungsi *loss* yang dapat diturunkan (seperti *mean squared error*), sedangkan $\Omega(\cdot)$ = fungsi penalti yang mengatur kompleksitas struktur pohon guna mencegah model *overfitting*. Untuk meningkatkan kemampuan model menggeneralisasi data dengan akurat, menggunakan pengambilan sampel kolom (*column subsampling*), pengaturan laju belajar (*shrinkage*), dan penghentian dini proses training (*early stopping*). Dalam membangun model prediktif *machine learning* XGBoost, digunakan pustaka XGBoost-Regressor dengan pengaturan parameter *n_estimators*, *learning_rate*, *max_depth*, dan *subsample*. Kemampuan XGBoost dalam menangkap pola nonlinier serta skalabilitasnya pada data besar, XGBoost banyak dimanfaatkan dalam regresi [18].

3.3.3 Hybrid LSTM-XGBoost

Model hybrid LSTM-XGBoost merupakan perpaduan dari model dasar LSTM dan XGBoost. Data train hasil *sliding window*, X (100 hari data harga saham sebelumnya) dan y (harga saham selanjutnya) dimodelkan dengan LSTM. Selanjutnya model LSTM hasil *training*, digunakan untuk mengekstraksi fitur dari data. Hasil ekstraksi fitur *data train* digabungkan dengan *data train* historis dan dimodelkan dengan XGBoost. Dengan inputan gabungan data historis saham dan fitur ekstraksi LSTM, model XGBoost yang terbentuk digunakan untuk memprediksi harga penutupan periode selanjutnya. Melalui alur pemodelan tersebut dapat memanfaatkan keunggulan setiap algoritma, LSTM yang mampu menangkap pola temporal dan XGBoost efektif dalam memodelkan interaksi antar fitur [19].

3.4 Evaluasi Model

Dalam menguji kebenaran prediksi sekaligus membandingkan kemampuan setiap model, digunakan beberapa metrik evaluasi diantaranya. *Root Mean Squared Error* (RMSE) merupakan metrik evaluasi untuk menghitung seberapa besar kesalahan model prediksi dengan mempertimbangkan akar kuadrat dari rata-

rata selisih kuadrat antara nilai aktual dan nilai prediksi. RMSE memberikan penalti lebih besar terhadap kesalahan yang besar. Berikut formulasi perhitungan RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (10)$$

Mean absolute Error (MAE) merupakan rata-rata absolut dari nilai aktual dan nilai prediksi. MAE tidak lebih sensitif terhadap *outlier* dari MSE [20]. Berikut formulasi perhitungan MAE

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (11)$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan perhitungan proporsi nilai aktual dan prediksi dengan merata-ratakan dari presentase kesalahan absolut antara nilai aktual dan prediksi. MAPE lebih mudah untuk dibandingkan karena dalam bentuk presentase. Berikut formulasi perhitungan MAPE:

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (12)$$

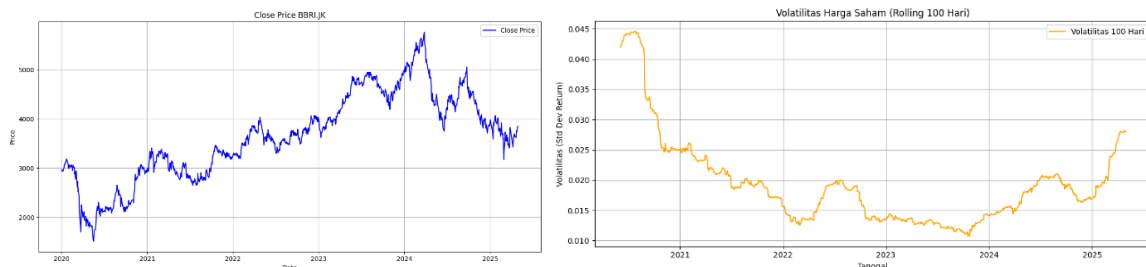
dengan n = banyaknya data, y_i =data sebenarnya, \hat{y}_i =data hasil prediksi. Nilai yang lebih rendah dari skor evaluasi metrics (10, 11, 12) menunjukkan performa model yang mampu belajar pola dari data.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, dipaparkan hasil dari proses penelitian yaitu prediksi harga saham dengan metode *Hybrid LSTM-XGBoost*. Pembahasan difokuskan pada analisis pola dari data, hasil prediksi model, efektivitas model dalam memprediksi data periode berikutnya, serta perbandingan performa terhadap setiap metode.

4.1. Eksplorasi Data

Output dalam tahap data analisis eksploratif disajikan dalam visualisasi untuk menangkap pola dari data harga saham.



Gambar 4. Grafik Harga Penutupan (kiri) dan Volatilitas (kanan) Saham BBRI

Secara umum pergerakan harga saham fluktuatif dengan tren kenaikan disetiap tahunnya dari tahun 2020 hingga awal tahun 2024. Tren penurunan harga di awal tahun 2020 diperkirakan karena gejolak ekonomi pada pandemi covid-19. Puncak tertinggi harga saham ada pada tahun 2024 yang selanjutnya mengalami tren penurunan sangat curam pada tahun 2024 hingga 2025 diakibatkan oleh kondisi politik nasional, kebijakan baru pemerintah, dan kebijakan perdagangan Amerika Serikat, serta faktor lainnya. Grafik volatilitas menunjukkan seberapa besar fluktuasi harga di setiap 100 harinya. Kenaikan presentase volatilitas pada awal tahun 2025, mengindikasikan jika harga makin tidak stabil dan berisiko tinggi.

4.2. Evaluasi Model Prediksi

4.2.1. Model LSTM

Model LSTM (*Long Short-Term Memory*) diimplementasikan sebagai *extractor feature* untuk menangkap pola temporal dalam data harga saham BBRI. Arsitektur model LSTM yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas beberapa parameter seperti pada Tabel 1. Batch size merupakan jumlah sampel data yang diproses sebelum model memperbarui bobotnya (*weights*). Epoch merupakan jumlah kali seluruh dataset dilalui secara penuh oleh model saat pelatihan. Neurons pada layer LSTM menunjukkan jumlah unit memori (cell). Dense layer merupakan layer fully connected setelah layer LSTM, yang berfungsi untuk menyatukan output dari LSTM dan memproyeksikannya ke bentuk akhir. Optimizer adalah algoritma yang digunakan untuk meminimalkan kesalahan (loss) dengan mengubah bobot jaringan secara bertahap.

Tabel 1. Arsitektur dan Parameter LSTM

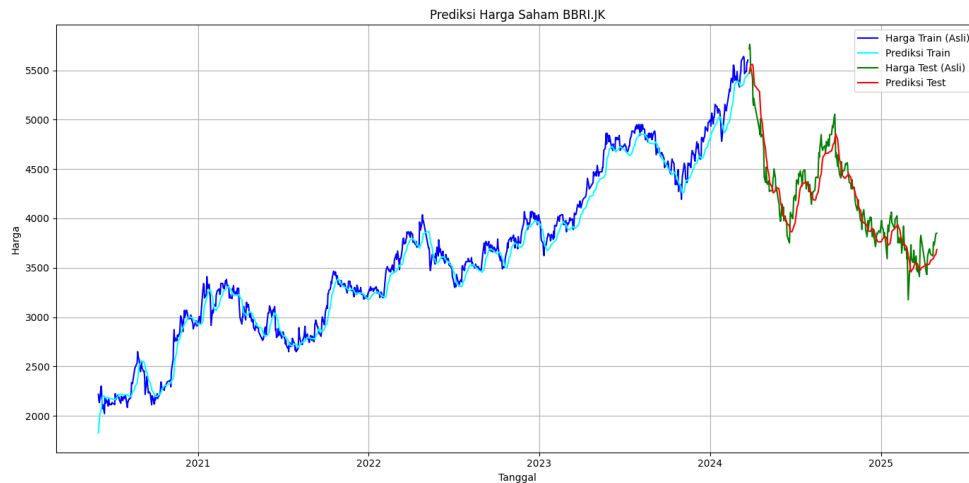
Parameter	Nilai
<i>Batch Size</i>	32
<i>Epochs</i>	50
<i>Neurons (LSTM)</i>	50
<i>Dense Layer</i>	1 Output Neuron
<i>Optimizer</i>	Adam

Pada model *Long Short-Term Memory* (LSTM) ini, konfigurasi pelatihan menggunakan *batch size* sebesar 32 dan dilatih selama 50 *epoch*. Pemilihan *batch size* yang relatif kecil memungkinkan model untuk memperbarui bobot secara lebih sering, sehingga proses pembelajaran menjadi lebih responsif terhadap pola-pola yang muncul dalam data. Sementara itu, jumlah *epoch* yang tidak terlalu tinggi, yaitu sebesar 50, dipilih untuk mencegah model mengalami model terlalu menyesuaikan diri dengan data latih namun tidak mampu mengeneralisasi data baru (*overfitting*). Arsitekturnya terdiri dari dua lapisan LSTM dengan masing-masing 50 neuron, dirancang untuk menangkap pola dan dependensi temporal dalam data deret waktu. Lapisan keluaran berupa satu neuron tunggal yang berfungsi sebagai *final predictor*. Proses optimasi dilakukan menggunakan algoritma Adam, yang dikenal efektif dalam mempercepat konvergensi pada pembelajaran berbasis *gradient descent*.



Gambar 5. Grafik Loss per-Epoch

Selama proses pelatihan, berdasarkan Gambar 5 menunjukkan bahwa nilai *loss* untuk data pelatihan (biru) dan validasi (oranye) turun drastis pada awal pelatihan, terutama pada *epoch* pertama, yang mencerminkan pembelajaran cepat. Setelah itu, kedua kurva stabil dengan nilai *loss* yang sangat kecil hingga akhir pelatihan, menandakan konvergensi model. Tidak ada perbedaan signifikan antara *training loss* dan *validation loss*, yang menunjukkan bahwa model tidak *overfitting* dan dapat menggeneralisasi dengan baik terhadap data validasi. Hal ini mencerminkan stabilitas dan efektivitas dari konfigurasi model LSTM yang digunakan.



Gambar 6. Grafik Prediksi dengan LSTM

Hasil grafik prediksi harga saham BBRI.JK menggunakan model LSTM pada Gambar 6 menunjukkan performa yang cukup baik, di mana kurva prediksi (hijau untuk data pelatihan dan merah untuk data pengujian) secara visual cukup mengikuti tren harga asli (biru), meskipun terdapat sedikit deviasi pada titik-titik tertentu. Evaluasi metrik error menunjukkan keakuratan model dengan RMSE 149.67, MAE 120.02, dan MAPE 2.84%, yang mengindikasikan deviasi kecil antara prediksi dan nilai aktual. Nilai MAPE yang rendah menegaskan akurasi model, dengan kesalahan rata-rata kurang dari 3%. Secara keseluruhan, model LSTM ini dapat diandalkan untuk prediksi harga saham, meskipun faktor eksternal seperti volatilitas pasar perlu diperhatikan.

4.2.2. Model XGBoost

Model XGBoost dibangun dengan menggunakan data *time series* yang telah diproses. Model ini menggunakan beberapa parameter penting yang mempengaruhi kinerjanya dalam prediksi harga saham. Berikut adalah parameter penting yang digunakan dalam model:

Tabel 2. Parameter XGBoost

Parameter	Nilai
<i>n_estimators</i>	1000
<i>max_depth</i>	5
<i>subsample</i>	0.8
<i>learning_rate</i>	0.01

Model XGBoost pada penelitian ini dikonfigurasi untuk mengoptimalkan akurasi dan mencegah *overfitting*. Parameter *n_estimators* sebanyak 1000 memastikan model memiliki kapasitas yang cukup, sementara *learning_rate* sebesar 0,01 memungkinkan pembelajaran berlangsung secara bertahap. Nilai *max_depth* menjaga kompleksitas model tetap terkendali, dan *subsample* 0,8 membantu meningkatkan generalisasi. Kombinasi parameter ini menghasilkan model yang cukup kuat dan akurat dalam melakukan prediksi.

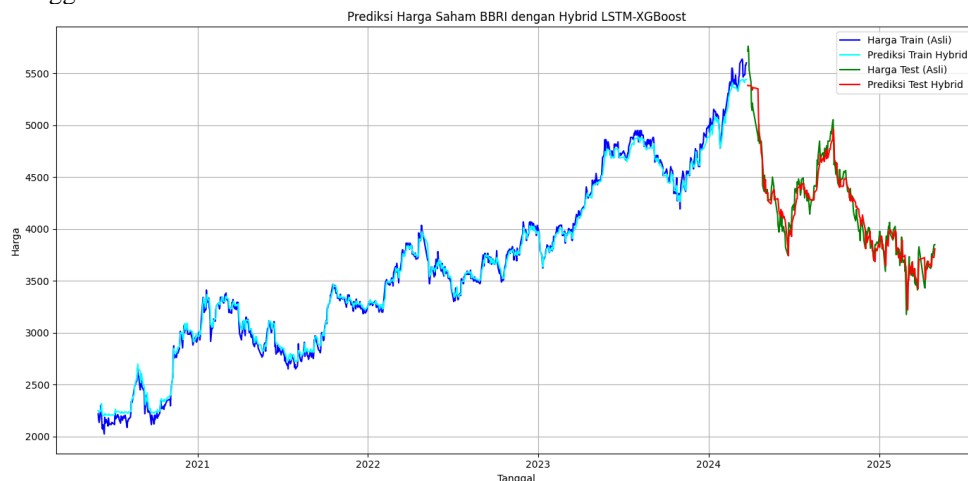


Gambar 7. Grafik Prediksi dengan XGBoost

Gambar 7 menunjukkan hasil prediksi harga saham BBRI menggunakan model XGBoost, di mana garis prediksi mengikuti pola harga aktual dengan cukup baik. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu menangkap tren historis dan fluktuasi harga secara efektif. Evaluasi performa model menunjukkan hasil yang cukup baik, dengan nilai RMSE sebesar 139,91 dan MAE sebesar 111,63. Selain itu, nilai MAPE yang hanya sebesar 2,69% mengindikasikan tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah.

4.2.3. Hybrid Model LSTM-XGBoost

Model hybrid LSTM-XGBoost menggabungkan dua pendekatan *machine learning* yang saling melengkapi: *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost). LSTM digunakan terlebih dahulu untuk menangkap pola jangka panjang dan ketergantungan temporal dalam data deret waktu harga saham. *Output* LSTM berupa hasil *feature extraction* yang merepresentasikan pola temporal, kemudian digabungkan dengan data historis dan digunakan sebagai input ke XGBoost untuk mempelajari hubungan non-linear dan menghasilkan prediksi akhir. Pendekatan ini menggabungkan keunggulan LSTM dalam mengolah data sekuensial dan kemampuan XGBoost dalam prediksi dengan performa tinggi.



Gambar 8. Grafik Prediksi dengan Hybrid Model LSTM-XGBoost

Berdasarkan visualisasi prediksi pada Gambar 8, model hybrid LSTM-XGBoost lebih halus dan stabil dalam mengikuti tren harga saham BBRI, baik pada data latih maupun uji. Model ini mampu menangkap fluktuasi harga dalam rentang 2000-3000 dengan baik. Nilai evaluasi model yaitu RMSE 117,89, MAE 92,45, dan MAPE 2,21%, yang menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan model individual, dengan tingkat kesalahan lebih rendah. MAPE 2,21% yang termasuk kategori sangat akurat menunjukkan bahwa model *hybrid* ini berhasil menggabungkan keunggulan LSTM dalam menangkap pola

temporal dengan kemampuan XGBoost dalam menangkap hubungan non-linear, menghasilkan prediksi yang stabil dan akurat, baik pada data historis (*training*) maupun uji (*testing*).

4.2.4. Perbandingan Kinerja Ketiga Model

Tabel berikut menyajikan perbandingan kinerja tiga model yang digunakan dalam prediksi harga saham BBRI: LSTM, XGBoost, dan Hybrid LSTM-XGBoost, berdasarkan tiga metrik evaluasi: RMSE, MAE, dan MAPE.

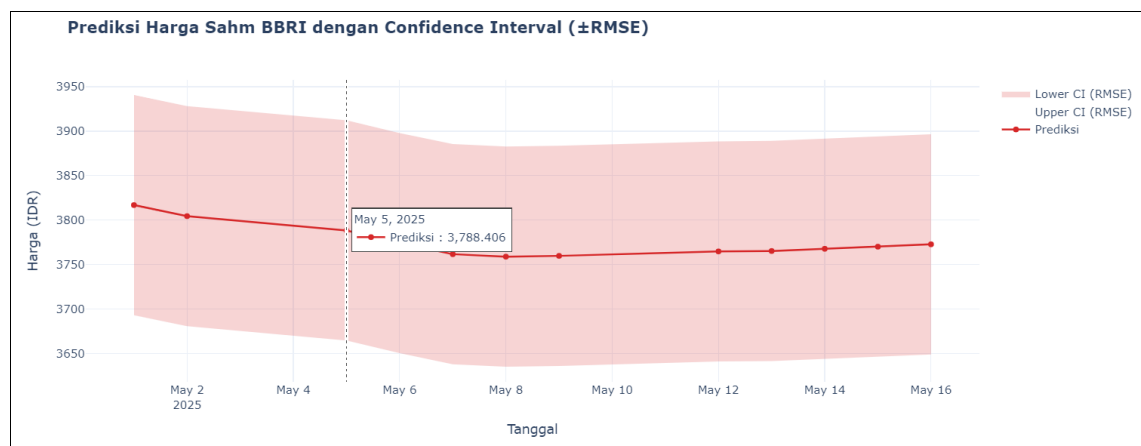
Tabel 3. Perbandingan Metrik Evaluasi Ketiga Model

Model	RMSE	MAE	MAPE
LSTM	149.67	120.02	2.84 %
XGBoost	139.91	111.63	2.69 %
Hybrid LSTM-XGBoost	117.89	92.45	2.21 %

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *hybrid* LSTM-XGBoost unggul dalam semua metrik evaluasi dibandingkan model individual. RMSE model hybrid lebih rendah, dengan penurunan 15.7% dari XGBoost dan 21.2% dari LSTM, serta akurasi tertinggi dengan MAPE 2.21%. Keberhasilan model *hybrid* disebabkan oleh kemampuannya mengkombinasikan kekuatan LSTM dalam menangkap pola temporal dan dependensi jangka panjang dalam data deret waktu, dengan kemampuan XGBoost dalam mengekstrak hubungan non-linear yang kompleks, sehingga mampu menangkap dinamika harga saham secara lebih komprehensif dan menghasilkan prediksi yang lebih stabil, konsisten, dan akurat, sambil meminimalkan noise dan variansi prediksi.

4.3. Prediksi Dua Minggu dengan Model Hybrid

Berdasarkan performa terbaik yang dicapai oleh model *hybrid* LSTM-XGBoost, dilakukan proyeksi harga saham untuk periode dua minggu ke depan. Hasil prediksi yang menggambarkan tren dan fluktuasi harga saham dalam periode tersebut disajikan dalam grafik Gambar 9.



Gambar 9. Prediksi Harga Saham 2 Minggu dengan *Hybrid* Model

Prediksi harga saham BBRI.JK menggunakan model *hybrid* LSTM-XGBoost pada Gambar 9 menunjukkan tren yang relatif stabil dengan kecenderungan menurun. Pada 5 Mei 2025, harga diprediksi mencapai Rp 3.788,406 dengan confidence interval (CI) yang tercermin dari area berbayang di sekitar garis prediksi, mengindikasikan tingkat ketidakpastian akibat volatilitas pasar. Integrasi LSTM berhasil menangkap pola temporal dari data historis, sementara XGBoost berkontribusi dalam mengoreksi residual error dan menangkap hubungan non-linier, menghasilkan kurva prediksi yang lebih halus dibandingkan pendekatan model tunggal. Rentang CI yang menyempit pada beberapa titik menunjukkan periode dengan volatilitas rendah, sedangkan pelebaran CI mencerminkan fluktuasi pasar yang lebih tinggi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Masyarakat dapat berinvestasi saham Bank BRI karena secara umum saham tersebut memiliki tren naik berdasarkan analisis deskriptif. Namun perlu diwaspadai karena pada tahun 2025, volatilitas saham cukup lebih tinggi, harga saham lebih fluktuatif dibandingkan tahun-tahun sebelumnya. Kerugian dari dinamika tersebut dapat dicegah dengan memprediksi data kedepannya. Model hybrid LSTM-XGBoost

berhasil mencapai skor evaluasi RMSE sebesar 117.89, MAE sebesar 92.45, dan MAPE sebesar 2.21 %. Skor tersebut lebih baik daripada model dasar LSTM dan XGBoost. Model integrasi tersebut diharapkan memprediksi dengan lebih akurat harga saham BBRI kedepan. Untuk hasil yang lebih baik, model hybrid LSTM-XGBoost ini bisa disempurnakan dengan menambahkan fitur tambahan seperti berita terkini atau sentimen media sosial. Dengan demikian, model tidak hanya mengandalkan pola historis, tetapi juga dapat belajar dari konteks eksternal melalui data teks. Hal ini diharapkan dapat meningkatkan kapabilitas model dalam merespons perubahan pasar atau fenomena sosial secara lebih adaptif dan real-time.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Permata Gusti, R. Triadi Yulianto, and U. Andrey Indra Maulana, "Analisis Kinerja Saham Unggulan Tahun 2023: Kenaikan Luar Biasa Dan Dampaknya Terhadap Rerata Transaksi Harian Di Pasar Saham Indonesia," *Manajemen Business Innovation Conference-MBIC*, 2024, [Online]. Available: <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/MBIC/index>
- [2] D. A. Pangestu *et al.*, "Model Perlindungan Investor Ritel di Pasar Modal Indonesia dengan Menggunakan Variabel Kelayakan Investor, Pengawasan Market Conduct dan Struktur Penyelenggara Pasar Modal," *Journal of Management, Economics, and Entrepreneur*, vol. 3, no. 2, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.iainu-kebumen.ac.id/index.php/maen>
- [3] Trimono and F. Agista, "Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA) Model ARMA-GARCH Prediksi Value-at-Risk pada Saham," *Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA)*, vol. 2, 2021, doi: <https://doi.org/10.33005/santika.v2i0.127>.
- [4] M. Mushliha, "Implementasi CNN-BiLSTM untuk Prediksi Harga Saham Bank Syariah di Indonesia," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 6, no. 2, pp. 195–203, Aug. 2024, doi: 10.37905/jjom.v6i2.26509.
- [5] C. Tania Emanuella, A. Lawi, and Hendra, "Model Prediksi Harga Saham Apple Inc Pada Beberapa Bursa Efek Menggunakan Metode Multivariate Gated Recurrent Unit," 2022.
- [6] A. Rosyd, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, "Penerapan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Dalam Memprediksi Harga Saham PT Bank Central Asia," 2024.
- [7] D. Agustina and D. Prima Sari, "Analisis Algoritma LSTM dan SVR untuk Memprediksi Saham Perbankan di Pasar Indonesia," 2022.
- [8] E. H. Yulianti, O. Soesanto, and Y. Sukmawaty, "Penerapan Metode Extreme Gradient Boosting (XGBOOST) pada Klasifikasi Nasabah Kartu Kredit," *JOMTA Journal of Mathematics: Theory and Applications*, vol. 4, no. 1, 2022.
- [9] M. T. Hidayat and M. Sulistiyono, "Analisis Performa Algoritma XGBoost, GRU, dan Prophet dalam Peramalan Penjualan Obat untuk Optimasi Rantai Pasok Farmasi," *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, vol. 5, no. 1, pp. 65–73, Jan. 2025, doi: 10.52436/1.jpti.562.
- [10] A. Rosyd, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, "Penerapan Metode Long Short Term Memory (Lstm) Dalam Memprediksi Harga Saham Pt Bank Central Asia," 2024.
- [11] B. Jange, "Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan XGBoost," *ARBITRASE: Journal of Economics and Accounting*, vol. 3, no. 2, pp. 231–237, Nov. 2022, doi: 10.47065/arbitrase.v3i2.495.
- [12] H. Oukhouya, H. Kadiri, K. El Himdi, and R. Guerbaz, "Forecasting International Stock Market Trends: XGBoost, LSTM, LSTM-XGBoost, And Backtesting XGBoost Models," *Statistics, Optimization and Information Computing*, vol. 12, no. 1, pp. 200–209, 2024, doi: 10.19139/soic-2310-5070-1822.
- [13] M. Sahroni, F. Arif, and M. Misdrum, "Stock Price Prediction Using The Long Short-Term Memory Method," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 5, no. 6, pp. 1769–1777, 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.6.2615.
- [14] L. Semmelmann, S. Henni, and C. Weinhardt, "Load forecasting for energy communities: a novel LSTM-XGBoost hybrid model based on smart meter data," *Energy Informatics*, vol. 5, Sep. 2022, doi: 10.1186/s42162-022-00212-9.
- [15] Y. Zhu, "Stock Price Prediction based on LSTM and XGBoost Combination Model," 2023.
- [16] X. Huang *et al.*, "A Hybrid ARIMA-LSTM-XGBoost Model with Linear Regression Stacking for Transformer Oil Temperature Prediction," *Energies (Basel)*, vol. 18, no. 6, Mar. 2025, doi: 10.3390/en18061432.

-
- [17] A. A. Saputra, B. N. Sari, C. Rozikin, U. Singaperbangsa, and K. Abstrak, "Penerapan Algoritma Extreme Gradient Boosting (Xgboost) Untuk Analisis Risiko Kredit," *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, vol. 10, no. 7, pp. 27–36, 2024, doi: 10.5281/zenodo.10960080.
 - [18] A. Syahreza, N. K. Ningrum, and M. A. Syahrazy, "Perbandingan Kinerja Model Prediksi Cuaca: Random Forest, Support Vector Regression, dan XGBoost," *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 526–534, Dec. 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i2.27640.
 - [19] A. Ajder, H. A. A. Hamza, and R. Ayaz, "Wavelet-Enhanced Hybrid LSTM-XGBoost Model for Predicting Time Series Containing Unpredictable Events," *IEEE Access*, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3556540.
 - [20] A. Tholib, N. K. Agusmawati, and F. Khoiriyah, "Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode LSTM Dan GRU," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 11, no. 3, Aug. 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3.3250.