

Sistem Pendukung Keputusan Saham BBKA Menggunakan Algoritma Xgboost

Putri Indah Cahyani¹, Tikaridha Hardiani², Ayyesa Azzahra Mulia Ramadani³, Vrica Gede Penggalih⁴, Wahyu Saofi⁵, Nandito Raka Yuliano⁶

Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Aisyiyah Yogyakarta
Jl. Siliwangi (Ring Road Barat) No. 63 Nogotirto, Gamping, Sleman, Yogyakarta, Indonesia

¹2211501021@student.unisayogya.ac.id

²tikaridha@unisayogya.ac.id

³2211501032@student.unisayogya.ac.id

⁴2211501016@student.unisayogya.ac.id

⁵2211501005@student.unisayogya.ac.id

⁶2211501038@student.unisayogya.ac.id

Abstract—The complexity of volatility in the capital market causes high prices that affect the objectivity of investment decision-making. This study aims to develop a Decision Support System (DSS) based on the Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithm to predict the direction of stock movements of PT Bank Central Asia Tbk (BBKA) by integrating technical indicators Moving Average (MA5 and MA10). The prediction model is classified into "Up" or "Down" classes with a change threshold of 0.3%. Test results show that the XGBoost model achieves a 63% accuracy rate in identifying nonlinear stock price patterns. The system is then integrated into a web platform to provide objective "Buy," "Sell," or "Hold" action recommendations for investors. Functional testing shows that all system modules operate with a 100% success rate. Further research is recommended to integrate macroeconomic variables or Natural Language Processing-based sentiment analysis to improve prediction performance in more dynamic market conditions.

Keywords— DSS, XGBoost, Stock, Prediction, Django

Kata Kunci— SPK, XGBoost, Saham, Prediksi, Django

I. PENDAHULUAN

Saham merupakan instrumen keuangan yang mencerminkan kepemilikan dalam suatu perusahaan dan menjadi salah satu pilihan investasi dengan potensi keuntungan serta risiko. Pasar modal berperan penting dalam perekonomian sebagai sarana penghimpunan dana dan indikator kesehatan ekonomi [1]. Di Indonesia, Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) mencerminkan kinerja pasar serta sentimen investor yang dipengaruhi oleh faktor ekonomi, politik, dan makroekonomi seperti inflasi, suku bunga, dan nilai tukar. Kondisi ini menyebabkan pasar saham memiliki tingkat volatilitas dan ketidakpastian yang tinggi, sehingga menyulitkan investor dalam mengambil keputusan [2]. Selain itu, pendekatan konvensional belum mampu menangkap pola data yang dinamis dan nonlinear, sehingga diperlukan pendekatan yang lebih adaptif seperti analisis deret waktu untuk mendukung pengambilan keputusan investasi [3].

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi, pemanfaatan pembelajaran mesin (*machine learning*) semakin banyak digunakan dalam analisis dan prediksi pasar saham. Metode ini memiliki keunggulan dalam mengidentifikasi pola tersembunyi serta hubungan nonlinear pada data historis yang sulit ditangkap oleh metode statistik tradisional [4]. Sejumlah penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penerapan *machine learning* pada data saham, khususnya di sektor perbankan Indonesia, mampu menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual pasar dan meningkatkan akurasi dibandingkan metode konvensional [5]. Hal ini menunjukkan potensi besar *machine learning* sebagai alat bantu dalam meningkatkan kualitas pengambilan keputusan investasi [6].

Salah satu saham unggulan di Bursa Efek Indonesia (BEI) adalah PT Bank Central Asia Tbk. (BBKA), yang merupakan salah satu bank terbesar dan pemain utama di sektor keuangan Indonesia [7]. Bank Central Asia juga dikenal sebagai lembaga perbankan yang kokoh dengan

Abstrak— Kompleksitas volatilitas di pasar modal menyebabkan ketidakpastian tinggi yang memengaruhi objektivitas pengambilan keputusan investasi. Penelitian ini bertujuan mengembangkan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) berbasis algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) untuk memprediksi arah pergerakan saham PT Bank Central Asia Tbk (BBKA) dengan mengintegrasikan indikator teknikal Moving Average (MA5 dan MA10). Model prediksi diklasifikasikan ke dalam kelas "Naik" atau "Turun" dengan ambang batas perubahan sebesar 0,3%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model XGBoost mencapai tingkat akurasi 63% dalam mengidentifikasi pola nonlinear harga saham. Sistem kemudian diintegrasikan ke dalam platform web untuk memberikan rekomendasi aksi "Beli", "Jual", atau "Tahan" secara objektif bagi investor. Pengujian fungsionalitas menunjukkan bahwa seluruh modul sistem beroperasi dengan tingkat keberhasilan 100%. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan variabel makroekonomi atau analisis sentimen berbasis Natural Language Processing guna meningkatkan performa prediksi pada kondisi pasar yang lebih dinamis.

kapitalisasi pasar yang besar serta memiliki peran penting dalam perekonomian nasional, sehingga menjadi perhatian utama para investor [8]. Meskipun memiliki fundamental yang kokoh dan likuiditas tinggi sebagai saham *blue chip*, harga saham BBKA tetap rentan terhadap fluktuasi akibat dinamika pasar dan faktor eksternal. Oleh karena itu, pengembangan sistem berbasis data historis untuk menganalisis saham BBKA sangat relevan untuk memitigasi risiko investasi.

Di antara berbagai algoritma *machine learning*, XGBoost merupakan salah satu metode yang terbukti memiliki performa tinggi dalam prediksi data deret waktu [9]. Algoritma ini mampu menangani hubungan nonlinear antarvariabel serta dilengkapi dengan mekanisme regularisasi yang efektif dalam mengurangi risiko *overfitting*. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penggunaan XGBoost pada prediksi saham menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dengan nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) sekitar 4% [10]. Namun, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada pengembangan model prediksi semata dan belum mengintegrasikannya ke dalam sebuah sistem pendukung keputusan (SPK) yang dapat dimanfaatkan secara langsung oleh investor [11].

Berdasarkan celah penelitian tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menguji tingkat akurasi algoritma XGBoost dalam memprediksi arah pergerakan harga saham BBKA, sekaligus merancang sistem pendukung keputusan yang mampu menerjemahkan probabilitas statistik menjadi rekomendasi investasi yang aplikatif. Penelitian ini menawarkan kebaruan melalui pendekatan pembobotan berbasis tingkat keyakinan (*confidence score*) yang diintegrasikan ke dalam sistem pengambilan keputusan. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya hanya menyajikan angka prediksi, sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini menyajikan platform *end-to-end* yang memitigasi bias psikologis investor. Mitigasi ini dilakukan melalui filter rekomendasi "Beli", "Jual", atau "Tahan" yang didasarkan pada objektivitas tingkat keyakinan model. Dengan demikian, sistem ini diharapkan dapat membantu investor dalam menentukan strategi investasi yang lebih rasional, terstruktur, dan berbasis data historis.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Konsep Sistem Pendukung Keputusan (SPK)

Sistem Pendukung Keputusan (SPK) merupakan sistem berbasis komputer yang membantu pengambil keputusan dalam menyelesaikan masalah semi terstruktur dengan memanfaatkan data dan model analisis [12]. SPK berperan meningkatkan kualitas keputusan melalui penyajian informasi yang objektif dan sistematis, dengan kinerja yang dipengaruhi oleh pemilihan algoritma komputasi seperti *Decision Tree*, *Naïve Bayes*, dan *K-NN* [13]. Selain itu, SPK terus berkembang dengan berbagai metode, mulai dari pendekatan terstruktur hingga berbasis kecerdasan buatan, serta banyak diterapkan pada berbagai

sektor yang didukung oleh teknologi seperti pembelajaran mesin (*machine learning*) dan mahadata (*big data*) [14].

B. Proyeksi Harga Bursa Saham

Proyeksi harga bursa saham merupakan permasalahan kompleks karena sifatnya yang dinamis dan nonlinear, sehingga pendekatan tradisional memiliki keterbatasan dalam menghasilkan prediksi yang akurat [15]. Oleh karena itu, metode berbasis *machine learning* seperti *Random Forest*, *Support Vector Regression* (SVR), dan XGBoost banyak digunakan karena mampu mengolah data historis dan indikator teknikal dengan baik [16]. Di sisi lain, *deep learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dirancang khusus untuk data deret waktu (*time series*), tetapi performanya sangat bergantung pada jumlah data dan penyetelan (*tuning*) model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *machine learning*, khususnya SVR, cenderung lebih stabil dan akurat pada set data (*dataset*) berukuran menengah dibandingkan dengan *deep learning* [17].

C. Extreme Gradient Boosting (XGBoost)

XGBoost merupakan algoritma pengembangan dari *gradient boosting* yang mampu meningkatkan akurasi prediksi melalui teknik *ensemble* berbasis pohon keputusan serta optimasi komputasi yang efisien. XGBoost efektif dalam menangani data berskala besar, mengurangi risiko *overfitting*, dan mempercepat proses komputasi melalui pemrosesan paralel (*parallel processing*) [18]. Selain itu, XGBoost juga banyak digunakan untuk seleksi fitur melalui nilai kepentingan fitur (*feature importance*), sehingga dapat meningkatkan kualitas model dengan mempertahankan atribut yang paling relevan [19]. Penggunaannya juga dapat dikombinasikan dengan metode lain, seperti pengelompokan (*clustering*) maupun model *boosting* lainnya, untuk meningkatkan performa prediksi [20]. Bahkan, integrasi XGBoost sebagai penyeleksi *feature importance* pada *LightGBM* terbukti mampu meningkatkan akurasi secara signifikan dalam prediksi kebangkrutan [21].

D. Moving Average (MA)

Moving average (MA) merupakan indikator analisis teknikal yang digunakan untuk mengidentifikasi tren harga saham berdasarkan rata-rata harga dalam periode tertentu. Dalam penerapannya, MA terbukti akurat dalam memprediksi pergerakan harga karena tidak terdapat perbedaan signifikan antara sinyal prediksi dan harga aktual, meskipun performanya masih di bawah indikator lain dalam menghasilkan imbal hasil (*return*) [22].

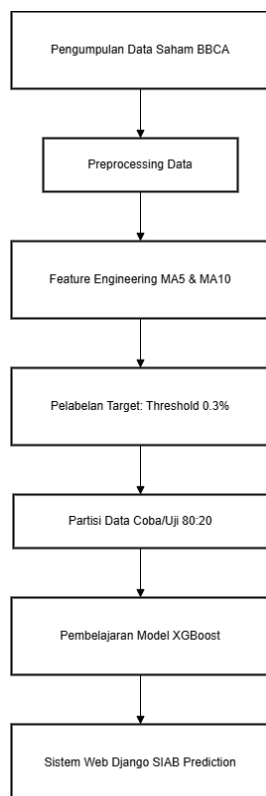
E. Integrasi Kerangka Kerja Django

Integrasi kerangka kerja Django dalam pengembangan aplikasi web terbukti memberikan kemudahan dalam membangun sistem yang terstruktur, skalabel, dan efisien melalui penerapan arsitektur *Model-View-Template* (MVT). Django mendukung pengelolaan perutean

(*routing*), autentikasi, serta interaksi basis data melalui *Object-Relational Mapping* (ORM) sehingga mempercepat proses pengembangan dan meningkatkan keterpeliharaan (*maintainability*) sistem. Selain itu, kemampuannya dalam berintegrasi dengan basis data ringan seperti SQLite, serta dukungan terhadap modularisasi aplikasi, menjadikan Django sangat cocok untuk sistem berbasis web yang membutuhkan interaksi multipengguna dan pengolahan data yang dinamis. Dengan demikian, penggunaan Django tidak hanya meningkatkan efisiensi pengembangan, tetapi juga kualitas dan fleksibilitas sistem secara keseluruhan.

III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengimplementasikan metode pembelajaran mesin (*machine learning*) melalui algoritma klasifikasi XGBoost untuk memodelkan volatilitas harga saham BBKA ke dalam kelas pergerakan yang terukur secara matematis. Proses penelitian disusun secara sistematis, meliputi pengumpulan data historis, tahap prapemrosesan (*preprocessing*), rekayasa fitur (*feature engineering*), pelabelan kelas target, pembagian data latih dan uji, evaluasi kinerja model, hingga implementasi hasil perhitungan pada antarmuka sistem pendukung keputusan. Rangkaian alur tersebut ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar. 1 Alur Metodologi Penelitian

A. Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan data historis perdagangan saham PT Bank Central Asia Tbk. (BBKA) yang diperoleh dari repositori publik Kaggle. Periode observasi

mencakup rentang waktu dari triwulan pertama tahun 2014 hingga akhir tahun 2025. Data yang digunakan terdiri atas atribut utama pasar, yaitu harga pembukaan (*open*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), harga penutupan (*close*), serta volume perdagangan (*volume*). Seluruh atribut tersebut selanjutnya diperlakukan sebagai variabel prediktor dalam pembentukan model.

B. Pra-pemrosesan Data

Tahap awal prapemrosesan melibatkan pembersihan data (*data cleaning*) untuk memastikan kualitas dan konsistensi data sebelum proses analisis. Proses ini penting dilakukan karena data yang tidak lengkap atau tidak konsisten dapat menyebabkan bias pada model. Selanjutnya, atribut waktu dikonversi ke dalam format *datetime*, serta dilakukan penanganan nilai yang hilang (*missing values*) dan penghapusan data duplikat untuk menjaga integritas set data (*dataset*). [23].

C. Pelabelan Kelas Sasaran

Transformasi dari prediksi numerik menjadi klasifikasi dilakukan melalui pembentukan label target berbasis nilai imbal hasil (*return*) harian. Perhitungan ini didasarkan pada selisih antara harga penutupan saat ini dan harga penutupan pada hari berikutnya. Ambang batas (*threshold*) perubahan ditetapkan sebesar 0,3% (0,003). Pemilihan ambang batas ini didasarkan pada analisis historis volatilitas harian saham BBKA. Nilai tersebut dianggap sebagai batas fluktuasi signifikan yang mampu membedakan antara pergerakan harga yang relevan bagi strategi investasi jangka pendek dan kebisingan pasar (*market noise*) yang lazim terjadi. Berdasarkan kriteria ini, dari total 2.726 sampel data yang digunakan, sebanyak 1.714 sampel (62,88%) diklasifikasikan ke dalam kelas "Turun" (0) dan 1.012 sampel (37,12%) diklasifikasikan ke dalam kelas "Naik" (1).

D. Rekayasa Fitur (Feature Engineering)

Peningkatan performa model dilakukan melalui penambahan indikator teknikal, yaitu rata-rata bergerak 5 hari (*Moving Average 5/MA5*) dan 10 hari (*Moving Average 10/MA10*), yang digunakan untuk menangkap tren pergerakan harga saham.

E. Pembagian Data (Data Splitting)

Untuk memastikan kemampuan generalisasi model terhadap data baru, set data (*dataset*) dibagi menjadi data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*) dengan rasio 80:20. Sebanyak 2.173 sampel digunakan untuk melatih model, sedangkan 544 sampel digunakan sebagai pengujian akhir untuk evaluasi kinerja. Selain itu, penelitian ini menerapkan teknik validasi *hold-out* (*hold-out validation*) yang dikombinasikan dengan pengujian pada data uji yang tidak dilibatkan sama sekali dalam proses pelatihan guna meminimalkan risiko *overfitting*. Pendekatan validasi ini sangat penting untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan tidak hanya menghafal pola historis, tetapi juga mampu mengenali karakteristik

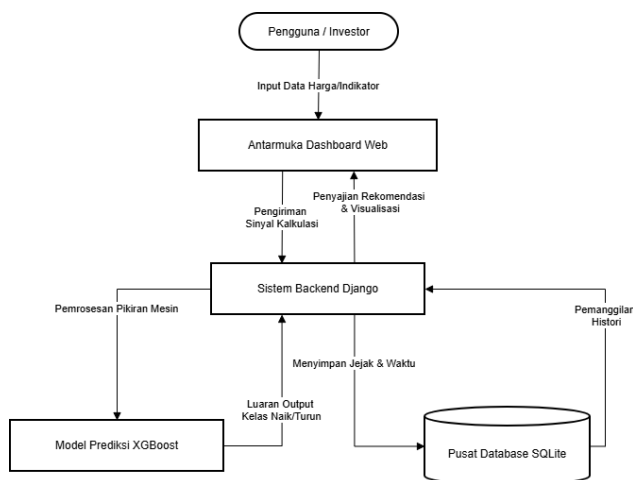
pergerakan harga secara konsisten pada periode data yang belum pernah diproses oleh model sebelumnya.

F. Pemodelan dengan XGBoost

Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma XGBoost. Model ini mengonstruksi pohon keputusan secara iteratif untuk mempelajari pola dari fitur yang digunakan, termasuk indikator MA5 dan MA10. Proses penyetelan *hyperparameter* (*hyperparameter tuning*) dilakukan untuk mengoptimalkan kinerja model dalam mengklasifikasikan pergerakan saham ke dalam kategori "Naik" atau "Turun".

G. Perancangan Sistem Pendukung Keputusan (SPK)

Model yang telah dibangun kemudian diintegrasikan ke dalam sistem pendukung keputusan (SPK) berbasis web dengan nama "SIAB Stock Prediction" menggunakan kerangka kerja (framework) Django. Sistem ini menyediakan antarmuka pengguna (front-end) untuk memasukkan data dan memprosesnya melalui sistem belakang (back-end) yang ditenagai oleh model XGBoost. Selain itu, basis data SQLite digunakan untuk menyimpan dan mengelola riwayat prediksi guna mendukung visualisasi dan analisis lanjutan. Alur kerja sistem yang beroperasi dalam lingkup platform SPK tersebut secara rinci ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar. 2 Arsitektur Sistem SIAB Stock Prediction

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil implementasi model yang telah dikembangkan beserta analisis kinerjanya dalam memprediksi pergerakan harga saham. Selain itu, dibahas pula efektivitas sistem tersebut dalam mendukung pengambilan keputusan investasi yang objektif dan berbasis data.

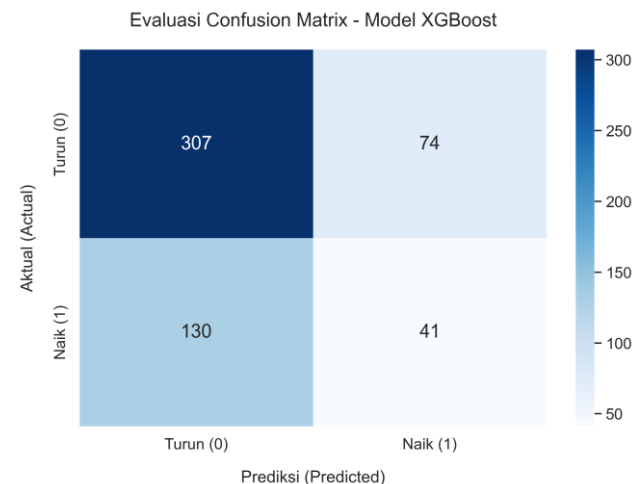
A. Evaluasi Pemodelan dan Pengujian Akurasi XGBoost

Model klasifikasi dikembangkan menggunakan algoritma XGBoost dengan konfigurasi *hyperparameter* (*hyperparameter*) berupa $\text{max_depth} = 6$, $\text{n_estimators} = 200$, dan laju pembelajaran (*learning rate*) = 0,05. Selain

itu, diterapkan pula teknik subsampling untuk mengurangi risiko *overfitting*.

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan data uji (*testing set*) yang tidak dilibatkan dalam proses pelatihan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh nilai akurasi sebesar 63%. Evaluasi lebih lanjut dilakukan menggunakan matriks konfusi (*confusion matrix*) untuk menganalisis distribusi hasil klasifikasi antara prediksi yang benar dan salah. Model berhasil mengklasifikasikan sebanyak 307 sampel data sebagai *true negative* (kelas "Turun") dan 41 sampel data sebagai *true positive* (kelas "Naik").

Hasil evaluasi ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam menangkap pola pergerakan harga saham yang bersifat nonlinier. Oleh karena itu, model tersebut dinilai layak untuk diimplementasikan ke dalam sistem pendukung keputusan (SPK). Representasi visual dari hasil evaluasi model ini ditunjukkan pada Gambar 3.



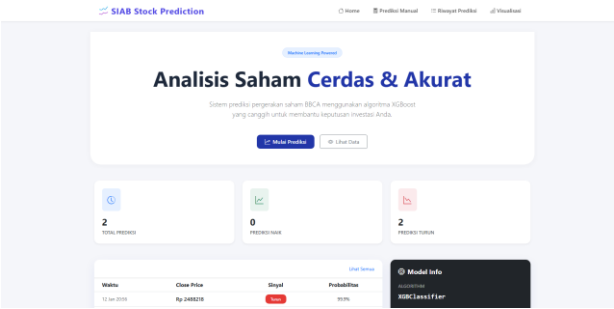
Gambar. 3 Confusion Matrix model XGBoost

B. Implementasi Operasional Sistem Pendukung Keputusan

Model yang telah dilatih kemudian diimplementasikan ke dalam sistem berbasis web menggunakan kerangka kerja (*framework*) Django. Model tersebut disimpan dalam bentuk berkas *pickle* (.pkl) dan diintegrasikan pada sisi sistem belakang (*back-end*) untuk memproses masukan (*input*) pengguna, baik secara tunggal maupun dalam bentuk *batch* data (CSV).

Dalam proses pengambilan keputusan, sistem tidak hanya menghasilkan nilai klasifikasi, tetapi juga tingkat keyakinan (*confidence score*). Nilai probabilitas ini digunakan sebagai dasar penentuan rekomendasi, yaitu "Beli" untuk tingkat keyakinan $\geq 70\%$ pada kelas "Naik", "Jual" untuk tingkat keyakinan $\geq 70\%$ pada kelas "Turun", dan "Tahan" untuk kondisi di bawah ambang batas tersebut. Pendekatan ini dirancang untuk memitigasi bias psikologis dan meningkatkan objektivitas keputusan investasi berbasis data.

Antarmuka utama sistem yang menampilkan ringkasan hasil pemodelan dan integrasi data ditunjukkan pada Gambar 4.

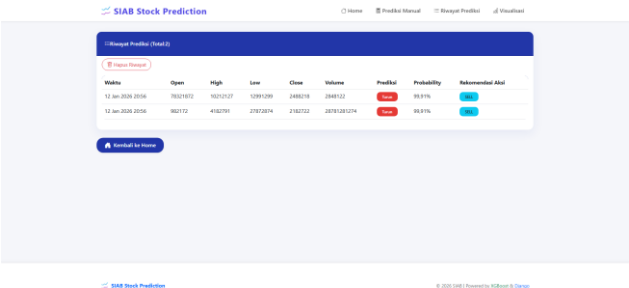


Gambar. 4 Tampilan dashboard sistem SIAB Stock Prediction

Selanjutnya, sistem menyediakan modul input data untuk simulasi prediksi yang ditunjukkan pada Gambar 5.

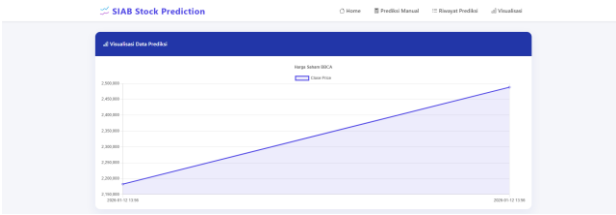
Gambar. 5 Formulir input data sistem SIAB

Hasil prediksi dan rekomendasi sistem ditampilkan secara langsung kepada pengguna dalam bentuk visual dan tekstual, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6.

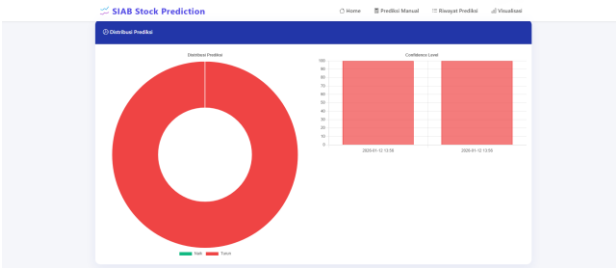


Gambar. 6 Hasil prediksi dan rekomendasi system SIAB

Visualisasi lanjutan disajikan dalam bentuk grafik *time-series* untuk membandingkan nilai aktual dan hasil prediksi model, serta diagram *pie chart* untuk menunjukkan proporsi kelas prediksi, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 7 dan Gambar 8.



Gambar. 7 Perbandingan harga penutupan aktual dengan hasil prediksi.



Gambar. 8 Visualisasi distribusi probabilitas kelas prediksi dalam bentuk pie chart

C. Pengujian Fungsionalitas Sistem (*Black-Box Testing*)

Untuk memastikan kesesuaian kinerja sistem dengan spesifikasi yang telah dirancang, dilakukan pengujian fungsionalitas menggunakan metode pengujian kotak hitam (*black-box testing*). Pendekatan ini berfokus pada evaluasi fungsi sistem tanpa mempertimbangkan struktur internal kode, khususnya dalam menguji integrasi antara antarmuka pengguna (*front-end*) dan proses komputasi model XGBoost pada sisi sistem belakang (*back-end*). Untuk menjamin keandalan operasional, pengujian ini mencakup seluruh modul pada aplikasi web "SIAB Stock Prediction". Hasil pengujian fungsionalitas tersebut secara rinci disajikan pada Tabel 1.

TABEL 1
HASIL PENGUJIAN FUNGSIONALITAS SISTEM MENGGUNAKAN METODE BLACK BOX TESTING

Modul yang Diuji	Skenario Uji	Ekspektasi Sistem	Status
Integrasi Formulir	Pengguna memasukkan data tidak lengkap atau tidak valid	Sistem menolak input dan mencegah kesalahan pemrosesan	Valid
Inferensi Algoritma	Eksekusi model <code>siab_model.pk1</code>	Sistem menampilkan hasil prediksi berupa rekomendasi Beli/Jual/Tahan	Valid
Penyimpanan Data	Input hasil prediksi	Data tersimpan dengan timestamp pada basis data SQLite	Valid
Navigasi Riwayat	Akses halaman	Sistem menampilkan	Valid

Modul yang Diuji	Skenario Uji	Ekspektasi Sistem	Status
	riwayat prediksi	data histori prediksi secara lengkap	
Visualisasi Data	Rendering grafik time-series dan pie chart	Grafik ditampilkan secara proporsional dan informatif	Valid

Berdasarkan hasil pengujian yang ditunjukkan pada Tabel 1, tidak ditemukan kegagalan sistem maupun ketidaksesuaian *output* pada seluruh skenario uji. Hal ini menegaskan bahwa sistem telah memenuhi aspek keandalan (*reliability*) dan kelayakan operasional sebagai alat bantu pengambilan keputusan investasi yang berbasis data dan objektif.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun dan mengimplementasikan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) untuk memprediksi pergerakan harga saham PT Bank Central Asia Tbk. (BBCA) menggunakan algoritma XGBoost. Proses feature engineering pada data time series dengan memanfaatkan indikator Moving Average 5 hari (MA5) dan 10 hari (MA10) terbukti mampu meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola pergerakan harga. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model klasifikasi XGBoost memperoleh tingkat akurasi sebesar 63%, yang mengonfirmasi efektivitas algoritma tersebut dalam mengidentifikasi pola nonlinear pada saham BBCA.

Model yang dibangun telah berhasil diintegrasikan ke dalam sistem berbasis web menggunakan framework Django dengan dukungan basis data SQLite. Nilai probabilitas (confidence score) yang dihasilkan model dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan yang objektif, dengan ambang batas 70% untuk menghasilkan rekomendasi aksi “Beli”, “Jual”, atau “Tahan”. Hasil pengujian fungsionalitas menggunakan metode Black-box Testing menunjukkan bahwa seluruh fitur sistem beroperasi secara valid dengan tingkat keberhasilan 100%.

Meskipun sistem telah beroperasi secara efektif, penelitian ini memiliki keterbatasan karena hanya mengandalkan data harga historis dan indikator teknikal sederhana, sehingga sensitivitas model cenderung menurun saat terjadi guncangan pasar (black swan event) yang tidak memiliki pola historis. Selain itu, akurasi model belum mencapai tingkat optimal untuk memprediksi volatilitas ekstrem. Oleh karena itu, arah penelitian selanjutnya disarankan untuk mencakup penambahan variabel makroekonomi (seperti suku bunga dan inflasi) serta mengeksplorasi penggunaan model hybrid yang menggabungkan Deep Learning (seperti LSTM) dengan XGBoost untuk menangkap ketergantungan temporal jangka panjang secara lebih komprehensif, sekaligus mempertimbangkan integrasi

analisis sentimen berita melalui teknik Natural Language Processing (NLP) guna meningkatkan ketahanan model terhadap dinamika pasar yang dinamis.

VI. REFERENSI

- [1] J. J. Hidayat, S. Hasanudin, and J. J. Hidayat, “Prediksi volatilitas ihsg dengan hybrid model garch – random forest berbasis machine learning,” *MIFORTEKH (Jurnal Manaj. Inform. Teknol.*, vol. 6, no. 1, pp. 130–140, 2026.
- [2] L. D. Siagian and W. Makaliwe, “Investor sentiment dynamics and market volatility in Indonesia: hybrid approach using garch-midas and machine learning,” *Eduvest – J. Univers. Stud.*, vol. 5, no. 9, pp. 10849–10865, 2025.
- [3] B. Jange, “Prediksi harga saham bank bca menggunakan xgboost beno,” *Arbitr. J. Econ. Account.*, vol. 3, no. 2, pp. 231–237, 2022, doi: 10.47065/arbitrase.v3i2.495.
- [4] S. A. A. Kharis, A. H. A. Zili, M. Malik, W. Nuryaningrum, and A. Putri, “Comparing machine learning models for Indonesia stock market prediction,” *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 38, no. 1, pp. 508–516, 2025, doi: 10.11591/ijeecs.v38.i1.pp508-516.
- [5] Indra, S. Supian, Sukono, M. Saputra, A. Azahra, and D. Pirdaus, “Stock return prediction on the lq45 market index in the Indonesia stock exchange using a machine learning algorithm based on technical indicators,” pp. 1–33, 2025.
- [6] A. A. Kitta, S. Alam, and U. N. Makassar, “Prospek saham pada sektor perbankan berdasarkan analisis fundamental dan machine learning,” *Bull. Econ. Stud.*, vol. 4, pp. 130–138, 2024.
- [7] M. Shobri *et al.*, “Model analisis harga saham sektor finansial pt. Bank central asia tbk. (bbca),” *J. Keilmuan dan Keislam.*, pp. 260–270, 2023.
- [8] F. Liantoni and O. Simanjuntak, “Peramalan nilai saham bbca melalui pendekatan time series menggunakan teknik exponential smoothing,” *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 10, no. 3, pp. 259–266, 2025, doi: 10.14421/jiska.2025.10.3.259-266.
- [9] A. Aprilia, W. Saputra, and A. Adziima, “Analisis perbandingan kinerja model lstm, xgboost, dan hybrid lstm-xgboost untuk prediksi harga saham,” *Pros. Semin. Nas. Sains dan Teknol. Seri V Fak. Sains dan Teknol. Univ. Terbuka*, vol. 3, no. 1, pp. 626–640, 2026.
- [10] A. M. Safira, Trimono, and K. M. Hindrayani, “Prediksi harga saham di Indonesia dengan extreme gradient boosting yang dioptimalkan,” *J. Sist. Inf. dan Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–12, 2026.
- [11] P. Yulita and N. Pujianti, “Analisis implementasi decision support system (dss) untuk pengambilan keputusan di institusi,” *J. Kepemimp. Pengur. Sekol.*, vol. 10, no. 4, pp. 2225–2236, 2025.
- [12] A. Trisnawan, “Analisis efektivitas algoritma komputasi pada sistem pendukung keputusan,” *TELCOMATICS*, vol. 10, no. 1, pp. 82–85, 2025, doi: 10.37253/telcomatics.v10i1.11022.
- [13] M. Jabbar, E. Hasmin, Sunardi, C. Susanto, Musu, and Wilem, “Komparasi algoritma decision tree , naive bayes , dan k-nearest neighbors dalam klasifikasi kanker payudara,” *CSRID J.*, vol. 14, no. 3, pp. 258–270, 2022.
- [14] M. H. Yallah and Y. Nugroho, “Systematic literature review untuk identifikasi tentang penggunaan decision support system,” *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 5, no. 12, pp. 3673–3681, 2025.
- [15] U. Khasanah, A. Isroil, A. Alfian, P. B.N, and K. Daniswara, “Prediksi harga saham dengan menggunakan algoritma regresi linear,” *J. Mat. dan Sains*, vol. 04, no. 2, pp. 55–61.
- [16] E. P. Sari, S. B. M, M. Atnang, Sahriani, and N. Fajar, “Studi literatur deep learning dan machine learning untuk analisis dan prediksi pasar saham : metodologi , representasi data dan studi kasus,” *J. Teknol. dan Sains Mod.*, vol. 1, no. 1, pp. 19–28, 2024.
- [17] E. Ismanto, A. Dalimunthe, M. Iqbal, and F. Addinunnisa,

- “Analisis komparatif model machine learning dan deep learning pada peramalan harga saham time series,” *J. ilmu Komput. dan Tek. infomatika*, vol. 2, no. 1, pp. 131–139, 2026.
- [18] S. N. Ruscikasani, R. Roro, N. Oktalivia, F. R. Putra, and A. J. Wahidin, “Prediksi pembelian e-commerce menggunakan xgboost berbasis perilaku sesi pengguna,” *J. Artif. Intell. Digit. Bus.*, vol. 4, no. 4, pp. 5666–5672, 2025.
- [19] B. W. Sari and D. Prabowo, “Analisis perbandingan prediksi harga rumah dengan random forest , gradient boosting , dan xgboost,” *Indones. J. Learn. Technol. Innov.*, vol. 04, no. 01, pp. 42–51, 2025.
- [20] L. W. Rizkallah, “Enhancing the performance of gradient boosting trees on regression problems,” *J. Big Data*, pp. 1–35, 2025, doi: 10.1186/s40537-025-01071-3.
- [21] R. M. Syafei and D. A. Efrilianda, “Machine learning model using extreme gradient boosting (xgboost) feature importance and light gradient boosting machine (lightgbm) to improve accurate prediction of bankruptcy,” *Recursive J. Informatics*, vol. 1, no. 2, pp. 64–72, 2023, doi: 10.15294/rji.v1i2.71229.
- [22] D. A. Daniswara, H. Widjanarko, and K. Hikmah, “The accuracy test of technical analysis of moving average , bollinger bands , and relative strength index on stock prices of companies listed in lq45 index,” *J. Ilm. Manaj. Bisnis*, vol. 6, no. 2, pp. 16–25, 2022.
- [23] A. M. Sharifnia and D. K. Thapa, “A primer of data cleaning in quantitative research: handling missing values and outliers,” *J. Adv. Nurs. Res.*, no. 0, pp. 1–6, 2025, doi: 10.1111/jan.16908.