



Prediksi Harga Cryptocurrency Binance Berdasarkan Informasi Blockchain dengan Menggunakan Algoritma Random Forest

Jumjumi Asbullah*, Samsudin

Fakultas Sains dan Teknologi, Sistem Informasi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email: ^{1,*}jumjumiasbullah8@gmail.com, ²samsudin@uinsu.ac.id

Email Penulis Korespondensi: jumjumiasbullah8@gmail.com

Abstrak—Penelitian ini mengusulkan penggunaan algoritma Random Forest untuk meramalkan harga cryptocurrency Binance per 1 hari. Dengan dataset mencakup 1992 data dari 01 Januari 2018 hingga 15 Juni 2023, penelitian ini fokus pada perusahaan PT. Tennen Depository Indonesia. Melalui pengimplementasian Python, hasil eksperimen menunjukkan bahwa Random Forest efektif dalam memberikan prediksi harga yang akurat, dengan rata-rata Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sekitar 1.38% dan rata-rata Root Mean Squared Error (RMSE) sekitar 4.38. Keunikan sistem terletak pada kemampuan algoritma menangani kompleksitas dan volatilitas pasar, memberikan solusi adaptif terhadap dinamika pasar yang sulit diprediksi. Meskipun demikian, keterbatasan data historis dan volatilitas pasar tetap menjadi faktor penghambat, menunjukkan perlunya pendekatan yang holistik. Hasil rata-rata MAPE dan RMSE memberikan indikasi keseluruhan keandalan model dalam menghadapi volatilitas pasar cryptocurrency, dan kesimpulan ini dapat membantu pengembangan model yang lebih robust dan adaptif untuk merespons kondisi pasar yang terus berkembang.

Kata Kunci: Random Forest; Prediksi Harga; Cryptocurrency; Dinamika Pasar

Abstract—This study proposes the use of the Random Forest algorithm to forecast the cryptocurrency Binance's daily prices. With a dataset covering 1992 observations from January 1, 2018, to June 15, 2023, the research focuses on PT. Tennen Depository Indonesia. Through Python implementation, the experimental results indicate that Random Forest is effective in providing accurate price predictions, with an average Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of approximately 1.38% and an average Root Mean Squared Error (RMSE) of about 4.38. The uniqueness of the system lies in the algorithm's capability to handle market complexities and volatility, offering adaptive solutions to the unpredictable dynamics of the market. Nevertheless, limitations in historical data and market volatility persist as inhibiting factors, emphasizing the need for a holistic approach. The average MAPE and RMSE results provide an indication of the overall reliability of the model in facing cryptocurrency market volatility. These conclusions can contribute to the development of more robust and adaptive models to respond to the evolving market conditions.

Keywords: Random Forest; Price Prediction; Cryptocurrency; Market Dynamics

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi menjadi salah satu aspek yang paling mencolok dalam perkembangan dunia modern dan kemajuan ilmu pengetahuan serta teknologi baru[1]. Dalam beberapa dekade terakhir, telah terjadi lonjakan inovasi yang luar biasa, yang telah mengubah cara kita menjalani kehidupan, bekerja, dan berinteraksi dengan lingkungan sekitar[2]. Selain itu, kemajuan teknologi sebagai sistem pertukaran mata uang elektronik merupakan alternatif baru yang telah menarik banyak perhatian komunitas keuangan[3], [4]. Dengan terus berlanjutnya kemajuan teknologi, masa depan akan diwarnai dengan potensi yang tak terbatas, memungkinkan terciptanya solusi baru untuk tantangan global dan membuka pintu bagi era inovasi yang belum pernah terjadi sebelumnya sehingga masuk dalam persaingan yang sangat ketat[5].

Inovasi dalam sistem keuangan, seperti teknologi blockchain, telah menciptakan berbagai mata uang alternatif, yang dikenal sebagai cryptocurrency[6], [7]. Mata uang kripto menjadi bentuk digital yang menawarkan sistem keuangan terdesentralisasi dan transparan, berbeda dengan model tradisional yang bersifat terpusat. Keunggulan mata uang kripto meliputi kemudahan, kecepatan, dan tanpa hambatan dalam melakukan transfer peer-to-peer[8]–[12]. Salah satu mata uang digital (cryptocurrency) yang terkenal dan banyak digunakan adalah Binance (BNB), yang merupakan cryptocurrency dengan kapitalisasi pasar terbesar keempat setelah Bitcoin, Ethereum, dan Tether. BNB dimulai oleh mantan Changpeng Zhao yang mendirikan platform perdagangan cryptocurrency Binance. Volume perdagangan harian mencapai USD 13 juta, menjadikannya salah satu aset finansial dengan kapitalisasi pasar dan nilai tukar mata uang tertinggi. Sebagai produk global yang terpengaruh oleh regulasi global, nilai Binance cenderung mengalami tingkat ketidakstabilan yang tinggi[13]–[15]. Ini berbeda dengan data aset keuangan lainnya, seperti indeks barang, komoditas, dan emas, yang merupakan masalah yang harus diperhatikan dengan cermat[16]. Dalam konteks ini, prediksi harga Binance (BNB) dan mata uang kripto lainnya menjadi krusial, bertujuan untuk mengantisipasi pergerakan harga di masa depan dan memungkinkan pengambilan keputusan investasi yang lebih cerdas, manajemen risiko yang efektif, perencanaan bisnis yang akurat, pengoptimalan keuntungan, pemahaman pasar yang lebih baik, dan menghadapi ketidakpastian regulasi[13]. Meskipun prediksi memberikan wawasan yang berharga, penting untuk diingat bahwa pasar keuangan selalu melibatkan risiko dan ketidakpastian, dan keputusan akhir harus didasarkan pada informasi terbaru dan analisis komprehensif.

Prediksi pasar cryptocurrency sulit dilakukan karena sifatnya yang fluktuatif dan mudah berubah terutama harga mata uang kripto yang sangat besar sehingga memprediksi harga dengan akurasi merupakan tugas yang



rumit dan menantang[4], [8]. Inilah tantangan utama yang dihadapi dalam penelitian ini. Dengan merujuk pada permasalahan yang telah dijelaskan sebelumnya, penulis menggunakan algoritma random forest sebagai model machine learning untuk memprediksi harga kripto binance di masa depan dengan menganalisis data saat ini dan masa lalu. Algoritma random forest adalah algoritma pembelajaran mesin yang bersifat supervisi dan menggunakan konsep decision tree secara berulang, membentuk suatu forest atau hutan model[10], [16]. Dengan demikian harapan algoritma ini dapat memberikan prediksi yang lebih akurat dan dapat mengatasi kompleksitas serta tantangan dalam melakukan prediksi harga aset kripto binance[17]–[19]. Urgensinya terletak pada kebutuhan untuk memberikan solusi terhadap kompleksitas pasar cryptocurrency dan memfasilitasi pengambilan keputusan investasi yang cerdas. Dengan algoritma machine learning ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi positif dalam meningkatkan ketepatan prediksi harga aset kripto, memberikan pemahaman yang lebih baik terhadap dinamika pasar, dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih efektif bagi para pelaku pasar [8].

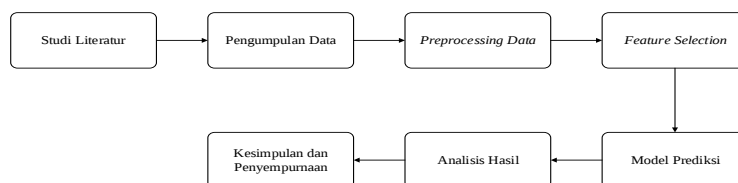
Salah satu penelitian yang memanfaatkan algoritma random forest bertujuan untuk melakukan prediksi terhadap harga Bitcoin, berhasil mencapai nilai MAPE sebesar 1,50% dan tingkat akurasi sebesar 98,50%. Kesimpulan yang dapat ditarik adalah bahwa algoritma random forest merupakan model yang mampu memberikan kinerja prediksi yang baik, terutama pada data yang bersifat acak.[16]. Penelitian selanjutnya berfokus pada prediksi pergerakan cryptocurrency Bitcoin terhadap Rupiah menggunakan algoritma LSTM. Tahapan penelitian meliputi beberapa proses antara lain pre-processing, normalisasi, pelatihan algoritma Long-Short Term Memory (LSTM), dan evaluasi matriks regresi menggunakan Mean Square Error (MSE). Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma LSTM efektif dalam meramalkan pergerakan harga Bitcoin, dibuktikan dengan nilai MSE sebesar 0,00374. Parameter pengujian meliputi hidden_size 64, data urutan 18, optimasi menggunakan ADAM, learning_rate 0,005, dan jumlah epoch 200[20]. Penelitian berikutnya yang mendukung penelitian terkait dilakukan pada tahun 2023 oleh Dmitrii V. Firsov dkk dengan judul using ppo models to predict the value of the bnb cryptocurrency, penelitian ini mengidentifikasi penanda terdekat, yakni volume perdagangan, penelitian ini menemukan bahwa inklusi parameter tambahan berupa volume perdagangan secara signifikan menurunkan akurasi model. Kontribusi ilmiah dari penelitian ini adalah menunjukkan secara praktis bahwa model PPO (proximal policy optimization) tidak memerlukan penambahan parameter untuk membentuk prediksi pasar yang akurat dalam konteks peramalan[21]. Penelitian-penelitian terkait inilah yang melandasi dilakukannya penelitian ini.

Fokus utama dari penelitian ini adalah memberikan kontribusi yang signifikan kepada pengguna dan investor, dengan tujuan meningkatkan pemahaman dan memberikan pandangan yang lebih akurat, yang pada gilirannya akan mendukung pengambilan keputusan investasi yang lebih cerdas. Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini dirancang dengan keunggulan memungkinkan pengguna untuk secara fleksibel menginput data yang akan diprediksi dan memilih tanggal spesifik untuk melakukan prediksi. Sebagai hasilnya, diharapkan pengguna dan investor dapat mengoptimalkan keputusan mereka dalam mengelola portofolio kripto dan meraih potensi keuntungan yang lebih besar. Adapun research gap yang diidentifikasi dalam penelitian ini mencakup kebutuhan akan pengembangan metode prediksi yang lebih adaptif dan responsif terhadap dinamika pasar yang cepat berubah. Saat ini, masih terdapat kekurangan dalam model-model prediksi yang dapat secara efektif menangani fluktuasi ekstrem dan perubahan mendadak dalam nilai aset kripto. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat difokuskan pada pengembangan teknik prediksi yang lebih robust dan dapat mengatasi tantangan ketidakpastian yang kerap dihadapi oleh pelaku pasar kripto.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode research and development (R&D). Metode R&D digunakan untuk mengembangkan serta meningkatkan pengetahuan dan teknologi melalui proses penelitian dan pengembangan yang sistematis. Metode ini dapat digunakan dalam berbagai bidang, termasuk teknologi, ilmu pengetahuan, dan bisnis, termasuk prediksi harga cryptocurrency[22]. Metode ini dapat diaplikasikan dalam konteks prediksi harga cryptocurrency dengan pendekatan yang sistematis dan terstruktur. Proses penelitian dan pengembangan dalam bidang ini mungkin melibatkan identifikasi tren pasar, analisis data historis, pengembangan model prediktif, serta uji coba dan validasi. Dengan menggunakan metode R&D, peneliti dapat memastikan bahwa prediksi harga cryptocurrency didasarkan pada pendekatan yang ilmiah dan dapat diandalkan[23]. Ada 7 tahap dalam penelitian dan pengembangan (research and development), sebagaimana yang ditunjukkan gambar 1.



Gambar 1. Tahapan-tahapan dalam metode R&D



Pada Gambar 1 diatas merupakan gambar tahapan-tahapan metode research and development yang akan di gunakan pada penelitian ini. Berikut penjelasan tentang tahapan-tahapan metode research and development.

a. Studi Literatur

Studi literatur dengan melibatkan pencarian penelitian terkini tentang prediksi harga cryptocurrency binance dengan algoritma random forest. Peneliti memeriksa kerangka kerja yang digunakan, evaluasi performa model, dan mengidentifikasi kesenjangan pengetahuan yang dapat diisi oleh penelitian ini. Hasil dari studi literatur membantu peneliti membangun dasar pengetahuan yang kuat untuk mengembangkan metode prediksi yang unik dan relevan dalam menghadapi tantangan prediksi harga cryptocurrency.

b. Pengumpulan Data

Peneliti akan mengumpulkan data historis harga cryptocurrency Binance, volume perdagangan, dan data lainnya yang relevan dari perusahaan PT. Tenna Depository Indonesia. Data ini akan menjadi dasar untuk mengembangkan dan melatih model prediksi. Proses pengumpulan data akan melibatkan analisis menyeluruh terhadap variabel-variabel yang berpotensi memengaruhi pergerakan harga cryptocurrency. Selain itu, peneliti juga akan melakukan evaluasi kualitas data untuk memastikan keakuratannya sebelum diimplementasikan ke dalam model prediktif. Pendekatan ini memastikan bahwa model yang dikembangkan memiliki dasar yang kuat dan dapat memberikan prediksi yang lebih akurat terkait harga cryptocurrency Binance.

c. Preprocessing Data

Dalam tahap ini, peneliti akan melakukan pembersihan data yang hilang atau tidak valid, mengatasi outlier, dan melakukan normalisasi atau standarisasi pada data untuk memastikan bahwa data siap digunakan dalam model. Proses preprocessing ini penting untuk memastikan kualitas data yang baik dan menghindari bias dalam analisis. Data yang diterapkan dalam penelitian ini berasal dari perusahaan PT. Tenna Depository Indonesia. Data mencakup periode mulai dari 1 Januari 2018 hingga 15 Juni 2023, dan memiliki kolom-kolom seperti Tanggal (Date), Harga (Price), Pembukaan (Open), Tertinggi (High), Terendah (Low), Volume, dan Persentase Perubahan (Change). Fitur Date merupakan tanggal transaksi di platform Binance. Fitur Price mencakup harga Binance pada tanggal yang bersangkutan. Fitur Open mencerminkan harga pembukaan Binance pada tanggal yang bersangkutan. Fitur High mencatat harga tertinggi yang dicapai oleh Binance pada tanggal tersebut, sedangkan fitur Low mencatat harga terendah yang terjadi pada tanggal tersebut. Fitur Volume mencatat total volume perdagangan Binance pada tanggal tersebut. Terakhir, fitur Change % mengindikasikan persentase perubahan nilai harga Binance pada tanggal yang bersangkutan dibandingkan dengan harga pada tanggal sebelumnya[7], [24], [25].

d. Feature Selection

Tahap ini merupakan langkah penting karena akan melibatkan pemilihan fitur-fitur (atribut) yang paling relevan dan berpengaruh dalam prediksi harga cryptocurrency binance menggunakan algoritma Random Forest. Tujuannya adalah untuk mengurangi dimensi data, meningkatkan efisiensi pemodelan, dan menghindari overfitting[16], [26]. Proses seleksi fitur akan dilakukan dengan cermat untuk memastikan bahwa hanya atribut-atribut yang memiliki kontribusi signifikan terhadap prediksi yang dimasukkan ke dalam model. Dengan demikian, peneliti dapat memaksimalkan kinerja model prediktifnya dan meningkatkan akurasi prediksi harga cryptocurrency Binance yang dihasilkan oleh algoritma Random Forest.

e. Model Prediksi

Langkah utama untuk mengembangkan algoritma atau model yang dapat digunakan untuk memprediksi harga cryptocurrency binance menggunakan algoritma Random Forest. Model prediksi ini dibuat berdasarkan data pelatihan yang telah diproses dan fitur-fitur yang telah dipilih[20], [27]. Algoritma Random Forest dipilih karena kemampuannya dalam menangani masalah regresi, yaitu memprediksi nilai numerik, seperti harga cryptocurrency binance. Random Forest adalah jenis algoritma ensemble yang terdiri dari banyak pohon keputusan (decision trees) yang bekerja bersama untuk membuat prediksi akhir[28].

f. Analisis Hasil

Tahap kritis yang melibatkan evaluasi dan interpretasi dari hasil prediksi yang telah diperoleh menggunakan model yang dikembangkan[7], [25], [26]. Pada tahap ini, peneliti menganalisis hasil prediksi harga cryptocurrency binance yang dihasilkan oleh algoritma random forest dan melakukan pemahaman tentang seberapa baik model tersebut dapat memprediksi harga cryptocurrency binance. Selain itu, peneliti juga akan melakukan perbandingan antara prediksi model dengan data aktual untuk mengukur tingkat akurasi dan keandalan model tersebut.

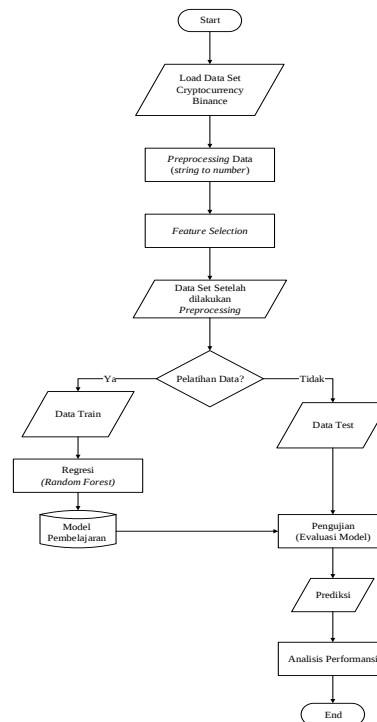
g. Kesimpulan dan Penyempurnaan

Tahap ini merupakan rangkuman dari temuan dan hasil penelitian mengenai prediksi harga cryptocurrency Binance menggunakan algoritma Random Forest. Dalam tahap ini, peneliti menganalisis hasil analisis dan evaluasi performa model untuk menyimpulkan sejauh mana model prediksi berhasil memprediksi harga cryptocurrency binance. Jika model memiliki performa yang baik, kesimpulan dapat menyatakan bahwa metode ini berhasil dalam prediksi harga cryptocurrency binance dan memberikan wawasan yang berharga tentang faktor-faktor yang mempengaruhinya. Namun, jika ditemukan keterbatasan atau kesalahan dalam model, peneliti dapat menyimpulkan bahwa model perlu diperbaiki atau disempurnakan. Penyempurnaan dapat meliputi pengoptimalan parameter model, penggunaan fitur tambahan, atau bahkan eksplorasi algoritma lain yang mungkin lebih cocok untuk prediksi harga cryptocurrency[29].



2.2 Tahapan Algoritma

Tahapan algoritma random forest dapat dilihat pada Gambar 2[30].



Gambar 2. Flowchart algoritma Random Forest

Penjelasan langkah-langkah algoritma random forest pada Gambar 2 adalah sebagai berikut:

1. Load data set cryptocurrency binance. Proses ini mencakup mengambil data historis, seperti harga, volume, waktu, dan atribut lainnya yang relevan. Data ini akan menjadi input dalam proses pelatihan (training) model Random Forest. Dalam proses pelatihan, algoritma akan memanfaatkan data ini untuk mengidentifikasi pola-pola dan hubungan antara atribut-atribut tersebut, sehingga dapat menghasilkan model pembelajaran yang mampu melakukan prediksi terhadap data baru dan membantu dalam analisis cryptocurrency binance.
2. Pendekatan stratified sampling digunakan untuk memisahkan data menjadi dua, yakni data pelatihan dengan proporsi 80% dan data pengujian dengan proporsi 20%. Dalam konteks ini, metode stratified sampling memastikan bahwa proporsi dari setiap kelas dalam data asli tetap terjaga dalam kedua subset, sehingga kelas yang berbeda diwakili secara seimbang dalam proses pelatihan dan pengujian[30].
3. Pada klasifikasi random forest akan memuat data set yang berisi fitur-fitur dan label kelas, memisahkan dataset menjadi training set dan test set, membangun banyak pohon keputusan secara acak menggunakan data latih, dan menggabungkan prediksi dari masing-masing pohon menggunakan mayoritas voting untuk menentukan prediksi akhir kelas pada data uji.
4. Model pembelajaran merupakan hasil dari penggabungan berbagai pohon keputusan yang dibangun secara acak. Tiap pohon keputusan dibuat dengan memecah dataset pelatihan menggunakan subset fitur yang dipilih secara acak. Setelah semua pohon keputusan terbentuk, model akan menggabungkan prediksi dari setiap pohon menggunakan metode mayoritas voting untuk klasifikasi atau rata-rata untuk regresi, sehingga menghasilkan prediksi akhir yang lebih akurat dan stabil.
5. Dalam setiap pengujian dan pengukuran sistem dapat menggunakan metrik evaluasi, yaitu Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Root Mean Squared Error (RMSE) merupakan metrik yang mengukur sejauh mana ketidakakuratan prediksi, dan semakin mendekati nilai 0, RMSE menandakan tingkat akurasi yang semakin tinggi dalam prediksi. Dengan menggunakan persamaan tersebut, dapat menghitung nilai RMSE untuk mengevaluasi akurasi model prediksi. Semakin kecil nilai RMSE, semakin dekat prediksi model dengan nilai aktual, sehingga menunjukkan performa model yang lebih baik. Nilai RMSE dapat dihitung dengan persamaan (1). Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan relatif prediksi model dalam bentuk persentase. MAPE menghitung persentase rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual, kemudian membagi hasilnya dengan nilai sebenarnya, dan mengambil rata-rata dari rasio tersebut[16], [27], [31]–[34]. Seperti perumusan (2).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(X-Y)^2}{n}} \quad (1)$$



Keterangan:

x : nilai prediksi

y : nilai sejati

n : jumlah data

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{\hat{y}_t} \right| \times 100\%$$

(2)

Keterangan:

$\hat{y}_t$: nilai aktual

y : hasil prediksi

n : banyak data yang diuji

2.3 Sampling Data Set

Tabel 1 dibawah ini menunjukkan sebagian sampling data dari dataset yang digunakan.

Tabel 1. Sampling Data set

No	Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %
1	15/06/2023	\$ 236.49	\$ 237.89	\$ 240.60	\$ 230.70	645.96K	-0.59%
2	14/06/2023	\$ 237.89	\$ 244.19	\$ 252.10	\$ 233.73	1.03M	-2.58%
3	13/06/2023	\$ 244.19	\$ 231.29	\$ 246.53	\$ 228.90	1.30M	5.58%
4	12/06/2023	\$ 231.29	\$ 235.39	\$ 238.79	\$ 221.40	1.66M	-1.74%
...	...	...	...	...	...	...	...
1987	06/01/2018	\$ 22.60	\$ 14.89	\$ 23.60	\$ 14.70	2.66M	51.88%
1988	05/01/2018	\$ 14.88	\$ 9.14	\$ 16.82	\$ 8.97	2.60M	62.80%
1989	04/01/2018	\$ 9.14	\$ 9.30	\$ 9.46	\$ 8.56	918.41K	-1.72%
1990	03/01/2018	\$ 9.30	\$ 8.72	\$ 9.47	\$ 8.27	926.41K	6.65%
1991	02/01/2018	\$ 8.72	\$ 8.45	\$ 9.11	\$ 8.09	1.23M	3.20%
1992	01/01/2018	\$ 8.45	\$ 8.53	\$ 8.70	\$ 7.80	642.51K	-0.94%

Teknik simple random sampling adalah salah satu metode pengambilan sampel yang paling sederhana dan umum diterapkan. Dalam pendekatan ini, setiap unit di dalam populasi memiliki kesempatan yang sama untuk dipilih sebagai bagian dari sampel, tanpa memperhatikan karakteristik khusus atau klasifikasi unit tersebut[35]. Adapun rumus menghitung persentase data sampling adalah:

$$P = \frac{\text{Jumlah data sample}}{\text{Jumlah total data}} \times 100$$

(3)

Keterangan:

P : angka persentase

Jumlah data yang akan diambil yaitu 1992 data sample dan jumlah total data histori binance yaitu sebanyak 2045 data. Persentase data sampling adalah sekitar 97.38% dari total data yang tersedia dalam populasi sebagai sampel.



Gambar 3. Grafik Pergerakan Nilai Harga Binance dari Tahun 2018 s/d 2023

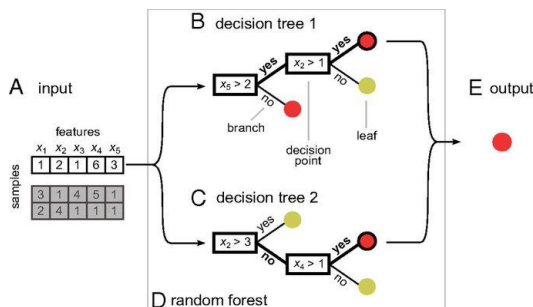
Grafik pada Gambar 3 menampilkan pergerakan nilai harga Binance dari Januari 2018 hingga 15 Juni 2023. Pada grafik tersebut terlihat bahwa nilai harga Binance sangat tidak stabil, mengalami fluktuasi tinggi, dan mengalami perubahan yang cepat, baik naik maupun turun. Dapat diamati bahwa selama beberapa tahun, terutama pada tahun 2021, terjadi kenaikan nilai harga Binance yang sangat signifikan, mencapai puncaknya. Namun, pergerakan harga ini diikuti oleh penurunan yang signifikan di bulan Juli tahun 2021, menciptakan tingkat volatilitas yang tinggi. Selanjutnya, grafik menunjukkan adanya kenaikan kembali di awal tahun 2022,



menggambarkan karakteristik pasar cryptocurrency yang seringkali dipengaruhi oleh berbagai faktor termasuk sentimen pasar, adopsi teknologi, dan perubahan regulasi. Pergerakan harga yang dinamis ini menjadi tantangan utama dalam upaya untuk melakukan prediksi yang akurat terhadap nilai aset kripto seperti Binance.

2.4 Algoritma Random Forest

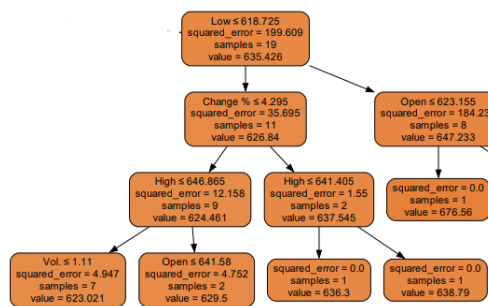
Random Forest masuk dalam jenis pembelajaran Ensemble, yaitu sebuah algoritma pembelajaran mesin. Algoritma ini menggunakan konsep penggabungan beberapa pohon keputusan (decision tree) independen untuk melakukan proses klasifikasi atau regresi. Setiap pohon keputusan dalam Random Forest dijalankan dengan menggunakan subset acak dari data pelatihan. Hasil akhir dari algoritma ini diperoleh melalui penggabungan atau pemungutan suara dari keputusan yang dihasilkan oleh masing-masing pohon keputusan. Dengan menggunakan serangkaian pohon keputusan, Random Forest dapat menghasilkan prediksi yang lebih tepat dan memiliki kemampuan untuk menangani kompleksitas data yang tinggi[36].



Gambar 4. Metode Random Forest

Gambar 4. Pohon keputusan individu memberikan suara untuk hasil kelas dalam contoh mainan random forest. (A) Dataset masukan ini menggambarkan tiga sampel, di mana lima fitur (x_1 , x_2 , x_3 , x_4 , dan x_5) menjelaskan setiap sampel. (B) Pohon keputusan terdiri dari cabang yang bercabang pada titik keputusan. Setiap titik keputusan memiliki aturan yang menentukan apakah sampel akan masuk ke cabang satu atau cabang lain tergantung pada nilai fitur. Cabang-cabang tersebut berakhir pada daun yang termasuk dalam kelas merah atau kelas kuning. Pohon keputusan ini mengklasifikasikan sampel 1 ke kelas merah. (C) Pohon keputusan lainnya, dengan aturan yang berbeda pada setiap titik keputusan. Pohon ini juga mengklasifikasikan sampel 1 ke kelas merah. (D) Random forest menggabungkan suara dari pohon keputusan konstituennya, yang menghasilkan prediksi kelas akhir. (E) Prediksi output akhirnya juga adalah kelas merah[36].

Berikut pohon keputusan (decision tree) dari data set Binance:



Gambar 5. Decision Tree – regression

Simpul pertama, atau simpul akar, memeriksa apakah harga terendah (Low) kurang dari atau sama dengan 618.725. Jika ya, beralih ke simpul kedua; jika tidak, lanjut ke simpul keenam. Simpul kedua mengevaluasi apakah perubahan persentase (Change %) kurang dari atau sama dengan 4.295. Jika kondisi ini terpenuhi, perjalanan dilanjutkan ke simpul ketiga; jika tidak, beralih ke simpul keempat.

Simpul ketiga memeriksa apakah harga pembukaan (Open) kurang dari atau sama dengan 623.155. Jika ya, model memprediksi nilai sekitar 647.233; jika tidak, prediksi nilai sekitar 626.91. Simpul keempat mengevaluasi apakah harga tertinggi (High) kurang dari atau sama dengan 646.865. Jika kondisi ini terpenuhi, model memprediksi nilai sekitar 624.461; jika tidak, perjalanan dilanjutkan ke simpul kelima.

Simpul kelima memeriksa apakah harga tertinggi (High) kurang dari atau sama dengan 641.405. Jika ya, prediksi nilai sekitar 637.545; jika tidak, prediksi nilai sekitar 623.021. Simpul keenam mengevaluasi apakah harga pembukaan (Open) kurang dari atau sama dengan 641.58. Jika ya, perjalanan dilanjutkan ke simpul ketujuh; jika tidak, beralih ke simpul ketela.

Struktur keputusan ini memberikan serangkaian kondisi yang digunakan untuk membuat prediksi nilai harga Binance (BNB) dalam konteks model Random Forest. Setiap simpul pada pohon keputusan ini mewakili suatu kondisi yang diterapkan pada data dan menyediakan prediksi nilai yang sesuai.



3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam konteks penelitian ini, dengan fokus pada meramalkan nilai harga cryptocurrency Binance, terdapat peningkatan signifikan dibandingkan penelitian sebelumnya. Sistem ini unggul dalam menghasilkan perkiraan harga berdasarkan tanggal yang diinputkan, serta secara otomatis mengonversi harga Binance ke dalam mata uang Rupiah. Kelebihan ini muncul melalui pemanfaatan data historis harga Binance dari periode awal tahun 2018 hingga tahun 2023. Dengan mengintegrasikan rentang waktu yang lebih luas, sistem ini diharapkan memberikan informasi prediksi yang lebih akurat dan relevan bagi para pelaku pasar cryptocurrency.

3.1 Tahapan Pre-Processing Data

Sebelum melakukan analisis regresi pada dataset yang akan diujikan, perlu dilakukan tahapan normalisasi data sebagai bagian dari pra-pemrosesan data. Dalam penelitian ini, diterapkan teknik normalisasi Min-Max. Normalisasi Min-Max digunakan untuk mengubah nilai-nilai data sehingga nilai minimum setara dengan 0 dan nilai maksimum setara dengan 1. Persamaan matematika yang diterapkan untuk normalisasi Min-Max dapat dijelaskan menggunakan persamaan (4) berikut:

$$X_{scaled} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (4)$$

Adapun X_{scaled} merupakan hasil normalisasi data, di mana X merupakan data yang belum dinormalisasi. X_{min} merupakan nilai minimum dari semua data, dan X_{max} adalah nilai maksimum dari semua data. Hasil normalisasi data diperoleh yaitu pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Hasil Normalisasi Data Set

No	Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %
0	0.593672	0.393355	0.402949	0.403107	0.407511	0.002510	0.319562
1	0.354596	0.016547	0.016907	0.016408	0.017652	0.004367	0.321986
2	0.270718	0.048970	0.049807	0.048377	0.050356	0.003423	0.326060
3	0.020090	0.007023	0.008126	0.008379	0.007089	0.002359	0.433712
4	0.452536	0.017172	0.017424	0.016743	0.018112	0.001426	0.326060
...	...	...	...	...	...	...	...
1587	0.450025	0.017648	0.018322	0.017486	0.017827	0.001887	0.310348
1588	0.432446	0.015773	0.016374	0.015970	0.015464	0.007379	0.311221
1589	0.350075	0.017291	0.016739	0.016990	0.017700	0.004558	0.360198
1590	0.568056	0.094087	0.077823	0.093433	0.081458	0.004768	0.532053
1591	0.267202	0.043539	0.042107	0.043277	0.044234	0.006345	0.368829

Tabel 2 diatas menjelaskan hasil normalisasi menggunakan metode normalisasi dengan X_{scaled} , memiliki tujuan untuk mengubah data awal (X) menjadi rentang nilai yang lebih terstandarisasi antara 0 dan 1. Proses normalisasi ini dilakukan dengan mengurangkan nilai minimum (X_{min}) dari setiap data, kemudian dibagi dengan selisih nilai maksimum (X_{max}) dan nilai minimum (X_{min}). Dengan demikian, hasil normalisasi memberikan representasi data yang relatif terhadap rentang nilai asalnya.

3.2 Pengujian Prediksi

Pengujian prediksi dilakukan secara berulang untuk memastikan hasil yang optimal dalam meramalkan nilai harga cryptocurrency Binance dengan menggunakan algoritma Random Forest. Hasil dari pengujian tersebut dievaluasi dengan menggunakan dua metrik, yaitu MAPE (Mean Absolute Percentage Error) dan RMSE (Root Mean Square Error). Dua metrik ini dipilih sebagai penentu akurasi prediksi. Berikut hasil pengujian prediksi.

a. Hasil pengujian menggunakan algoritma random forest

Pengujian dilakukan untuk menilai kinerja algoritma random forest dalam meramalkan dengan memperhitungkan kesalahan yang terjadi selama proses prediksi. Hasil latihan dan pengujian dapat ditemukan pada Tabel 3 serta Gambar 7 dan 8. Berikut dibawah ini Tabel 3 Hasil Pelatihan dan Pengujian dengan menggunakan Algoritma Random Forest.

Tabel 3. Hasil Pelatihan dan Pengujian dengan menggunakan Algoritma Random Forest

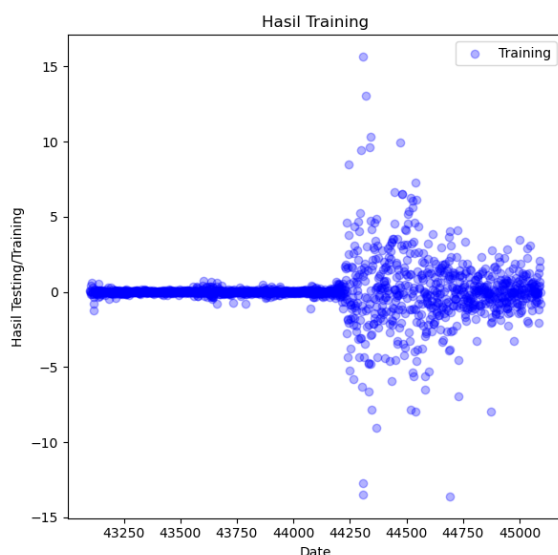
No	Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %	Hasil Train & Testing	Set	Jumlah data Train & Test
0	28/03/2021	268.87	269.31	281.24	261.24	3.50	-0.17	0.0748	Training	1593
1	08/12/2019	15.64	15.63	15.86	15.43	5.35	0.08	-0.0167	Training	
2	24/06/2019	37.43	37.25	37.80	36.05	4.41	0.50	0.3366	Training	
3	10/02/2018	9.24	9.86	10.35	8.77	3.35	11.60	-0.2729	Training	



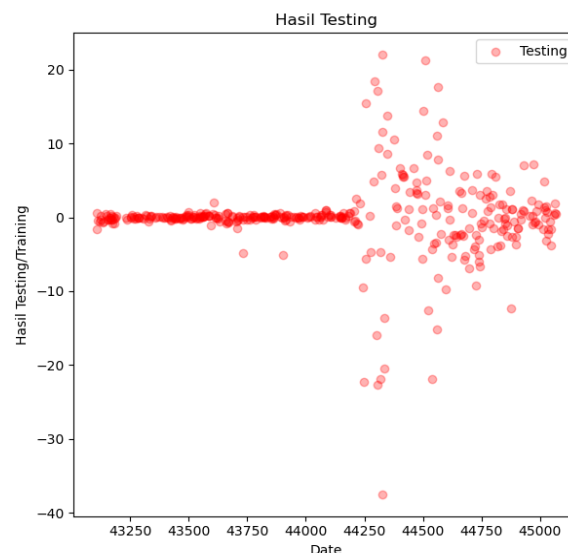
No	Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %	Hasil Train & Testing	Set	Jumlah data Train & Test
4	20/06/2020	16.06	15.97	16.09	15.72	2.42	0.50	0.0510	Training	
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	
1987	20/12/2020	34.27	33.30	35.63	32.61	5.83	2.92	0.5659	Testing	
1988	27/09/2022	272.40	276.11	286.31	269.61	425.49	-1.34	-37.678	Testing	
1989	11/08/2019	30.26	29.63	30.38	29.48	3.42	2.22	0.1197	Testing	399
1990	24/03/2019	17.13	15.15	17.45	14.68	5.29	13.08	0.5832	Testing	
1991	18/10/2022	273.19	275.70	276.00	270.21	206.23	-0.91	-0.0310	Testing	

Dalam penelitian ini, datasetnya telah terbagi menjadi dua set utama, yakni Training set dan Testing set. sebagai bagian integral dari proses pengembangan model. Set pelatihan, yang terdiri dari sejumlah sampel yang mencakup sekitar 80% dari dataset, menjadi basis utama untuk melatih model algoritma Random Forest. Model ini mengasah kemampuannya dengan memahami pola dan relasi dalam data pelatihan, suatu proses yang diperlukan untuk memungkinkannya memberikan prediksi yang akurat. Sementara itu, Testing Set, yang merupakan sekitar 20% dari dataset, berperan sebagai wadah pengujian di mana model dievaluasi terhadap data yang belum pernah dilihatnya sebelumnya.

Hasil evaluasi model pada Testing Set dan Training Set direpresentasikan dalam kolom "Hasil Train & Testing". Kolom ini menunjukkan selisih antara nilai yang sebenarnya dan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model. Informasi ini memberikan gambaran yang lebih rinci tentang sejauh mana model mampu memberikan prediksi yang mendekati nilai sebenarnya pada kedua set data tersebut. Penggunaan dua set ini, pelatihan dan pengujian, secara fundamental bertujuan untuk mengukur kemampuan generalisasi model, yaitu sejauh mana model dapat menerapkan pengetahuannya pada data yang belum pernah dilihatnya sebelumnya. Dengan demikian, hasil yang terdapat dalam kolom "Hasil Train & Testing" membantu menyajikan evaluasi kinerja model secara menyeluruh dalam konteks prediksi harga cryptocurrency Binance.



Gambar 7. Hasil Training



Gambar 8. Hasil Testing

Pada Gambar 7. Hasil Training, titik-titik biru menunjukkan perbedaan antara nilai aktual dan prediksi pada set pelatihan. Warna biru digunakan untuk membedakan visual antara data pelatihan dan pengujian. Grafik ini memberikan gambaran tentang sejauh mana model mampu menyesuaikan diri dengan pola dan tren yang ada dalam data pelatihan.

Sementara itu, Gambar 8. Hasil Testing, memvisualisasikan perbedaan antara nilai aktual dan prediksi pada set pengujian dengan menggunakan titik-titik merah. Grafik ini memberikan informasi tentang sejauh mana model mampu generalisasi dan memberikan prediksi yang sesuai dengan data yang belum pernah dilihatnya sebelumnya.

3.3 Evaluasi Model Random Forest

Dalam evaluasi kinerja model Random Forest, digunakan dua metrik utama, yaitu Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Root Mean Squared Error (RMSE). MAPE dimanfaatkan untuk mengukur persentase rata-rata perbedaan absolut antara nilai harga cryptocurrency Binance yang diprediksi oleh model dengan nilai sebenarnya. Di samping itu, RMSE digunakan untuk mengukur akar kuadrat rata-rata dari perbedaan kuadrat antara nilai aktual dan nilai prediksi. Dilakukan lima eksperimen dengan variasi pembagian data latih dan uji untuk memastikan



evaluasi yang komprehensif terhadap kemampuan model dalam menghadapi perubahan harga cryptocurrency Binance. Kombinasi kedua metrik ini memberikan gambaran menyeluruh tentang akurasi dan keandalan model dalam mengantisipasi volatilitas pasar. Berikut Tabel 4 hasil eksperimen dengan variasi pembagian data latih dan uji.

Tabel 4. Hasil Eksperimen dengan variasi pembagian data latih dan uji

Metode	Eksperimen 1		Eksperimen 2		Eksperimen 3		Eksperimen 4		Eksperimen 5		Rata-Rata Map	Rata-Rata Rmse
	Map	Rmse	Mape	Rmse	Mape	Rmse	Mape	Rmse	Mape	Rmse		
Random Forset	1.38%	4.39	1.38%	4.53	1.48%	4.51	1.26%	3.94	1.41%	4.54	1.38 %	4.38

Tabel 4 menjelaskan hasil eksperimen evaluasi model Random Forest dengan variasi pembagian data latih dan uji menggunakan dua metrik utama, yakni Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Root Mean Squared Error (RMSE). Kelima eksperimen menunjukkan konsistensi model dalam memberikan prediksi harga cryptocurrency Binance yang mendekati nilai sebenarnya. Rata-rata MAPE sekitar 1.38%, dan rata-rata RMSE sekitar 4.38, menandakan tingkat akurasi yang tinggi dan rendahnya kesalahan model. Kombinasi kedua metrik ini memberikan gambaran menyeluruh tentang keandalan model dalam mengantisipasi volatilitas pasar dengan hasil yang stabil dan akurat.

3.4 Graphical User Interface (GUI)

Dalam sistem yang diimplementasikan, pengguna dapat memasukkan data harga pembuka, harga tertinggi, harga terendah, volume, perubahan persentase, dan tanggal prediksi untuk cryptocurrency Binance. Sistem ini menghasilkan output berupa prediksi harga cryptocurrency Binance dalam USD yang kemudian diubah secara langsung ke dalam Rupiah. Selain itu, sistem menyediakan visualisasi berupa grafik perbandingan antara harga live Binance dan hasil prediksi untuk memudahkan pemahaman tren dan akurasi model prediksi. Berikut tampilan inputan prediksi harga binance.

Gambar 9. Inputan prediksi harga Binance

Dalam model prediksi harga cryptocurrency Binance, data yang diinput seperti harga pembuka, harga tertinggi, harga terendah, volume, perubahan persentase, dan tanggal prediksi digunakan sebagai fitur-input untuk algoritma Random Forest. Melalui penggunaan algoritma Random Forest, model ini dapat menangkap hubungan kompleks antara variabel-variabel ini dan menghasilkan prediksi harga yang akurat.

✓ Prediksi Harga Binance pada tanggal [2023-12-07]: \$ 231.60 USD | Rp. 3.583.867,01

i Harga BNB Live pada tanggal sebelumnya: [2023-12-06]: \$ 232.43 USD | Rp. 3.596.755,79

Gambar 10. Hasil prediksi harga Binance

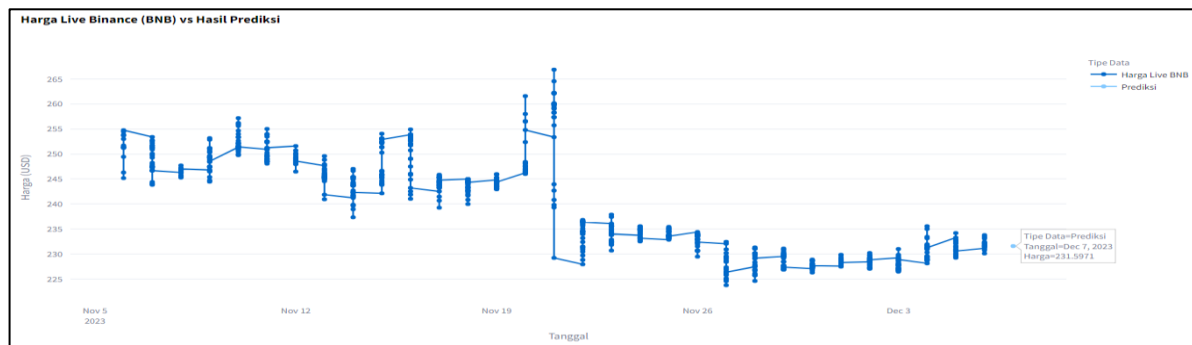
Gambar 10 merupakan hasil prediksi harga cryptocurrency Binance pada tanggal tertentu dan memberikan gambaran proyeksi nilai aset tersebut dalam dolar dan Rupiah. Simultannya, informasi harga live Binance pada hari sebelumnya memberikan konteks historis terkait dengan pergerakan pasar. Kelebihan utama sistem ini terletak pada kemampuan menyajikan secara langsung informasi prediksi dan perbandingan dengan data historis, memberikan pemahaman menyeluruh kepada pengguna tentang tren pasar terkini.



BNB Historical Data						
Time Frame						
Daily						
Download Data						
11/07/2023 - 12/07/2023						
Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %
12/07/2023	232.11	229.59	232.50	229.40	834.03K	+1.09%

Gambar 11. BNB Historical Data – investing.com

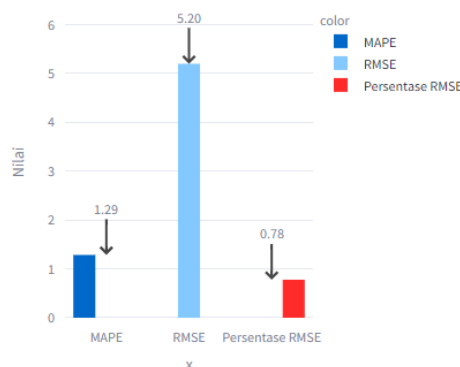
Gambar 11 Pada tanggal 6, dilakukan prediksi harga cryptocurrency Binance (BNB) untuk tanggal 7, dengan hasil prediksi sebesar 231.60 USD. Setelah memeriksa data historis BNB di platform investing.com, ditemukan bahwa harga sebenarnya pada tanggal 7 adalah 232.11 USD, sehingga perbandingan persentase antara prediksi dan harga aktual adalah sekitar 0.22%.



Gambar 12. Grafik Harga Live Binance vs Hasil Prediksi

Gambar 12 menampilkan grafik harga live Binance (BNB) selama 30 hari terakhir, dengan garis waktu berwarna biru tua yang mencerminkan fluktuasi harga seiring waktu. Pada grafik tersebut, marker berwarna biru cerah mewakili hasil prediksi harga cryptocurrency Binance pada tanggal tertentu. Melalui kombinasi kedua elemen ini, pengguna dapat lebih jelas memahami sejauh mana prediksi model sesuai dan mereproduksi tren aktual dalam data historis. Dengan visualisasi yang interaktif ini, pengguna dapat dengan mudah mengidentifikasi pola, perbedaan, atau kecocokan antara prediksi model dan pergerakan harga sebenarnya, memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang kinerja model dalam memprediksi harga live Binance. Selain itu, grafik ini juga menyajikan fitur terbaru yang memungkinkan pengguna untuk mengakses statistik kinerja model, seperti tingkat akurasi, kesalahan prediksi, dan trend prediksi yang paling sering benar. Dengan demikian, pengguna dapat tidak hanya mengevaluasi seberapa baik model merespons perubahan harga secara keseluruhan, tetapi juga memperoleh wawasan mendalam tentang konsistensi dan kehandalan prediksi model pada titik-titik kritis dalam periode 30 hari tersebut. Fitur ini memperkaya pengalaman pengguna dengan informasi tambahan yang dapat digunakan untuk membuat keputusan trading yang lebih informasional dan terinformasi.

Grafik Batang MAPE, RMSE, Persentase RMSE



Gambar 13. Grafik Metrik Evaluasi

Gambar 13 merupakan Grafik metrik evaluasi MAPE, RMSE, dan Persentase RMSE yang memberikan pemahaman mendalam tentang kinerja model prediksi harga cryptocurrency Binance. Keunikan terletak pada respons dinamis grafik terhadap input pengguna untuk prediksi. Saat pengguna memasukkan parameter prediksi, grafik tersebut memberikan visualisasi langsung tentang seberapa baik model mampu menyesuaikan diri dengan



kondisi pasar terkini. Dengan nilai-nilai MAPE, RMSE, dan Persentase RMSE yang secara dinamis diperbarui, pengguna dapat secara instan melihat evaluasi kinerja model terhadap setiap prediksi yang dibuat. Ini tidak hanya meningkatkan transparansi dan interpretabilitas model, tetapi juga memberikan pengalaman pengguna yang lebih interaktif dan responsif terhadap perubahan dalam parameter input.

4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, penerapan algoritma Random Forest untuk prediksi harga cryptocurrency Binance per 1 hari (pertanggal) telah menghasilkan hasil yang signifikan. Sistem ini memperlihatkan keunikan dengan kemampuan algoritma dalam menangani kompleksitas dan ketidakpastian pasar, memberikan prediksi harga yang relatif akurat. Keunikan utama sistem ini terletak pada integrasi nilai MAPE (Mean Absolute Percentage Error) dan RMSE (Root Mean Squared Error), yang secara dinamis diperbarui setiap kali prediksi dibuat namun didapatkan hasil rata-rata dari MAPE yaitu 1.38% dan RMSE yaitu 4.38. Hal ini yang memungkinkan sistem untuk secara adaptif mengukur dan memperbaiki kinerja model serta memberikan pengetahuan harga yang akurat sesuai dengan perubahan kondisi pasar. Meskipun hasil yang diperoleh memberikan keyakinan terhadap kemampuan Random Forest, perlu diingat bahwa prediksi selalu melibatkan tingkat ketidakpastian. Oleh karena itu, evaluasi terus-menerus dan penyesuaian terhadap perubahan pasar adalah kunci untuk menjaga keakuratan model. Keseluruhan, sistem ini telah memberikan kontribusi positif dalam memahami dan merespons dinamika pasar cryptocurrency Binance, namun tantangan selanjutnya melibatkan peningkatan adaptasi terhadap variabilitas pasar yang semakin kompleks.

REFERENCES

- [1] A. Jumjumi and T. Triase, "Rancang dan Bangun Aplikasi Helpdesk Support System berbasis website pada CV. Gyar Indonesia," J. Ilm. Betrik (Besemah Teknol. Inf. dan Komputer), vol. 14, no. 01, pp. 195–204, 2023, doi: 10.36050/betrik.v14i01%20APRIL.26.
- [2] B. A. Romadhoni, "Meredupnya Media Cetak, Dampak Kemajuan Teknologi Informasi," An-Nida J. Komun. Islam, vol. 10, no. 1, pp. 13–20, Jul. 2019, doi: 10.34001/an.v10i1.741.
- [3] A. H. Al-Nefaie and T. H. H. Aldhyani, "Bitcoin Price Forecasting and Trading: Data Analytics Approaches," Electronics, vol. 11, no. 24, pp. 1–18, Dec. 2022, doi: 10.3390/electronics11244088.
- [4] M. Faghih Mohammadi Jalali and H. Heidari, "Predicting changes in Bitcoin price using grey system theory," Financ. Innov., vol. 6, no. 1, pp. 1–12, Dec. 2020, doi: 10.1186/s40854-020-0174-9.
- [5] R. Sholeh and K. Huda, "Pengaruh Kemajuan Teknologi Terhadap Volume Pejualan Ritel Di Kota Mojokerto," J. OPTIMA, vol. 3, no. 1, pp. 80–90, Apr. 2019, doi: 10.33366/optima.v3i1.1253.
- [6] D. Aggarwal, S. Chandrasekaran, and B. Annamalai, "A complete empirical ensemble mode decomposition and support vector machine-based approach to predict Bitcoin prices," J. Behav. Exp. Financ., vol. 27, pp. 1–12, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.jbef.2020.100335.
- [7] I. Nurhaida, M. Sobiri, and S. Jaya, "Optimasi Prediksi Cryptocurrency Menggunakan Pendekatan Deep Learning," JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics), vol. 6, no. 2, pp. 197–204, Jun. 2023, doi: 10.36085/jsai.v6i2.5288.
- [8] S. Erfanian, Y. Zhou, A. Razzaq, A. Abbas, A. A. Safeer, and T. Li, "Predicting Bitcoin (BTC) Price in the Context of Economic Theories: A Machine Learning Approach," Entropy, vol. 24, no. 10, pp. 1–29, Oct. 2022, doi: 10.3390/e24101487.
- [9] H.-M. Kim, G.-W. Bock, and G. Lee, "Predicting Ethereum prices with machine learning based on Blockchain information," Expert Syst. Appl., vol. 184, pp. 1–8, Dec. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115480.
- [10] B. Agarwal, P. Harjule, L. Chouhan, U. Saraswat, H. Airan, and P. Agarwal, "Prediction of dogecoin price using deep learning and social media trends," EAI Endorsed Trans. Ind. Networks Intell. Syst., vol. 8, no. 29, pp. 1–12, Nov. 2021, doi: 10.4108/eai.29-9-2021.171188.
- [11] V. Derbentsev, V. Babenko, K. Khrustalev, H. Obruch, and S. Khrustalova, "Comparative Performance of Machine Learning Ensemble Algorithms for Forecasting Cryptocurrency Prices," Int. J. Eng., vol. 34, no. 01, pp. 140–148, 2021, doi: 10.5829/ije.2021.34.01a.16.
- [12] S. Tanwar, N. P. Patel, S. N. Patel, J. R. Patel, G. Sharma, and I. E. Davidson, "Deep Learning-Based Cryptocurrency Price Prediction Scheme With Inter-Dependent Relations," IEEE Access, vol. 9, pp. 138633–138646, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3117848.
- [13] A. AKGÜL, E. E. ŞAHİN, and F. Y. ŞENOL, "Blockchain-based Cryptocurrency Price Prediction with Chaos Theory, Onchain Analysis, Sentiment Analysis and Fundamental-Technical Analysis," Chaos Theory Appl., vol. 4, no. 3, pp. 157–168, Nov. 2022, doi: 10.51537/chaos.1199241.
- [14] F. Ferdiansyah, S. H. Othman, R. Z. Md Radzi, D. Stiawan, and T. Sutikno, "Hybrid gated recurrent unit bidirectional-long short-term memory model to improve cryptocurrency prediction accuracy," IAES Int. J. Artif. Intell., vol. 12, no. 1, p. 251, Mar. 2023, doi: 10.11591/ijai.v12.i1.pp251-261.
- [15] D. Adi Nugroho and R. Setiawan, "Factors For Changes in Trading Volume, Changes in Market Capitalization, and Changes in Circulating Supply to Binance (BNB) Returns," J. Ekon., vol. 12, no. 02, pp. 1056–1065, 2023, [Online]. Available: <http://ejournal.seaninstitute.or.id/index.php/Ekonomi>
- [16] S. Saadah and H. Salsabila, "Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Random Forest (Studi Kasus: Data Acak Pada Awal Masa Pandemi Covid-19)," J. Komput. Terap., vol. 7, no. 1, pp. 24–32, Jun. 2021, doi: 10.35143/jkt.v7i1.4618.
- [17] M. A. Ammer and T. H. H. Aldhyani, "Deep Learning Algorithm to Predict Cryptocurrency Fluctuation Prices: Increasing Investment Awareness," Electronics, vol. 11, no. 15, pp. 1–22, Jul. 2022, doi: 10.3390/electronics11152349.



- [18] M. S. Islam, E. Hossain, A. Rahman, M. S. Hossain, and K. Andersson, "A Review on Recent Advancements in FOREX Currency Prediction," *Algorithms*, vol. 13, no. 8, pp. 1–23, Jul. 2020, doi: 10.3390/a13080186.
- [19] Z. Ye, Y. Wu, H. Chen, Y. Pan, and Q. Jiang, "A Stacking Ensemble Deep Learning Model for Bitcoin Price Prediction Using Twitter Comments on Bitcoin," *Mathematics*, vol. 10, no. 8, pp. 1–21, Apr. 2022, doi: 10.3390/math10081307.
- [20] M. A. Maliki, I. Cholissodin, and N. Yudistira, "Prediksi Pergerakan Harga Cryptocurrency Bitcoin terhadap Mata Uang Rupiah menggunakan Algoritme LSTM," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 7, pp. 3259–3268, 2022, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/11326>
- [21] D. V. Firsov, S. N. Silvestrov, N. V. Kuznetsov, E. V. Zolotarev, and S. A. Pobyvaev, "Using PPO Models to Predict the Value of the BNB Cryptocurrency," *Emerg. Sci. J.*, vol. 7, no. 4, pp. 1206–1214, Jul. 2023, doi: 10.28991/ESJ-2023-07-04-012.
- [22] Moch Farryz Rizkillah and Sri Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 25–31, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3630.
- [23] A. A. Ashara, A. Muttaqin Mustari, and M. Idris, "Implementation Of Government Organizational Communications At The Regional Development Planning, Research And Development Agency In Improving The Performance Of State Civil Apparatus In South Sulawesi Province," *Respon J. Ilm. Mhs. Ilmu Komun.*, vol. 3, no. 2, pp. 177–187, 2022, doi: 10.33096/respon.v3i2.117.
- [24] M. Farryz Rizkillah and S. Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 25–31, Feb. 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3630.
- [25] K. Kasliono, N. Candraningrum, and K. Sari, "Pemodelan Prediksi Harga Ethereum (Atribut: Open, High dan Low) dengan Algoritma Extreme Learning Machine," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, Jun. 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3567.
- [26] M. N. Pangestu, M. Jajuli, and U. Enri, "Prediksi Harga Kartu Grafis NVIDIA Berdasarkan Pengaruh Harga Cryptocurrency Menggunakan Support Vector Regression," *J. Ilm. Wahana Pendidik.*, vol. 8, no. 17, pp. 280–287, 2022, doi: <https://doi.org/10.5281/zenodo.7076540>.
- [27] M. K. Anam and D. A. Jakaria, "Sistem Prediksi Harga Kripto Dengan Metode Regresi," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 467–479, 2023, doi: <https://doi.org/10.35957/jatisi.v10i2.4787>.
- [28] M. F. Arfa, M. R. Alfathan, H. B. Lumbantobing, and R. Rahmadenni, "Prediksi Harga Cryptocurrency Dengan Metode Linier Regresi," *SENTIMAS Semin. Nas. Penelit. dan Pengabd. Masy.*, vol. 1, no. 1, pp. 8–15, 2023, [Online]. Available: <https://journal.irpi.or.id/index.php/sentimas/article/view/609>
- [29] A. H. A. Othman, S. Kassim, R. Bin Rosman, and N. H. B. Redzuan, "Prediction accuracy improvement for Bitcoin market prices based on symmetric volatility information using artificial neural network approach," *J. Revenue Pricing Manag.*, vol. 19, no. 5, pp. 314–330, Oct. 2020, doi: 10.1057/s41272-020-00229-3.
- [30] N. Fajriati and B. Prasetyo, "Optimasi Algoritma Naïve Bayes Dengan Diskritisasi K-Means Pada Diagnosis Penyakit Jantung," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 3, pp. 503–512, 2023, doi: 10.25126/jtiik.2023106510.
- [31] A. Yunizar, T. Rismawan, and D. M. Midyanti, "Penerapan Metode Recurrent Neural Network Model Gated Recurrent Unit Untuk Rediksi Harga Cryptocurrency," *Coding J. Komput. dan ...*, vol. 11, no. 1, pp. 32–41, 2023, doi: <http://dx.doi.org/10.26418/coding.v11i1.58073>.
- [32] P. A. Raharja, "Prediksi Harga Ethereum Menggunakan Metode Vector Autoregressive," *J. Informatics, Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, vol. 3, no. 2, pp. 71–79, 2021, doi: <https://doi.org/10.20895/inista.v3i2.285>.
- [33] R. Faizal, B. D. Setiawan, and I. Cholisoddin, "Prediksi Nilai Cryptocurrency Bitcoin menggunakan Algoritme Extreme Learning Machine (ELM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 5, pp. 4226–4233, 2019, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/5170>
- [34] I. Indriyanti, N. Ichsan, H. Fatah, T. Wahyuni, and E. Ermawati, "Implementasi Orange Data Mining Untuk Prediksi Harga Bitcoin," *J. Responsif Ris. Sains dan Inform.*, vol. 4, no. 2, pp. 118–125, Aug. 2022, doi: 10.51977/jti.v4i2.762.
- [35] P. K. Arieska and N. Herdiani, "Pemilihan Teknik Sampling Berdasarkan Perhitungan Efisiensi Relatif," *J. Stat. Univ. Muhammadiyah Semarang*, vol. 6, no. 2, pp. 166–171, 2018, doi: 10.26714/jsunimus.6.2.2018.%25p.
- [36] D. Denisko and M. M. Hoffman, "Classification and interaction in random forests," *J. Int. PNAS*, pp. 10–12, 2018, doi: 10.1073/pnas.1800256115.