

# Prediksi Harga Cryptocurrency Bitcoin (BTC) Dengan Informasi Blockchain Menggunakan Algoritma Machine Learning

*Samsudin<sup>1</sup>*

*Sistem Informasi, Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara  
Jl. Lapangan Golf Durian Jangak, Medan, Indonesia  
samsudin@uinsu.ac.id<sup>1</sup>*

## Abstract

This study aims to develop a Bitcoin price prediction model using the Random Forest algorithm by utilizing historical data such as opening price, highest price, lowest price, trading volume, and percentage change. The research method employed is Research and Development (R&D), with data collection conducted through observation and literature review. The model was evaluated using R-squared ( $R^2$ ) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) metrics to measure prediction accuracy. The results indicate that the Random Forest algorithm is capable of predicting Bitcoin prices with high accuracy, achieving an  $R^2$  value close to 1 and a low MAPE. The prediction system is also equipped with interactive visualizations to help users understand the prediction results. The findings suggest that this model can serve as a reliable prediction tool. Future development is recommended to integrate other machine learning algorithms and enrich the data with external factors such as market sentiment to further improve prediction accuracy.

**Keywords :** bitcoin, cryptocurrency, machine learning, price prediction, random forest

## Abstrak

Penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi harga Bitcoin menggunakan algoritma Random Forest dengan memanfaatkan data historis seperti harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, volume perdagangan, dan perubahan persentase. Metode penelitian yang digunakan adalah Research and Development (R&D) dengan tahapan pengumpulan data melalui observasi dan studi pustaka. Model dievaluasi menggunakan metrik R-squared ( $R^2$ ) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk mengukur akurasi prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu memprediksi harga Bitcoin dengan akurasi tinggi, dengan nilai  $R^2$  mendekati 1 dan MAPE yang rendah. Sistem prediksi ini juga dilengkapi visualisasi interaktif yang memudahkan pengguna dalam memahami hasil prediksi. Temuan penelitian menunjukkan bahwa model ini dapat digunakan sebagai alat prediksi yang handal. Pengembangan lebih lanjut disarankan untuk mengintegrasikan algoritma machine learning lain dan memperkaya data dengan faktor eksternal seperti sentimen pasar guna meningkatkan akurasi prediksi.

**Kata kunci :** bitcoin, cryptocurrency, machine learning, prediksi harga, random forest

## 1. Pendahuluan

Kemajuan teknologi informasi yang pesat, khususnya di bidang *blockchain* dan *machine learning*, telah membuka peluang besar dalam berbagai sektor, termasuk sektor keuangan dan investasi [1], [2]. Salah satu aplikasi teknologi yang paling menonjol adalah dalam pasar *cryptocurrency*, yang telah mengalami pertumbuhan luar biasa dalam dekade terakhir [3]. Pertumbuhan ini tidak hanya mencerminkan adopsi yang semakin luas dari mata uang digital, tetapi juga menunjukkan bagaimana teknologi *blockchain* dapat merevolusi cara transaksi keuangan dilakukan, dengan memberikan keamanan, transparansi, dan efisiensi yang lebih tinggi [4]–[6].

Bitcoin (BTC) adalah mata uang digital yang paling terkenal dan banyak digunakan di seluruh dunia [7]–[9]. Diperkenalkan pada tahun 2009 oleh seseorang atau sekelompok orang dengan nama samaran Satoshi Nakamoto, Bitcoin menjadi *cryptocurrency* pertama yang memanfaatkan teknologi *blockchain* sebagai basis operasionalnya [1], [4], [10]. Teknologi ini memungkinkan transaksi yang aman, transparan, dan terdesentralisasi tanpa memerlukan perantara seperti bank atau lembaga keuangan tradisional. Popularitas

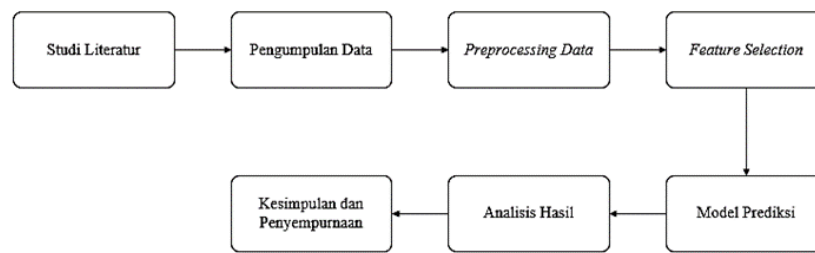
Bitcoin terus meningkat seiring dengan adopsi yang meluas oleh individu, perusahaan, dan bahkan beberapa negara sebagai alat pembayaran dan aset investasi [11]. Selain itu, Bitcoin sering dianggap sebagai “emas digital” karena kemampuannya untuk menyimpan nilai dan memberikan alternatif investasi di tengah ketidakpastian ekonomi global. Kombinasi dari keamanan, transparansi, dan potensi keuntungan yang tinggi membuat Bitcoin menjadi mata uang digital yang dominan di pasar *cryptocurrency* [12], [13]. Teknologi *blockchain*, *machine learning*, dan *framework Streamlit* adalah tiga komponen utama yang memiliki potensi besar dalam mengubah lanskap analisis data dan pengembangan aplikasi digital [7], [14], [15]. *Blockchain*, sebagai teknologi di balik mata uang kripto seperti Bitcoin, menawarkan mekanisme pencatatan yang aman, transparan, dan tidak dapat diubah, menjadikannya sangat berguna dalam berbagai aplikasi yang memerlukan kepercayaan dan verifikasi data [7]. Di sisi lain, *machine learning* memungkinkan analisis data yang lebih canggih dengan memanfaatkan algoritma yang mampu mempelajari pola dari data historis untuk membuat prediksi yang akurat [14]. Penggabungan *blockchain* dengan *machine learning* dapat menciptakan model prediksi yang lebih handal, misalnya dalam memprediksi harga Bitcoin berdasarkan data transaksi *blockchain*. Untuk mendukung pengembangan dan visualisasi model prediksi ini, *framework Streamlit* hadir sebagai alat yang powerful. *Streamlit* mempermudah pembuatan aplikasi web interaktif dan intuitif, yang memungkinkan pengguna untuk berinteraksi langsung dengan model *machine learning* dan melihat hasil analisis secara *real-time* [15].

Penelitian Erfanian Sahar, Zhou Yewang, dan Razzaq Amar dkk. (2022) menganalisis efektivitas model *machine learning* dalam memprediksi harga Bitcoin (BTC) menggunakan indikator ekonomi dan teknis. Hasilnya menunjukkan *Support Vector Regression* (SVR) mengungguli model lain seperti *Ordinary Least Squares* (OLS), *ensemble methods*, dan *Multi-Layer Perceptron* (MLP), di mana MLP memiliki akurasi terendah. Indikator teknis efektif untuk prediksi jangka pendek, sedangkan indikator makroekonomi dan *blockchain* kurang andal. Penelitian ini merekomendasikan kombinasi indikator teknis, mikroekonomi, makroekonomi, dan *blockchain* untuk prediksi lebih akurat serta menyoroti pentingnya riset lebih lanjut pada pemilihan fitur. [7]. Penelitian Abdullah dan Theyazn H (2022) mengembangkan model prediksi harga Bitcoin menggunakan data dari 1 Januari 2021 hingga 16 Juni 2022. Hasilnya menunjukkan model *Multi-Layer Perceptron* (MLP) mencapai efisiensi regresi tinggi, dengan nilai R sebesar 99,15% saat pelatihan dan 98,90% saat pengujian. Temuan ini menyoroti potensi MLP untuk membantu investor menentukan waktu ideal dalam membeli atau menjual Bitcoin, serta berkontribusi pada stabilitas pasar *cryptocurrency* [12]. Penelitian Zheshi Chen, Chunhong Li, dan Wenjun Sun (2020) menunjukkan bahwa penggunaan fitur dimensi lebih tinggi dapat meningkatkan akurasi prediksi harga harian Bitcoin. Metode statistik sederhana lebih efektif untuk prediksi harian, sementara model yang lebih kompleks dibutuhkan untuk prediksi frekuensi tinggi. Penelitian ini bertujuan mengeksplorasi dimensi sampel dan mengevaluasi berbagai teknik *machine learning* dalam prediksi harga Bitcoin berdasarkan data dengan frekuensi dan skala yang berbeda [5]. Perbedaan utama dalam penelitian ini adalah pembangunan sistem *machine learning* untuk memprediksi harga Bitcoin berdasarkan informasi *blockchain*. Pemilihan algoritma ini didasarkan pada kompleksitas faktor yang mempengaruhi harga aset kripto, termasuk Bitcoin, seperti sentimen pasar, berita terkini, kebijakan regulator, dan faktor lainnya yang sulit diprediksi secara akurat hanya dengan model *machine learning* sederhana.

## 2. Metodologi

### 2.1 Metode Pengembangan Sistem

Pendekatan yang diterapkan dalam penelitian ini adalah metode penelitian dan pengembangan (R&D). Metode R&D digunakan untuk memperluas dan meningkatkan pengetahuan serta teknologi melalui proses penelitian dan pengembangan yang terstruktur. Pendekatan ini dapat diterapkan di berbagai bidang, seperti teknologi, ilmu pengetahuan, dan bisnis, termasuk dalam prediksi harga *cryptocurrency* Bitcoin. [16], [17]. Ada 7 tahap dalam penelitian dan pengembangan (*research and development*), sebagaimana yang ditunjukkan dalam gambar 1 sebagai berikut:



Gambar 1 Tahapan Metode R&D

a. Studi Literatur

Studi literatur ini melibatkan pencarian penelitian terbaru mengenai prediksi harga *cryptocurrency* Bitcoin menggunakan model *machine learning*. Peneliti mengevaluasi kerangka kerja yang diterapkan, kinerja model, dan mengidentifikasi kekurangan dalam pengetahuan yang dapat diatasi melalui penelitian ini. Temuan dari studi literatur memberikan landasan pengetahuan yang solid bagi peneliti untuk mengembangkan metode prediksi yang inovatif dan relevan dalam mengatasi tantangan prediksi harga *cryptocurrency* Bitcoin.

b. Pengumpulan Data

Peneliti akan mengumpulkan data historis harga *cryptocurrency* Bitcoin, volume perdagangan, dan data lainnya yang relevan dari platform Investing.com. Data ini akan menjadi dasar untuk mengembangkan dan melatih model prediksi.

c. Preprocessing Data

Pada tahap ini, peneliti akan melakukan pembersihan terhadap data yang hilang atau tidak valid, menangani *outlier*, serta menerapkan normalisasi atau standarisasi untuk memastikan data siap digunakan dalam model. Proses preprocessing ini krusial untuk menjaga kualitas data yang tinggi dan menghindari bias dalam analisis. Data yang digunakan diperoleh dari platform Investing.com, dan mencakup kolom-kolom seperti Tanggal (*Date*), Harga (*Price*), Pembukaan (*Open*), Tertinggi (*High*), Terendah (*Low*), Volume, dan Persentase Perubahan (*Change*). Kolom-kolom ini mencatat informasi tentang harga dan volume perdagangan Bitcoin, serta perubahan persentase harga harian [16], [18], [19].

d. Feature Selection

Tahap ini adalah langkah krusial karena melibatkan pemilihan fitur-fitur (atribut) yang paling relevan dan berdampak dalam memprediksi harga *cryptocurrency* Bitcoin dengan menggunakan model *Machine Learning*. Tujuan dari tahap ini adalah untuk mengurangi dimensi data, meningkatkan efisiensi dalam pemodelan, dan mencegah terjadinya *overfitting* [4], [20].

e. Model Prediksi

Langkah utama dalam proses ini adalah mengembangkan algoritma atau model yang dapat digunakan untuk memprediksi harga *cryptocurrency* Bitcoin dengan menggunakan *Machine Learning*. Model prediksi ini dibangun berdasarkan data pelatihan yang telah diproses serta fitur-fitur yang telah dipilih sebelumnya [21], [22].

f. Analisis Hasil

Tahap kritis yang melibatkan evaluasi dan interpretasi dari hasil prediksi yang telah diperoleh menggunakan model yang dikembangkan [18]–[20]. Pada tahap ini, peneliti menganalisis hasil prediksi harga *cryptocurrency* Bitcoin yang dihasilkan oleh model *machine learning* dan melakukan pemahaman tentang seberapa baik model tersebut dapat memprediksi harga *cryptocurrency* Bitcoin.

g. Kesimpulan dan Penyempurnaan

Tahap ini merangkum temuan dan hasil penelitian terkait prediksi harga Bitcoin menggunakan model *machine learning*. Peneliti menganalisis performa model untuk menilai keberhasilannya dalam memprediksi harga. Jika model bekerja dengan baik, disimpulkan bahwa metode ini efektif dan memberikan wawasan tentang faktor-faktor yang mempengaruhi harga. Namun, jika ada keterbatasan, peneliti menyarankan perbaikan seperti pengoptimalan parameter, penambahan fitur, atau penggunaan algoritma lain yang lebih tepat. [23].

## **2.2 Teknik Pengumpulan Data**

### **a. Observasi**

Pengumpulan data melalui pengamatan maupun pencatatan secara langsung pada objek penelitian. Pada tahapan ini peneliti mencatat hal-hal yang berkaitan dengan data historis *cryptocurrency* Bitcoin.

### **b. Studi Pustaka**

Untuk mencari teori/konsep yang dapat digunakan sebagai landasan teori/kerangka dalam penelitian, untuk mencari metodologi yang sesuai dan membandingkan antara teori yang ada dengan fakta yang ada di lapangan.

## **2.3 Analisis Sistem**

Pada tahap ini dilakukan analisa terhadap objek penelitian. Kegiatan yang dilakukan adalah:

- a. Melakukan identifikasi masalah yang terdapat pada obyek penelitian.
- b. Mengidentifikasi kebutuhan informasi.
- c. Memberikan solusi alternatif dari sistem yang diusulkan. Pada bagian ini berisi semua kebutuhan baik perangkat lunak, perangkat keras, serta sumber daya manusia.
- d. Pemilihan / kelayakan sistem. Yaitu memilih satu dari sekian solusi alternatif sistem yang ditawarkan.
- e. Pemodelan Objek. Pada bagian ini sistem akan dimodelkan menjadi objek dan kelas-kelas yang saling berhubungan.

## **2.4 Perancangan Sistem**

Pada tahapan ini dilakukan penyusunan rancangan sistem baru serta menjelaskannya secara tertulis, kegiatan yang dilakukan adalah:

- a. Menyusun diagram yang memiliki fungsi untuk membuat model, keluaran, proses, maupun transaksi dalam simbol-simbol tertentu.
- b. Pemrosesan Data yang nilai Null (*Pre-Processing Data*).
- c. Perancangan kelas antarmuka (*Interface*) Tampilan.

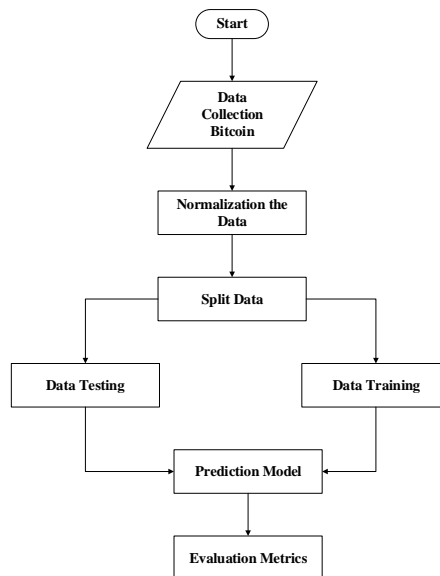
## **2.5 Implementasi Sistem**

Pada tahapan ini dilakukan penulisan kode program yaitu tahap menerjemahkan perancangan yang sudah dilakukan sebelumnya dari perancangan sistem, database dan antar muka di implementasikan ke bentuk perintah-perintah yang dapat dipahami oleh komputer melalui Python dan *Framework Streamlit*.

## **3. Hasil dan Pembahasan**

### **3.1 Tahapan Algoritma**

Tahapan algoritma yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan beberapa langkah penting, dimulai dari pengumpulan data historis harga Bitcoin, kemudian dilanjutkan dengan *pra-pemrosesan* data untuk menghilangkan noise dan memastikan kualitas data yang optimal [12]. Setelah itu, data yang telah diproses akan digunakan untuk melatih model prediksi menggunakan algoritma yang sesuai. Model yang telah dilatih kemudian akan dievaluasi untuk mengukur tingkat akurasi prediksi, dan jika hasilnya memuaskan, model ini akan diimplementasikan ke dalam sistem prediksi harga Bitcoin secara otomatis. Selanjutnya, sistem ini akan menghasilkan perkiraan harga Bitcoin di masa depan berdasarkan input tanggal, yang juga akan dikonversi secara otomatis ke dalam Rupiah, memberikan nilai yang lebih praktis dan dapat langsung digunakan oleh para pelaku pasar. Berikut Gambar 2 *flowchart* tahapan algoritma yang digunakan.



Gambar 2 Flowchart Tahapan Algoritma

### 3.2 Sampling Data Set

Tabel 1 di bawah ini menampilkan cuplikan dari dataset yang digunakan dalam penelitian ini, dengan beberapa sampel data yang mencakup fitur-fitur utama: *Date*, *Price*, *Open*, *High*, *Low*, *Vol*, dan *Change*. Fitur *Date* menunjukkan tanggal transaksi, sementara *Price* merepresentasikan harga penutupan Bitcoin pada akhir hari tersebut. Kolom *Open* mencatat harga pembukaan, dengan *High* dan *Low* masing-masing menunjukkan harga tertinggi dan terendah yang dicapai sepanjang hari. Fitur *Vol* mengindikasikan volume perdagangan Bitcoin, dan *Change* mencerminkan perubahan harga dari hari sebelumnya. Data ini merupakan dasar penting untuk analisis prediksi harga dalam penelitian ini. Berikut Tabel 1 Sampling Data Set.

Tabel 1. Sampling Data Set  
(Sumber: Investing.com)

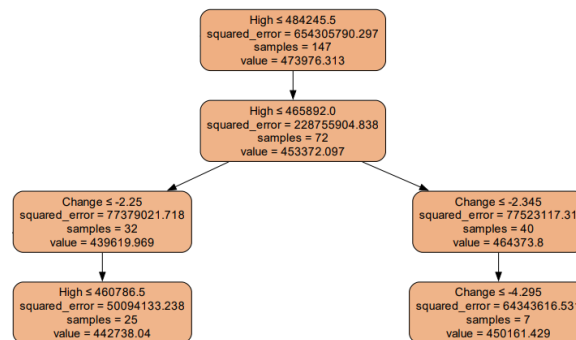
No	Date	Price	Open	High	Low	Vol	Change
1.	01/08/2024	\$65,372.9	\$64,625.7	\$65,587.9	\$62,303.9	84.20K	1.16%
2.	31/07/2024	\$64,626.0	\$66,185.4	\$66,825.6	\$64,538.3	51.52K	-2.36%
3.	30/07/2024	\$66,184.9	\$66,796.1	\$66,998.3	\$65,328.7	54.43K	-0.92%
4.	29/07/2024	\$66,798.7	\$68,256.3	\$70,000.2	\$66,544.5	85.67K	-2.14%
5.	01/08/2024	\$65,372.9	\$64,625.7	\$65,587.9	\$62,303.9	84.20K	1.16%
...	...	...	...	...	...	...	...
1670.	06/01/2020	\$7,759.1	\$7,372.6	\$7,783.1	\$7,366.7	786.75K	5.24%
1671.	05/01/2020	\$7,372.5	\$7,376.8	\$7,501.0	\$7,345.6	628.14K	-0.06%
1672.	04/01/2020	\$7,376.8	\$7,345.1	\$7,433.1	\$7,291.4	523.91K	0.46%
1673.	03/01/2020	\$7,343.1	\$6,967.1	\$7,402.9	\$6,884.1	936.29K	5.40%
1674.	02/01/2020	\$6,967.0	\$7,199.7	\$7,209.6	\$6,901.4	632.78K	-3.23%
1675.	01/01/2020	\$7,199.8	\$7,196.4	\$7,259.4	\$7,180.0	420.28K	0.05%

Jumlah data diambil adalah sebanyak 1675 data sampel Bitcoin, yang nantinya akan digunakan untuk analisis lebih lanjut. Data ini dipilih dengan hati-hati untuk memastikan representasi yang akurat dari tren

dan pola dalam pasar Bitcoin, serta untuk mendapatkan wawasan yang mendalam mengenai pergerakan harga dan volatilitas aset digital ini.

### 3.3 Algoritma Random Forest

Penelitian ini menggunakan algoritma *Random Forest* karena kemampuannya mengolah data kompleks dan menghasilkan prediksi akurat. Algoritma ini membangun banyak pohon keputusan (*decision trees*) dan menggabungkan hasilnya untuk meningkatkan akurasi. Keunggulannya terletak pada kemampuannya menangani data tidak seimbang, mengurangi overfitting, dan memberikan estimasi pentingnya variabel.



Gambar 3 Decision Tree Regression  
(Sumber: visualisasi Machine Learning)

Gambar *decision tree* di atas menunjukkan proses prediksi berbasis kondisi dengan tiga tingkat kedalaman. Dimulai dari node akar yang memisahkan data berdasarkan nilai "High" sebesar 484245.5, *tree* ini bercabang menjadi dua node utama. Setiap node mencantumkan kondisi pemisahan, *squared error*, jumlah sampel, dan nilai prediksi. Variabel "Change" digunakan untuk pemisahan selanjutnya, menghasilkan lima node total. Nilai prediksi bervariasi, dengan nilai terendah di *leaf node* kiri (439619.969) dan tertinggi di node akar (473976.313), memungkinkan prediksi berdasarkan input "High" dan "Change".

### 3.4 Tahapan Pre-Processing Data

Sebelum menerapkan analisis regresi pada dataset yang akan diteliti, tahap pra-pemrosesan data yang krusial adalah normalisasi. Penelitian ini mengadopsi metode normalisasi *Min-Max* sebagai teknik pilihan. Tujuan utama normalisasi *Min-Max* adalah mentransformasi nilai-nilai dalam dataset sehingga rentangnya terskala dari 0 hingga 1, di mana 0 mewakili nilai terendah dan 1 mewakili nilai tertinggi (Al-Nefae & Aldhyani, 2022). Proses ini memastikan keseragaman skala data tanpa menghilangkan informasi penting. Implementasi normalisasi *Min-Max* dilakukan melalui formula matematis yang dijabarkan dalam persamaan (1), yang akan dijelaskan lebih lanjut. Penerapan teknik ini merupakan langkah penting dalam mempersiapkan data untuk analisis yang lebih akurat dan konsisten.

$$x_{scaled} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Berikut perhitungan manual normalisasi menggunakan metode *Min-Max*, di mana setiap nilai dikonversi, sehingga nilai akhir berada dalam rentang 0 hingga 1 berdasarkan nilai minimum dan maksimum dari dataset.

a. Price

$$x_{scaled} = \frac{653729 - 503}{730663 - 503} = \frac{653226}{730160} = 0.894634$$

$$x_{scaled} = \frac{646260 - 503}{730663 - 503} = \frac{645757}{730160} = 0.884404$$

$$x_{scaled} = \frac{661849 - 503}{730663 - 503} = \frac{661346}{730160} = 0.905754$$

$$x_{scaled} = \frac{667987 - 503}{730663 - 503} = \frac{667484}{730160} = 0.914161$$

$$x_{scaled} = \frac{682563 - 503}{730663 - 503} = \frac{682060}{730160} = 0.934124$$

... ..

$$x_{scaled} = \frac{73725 - 503}{730663 - 503} = \frac{73222}{730160} = 0.100282$$

$$x_{scaled} = \frac{73768 - 503}{730663 - 503} = \frac{73265}{730160} = 0.100341$$

$$x_{scaled} = \frac{73431 - 503}{730663 - 503} = \frac{72928}{730160} = 0.099879$$

$$x_{scaled} = \frac{6967 - 503}{730663 - 503} = \frac{6464}{730160} = 0.008852$$

$$x_{scaled} = \frac{71998 - 503}{730663 - 503} = \frac{71495}{730160} = 0.097916$$

**b. Open**

$$x_{scaled} = \frac{646257 - 343}{730667 - 343} = \frac{645914}{730324} = 0.884421$$

$$x_{scaled} = \frac{661854 - 343}{730667 - 343} = \frac{661511}{730324} = 0.905777$$

$$x_{scaled} = \frac{667961 - 343}{730667 - 343} = \frac{667618}{730324} = 0.914139$$

$$x_{scaled} = \frac{682563 - 343}{730667 - 343} = \frac{682220}{730324} = 0.934133$$

$$x_{scaled} = \frac{678889 - 343}{730667 - 343} = \frac{678546}{730324} = 0.929102$$

... ..

$$x_{scaled} = \frac{73768 - 343}{730667 - 343} = \frac{73425}{730324} = 0.100537$$

$$x_{scaled} = \frac{73451 - 343}{730667 - 343} = \frac{73108}{730324} = 0.100103$$

$$x_{scaled} = \frac{69671 - 343}{730667 - 343} = \frac{69328}{730324} = 0.094927$$

$$x_{scaled} = \frac{71997 - 343}{730667 - 343} = \frac{71654}{730324} = 0.098112$$

$$x_{scaled} = \frac{71964 - 343}{730667 - 343} = \frac{71621}{730324} = 0.098067$$

**c. High**

$$x_{scaled} = \frac{655879 - 885}{737409 - 885} = \frac{654994}{736524} = 0.889304$$

$$x_{scaled} = \frac{668256 - 885}{737409 - 885} = \frac{667371}{736524} = 0.906108$$

$$x_{scaled} = \frac{669983 - 885}{737409 - 885} = \frac{669098}{736524} = 0.908453$$

$$x_{scaled} = \frac{700002 - 885}{737409 - 885} = \frac{699117}{736524} = 0.949211$$

$$x_{scaled} = \frac{682919 - 885}{737409 - 885} = \frac{682034}{736524} = 0.926017$$

... ..

$$x_{scaled} = \frac{7501 - 885}{737409 - 885} = \frac{6616}{736524} = 0.008982$$

$$x_{scaled} = \frac{74331 - 885}{737409 - 885} = \frac{73446}{736524} = 0.099719$$

$$x_{scaled} = \frac{74029 - 885}{737409 - 885} = \frac{73144}{736524} = 0.099309$$

$$x_{scaled} = \frac{72096 - 885}{737409 - 885} = \frac{71211}{736524} = 0.096685$$

$$x_{scaled} = \frac{72594 - 885}{737409 - 885} = \frac{71709}{736524} = 0.097361$$

d. Low

$$x_{scaled} = \frac{623039 - 392}{713384 - 392} = \frac{622647}{712992} = 0.873287$$

$$x_{scaled} = \frac{645383 - 392}{713384 - 392} = \frac{644991}{712992} = 0.904625$$

$$x_{scaled} = \frac{653287 - 392}{713384 - 392} = \frac{652895}{712992} = 0.915711$$

$$x_{scaled} = \frac{665445 - 392}{713384 - 392} = \frac{665053}{712992} = 0.932763$$

$$x_{scaled} = \frac{670678 - 392}{713384 - 392} = \frac{670286}{712992} = 0.940103$$

... ..

$$x_{scaled} = \frac{73456 - 392}{713384 - 392} = \frac{73064}{712992} = 0.102475$$

$$x_{scaled} = \frac{72914 - 392}{713384 - 392} = \frac{72522}{712992} = 0.101715$$

$$x_{scaled} = \frac{68841 - 392}{713384 - 392} = \frac{68449}{712992} = 0.096002$$

$$x_{scaled} = \frac{69014 - 392}{713384 - 392} = \frac{68622}{712992} = 0.096245$$

$$x_{scaled} = \frac{718 - 392}{713384 - 392} = \frac{326}{712992} = 0.000457$$

e. Vol

$$x_{scaled} = \frac{84.20 - 0.26}{999.53 - 0.26} = \frac{83.94}{999.27} = 0.084001$$



$$x_{scaled} = \frac{51.52 - 0.26}{999.53 - 0.26} = \frac{51.26}{999.27} = 0.051297$$

$$x_{scaled} = \frac{54.43 - 0.26}{999.53 - 0.26} = \frac{54.17}{999.27} = 0.054209$$

$$x_{scaled} = \frac{85.67 - 0.26}{999.53 - 0.26} = \frac{85.41}{999.27} = 0.085472$$

$$x_{scaled} = \frac{26.17 - 0.26}{999.53 - 0.26} = \frac{25.91}{999.27} = 0.025928$$

... ..

$$x_{scaled} = \frac{628.14 - 0.26}{999.53 - 0.26} = \frac{627.88}{999.27} = 0.628338$$

$$x_{scaled} = \frac{523.91 - 0.26}{999.53 - 0.26} = \frac{523.65}{999.27} = 0.524032$$

$$x_{scaled} = \frac{936.29 - 0.26}{999.53 - 0.26} = \frac{936.03}{999.27} = 0.936713$$

$$x_{scaled} = \frac{632.78 - 0.26}{999.53 - 0.26} = \frac{632.52}{999.27} = 0.632982$$

$$x_{scaled} = \frac{420.28 - 0.26}{999.53 - 0.26} = \frac{420.02}{999.27} = 0.420326$$

f. Change

$$x_{scaled} = \frac{1.16 - (-39.18)}{19.41 - (-39.18)} = \frac{40.34}{58.59} = 0.688513$$

$$x_{scaled} = \frac{(-2.36) - (-39.18)}{19.41 - (-39.18)} = \frac{36.82}{58.59} = 0.628434$$

$$x_{scaled} = \frac{(-0.92) - (-39.18)}{19.41 - (-39.18)} = \frac{38.26}{58.59} = 0.653012$$

$$x_{scaled} = \frac{(-2.14) - (-39.18)}{19.41 - (-39.18)} = \frac{37.04}{58.59} = 0.632189$$

$$x_{scaled} = \frac{0.61 - (-39.18)}{19.41 - (-39.18)} = \frac{39.79}{58.59} = 0.679126$$

... ..

$$x_{scaled} = \frac{(-0.06) - (-39.18)}{19.41 - (-39.18)} = \frac{39.12}{58.59} = 0.667690$$

$$x_{scaled} = \frac{0.46 - (-39.18)}{19.41 - (-39.18)} = \frac{39.64}{58.59} = 0.676565$$

$$x_{scaled} = \frac{5.40 - (-39.18)}{19.41 - (-39.18)} = \frac{44.58}{58.59} = 0.760880$$

$$x_{scaled} = \frac{(-3.23) - (-39.18)}{19.41 - (-39.18)} = \frac{35.95}{58.59} = 0.613585$$

$$x_{scaled} = \frac{0.05 - (-39.18)}{19.41 - (-39.18)} = \frac{39.23}{58.59} = 0.669568$$

Dalam konteks ini,  $x_{scaled}$  melambangkan data yang telah melalui proses normalisasi.  $x$  merujuk pada dataset asli sebelum dinormalisasi.  $x_{min}$  menggambarkan nilai terendah yang ditemukan dalam keseluruhan dataset, sementara  $x_{max}$  mewakili nilai tertinggi. Proses normalisasi ini menggunakan ketiga komponen tersebut untuk menghasilkan dataset yang terskala secara proporsional, mempertahankan hubungan relatif antar nilai sambil menyesuaikan rentangnya ke skala yang telah ditentukan. Transformasi ini memfasilitasi perbandingan dan analisis yang lebih akurat antar variabel dalam dataset. Berikut Tabel 2 hasil normalisasi data set.

*Tabel 2 Hasil Normalisasi Data Set*

No	Price	Open	High	Low	Vol	Change
1.	0.894634	0.884421	0.889304	0.873287	0.084001	0.688513
2.	0.884404	0.905777	0.906108	0.904625	0.051297	0.628434
3.	0.905754	0.914139	0.908453	0.915711	0.054209	0.653012
4.	0.914161	0.934133	0.949211	0.932763	0.085472	0.632189
5.	0.934124	0.929102	0.926017	0.940103	0.025928	0.679126
...	...	...	...	...	...	...
1671.	0.100282	0.100537	0.008982	0.102475	0.628338	0.667690
1672.	0.100341	0.100103	0.099719	0.101715	0.524032	0.676565
1673.	0.099879	0.094927	0.099309	0.096002	0.936713	0.760880
1674.	0.008852	0.098112	0.096685	0.096245	0.632982	0.613585
1675.	0.097916	0.098067	0.097361	0.000457	0.420326	0.669568

Tabel 2 menampilkan hasil normalisasi data menggunakan metode  $x_{scaled}$ , yang mentransformasikan dataset asli ( $x$ ) ke dalam rentang standar 0 hingga 1. Proses ini dilakukan dengan mengurangi nilai minimum ( $x_{min}$ ) dari setiap data, lalu membaginya dengan selisih antara nilai maksimum ( $x_{max}$ ) dan minimum ( $x_{min}$ ). Metode ini menghasilkan representasi data yang terskala proporsional, mempertahankan hubungan relatif antar nilai sambil menyesuaikan ke skala yang seragam. Normalisasi ini penting untuk menyamakan skala variabel-variabel yang mungkin memiliki rentang nilai berbeda, meningkatkan kinerja algoritma *machine learning*, dan memudahkan interpretasi data, karena setiap nilai ternormalisasi mencerminkan posisinya relatif terhadap keseluruhan dataset.

### 3.5 Pengujian Prediksi

Dalam rangka mengoptimalkan prediksi harga *cryptocurrency* Bitcoin, dilakukan serangkaian pengujian iteratif menggunakan algoritma *Random Forest*. Evaluasi performa model prediksi ini mengandalkan dua metrik utama: MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan  $R^2$  (Koefisien Determinasi). Kedua metrik ini dipilih karena kemampuannya dalam mengukur akurasi dan kesesuaian model prediksi secara komprehensif.

MAPE mengukur rata-rata persentase kesalahan absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual, diformulasikan sebagai:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{aktual - prediksi}{aktual} \right| * 100 \quad (2)$$

Ket : n = banyak data yang di uji.

Sementara itu,  $R^2$  mengindikasikan seberapa baik model menjelaskan variabilitas data, dengan rumus:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (aktual - prediksi)^2}{\sum_{i=1}^n (aktual - rata-rata)^2} \quad (3)$$

Ket : n = jumlah total observasi

Nilai  $R^2$  berkisar antara 0 hingga 1, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan model yang lebih baik.

### 3.5.1 Hasil Pengujian menggunakan Algoritma Random Forest

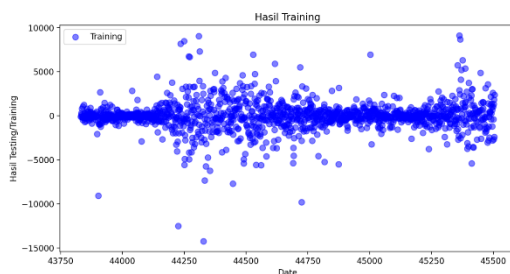
Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi efektivitas algoritma *Random Forest* dalam meramalkan hasil dengan mempertimbangkan kesalahan yang muncul selama proses prediksi. Dalam proses ini, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% digunakan untuk pelatihan model dan 20% sisanya digunakan untuk pengujian. Evaluasi ini mencakup analisis mendalam mengenai seberapa baik model dapat memprediksi data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Dalam penelitian ini, algoritma *Random Forest* digunakan untuk memprediksi hasil berdasarkan dataset yang besar dan kompleks. Karena *Random Forest* adalah metode *ensemble* yang terdiri dari ratusan hingga ribuan pohon keputusan, perhitungan manual untuk evaluasi metrik seperti *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan  $R^2$  tidak praktis dan rawan kesalahan. Untuk menghindari kesalahan komputasi dan meningkatkan efisiensi, perhitungan MAPE dan  $R^2$  dilakukan dengan perangkat lunak yang dirancang untuk menangani komputasi skala besar dan presisi tinggi. Hal ini sesuai dengan standar praktik penelitian modern dalam pembelajaran mesin, yang mengandalkan alat komputasi untuk akurasi dan kecepatan perhitungan. Hasil dari proses pelatihan dan pengujian, termasuk metrik kinerja dan kesalahan prediksi, dapat ditemukan secara rinci pada Tabel 3.

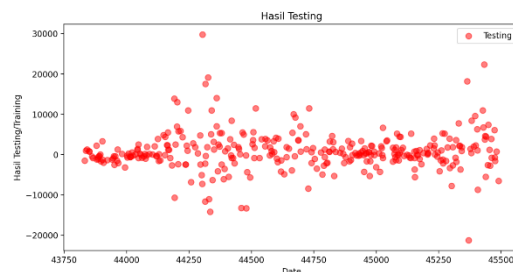
Tabel 3 Hasil *Training* dan *Testing* dengan menggunakan Algoritma *Random Forest*

No	Data Set	Size	MAPE (%)	$R^2$
1.	Training	1340	0.071483	0.999997
2.	Testing	335	0.179899	0.999952

Hasil evaluasi model *Random Forest* menunjukkan performa sangat baik. Pada data pelatihan, MAPE mencapai 0.071% dengan  $R^2$  mendekati sempurna di 0.999997, menunjukkan model memprediksi dengan akurasi tinggi dan mampu menjelaskan hampir seluruh variansi data. Pada data pengujian, meski MAPE naik sedikit ke 0.180%, kesalahan tetap rendah dengan  $R^2$  di 0.999952, menunjukkan model memberikan prediksi akurat pada data baru. Namun, kinerja model bisa bervariasi tergantung perubahan data dan kondisi operasional, sehingga penting untuk memantau performa dan melakukan penyesuaian berkala.



Gambar 5 Scatter Testing



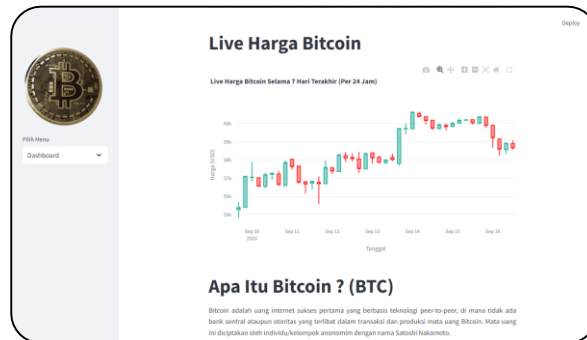
Gambar 4 Scatter Training

Pada Gambar 4, titik-titik biru menunjukkan perbedaan antara nilai aktual dan prediksi pada data pelatihan, membantu memvisualisasikan bagaimana model menyesuaikan pola dalam data. Di Gambar 5, titik-titik merah menggambarkan perbedaan antara nilai aktual dan prediksi pada data pengujian, memberikan wawasan tentang kemampuan model dalam menghasilkan prediksi akurat pada data baru. Warna biru dan merah digunakan untuk membedakan data pelatihan dan pengujian secara visual.

### 3.6 Graphical User Interface (GUI)

Dalam sistem ini, pengguna dapat memasukkan data seperti harga pembukaan, tertinggi, terendah, volume, persentase perubahan, serta tanggal prediksi untuk Bitcoin. Sistem kemudian memprediksi harga Bitcoin dalam USD yang dikonversi otomatis ke Rupiah. Selain itu, tersedia grafik perbandingan antara harga Bitcoin live dan hasil prediksi untuk membantu pengguna memahami tren dan akurasi model. Sistem dapat diakses di: <https://prediksi-bitcoin.streamlit.app/>.

### 3.6.1 Halaman Menu Dashboard



Gambar 6 Halaman Dashboard

Halaman menu dashboard menampilkan informasi terkini mengenai harga Bitcoin selama 7 hari terakhir, dengan pembaruan setiap 24 jam. Grafik interaktif yang ditampilkan memungkinkan pengguna untuk melihat perubahan harga secara harian, memberikan gambaran visual tentang tren dan fluktuasi pasar. Selain itu, halaman ini juga menyertakan penjelasan singkat mengenai Bitcoin, mencakup sejarah, kegunaan, dan faktor-faktor yang mempengaruhi nilai tukarnya, sehingga pengguna dapat memahami konteks di balik data harga yang ditampilkan.

### 3.6.2 Halaman Menu Data



Gambar 8 Halaman Menu Data



Gambar 7 Halaman Menu Data

Halaman Menu Data dirancang untuk memberi pemahaman mendalam tentang data dan metode yang digunakan dalam sistem. Pengguna dapat melihat penjelasan fitur dataset, seperti harga pembukaan, tertinggi, terendah, volume, dan lainnya, yang menjadi input bagi model prediksi. Dataset ditampilkan dalam tabel interaktif untuk transparansi, memudahkan pengguna menganalisis pola sebelum data diproses. Selain itu, terdapat penjelasan singkat mengenai algoritma *Random Forest* yang menggabungkan banyak pohon keputusan untuk meningkatkan akurasi prediksi. Metrik evaluasi seperti *R-squared* ( $R^2$ ) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) juga dijelaskan untuk menilai kinerja model dalam memprediksi harga Bitcoin.

### 3.6.3 Halaman Menu Prediksi

Gambar 9 Form Inputan Prediksi

Menu Prediksi, sebagai menu utama dalam sistem ini, dirancang untuk memudahkan pengguna dalam melakukan prediksi harga Bitcoin. Pada menu ini, pengguna akan disajikan dengan sebuah formulir input yang memungkinkan mereka memasukkan data penting seperti harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, volume perdagangan, perubahan persentase, dan tanggal prediksi. Sistem akan secara otomatis memvalidasi input yang diberikan, termasuk memastikan bahwa harga tertinggi tidak lebih kecil dari harga terendah. Jika terjadi kesalahan seperti harga tertinggi yang lebih kecil dari harga terendah, sistem akan memberikan peringatan agar pengguna dapat memperbaiki input tersebut. Setelah semua data diinput dan divalidasi, sistem akan memproses informasi tersebut untuk menghasilkan prediksi harga Bitcoin yang diinginkan. Dengan tampilan yang intuitif, menu ini memberikan kemudahan bagi pengguna untuk melakukan prediksi secara cepat dan akurat.



Gambar 10 Hasil Prediksi

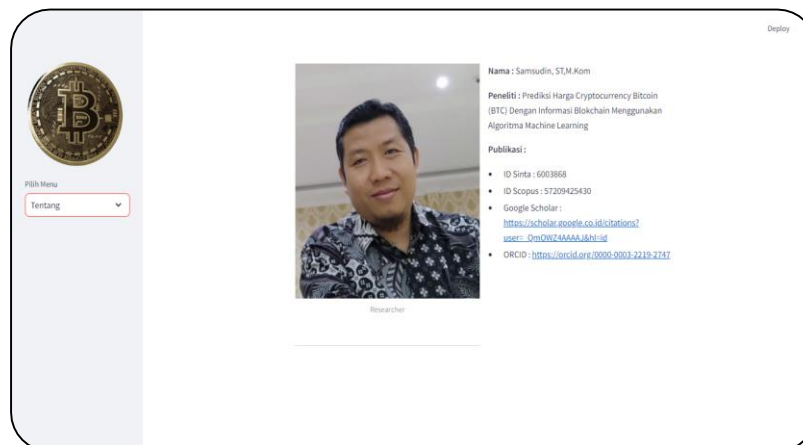
Hasil prediksi menampilkan harga Bitcoin yang diperkirakan dan dikonversi ke dalam Rupiah. Halaman ini juga menyajikan harga Bitcoin saat ini (hari prediksi) yang diambil secara langsung dari *API CoinGecko*, memastikan informasi yang terkini dan akurat. Untuk mempermudah pemahaman, sebuah grafik interaktif disediakan untuk membandingkan harga Bitcoin live dengan hasil prediksi. Dalam grafik tersebut, harga Bitcoin live ditandai dengan marker biru, sedangkan hasil prediksi ditandai dengan marker merah, lengkap dengan label harga prediksi di atasnya. Grafik ini memungkinkan pengguna untuk melihat dengan jelas perbedaan antara harga saat ini dan prediksi yang dihasilkan oleh sistem.



Gambar 11 Hasil Metrik Evaluasi

Hasil *Metric Evaluasi* menampilkan dua metrik utama untuk menilai akurasi model prediksi, yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *R-squared* ( $R^2$ ). MAPE mengukur rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase, memberikan indikasi seberapa besar kesalahan prediksi relatif terhadap nilai aktual. Sementara itu,  $R^2$  menunjukkan seberapa baik model dapat menjelaskan variasi dalam data yang sebenarnya, dengan nilai yang berkisar antara 0 hingga 1. Nilai-nilai dari kedua metrik ini divisualisasikan dalam bentuk diagram, yang memudahkan pengguna untuk melihat variasi kinerja model berdasarkan prediksi yang dilakukan. Diagram ini memberikan gambaran yang jelas mengenai efektivitas model dalam menghasilkan prediksi yang akurat dan sejauh mana model dapat menjelaskan data aktual

### 3.6.4 Halaman Menu Tentang Peneliti



Gambar 12 Halaman Menu Tentang

Halaman "Tentang Peneliti" menyajikan informasi mendetail mengenai profil peneliti yang terlibat dalam penelitian ini. Halaman ini menampilkan nama lengkap peneliti, serta judul penelitian yang sedang dilakukan. Selain itu, informasi mengenai publikasi peneliti juga disertakan, mencakup karya-karya ilmiah yang telah diterbitkan di jurnal atau konferensi terkemuka. Untuk memberikan kredibilitas dan memungkinkan pengguna melacak publikasi lebih lanjut, halaman ini mencantumkan ID Sinta, ID Scopus, Google Scholar, dan ORCID peneliti. Dengan informasi ini, pengguna dapat memahami latar belakang akademis peneliti dan mengeksplorasi kontribusi ilmiah yang relevan dalam konteks penelitian yang dilakukan.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mencapai tujuan utama, yaitu mengembangkan model prediksi harga Bitcoin menggunakan algoritma *Random Forest*. Model tersebut mampu memprediksi harga Bitcoin secara efektif dengan menggunakan variabel seperti harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, volume perdagangan, dan perubahan persentase. Evaluasi model melalui metrik *R-squared* ( $R^2$ ) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) menunjukkan akurasi yang tinggi, dengan kesalahan prediksi yang relatif kecil, sesuai dengan harapan yang dinyatakan dalam tujuan penelitian. Sistem prediksi yang dikembangkan juga menyediakan transparansi dalam metode dan data yang digunakan, serta dilengkapi dengan visualisasi interaktif yang memudahkan pengguna dalam memahami hasil prediksi. Temuan ini menunjukkan bahwa model dan sistem yang dibangun dapat berfungsi sebagai alat yang handal dalam memprediksi harga Bitcoin dan memberikan wawasan kepada pengguna terkait tren harga harian. Ke depan, penelitian ini dapat diperluas dengan mengintegrasikan algoritma *machine learning* lain dan memperkaya data dengan faktor eksternal untuk meningkatkan akurasi dan kualitas prediksi.

#### Daftar Pustaka

- [1] J. Asbullah and S. Samsudin, "Prediksi Harga Cryptocurrency Binance Berdasarkan Informasi Blockchain dengan Menggunakan Algoritma Random Forest," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 1, pp. 260–271, Jan. 2024, doi: 10.30865/mib.v8i1.7100.
- [2] W. Wasriyono, D. Apriliasari, and B. A. P. Seno, "Inovasi Pemanfaatan Blockchain dalam Meningkatkan Keamanan Kekayaan Intelektual Pendidikan," *J. MENTARI Manajemen, Pendidik. dan Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 68–76, Sep. 2022, doi: 10.33050/mentari.v1i1.142.
- [3] A. Afrizal and M. Marliyah, "Analisis Terhadap Cryptocurrency (Perspektif Mata Uang, Hukum, Ekonomi Dan Syariah)," *J. Ekon. Manaj. dan Bisnis*, vol. 22, no. 2, pp. 13–41, Nov. 2021, doi: 10.29103/e-mabis.v22i2.689.
- [4] S. Saadah and H. Salsabila, "Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Random (Studi Kasus: Data Acak Pada Awal Masa Pandemic Covid-19)," *J. Komput. Terap.*, vol. 7, no. 1, pp. 24–32, Jun. 2021, doi: 10.35143/jkt.v7i1.4618.
- [5] Z. Chen, C. Li, and W. Sun, "Bitcoin price prediction using machine learning: An approach to sample dimension engineering," *J. Comput. Appl. Math.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–13, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.cam.2019.112395.
- [6] A. Z. Ausop and E. S. N. Aulia, "Teknologi Cryptocurrency Bitcoin untuk Investasi dan Transaksi Bisnis Menurut Syariat Islam," *J. Sosioteknologi*, vol. 17, no. 1, pp. 74–92, Apr. 2018, doi: 10.5614/sostek.itbj.2018.17.1.8.
- [7] 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," *J. Entropy*, vol. 24, no. 10, pp. 1–29, Oct. 2022, doi: 10.3390/e24101487.
- [8] T. Zaghdoudi, K. Tissaoui, M. H. Maâloul, Y. Bahou, and N. Kammoun, "Can Economic, Geopolitical and Energy Uncertainty Indices Predict Bitcoin Energy Consumption? New Evidence from a Machine Learning Approach," *J. Energies*, vol. 17, no. 13, pp. 1–15, Jul. 2024, doi: 10.3390/en17133245.
- [9] 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.
- [10] T. S. Kristensen and A. H. Sognefest, "Can Artificial Neural Networks Be Used to Predict Bitcoin Data?," *J. Autom.*, vol. 4, no. 3, pp. 232–245, Aug. 2023, doi: 10.3390/automation4030014.
- [11] H. Fatarib and M. A. Sali, "Cryptocurrency and Digital Money in Islamic Law : Is it Legal?," *J. Huk. dan Syariah*, vol. 11, no. 2, pp. 237–261, Jan. 2020, doi: 10.18860/j.v11i2.8687.
- [12] A. H. Al-Nefaie and T. H. H. Aldhyani, "Bitcoin Price Forecasting and Trading: Data Analytics Approaches," *J. Electron.*, vol. 11, no. 24, pp. 1–18, Dec. 2022, doi: 10.3390/electronics11244088.
- [13] Y. Song, B. Chen, and X.-Y. Wang, "Cryptocurrency technology revolution: are Bitcoin prices and terrorist attacks related?," *Financ. Innov.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–20, Jan. 2023, doi: 10.1186/s40854-022-00445-3.

- [14] H.-M. Kim, G.-W. Bock, and G. Lee, "Predicting Ethereum prices with machine learning based on Blockchain information," *Expert Syst. Appl.*, vol. 18, no. 1, pp. 1–8, Dec. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115480.
- [15] M. F. N. Syahbani and N. G. Ramadhan, "Klasifikasi Gerakan Yoga dengan Model Convolutional Neural Network Menggunakan Framework Streamlit," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 1, pp. 509–519, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5520.
- [16] M. Farryz Rizkilloh 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.
- [17] M. Agus Salim and Y. Anistyasari, "Pengembangan Aplikasi Penilaian Ujian Essay Berbasis Online menggunakan Algoritma Nazief dan Adriani dengan Metode Cosine Similarity," *J. IT-Edu*, vol. 02, no. 1, pp. 126–135, 2017, doi: 10.26740/it-edu.v2i1.21338.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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>.
- [21] 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>.
- [22] 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>
- [23] 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.