

# Prediksi Harga Dan Kinerja Aset Bitcoin Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory

Fachri Alhadi Ramadhan<sup>1</sup>, Novi Dian Nathasia<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Jurusan Informatika, Fakultas Teknologi Komunikasi Dan Informatika, Universitas Nasional

<sup>1</sup>[fahrialhadiir@gmail.com](mailto:fahrialhadiir@gmail.com), <sup>2</sup>[novidian@civitas.unas.ac.id](mailto:novidian@civitas.unas.ac.id)

## Abstract

Bitcoin shown high price volatility. This brings great risks for investors, but also provides great opportunities for investors. One interesting method for Bitcoin price prediction that has high volatility is the LSTM algorithm, a variant of RNN that can process time series data and remember long and short-term information effectively. This research is an update of previous studies that generally only use one LSTM layer. In this research, a comparison between two LSTM model scenarios is carried out to see the extent to which the architecture and configuration of the model affect the performance of Bitcoin price prediction. Based on the results of the research that has been carried out in Scenario 1 using the Double Layer LSTM algorithm 128, 64 neurons, 100 epochs, 32 batch sizes, 80% training data, 20% test data, and adam optimization, better than Scenario 2 which uses the Single Layer LSTM algorithm 50 neurons, 100 epochs, 32 batch sizes, 80% training data, 20% test data, and adam optimization. Scenario 1 shows a fairly good level of accuracy in predicting Bitcoin prices. The performance of the Scenario 1 algorithm model is evaluated using the MSE metric with a value of 0.00044, RMSE with a value of 0.02119, MAE with a value of 0.01586, MAPE with a value of 2.51% and R2 with a value of 0.98. This relationship between price prediction and performance evaluation is important, as accurate price predictions form the basis for calculating the potential profit and risk of a Bitcoin investment. From the Bitcoin price prediction results generated from the Scenario 1 model, it is then used to evaluate the performance of Bitcoin assets during the 2018-2024 period. The average annual return of Bitcoin is 83.07%. Volatility of 82.837. The Sharpe Ratio of 1.003 indicates that the return earned is relatively proportional to the risk taken, which is considered quite good in the context of high-risk investments.

**Keywords:** Bitcoin, Price Prediction, LSTM, Machine Learning, Cryptocurrency

## Abstrak

Bitcoin telah menunjukkan volatilitas harga yang tinggi. Hal ini membawa risiko besar bagi investor, tetapi juga memberikan peluang besar bagi investor. Salah satu metode yang menarik untuk prediksi harga Bitcoin yang memiliki volatilitas tinggi adalah algoritma LSTM, sebuah varian RNN yang dapat memproses data deret waktu serta mengingat informasi jangka panjang dan pendek secara efektif. Penelitian ini merupakan pembaruan dari penelitian-penelitian sebelumnya yang umumnya hanya menggunakan satu lapisan LSTM. Dalam penelitian ini, dilakukan perbandingan antara dua skenario model LSTM untuk melihat sejauh mana arsitektur dan konfigurasi model mempengaruhi performa prediksi harga Bitcoin. Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan pada Skenario 1 dengan menggunakan algoritma LSTM Double Layer 128, 64 neuron, 100 epoch, 32 batch size, data latih 80%, data uji 20%, dan optimasi adam, lebih baik dibandingkan Skenario 2 yang menggunakan algoritma LSTM Single Layer 50 neuron, 100 epoch, 32 batch size, data latih 80%, data uji 20%, dan optimasi adam. Skenario 1 menunjukkan tingkat akurasi yang cukup baik dalam memprediksi harga Bitcoin. Performa model algoritma Skenario 1 dievaluasi menggunakan metrik MSE dengan nilai 0.00044, RMSE dengan nilai 0.02119, MAE dengan nilai 0.01586, MAPE dengan nilai 2.51% dan R<sup>2</sup> dengan nilai 0.98. Hubungan antara prediksi harga dan evaluasi kinerja ini penting, karena prediksi harga yang akurat menjadi dasar untuk menghitung potensi keuntungan dan risiko dari investasi Bitcoin. Dari hasil prediksi harga Bitcoin yang dihasilkan dari model Skenario 1, kemudian digunakan untuk mengevaluasi kinerja aset Bitcoin selama periode 2018–2024. Rata-rata Return pertahun Bitcoin sebesar 83.07%. Volatilitas sebesar 82.837. Sharpe Ratio sebesar 1.003 menunjukkan bahwa return yang diperoleh relatif sebanding dengan risiko yang diambil, yang dianggap cukup baik dalam konteks investasi berisiko tinggi.

**Kata kunci:** Bitcoin, Prediksi Harga, LSTM, Machine Learning, Cryptocurrency

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution -ShareAlike 4.0 International License

## 1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi digital yang pesat telah mendorong munculnya inovasi baru dalam berbagai sektor, termasuk sektor keuangan. Salah satu inovasi yang paling signifikan dalam dekade terakhir adalah munculnya *cryptocurrency*, dengan Bitcoin sebagai pelopor yang paling menonjol. Di awal tahun 2009, Satoshi Nakamoto meluncurkan mata uang elektronik terdesentralisasi pertama, yaitu Bitcoin [1].

Bitcoin adalah aset digital yang tidak diawasi oleh pemerintah atau bank sentral, melainkan melalui teknologi *blockchain* yang bersifat desentralisasi. Hal ini memberikan Bitcoin daya tarik tersendiri bagi mereka yang mencari alternatif investasi yang independen dari sistem keuangan tradisional. Kedua belah pihak dapat melakukan transaksi secara langsung melalui sistem pembayaran yang berbasis Bitcoin [2].

Dalam beberapa tahun terakhir, Bitcoin berhasil menduduki peringkat 10 berdasarkan Kapitalisasi Pasar

Aset teratas di dunia. Popularitas Bitcoin ini diiringi dengan volatilitas harga yang tinggi, yang menarik perhatian *investor*, *trader*, serta akademisi untuk memahami dan memprediksi pergerakan harga aset tersebut. Volatilitas yang tinggi dalam harga Bitcoin memberikan keuntungan besar, namun di sisi lain juga menyimpan risiko tinggi bagi para investor [1]. Fluktuasi harga yang signifikan dan tak terduga, menjadikan prediksi harga Bitcoin sebagai tantangan yang kompleks.

Para peneliti dan praktisi di bidang keuangan dan teknologi telah mencari cara untuk membuat model algoritma prediksi harga yang lebih akurat karena perhatian yang meningkat terhadap Bitcoin. Algoritma LSTM menjadi metode yang menarik untuk digunakan, sebuah varian RNN yang dapat memproses data deret waktu serta mengingat informasi jangka panjang dan pendek secara efektif [3].

Menurut [4], dengan judul penelitian “Analisis Kinerja Algoritma Machine Learning dalam Prediksi Harga Cryptocurrency”, menunjukkan bahwa algoritma LSTM adalah yang terbaik dalam memprediksi harga cryptocurrency, dengan nilai MAE dan RMSE terendah dan akurasi prediksi tertinggi. Sementara Regresi Linear memiliki tingkat kinerja terendah, SVM dan Random Forest keduanya unggul.

Menurut [5], dengan judul penelitian “Optimasi Prediksi Cryptocurrency Menggunakan Pendekatan Deep Learning”, menunjukkan bahwa algoritma LSTM yang dioptimalkan dengan optimasi Adam menghasilkan nilai RMSE sebesar 0.08217562639465784, yang menunjukkan akurasi prediksi yang tinggi. Sebaliknya, penggunaan algoritma RMSProp menghasilkan nilai RMSE yang lebih tinggi, yaitu 0.10699215580552895, yang menunjukkan akurasi yang lebih rendah. Oleh karena itu, kombinasi algoritma Adam dan LSTM telah terbukti efektif dalam melakukan prediksi nilai cryptocurrency dengan akurasi yang tinggi.

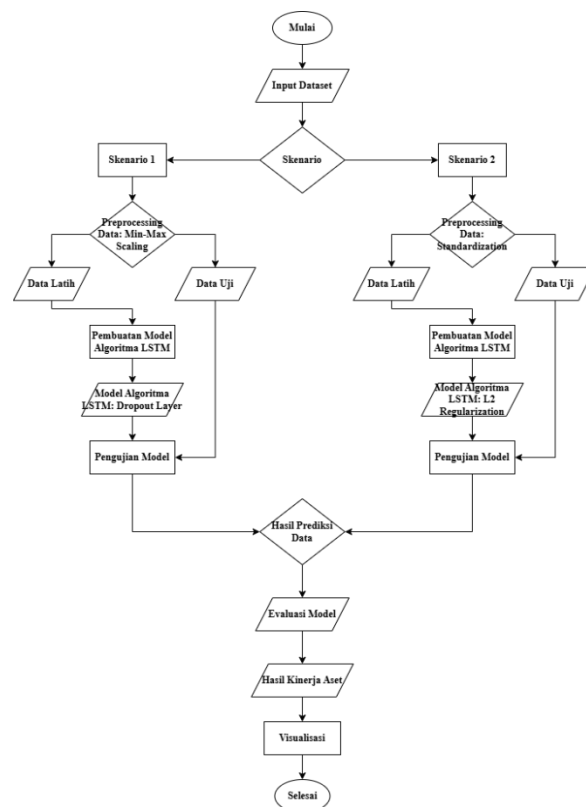
Menurut [6], dengan judul penelitian “Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) berbasis Multi Fungsi Aktivasi Terbobot dalam Prediksi Harga Ethereum”, Setelah dilakukan 10 kali percobaan dengan parameter tertentu, algoritma LSTM berhasil digunakan untuk memprediksi harga Ethereum, menghasilkan nilai rata-rata MSE terbaik sebesar 0.018, yang menunjukkan bahwa model algoritma dapat memprediksi harga Ethereum dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi.

Dalam penelitian ini, algoritma LSTM digunakan untuk memprediksi harga dan kinerja aset Bitcoin. Dengan menggunakan data historis harga, diharapkan dapat diperoleh model algoritma yang akurat untuk memprediksi pergerakan harga Bitcoin [5]. Selain itu, analisis kinerja aset Bitcoin juga akan dilakukan untuk memberikan wawasan lebih dalam mengenai risiko dan potensi keuntungan dari investasi ini.

Dengan demikian, diharapkan bahwa penelitian ini akan meningkatkan pengetahuan keuangan dan membantu praktisi, terutama trader dan investor yang membutuhkan alat bantu untuk memprediksi harga Bitcoin di masa mendatang.

## 2. Metode Penelitian

Dengan menggunakan algoritma LSTM, penelitian ini memprediksi harga dan kinerja aset Bitcoin menggunakan pendekatan kuantitatif. Karena kemampuan LSTM untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* dan mempelajari ketergantungan jangka panjang dalam deret waktu (*time series*), keduanya sangat penting untuk memprediksi harga Bitcoin yang berfluktuatif [7]. Diagram alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.

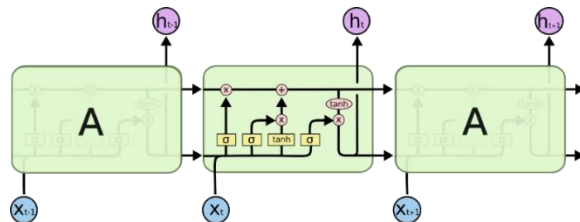


Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

### 2.1. Long Short-Term Memory

*Long Short-Term Memory* (LSTM) adalah jenis arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah ketergantungan jangka panjang dalam data sekuensial, seperti data harga aset Bitcoin [8]. LSTM menggunakan unit memori "*cell state*" untuk menyimpan informasi jangka panjang dari data yang telah diproses sebelumnya, meskipun strukturnya lebih kompleks daripada RNN konvensional [9]. *Cell state* memungkinkan LSTM untuk mengingat informasi yang relevan dari urutan data yang panjang, sementara juga memperbolehkan mengabaikan informasi yang tidak relevan. LSTM memiliki 4 lapisan yang saling berinteraksi, diantaranya *Forget Gate*, *Input Gate*, *Layer tanh*, *Layer*

New Cell State dan Output Gate [5]. Struktur LSTM dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Struktur LSTM

Sumber: [10]

Tahap pertama, *Forget gate* Informasi status sel mana yang dibuang dari model algoritma diidentifikasi dalam unit LSTM. Tahap kedua, *input gate* (lapisan *sigmoid*) akan memilih nilai mana yang perlu diperbarui. Lalu, *layer tanh* mengembangkan vektor nilai kandidat yang dapat dimasukkan ke dalam *state*. Tahap ketiga, akan mengubah *cell state* lama, menjadi *cell state* yang baru. Tahap keempat, jalankan lapisan *sigmoid* untuk menentukan bagian mana dari *cell state* yang akan menjadi *output gate* [7]. Adapun perhitungannya dilakukan dengan rumus sebagai berikut:

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

Dimana  $f_t$  adalah *forget gate*,  $i_t$  adalah *input gate*,  $\tilde{C}_t$  adalah nilai baru pada *cell state*,  $C_t$  adalah *cell state* baru,  $o_t$  adalah *output gate*,  $\sigma$  adalah *layer sigmoid*,  $W$  adalah nilai *weight*,  $h_{t-1}$  adalah nilai *output* sebelum,  $C_{t-1}$  adalah *cell state* lama,  $x_t$  adalah nilai *input* baru, dan  $b$  adalah nilai bias [11].

## 2.2. Input Dataset

Data harga historis Bitcoin digunakan dalam penelitian ini untuk pelatihan model algoritma LSTM, yang berisi informasi seperti Tanggal, Harga rata-rata penutupan (*Adj Close*), Harga Penutupan (*Close*), Harga Pembukaan (*Open*), Harga Tertinggi (*High*), dan Harga Terendah (*Low*). Data ini diambil dari website <https://finance.yahoo.com/quote/BTC-USD/> yang menyediakan data historis. Rentang waktu dataset dari 1 Januari 2018 sampai 19 Oktober 2024. Sehingga jumlah data yang digunakan sebanyak 2484 baris.

## 2.3. Preprocessing Data

Preprocessing Data merupakan tahap persiapan data sebelum tahap perancangan model algoritma prediksi [6]. Penulis melakukan normalisasi data untuk menghilangkan *missing value*. Pada skenario 1 menggunakan teknik *min-max scaling* dan skenario 2 menggunakan teknik *standarization* agar mengurangi tingkat kesalahan selama uji model algoritma prediksi. Adapun perhitungan *min-max scaling* dilakukan dengan rumus sebagai berikut:

$$x' = \frac{(x - \min_x)}{(\max_x - \min_x)} \quad (6)$$

dengan  $x'$  adalah data yang telah dinormalisasi,  $x$  adalah data yang akan dinormalisasi,  $\min_x$  adalah nilai minimum dari keseluruhan data, dan  $\max_x$  adalah nilai maksimum dari keseluruhan data [9].

Sedangkan perhitungan *standarization* dilakukan dengan rumus sebagai berikut:

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (7)$$

dengan  $Z$  adalah nilai hasil standardisasi,  $X$  adalah nilai asli data,  $\mu$  adalah nilai rata-rata data, dan  $\sigma$  adalah standar deviasi data [12].

## 2.4. Pembagian Data

Pembagian data dalam penelitian ini, data dibagi menjadi data latih dan data uji. Untuk kedua situasi, teknik pembagian data digunakan Teknik *split data* adalah proses membagi dataset menjadi beberapa bagian untuk tujuan melatih dan menguji model algoritma [13]. Teknik ini penting karena membantu menghindari masalah *overfitting* atau model terlalu hafal data dan *underfitting* atau model tidak belajar dengan baik dari data. Penulis menggunakan 80% data latih dan 20% data uji.

## 2.5. Pembuatan Model

Pembuatan model pada skenario 1, menggunakan LSTM *Double Layer* dengan 128 dan 64 *neuron*, diikuti oleh *Dropout Layer* untuk regularisasi. Kemudian dilanjutkan dengan 2 *Dense Layer*, pada *Dense Layer* Pertama dengan 32 *neuron* output menggunakan aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU) dan *Dense Layer* Kedua dengan 1 *neuron* output untuk prediksi nilai akhir (prediksi).

Sedangkan pada skenario 2, menggunakan LSTM *Single Layer* dengan 50 *neuron*, diikuti oleh *Kernel L2* untuk regularisasi. Kemudian dilanjutkan *Dense Layer* dengan 1 *neuron* output untuk prediksi nilai akhir (prediksi).

## 2.6. Pengujian Model

Setelah model algoritma dilatih, dilakukan pengujian terhadap data uji. Penulis menggunakan teknik *Hold-Out Test Set*, yaitu model algoritma dilatih pada data latih dan kemudian diuji pada data uji [14]. Penulis hanya melakukan pengujian satu kali pada model algoritma di akhir proses; tujuan pengujian ini adalah untuk mengukur seberapa baik model dapat memprediksi harga Bitcoin pada data baru.

Pengujian model algoritma harus diikuti dengan evaluasi menggunakan metrik yang sesuai. Metrik yang digunakan untuk mengatasi masalah regresi menggunakan MAE untuk menemukan nilai absolut rata-rata dari kesalahan prediksi [15].

## 2.7. Prediksi Harga

Bagian ini menyajikan hasil prediksi harga Bitcoin dari model algoritma LSTM untuk mengevaluasi kualitas hasil pengujian model algoritma tersebut [11]. Penulis menggunakan plot sebagai representasi grafik. Plot membantu mempermudah pemahaman terhadap data dan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model algoritma.

## 2.8. Evaluasi Model

Evaluasi model adalah standar atau ukuran yang digunakan untuk mengukur kinerja model algoritma atau sistem, terutama dalam konteks pembelajaran mesin, statistik, atau pengambilan keputusan [1]. Parameter ini membantu menentukan seberapa baik model algoritma bekerja dalam memprediksi atau memecahkan masalah tertentu. Untuk mengevaluasi akurasi dan peramalan kinerja model algoritma berbeda, penelitian ini mengadopsi empat indeks evaluasi: MAE, MAPE, MSE, RMSE dan  $R^2$ . Formula untuk menghitung indeks ini dilakukan dengan rumus sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|^2 \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (9)$$

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (11)$$

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (12)$$

dengan  $n$  adalah jumlah observasi atau data poin,  $y_i$  adalah nilai sebenarnya dari observasi ke- $i$ ,  $\hat{y}_i$  adalah nilai prediksi oleh model algoritma untuk observasi ke- $i$ ,  $SS_{res}$  adalah selisih kuadrat antara nilai aktual  $y_i$  dengan prediksi model  $\hat{y}_i$  dan  $SS_{tot}$  adalah selisih kuadrat antara nilai aktual  $y_i$  dengan prediksi model  $\bar{y}_i$  [9].

## 2.9. Kinerja Aset

Kinerja aset merujuk pada evaluasi hasil investasi dari kumpulan aset yang dimiliki oleh seorang investor. Kinerja diukur berdasarkan tingkat pengembalian (*return*) dan risiko yang dihadapi. Tujuan dari pengelolaan aset adalah untuk memaksimalkan *return* dengan mempertimbangkan risiko tertentu. Tahap akhir dari proses pengelolaan investasi adalah evaluasi kinerja aset. Tujuan dari evaluasi ini adalah untuk mengetahui apakah aset yang telah dibentuk beroperasi dengan baik dan sesuai dengan tujuan investasi [16].

### 2.9.1. Return

adalah tingkat keuntungan atau kerugian dari suatu investasi dalam jangka waktu tertentu [17]. Perhitungan *return* dilakukan dengan rumus sebagai berikut.

$$Return = \frac{(Prediksi\ Harga\ Akhir - Harga\ Awal)}{Harga\ Awal} \times 100\% \quad (13)$$

dengan *return* adalah mengukur keuntungan atau kerugian dalam periode tertentu, prediksi harga akhir didapat dari prediksi harga Bitcoin melalui algoritma LSTM, dan harga awal didapat dari harga awal Bitcoin dalam periode tertentu.

### 2.9.2. Volatilitas

adalah ukuran statistik yang menunjukkan seberapa berbeda harga suatu komoditas atau sekuritas selama periode waktu tertentu [18]. Perhitungan volatilitas dilakukan dengan rumus sebagai berikut.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r_i - \mu)^2} \quad (14)$$

dengan  $\sigma$  adalah volatilitas (standar deviasi),  $r_i$  adalah *return* harian,  $\mu$  adalah rata-rata *return*, dan  $n$  adalah jumlah hari dalam periode yang diukur.

### 2.9.3. Sharpe Ratio

adalah metode untuk mengevaluasi kinerja investasi dengan mempertimbangkan tingkat *return* yang dihasilkan dan risiko yang diambil [19]. Perhitungan *sharpe ratio* dilakukan dengan rumus sebagai berikut.

$$Sharpe\ Ratio = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \quad (15)$$

dengan  $R_p$  adalah *return* aset (Bitcoin),  $R_f$  adalah *return* bebas risiko (0%), dan  $\sigma_p$  adalah standar deviasi *return* aset (Volatilitas).

### 2.9.4. Future Value

adalah perhitungan jumlah uang yang saat ini Anda miliki dan diinvestasikan dengan bunga untuk mengalami proses bunga-berbunga dan mengubah nilainya di masa depan [20]. Perhitungan *future value* dilakukan dengan rumus sebagai berikut.

$$FV = P \times \frac{(1 + \frac{r}{n})^{n \cdot t} - 1}{\frac{r}{n}} \times (1 + \frac{r}{n}) \quad (16)$$

dengan *FV* adalah *future value* (nilai masa depan investasi),  $P$  adalah setoran bulanan,  $r$  adalah *return* tahunan (dalam desimal),  $n$  adalah 12 (frekuensi bulan per tahun), dan  $t$  adalah jumlah tahun investasi.

## 3. Hasil dan Pembahasan

Data yang terkumpul harus dibersihkan, distandarisasi, dan disiapkan dalam format yang cocok untuk dimasukkan ke dalam model algoritma LSTM. Sample dataset yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Sample Dataset

| Tanggal    | Adj Close | Close   | High    | Low     |
|------------|-----------|---------|---------|---------|
| 2018-01-01 | 13657.2   | 13657.2 | 14112.2 | 13154.7 |
| 2018-01-02 | 14982.0   | 14982.0 | 15444.5 | 13163.5 |
| 2018-01-03 | 15201.0   | 15201.0 | 15572.7 | 14844.5 |
| 2018-01-04 | 15599.2   | 15599.2 | 15739.7 | 14522.2 |
| 2018-01-05 | 17429.5   | 17429.5 | 17705.1 | 15202.7 |
| ...        | ...       | ...     | ...     | ...     |
| 2024-10-15 | 67041.1   | 67041.1 | 67881.6 | 64809.1 |

|            |         |         |         |         |
|------------|---------|---------|---------|---------|
| 2024-10-16 | 67612.7 | 67612.7 | 68375.2 | 66758.7 |
| 2024-10-17 | 67399.8 | 67399.8 | 67912.2 | 66647.3 |
| 2024-10-18 | 68418.7 | 68418.7 | 68969.7 | 67177.8 |
| 2024-10-19 | 68362.7 | 68362.7 | 68668.0 | 68024.6 |

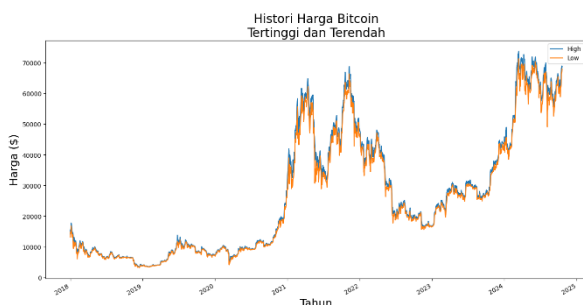
Sumber: Hasil Olah Data

Berdasarkan tabel tersebut, Grafik Histori Harga Penutupan Bitcoin ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Histori Harga Penutupan Bitcoin

Sementara itu, Grafik Tertinggi dan Terendah Histori Harga Bitcoin ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Grafik Histori Harga Bitcoin Tertinggi dan Terendah

### 3.1. Hasil Preprocessing Data

Berikut adalah contoh perhitungan *min-max scaling* dengan data harga penutupan Bitcoin.

Diketahui:

$$x_1 = 13657.2$$

$$\min_x = 3228.7$$

$$\max_x = 73066.3$$

Jawaban:

$$x'_1 = \frac{(13657.2 - 3228.7)}{(73066.3 - 3228.7)} = \frac{10428.5}{69837.6} = 0.149190$$

Berikut hasil Normalisasi Data keseluruhan dapat dilihat dalam bentuk Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Normalisasi Data Histori Harga Bitcoin

| Tanggal    | Harga Aktual | Normalisasi |
|------------|--------------|-------------|
| 2018-01-01 | 13657.2      | 0.149190    |
| 2018-01-02 | 14982.0      | 0.168159    |
| 2018-01-03 | 15201.0      | 0.171293    |
| 2018-01-04 | 15599.2      | 0.176994    |
| 2018-01-05 | 17429.5      | 0.203198    |
| ...        | ...          | ...         |
| 2024-10-15 | 67041.1      | 0.913491    |
| 2024-10-16 | 67612.7      | 0.921674    |

|            |         |          |
|------------|---------|----------|
| 2024-10-17 | 67399.8 | 0.918627 |
| 2024-10-18 | 68418.7 | 0.933215 |
| 2024-10-19 | 68362.7 | 0.932413 |

Sumber: Hasil Olah Data

Sedangkan contoh perhitungan *standarization* menggunakan histori data harga penutupan Bitcoin.

Diketahui:

$$X_1 = 13657.2$$

$$\mu = 26307.3$$

$$\sigma = 19727.9$$

Jawaban:

$$Z_1 = \frac{13657.2 - 26307.3}{19727.9} = \frac{12650.1}{19727.9} = -0.641360$$

Berikut hasil Standardisasi Data keseluruhan dapat dilihat dalam bentuk Tabel 3.

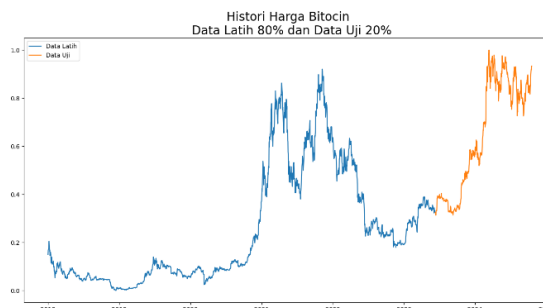
Tabel 3. Hasil Standardisasi Data Histori Harga Bitcoin

| Tanggal    | Harga Aktual | Standardisasi |
|------------|--------------|---------------|
| 2018-01-01 | 13657.2      | -0.641360     |
| 2018-01-02 | 14982.0      | -0.574188     |
| 2018-01-03 | 15201.0      | -0.563090     |
| 2018-01-04 | 15599.2      | -0.542901     |
| 2018-01-05 | 17429.5      | -0.450106     |
| ...        | ...          | ...           |
| 2024-10-15 | 67041.1      | 2.065186      |
| 2024-10-16 | 67612.7      | 2.094166      |
| 2024-10-17 | 67399.8      | 2.083373      |
| 2024-10-18 | 68418.7      | 2.135034      |
| 2024-10-19 | 68362.7      | 2.132192      |

Sumber: Hasil Olah Data

### 3.2. Hasil Pembagian Data

Grafik histori harga Bitcoin skenario 1 dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik Histori Harga Bitcoin Skenario 1

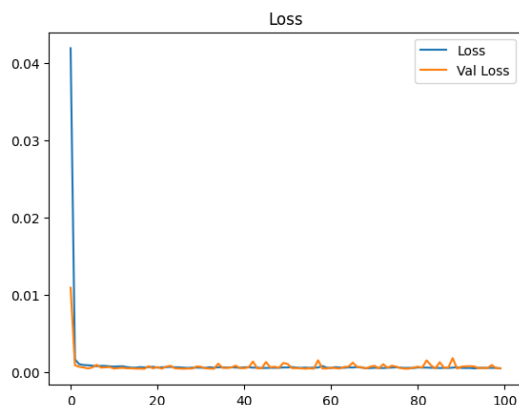
Sedangkan grafik histori harga Bitcoin skenario 1 dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Grafik Histori Harga Bitcoin Skenario 2

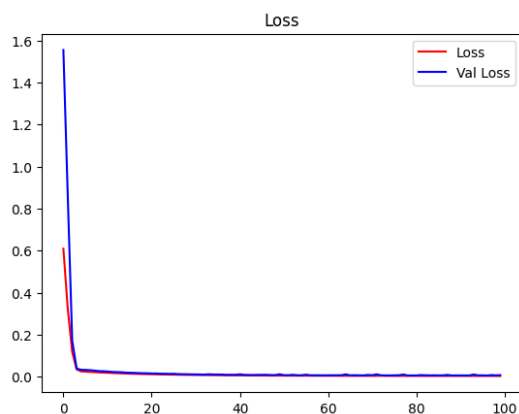
### 3.3. Hasil Pembuatan Model

Pembuatan model algoritma menggunakan *Adam Optimizer* untuk mempercepat dan menstabilkan proses pelatihan, *Loss Function* dengan MSE untuk meminimalkan *error* prediksi dan pelatihan model algoritma menggunakan 100 *epoch* dan 32 *batch size*. Grafik *Loss* dan *Val Loss* pada skenario 1 dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik Loss dan Val Loss Skenario 1

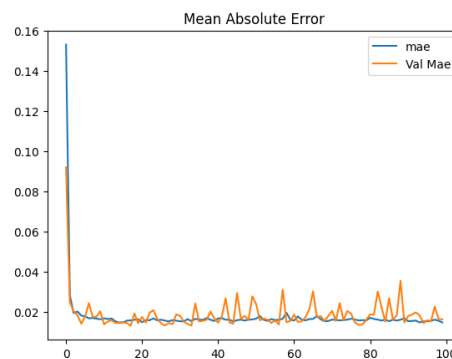
Sedangkan grafik *Loss* dan *Val Loss* pada skenario 2 dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Grafik Loss dan Val Loss Skenario 2

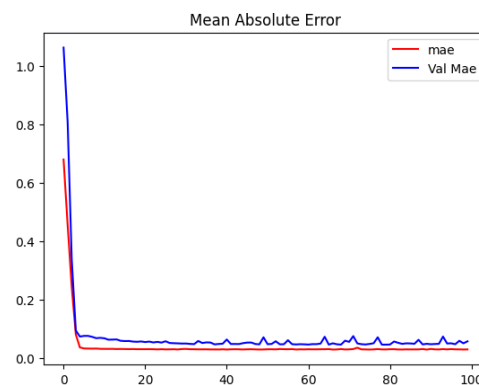
### 3.4. Hasil Pengujian Model

Grafik MAE dan Val MAE pada skenario 1 dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Grafik Metrik MAE Skenario 1

Berdasarkan gambar diatas menunjukkan bahwa, kinerja yang stabil dan seimbang pada data latih, performa validasi, dan uji menunjukkan bahwa model algoritma skenario 1 memiliki *generalizability* yang baik. Sedangkan grafik MAE dan Val MAE pada skenario 2 dapat dilihat pada Gambar 10.

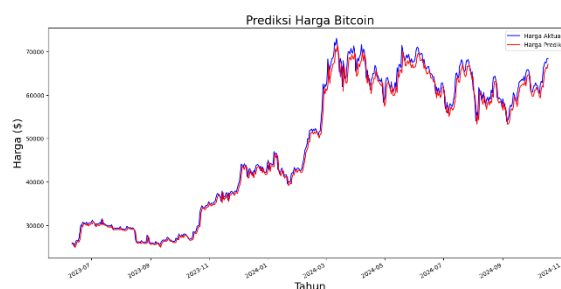


Gambar 10. Grafik Metrik MAE Skenario 2

Berdasarkan gambar diatas menunjukkan bahwa, kinerja yang stabil dan seimbang pada data latih, performa validasi, dan uji menunjukkan bahwa model algoritma skenario 2 memiliki *generalizability* yang baik tapi tidak sebaik skenario 1.

### 3.5. Hasil Prediksi Data

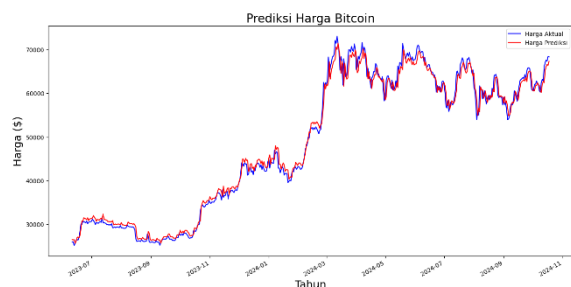
Plot dapat dilihat dari Harga Aktual yang berwarna Biru dan Harga Prediksi yang berwarna Merah. Plot prediksi skenario 1 dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Prediksi Harga Bitcoin Skenario 1

Berdasarkan gambar diatas, garis harga aktual dan garis harga prediksi menunjukkan pola yang sangat mirip, menandakan bahwa model prediksi cukup baik dalam menangkap tren umum pergerakan harga Bitcoin.

Sedangkan plot prediksi skenario 2 dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Prediksi Harga Bitcoin Skenario 2

Berdasarkan gambar diatas, Garis harga aktual dan garis harga prediksi menunjukkan pola yang sangat mirip, menandakan bahwa model prediksi cukup baik dalam menangkap tren umum pergerakan harga Bitcoin tapi tidak sebaik pola skenario 1.

### 3.6. Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model algoritma pada penelitian ini menggunakan persamaan MSE, RMSE, MAE, MAPE, dan  $R^2$  untuk menghitung akurasi prediksi dengan mempertimbangkan nilai kesalahan yang dihasilkan. Hasil evaluasi model algoritma bisa dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Model

| Skenario | MSE     | RMSE    | MAE     | MAPE   | $R^2$ |
|----------|---------|---------|---------|--------|-------|
| 1        | 0.00044 | 0.02119 | 0.01586 | 2.51%  | 0.98  |
| 2        | 0.00658 | 0.08113 | 0.05677 | 39.94% | 0.99  |

Sumber: Hasil Olah Data

Berdasarkan Tabel 4, skenario 1 dengan model algoritma menggunakan LSTM *Double Layer* 128, 64 *neuron*, 100 *epoch*, 32 *batch size*, data latih 80%, data uji 20%, dan optimasi adam, lebih baik daripada skenario 2 dengan model algoritma menggunakan LSTM *Single Layer* 50 *neuron*, 100 *epoch*, 32 *batch size*, data latih 80%, data uji 20%, dan optimasi adam. Dengan demikian, membuktikan bahwa model algoritma skenario 1 memberikan akurasi prediksi yang cukup baik dengan nilai ketiga metrik tersebut yang lebih rendah dibandingkan dengan skenario 2.

### 3.7. Hasil Kinerja Aset

Untuk menilai potensi penggunaan model algoritma skenario 1 dalam pengelolaan aset, dilakukan simulasi sederhana yang mengukur kinerja aset berdasarkan hasil prediksi harga. Beberapa metrik yang digunakan untuk evaluasi kinerja aset antara lain dibawah ini.

#### 3.7.1. Return

Dalam penelitian ini, menghitung rata-rata *return* pertahun Bitcoin dari tahun 2018 – 2024. Sebagai contoh untuk menghitung *return* Bitcoin pada tahun 2018 dengan rumus dan penjelasan dibawah ini.

Diketahui:

Harga Awal = 14982.0

Prediksi Harga Akhir = 5508.6

Jawaban:

$$\begin{aligned} \text{Return} &= \frac{(5508.6 - 14982.0)}{14982.0} \times 100 = \frac{-9473.4}{14982.0} \times 100\% \\ &= -0.632 \times 100\% = -63.2\% \end{aligned}$$

Berikut hasil rata-rata *return* keseluruhan dapat dilihat dalam bentuk Tabel 5.

Tabel 5. Return Bitcoin Pertahun

| Tahun            | Harga Awal | Prediksi Harga Akhir | Return  |
|------------------|------------|----------------------|---------|
| 2018             | 14982.0    | 5508.6               | - 63.2% |
| 2019             | 3943.4     | 8322.1               | 111.0%  |
| 2020             | 6985.4     | 29879.5              | 327.7%  |
| 2021             | 32127.2    | 46721.5              | 45.4%   |
| 2022             | 47345.2    | 17098.3              | -63.8%  |
| 2023             | 16688.4    | 44742.5              | 168.1%  |
| 2024             | 42848.1    | 66989.3              | 56.3%   |
| Rata-rata return |            |                      | 83.07%  |

Sumber: Hasil Olah Data

Berdasarkan Tabel 5, Rata-rata *return* Bitcoin selama 7 tahun pada periode 2018-2024 sebesar 83.07%.

#### 3.7.2. Volatilitas

Dalam penelitian ini berguna untuk memahami risiko yang dihadapi dalam investasi Bitcoin dan bagaimana prediksi harga melalui model algoritma LSTM dapat membantu mengelola atau memprediksi fluktuasi tersebut. Untuk itu perhitungannya dapat dilihat dibawah ini.

Diketahui:

$$n = 2484$$

$$r_i = \frac{581.5\%}{2484} = 0.23\%$$

$$\mu = 83.07\%$$

Jawaban:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{2484} \sum_{i=1}^{2484} (0.23 - 83.07)^2} = 82.837$$

Berdasarkan perhitungan diatas, Volatilitas sebesar 82.837 termasuk sangat tinggi.

#### 3.7.3. Sharpe Ratio

Dalam penelitian ini, *sharpe ratio* dihitung dengan membandingkan return tambahan terhadap aset bebas risiko dengan volatilitas. Untuk itu perhitungannya dapat dilihat dibawah ini.

Diketahui:

$$R_p = 83.07\%$$

$$R_f = 0\%$$

$$\sigma_p = 82.837$$

Jawaban:

$$\text{Sharpe Ratio} = \frac{83.07 - 0}{82.837} = \frac{83.07}{82.837} = 1.003$$

Berdasarkan perhitungan diatas, Sharpe ratio sebesar 1.003 bisa dianggap baik dan menunjukkan kinerja investasi yang cukup tinggi secara relatif.

### 3.7.4. Future Value

Dalam penelitian ini, sebagai contoh menggunakan seorang bergaji UMR Jakarta yang ingin berinvestasi Bitcoin dengan menyisihkan 10% dari gajinya, dan ingin melihat hasil akhir dari nilai aset dimasa depan tergantung seberapa lama tahun yang ingin di investasikan. Berikut perhitungannya dibawah ini.

Diketahui:

$$P = \text{Rp } 5,000,000 \times 10\% = \text{Rp } 500,000$$

$$r = 83.07\% \text{ atau } 0.8307$$

$$n = 12 \text{ (Frekuensi penggantian per tahun)}$$

$$t = \text{misal } 5 \text{ tahun}$$

$$FV = 500000 \times \frac{\left(1 + \frac{0.8307}{12}\right)^{12.5} - 1}{\frac{0.8307}{12}} \times \left(1 + \frac{0.8307}{12}\right)$$

$$= \text{Rp } 420,749,151.57$$

Jadi, selama 5 tahun dengan membeli Bitcoin sebesar Rp 500,000 dengan rata-rata return pertahun Bitcoin 83.07% menjadi Rp 420,749,151.57.

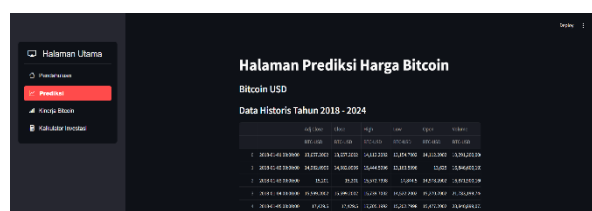
### 3.8. Visualisasi

Visualisasi pada penelitian ini menggunakan website streamlit dan menggunakan model dari skenario 1. Pada tampilan awal website, meliputi halaman pendahuluan mengenai penjelasan tentang website yang dibuat. Tampilan menu pendahuluan dapat dilihat pada Gambar 13.



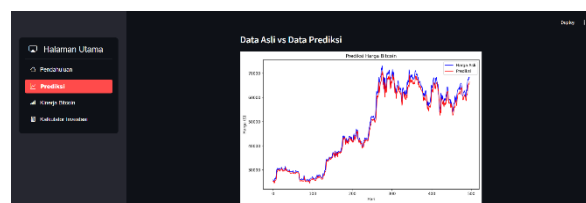
Gambar 13. Tampilan Menu Pendahuluan

Selanjutnya, pada halaman prediksi harga Bitcoin disajikan data historis Bitcoin dari tahun 2018 – 2024 yang didapat dari library yfinance. Data historis tersebut yang nanti akan diolah untuk membandingkan data harga asli dengan data prediksi. Tampilan menu prediksi data historis Bitcoin dapat dilihat pada Gambar 14.



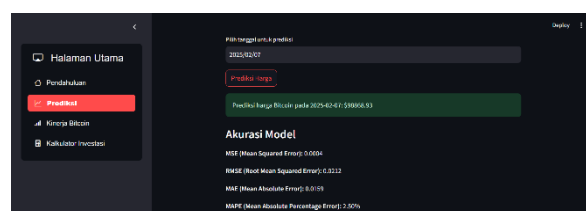
Gambar 14. Tampilan Menu Prediksi Data Historis

Setelah data historis di normalisasi, langkah selanjutnya membandingkan antara harga asli dengan data prediksi. Tampilan menu Prediksi perbandingan antara data asli vs data prediksi Bitcoin dapat dilihat pada Gambar 15.



Gambar 15. Tampilan Data Asli vs Data Prediksi

Selanjutnya, user dapat memilih tanggal untuk mengetahui harga Bitcoin berdasarkan prediksi yang sudah dibuat. Setelah harga diketahui, dapat dilihat juga akurasi model dengan menampilkan Tingkat error dengan menggunakan MSE, RMSE, MAE dan MAPE. Tampilan menu Prediksi perbandingan antara data asli vs data prediksi Bitcoin dapat dilihat pada Gambar 16.



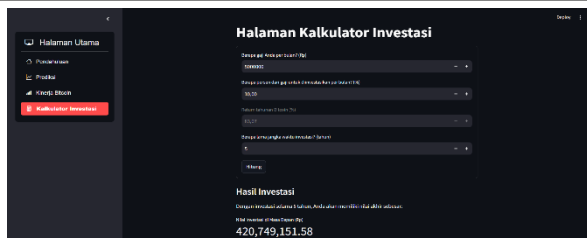
Gambar 16. Tampilan Prediksi Berdasarkan Pilihan User

Setelah user sudah mengetahui harga prediksi yang ditentukan dan akurasi model prediksinya, user dapat melihat kinerja Bitcoin berdasarkan hasil prediksi yang sudah keluar pada menu kinerja Bitcoin. Pada menu ini user dapat melihat rata-rata *return* pertahun bitcoin dari 2018 – 2024, besaran volatilitas pada Bitcoin, dan besaran *sharpe ratio*. Tampilan menu Kinerja Bitcoin dapat dilihat pada Gambar 17.



Gambar 17. Tampilan Menu Kinerja Bitcoin

Setelah user telah mengetahui kinerja dari Bitcoin, user dapat menentukan perhitungan yang didapat jika ingin berinvestasi Bitcoin. Halaman kalkulator investasi ini terdapat beberapa *input*, yaitu *input* pertama besaran gaji perbulan yang didapat *user*, misal gaji Rp. 5,000,000. Lalu *input* kedua adalah besaran persen dari gaji perbulan untuk membeli Bitcoin, misal 10%. Dan yang terakhir *input* ketiga adalah lamanya jangka waktu investasinya, misal 5 tahun. Setelah *user* menekan tombol hitung, akan keluar hasil uang akhirnya. Tampilan menu Kalkulator Investasi dapat dilihat pada Gambar 18.



Gambar 18. Tampilan Menu Kalkulator Investasi

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan, skenario 1 yang menggunakan algoritma LSTM *Double Layer* 128, 64 *neuron*, 100 *epoch*, 32 *batch size*, data latih 80%, data uji 20%, dan optimasi adam, lebih baik dibandingkan skenario 2 yang menggunakan algoritma LSTM *Single Layer* 50 *neuron*, 100 *epoch*, 32 *batch size*, data latih 80%, data uji 20%, dan optimasi adam.

Skenario 1 menunjukkan tingkat akurasi yang cukup baik dalam memprediksi harga Bitcoin. Performa model skenario 1 dievaluasi menggunakan metrik MSE dengan nilai 0.00044, RMSE dengan nilai 0.02119, MAE dengan nilai 0.01586, MAPE dengan nilai 2.51% dan  $R^2$  dengan nilai 0.98.

Dari hasil prediksi harga yang dihasilkan, diperoleh kinerja Bitcoin selama periode 2018-2024. Rata-rata *Return* tahunan Bitcoin sebesar 83.07%. Namun, Volatilitas sebesar 82,837 menandakan risiko yang sangat tinggi karena harga Bitcoin mengalami fluktuasi signifikan. *Sharpe Ratio* sebesar 1,002 menunjukkan bahwa *return* yang diperoleh relatif sebanding dengan risiko yang diambil. Hasil kinerja investasi Bitcoin selama periode 2018-2024 cukup menguntungkan, walaupun membutuhkan toleransi risiko yang tinggi dari investor.

Saran untuk penelitian selanjutnya yaitu dapat menambahkan *cryptocurrency* lain untuk di prediksi seperti Ethereum, Solana, BNB dan menambahkan skenario lain dengan menggunakan teknik-teknik yang berbeda dan membandingkannya dengan skenario yang sudah dilakukan.

#### Daftar Rujukan

- [1] F. Andreas, Mikhael, and U. Enri, "Perbandingan Algoritma Backpropagation Neural Network dan Long Short-Term Memory dalam Memprediksi Harga Bitcoin," *J. Ilm. Wahana Pendidik.*, vol. 8, no. 12, pp. 547–558, 2022, [Online]. Available: <https://doi.org/10.5281/zenodo.700976>
- [2] S. Nakamoto, "Bitcoin: Sebuah Sistem Uang Tunai Elektronik Peer-to-Peer," *Bitcoin*, pp. 1–10, 2008, [Online]. Available: [www.bitcoin.org](http://www.bitcoin.org)
- [3] G. Tamami and M. Arifin, "Penggunaan LSTM dalam Membangun Prediksi Penjualan untuk Aplikasi Laptop Lens," *J. FASILKOM*, vol. 14, no. 2, pp. 301–308, 2024.
- [4] S. A. Khoiri and A. Wahid, "Analisis Kinerja Algoritma Machine Learning dalam Prediksi Harga Cryptocurrency," *J. Sist. dan Teknol. Inf. Indones.*, vol. 9, no. 2, pp. 133–141, 2024.
- [5] 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, 2023, doi: 10.36085/jsai.v6i2.5288.
- [6] T. Bastian Sianturi, I. Cholissodin, and N. Yulistira, "Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) berbasis Multi Fungsi Aktivasi Terbobot dalam Prediksi Harga Ethereum," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 1101–1107, 2023, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
  - [7] M. Istaltofa, S. Sarwido, and A. Sucipto, "Comparison of Linear Regression and LSTM (Long Short-Term Memory) in Cryptocurrency Prediction," *J. Dinda Data Sci. Inf. Technol. Data Anal.*, vol. 4, no. 2, pp. 141–148, 2024, doi: 10.20895/dinda.v4i2.1575.
  - [8] B. Lindemann, T. Müller, H. Vietz, N. Jazdi, and M. Weyrich, "A survey on long short-term memory networks for time series prediction," *Procedia CIRP*, vol. 99, pp. 650–655, 2021, doi: 10.1016/j.procir.2021.03.088.
  - [9] Jiwa Akbar and I. L. K. Muchtar Ali Setyo Yudono, "Peramalan harga bitcoin cash-usd (bch-usd) pada time frame harian menggunakan lstm," *J. Mnemon.*, vol. 7, no. 2, pp. 184–191, 2024.
  - [10] C. Olah, "Understanding LSTM Networks," colah's blog. Accessed: Feb. 15, 2025. [Online]. Available: <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>
  - [11] Moch Faryz Rizkilloh 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.
  - [12] S. Rao, P. Poojary, J. Somaiya, and P. Mahajan, "a Comparative Study Between Various Preprocessing Techniques for Machine Learning," *Int. J. Eng. Appl. Sci. Technol.*, vol. 5, no. 3, pp. 431–438, 2020, doi: 10.33564/ijeast.2020.v05i03.069.
  - [13] Trivusi, "Data Splitting: Pengertian, Metode, dan Kegunaannya," Trivusi Blog. Accessed: Feb. 15, 2025. [Online]. Available: <https://www.trivusi.web.id/2022/08/data-splitting.html>
  - [14] K. Devi, "Understanding Hold-Out Methods for Training Machine Learning Models," Comet Blog. Accessed: Feb. 15, 2025. [Online]. Available: <https://www.comet.com/site/blog/understanding-hold-out-methods-for-training-machine-learning-models/>
  - [15] R. Firdaus, "Prediksi Indeks Harga Produsen Pertanian Karet Di Indonesia Menggunakan Metode LSTM," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 01, pp. 1–6, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i01.4851.
  - [16] I. A. Yuri, N. O. Lisadi, and M. R. Sari, "Analisis Kinerja Portofolio Saham Perusahaan Pada Sektor Jasa Penerbangan Di Beberapa Negara Asean," *J. Ilm. Akunt. Kesatuan*, vol. 9, no. 3, pp. 563–574, 2022, doi: 10.37641/jiakes.v9i3.905.
  - [17] Thoraya and Muyassaroh, "Analisis Pengaruh Return on Assets, Debt To Equity Ratio Dan Corporate Social Responsibility Terhadap Return Saham Pada Perusahaan Manufaktur Sektor Barang Konsumsi Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Periode 2016-2020," *MIZANIA J. Ekon. Dan Akunt.*, vol. 3, no. 2, pp. 393–408, 2023, doi: 10.47776/mizania.v3i2.718.
  - [18] M. Ridho, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Volatilitas Harga Saham pada Perusahaan LQ45 di Bursa Efek Indonesia," *J. Rekognisi Ekon. Islam*, vol. 3, no. 2, pp. 1–10, 2024.
  - [19] C. Lumbantobing and I. Sadalia, "Analisis Perbandingan Kinerja Cryptocurrency Bitcoin, Saham, dan Emas sebagai Alternatif Investasi," *Stud. Ilmu Manaj. dan Organ.*, vol. 2, no. 1, pp. 33–45, 2021, doi: 10.35912/simo.v2i1.393.
  - [20] S. L. Oktavia, L. Aldina, Nurdianto, M. Fahrati, and T. Yulaeli, "Faktor-faktor yang mempengaruhi Nilai Waktu Uang: Future Value, Present Value, dan Annuity," *J. Publ. Ilmu Manaj.*, vol. 2, no. 3, pp. 153–168, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.55606/jupiman.v2i2.2061>