

Prediksi Harga Bitcoin dengan Pendekatan Deep Learning Menggunakan Algoritma LSTM

Fathur Rahmansyah Maulana Muhammad

Sistem Informasi, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

21082010073@student.upnjatim.ac.id

Abstrak— Perkembangan teknologi digital telah memunculkan berbagai inovasi dalam sistem keuangan, salah satunya adalah cryptocurrency. Bitcoin sebagai salah satu jenis cryptocurrency dengan kapitalisasi pasar terbesar, menarik perhatian investor karena volatilitas harganya yang tinggi dan potensinya sebagai instrumen investasi. Namun, fluktuasi harga Bitcoin yang kompleks dan sulit diprediksi menjadi tantangan tersendiri dalam pengambilan keputusan investasi. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan prediksi harga Bitcoin menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). Data yang digunakan berupa harga historis Bitcoin dari tahun 2014 hingga sekarang yang diperoleh dari Yahoo Finance. Data tersebut melalui tahap *preprocessing* seperti normalisasi dan pembentukan urutan *time series* dengan jendela waktu tertentu. Model LSTM yang dibangun terdiri dari tiga lapisan LSTM dengan jumlah neuron 128, 64, dan satu *Dense layer* sebagai keluaran. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik RMSE, MSE, dan MAE dengan hasil masing-masing sebesar 2551.16, 6,508,430.60, dan 1875.44. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM mampu mengikuti tren pergerakan harga Bitcoin secara umum, meskipun belum sepenuhnya akurat dalam menangkap fluktuasi ekstrem. Model ini kemudian diimplementasikan menggunakan framework Flask sebagai antarmuka berbasis web, yang memungkinkan pengguna melakukan prediksi harga secara interaktif. Hasil penelitian ini diharapkan menjadi referensi sebagai pendukung keputusan investasi berbasis *machine learning* serta memberikan gambaran mengenai pemanfaatan algoritma *deep learning* dalam memahami perilaku pasar cryptocurrency yang dinamis.

Kata Kunci— Bitcoin, Cryptocurrency, Deep Learning, Long Short-Term Memory (LSTM), Prediksi harga

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi membuat semakin banyaknya pilihan untuk mencari tempat sebagai penyimpanan aset. Salah satu bentuk perkembangan tersebut ramai dibicarakan dalam dunia ekonomi global modern, yaitu cryptocurrency. Cryptocurrency merupakan bentuk mata uang digital yang dapat digunakan untuk melakukan transaksi secara aman dan terdesentralisasi [1]. Teknologi utama yang mendasari cryptocurrency adalah *blockchain*, sebuah teknologi yang saat ini sedang ramai digunakan di berbagai bidang dalam keamanan data [2]. Penerapan teknologi *blockchain* ini menawarkan keamanan, anonimitas, dan efisiensi yang lebih baik dibandingkan sistem keuangan konvensional,

menjadikannya semakin populer sebagai alternatif investasi maupun alat transaksi [3].

Saat ini bitcoin menjadi salah satu jenis cryptocurrency yang paling menarik perhatian masyarakat dan memiliki kapitalisasi pasar yang signifikan [4]. Bitcoin dirancang sebagai system pembayaran elektronik berbasis *peer-to-peer* yang memungkinkan transaksi langsung antara dua pihak tanpa perantara seperti bank atau lembaga keuangan lainnya. Mata uang digital ini pertama kali diperkenalkan pada tahun 2009 oleh sebuah entitas yang dikenal dengan nama Satoshi Nakamoto [5]. Sebagai aset digital yang diperdagangkan di berbagai bursa, harga Bitcoin mengalami fluktuasi yang tinggi dan dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti volume transaksi, berita global, regulasi pemerintah, hingga sentimen pasar. Fluktuasi harga yang tidak terduga ini menarik perhatian banyak investor dan peneliti yang tertarik untuk memahami pola pergerakan harga serta memprediksi arah harganya di masa depan.

Di Indonesia, penerimaan Bitcoin terus berkembang meskipun terdapat regulasi yang membatasi penggunaannya sebagai alat pembayaran. Bank Indonesia melarang penggunaan Bitcoin sebagai alat pembayaran, tetapi Badan Pengawas Perdagangan Berjangka Komoditi (Bappebti) telah mengatur cryptocurrency sebagai komoditas yang dapat diperdagangkan. Hal ini membuka peluang bagi masyarakat untuk membeli, menjual, dan memperdagangkan Bitcoin melalui platform yang diawasi secara resmi. Minat terhadap Bitcoin di Indonesia meningkat terutama sebagai instrumen investasi, meskipun fluktuasi harga dan risiko tinggi tetap menjadi tantangan utama. Selain itu, komunitas crypto di Indonesia turut mendorong edukasi dan adopsi Bitcoin, menjadikannya semakin populer di kalangan masyarakat sebagai aset digital alternatif.

Selain faktor internal, harga Bitcoin juga dipengaruhi oleh konteks makroekonomi global, seperti suku bunga, inflasi, nilai tukar mata uang, dan kebijakan moneter dari berbagai negara. Misalnya, kebijakan suku bunga rendah dan pelonggaran moneter yang diterapkan bank sentral selama krisis keuangan global menciptakan kondisi di mana investor cenderung mencari aset alternatif, termasuk cryptocurrency, untuk mengimbangi risiko inflasi dan menurunkan daya beli. Di sisi lain, regulasi yang semakin ketat di beberapa negara dapat meningkatkan volatilitas harga Bitcoin dan memengaruhi permintaan serta likuiditas pasar aset digital ini. Dengan adanya pengaruh dari berbagai indikator makroekonomi, pemahaman akan pola pergerakan harga Bitcoin menjadi semakin

kompleks, dan prediksi yang akurat menjadi sangat penting untuk mendukung keputusan investasi yang berbasis data.

Dalam dunia keuangan, keahlian untuk memprediksi harga aset seperti Bitcoin menjadi sangat penting, terutama dalam pengambilan keputusan untuk investasi. Namun, prediksi harga Bitcoin memiliki tantangan tersendiri karena sifat data harga yang bersifat time series atau runtut waktu, dengan pola yang kompleks dan sulit diantisipasi. Selain membiasakan diri dengan tren industri, berita politik, dan ekonomi, model *Machine Learning* dapat dimanfaatkan sebagai alat pembantu pengambilan Keputusan dalam pembelian ataupun penjualan [6].

Metode yang mulai banyak digunakan dalam memprediksi harga aset keuangan adalah jaringan saraf tiruan (neural network), khususnya LSTM. Metode tersebut merupakan varian dari Recurrent Neural Network atau RNN yang diciptakan untuk menjadi solusi dari masalah vanishing gradient, dengan kemampuan mampu mengingat informasi dengan jangka waktu yang lebih panjang. Kelebihan tersebut membuat LSTM menjadi lebih efektif untuk menangani data time series yang memiliki pola lebih kompleks, termasuk fluktuasi harga Bitcoin.

Dengan menerapkan metode LSTM, skripsi ini diharapkan mampu memberikan model prediksi harga Bitcoin yang lebih akurat dibandingkan dengan metode tradisional. sehingga dapat membantu pelaku investasi dalam mengambil keputusan dengan lebih cerdas dan terukur, mengingat tingginya volatilitas harga cryptocurrency yang menjadikan investasi ini sangat spekulatif dan berisiko tinggi.

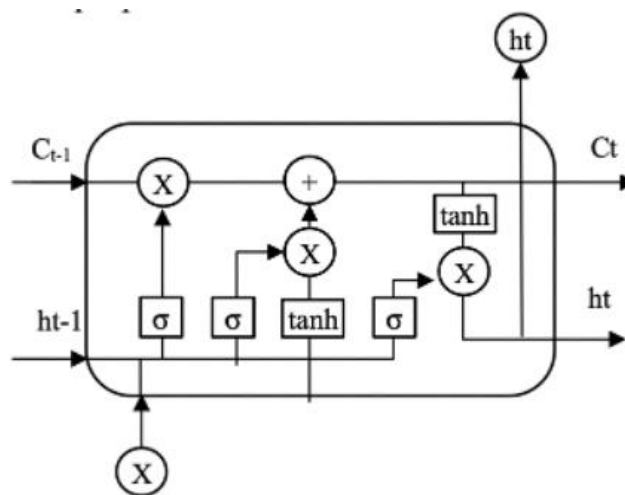
II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Bitcoin

Bitcoin (BTC) merupakan cryptocurrency pertama yang diperkenalkan pada tahun 2009 oleh entitas anonim dengan julukan Satoshi Nakamoto. Inovasi ini menjadi pilar penting dalam dunia keuangan digital, karena kontribusinya dalam membuka jalan bagi perkembangan berbagai jenis cryptocurrency lainnya. Bitcoin dirancang sebagai mata uang digital menggunakan teknologi peer-to-peer yang memungkinkan transaksi dilakukan tanpa perantara seperti bank [7].

B. LSTM

Algoritma Long Short-Term Memory atau yang biasa disebut LSTM ini merupakan varian dari Recurrent Neural Network atau RNN yang diciptakan untuk menjadi solusi dalam menangani data dengan dependensi jangka Panjang. LSTM ini dirancang oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997, dimana jaringan tersebut dilakukan dengan proses yang berulang [8]. Dalam RNN konvensional, masalah utama yang sering muncul adalah vanishing gradient, yang mengakibatkan kesulitan dalam mempelajari pola dari data yang melibatkan hubungan jangka panjang. Algoritma tersebut telah diubah dengan menambahkan *memory cell* yang memungkinkan untuk menyimpan data atau informasi dengan periode waktu yang lebih lama [9].



Gbr. 1 Arsitektur LSTM

Arsitektur LSTM memiliki komponen utama berupa sel memori (memory cell) yang dilengkapi dengan mekanisme gerbang (gate). Komponen ini dirancang dengan tujuan mengatur aliran informasi yang masuk, disimpan, dan yang keluar dari sel memori, sehingga memungkinkan LSTM untuk secara dinamis memutuskan informasi mana yang relevan untuk dipertahankan atau dilupakan. LSTM memiliki rangkaian sel memori yang khas, di mana informasi diproses dan disaring melalui mekanisme gerbang (gate). Dalam arsitektur LSTM, terdapat empat jenis gerbang utama, yaitu forget gate, input gate, cell gate, dan output gate, yang masing-masing berfungsi sebagai mengatur aliran informasi secara efektif.

C. Preprocessing Data

Preprocessing merupakan sebuah teknik penting dalam pengolahan data dengan tujuan untuk membersihkan data sebelum digunakan atau mengubah dataset ke dalam format yang lebih mudah dipahami dan dikelola oleh model machine learning [10]. Proses ini mencakup berbagai langkah, seperti penanganan data yang hilang (missing values), normalisasi atau standarisasi data, encoding variabel kategorikal, serta deteksi dan penanganan outlier. Selain itu, preprocessing juga dapat mencakup proses penggabungan data, penghapusan duplikasi, dan transformasi data agar sesuai dengan kebutuhan model. Dengan melakukan preprocessing, kualitas data menjadi lebih baik sehingga dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses training data atau analisis lebih lanjut.

D. Normalisasi Min-Max

Normalisasi merupakan sebuah proses penskalaan nilai pada dataset agar berada dalam rentang tertentu yang telah ditentukan, misalnya antara 0 hingga 1 atau -1 hingga 1. Tujuan utama dari normalisasi adalah untuk memastikan bahwa setiap fitur atau atribut pada data memiliki kontribusi yang seimbang dalam proses analisis atau training model, terutama ketika atribut memiliki skala nilai yang sangat berbeda. Proses normalisasi dilakukan menggunakan cara transformasi linier terhadap data aslinya [11]. Normalisasi dapat membantu meningkatkan kinerja algoritma dengan mengurangi bias yang

disebabkan oleh skala data yang tidak seragam. Dengan demikian, normalisasi menjadi salah satu langkah preprocessing data yang krusial dalam memastikan hasil analisis atau prediksi yang lebih akurat.

E. Evaluasi

RMSE atau kepanjangannya Root Mean Square Error adalah sebuah metrik untuk mengevaluasi seberapa baik model Machine Learning dengan cara mengukur tingkat akurasi [12]. RMSE mengukur tingkat akurasi model dengan menghitung akar dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai yang diprediksi dengan nilai aktualnya. RMSE memberikan persentase hasil tentang seberapa besar kesalahan prediksi yang dilakukan oleh model dibandingkan dengan data sebenarnya.

Semakin rendah nilai yang didapat, semakin baik juga model dalam melakukan prediksi karena menunjukkan bahwa kesalahan prediksi yang dilakukan oleh model relatif kecil. Sebaliknya, jika nilai RMSE besar, maka hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki kesalahan yang signifikan dalam prediksinya, sehingga perlu dilakukan perbaikan pada model atau data yang digunakan [13].

RMSE memiliki kelebihan karena memberikan bobot lebih besar terhadap kesalahan besar dibandingkan kesalahan kecil, sehingga sangat cocok untuk kasus di mana kesalahan besar harus diminimalkan. Metrik ini sering digunakan dalam berbagai domain, seperti regresi linier, analisis time series, dan aplikasi lain yang melibatkan prediksi numerik. Penggunaan RMSE membantu peneliti dan praktisi dalam membandingkan berbagai model untuk menentukan model mana yang paling efektif untuk menangkap pola data dan memberikan hasil prediksi yang akurat.

F. Flask

Flask adalah sebuah framework atau kerangka kerja yang digunakan dalam membuat aplikasi web interaktif pada bahasa pemrograman Python. Framework ini memberikan solusi yang efisien dan intuitif bagi para data scientist, sehingga memberikan kebebasan bagi pengembang dalam merancang arsitektur aplikasi sesuai kebutuhan. Framework ini menjadi sangat populer di kalangan pengembang karena mudah untuk digunakan dan dokumentasi yang lengkap, sehingga dapat mempercepat proses pengembangan aplikasi [14].

Flask memungkinkan integrasi langsung dengan berbagai pustaka Python seperti Pandas, NumPy, Matplotlib, Seaborn, Plotly, TensorFlow, dan Scikit-learn, sehingga pengguna dapat dengan mudah menyajikan hasil analisis data, visualisasi, atau prediksi model pembelajaran mesin dalam bentuk aplikasi web yang menarik dan interaktif. Flask mendukung pengembangan menggunakan HTML, CSS, dan Javascript yang membuat pengembang memiliki kontrol penuh terhadap tampilan dan pengalaman aplikasi yang dibuat.

III. DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

Metode yang digunakan dalam skripsi ini adalah *time series forecasting*. Berikut adalah alur tahapan penelitian yang digunakan.



Gbr. 2 Tahapan Metodologi Penelitian

A. Pengumpulan Data

Data historis harga Bitcoin dikumpulkan melalui web scraping menggunakan bahasa pemrograman Python dengan pustaka *yfinance*. Data yang dikumpulkan mencakup informasi harga Bitcoin dalam rentang waktu 2014 hingga saat ini, termasuk harga Open, High, Low, Close, Volume, dan Adjusted Close. Rentang waktu ini dipilih agar mencakup berbagai siklus pergerakan harga Bitcoin, seperti periode *bullish*, *bearish*, dan *sideways*, sehingga dapat menjadi dasar yang kuat dalam analisis dan pembuatan model prediksi.

Tabel I. Data Bitcoin

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
2014-09-17	465.8	468.1	452.4	457.3	457.3	21056800
2014-09-18	456.8	456.8	413.1	424.4	424.4	34483200
2014-09-19	424.1	427.8	384.5	394.7	394.7	37919700
2014-09-20	394.6	423.2	389.8	408.9	408.9	36863600
2014-09-21	408	412.4	393.1	398.8	398.8	26580100

B. Preprocessing Data

Sebelum data digunakan untuk pemodelan, dilakukan tahap *preprocessing* untuk memastikan kualitas dan konsistensi data. Langkah ini meliputi pembersihan data dari *missing values* atau null agar tidak menimbulkan bias serta pengecekan konsistensi *timestamp* untuk memastikan urutan data sesuai dengan kronologi waktu yang sebenarnya.

C. Normalisasi Min-Max

Data yang telah dilakukan pengecekan *missing values* akan masuk ke tahap normalisasi dengan metode *Min-Max Scaling* untuk menyamakan skala nilai pada data harga Bitcoin yang memiliki perbedaan rentang nilai yang cukup besar. Dengan normalisasi ini, nilai seluruh data diubah dengan rentang 0 hingga 1 menggunakan *MinMaxScaler*.

D. Training dan Testing Model

Kemudian data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training sebesar 70% dan data testing sebesar 30%. Pembagian ini bertujuan agar model dapat belajar dari data historis dan diuji terhadap data baru untuk mengukur kemampuan generalisasi model. Setelahnya adalah membangun arsitektur model Long Short-Term Memory (LSTM). Model yang digunakan terdiri dari tiga lapisan utama, dua lapisan LSTM dengan jumlah neuron 128 dan 64, serta satu *Dense Layer* sebagai lapisan keluaran.

E. Denormalisasi Data

Setelah model menghasilkan hasil prediksi dalam bentuk data yang telah dinormalisasi, dilakukan proses denormalisasi untuk mengembalikan nilai hasil prediksi ke skala aslinya. Proses ini penting agar nilai prediksi dapat dibandingkan secara langsung dengan data actual harga Bitcoin. Denormalisasi dilakukan dengan menggunakan parameter yang sama seperti pada tahap normalisasi sebelumnya.

F. Evaluasi

Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data testing dengan tiga metrik utama yaitu Root Mean Square Error (RMSE), Mean Square Error (MSE), dan Mean Absolute Error (MAE). Ketiga metrik ini digunakan untuk mengukur Tingkat kesalahan prediksi dan menilai seberapa baik model mampu mengenali pola pergerakan harga Bitcoin.

G. Visualisasi

Visualisasi hasil prediksi dilakukan untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai performa model dan pola prediksi. Visualisasi dilakukan menggunakan grafik deret waktu yang membandingkan prediksi model dengan data aktual. Grafik ini membantu dalam memberikan gambaran intuitif tentang seberapa baik model menangkap pola fluktuasi harga Bitcoin. Tampilan Streamlit dirancang untuk menyajikan grafik deret waktu yang menampilkan proyeksi harga Bitcoin untuk 30 hari ke depan berdasarkan hasil prediksi model. Grafik deret waktu ini tidak hanya membantu dalam mengevaluasi akurasi model tetapi juga memberikan wawasan yang berguna bagi para investor, analis, atau pihak lain yang tertarik pada pergerakan harga Bitcoin di masa depan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Persiapan Data

Dataset historis harga Bitcoin diambil menggunakan pustaka *yfinance* dari Yahoo Finance dengan rentang waktu 17 September 2014 hingga saat ini.

Total number of days present in the dataset: 4053
Total number of fields present in the dataset: 9

Gbr. 3 Total Data Bitcoin

Dataset berisi 4053 baris data harian dengan atribut seperti *Open*, *High*, *Low*, *Close*, *Adj_Close*, *Volume*, serta *Dividends* dan *Stock Splits* yang keduanya bernilai nol karena Bitcoin tidak memiliki mekanisme tersebut. Setelah data diperoleh, dilakukan pengecekan nilai kosong (null) dan hasilnya menunjukkan bahwa dataset bersih tanpa nilai kosong.

B. Perancangan Model

Tahap perancangan model dimulai dengan normalisasi data harga penutupan menggunakan *MinMaxScaler* agar seluruh nilai berada pada rentang 0 hingga 1 untuk memudahkan model dalam mengenali pola.

```
train_data: (2837, 1)
test_data: (1217, 1)
```

Gbr. 4 Pembagian Data Train dan Data Test

Model LSTM yang digunakan terdiri dari tiga lapisan, masing-masing dengan 128 dan 64 neuron serta *Dense Layer* sebagai output. Dropout diterapkan untuk mengurangi risiko *overfitting*, sedangkan pelatihan dilakukan dengan menggunakan optimizer Adam dengan mekanisme *EarlyStopping* untuk menghentikan pelatihan lebih awal jika performa model tidak membaik. Grafik training loss dan validation loss menunjukkan pola penurunan yang stabil, mengindikasikan bahwa model belajar secara efektif tanpa *overfitting*.

C. Evaluasi Model

Evaluasi model yang dilakukan pada model ini menggunakan tiga metrik, yaitu RMSE, MSE, dan MAE. Sebelum evaluasi, hasil prediksi dan nilai aktual dikembalikan ke skala aslinya menggunakan *inverse transform*, sehingga interpretasi error dapat dilakukan dalam satuan dollar.

```
Train data RMSE: 1711.3006282253107
Train data MSE: 2928549.840164343
Train data MAE: 1208.942590561345
Train MAE (%): 9.55%
```

```
-----
Test data RMSE: 2551.1626104792444
Test data MSE: 6508430.6651072735
Test data MAE: 1875.4381082396194
Test MAE (%): 3.21%
```

Gbr. 5 Hasil Evaluasi

Nilai yang diperoleh pada RMSE sebesar 1711.30 pada data training dan 2551.16 pada data testing, nilai tersebut menunjukkan deviasi prediksi yang masih wajar mengingat volatilitas Bitcoin yang sangat tinggi. Nilai MSE berada pada kisaran 2.9 juta hingga 6,5 juta, sedangkan MAE berada pada rentang 1208.94 hingga 1875.44. Jika dibandingkan dengan skala harga Bitcoin yang dapat mencapai puluhan ribu dollar, nilai kesalahan tersebut masih tergolong moderat dan

menunjukkan performa model yang cukup baik dalam mengenali pola harga.

D. Visualisasi Model

Visualisasi hasil prediksi menunjukkan bahwa garis prediksi mengikuti arah trend harga Bitcoin secara umum. Model mampu mempelajari pola pergerakan harga dan menghasilkan prediksi yang cukup stabil, meskipun lebih halus dan cenderung konservatif. Hal ini menandakan bahwa model cukup baik dalam mengenali pergerakan harga jangka pendek, namun tetap memiliki keterbatasan dalam merespon perubahan harga yang sangat drastis atau spike, yang merupakan bagian dari karakteristik alami volatilitas Bitcoin.



Gbr. 6 Visual Web Flask

Grafik visualisasi memperlihatkan dua garis utama, yaitu garis biru yang mempresentasikan data harga aktual Bitcoin dan garis kuning menggambarkan hasil prediksi model. Perbandingan garis tersebut memperlihatkan bahwa meskipun terdapat perbedaan pada titik ekstrim harga, trend umum antara keduanya tetap serupa. Dengan pendekatan ini sistem prediksi harga Bitcoin tidak hanya terbatas pada lingkungan penelitian, tetapi juga dapat diakses oleh pengguna secara langsung melalui web yang intuitif dan responsif

V. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan mengenai prediksi harga Bitcoin menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), dapat diambil kesimpulan bahwa model LSTM berhasil diterapkan untuk melakukan prediksi harga Bitcoin berdasarkan data historis. Proses *preprocessing* mencakup normalisasi data serta pembentukan urutan *time series* menggunakan jendela waktu untuk menangkap pola pergerakan harga secara berurutan. Model yang dibangun memiliki arsitektur tiga *layer* LSTM dengan masing-masing terdiri dari 128 dan 64 unit neuron, serta diakhiri dengan *output Dense layer*. Pelatihan model dilakukan menggunakan *optimizer Adam* dan *loss function* yang sesuai, kemudian dievaluasi menggunakan tiga metrik utama, yaitu RMSE, MSE, dan MAE. Hasil evaluasi menunjukkan performa model yang cukup baik, dengan rentang nilai RMSE antara 1711.30 hingga

2551.16, MSE antara 2,928,549.84 hingga 6,508,430.66, dan MAE antara 1208.94 hingga 1875.44. Nilai-nilai tersebut mengindikasikan bahwa model mampu melakukan prediksi dengan deviasi yang masih dalam batas wajar, terutama mengingat volatilitas harga Bitcoin yang sangat tinggi. Selain itu, visualisasi hasil prediksi memperlihatkan bahwa model mampu mengikuti tren harga Bitcoin secara umum, meskipun belum sepenuhnya akurat dalam menangkap fluktuasi harga ekstrem, khususnya pada kondisi pasar yang sangat volatil.

REFERENSI

- [1] H. b. Lumbantobing dan R. , "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research*, vol. 3, no. 2, pp. 7348-7355, 2023.
- [2] P. A. Sunarya, "Penerapan Sertifikat pada Sistem Keamanan menggunakan Teknologi Blockchain," *Jurnal Mentari: Manajemen Pendidikan dan Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 1, pp. 58-67, 2022.
- [3] I. E. Maulani, T. Herdianto, D. F. Syawaludin dan M. O. Laksana, "PENERAPAN TEKNOLOGI BLOCKCHAIN PADA SISTEM KEAMANAN INFORMASI," *Jurnal Sosial dan Teknologi (SOSTECH)*, vol. 3, no. 2, pp. 99-102, 2023.
- [4] M. F. Rizkilloh dan S. Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 25-31, 2022.
- [5] A. Sujada, F. Sembiring dan F. , "Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Algoritma Long ShortTerm Memory," *JURNAL INOVTEK POLBENG - SERI INFORMATIKA*, vol. 9, no. 1, pp. 450-459, 2024.
- [6] M. F. Arfa, M. R. A. Fathan, H. B. Lumbantobing dan R. , "Prediksi Harga Cryptocurrency dengan Metode Linier Regresi," *SENTIMAS: Seminar Nasional Penelitian dan Pengabdian Masyarakat*, pp. 8-15, 2023.
- [7] Bitcoin, "Bitcoin - Open source P2P money," December 2024. [Online]. Available: <https://bitcoin.org/id/>. [Diakses December 2024].
- [8] M. D. A. Carnegie dan C. , "Perbandingan Long Short Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) Untuk Memprediksi Curah Hujan," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 7, no. 3, pp. 1022-1032, 2023.
- [9] A. Khumaidi dan I. A. Nirmala, Algoritma long short term memory dengan hyperparameter tuning : prediksi penjualan produk, Deepublish, 2022.
- [10] F. Putra, H. F. Tahiyat, R. M. Ihsan, Rahmaddeni dan L. Efrizoni, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Menggunakan Wrapper Sebagai Preprocessing untuk Penentuan Keterangan Berat Badan Manusia," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 1, pp. 273-281, 2024.
- [11] P. Sugiartawan, A. A. J. Permana dan P. I. Prakoso, "Forecasting Kunjungan Wisatawan Dengan Long Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal Sistem Informasi dan Komputer Terapan Indonesia (JSIKTI)*, vol. 1, no. 1, p. 43-52, 2018.
- [12] L. Wiranda dan M. Sadikin, "PENERAPAN LONG SHORT TERM MEMORY PADA DATA TIME SERIES UNTUK MEMPREDIKSI PENJUALAN PRODUK PT. METISKA FARMA," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika*, vol. 8, no. 3, pp. 184-196, 2019.
- [13] S. Sautomo dan H. F. Pardede, "Prediksi Belanja Pemerintah Indonesia Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 99-106, 2021.
- [14] P. N. Dacipta dan R. E. Putra, "Sistem Klasifikasi Limbah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Pada Web Service Berbasis Framework Flask," *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 3, no. 4, pp. 394-402, 2022.