

Penerapan Sistem Pakar untuk Memprediksi Harga Bitcoin dengan Metode LSTM

Ernita¹, Qaisya Dwi Aryana², Lilis Swastika³, Silvia Azahrani⁴, Elsyah Sapyrah⁵, Vanessa Olivia Rose⁶, Saiful Haris⁷, Nazwa Nabilla⁸

¹121140038, ²121140063, ³121450233, ⁴121450070, ⁵121450096, ⁶121450108, ⁷121450115, ⁸121450122
^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, ^{4,5,6,7,8}Program Studi Sains Data, Institut Teknologi Sumatera

Abstrak

Penelitian ini menggunakan model Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga Bitcoin berdasarkan data historis. Model LSTM dirancang dengan dua lapisan dan 50 neuron per lapisan, menggunakan lookback period selama 300 hari. Data dipecah menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Model dilatih menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss Mean Squared Error (MSE), dengan batch size 32 dan 15 epoch. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil evaluasi menunjukkan nilai RMSE sebesar 590.04, MAE 935.61, dan MAPE 2.91%, yang mengindikasikan prediksi harga masih memiliki deviasi dari harga aktual. Visualisasi hasil prediksi menunjukkan pola yang mirip dengan data asli, namun terdapat selisih yang signifikan, mengindikasikan bahwa model masih perlu dioptimalkan lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi prediksi harga Bitcoin.

Kata Kunci : Adam, Evaluasi, LSTM, MAE, MAPE, MSE, Optimizer, Prediksi, RMSE

Pendahuluan

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi dan ekonomi digital telah mendorong popularitas aset kripto seperti Bitcoin. Bitcoin, sebagai mata uang digital terdesentralisasi pertama di dunia, menawarkan peluang investasi dan keuntungan yang menjanjikan. Namun, volatilitas harga Bitcoin yang tinggi menjadi tantangan tersendiri bagi investor dan pengambil keputusan di sektor keuangan. Perubahan harga yang cepat dan tidak terduga seringkali dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk sentimen pasar, kebijakan pemerintah, volume perdagangan, dan perkembangan teknologi. Hal ini membuat prediksi harga Bitcoin menjadi tugas yang kompleks dan penuh ketidakpastian [1].

Dalam bidang analisis keuangan dan teknologi, salah satu pendekatan yang semakin populer untuk menghadapi masalah prediksi harga aset yang dinamis adalah sistem pakar berbasis

kecerdasan buatan. Sistem pakar adalah sistem komputer yang dirancang untuk meniru pengetahuan dan pengalaman seorang ahli, dengan tujuan memberikan rekomendasi atau solusi berdasarkan data dan pola tertentu [2]. Dalam konteks Bitcoin, penerapan sistem pakar diharapkan dapat membantu para pengguna dalam mengambil keputusan investasi yang lebih baik dan lebih tepat.

Metode Long Short-Term Memory (LSTM) adalah salah satu teknik kecerdasan buatan yang dapat digunakan dalam sistem pakar untuk memprediksi harga Bitcoin. LSTM, sebagai varian dari jaringan saraf tiruan, dirancang untuk mengenali pola dalam data sekuensial, sehingga sangat cocok untuk menganalisis fluktuasi harga yang bersifat temporal. Penggunaan LSTM dalam sistem pakar memungkinkan pemrosesan dan prediksi berdasarkan data historis, yang membantu dalam memahami pola perubahan harga serta memberikan prediksi yang lebih akurat [3].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pakar yang menggunakan metode LSTM dalam memprediksi harga Bitcoin. Dengan adanya sistem ini, diharapkan para pengguna dapat memiliki pandangan lebih jelas terhadap pergerakan harga di masa depan, sehingga dapat membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih baik di pasar kripto yang penuh ketidakpastian.

Tinjauan Pustaka

Tinjauan pustaka ini membahas penelitian-penelitian terdahulu yang relevan dengan representasi pengetahuan, penalaran, dan aplikasi AI dalam konteks prediksi harga Bitcoin USD menggunakan LSTM. Tinjauan ini memberikan konteks teoritis dan metodologis untuk penelitian yang akan dilakukan.

1. Penelitian Terdahulu

1) Jurnal 1: Perancangan Aplikasi Berbasis Web Untuk Prediksi Harga Saham Dengan Metode (LSTM)

Pada studi (Simatupang et al., 2022) jurnal ini membahas tentang perancangan aplikasi berbasis web untuk memprediksi harga saham dengan menggunakan metode LSTM. Jurnal ini memberikan gambaran tentang bagaimana LSTM dapat digunakan untuk memprediksi harga saham, dan bagaimana aplikasi berbasis web dapat dibangun untuk memudahkan akses terhadap prediksi tersebut.

2) Jurnal 2: Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)

Pada studi (Budiprasetyo et al., 202) jurnal ini membahas tentang prediksi harga saham syariah menggunakan algoritma LSTM. Jurnal ini memberikan gambaran

tentang bagaimana LSTM dapat digunakan untuk memprediksi harga saham syariah, dan bagaimana parameter yang digunakan dalam model LSTM dapat mempengaruhi akurasi prediksi.

3) Jurnal 3: Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)

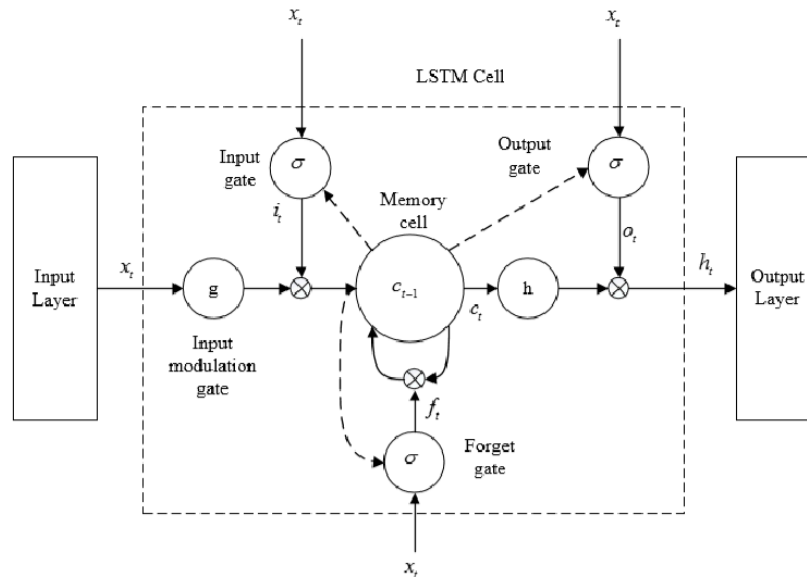
Pada studi (Moch Farryz Rizkilloh & Sri Widiyanesti, 2022) jurnal ini membahas tentang prediksi harga cryptocurrency menggunakan algoritma LSTM. Jurnal ini memberikan gambaran tentang bagaimana LSTM dapat digunakan untuk memprediksi harga cryptocurrency, dan bagaimana parameter yang digunakan dalam model LSTM dapat mempengaruhi akurasi prediksi.

2. Metode yang Digunakan

Metode yang digunakan dalam penelitian tentang prediksi harga saham dengan LSTM (Long Short-Term Memory) dapat dijelaskan dengan cara yang lebih sederhana sebagai berikut:

1) LSTM (Long Short-Term Memory)

LSTM adalah jenis jaringan saraf yang dirancang untuk membantu komputer belajar dari data yang memiliki urutan waktu, seperti harga saham. Salah satu masalah yang sering dihadapi oleh model pembelajaran mesin adalah kesulitan dalam mengingat informasi dari waktu yang lama, yang dikenal sebagai masalah vanishing gradient. LSTM mengatasi masalah ini dengan menggunakan struktur khusus yang memungkinkan model untuk "mengingat" informasi penting selama periode waktu yang lebih lama. Dengan cara ini, LSTM dapat mempelajari pola dari data historis dan membuat prediksi yang lebih baik mengenai harga di masa depan.



Gambar 1. Arsitektur LSTM

Gambar 1. menjelaskan terkait infrastruktur pemrosesan data dalam LSTM. LSTM merupakan salah satu jenis dari pengembangan algoritma RNN (Recurrent Neural Network). LSTM juga menjadi solusi dari vanishing gradient yang umum terjadi pada RNN. Secara garis besar arsitektur metode LSTM dibagi menjadi 4 bagian utama yaitu *input gate*, *forget gate*, *output gate* dan *cell gate*.

2) Pengukuran Kinerja Model

Untuk mengetahui seberapa baik model LSTM dalam memprediksi harga saham, peneliti biasanya menggunakan dua metrik utama: Mean Squared Error (MSE) dan Root Mean Squared Error (RMSE).

- MSE menghitung rata-rata dari kuadrat perbedaan antara nilai yang diprediksi dan nilai sebenarnya. Semakin kecil nilai MSE, semakin baik model tersebut dalam melakukan prediksi. Ini karena nilai MSE yang rendah menunjukkan bahwa perbedaan antara prediksi dan kenyataan tidak besar.
- RMSE adalah akar kuadrat dari MSE, dan memberikan ukuran kesalahan dalam satuan yang sama dengan data asli. Ini membuat RMSE lebih mudah dipahami karena kita bisa langsung melihat seberapa jauh prediksi dari nilai sebenarnya.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y})^2} \quad (1)$$

Dalam penelitian ini, kedua metrik ini digunakan untuk mengevaluasi seberapa akurat model LSTM dalam memprediksi harga saham. Dengan menggunakan metrik ini, peneliti dapat membandingkan berbagai model dan memilih model terbaik berdasarkan hasil pengujian.

3. Gap Penelitian

Gap penelitian dalam prediksi harga Bitcoin menggunakan LSTM mencakup beberapa aspek penting. Pertama, banyak penelitian sebelumnya berfokus pada prediksi harga saham tradisional, sementara penerapan metode LSTM untuk cryptocurrency, khususnya Bitcoin, masih minim. Kedua, penelitian yang ada sering kali tidak mempertimbangkan variabel eksternal seperti sentimen pasar atau berita terkini yang dapat mempengaruhi harga Bitcoin secara signifikan. Ketiga, terdapat peluang untuk menggabungkan LSTM dengan metode lain, seperti analisis sentimen atau model ekonomi, guna meningkatkan akurasi prediksi. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah-celah tersebut dengan menerapkan LSTM pada prediksi harga Bitcoin USD dan mempertimbangkan variabel eksternal serta kombinasi metode untuk menghasilkan model yang lebih akurat.

Metodologi

Metodologi yang digunakan pada penelitian ini menggunakan *deep learning*, pendekatan jaringan syaraf tiruan untuk memprediksi harga Bitcoin dengan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan fungsi optimasi Adam. LSTM sendiri merupakan salah satu dari jaringan saraf tiruan dan merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang digunakan untuk memproses bahasa alami dan menganalisis data yang sifatnya *sequential*. Penelitian menggunakan LSTM dikarenakan LSTM memiliki sel memori yang berfungsi sebagai penyimpan informasi dalam jangka waktu yang panjang.

Pada penelitian ini, model LSTM menggunakan *Knowledge Discovery in Database* (KDD), KDD merupakan teknik analisis data yang menaungi proses sistematis seperti mengekstraksi, merepresentasikan, dan mengintegrasikan pengetahuan kedalam sistem, untuk memperoleh representasi pengetahuan yang digunakan pada model LSTM dalam memprediksi harga saham Bitcoin dari data mentah atau *data mining*. Berikut merupakan konsep data mining yang dapat merepresentasikan pengetahuan dan sistem dilihat dari **Gambar 2**.



Gambar 2. Konsep Data Mining KDD

Berikut bagaimana representasi pengetahuan dibangun dan diintegrasikan dengan sistem pada penelitian ini:

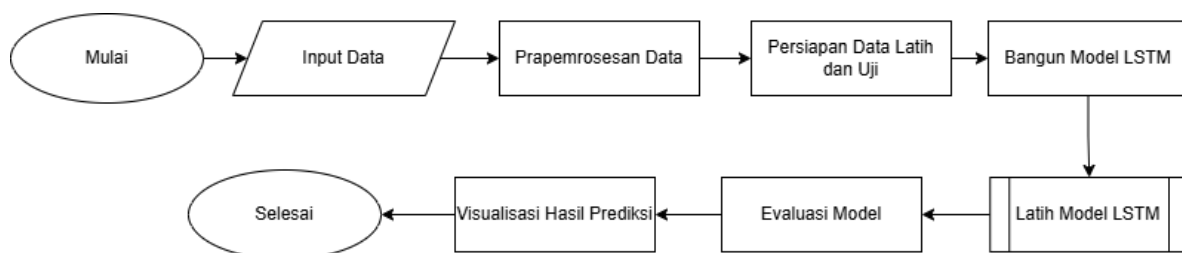
1. Selection Data
Data yang digunakan merupakan data historis dari harga bitcoin yang diperoleh dari *website Kaggle* yang meliputi harga pembukaan, penutupan, tertinggi, terendah, dan volume perdagangan.
2. Preprocessing
Data yang dikumpulkan dinormalisasi dengan MinmaxScaler untuk mengubah semua nilai berada di rentang $[0,1]$ dan membagi data menjadi 2 bagian yaitu data train dan testing, yang dapat meningkatkan kualitas data dan konsistensi.
3. Transformasi Data
Menambahkan indikator teknis seperti RSI, CCI, SMA, EMA dan lainnya.
4. Data Mining
Model LSTM digunakan untuk mempelajari pola dalam data yang berjumlah besar.
5. Evaluasi dan Knowledge
Evaluasi pola dapat dipakai untuk mengukur akurasi prediksi dan dapat memberikan pengetahuan berupa hasil grafik.

Flowchart proses prediksi dengan model LSTM

Flowchart adalah representasi diagramatik yang menggunakan simbol-simbol untuk menggambarkan aliran informasi dan langkah-langkah aktivitas dalam suatu sistem. Proses prediksi harga cryptocurrency menggunakan jaringan saraf tiruan, yaitu Long Short-Term Memory (LSTM), dimulai dengan input data harga yang diunggah oleh pengguna. Data yang diunggah kemudian mengalami tahap pra-pemrosesan seperti pemilihan kolom yang relevan (contohnya harga penutupan) dan pengaturan kolom tanggal sebagai indeks, serta normalisasi data agar nilainya berada dalam rentang $[0,1]$. Data yang telah diproses ini dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian berdasarkan rasio tertentu, biasanya 80:20.

Pada tahap pelatihan, data pelatihan dibagi menjadi sekuens data kecil berdasarkan parameter lookback, yang menentukan panjang urutan data historis. Model LSTM yang telah dikonfigurasi disusun dalam beberapa lapisan, termasuk dua lapisan LSTM dan lapisan Dense, kemudian dikompilasi dengan optimasi parameter seperti adam sebagai optimizer dan Mean Squared Error sebagai fungsi loss. Model kemudian dilatih dengan data pelatihan yang telah disiapkan selama beberapa epoch untuk mempelajari pola dalam data harga historis.

Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data pengujian dan metrik evaluasi seperti *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur keakuratan prediksi. Akhirnya, hasil prediksi dibandingkan dengan data aktual dan divisualisasikan melalui grafik yang menunjukkan perbandingan harga prediksi dan harga asli. Model ini kemudian dapat digunakan untuk memprediksi harga *Bitcoin* pada periode berikutnya, dan hasil prediksi disajikan kepada pengguna.



Gambar 3. Flowchart Proses Prediksi

Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis pergerakan harga Bitcoin dalam USD, yang diambil dari platform Kaggle. Dataset mencakup periode dari 1 Februari 2015 hingga 29 April 2024 dan disajikan dalam bentuk tabel dengan 20 atribut yang mewakili berbagai aspek harga dan indikator teknis. Atribut-atribut utama meliputi `date` (tanggal transaksi), `open` (harga pembukaan), `high` (harga tertinggi), `low` (harga terendah), `close` (harga penutupan), dan `volume` (volume perdagangan harian). Selain itu, data juga mencakup indikator teknis seperti `rsi_7` dan `rsi_14` (Relative Strength Index untuk periode 7 dan 14 hari), `cci_7` dan `cci_14` (Commodity Channel Index untuk periode 7 dan 14 hari), `sma_50` dan `ema_50` (Simple Moving Average dan Exponential Moving Average untuk periode 50 hari), serta `sma_100` dan `ema_100` (Simple dan Exponential Moving Average untuk periode 100 hari). Indikator teknis lain yang disertakan mencakup `macd` (Moving Average Convergence Divergence), `bollinger` (indikator Bollinger Bands), `TrueRange` (rentang harga sebenarnya), serta `atr_7` dan `atr_14` (Average True Range untuk periode 7 dan 14 hari). Dataset ini juga menyertakan kolom `next_day_close`, yang merepresentasikan

perkiraan harga penutupan pada hari berikutnya. Keseluruhan atribut ini berfungsi sebagai input bagi model pembelajaran mesin untuk memprediksi pergerakan harga Bitcoin di masa depan.

Tabel 1. Dataset

date	open	...	atr_14	next_day_close
1/2/2015	314.079	...	4.275997	281.082
1/3/2015	314.846	...	14.95101	264.195
...
4/28/2024	63423.52	...	2907.811	63841.12
4/29/2024	63106.36	...	2870.069	60636.86

Alat dan Teknik

Penelitian ini menggunakan beberapa alat dan teknik dalam proses pengolahan dan analisis data untuk prediksi harga Bitcoin. Alat utama yang digunakan adalah bahasa pemrograman Python bersama dengan pustaka seperti Pandas untuk manipulasi data dan Matplotlib untuk visualisasi data. Dalam hal pembelajaran mesin, penelitian ini memanfaatkan TensorFlow dan Keras sebagai framework utama untuk membangun dan melatih model jaringan saraf tiruan Long Short-Term Memory (LSTM), yang dirancang khusus untuk menangani data berurutan seperti data harga historis Bitcoin.

Proses Pengujian

Proses pengujian melibatkan beberapa langkah penting untuk mengevaluasi kinerja model. Pertama, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan (80%) dan data pengujian (20%). Data pelatihan digunakan untuk melatih model LSTM agar dapat mengenali pola dalam data historis, sementara data pengujian digunakan untuk menguji kinerja model yang telah dilatih. Selama pengujian, model dinilai menggunakan metrik seperti *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur seberapa dekat hasil prediksi dengan data aktual. Akhirnya, hasil prediksi model divisualisasikan dengan membandingkan harga prediksi dan harga asli, yang membantu dalam analisis lebih lanjut mengenai keakuratan prediksi model.

Hasil dan Pembahasan

4.1 Deskripsi Data

Data historis pergerakan harga Bitcoin USD diperoleh melalui [Kaggle](#) dari rentang 1 Februari 2015 - 29 April 2024, seperti pada Tabel 1. Data memiliki 20 atribut, yaitu 'date', 'open', 'high', 'low', 'close', 'volume', 'rsi_7', 'rsi_14', 'cci_7', 'cci_14', 'sma_50', 'ema_50', 'sma_100', 'ema_100', 'macd', 'bollinger', 'TrueRange', 'atr_7', 'atr_14', 'next_day_close'.

Tabel 2. Dataset

date	open	...	atr_14	next_day_close
1/2/2015	314.079	...	4.275997	281.082
1/3/2015	314.846	...	14.95101	264.195
...
4/28/2024	63423.52	...	2907.811	63841.12
4/29/2024	63106.36	...	2870.069	60636.86

4.2 Pemodelan

Data yang digunakan dipecah menjadi training set (80% dari data) dan test set (20%). Lookback period ditentukan sebanyak 300, yang berarti model akan menggunakan 300 hari data sebelumnya untuk memprediksi harga pada hari ke-301 setelah tanggal 29 April 2024. Model LSTM dibuat dengan dua lapisan LSTM dan 50 neuron. Model dikompilasi menggunakan optimizer adam dan mean squared error sebagai fungsi loss. Model dilatih pada data latih dengan batch_size=32 dan epochs=15.

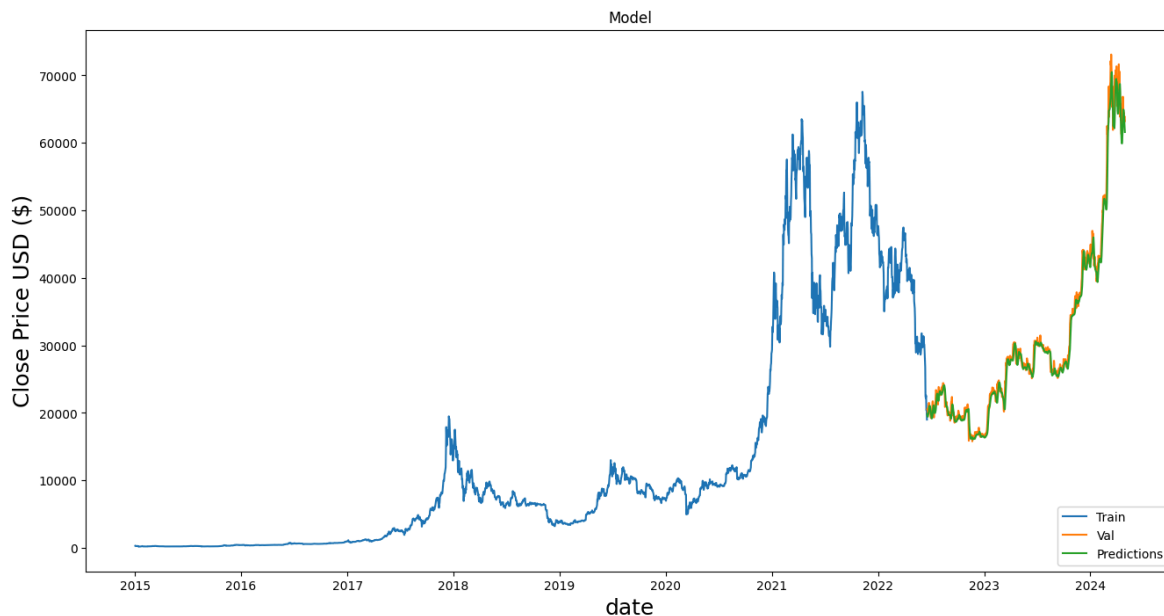
```
model = Sequential()
model.add(LSTM(50, return_sequences = True, input_shape = (x_train.shape[1], x_train.shape[2]),
               ↪1)))
model.add(LSTM(50, return_sequences = False))
model.add(Dense(25))
model.add(Dense(1))
```

Gambar 3. Struktur LSTM yang digunakan

4.3 Evaluasi

Pada tahap evaluasi diperoleh nilai RMSE sebesar 590.04 menunjukkan prediksi harga Bitcoin dalam satuan USD cenderung menyimpang dari nilai harga sebenarnya. Nilai MAE sebesar 935.61 menunjukkan prediksi model memiliki selisih sekitar 935.61 USD dari harga aktual. Nilai MSE 2.91% menunjukkan bahwa prediksi harga Bitcoin memiliki kesalahan sekitar 2.91% dibandingkan dengan nilai aktual.

4.4 Hasil Prediksi



Gambar 2. Hasil prediksi harga Bitcoin metode LSTM

Pada Gambar 2, terlihat grafik prediksi harga Bitcoin USD menunjukkan kesesuaian dengan data sebenarnya. Kesimpulannya, model LSTM ini berhasil memprediksi pergerakan harga Bitcoin USD dengan tingkat akurasi yang dapat diterima. Terlihat bahwa prediksi hari ke-301 atau pada 25 Januari 2025, harga Bitcoin USD cenderung turun pada rentang harga 60.000 USD (\$).

Kesimpulan

Dari hasil pembahasan mengenai penggunaan model LSTM untuk memprediksi harga Bitcoin, dapat disimpulkan bahwa model ini cukup efektif dalam mempelajari pola data historis dengan mempertimbangkan periode lookback sebanyak 300 hari. Struktur model yang terdiri dari dua lapisan LSTM dengan masing-masing 50 neuron membantu dalam menangkap pola harga dalam data historis secara lebih dalam. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kinerja model pada data pengujian masih memiliki deviasi dari harga aktual. Nilai RMSE sebesar 590.04 menunjukkan bahwa model menghasilkan prediksi yang rata-rata berbeda 590.04 USD dari harga sebenarnya, sementara MAE sebesar 935.61 menunjukkan selisih rata-rata sebesar 935.61 USD antara prediksi dan harga aktual. Nilai MAPE sebesar 2.91% mengindikasikan bahwa prediksi harga Bitcoin memiliki tingkat kesalahan relatif sebesar 2.91% dibandingkan harga aktual. Meskipun model mampu mengenali pola harga, hasil prediksi menunjukkan bahwa model LSTM masih menghadapi tantangan dalam memberikan akurasi prediksi yang sepenuhnya konsisten dengan harga aktual. Visualisasi prediksi dan harga aktual menunjukkan pola yang mirip, namun terdapat perbedaan yang cukup signifikan dalam nilai

prediksi, yang bisa diatasi dengan melakukan optimasi lebih lanjut pada parameter model atau jumlah epoch pelatihan.