

Sistem Prediksi Harga Bitcoin di Market Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory

Kresna aprianto¹, Moch Iqbal Ramadhan², Petrus Leon Mahardika Hermawan³

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹kresnaaprianto87@gmail.com, ²ramadhaniqbal011201@gmail.com,

³andreasparikesit007@gmail.com

Abstrak – Cryptocurrency telah menjadi pilihan investasi yang populer, dengan Bitcoin sebagai salah satu aset digital paling diminati. Berdasarkan survey dari GlobalWebIndex, sekitar 10% pengguna internet di Indonesia memiliki cryptocurrency menjadikan negara ini salah satu pasar terbesar di dunia. Namun, meskipun menawarkan peluang keuntungan yang signifikan, investasi ini memiliki risiko tinggi akibat volatilitas harga yang ekstrem. Generasi Z, yang dikenal adaptif terhadap teknologi, semakin tertarik pada investasi digital seperti cryptocurrency, menjadikannya bagian dari pergeseran tren profesi di era digital. Prediksi harga Bitcoin menjadi kebutuhan penting untuk mendukung pengambilan keputusan investasi. Algoritma Long Short Term Memory (LSTM), sebagai jenis jaringan saraf tiruan yang unggul dalam mengenali pola data jangka panjang, dipilih untuk mengatasi tantangan volatilitas Bitcoin. Penelitian ini bertujuan merancang sistem prediksi harga Bitcoin berbasis LSTM, menggunakan data historis untuk menghasilkan estimasi yang akurat. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model ini mampu memberikan performa prediksi yang baik dengan tingkat kesalahan rendah dan akurasi tinggi. Sistem yang dikembangkan diharapkan dapat membantu pengguna memahami pergerakan harga, meminimalkan risiko, dan memaksimalkan keuntungan dalam investasi cryptocurrency.

Kata Kunci — Bitcoin, Cryptocurrency, Generasi Z, Investasi Digital, Long Short Term Memory

1. PENDAHULUAN

Investasi dalam cryptocurrency, khususnya Bitcoin, telah menarik perhatian banyak orang di era digital ini. Berdasarkan survei yang dilakukan oleh GlobalWebIndex, sekitar 10% pengguna internet di Indonesia memiliki mata uang digital, menjadikan Indonesia sebagai negara dengan pengguna cryptocurrency terbanyak kelima di dunia[1]. Cryptocurrency, termasuk Bitcoin, menawarkan potensi keuntungan yang signifikan, yang didorong oleh teknologi digital yang mendasarinya serta adopsi yang semakin meluas di pasar bursa efek. Namun, seiring dengan potensi keuntungan yang besar, investasi cryptocurrency juga memiliki risiko yang tinggi akibat volatilitas harga yang ekstrem dan isu-isu legalitas yang belum sepenuhnya jelas[1].

Bitcoin adalah salah satu koin crypto favorit di kalangan investor karena harganya yang tinggi dan volume perdagangan yang besar. Berdasarkan data dari CoinMarketCap, situs yang melacak harga aset digital secara global, Bitcoin saat ini berada di peringkat pertama. Pada 7 Januari 2025, harga Bitcoin tercatat \$101.702 (sekitar Rp1,64 miliar) dengan volume perdagangan dalam 24 jam terakhir mencapai \$51,67 miliar. Kenaikan harga Bitcoin yang signifikan juga menarik perhatian, dari sekitar Rp668 juta pada 1 Januari 2024 menjadi Rp1,65 miliar pada 7 Januari 2025.

Lonjakan volume perdagangan yang tercatat pada platform Binance, salah satu crypto exchange terbesar di dunia, menunjukkan adanya minat besar dari para investor pemula, terutama generasi Z. Pada tanggal 27 Oktober 2024, volume perdagangan mencapai 8.653 BTC atau sekitar \$585 juta USDT. Hanya dalam waktu 10 hari, pada 6 November 2024, volumenya melonjak hingga 104.127 BTC atau sekitar 7.7 miliar USDT. Kenaikan yang signifikan ini menunjukkan bahwa banyak investor, khususnya dari kalangan generasi Z, yang tertarik untuk ikut serta dalam tren investasi crypto. Di sisi lain salah satu faktor yang mempengaruhi minat investasi crypto adalah Fear of Missing Out (Alfama dkk., 2024).

FoMO adalah salah satu psikologis yang menggambarkan kecemasan seseorang yang merasa khawatir kehilangan kesempatan atau pengalaman berharga yang tengah dinikmati orang lain [8]. Disamping itu generasi Z dikenal juga sangat dekat dengan teknologi dan cepat beradaptasi, termasuk dalam hal investasi digital seperti cryptocurrency. Sahita dkk. (2020) menyatakan bahwa generasi Z

memiliki kemampuan untuk mengikuti perkembangan teknologi dan memanfaatkannya, termasuk dalam berinvestasi di platform online seperti cryptocurrency.

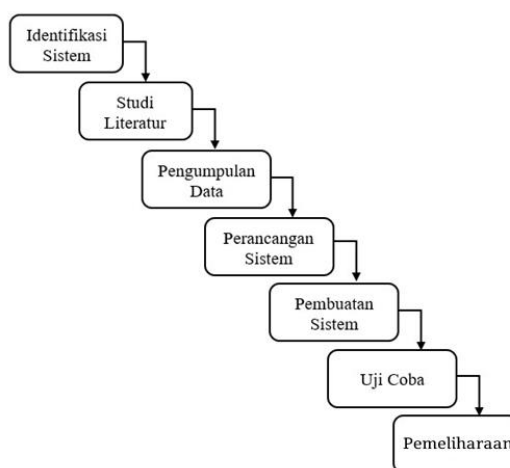
Berdasarkan hasil survei dari Studi Investor Global 2023, ditemukan bahwa investor pemula menghadapi kesulitan serta tantangan dalam menyesuaikan strategi investasi mereka di tengah perubahan kondisi ekonomi. Sebanyak 37% dari mereka yang menganggap dirinya pemula merasa perlu melakukan penyesuaian strategi, dibandingkan dengan hanya 16% dari kelompok yang mengidentifikasi dirinya sebagai ahli.

Penggunaan algoritma untuk analisis cryptocurrency semakin berkembang, salah satunya dengan metode Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk mengenali pola dalam data berurutan, sehingga sangat efektif dalam memprediksi harga cryptocurrency. Penelitian oleh Oxaichiko Arissinta dkk. (2022) berjudul “Pemodelan Time Series untuk Peramalan Web Traffic Menggunakan Algoritma ARIMA, LSTM, dan GRU” menunjukkan bahwa algoritma LSTM dan GRU memiliki akurasi terbaik dibandingkan metode lainnya.

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan di atas, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem prediksi harga Bitcoin dengan menggunakan model LSTM. Sistem ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih baik bagi para inversor pemula untuk memahami potensi pergerakan harga Bitcoin, sehingga membantu mereka dalam membuat keputusan yang lebih matang, meminimalkan risiko, serta memaksimalkan potensi keuntungan dalam investasi cryptocurrency.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian tentang perancangan sistem prediksi harga Bitcoin dengan algoritma Long Short Term Memory (LSTM) dilakukan melalui tahapan-tahapan yang diilustrasikan pada Gambar 1. Tahapan ini dirancang untuk memastikan proses penelitian berjalan dengan sistematis dan terstruktur, sehingga dapat menghasilkan output yang berkualitas dan bermanfaat sebagai dasar dalam pengambilan keputusan untuk memprediksi harga Bitcoin di masa mendatang.



Gambar 1. Tahapan Alur Penelitian

2.1 Identifikasi dan Perumusan Masalah

Penggunaan data historis yang relevan dan algoritma yang sesuai sangat penting untuk memprediksi harga Bitcoin secara akurat, sehingga membantu pengguna dalam mengambil keputusan yang tepat. Dalam penelitian ini, algoritma Long Short Term Memory (LSTM) dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola data jangka panjang. Data historis harga Bitcoin akan diproses untuk menghasilkan prediksi dengan tingkat akurasi tinggi, yang diukur melalui metrik seperti Mean Square Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Root Mean Square Error (RMSE). Penelitian ini bertujuan untuk merancang

sistem prediksi harga Bitcoin yang dapat menghasilkan kesalahan prediksi sekecil mungkin, sehingga meminimalkan risiko investasi.

2.2 Study Literatur

1.1.1 Peramalan

Peramalan (forecasting) adalah kegiatan memperkirakan atau memprediksi apa yang akan terjadi di masa yang akan datang dengan waktu yang relatif lama. Sedangkan ramalan adalah suatu situasi atau kondisi yang diperkirakan akan terjadi di masa yang akan datang. Untuk memprediksi hal tersebut diperlukan data yang akurat di masa lalu, sehingga dapat dilihat prospek situasi dan kondisi di masa yang akan datang[5].

1.1.2 Time Series

Time series merupakan kumpulan data yang dikumpulkan dalam rentang waktu tertentu secara teratur. Data pada time series disusun berdasarkan urutan waktu dan biasanya berupa angka, seperti suhu harian, harga saham, volume penjualan bulanan, atau data lain yang berkaitan dengan waktu. Setiap titik data dalam time series dikaitkan dengan waktu spesifik, sehingga memungkinkan analisis terhadap tren, pola, serta fluktuasi yang dipengaruhi oleh faktor waktu[6].

1.1.3 Long Short Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah salah satu jenis jaringan saraf rekuren (RNN) yang dirancang untuk mengolah data berurutan, seperti time series. LSTM unggul dalam mengatasi masalah "vanishing gradient" yang sering muncul pada RNN konvensional, sehingga mampu mempelajari ketergantungan jangka panjang dalam data berurutan dengan lebih baik.

Struktur LSTM terdiri dari unit memori yang menggantikan neuron pada lapisan tersembunyi RNN. Unit memori ini memiliki fitur utama berupa keadaan sel yang memungkinkan model mempertahankan informasi dalam jangka waktu yang panjang. Proses penyaringan informasi dalam LSTM dilakukan melalui mekanisme gerbang, yaitu gerbang input, gerbang lupa (forget gate), dan gerbang output. Masing-masing gerbang tersebut berfungsi untuk mengatur aliran informasi dalam unit memori agar model dapat belajar secara efektif.

1.1.4 Mean Square Error (MSE)

MSE adalah ukuran yang digunakan untuk mengukur rata-rata kuadrat dari perbedaan antara nilai yang diprediksi dan nilai yang sebenarnya. MSE memberikan penalti yang lebih besar untuk kesalahan besar, karena perbedaan dihitung dengan kuadrat.

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

1.1.5 Mean Absolute Error (MAE)

MAE adalah ukuran yang mengukur rata-rata absolut dari perbedaan antara nilai yang diprediksi dan nilai yang sebenarnya. MAE memberikan penilaian kesalahan dengan cara yang lebih sederhana, tanpa memberi penalti yang besar untuk kesalahan besar seperti pada MSE.

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

1.1.6 Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE adalah akar kuadrat dari MSE. RMSE memberikan ukuran kesalahan yang lebih mudah dipahami karena berada pada satuan yang sama dengan data asli. RMSE cenderung lebih sensitif terhadap kesalahan besar daripada MAE, karena melibatkan kuadrat kesalahan.

$$RMSE = \sqrt{MSE} \dots\dots\dots(3)$$

1.3 Pengembangan Sistem

Pengembangan sistem dilakukan dengan mengikuti salah satu metode Software Development Life Cycle (SDLC) yaitu metode Waterfall dengan berbagai tahapan berikut:

2.3.1 Perancangan Sistem

Merancang sistem prediksi harga Bitcoin dengan algoritma LSTM. Tahapan ini meliputi perancangan alur algoritma, struktur input/output sistem, desain antarmuka pengguna, dan spesifikasi perangkat keras serta perangkat lunak yang dibutuhkan untuk pengembangan sistem.

2.3.2 Pembuatan Sistem

Mengimplementasikan rancangan sistem ke dalam program menggunakan bahasa pemrograman Python dan FastAPI untuk membuat API. Sistem juga mencakup pengembangan frontend menggunakan HTML, CSS, JavaScript, serta framework Tailwind CSS dan Express.js.

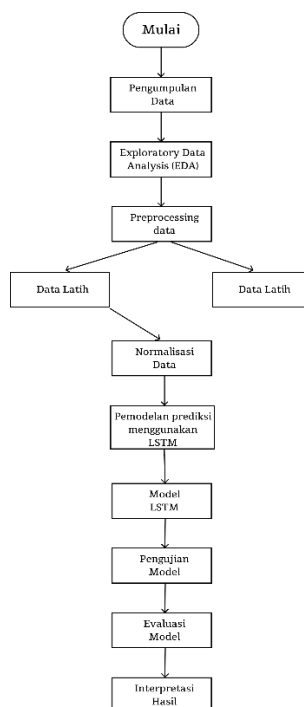
2.3.3 Uji Coba sistem

Menguji sistem prediksi untuk menilai performa model LSTM dalam memprediksi harga Bitcoin. Pengujian ini meliputi evaluasi akurasi model menggunakan metrik seperti MAE, MSE dan RMSE untuk melihat seberapa baik model dalam memprediksi pergerakan harga.

2.3.4 Pemeliharaan Sistem

Pemeliharaan aplikasi secara berkala. Pemeliharaan dapat dilakukan pada saat terdapat bug pada aplikasi atau adanya penambahan fitur pada aplikasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN



Gambar 2.Flowchart Diagram Prediksi Harga Bitcoin

2.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan cara mengamati dan menganalisis dataset historis harga Bitcoin yang diambil dari sumber terpercaya, seperti Yahoo Finance yang mencakup variabel-variabel seperti date, open price, high price, low price, close price, adjusted close, dan volume, untuk periode waktu tertentu. Data ini digunakan sebagai dasar untuk membangun dan menguji model prediksi harga Bitcoin menggunakan algoritma yang dipilih.

3.1.1 Data Set

Data set yang digunakan untuk penelitian ini adalah data harian historis bitcoin dengan periode perdagangan pasar dari tanggal 01 Januari 2024 sampai dengan 25 November 2024. Berikut tabel sample data harian bitcoin yang diambil dari Yahoo Finance

Tabel 1. Sampel data Perdagangan harian periode 01 Januari 2024 – 25 November 2024

Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume	Date
42280,23	44175,44	42214,98	44167,33	44167,33	1,84E+10	2024-01-01
44187,14	45899,71	44176,95	44957,97	44957,97	3,93E+10	2024-01-02
44961,6	45503,24	40813,54	42848,18	42848,18	4,63E+10	2024-01-03
42855,82	44770,02	42675,18	44179,92	44179,92	3,04E+10	2024-01-04
44192,98	44353,29	42784,72	44162,69	44162,69	3,23E+10	2024-01-05
44178,95	44227,63	43475,16	43989,2	43989,2	1,61E+10	2024-01-06

3.2.1 Praproses Data

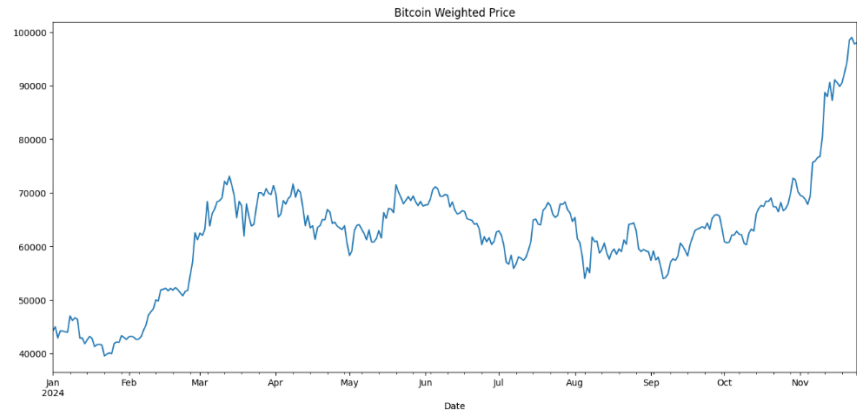
Sebelum data yang ada dilakukan pemrosesan maka data perlu dilakukan praproses data dengan tujuan untuk mempermudah memahami data sehingga mempermudah pemilihan teknik dan metode data mining yang tepat, meningkatkan kualitas data sehingga hasil data mining menjadi lebih baik, dan meningkatkan efisiensi dan kemudahan proses penambangan data [7]. Pemrosesan data dapat menggunakan cara pembersihan, integrasi, reduksi, penambahan dan transformasi. Cara-cara tersebut dapat dilakukan secara bersamaan atau sekaligus atau hanya satu cara saja. Dari data tabel 1, akan dilakukan praproses data dengan cara reduksi yaitu variabel open, high, low, close, dan volume akan dihilangkan, karena data yang akan digunakan adalah variabel date dan Adj Close

Tabel 2. Sampel data Perdagangan harian setelah dilakukan reduksi

Date	Adj Close
2024-01-01	44167,33
2024-01-02	44957,97
2024-01-03	42848,18
2024-01-04	44179,92
2024-01-05	44162,69
2024-01-06	43989,2

2.2 Exploratory Data Analysis (EDA)

Dalam penelitian ini, Exploratory Data Analysis (EDA) dilakukan pada data harian harga penutupan Bitcoin untuk memahami pergerakan harga selama periode 01 Januari 2024 hingga 25 November 2024.



Gambar 3.Seluruh Periode Waktu Harga Penutupan Bitcoin

2.3 Data Latih dan Data Uji

Data dalam penelitian ini dibagi menjadi dua kelompok, yaitu data pelatihan dan data pengujian, dengan rasio 80:20. Sebanyak 80% dari total data digunakan untuk melatih model, sementara 20% sisanya digunakan untuk menguji performa model. Rasio ini dipilih setelah melalui serangkaian eksperimen dan evaluasi terhadap berbagai perbandingan pembagian data. Pembagian ini bertujuan untuk memberikan data yang memadai bagi model selama pelatihan dan memastikan evaluasi akurasi dilakukan menggunakan data yang belum pernah digunakan sebelumnya.

2.4 Data Latih dan Data Uji

Normalisasi data adalah proses penting dalam pengolahan data untuk model pembelajaran mesin. Langkah ini bertujuan untuk menyelaraskan skala data agar berada dalam rentang tertentu, biasanya antara 0 hingga 1. Dengan normalisasi, perbedaan skala antar variabel dapat diminimalkan, sehingga model lebih stabil dan efisien selama proses pelatihan.

Dalam penerapan prediksi harga Bitcoin menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM), normalisasi dilakukan dengan mengonversi data harga penutupan Bitcoin dari nilai absolut menjadi rentang [0, 1]. Proses ini memanfaatkan metode normalisasi seperti MinMaxScaler untuk memastikan data sesuai dengan kebutuhan model.

Tabel 3. Sample Data Harga Penutupan Bitcoin dan Hasil Normalisasi

Date	Adj Close	Normalisasi (minmax scaler)
2024-01-01	44167,33	0.138788
2024-01-02	44957,97	0.162336
2024-01-03	42848,18	0.099500
2024-01-04	44179,92	0.139163
2024-01-05	44162,69	0.138650
2024-01-06	43989,2	0.133483

2.5 Penentuan Jumlah Neuron dan Epoch

Menentukan jumlah neuron pada hidden layer dan jumlah epoch yang optimal merupakan langkah penting dalam penerapan metode Long Short-Term Memory (LSTM). Jika jumlah neuron pada hidden layer terlalu sedikit, model mungkin tidak mampu menangkap hubungan kompleks antar variabel, sehingga mengurangi akurasi prediksi. Sebaliknya, penggunaan neuron yang terlalu banyak dapat menyebabkan overparameterization, yang berpotensi menurunkan kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

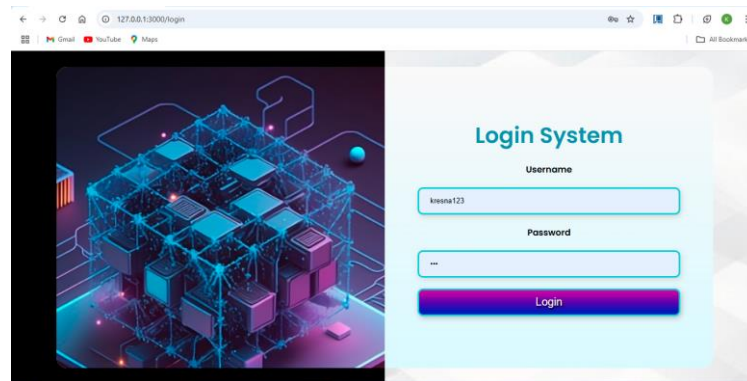
Untuk mengatasi masalah ini, dilakukan eksperimen dengan mencoba berbagai konfigurasi jumlah neuron pada hidden layer, yaitu 10, 20, 30, 40, dan 50. Selain itu, jumlah epoch diuji pada nilai 100, 200, 300, dan 400, sementara ukuran batch dipertahankan pada nilai 32. Proses pemilihan konfigurasi optimal dilakukan dengan memantau nilai loss terkecil, yang diukur menggunakan Mean Squared Error (MSE). Untuk optimasi, digunakan algoritma Adam Optimizer, yang mampu meningkatkan akurasi prediksi dengan menerapkan teknik koreksi bias selama pelatihan model.

Tabel 4. Hasil Pengujian Jumlah Neuron, Epoch dan Batch Size

Jumlah Neuron	Epochs	Batch Size	MSE
10	100	32	4933185,822
	200	32	4081727,054
	300	32	6268268,465
	400	32	6548948,535
20	100	32	5419326,311
	200	32	3533164,690
	300	32	4442906,244
	400	32	3523557,429
30	100	32	4426826,982
	200	32	5019409,730
	300	32	322363 6,166
	400	32	3655359,763
40	100	32	8320443,852
	200	32	3514421,829
	300	32	3521211,487
	400	32	3388409,736
50	100	32	699577 0,648
	200	32	4066964,286
	300	32	3486891,633
	400	32	2920951,222

2.6 Pengembangan Sistem

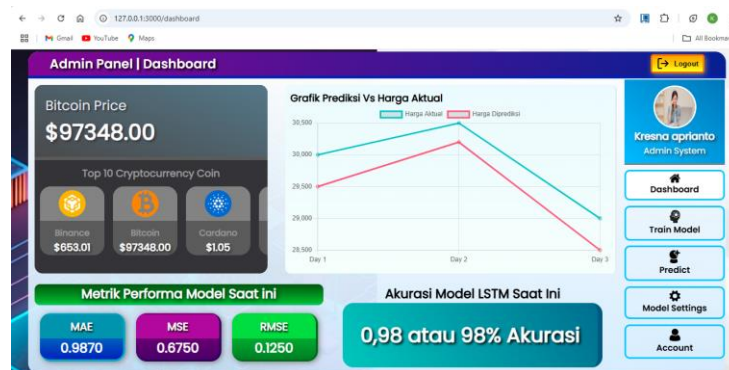
3.6.1 Tampilan Halaman Login



Gambar 4. Tampilan Halaman Login Admin

Halaman pertama yang di akses oleh pengguna adalah halaman *login*. Di dalam halaman *login* adalah gerbang utama sebelum masuk ke aplikasi sistem prediksi, di menu ini admin memasukkan username dan password yang sudah di masukkan ke dalam server database, jadi username dan password harus sama dengan data yang ada di database.

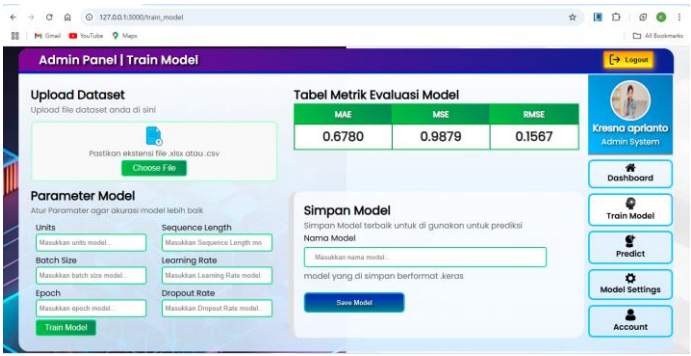
3.6.2 Tampilan Halaman Dashboard



Gambar 5. Tampilan Halaman Dashboard Admin

Setelah admin berhasil login menggunakan username dan password, maka halaman pertama akan di arahkan ke halaman dashboard admin, dimana di halaman ini terdapat beberapa informasi mengenai harga bitcoin secara realtime dari binanceAPI serta ada 10 coin cryptocurrency peringkat 10 besar menurut coin market cap, di samping itu juga ada grafik harga prediksi berdasarkan model yang di training dan harga aktual bitcoin dari model yang di simpan dan di pakai pada sistem saat ini, juga ada informasi tentang matrik evaluasi model, dimana matrik yang di gunakan ada 3 yaitu *Mean Absolute Error*, *Mean Squared Error*, *Root Mean Squared Error*

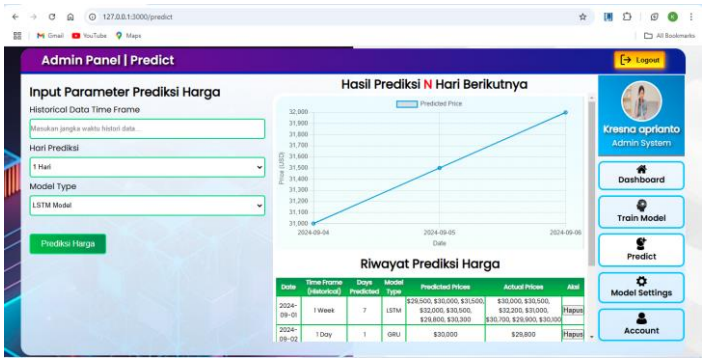
3.6.3 Tampilan Halaman Train Model



Gambar 5. Tampilan Halaman Train Model Admin

Di halaman pelatihan model ini tempat untuk melatih model LSTM yang akan di gunakan untuk prediksi harga bitcoin, di menu ini admin dapat memasukkan dataset yang yang berformat xlsx atau csv , selain format file extensi tersebut tidak di izinkan untuk di proses, selain itu juga ada form untuk inputan units, batch size, epoch, sequence length, learning rate dan dropout rate yang dapat mempengaruhi akurasi atau seberapa baik model dalam memprediksi harga kedepannya, juga ada tabel informasi mengenai matrik evaluasi model yang sudah di training , jika metrik menunjukkan error yang sedikit maka model bisa di simpan dan secara otomatis model akan di simpan ke dalam server dengan extensi .keras

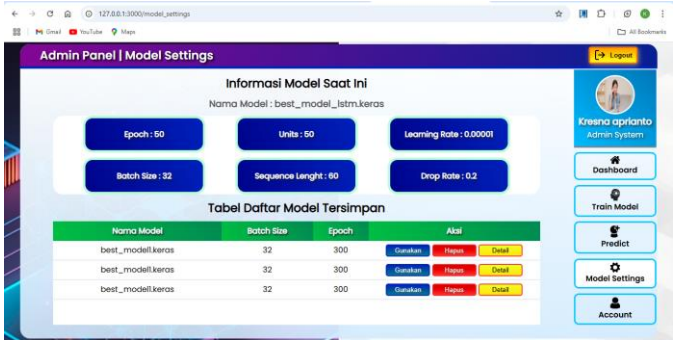
3.6.4 Tampilan Halaman Predict



Gambar 5. Tampilan Halaman Predict Admin

Di dalam halaman ini digunakan admin untuk memprediksi berdasarkan model yang sudah di save di server yang sekiranya memiliki performa atau akurasi yang baik untuk memprediksi harga bitcoin, di dalam menu ini terdapat form inputan untuk memprediksi harga dengan menentukan historical data time frame dan hari prediksi berikutnya

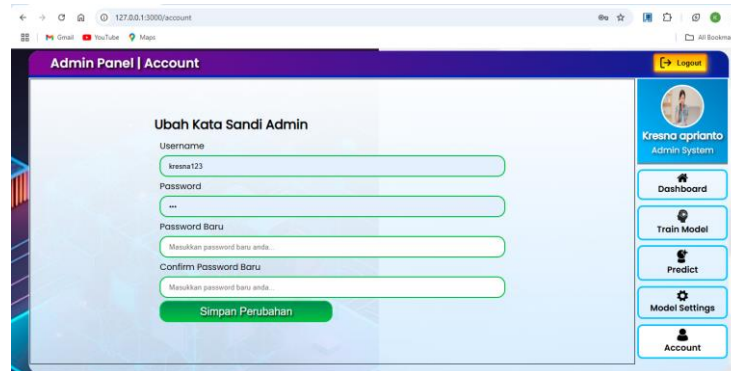
3.6.5 Tampilan Halaman Model Settings



Gambar 5. Tampilan Halaman Model Settings Admin

Dalam halaman model settings terdapat beberapa informasi mengenai parameter yang di gunakan untuk melatih model saat ini yang meliputi epoch, units, learning rate, batch size sequence length dan dropout rate, juga terdapat tabel daftar model yang sudah di training dan di simpan, admin bisa menggunakan model, hapus model dan melihat detail atau informasi mengenai model tersebut

3.6.6 Tampilan Halaman Account



Gambar 5. Tampilan Halaman Account Admin

Halaman account admin digunakan admin untuk memperbaharui keamanan login admin yaitu password, terdapat beberapa form input meliputi username, password, password baru, confirm password baru, terdapat validasi data apabila ada salah satu form input yang kosong dan apabila input password tidak sama dengan database

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, di simpulkan bahwa algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dapat dikembangkan menjadi model yang efektif untuk memprediksi harga Bitcoin. Melalui proses optimasi parameter seperti jumlah neuron, epoch, ukuran batch, dan algoritma optimasi, model LSTM berhasil mengidentifikasi pola-pola dalam data historis harga Bitcoin. Keberhasilan ini membuktikan bahwa LSTM merupakan metode yang tepat untuk menganalisis data time series pada aset kripto seperti Bitcoin

5. SARAN

Berdasarkan penelitian prediksi harga Bitcoin menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), saran yang dapat diberikan adalah sebagai berikut:

1. Perlu dilakukan studi kasus dengan data cryptocurrency lainnya selain Bitcoin, mengingat pasar cryptocurrency memiliki banyak pilihan aset digital untuk dianalisis, terutama yang memiliki kapitalisasi pasar besar seperti Ethereum, Binance Coin, atau Ripple.
2. Disarankan untuk menggunakan algoritma lain untuk memprediksi harga Bitcoin, seperti Gated Recurrent Unit (GRU), ARIMA, atau model hybrid, guna membandingkan performa model dan mendapatkan hasil yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Huda, N., & Hambali, R. (2020). Risiko dan Tingkat Keuntungan Investasi Cryptocurrency. *Jurnal Manajemen dan Bisnis: Performa*, 17(1), 72-84.
- [2] Sahita, F. R., Manurung, P. M., Rahman, T. A., Ferdiansyah, M., & Safitri, D. (2022). Trader Crypto Sebagai Perubahan Minat Profesi Generasi Z Di Era Postmodernisme. *Jurnal Common*, 6(2), 146-155.
- [3] Kafil, M. (2019). Penerapan Metode K-Nearest Neighbors Untuk Prediksi Penjualan Berbasis Web Pada Boutiq Dealove Bondowoso. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 3(2), 59-66.

- [4] Sidiq, M. A., & Nurzaman, F. (2025). Rancang Bangun Aplikasi Untuk Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory. *IKRA-ITH Informatika: Jurnal Komputer dan Informatika*, 9(2), 29-36.
- [5] Harahap, S. R. (2021). *Peramalan Jumlah Penduduk Kota Medan pada Tahun 2021 dan 2022 dengan Metode Double Exponential Smoothing Brown* (Doctoral dissertation, Universitas Sumatera Utara)
- [6] Sudipa, I. G. I., Riana, R., Putra, I. N. T. A., Yanti, C. P., & Aristana, M. D. W. (2023). Trend Forecasting of the Top 3 Indonesian Bank Stocks Using the ARIMA Method. *SinkrOn*, 8(3), 1883– 1893. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i3.127>
- [7] Suyanto, *Data Mining Untuk Klasifikasi dan Klasterisasi Data*. Bandung: Penerbit Informatika, 201
- [8] Pramukti, A. M., PD., M. M., Isfaatun, E., & Kholisoh, L. (2024). Faktor-faktor yang mempengaruhi minat investasi cryptocurrency: Studi empiris pada mahasiswa di Daerah Istimewa Yogyakarta. *Simposium Manajemen dan Bisnis III, Program Studi Manajemen - FEB UNP Kediri*, 3, 75