

Prediksi Harga Crypto dengan Algoritma Jaringan Saraf Tiruan

Rizki Fegiyanto ^{1*}, Arief Hermawan ², Farida Ardiani ³

^{1*,2,3} Program Studi Informatika, Fakultas Sains & Teknologi, Universitas Teknologi Yogyakarta, Kabupaten Sleman, Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, Indonesia.

Email: fegix10@gmail.com ^{1*}, ariefdb@uty.ac.id ², ardianifarida@gmail.com ³

Histori Artikel:

Dikirim 23 Maret 2024; *Diterima dalam bentuk revisi* 12 Juni 2024; *Diterima* 20 Juni 2024; *Diterbitkan* 10 September 2024. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STM IK Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Cryptocurrency menjadi elemen penting dalam pasar keuangan global, sehingga mendorong minat investor untuk memprediksi harga dengan tujuan pengambilan keputusan investasi yang tepat. Namun, perubahan harga cryptocurrency sangat volatil, sehingga membuat perdagangan di pasar kripto menjadi sangat spekulatif dan penuh dengan risiko yang sangat tinggi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan Jaringan Saraf Tiruan (JST) menggunakan algoritma LSTM (Long Short-Term Memory) dalam memprediksi harga cryptocurrency. Metode ini didasarkan pada kemampuan JST untuk mengenali pola dan tren kompleks dalam data historis harga cryptocurrency. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi yang signifikan untuk tiga jenis crypto, yakni BTC (86,86%), BNB (96,8%), dan Doge (97%). Evaluasi dilakukan menggunakan metode validasi silang k-fold dengan k=5, di mana data diklasifikasikan menjadi lima kelompok yang sama besar. Akurasi dihitung dengan membandingkan harga aktual dengan harga yang diprediksi oleh model LSTM. Metode evaluasi ini memberikan gambaran yang kuat tentang seberapa baik model LSTM mampu memprediksi harga cryptocurrency dengan memperhitungkan variasi data yang signifikan. Nilai prediksi hasil dari penelitian ini, yaitu BTC sebesar \$4306, BNB sebesar \$58,7, dan Dogecoin sebesar \$0,037. Implikasi ini menyoroti peran kritis jumlah epoch dalam memengaruhi kinerja dan akurasi prediksi harga cryptocurrency. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih dalam tentang perilaku pasar cryptocurrency dan memberikan panduan praktis bagi investor untuk membuat keputusan investasi yang lebih informasional dan terukur.

Kata Kunci: Akurasi; Cryptocurrency; LSTM; Jaringan Saraf Tiruan; Prediksi.

Abstract

Cryptocurrency has emerged as a crucial element in the global financial market, prompting investor interest in predicting prices for informed investment decision-making. However, the highly volatile nature of cryptocurrency prices has made trading in the crypto market speculative and laden with significant risks. Therefore, this study aims to apply Artificial Neural Networks (ANNs) using the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm to forecast cryptocurrency prices. This method leverages the ANN's ability to recognize complex patterns and trends in historical cryptocurrency price data. The research findings demonstrate significant accuracy levels for three types of crypto: BTC (86.86%), BNB (96.8%), and Doge (97%). Evaluation was conducted using the k-fold cross-validation method with k=5, where data was divided into five equally sized groups. Accuracy was computed by comparing actual prices with those predicted by the LSTM model. This evaluation approach provides robust insights into the LSTM model's effectiveness in predicting cryptocurrency prices, considering significant data variations. The predicted values from this study are BTC at \$4306, BNB at \$58.7, and Dogecoin at \$0.037. These implications underscore the critical role of the number of epochs in influencing the performance and accuracy of cryptocurrency price predictions. Thus, this research is poised to offer deeper insights into cryptocurrency market behavior and provide practical guidance for investors to make more informed and measured investment decisions.

Keyword: Accuracy; Artificial Neural Network; LSTM; Cryptocurrency; Prediction.

1. Pendahuluan

Cryptocurrency merupakan bentuk aset digital yang digunakan sebagai alat pertukaran yang aman dan mampu mengamankan aset, serta merupakan mata uang digital yang menggunakan teknik enkripsi untuk mengatur produksi dan verifikasi transfernya secara independen dari bank sentral (Karno *et al.*, 2020). Penggunaan kriptografi dalam *cryptocurrency* dapat dikatakan sebagai media yang memiliki tingkat keamanan mumpuni jika dilihat dari mudah atau tidaknya peniruan mata uang (Wibowo & Rikumahu, 2019). Seiring waktu, harga Bitcoin terus meningkat dan mencapai puncaknya pada tahun 2021 dengan harga 65,000 US\$ per koin. Namun, pada tahun 2022, Bitcoin mengalami penurunan signifikan hingga mencapai harga terendah pada tahun 2022, yaitu 20,000 US\$ per koin. Fenomena serupa terlihat pada mata uang *cryptocurrency* lainnya, seperti TERA (Luna), yang pada April 2022 mengalami penurunan harga drastis dari 117 US\$ menjadi kurang dari 1 US\$. Peristiwa ini mencerminkan volatilitas tinggi dalam pasar *cryptocurrency*. Hal tersebut disebabkan karena mata uang crypto adalah mata uang yang paling sulit diprediksi kenaikan harga dan penurunan harganya. Perubahan harga yang sangat volatil membuat perdagangan di pasar kripto menjadi sangat spekulatif dan penuh dengan risiko yang sangat tinggi (Rizkilloh & Widiyanesti, 2022). Nilai mata uang kripto tidak ditentukan oleh faktor eksternal, melainkan oleh perbandingan antara permintaan dan penawaran di pasar. Kondisinya dapat menghasilkan fluktuasi harian sebesar 20%, yang dapat dimanfaatkan untuk mendapatkan keuntungan. Namun, fluktuasi harga yang tinggi ini juga membawa risiko kerugian yang signifikan, sehingga memperkuat kompleksitas investasi dalam *cryptocurrency* dibandingkan dengan opsi investasi lainnya (Barry & Abubakar, 2024).

Dalam pasar *cryptocurrency* yang ditandai dengan volatilitas tinggi dan fluktuasi harga yang tidak terduga, kebutuhan akan sistem prediksi harga *cryptocurrency* menjadi sangat diperlukan. Memprediksi pasar *cryptocurrency* merupakan tantangan besar karena sifat fluktuatif dan mudah berubahnya, terutama dalam hal harga yang memiliki besaran yang signifikan (Faghieh Mohammadi Jalali & Heidari, 2020; Erfanian *et al.*, 2022). Dengan merujuk pada permasalahan-permasalahan yang dipaparkan di atas, penulis bertujuan untuk membangun sistem yang dapat memprediksi harga *cryptocurrency* dengan memanfaatkan algoritma LSTM (*Long Short-Term Memory*). LSTM merupakan jenis algoritma yang digunakan dalam jaringan saraf tiruan, khususnya dalam bidang pemrosesan bahasa alami dan analisis urutan data. Algoritma ini cocok dalam prediksi deret waktu, termasuk prediksi harga *cryptocurrency* (Murtopo *et al.*, 2023). LSTM memiliki keunggulan dalam mengatasi data deret waktu, seperti harga Bitcoin. Dibandingkan dengan model lain, LSTM mampu memahami pola-pola kompleks dalam data deret waktu, yang memungkinkannya untuk membuat prediksi yang lebih baik dan akurat (Nirraha & Hartati, 2024). LSTM memiliki kemampuan untuk "mengingat" informasi dari urutan data dalam jangka waktu yang lebih lama, sehingga cocok untuk memodelkan hubungan jangka panjang dalam data deret waktu (Ridwan, 2023). Dengan cara ini, LSTM dapat mengenali pola yang kompleks dan berubah-ubah dalam data deret waktu, yang membuatnya menjadi alat yang populer dalam analisis dan prediksi pasar, termasuk prediksi pasar *cryptocurrency* dan banyak aplikasi lainnya.

Penelitian serupa untuk memprediksi harga *cryptocurrency* pernah dilakukan oleh Arfa dkk. Algoritma yang digunakan adalah algoritma linier regresi, dengan hasil penelitian didapatkan akurasi sebesar 91,46% yang menunjukkan bahwa algoritma regresi linier dapat digunakan dalam kasus prediksi seperti prediksi pada harga *cryptocurrency* (Tobing *et al.*, 2023). Sedangkan pada penelitian yang dilakukan oleh Faizal, Setiawan, dan Cholissodin, algoritma yang digunakan untuk memprediksi harga *cryptocurrency* adalah algoritma Extreme Learning Machine (ELM). Dari hasil penelitian dihasilkan nilai MAPE terkecil didapat pada persentase jumlah data latih sebesar 90%. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar jumlah data latih yang digunakan dapat menghasilkan nilai MAPE yang semakin kecil yang menandakan bahwa hasil prediksi mendekati nilai asli (Faizal *et al.*, 2019). Penelitian-penelitian terkait inilah yang melandasi dilakukannya penelitian ini.

Fokus utama pada penelitian ini adalah memberikan hasil prediksi dengan tujuan meningkatkan pemahaman dan memberikan pandangan yang lebih akurat. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini memanfaatkan algoritma LSTM (*Long Short-Term Memory*) dalam melakukan prediksi.

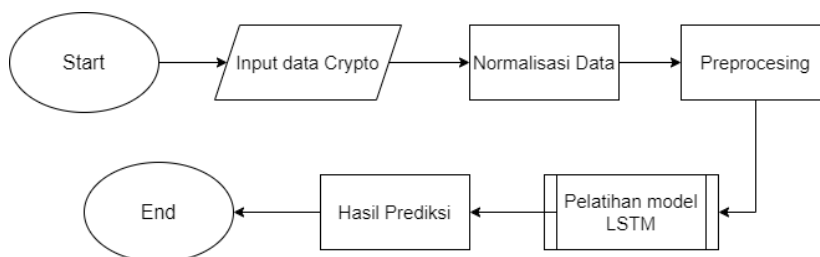
Hal tersebut dilakukan karena *cryptocurrency* memiliki perilaku harga yang sangat volatil dan kompleks. Sehingga LSTM memiliki kemampuan untuk memodelkan hubungan non-linear yang kompleks dalam data deret waktu. Selain itu, sistem prediksi dibuat dengan antarmuka berbasis website untuk mempermudah pengguna ketika akan melakukan prediksi kenaikan atau penurunan harga *cryptocurrency*.

Implementasi algoritma LSTM dalam prediksi harga *cryptocurrency* memiliki peran penting untuk menangani sifat fluktuatif dan kompleks dari pasar *cryptocurrency*. Dengan memodelkan hubungan non-linear yang rumit dalam data deret waktu harga *cryptocurrency*, LSTM memungkinkan para investor dan pedagang untuk membuat prediksi yang lebih akurat tentang pergerakan harga di masa depan. Selain itu, kemampuan LSTM untuk memahami pola jangka panjang dalam data harga *cryptocurrency* dan menyesuaikan diri dengan perubahan cepat dalam pasar, membantu para pelaku pasar dalam mengelola risiko.

2. Metode Penelitian

2.1 Flowchart proses prediksi dengan model LSTM

Flowchart adalah representasi diagramatis yang menggunakan simbol-simbol untuk menggambarkan aliran informasi dan langkah-langkah aktivitas dalam suatu sistem (Ratumurun, & Joseph, 2023). Proses prediksi harga *cryptocurrency* menggunakan jaringan saraf tiruan, yaitu LSTM, dimulai dengan input data harga crypto yang dimasukkan oleh pengguna. Data tersebut kemudian mengalami tahap pra-pemrosesan, seperti penghapusan data tidak lengkap, pemilihan fitur relevan seperti harga penutupan, dan normalisasi untuk membawa nilai-nilai ke dalam rentang [0, 1]. Data yang telah diproses dibagi menjadi sekuens data kecil dan diperlakukan sebagai set pelatihan dan pengujian. Pelatihan dataset adalah proses mengajarkan model pengenalan karakter menggunakan kumpulan data yang telah disiapkan. Ini melibatkan memberikan model serangkaian contoh karakter untuk dilatih agar dapat mengenali dan memahami pola-pola yang terdapat dalam data tersebut (Asroni, Indrawan, & Dewi, 2023). Model LSTM dikonfigurasi dan dilatih menggunakan set pelatihan dengan optimasi parameter seperti jumlah epoch dan learning rate. Setelah itu, model dievaluasi menggunakan set pengujian dengan metrik evaluasi seperti Mean Squared Error dan Mean Absolute Error. Hasil prediksi model dievaluasi visual melalui grafik yang membandingkan harga prediksi dan harga asli. Selanjutnya, model digunakan untuk memprediksi harga *cryptocurrency* untuk periode berikutnya dan hasil prediksi disajikan kepada pengguna. Diagram flowchart disajikan pada gambar 1.



Gambar 1. Flowchart model LSTM

2.2 Dataset

Dalam penelitian ini, data yang digunakan berasal dari data *cryptocurrency* yang diambil dari halaman Kaggle. Sumber data ini diunggah oleh Yash Patel pada tahun 2021, hingga saat akses terakhir, data ini telah diunduh sebanyak 783 kali dan dilihat sebanyak 2.944 kali. Keberhasilan penelitian ini sangat bergantung pada kualitas dan keandalan data yang diperoleh dari sumber tersebut dan penggunaan dataset ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam analisis dan implementasi

algoritma Jaringan Saraf Tiruan (JST) untuk prediksi harga *cryptocurrency*. Prosedur pengumpulan data dimulai dengan mengunduh dataset dari platform Kaggle yang menghasilkan data untuk 11 jenis *cryptocurrency*. Data ini diunduh secara lengkap untuk memastikan kelengkapan informasi yang diperlukan dalam penelitian. Setelah proses pengunduhan, dataset kemudian diolah dan disiapkan untuk digunakan dalam analisis lebih lanjut pada implementasi algoritma Jaringan Saraf Tiruan (JST) untuk memprediksi harga *cryptocurrency*. Keseluruhan prosedur pengumpulan data ini memastikan keakuratan dan ketepatan dataset yang akan menjadi dasar utama dalam perumusan dan pengujian model prediktif. Berikut ini beberapa sampel data yang digunakan.

1) Dataset BNB

Salah satu crypto yang terdapat dalam dataset adalah Binance Coin (BNB), yang memiliki jumlah data sebanyak 1.458. Berikut sampel dataset yang digunakan.

Tabel 1. Dataset BNB

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
13/09/2017	1.042.900	1.042.900	0.880241	0.937204	0.937204	2780700
14/09/2017	0.937870	0.950177	0.673482	0.678784	0.678784	3134360
15/09/2017	0.683305	0.849217	0.526755	0.799709	0.799709	4625680
16/09/2017	0.808056	0.927197	0.746113	0.804198	0.804198	2829570
17/09/2017	0.803423	0.814797	0.733745	0.789589	0.789589	1273640
18/09/2017	0.789565	0.937029	0.787604	0.909202	0.909202	3717860
19/09/2017	0.907398	0.909132	0.787653	0.802425	0.802425	2888420
20/09/2017	0.815032	0.816384	0.743676	0.747890	0.747890	2536950
21/09/2017	0.764013	0.781775	0.684281	0.702140	0.702140	2238040
22/09/2017	0.698871	0.740154	0.683260	0.715893	0.715893	2099500
23/09/2017	0.717196	0.777400	0.707845	0.770965	0.770965	2276080
24/09/2017	0.775804	0.788347	0.736221	0.783268	0.783268	2402720
25/09/2017	0.784244	0.936568	0.773316	0.917059	0.917059	3695220
26/09/2017	0.918922	0.940082	0.859212	0.860747	0.860747	3460160
27/09/2017	0.855698	1.201.380	0.855698	1.143.660	1.143.660	8394020
28/09/2017	1.148.430	1.433.070	1.145.080	1.377.880	1.377.880	13944300
29/09/2017	1.366.980	1.366.980	1.135.460	1.266.240	1.266.240	8474270
30/09/2017	1.270.000	1.307.720	1.228.020	1.283.580	1.283.580	6194570
01/10/2017	1.284.180	1.528.950	1.259.900	1.526.530	1.526.530	9043600
02/10/2017	1.526.620	1.982.870	1.513.440	1.964.670	1.964.670	19367700
03/10/2017	1.967.830	2.032.950	1.671.650	1.820.700	1.820.700	14411500
04/10/2017	1.851.500	1.857.470	1.517.660	1.601.480	1.601.480	7227750
05/10/2017	1.634.990	1.735.190	1.416.950	1.678.490	1.678.490	7503500
06/10/2017	1.677.310	1.713.580	1.534.240	1.579.910	1.579.910	6076260
07/10/2017	1.605.260	1.605.260	1.500.580	1.584.250	1.584.250	5578780
08/10/2017	1.576.180	1.604.080	1.217.230	1.217.230	1.217.230	4515300
09/10/2017	1.207.710	1.577.430	1.207.710	1.403.780	1.403.780	9667100
10/10/2017	1.431.070	1.469.110	1.342.870	1.393.360	1.393.360	6912770
11/10/2017	1.399.440	1.456.160	1.377.990	1.433.730	1.433.730	6123140

2) Dataset Dogecoin

Contoh lain sampel data crypto yang terdapat dalam dataset adalah Dogecoin, yang memiliki jumlah data sebanyak 2.193. Berikut sampel dataset yang digunakan.

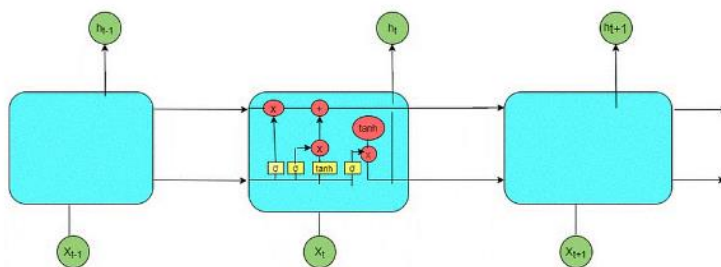
Tabel 2. Dataset Dogecoin

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
13/09/2015	0.000127	0.000129	0.000123	0.000126	0.000126	40889
14/09/2015	0.000125	0.000126	0.000122	0.000125	0.000125	61189
15/09/2015	0.000125	0.000131	0.000123	0.000126	0.000126	43332
16/09/2015	0.000126	0.000126	0.000122	0.000124	0.000124	60323
17/09/2015	0.000124	0.000126	0.000122	0.000125	0.000125	60512
18/09/2015	0.000125	0.000127	0.000125	0.000127	0.000127	44008
19/09/2015	0.000127	0.000130	0.000124	0.000126	0.000126	37172
20/09/2015	0.000126	0.000129	0.000124	0.000126	0.000126	42810
21/09/2015	0.000126	0.000132	0.000125	0.000130	0.000130	115029
22/09/2015	0.000130	0.000131	0.000124	0.000126	0.000126	114475
23/09/2015	0.000126	0.000126	0.000122	0.000124	0.000124	137675
24/09/2015	0.000123	0.000125	0.000122	0.000124	0.000124	41198
25/09/2015	0.000124	0.000125	0.000121	0.000122	0.000122	58024
26/09/2015	0.000122	0.000124	0.000121	0.000123	0.000123	27115
27/09/2015	0.000123	0.000123	0.000120	0.000122	0.000122	29422
28/09/2015	0.000122	0.000125	0.000121	0.000124	0.000124	63563
29/09/2015	0.000124	0.000128	0.000121	0.000121	0.000121	100480
30/09/2015	0.000121	0.000124	0.000121	0.000123	0.000123	39326
01/10/2015	0.000123	0.000124	0.000122	0.000122	0.000122	28260
02/10/2015	0.000123	0.000124	0.000121	0.000123	0.000123	27636
03/10/2015	0.000122	0.000123	0.000120	0.000121	0.000121	20425
04/10/2015	0.000121	0.000122	0.000118	0.000118	0.000118	35274
05/10/2015	0.000118	0.000119	0.000117	0.000117	0.000117	38899
06/10/2015	0.000118	0.000123	0.000117	0.000121	0.000121	41814
07/10/2015	0.000122	0.000123	0.000119	0.000121	0.000121	43911
08/10/2015	0.000121	0.000121	0.000118	0.000119	0.000119	30848
09/10/2015	0.000119	0.000120	0.000118	0.000119	0.000119	33259
10/10/2015	0.000119	0.000121	0.000117	0.000119	0.000119	26432
11/10/2015	0.000119	0.000121	0.000118	0.000120	0.000120	16695

2.3 Jaringan Saraf Tiruan Metode LSTM

LSTM (*Long ShortTerm Memory*) merupakan algoritma *Deep Learning* yang populer dan cocok digunakan untuk membuat prediksi dan klasifikasi yang berhubungan dengan waktu (Agustina, I., Suhendro & Sriyanto, 2023). Algoritma ini bisa dikatakan pengembangan atau salah satu jenis dari algoritma RNN (*Recurrent Neural Network*). Dalam algoritma RNN, *output* dari langkah terakhir diumpungkan kembali sebagai *input* pada langkah yang sedang aktif. Namun, algoritma RNN memiliki kekurangan, yaitu tidak dapat memprediksi kata yang disimpan dalam memori jangka panjang. Algoritma LSTM pertama kali dikembangkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber. Algoritma ini

mampu menyimpan informasi untuk jangka waktu yang lama. Hal ini kemudian dapat digunakan untuk memproses, memprediksi, dan mengklasifikasikan informasi berdasarkan data deret waktu. Oleh karena itu, LSTM menjadi salah satu pilihan populer dalam bidang pemrosesan bahasa alami, pengenalan suara, dan lainnya (Hidayat, Irawan, & Nasrun, 2023). Struktur algoritma LSTM terdiri atas *neural network* dan beberapa blok memori yang berbeda. Blok memori ini disebut sebagai *cell*. *State* dari *cell* dan *hidden state* akan diteruskan ke *cell* berikutnya. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2, kotak berbentuk persegi panjang berwarna biru adalah ilustrasi *cell* pada LSTM.



Gambar 2. Arsitektur LSTM

Model LSTM menyaring informasi melalui struktur gerbang untuk mempertahankan dan memperbarui keadaan sel memori. Struktur pintunya mencakup *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*. Setiap sel memori memiliki tiga lapisan *sigmoid* dan satu lapisan *tanh*. Fungsi *sigmoid* ditunjukkan pada persamaan:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Fungsi *tanh* ditunjukkan pada persamaan:

$$\tanh(x) = 2\sigma(2x) - 1$$

Keterangan:

- σ : Fungsi aktivasi *sigmoid*
- x : Data *input*

Informasi yang dikumpulkan oleh algoritma LSTM kemudian akan disimpan oleh *cell* dan manipulasi memori dilakukan oleh komponen yang disebut dengan *gate* (Rolangon, Weku, & Sandag, 2023). Ada tiga jenis *gate* pada algoritma LSTM, di antaranya Forget gate, Input gate, dan Output gate. *Forget gate* berfungsi untuk menghapus Informasi yang tidak lagi digunakan pada *cell*. Caranya adalah dengan mengevaluasi *output* biner dari dua *input* $x(t)$ dan *output cell* sebelumnya $h(t-1)$ dikalikan dengan metrik bobot kemudian ditambahkan dengan nilai bias. Nilai yang didapat kemudian dilewatkan melalui fungsi aktivasi dan menghasilkan *output* biner. Selanjutnya, Penambahan informasi yang berguna ke *cell state* dilakukan oleh *input gate*. Pertama, informasi diatur menggunakan fungsi *sigmoid* dan menyaring nilai yang akan disimpan, prosesnya mirip dengan forget gate yang menggunakan *input* h_{t-1} dan x_t . Input gate memiliki dua fungsi, pertama adalah menemukan keadaan sel yang harus diperbarui nilai yang akan diperbarui dipilih oleh lapisan *sigmoid*, Sedangkan fungsi lainnya adalah vektor kandidat baru C_t dibuat melalui lapisan *tanh* untuk mengontrol berapa banyak informasi baru ditambahkan, seperti dalam persamaan. Dan persamaan digunakan untuk memperbarui keadaan sel dari sel memori. Tugas mengekstraksi informasi yang berguna dari *cell state* saat ini untuk disajikan sebagai nilai keluaran dilakukan oleh output gate. Output gate mengontrol seberapa banyak keadaan sel saat ini dibuang. Informasi keluaran pertama-tama ditentukan oleh lapisan *sigmoid*, dan kemudian keadaan sel diproses oleh *tanh* dan dikalikan dengan keluaran lapisan *sigmoid* untuk mendapatkan bagian keluaran akhir:

2.4 Evaluasi model

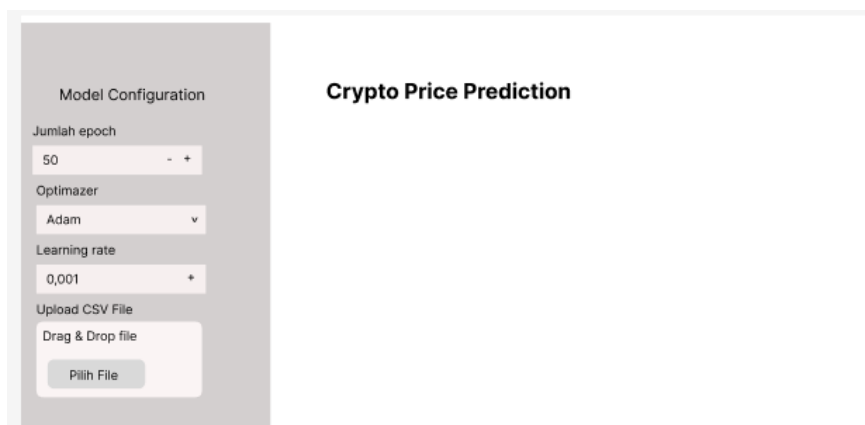
Evaluasi dilakukan menggunakan metode validasi silang k-fold dengan k=5, di mana data diklasifikasikan menjadi lima kelompok yang sama besar. Setiap kelompok digunakan secara bergantian sebagai data uji, sementara empat kelompok lainnya digunakan sebagai data pelatihan. Proses ini diulang hingga setiap kelompok menjadi data uji. Hasil evaluasi model mencakup pengukuran akurasi model dengan membandingkan harga *cryptocurrency* yang diprediksi dengan harga aktual. Dengan memanfaatkan algoritma LSTM, model berhasil menunjukkan kemampuan untuk mengenali pola kompleks dalam data deret waktu, yang merupakan aspek penting dalam memperkirakan harga *cryptocurrency* di pasar yang sangat volatil. Meskipun demikian, perlu diakui bahwa ada keterbatasan dan ketidakpastian inheren dalam model, serta pentingnya optimisasi jumlah epoch untuk meningkatkan kinerja model di masa depan.

2.5 Menghitung Akurasi dan Nilai Error

Pada fase ini, performa model dievaluasi dengan mengukur akurasi. Pengujian model regresi menggunakan 1.234 data pengujian dengan mengevaluasi metrik kesalahan, yang meliputi perhitungan MSE (*Mean Squared Error*), MAE (*Mean Absolute Error*), RMSE (*Root Mean Squared Error*), dan *R Square*. Hasil prediksi yang sesuai dengan data sebenarnya ditandai dengan nilai MSE yang rendah atau mendekati nol. Dalam konteks model regresi linier, evaluasi menggunakan RMSE menjadi penting, dengan nilai yang lebih kecil menunjukkan akurasi yang lebih tinggi. Untuk menghitung RMSE, kuadratkan kesalahan produksi, jumlahkan, dan ambil akar kuadrat. *R-squared*, yang berkisar dari 0 hingga 1, mencerminkan seberapa cocok model tersebut dengan kumpulan data. Nilai yang lebih tinggi menunjukkan kecocokan yang lebih baik. Di sisi lain, MAE memberikan indikasi performa model dalam prediksi. Nilai kecil menunjukkan kinerja yang baik, dan nilai besar menunjukkan masalah prediksi. Ketika nilai MAE mencapai 0, hal ini mencerminkan bahwa model tersebut merupakan prediktor yang sempurna (Kusuma & Hidayat, 2024).

2.6 Wireframe Halaman prediksi

Desain antarmuka pengguna pada Gambar 3 menampilkan halaman yang difokuskan pada prediksi harga *cryptocurrency*. Bagian utama berada di sisi kiri dengan label "Model Configuration", menyediakan pengguna dengan sejumlah bidang input dan dropdown. Pada bagian ini, terdapat pengaturan jumlah epoch dengan nilai awal 50 yang nilainya dapat diubah, pilihan optimizer (dengan "Adam" sebagai nilai awal), yang dapat diubah menjadi sgd atau rmsprop, serta pengaturan learning rate dengan nilai awal 0,001 yang dapat diubah oleh pengguna. Terdapat juga fitur "Upload CSV File" tambahan, diikuti oleh area untuk unggah file melalui fitur drag and drop serta tombol "Pilih File". Di sisi kanan judul "Crypto Price Prediction" ditampilkan dengan jelas, memberikan identifikasi terhadap tujuan aplikasi ini.

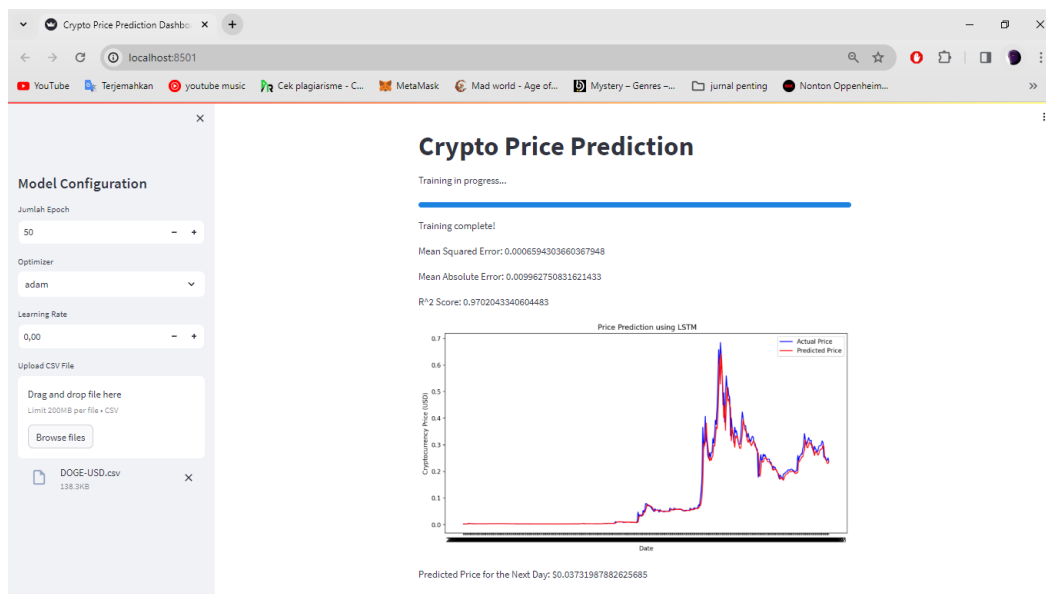


Gambar 3. Halaman Awal Rancangan Wireframe.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil

Hasil penelitian akan menganalisis prediksi harga kripto menggunakan metode jaringan saraf tiruan, khususnya model LSTM. Penelitian ini mencakup konfigurasi model, perbandingan grafik antara harga aktual dan hasil prediksi, serta evaluasi kinerja menggunakan metrik MSE, MAE, dan R² Score. Selain itu, eksperimen dilakukan pada beberapa *cryptocurrency* seperti BTC, BNB, dan DOGE dengan varian jumlah epoch, yaitu 100 dan 200.



Gambar 4. Halaman Hasil Prediksi Rancangan Wireframe

Gambar 4 memberikan gambaran hasil prediksi harga kripto menggunakan metode jaringan saraf tiruan. Terdapat beberapa poin penting yang dapat diidentifikasi dari hal tersebut. Pertama, konfigurasi model mencakup informasi tentang jumlah fitur, optimizer, dan learning rate, yang secara langsung mempengaruhi kinerja dan akurasi model dalam memprediksi harga kripto. Selanjutnya, grafik prediksi membandingkan harga aktual dan prediksi kripto selama beberapa hari, menunjukkan bahwa model LSTM mampu mengikuti tren harga dengan baik meskipun terdapat beberapa kesalahan. Metrik evaluasi seperti MSE (*Mean Squared Error*), MAE (*Mean Absolute Error*), dan R² Score juga ditampilkan, di mana semakin rendah nilai MSE dan MAE, dan semakin tinggi nilai R², menunjukkan kualitas yang lebih baik dari model. Terakhir, gambar menyajikan prediksi harga kripto untuk hari berikutnya, yakni \$0.03177836220565, berdasarkan data historis dan model yang telah dilatih, dengan catatan bahwa prediksi ini dapat berubah mengikuti kondisi pasar. Berikut adalah hasil percobaan dari beberapa crypto. Hasil pengujian jaringan saraf tiruan pada berbagai *cryptocurrency* seperti BTC (Bitcoin), BNB (Binance Coin), dan DOGE (Dogecoin) memberikan gambaran tentang performa jaringan saraf tiruan dalam memprediksi harga atau nilai dari *cryptocurrency* yang berbeda berdasarkan metrik yang disebutkan. Berikut hasil pengujian yang dihasilkan menggunakan 100 epoch dan 200 epoch.

Tabel 3. Hasil Percobaan Menggunakan 100 Epoch

Crypto	Epoch	Prediksi	R2score	Mae	Mse
BTC	100	4278.08	85,7	5818.39	41315556.44
BNB	100	56.30	96,7	25.683	1050.969
DOGE	100	0.0117	96,5	0.00077	0.00077

Tabel 4 Hasil Percobaan Menggunakan 200 Epoch

Crypto	Epoch	Prediksi	R2score	Mae	Mse
BTC	200	4257.24	85.2	6162.14	42893742.149
BNB	200	30.28	96.6	26.11	1075.52
DOGE	200	0.0169	96.8	0.0105	0.0006881

3.2 Pembahasan

Dari hasil Tabel 3 dan Tabel 4, terlihat bahwa peningkatan jumlah epoch dari 100 menjadi 200 tidak selalu menghasilkan peningkatan yang signifikan dalam kinerja model. Sebagai contoh, pada prediksi harga Bitcoin (BTC), meskipun terjadi penurunan sedikit dalam nilai prediksi dengan kenaikan epoch, nilai R2score juga menurun dari 85.7% menjadi 85.2%, menunjukkan sedikit penurunan dalam kemampuan model untuk menjelaskan variasi dalam data. Di sisi lain, untuk Binance Coin (BNB), terjadi peningkatan kecil dalam nilai R2score dari 96.7% menjadi 96.6%, yang menunjukkan sedikit peningkatan dalam kinerja model dengan peningkatan jumlah epoch. Namun, perlu dicatat bahwa untuk Dogecoin (DOGE), kenaikan jumlah epoch dari 100 menjadi 200 menghasilkan peningkatan yang lebih signifikan dalam kinerja model, dengan peningkatan R2score dari 96.5% menjadi 96.8%, menunjukkan bahwa peningkatan jumlah epoch bisa meningkatkan kemampuan model untuk menjelaskan variasi dalam data. Meskipun demikian, perlu dilakukan evaluasi lebih lanjut untuk memahami dampak penuh dari peningkatan jumlah epoch terhadap kinerja model pada berbagai jenis *cryptocurrency*. Prediksi harga kripto untuk hari berikutnya juga disajikan, dengan catatan bahwa prediksi ini dapat berubah mengikuti kondisi pasar. Hasil pengujian ini menunjukkan potensi penggunaan jaringan saraf tiruan, terutama model LSTM.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan implementasi program, dapat disimpulkan bahwa model yang diusulkan berhasil mencapai tingkat akurasi yang mengesankan dalam memprediksi harga tiga jenis *cryptocurrency* yang berbeda. Akurasi yang tinggi seperti 86,86% untuk Bitcoin (BTC), 96,8% untuk Binance Coin (BNB), dan 97% untuk Dogecoin (Doge). Hal ini menunjukkan potensi besar dalam penerapan teknologi kecerdasan artifisial, khususnya algoritma jaringan saraf tiruan LSTM, dalam analisis dan prediksi harga aset digital. Implikasinya, investor dan pelaku pasar dapat memanfaatkan model ini untuk mengambil keputusan trading yang lebih terinformasi, sehingga dapat meningkatkan efisiensi dan stabilitas pasar *cryptocurrency* secara keseluruhan. Secara lebih luas, penelitian ini juga menyoroti pentingnya penggunaan teknologi kecerdasan artifisial dalam membantu memahami dan meramalkan dinamika pasar yang kompleks. Untuk penelitian masa depan, langkah selanjutnya dapat mencakup pengembangan model yang lebih kompleks dengan integrasi data yang lebih luas, seperti sentimen pasar dan berita, serta penelitian lebih lanjut tentang efek jangka panjang dari adopsi model prediksi semacam ini terhadap ekosistem *cryptocurrency* secara keseluruhan.

5. Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada universitas teknologi yogyakarta atas dukungan dan bantuan selama proses penelitian ini. tanpa bantuan dan sarana yang disediakan oleh universitas, penulis tidak akan bisa mencapai keberhasilan dalam melakukan penelitian berjudul Prediksi Harga Crypto Dengan Algoritma Jaringan Saraf Tiruan.

6. Daftar Pustaka

- Agustina, I., Suhendro, S., & Sriyanto, S. (2023). Implementasi long short term memory untuk mendeteksi ujaran kebencian pada media sosial di Indonesia. *JSR: Jaringan Sistem Informasi Robotik*, 7(2), 247-253. <https://doi.org/10.58486/jsr.v7i2.262>
- Asroni, A., Indrawan, G., & Dewi, L. J. E. (2023). Implementasi hirarki dataset dalam membangun model language aksara Bali menggunakan framework Tesseract OCR. *Jurnal RESISTOR (Rekayasa Sistem Komputer)*, 6(1), 20-28. <https://doi.org/10.31598/jurnalresistor.v6i1.1345>
- Barry, S., & Abubakar, A. (2024). Analisis kelayakan investasi pada cryptocurrency sebagai alternatif investasi. *Jurnal Riset Keuangan*, 2(1), 10-20.
- Erfanian, S., Zhou, Y., Razzaq, A., Abbas, A., Safeer, A. A., & Li, T. (2022). Predicting bitcoin (BTC) price in the context of economic theories: A machine learning approach. *Entropy*, 24(10), 1487. <https://doi.org/10.3390/e24101487>
- Faghieh Mohammadi Jalali, M., & Heidari, H. (2020). Predicting changes in Bitcoin price using grey system theory. *Financial Innovation*, 6, 1-12. <https://doi.org/10.1186/s40854-020-0174-9>
- Faizal, R., Setiawan, B. D., & Cholisoddin, I. (2019). Prediksi nilai cryptocurrency Bitcoin menggunakan algoritme extreme learning machine (ELM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(5), 4226-4233.
- Hidayat, R. F., Irawan, B., & Nasrun, M. (2023). Implementasi klasifikasi gambar untuk industri pakaian menggunakan image search engine berbasis website. *eProceedings of Engineering*, 10(1).
- Karno, A. S. B., Hastomo, W., Arif, D., & Moreta, E. S. (2020). Optimasi portofolio dan prediksi cryptocurrency menggunakan deep learning dalam bahasa Python. Dalam *Prosiding Seminar SeNTIK* (Vol. 4, No. 1, hlm. 193-202).
- Kusuma, M. D. H., & Hidayat, S. (2024). Penerapan model regresi linier dalam prediksi harga mobil bekas di India dan visualisasi dengan menggunakan Power BI. *Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi*, 5(2), 1097-1110. <https://doi.org/10.35870/jimik.v5i2.629>
- Murtopo, A. A., Santoso, N. A., & Azmi, I. (2023). Penerapan metode algoritma artificial neural network dengan long short term memory network (LSTM) untuk klasifikasi sinyal electroencephalogram (EEG). *Jursima*, 11(2), 291-298.
- Nirracca, M., & Hartati, E. (2024). Prediksi harga bitcoin menggunakan metode long short term memory. *Jurnal Digital Teknologi Informasi*, 7(1), 55-65. <https://doi.org/10.32502/digital.v7i1.7974>
- Ratumurun, S., & Joseph, C. N. (2023). Implementasi model flowchart perancangan sistem informasi akuntansi untuk permintaan dana/advance. *PUBLIC POLICY: Jurnal Aplikasi Kebijakan Publik dan Bisnis*, 4(1), 97-106. <https://doi.org/10.51135/PublicPolicy.v4.i1.p97-106>
- Ridwan, A. F. (2023). Prediksi konsumsi energi listrik pada coal processing plant PT. Berau Coal menggunakan long short-term memory (LSTM). *Avti*, 1(1).

- Rizkilloh, M. F., & Widiyanesti, S. (2022). Prediksi harga cryptocurrency menggunakan algoritma long short term memory (LSTM). *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 6(1), 25-31. <https://doi.org/10.29207/resti.v6i1.3630>
- Rolangon, A., Weku, A., & Sandag, G. A. (2023). Perbandingan algoritma LSTM untuk analisis sentimen pengguna Twitter terhadap layanan rumah sakit saat pandemi Covid-19. *TeIKA*, 13(01), 31-40. <https://doi.org/10.36342/teika.v13i01.3063>
- Tobing, H., Arfa, M. F., Al Fathan, M. R., & Rahmaddeni, R. (2023, Agustus). Prediksi harga cryptocurrency dengan metode linier regresi. Dalam *SENTIMAS: Seminar Nasional Penelitian dan Pengabdian Masyarakat*.
- Wibowo, R. A., & Rikumahu, B. (2019). Peramalan dengan volatilitas frekuensi tinggi untuk cryptocurrency dan mata uang konvensional dengan support vector regression dan regresi linier. *eProceedings of Management*, 6(3).