

Penerapan Algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) berbasis Multi Fungsi Aktivasi Terbobot dalam Prediksi Harga Ethereum

Timothy Bastian Sianturi¹, Imam Cholissodin², Novanto Yudistira³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹timothybs@student.ub.ac.id, ²imamcs@ub.ac.id, ³yudistira@ub.ac.id

Abstrak

Salah satu bentuk dari inovasi perkembangan teknologi adalah cryptocurrency yang secara luas telah diakui sebagai alternatif dari pertukaran mata uang. Salah satu cryptocurrency yang cukup populer saat ini adalah Ethereum yang mulai diperdagangkan pertama sekali pada 7 Agustus 2015 dengan harga US\$2,83 dan mencapai harga tertinggi pada tanggal 8 November 2021 dengan harga US\$4822,97. Ethereum memiliki fluktuasi harga yang tinggi dan memiliki banyak faktor yang mempengaruhi harga ethereum seperti politik atau masalah ekonomi pada tingkatan global sehingga menyebabkan risiko investasi yang cukup besar. Penelitian ini melakukan beberapa tahapan dalam memprediksi pergerakan harga Ethereum, yaitu pre-processing, normalisasi data, training algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), dan melakukan evaluasi dengan Mean Square Error (MSE). Berdasarkan hasil penelitian ini peneliti berhasil melakukan prediksi harga Ethereum menggunakan algoritma LSTM berbasis multi fungsi aktivasi dengan parameter pengujian proporsi data training dan data testing sebesar 70%:30%, jumlah sequence sebesar 14 yang menggambarkan data selama 14 hari, nilai hidden unit sebesar 64, jumlah epoch sebesar 150, dan sigmoid sebagai fungsi aktivasi yang dibuktikan dengan nilai MSE sebesar 0,0121.

Kata kunci: *Prediksi, LSTM, Fungsi Aktivasi, Ethereum*

Abstract

One form of innovation of technological development is cryptocurrencies that have been widely recognized as an alternative to currency exchange. One of the cryptocurrencies that is quite popular today is Ethereum which started trading for the first time on August 7, 2015 at a price of US\$2.83 and reached its highest price on November 8, 2021 at a price of US\$4822.97. Ethereum has high price fluctuations and has many factors that affect the price of ethereum such as political or economic problems at the global level so as to cause sufficient investment risk. This research performs several stages in predicting ethereum price movements, namely pre-processing, data normalization, training Long Short-Term Memory (LSTM) algorithms, and evaluating with Mean Square Error (MSE). Based on the results of this study, researchers succeeded in predicting the price of Ethereum using the multi-function activation based LSTM algorithm with testing parameters for the proportion of training data and testing data of 70%:30%, the number of sequences of 14 which describes data for 14 days, the hidden unit value of 64, the number of epochs of 150, and sigmoid as an activation function as evidenced by the MSE value of 0.0121.

Keywords: *Forecasting, LSTM, Activation Function, Ethereum*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi menghasilkan banyaknya inovasi yang mendorong perkembangan ke tingkat yang semakin tinggi. Salah satu bentuk perkembangan tersebut menghasilkan inovasi paling kontroversial dan ambigu dalam ekonomi global modern yaitu

cryptocurrency. Cryptocurrency telah diakui secara luas sebagai alternatif dalam pertukaran mata uang dan memiliki implikasi bagi perekonomian global. Cryptocurrency dianggap sebagai salah satu jenis investasi yang menguntungkan yang paling populer dan menjanjikan. Fluktuasi yang signifikan dan volatilitasnya yang tinggi dalam nilai tukar

cryptocurrency, serta kurangnya regulasi hukum atas transaksi cryptocurrency di sebagian besar negara mengakibatkan risiko signifikan terkait dengan investasi ke dalam aset cryptocurrency .

Cryptocurrency diakui di Indonesia sebagai komoditas oleh Kementerian Perdagangan pada September 2018 dan Badan Pengawas Perdagangan Berjangka Komoditi yang bertindak sebagai regulator perdagangan dalam negeri. Bappebti melegalkan aset kripto tercantum pada Peraturan Bappebti Nomor 5 Tahun 2019. Cryptocurrency menjadi instrumen investasi yang mampu menarik banyak minat masyarakat Indonesia karena memiliki potensi Imbal balik yang menjanjikan. Indonesia sendiri memiliki jumlah investor kripto mencapai 12,4 juta per Februari 2022 menurut Badan Pengawasan dan Perdagangan Berjangka Komoditi . Menurut Bappebti, Indonesia memiliki 12,4 juta investor kripto per Februari 2022 yang jumlahnya melebihi investor pasar modal 8,1 juta.

Salah satu cryptocurrency yang cukup populer saat ini adalah Ethereum. Ethereum sendiri mulai diperdagangkan pertama sekali pada 7 Agustus 2015 dengan harga US\$2,83 dan mencapai harga tertinggi pada tanggal 8 November 2021 dengan harga US\$4822,97. Meskipun banyak orang yang melakukan investasi pada ethereum, cryptocurrency ini masih memiliki fluktuasi harga yang tinggi sehingga menyebabkan risiko yang cukup besar. Untuk dapat mengurangi risiko tersebut, kita perlu melakukan analisis terhadap harga ethereum sebelumnya agar dapat memprediksi nilai ethereum ke depannya.

Nilai ethereum dapat diprediksi dengan memanfaatkan Jaringan Saraf Tiruan yang memiliki kecakapan dalam mengenali pola pola dalam suatu data. Salah satu metode JST yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi adalah dengan menggunakan algoritma Long-short Term Memory yang merupakan pengembangan dari Recurrent Neural Network dan memiliki kemampuan untuk menentukan informasi tersembunyi atau disebut juga sebagai forget gate. Forget gate mampu menentukan apakah sejumlah informasi akan disimpan atau dibuang pada model. Long Short-Term Memory mampu untuk melakukan proses training secara cepat pada data yang banyak, berurut dan data time series. Berdasarkan beberapa penelitian dan fakta sebelumnya, penelitian ini bertujuan untuk melakukan prediksi harga ethereum menggunakan algoritma Long Short-Term

Memory dengan multi fungsi aktivitas berbobot. Long Short-Term Memory digunakan dalam penelitian ini untuk melihat nilai loss dan melakukan pelatihan terhadap model untuk dapat mengenal pola-pola pada data.

2. LANDASAN KEPUSTAKAAN

2.1. Ethereum

Ethereum adalah platform blockchain terdesentralisasi berbasis smart contract untuk mewujudkan layanan pertukaran online. Ethereum merupakan aset digital tempat transaksi dapat dilakukan tanpa kartu kredit atau melalui bank sentral. Transaksi Ethereum melalui jaringan internet memudahkan pengguna. ethereum sendiri merupakan komoditas digital yang menggunakan teknologi peer-to-peer (Pradana Ananda Raharja, 2021).

2.2. Prediksi

Prediksi adalah suatu upaya untuk dapat memperkirakan sesuatu yang akan terjadi di waktu mendatang dengan memanfaatkan berbagai informasi yang memiliki keterhubungan pada waktu waktu sebelumnya (historis). Prediksi juga dapat menerka nilai pada sesuatu waktu yang akan datang berdasarkan data pada waktu sebelumnya yang dianalisis secara ilmiah khususnya menggunakan metode statistika(Adi et al., 2018). Menunjukkan apa yang akan terjadi sebagai perkiraan di waktu yang mendatang dan dapat dijadikan sebagai dasar pengambilan keputusan merupakan bentuk lain dari prediksi.

2.3. Min-Max Normalization

Normalisasi adalah proses penskalaan nilai pada data agar nilai data berada pada range tertentu. Bentuk dari normalisasi data ini adalah Min-max Normalization. Proses normalisasi ini menggunakan cara transformasi linier terhadap data aslinya(Sugiartawan et al., 2018). Hal ini dilakukan seperti pada Persamaan 1.

$$x' = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Keterangan :

x' = Hasil Normalisasi

x_i = Data ke i

x_{min} = Data dengan nilai minimum

x_{max} = Data dengan nilai maksimum

2.4. Denormalization Data

Proses denormalisasi data digunakan untuk dapat mengembalikan hasil keluaran dari jaringan agar nilai keluaran dapat kembali berada pada range sebelumnya seperti pada Persamaan 2. Penelitian ini menggunakan min-max normalization seperti penjelasan pada bagian sebelumnya. Rumus *denormalization data* terdapat pada Persamaan 2.

$$x = x' (x_{max} - x_{min}) + x_{min} \quad (2)$$

Keterangan :

x_i = Hasil denormalisasi

x' = Data yang akan di denormalisasi

x_{min} = Data dengan nilai minimum

x_{max} = Data dengan nilai maksimum

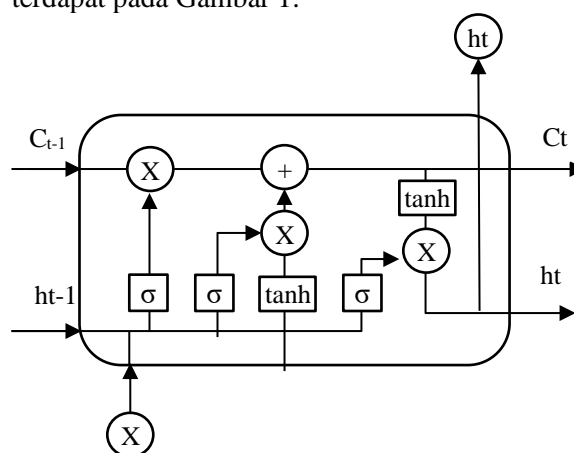
2.5. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi secara khusus digunakan pada jaringan saraf tiruan agar dapat mempelajari pola-pola kompleks pada data. Keakuratan prediksi Jaringan Syaraf Tiruan bergantung pada jumlah lapisan yang digunakan dan yang lebih penting lagi pada jenis fungsi aktivasi yang digunakan. Secara spesifik, tidak ada jumlah pasti yang dapat digunakan untuk hasil dan akurasi yang lebih baik dari jaringan saraf. Jika fungsi aktivasi tidak digunakan dalam jaringan saraf maka output layer hanya akan menjadi fungsi linier sederhana. Meskipun persamaan linear sederhana dan mudah untuk diselesaikan tetapi kompleksitasnya terbatas dan tidak memiliki kemampuan untuk mempelajari dan mengenali pemetaan kompleks dari data.

2.6. Long Short-Term Memory

Long-Short Term Memory (LSTM) merupakan salah satu bentuk dari RNN yang sering digunakan untuk menghindari masalah pada penumpukan pada gradien atau ketergantungan jangka panjang dalam memproses ataupun melakukan prediksi terhadap data deret waktu. RNN cenderung memiliki penumpukan pada gradien yang menyebabkan nilai gradien saling bertabrakan sehingga terdapat nilai gradien yang tidak jelas dan dapat menghilangkan nilai akumulasinya sehingga diperlukan LSTM untuk menghindari hal tersebut terjadi (Cholissodin and Soebroto, 2019). Menurut Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber, model LSTM terbentuk dari

berbagai rangkaian sel memori yang dapat menggantikan sel neuron pada hidden layer dari RNN. Model LSTM dapat menyaring data atau informasi melalui struktur gates untuk dapat mempertahankan informasi yang berhubungan dan mengubah keadaan dari sel memori. Struktur gerbang tersebut mencakup input gate, forgate gate, dan output gate (Dhea Larasati & Primandari, 2021). LSTM memiliki beberapa lapisan tersembunyi, yang berfungsi ketika informasi mengalir, setiap informasi yang relevan disimpan dan yang tidak relevan dibuang pada tiap sel (Hasiholan, Cholissodin and Yudistira, 2022). Struktur gerbang pada LSTM terdapat pada Gambar 1.



Gambar 1 Arsitektur LSTM

LSTM terdiri dari rangkaian sel memori yang unik dan model LSTM menyaring informasi melalui struktur gerbang. Pada LSTM terdapat 4 gerbang atau Gates Unit, yaitu forgate gates, input gate, cell gates, dan output gates. Persamaan dari setiap *gate* sebagai berikut:

1. *Input gate*:

$$i_t = \sigma(W_i \times X_i + U_i \times h_{t-1} + b_i) \quad (3)$$

2. *Forgate gate*:

$$f_t = \sigma(W_f \times X_t + U_f \times h_{t-1} + b_f) \quad (4)$$

3. *Cell State*:

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot c'_t \quad (5)$$

4. *New Candidate*:

$$c'_t = \tanh(W_c \times X_c + U_c \times h_{t-1} + b_c) \quad (6)$$

5. *Output gate*:

$$o_t = \sigma(W_o \times X_i + U_o \times h_{t-1} + b_o) \quad (7)$$

6. *Hidden State*:

$$h_t = o_t \odot \sigma(c_t) \quad (8)$$

Elemen σ dari persamaan itu merupakan fungsi aktivasi *sigmoid* dan *tanh* sebagai fungsi aktivasi *TanH*.

2.7. Multi Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi sendiri pada dasarnya digunakan pada jaringan saraf tiruan untuk mengenali pola-pola yang terdapat pada data. Penggunaan data dan algoritma yang berbeda dalam mendapatkan suatu informasi membutuhkan fungsi aktivasi yang berbeda juga. Multi fungsi aktivasi merupakan penggunaan lebih dari satu fungsi aktivasi atau berbeda dalam satu jaringan atau sel. Hal ini dapat dilakukan untuk meningkatkan kinerja atau untuk mengatasi masalah yang mungkin dihadapi oleh satu jenis fungsi aktivasi saja. Penentuan nilai bobot dalam multi fungsi aktivasi dapat digunakan untuk dapat mengontrol kontribusi dari masing masing fungsi aktivasi. Sebagai contoh alpha *sigmoid* dan beta *TanH* pada gerbang *input* LSTM dengan nilai alpha 0,4 dan beta 0,6. Pada fungsi aktivasi tunggal seperti *sigmoid* sebenarnya dapat disebut sebagai multi fungsi aktivasi karena dapat dihitung dari $(\alpha=1) \times \textit{sigmoid} + (\beta=0) \times \textit{multi aktivasi}$ yang lain.

2.8. Mean Square Error (MSE)

Metode evaluasi matriks regresi *Mean Squared Error* (MSE) adalah kesalahan kuadrat rata-rata antara nilai aktual dan nilai prediksi. Metode *mean squared error* sering digunakan untuk menguji estimasi nilai *error* dalam melakukan prediksi. Nilai MSE yang rendah atau mendekati nol menunjukkan bahwa hasil prediksi pada model dengan data yang aktual dapat digunakan untuk melakukan prediksi di masa yang akan mendatang (Das, Jiang and Rao, 2004). Rumus atau formula untuk menghitung metode *Mean Square Error* (MSE) dapat dilihat pada bagian Persamaan 9.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{9}$$

Keterangan :

Y = Nilai Aktual

Y' = Nilai Prediksi

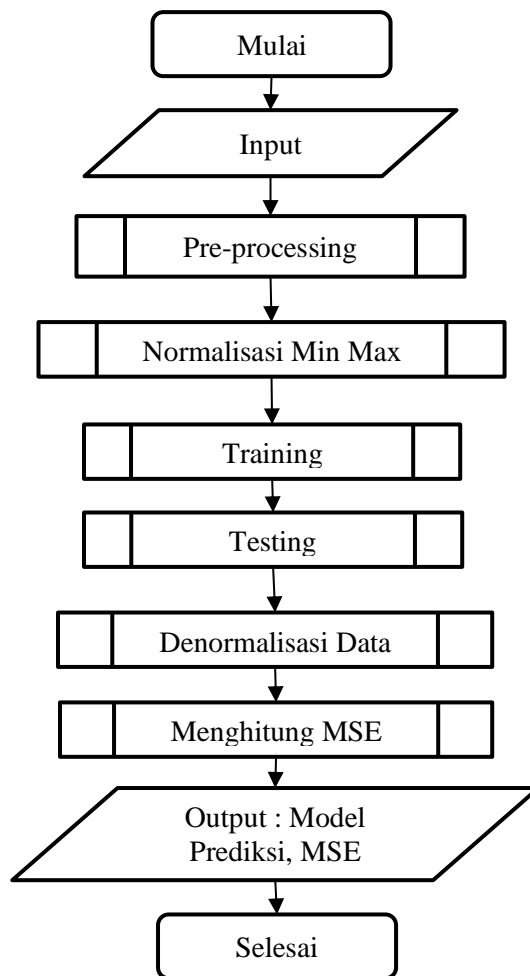
n = Jumlah Data

3. METODOLOGI

3.1. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian didapatkan dari Yahoo Finance berupa data histori harian harga ethereum. Data historis ini terdiri dari 1509 baris data dari periode Januari 2018 - Januari 2022 data dengan parameter antara lain *date*, *price*, *open*, *high*, *low*, dan *volume*.

3.2. Diagram Alir LSTM



Gambar 2 Diagram Alir LSTM

Tahapan penelitian ini dalam melakukan prediksi harga Ethereum sebagai berikut:

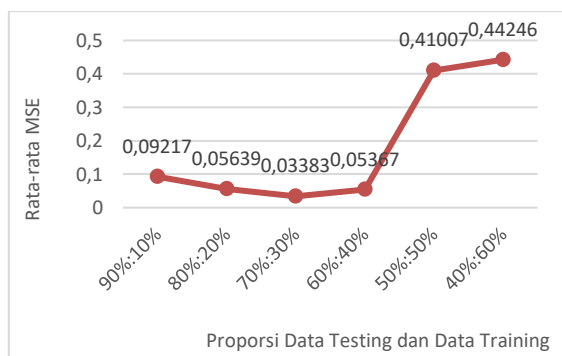
1. Melakukan input historical dataset Ethereum dari tahun 2018-2022 sebanyak 1492 data.
2. Melakukan proses pre-processing data dengan analisis teknikal untuk mendefinisikan fitur pada dataset.
3. Melakukan proses normalisasi data dengan menggunakan rumus normalisasi min-max.
4. Melakukan proses training untuk mencari nilai output weight dan menghasilkan model data algoritma Long Short-Term Memory (LSTM).

5. Melakukan proses testing mendapatkan hasil nilai prediksi dari hasil nilai output weight dan model data yang sudah diperoleh pada proses training.
6. Melakukan denormalisasi pada data hasil keluaran LSTM untuk melakukan transformasi nilai prediksi menjadi nilai aktual.
7. Melakukan proses perhitungan MSE dari hasil prediksi yang sudah didapatkan pada proses denormalisasi.
8. Menghasilkan model prediksi dan MSE untuk melakukan evaluasi error pada data prediksi terhadap nilai sebenarnya.

4. HASIL PENGUJIAN

Pengujian ini dilakukan berdasarkan parameter yang digunakan dan hasilnya dianalisis berdasarkan nilai rata-rata MSE terkecil yang didapatkan dari setiap pengujian masing-masing parameter. Pengujian yang dilakukan yaitu menguji proporsi data testing dan data training, menguji jumlah sequence data, menguji nilai hidden unit, menguji jumlah epoch dan menguji multi fungsi aktivasi. Setiap parameter diuji sebanyak 10 kali dan dihitung nilai rata-rata MSE untuk setiap pengujian. Hasil dari pengujian akan dilakukan pembahasan sebagai berikut.

4.1. Pengujian Proporsi Data Training dan Data Testing

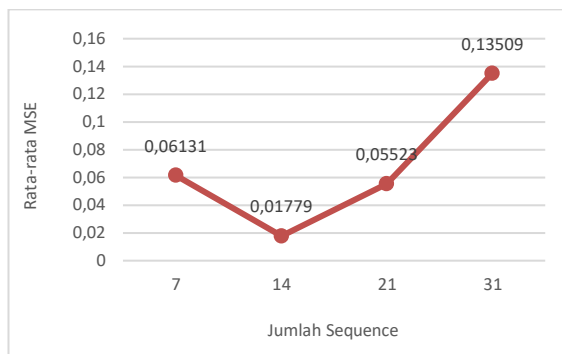


Gambar 3 Grafik Hasil Pengujian Proporsi Data Training dan Data Testing

MSE terbaik dihasilkan dari proporsi data training dan data testing sebesar 70%:30%. Hasil dari nilai rata-rata MSE tersebut menunjukkan semakin banyak data pada training LSTM maka algoritma akan semakin banyak menemukan pola-pola untuk dipelajari untuk proses evaluasi tetapi jika data pada training LSTM terlalu besar maka algoritma kemungkinan besar akan gagal dalam mempelajari pola-pola pada data yang

ditunjukkan pada nilai rata-rata MSE yang tinggi.

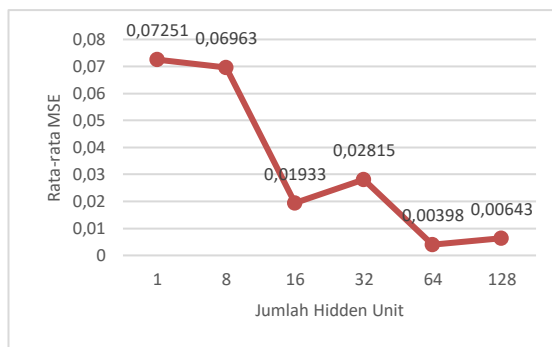
4.2 Menguji Jumlah Sequence Data



Gambar 4 Grafik Hasil Pengujian Jumlah Sequence Data

Jumlah sequence terbaik untuk algoritma LSTM ini sebanyak 14. Berdasarkan hasil rata-rata MSE jika nilai jumlah sequence semakin besar maka akan menyebabkan pola data akan membesar sehingga dapat meningkatkan nilai MSE tetapi jika jumlah sequence terlalu kecil maka pola data yang dipelajari algoritma LSTM akan semakin kecil juga.

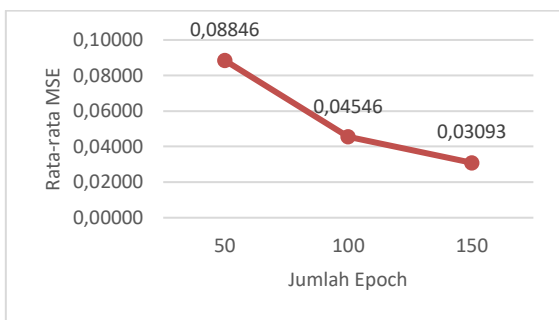
4.3 Menguji Nilai Hidden Unit



Gambar 5 Grafik Hasil Pengujian Nilai Hidden Unit

Hasil dari menguji nilai hidden unit menunjukkan nilai hidden unit mempengaruhi hasil dari algoritma. Semakin kecil nilai hidden unit maka akan mempercepat waktu proses training algoritma tetapi memiliki kelemahan dimana pola-pola pada data yang dipelajari oleh algoritma akan mengecil sehingga berpengaruh saat proses validasi. Proses pelatihan algoritma juga akan memakan lebih banyak waktu jika nilai hidden unit terlalu besar dikarenakan proses yang akan semakin banyak.

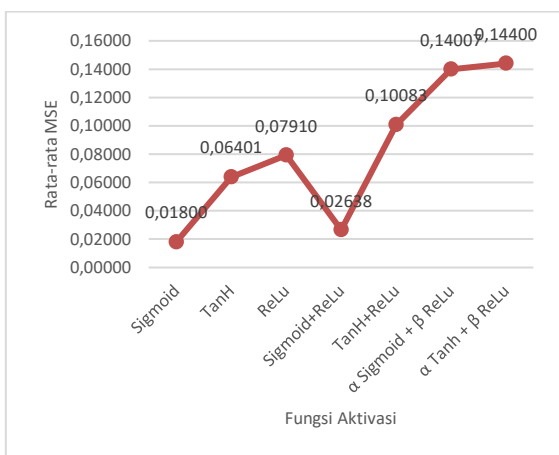
4.4 Menguji Jumlah Epoch



Gambar 6 Grafik Hasil Pengujian Jumlah Epoch

Algoritma LSTM menghasilkan nilai paling optimal dengan nilai epoch sebanyak 150. Hasil menguji nilai epoch menunjukkan bahwa jumlah iterasi pada training algoritma LSTM mempengaruhi rata-rata MSE dan semakin meningkatnya jumlah iterasi maka algoritma LSTM akan menghasilkan nilai MSE yang lebih kecil.

4.5 Menguji Multi Fungsi Aktivasi



Gambar 7 Grafik Hasil Pengujian Multi Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi yang memberikan output paling optimum adalah sigmoid. Hasil menguji multi fungsi aktivasi ini menunjukkan bahwa fungsi mempengaruhi nilai dari rata-rata MSE. Fungsi sigmoid memberikan hasil keluaran 0 dan 1 untuk setiap gates pada algoritma LSTM dalam melakukan prediksi harga ethereum.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari berbagai rancangan dan pengujian algoritma LSTM pada penelitian “Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) Berbasis Multi Fungsi Aktivasi Terbobot dalam Prediksi Harga

Ethereum” didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

1. Algoritma LSTM berhasil diterapkan dalam melakukan prediksi harga ethereum dimulai dengan melakukan input dataset dan membagi dataset menjadi data training dan data testing dengan proporsi data yang sudah ditentukan sebelumnya. Langkah selanjutnya dilakukan normalisasi data menggunakan Min-Max Normalization dan mengubah bentuk data menjadi sequence lalu dilakukan proses training terhadap model Long Short-Term Memory yang digunakan dengan beberapa parameter yang telah ditentukan. Setelah dilakukan proses training, selanjutnya dilakukan proses validasi menggunakan data testing dan menggunakan Mean Square Error untuk mengukur tingkat Error pada hasil akhir dari prediksi terhadap data sebenarnya.
2. Penerapan algoritma Long-Short Term Memory dalam memprediksi harga ethereum menghasilkan nilai paling optimal dengan proporsi data training dan data testing sebesar 70:30, sequence data sebesar 14 yang menggambarkan banyak data dalam 2 minggu, nilai hidden unit sebesar 64, jumlah epoch sebesar 150, dan multi fungsi aktivasi yang digunakan adalah sigmoid. Algoritma Long-Short Term Memory menghasilkan nilai rata-rata MSE dengan 10 kali percobaan terbaik sebesar 0,018 dengan menggunakan parameter yang telah disebutkan sebelumnya dan optimizer Adam sebagai metode pembaruan bobot

Penelitian ini tentu masih kurang dari kata sempurna dan juga tidak terlepas dari berbagai kekurangan implementasi. Saran yang dapat digunakan untuk melanjutkan penelitian ini sebagai berikut.

1. Data historis harga ethreum memiliki banyak faktor lain yang dapat mempengaruhi perubahan harga Ethereum selain dari nilai *open*, *low*, *high*, *closed*, dan *volume* seperti pada penelitian ini. Menggunakan data yang lebih banyak atau memperbesar batasan pada data seperti data historis harian menjadi data historis per jam dengan tujuan meningkatkan jumlah data dan mempersempit pola dapat mempengaruhi tingkat error dalam melakukan prediksi.
2. Menambahkan jumlah layer pada algoritma Long Short-Term Memory dan melakukan percobaan dengan multi fungsi aktivasi yang

lebih bervariasi.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Adi, M., Hutabarat, P., Julham, M., Wanto, A., Studi, P., Informatika, T., Tunas, S., & Pematangsiantar, B. (2018). Penerapan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Produksi Tanaman Padi Sawah Menurut Kabupaten/Kota Di Sumatera Utara. 4(1), 77–86.
- Cholissodin, I., Sutrisno, S., Soebroto, A.A., Hasanah, U. and Febiola, Y.I., 2019. *AI, Machine Learning & Deep Learning*. Filkom UB. Available at: <<https://www.researchgate.net/publication/348003841>>.
- Deng, L., & Yu, D. (2014). Deep Learning: Methods and Applications. *Foundations and Trends in Signal Processing*, 7(3–4), 197–387. <https://doi.org/10.1561/20000000039>
- Dhea Larasati, K., & Primandari, A. H. (2021). Forecasting Bitcoin Price Based On Blockchain Information Using Long-Short Term Method. In *Parameter: Journal of Statistics* (Vol. 1). www.blockchain.com
- Filipe, J., & Mendes, B. (2019). Forecasting Bitcoin Prices Arima VS Lstm.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (n.d.). *Deep Learning*.
- Hasiholan, A., Cholissodin, I. and Yudistira, N., 2022. Analisis Sentimen Tweet Covid-19 Varian Omicron pada Platform Media Sosial Twitter menggunakan Metode LSTM berbasis Multi Fungsi Aktivasi dan GLOVE. Available at: <<http://j-ptiik.ub.ac.id>>.
- I. Goodfellow, Y. Bengio, A. C. (2016). *Deep Learning*. The MIT Press.
- Moch Farryz Rizkilloh, & Sri Widiyanesti. (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>
- Pakaja, F., Naba, A., & Purwanto. (2012). Peramalan Penjualan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor. *Jurnal EECCIS*, 6.
- Pradana Ananda Raharja, P. (2021). Prediksi Harga Ethereum Menggunakan Metode Vector Autoregressive. 3(2), 71–079. <https://doi.org/10.20895/INISTA.V3I2>
- Riadi, M. (2016). Jaringan Saraf Tiruan (JST). <https://www.kajianpustaka.com/2016/11/jaringan-saraf-tiruan-jst.html>
- Sabar Sautomo, & Hilman Ferdinandus Pardede. (2021). Prediksi Belanja Pemerintah Indonesia Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM). *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(1), 99–106. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2815>
- Sugiartawan, P., Jiwa Permana, A. A., & Prakoso, P. I. (2018). Forecasting Kunjungan Wisatawan Dengan Long Short Term Memory (LSTM). *Jurnal Sistem Informasi Dan Komputer Terapan Indonesia (JSIKTI)*, 1(1), 43–52. <https://doi.org/10.33173/jsikti.5>
- Wildan, M., Aldi, P., & Aditsania, A. (2018). Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin.
- Wildan Putra Aldi, M., & Aditsania, A. (n.d.). Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin.
- Wu, C. H., Lu, C. C., Ma, Y. F., & Lu, R. S. (2019). A new forecasting framework for bitcoin price with LSTM. *IEEE International Conference on Data Mining Workshops, ICDMW, 2018-November*, 168–175. <https://doi.org/10.1109/ICDMW.2018.00032>
- Wuryandari, M. D., & Afrianto, I. (2012). Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Learning Vector Quantization pada Pengenalan Wajah. I.