

Optimasi Prediksi *Cryptocurrency* Menggunakan Pendekatan *Deep Learning*

¹Ida Nurhaida, ²Mochamad Sobiri, ³Safitri Jaya

^{1,3}Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Jaya, Tangerang Selatan, Indonesia

^{1,3}Center for Urban Studies, Universitas Pembangunan Jaya, Tangerang Selatan, Indonesia

²Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana, Indonesia

ida.nurhaida@upj.ac.id; 2141518210020@student.mercubuana.ac.id; safitri.jaya@upj.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2023-06-06

Revised, 2023-06-13

Accepted, 2023-06-19

Kata Kunci:

Cryptocurrency

Long Short Term Memory

Algoritma Optimasi Adam

Root Mean Square Error

Root Mean Square Error Propagation

ABSTRAK

Cryptocurrency adalah mata uang digital terdesentralisasi yang diatur oleh pemerintah pusat. Karena *cryptocurrency* sangat fluktuatif, analisis diperlukan sebelum menggunakan *cryptocurrency* untuk meminimalkan kerugian. Penelitian ini melakukan perbandingan antara model Long Short Term Memory (LSTM) dan algoritma optimasi seperti Adam dan Root Mean Square Propagation (RMSProp) untuk melakukan prediksi terhadap nilai *cryptocurrency*. Metode LSTM dioptimasi menggunakan Adam Optimizer dan dievaluasi berdasarkan *Root Mean Square Error* (RMSE). Dengan demikian diperoleh prediksi nilai RMSE sebesar 0.08217562639465784 yang merupakan nilai error yang kecil sehingga mendekati nilai aktual. Sedangkan nilai RMSE 0.10699215580552895 menggunakan RMSProp mendapatkan nilai yang lebih besar yang berdampak terhadap akurasi hasil prediksi. Dengan demikian kombinasi antara algoritma LSTM dan Adam dapat melakukan prediksi dan mengoptimasi data dengan akurat.

ABSTRACT

Cryptocurrency is a decentralized digital currency that a central government regulates. Since cryptocurrencies are highly volatile, analysis is required before using cryptocurrencies to minimize losses. This research compares the Long Short Term Memory (LSTM) model and optimization algorithms such as Adam and Root Mean Square Propagation (RMSProp) to predict cryptocurrency values. The LSTM method was optimized using the Adam Optimizer and evaluated based on the Root Mean Square Error (RMSE). Thus the predicted RMSE value is 0.08217562639465784, which is a slight error value so that it is close to the actual value. While the RMSE value of 0.10699215580552895 using RMSProp gets a more significant value which impacts the accuracy of the prediction results. Thus the combination of the LSTM and Adam algorithms can accurately predict and optimize data.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Ida Nurhaida

Program Studi Informatika,

Universitas Pembangunan Jaya

Email: ida.nurhaida@upj.ac.id

1. PENDAHULUAN

Beberapa tahun terakhir ini, mata uang digital mengalami perkembangan yang begitu pesat dikarenakan kebutuhan masyarakat akan bertransaksi meningkat pesat. Hal ini membuat berbagai macam inovasi bermunculan dalam metode bertransaksi secara online. Salah satu metode yang saat ini sedang populer di dunia digital adalah bertransaksi dengan menggunakan mata uang kripto, atau *Cryptocurrency*. Mata uang ini banyak macamnya dengan berbagai macam keunggulan yang ditawarkan. *Cryptocurrency* adalah mata uang digital dimana transaksi dapat dilakukan dengan transaksi online. Salah satu jenisnya yaitu bitcoin. Bitcoin adalah

salah satu mata uang elektronik yang bersifat desentralisasi (tidak terpusat) dan tidak diatur atau dijamin oleh otoritas pusat [1].

Masyarakat sudah mulai membuka mata akan pentingnya pengaturan finansial untuk hari mendatang, banyak yang memulai investasi pada cryptocurrency sebagai investasi jangka panjang [2]. Namun dengan adanya perubahan harga yang terjadi setiap menit, membuat masyarakat kesulitan dalam menentukan kapan untuk memulai transaksi crypto. Badan Pengawas Perdagangan Berjangka Komoditi (Bappebti) mengatakan jumlah investor aktif di aset crypto, seperti bitcoin, ethereum, cardano dan lain sebagainya, per Januari-Maret 2021 mencapai 4,2 juta orang. Angka ini jauh mengungguli jumlah investor saham. Misalnya, harga aset bitcoin dari 1 Januari 2021 hingga 20 April 2021 mengalami kenaikan sebesar 96,87 persen atau dari harga Rp412.280.080 naik menjadi Rp811.672.919. Sedangkan nilai tukar mata uang asing dapat mempengaruhi kestabilan perekonomian suatu negara. Terutama untuk kondisi di Indonesia, nilai kurs USD terhadap IDR selalu menjadi penyebab ketidakstabilan pertumbuhan ekonomi. Karena kenaikan nilai aset crypto inilah, masyarakat tergiur menjadi pelanggan untuk melakukan transaksi atau investasi aset crypto. Seiring dengan pengembangan pemodelan dengan menggunakan JST, pada tahun 1997 mulai dikembangkan model baru yang bekerja untuk menangani masalah ketergantungan jangka panjang dan dikenal dengan Long Short-Term memory (LSTM) yang merupakan unit spesial dari Recurrent Neural Network (RNN) [3]. Prediksi harga dapat dilakukan menggunakan Long Short Term Memory Recurrent Neural Network. Sudah ada penelitian mengenai LSTM sebagai prediksi harga saham, prediksi iklim, prediksi penjualan dan lainnya [4]. Di Indonesia terdapat beberapa aplikasi broker yang resmi diantaranya indodax, pintu, dan tokocrypto.

Dengan banyaknya sentimen positif dari masyarakat di Indonesia, penulis tertarik untuk membuat program yang dapat memprediksi nilai cryptocurrency agar dapat membantu investor dalam mempertimbangkan setiap transaksi crypto.

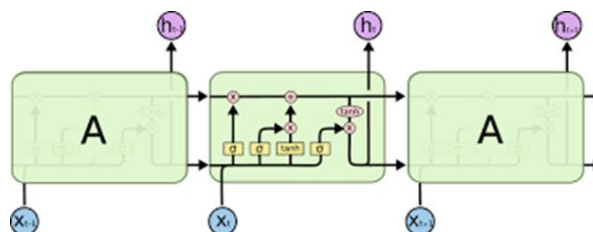
Tujuan dari penelitian ini adalah menentukan algoritma optimasi yang memiliki akurasi tertinggi untuk melakukan prediksi nilai cryptocurrency dengan model LSTM. Model LSTM dapat memprediksi nilai cryptocurrency pada hari berikutnya dengan mempertimbangkan harga historis [5]. Data harga historis diambil dari Yahoo Finance, selanjutnya akan dibuat dataset dan data latihnya lalu dilakukan *compile* dengan LSTM dan *dense* sehingga menghasilkan test data yang akan di prediksi menggunakan model. Hasil yang diperoleh ditampilkan melalui grafik. Untuk mendapatkan akurasi prediksi yang tinggi, maka digunakan beberapa algoritma optimasi yaitu Adam dan RMSProp serta RMSE.

Beberapa penilitan sebelumnya banyak membahas bagaimana cara memprediksi *cryptocurrency* dan saham dengan berbagai metode. Pada referensi [6] melakukan penelitian dengan data saham Pfizer Inc menggunakan metode LSTM. Hasilnya metode ini menghasilkan prediksi yang akurat dengan nilai error yang kecil. Referensi [7] melakukan perbandingan antara algoritma LSTM dengan ARIMA. Hasilnya algoritma LSTM memiliki nilai error lebih rendah dari algoritma ARIMA. Referensi [8] melakukan komparasi antara algoritma LSTM dengan *Support Vector Regression* menggunakan dataset yang sama yaitu saham Unilever. Hasilnya algoritma LSTM lebih akurat dalam prediksi saham Unilever. Selain itu, sebelumnya pada referensi [9] melakukan prediksi tentang jumlah kasus virus COVID 19 menggunakan LSTM untuk mengetahui akurasi prediksi kasusnya. Referensi [10] melakukan studi perbandingan dan analisis algoritma untuk memprediksi kurs IDR-USD. Algoritma yang dibandingkan antara lain ARIMA, *Sequence to Sequence* dan LSTM.

2. TINJAUAN PUSTAKA

A. Long Short Term Memory (LSTM)

Model LSTM merupakan pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang diusulkan oleh Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber pada tahun 1997 [11]. Algoritma LSTM adalah algoritma terbaik untuk pemodelan data sekuensial dan skala besar [12]. LSTM menyimpan informasi terhadap pola-pola pada data dengan mempelajari data mana saja yang akan disimpan dan data mana saja yang akan dibuang, karena pada setiap neuron LSTM memiliki beberapa gerbang yang mengatur memori pada setiap neuron itu sendiri [13].



Gambar 1. Metode LSTM

LSTM memiliki empat lapisan yang saling berinteraksi, diantaranya Forget Gate, Input Gate, Layer tanh, Layer New Cell State dan Output Gate [14].



Gambar 2. Forget Gate

Forget gate merupakan lapisan pertama dalam pemrosesan LSTM yang digunakan untuk mengambil keputusan dari cell state [15]. Persamaan forget gate :

$$f_t = \sigma(W_f [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

Keterangan :

f_t : forget gate

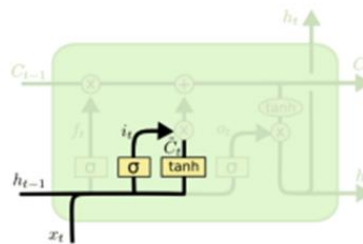
b_f : nilai bias forget gate

σ : layer sigmoid

W_f : nilai weight forget gate

h_{t-1} : nilai output sebelumnya

x_t : nilai input baru



Gambar 3. Input Gate dan Layer Tanh

Selanjutnya tahap kedua akan diputuskan data apa saja yang akan tersimpan pada cell state. Dalam tahap ini terdapat dua layer gate yaitu input gate layer dan tanh layer, layer input gate akan memproses dan mengambil keputusan nilai yang akan diperbaharui dan menghasilkan i_t [16]. Kemudian, menggabungkan masing-masing hasil dari layer input gate dan layer tanh. Persamaan input gate :

$$i_t = \sigma(W_i [h_{t-1}, x_t] + b_i,$$

Keterangan :

i_t : input gate

W_i : nilai weight input gate

b_i : nilai bias untuk input gate

Persamaan tanh layer :

$$\bar{C}_t = \tanh(W_c [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

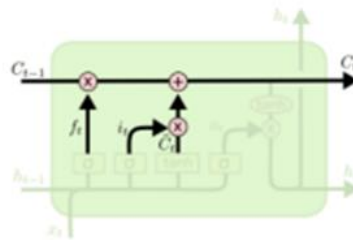
Keterangan :

\bar{C}_t : nilai baru yang ditambahkan pada cell state

\tanh : fungsi dari tanh

W_c : nilai weight cell state

b_c : nilai bias cell state



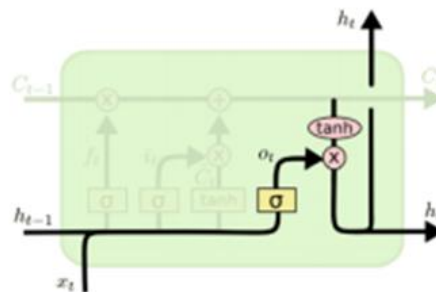
Gambar 4. Layer New Cell State

Tahap ketiga yaitu akan dilakukan pembaharuan pada cell state lama c_{t-1} , menjadi cell state yang baru c_t [17]. Berikut persamaannya : $C_t = f_t C_{t-1} + i_t \tilde{C}_t$

Keterangan :

C_t : cell state baru

C_{t-1} : cell state lama



Gambar 5. Output Gate

Terakhir menghasilkan sebuah output. Pertama layer sigmoid akan mengambil keputusan bagian mana dari cell state yang menjadi output. Kemudian, output akan dikirim ke dalam layer tanh dengan nilai antara -1 dan 1, lalu dikirim menuju sigmoid gate agar output yang dihasilkan sama dengan output sebelumnya. Berikut persamaannya :

$$o_t = \sigma(W_o [h_{t-1}, x_t]) + b_o$$

Keterangan :

o_t : output gate

W_o : nilai weight pada output gate

b_o : nilai bias pada output gate

B. Normalisasi

Normalisasi adalah proses mentransformasi data sehingga data berada dalam rentang [0,1] [18]. Normalisasi dapat mengubah nilai data menjadi kedalam rentang nilai yang lebih kecil dan tetap mempertahankan pola data [19]. Normalisasi dilakukan dengan rumus sebagai berikut :

$$y = \frac{(x - \min)}{(\max - \min)}$$

C. Adam Optimizer

Optimizer adalah algoritma yang bertujuan untuk mengoptimalkan atribut dari neural network, seperti weight, untuk meminimalkan fungsi kerugian agar dapat memaksimalkan akurasi model [20].

D. Root Mean Square Propagation (RMSProp)

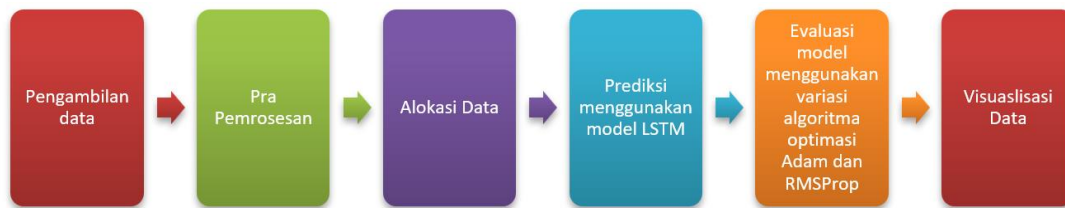
Algoritma optimasi yang menurunkan sifat agresif dalam menurunkan nilai learning rate.

E. Root Mean Square Error (RMSE)

Algoritma ini digunakan sebagai parameter akurasi dan efisiensi dari tiap algoritma optimasi [21]. RMSE menghitung nilai kesalahan atau perbedaan antara data prediksi dan aktual.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan sebuah model pembelajaran yaitu LSTM dan dua buah algoritma optimasi yaitu Adam dan RMSProp. Gambar 6 menunjukkan alur kerja pada penelitian ini.



Gambar 6. Alur Penelitian

Tahapan-tahapan yang dilakukan dijelaskan sebagai berikut :

1. Pengambilan Data

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah mengumpulkan data *Cryptocurrency*. Data ini berasal dari *scrapping* Yahoo Finance dengan jumlah yang mencukupi untuk mendukung prediksi dan analisis yang dilakukan.

2. Pre-processing

Tahap ini dilakukan untuk membersihkan dan mempersiapkan data agar dapat digunakan dalam analisis lebih lanjut setelah data dikumpulkan. Tahap ini dapat mencakup:

- Pembersihan data: menghapus entri atau nilai yang tidak valid atau hilang, dan mengatasi nilai atau nilai yang tidak lengkap.
- Transformasi data: mengubah format atau tipe data yang diperlukan
- Normalisasi data: mengubah skala data agar sesuai dengan rentang yang seragam

3. Alokasi Data

Selanjutnya data dibagi menjadi set pelatihan (*training set*) dan set pengujian (*testing set*). Set pelatihan digunakan untuk melatih model dan mengoptimalkan parameter, sedangkan set pengujian akan digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang dibuat.

4. Prediksi dengan LSTM

Setelah data dibagi, langkah selanjutnya adalah membuat dan melatih model prediksi dengan LSTM). Model ini dilatih menggunakan set pelatihan yang telah dibagi sebelumnya, dan prediksinya akan berdasarkan pola yang ditemukan dalam data pelatihan.

5. Evaluasi Model dengan Variasi Algoritma Optimasi Adam dan RMSProp

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja model setelah model LSTM dilatih. Dalam penelitian ini, evaluasi dilakukan dengan membandingkan kinerja model yang menggunakan algoritma optimasi Adam dan RMSProp. Metrik evaluasi digunakan untuk mengukur kinerja model.

6. Visualisasi Data

Tahapan ini bertujuan melakukan visualisasi data agar hasil prediksi dan evaluasi model dapat dianalisis dengan lebih baik. Dengan menggunakan grafik, hasil prediksi dan perbandingan kinerja antara model yang menggunakan algoritma optimasi Adam dan RMSProp dapat divisualisasikan. Hal ini membantu memperoleh pemahaman yang lebih baik tentang kualitas prediksi model dan cara terbaik untuk memilih algoritma optimasi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

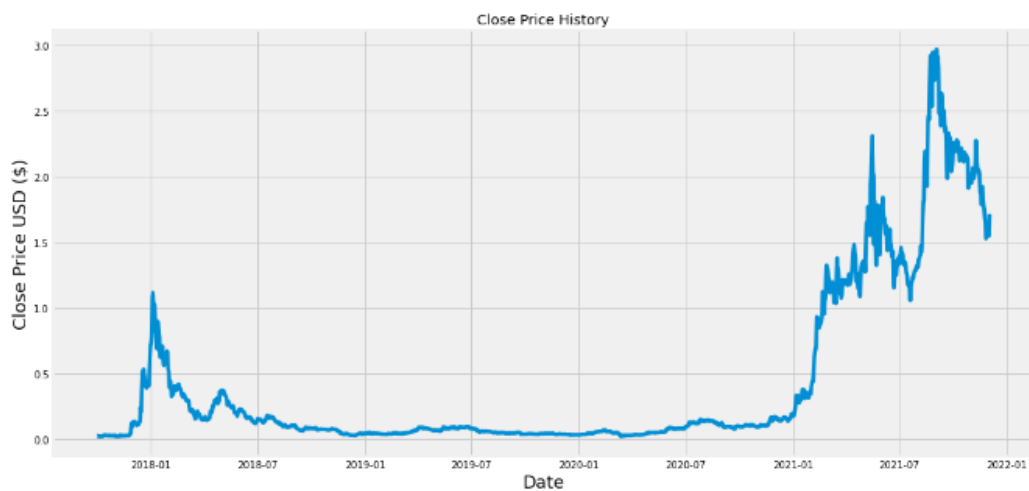
Dataset yang digunakan adalah ADA-USD (kode Cardano) dengan melakukan pembagian data latih 80% dan data pengujian 20% dengan fokus utama pada data kolom *Close*. Konfigurasi dilakukan dengan membagi *batch size* 10 serta nilai epoch 100.

4.1. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Yahoo Finance dengan melakukan *sorting* data dari 01 Januari 2017 hingga 01 Desember 2021. Proses analisis data ini difokuskan pada kolom *Close*, dimana kolom ini merupakan data penutupan harga harian (lihat Tabel 1).

Tabel 1. Data ADA-USD Close

Date	Close
2017-11-09	0.032053
2017-11-10	0.027119
2017-11-11	0.027437
2017-11-12	0.023977
..	..
..	..
2021-11-29	1.602508
2021-11-30	1.554903
2021-12-01	1.547713
2021-12-02	1.715366



Gambar 7. Data Aktual ADA-USD

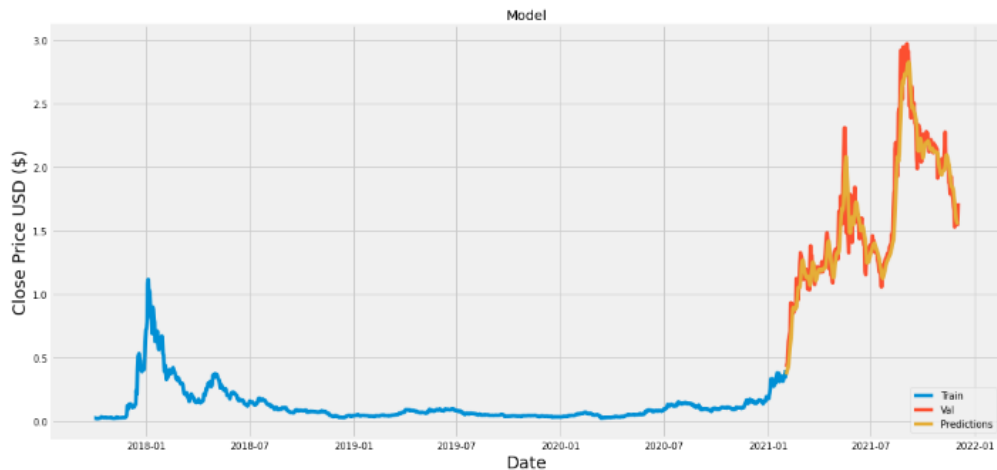
Data aktual berdasarkan dataset pada penelitian ini divisualisasikan dalam bentuk grafik dengan garis horizontal menampilkan harga Close dan garis vertikal menampilkan waktu. Terjadi penurunan harga pada awal tahun 2018 dan harga kembali melonjak pada tahun 2021.

4.2. Perbandingan Algoritma Optimasi

Hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 2 menggunakan dataset ADA-USD dengan melakukan analisis pada model optimasi dengan jumlah data 1160 baris. Tahapan ini menghasilkan variasi nilai RMSE dari kedua model optimasi. Terlihat bahwa Adam Optimizer lebih akurat daripada RMSProp karena memiliki nilai error lebih kecil. Dan pada Gambar 8 dan 9 menampilkan perbedaan prediksi dalam bentuk grafik.

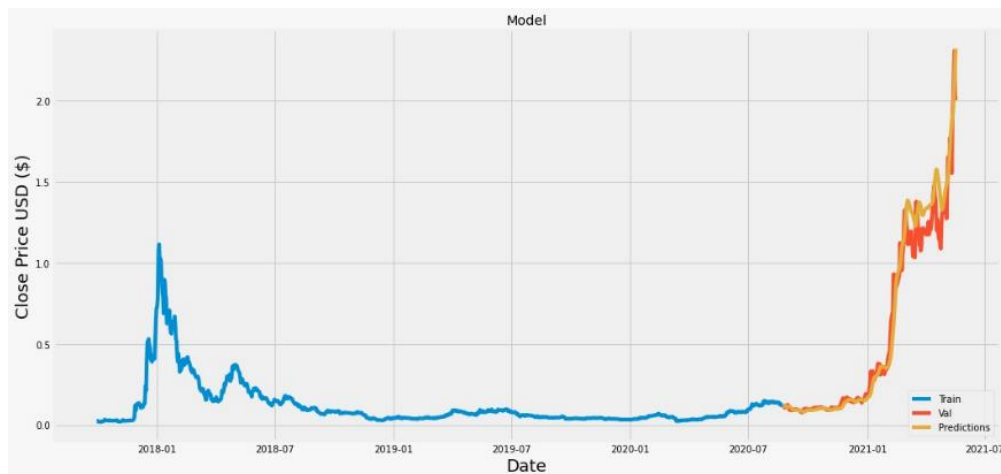
Tabel 2. Hasil Evaluasi RMSE

Optimizer	Nilai Error
Adam	0.39086682351151353
RMSProp	0.43361274383086357



Gambar 8. Prediksi dengan Adam

Pada Gambar 8 diperlihatkan hasil prediksi yang sangat mendekati nilai aktual dengan garis biru berupa data latih. Pada gambar tersebut terlihat garis merah berupa nilai aktual dan garis orange berupa hasil prediksi.



Gambar 9 Prediksi dengan RMSProp

Pada Gambar 9 memberikan visualisasi hasil prediksi yang cenderung melebihi nilai aktual sehingga tidak cukup akurat. Garis biru berupa data latih, garis merah berupa nilai aktual dan garis orange berupa hasil prediksi.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk melihat nilai RMSE dan model optimasi dalam analisis prediksi Cryptocurrency. Hasilnya menunjukkan bahwa model optimasi memiliki pengaruh yang signifikan terhadap hasil prediksi; Studi juga menemukan bahwa model optimasi yang digunakan memengaruhi nilai RMSE. Model Adam Optimizer, khususnya, menunjukkan tingkat error yang rendah yaitu 0.391 dibandingkan dengan RMSProp (0.434). Dengan demikian, model Adam Optimizer menunjukkan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Hal ini menunjukkan penggunaan model optimasi Adam bersama dengan model LSTM menghasilkan prediksi Close yang akurat. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa kombinasi algoritma Adam dan LSTM memungkinkan prediksi dan pengoptimalan data yang baik karena penggunaan model optimasi Adam dalam model LSTM menghasilkan tingkat error yang rendah.

REFERENSI

- [1] E. Darnila, M. Fikry, H. Jaen, J. T. Informatika, F. Teknik, dan U. Malikussaleh, "Aplikasi Peramalan Kurs Bitcoin-Rupiah Dengan Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing," *TECHSI - J. Tek. Inform.*, vol. 11, no. 1, hal. 106, 2019.
- [2] H. Fatah, A. Subekti, S. I. Komputer, dan I. Komputer, "Prediksi Harga Cryptocurrency Dengan Metode K-Nearest Neighbours," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 14, no. 2, hal. 137–144, 2018.

- [3] V. K. Ayyadevara, "Prediksi Harga Saham Dengan Recurrent Neural Network," *Pro Mach. Learn. Algorithms*, hal. 217–257, 2018, doi: 10.1007/978-1-4842-3564-5_10.
- [4] R. Julian dan M. R. Pribadi, "Peramalan Harga Saham Pertambangan Pada Bursa Efek Indonesia (BEI) Menggunakan Long Short Term Memory (LSTM)," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 3, hal. 1570–1580, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i3.1159.
- [5] A. Akbar Ritonga, Ibnu Rasyid Munthe, Masrizal, "Bitcoin Price Prediction Using LSTM," *Mobile-Based Natl. Univ. Online Libr. Appl. Des.*, vol. 3, no. 2, hal. 10–19, 2019, [Daring]. Tersedia pada: <http://iocscience.org/ejournal/index.php/mantik/article/view/882/595>.
- [6] A. B. Nurjaman, A. Hasim, dan A. M. Zakiri, "Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Prediksi Harga Saham Pfizer Inc," *Prosiding.Statistics.Unpad.Ac.Id*, 2021.
- [7] A. S. Bayangkari Karno, "Analisis Data Time Series Menggunakan LSTM (Long Short Term Memory) Dan ARIMA (Autocorrelation Integrated Moving Average) Dalam Bahasa Python," *Ultim. InfoSys J. Ilmu Sist. Inf.*, vol. 11, no. 1, hal. 1–7, 2020, doi: 10.31937/si.v9i1.1223.
- [8] A. Arfan dan L. ETP, "Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory dengan SVR Pada Prediksi Harga Saham di Indonesia," *Petir*, vol. 13, no. 1, hal. 33–43, 2020, doi: 10.33322/petir.v13i1.858.
- [9] P. D. Pakan, "Peramalan Kasus Positif COVID 19 di Indonesia Menggunakan LSTM," *J. Ilm. Flash*, vol. 6, no. 1, hal. 12–15, 2020.
- [10] H. dan S. Andrijasa, "Prediksi Nilai Tukar Mata Uang Idr Terhadap Usd Dengan Teknik Deep," *Pros. Semin. Has. Penelit.*, vol. 2018, hal. 140–143, 2018.
- [11] F. F. El Huda, "Implementasi Long Short-Term Memory Pada Harga Saham Perusahaan Perkebunan Di Indonesia," *Unisda J. Math. Comput.*, vol. 6, hal. 9–18, 2020, [Daring]. Tersedia pada: <http://ejournal.unisda.ac.id/index.php/ujmc/article/view/1927>.
- [12] I. Nurhaida *et al.*, "Implementation of Deep Learning Predictor (LSTM) Algorithm for Human Mobility Prediction," *Int. J. Interact. Mob. Technol.*, vol. 14, no. 18, hal. 132–144, 2020, doi: 10.3991/ijim.v14i18.16867.
- [13] S. Zahara, Sugianto, dan M. Bahril Ilmiddafiq, "Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Berbasis Cloud Computing," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 3, hal. 357–363, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i3.1086.
- [14] M. L. Ashari dan M. Sadikin, "Prediksi Data Transaksi Penjualan Time Series Menggunakan Regresi Lstm," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 1, hal. 1, 2020, doi: 10.23887/janapati.v9i1.19140.
- [15] U. Islam, N. Imam, dan B. Padang, "Forecasting Saham Syariah Dengan Menggunakan LSTM," *Al-Masraf J. Lemb. Keuang. dan Perbank.*, vol. 4, no. 1, hal. 65, 2019.
- [16] S. Sen, D. Sugiarto, dan A. Rochman, "Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras," *J. Ultim.*, vol. XII, no. 1, hal. 35–41, 2020.
- [17] L. Wiranda dan M. Sadikin, "Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series Untuk Memprediksi Penjualan Produk Pt. Metiska Farma," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 3, hal. 184–196, 2019.
- [18] S. Zahara dan Sugianto, "Peramalan Data Indeks Harga Konsumen Berbasis Time Series Multivariate Menggunakan Deep Learning," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, hal. 24–30, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2562.
- [19] M. Hussein dan Y. Azhar, "Prediksi Harga Minyak Dunia Dengan Metode Deep Learning," *Fountain Informatics J.*, vol. 6, no. 1, hal. 26–34, 2021.
- [20] P. A. Riyantoko, T. M. Fahrudin, dan ..., "Analisis Prediksi Harga Saham Sektor Perbankan Menggunakan Algoritma Long-Short Terms Memory (Lstm)," *Semin. Nas.*, vol. 2020, no. Semnasif, hal. 427–435, 2020, [Daring]. Tersedia pada: <http://www.jurnal.upnyk.ac.id/index.php/semnasif/article/view/4135>.
- [21] A. S. B. Karno, "Prediksi Data Time Series Saham Bank BRI Dengan Mesin Belajar LSTM (Long ShortTerm Memory)," *J. Inform. Inf. Secur.*, vol. 1, no. 1, hal. 1–8, 2020, doi: 10.31599/jiforty.v1i1.133.