

Terbit online pada laman web jurnal: <http://jurnal.iaii.or.id>

JURNAL RESTI

(Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)

Vol. 6 No. 1 (2022) 25 - 31

ISSN Media Elektronik: 2580-0760

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

Moch Farryz Rizkilloh¹, Sri Widiyanesti²

^{1,2}Manajemen Bisnis Telekomunikasi dan Informatika, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Telkom

¹farryz@student.telkomuniversity.ac.id, ²widiyanesti@telkomuniversity.ac.id

Abstract

Technological developments continue to encourage the creation of various innovations in almost all aspects of human life. One of the innovations that is becoming a worldwide phenomenon today is the presence of cryptocurrency as a digital currency that is able to replace the role of conventional currency as a means of payment. Currently, the number of cryptocurrency investors in Indonesia has reached 4.45 million people as of March 2021, an increase of 78% compared to the end of the previous year. Very volatile price movements make cryptocurrency investments considered speculative so the risks faced are also very high. The purpose of this study is to build a predictive model that is able to forecast prices on the cryptocurrency market. The algorithm used to build the prediction model is Long Short Term Memory (LSTM). LSTM is the development of the Recurrent Neural Network (RNN) algorithm to overcome problems in the RNN in managing data for a long period. LSTM is considered superior to other algorithms in managing time series data. The data in this study were taken from the Yahoo Finance website using the Pandas Datareader library through Google Collaboratory. The entire prediction model development process is carried out through Google Collaboratory tools. To improve the accuracy of the model, the Nadam optimization algorithm was used and three testing sessions were carried out with the number of Epochs of 1, 10, and 20 in each session. The final test results show that the best prediction performance occurs when testing the DOGE coin type with the number of Epoch 20 which gets an RMSE value of 0.0630.

Keywords: Cryptocurrency, RNN, LSTM, Price Forecasting, BTC

Abstrak

Perkembangan teknologi terus mendorong terciptanya berbagai inovasi hampir diseluruh aspek kehidupan manusia. Salah satu inovasi yang menjadi fenomena di seluruh dunia saat ini adalah hadirnya *cryptocurrency* sebagai mata uang digital yang mampu menggantikan peran mata uang konvensional sebagai alat pembayaran. Saat ini jumlah investor *cryptocurrency* di Indonesia telah mencapai angka 4,45 juta orang per bulan Maret 2021 mengalami peningkatan 78% dibandingkan akhir tahun sebelumnya. Pergerakan harga yang sangat fluktuatif menjadikan investasi *cryptocurrency* dianggap spekulatif sehingga risiko yang dihadapi juga sangat tinggi. Tujuan penelitian ini adalah untuk membangun model prediksi yang mampu melakukan peramalan harga pada pasar *cryptocurrency*. Algoritma yang digunakan untuk membangun model prediksi adalah Long Short Term Memory (LSTM). LSTM merupakan pengembangan dari algoritma Recurrent Neural Network (RNN) untuk mengatasi permasalahan pada RNN dalam mengelola data untuk periode yang lama. LSTM dianggap lebih unggul dibandingkan algoritma lainnya dalam mengelola data yang bersifat *time series*. Data pada penelitian ini diambil dari situs *Yahoo Finance* dengan menggunakan *library Pandas Datareader* melalui *Google Colaboratory*. Keseluruhan proses pembangunan model prediksi dilakukan melalui *tools Google Colaboratory*. Untuk meningkatkan akurasi model digunakan algoritma optimasi Nadam serta dilakukan tiga sesi pengujian dengan jumlah *Epoch* masing-masing 1, 10, dan 20 pada tiap sesi. Hasil akhir pengujian menunjukkan performa prediksi terbaik terjadi pada saat melakukan pengujian terhadap jenis koin DOGE dengan jumlah *Epoch* 20 yang mendapatkan nilai RMSE sebesar 0,0630.

Kata kunci: Cryptocurrency, RNN, LSTM, Prediksi Harga, BTC

1. Pendahuluan

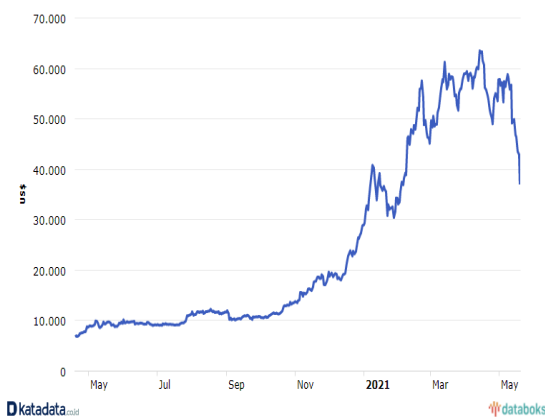
Revolusi Industri 4.0 membawa perkembangan dunia teknologi kearah yang jauh lebih maju dan menghadirkan berbagai inovasi hampir di seluruh aspek

kehidupan manusia termasuk dalam kegiatan ekonomi [1]. Salah satu inovasi yang muncul dalam bidang ekonomi yaitu hadirnya *Cryptocurrency* sebagai alternatif lain dari mata uang konvensional [1].

Cryptocurrency merupakan mata uang digital yang diciptakan dari rangkaian *code* atau disebut *blockchain*. Uang kripto dapat digunakan sebagai alat pembayaran yang cara transaksinya dilakukan secara *virtual* atau melalui internet [2]. Mata uang kripto dianggap memiliki kelebihan dibandingkan mata uang konvensional diantaranya adalah fleksibel bisa digunakan dimana saja, transparan, cepat, dan biaya transaksi yang rendah [2].

Saat ini aset kripto menjadi instrumen investasi yang berhasil menarik minat masyarakat Indonesia karena mampu menjanjikan potensi imbal balik dengan hasil yang tinggi. Badan Pengawas dan Perdagangan Berjangka Komoditi (Bappebti) menyebutkan jumlah investor kripto per maret 2021 berhasil menyentuh 4,45 juta investor dimana jumlah ini mengalami peningkatan sebesar 78% dibandingkan akhir tahun 2020 yang berada pada angka 2,5 juta investor [3].

Pertumbuhan pasar kripto yang begitu *massive* membuat volatilitas harga di pasar kripto cukup tinggi. Hal ini yang membuat pasar kripto mampu menawarkan potensi keuntungan yang tinggi namun risiko yang dihadapi juga meningkat dikarenakan pergerakan harga di pasar cenderung bergerak dengan fluktuasi yang tinggi. Seperti yang terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Pergerakan harga Bitcoin [4]

Dapat dilihat pada Gambar 1 sejak akhir tahun 2020 hingga pertengahan April 2021 harga Bitcoin mengalami penguatan yang signifikan. Namun setelahnya harga Bitcoin cenderung melemah. Tercatat pada bulan Mei Bitcoin mengalami penurunan harga secara drastis hanya dalam kurun waktu 10 hari, dimana pada tanggal 9 Mei 2021 harga Bitcoin berada pada angka sekitar 58.232 USD turun menjadi 37.000 USD pada tanggal 19 Mei 2021 [4]. Dalam artikel Lim [5] mengatakan volatilitas harga di pasar kripto memang merupakan hal yang wajar. Terdapat tiga faktor yang berperan membentuk volatilitas harga kripto, yang pertama adanya generasi baru *trader* dan investor yang memasuki pasar. Kedua, *trader* dan investor baru belum pernah mengalami kejatuhan harga yang biasa terjadi di pasar kripto, sehingga ketika menghadapi situasi seperti

ini *trader* dan investor pemula akan terkejut dan cenderung melakukan transaksi berlebihan. Selanjutnya yang ketiga, investor ritel lebih mudah terpengaruh oleh sensasi, contohnya pada saat terjadi kenaikan harga Dogecoin atau saat penurunan harga Bitcoin yang secara tiba-tiba akibat *tweet* Elon Musk [5]. Tiga hal tersebut dipercaya menjadi faktor utama penyebab terjadinya koreksi yang lebih besar pada pasar kripto yang terjadi saat ini.

Fluktuasi harga yang sangat tinggi menjadikan transaksi perdagangan di pasar kripto tergolong sangat spekulatif dan memiliki risiko yang sangat besar [6]. Dengan hal ini maka diperlukan suatu sistem yang dapat membantu investor atau *trader* untuk melakukan prediksi harga agar investor atau *trader* memiliki bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan investasi [7].

Cryptocurrency merupakan seperangkat teknologi berbasis kriptografi dan algoritma, yang secara matematis akan menyusun beberapa kode dan sandi untuk mencetak *cryptocurrencies* [8]. Kriptografi dapat dikatakan sebagai media yang memiliki tingkat keamanan mumpuni jika dilihat dari mudah atau tidaknya peniruan mata uang [9].

Salah satu studi yang telah digunakan secara luas oleh para ahli untuk membangun model prediksi adalah *data mining* [10]. *Deep learning* memiliki beragam algoritma yang berfokus pada pembelajaran representasi data (*nonlinear*) bertingkat [11]. Salah satu algoritma *deep learning* yang terbukti berhasil digunakan untuk memprediksi data *time series* adalah algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) yang merupakan turunan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) [12].

Menurut Gao dkk [13] yang melakukan penelitian menggunakan 4 metode yang berbeda untuk membangun pemodelan prediksi harga saham diantaranya yaitu *Moving Average* (MA), *Exponential Moving Average* (EMA), *Support Vector Machine* (SVM) dan *Long Short Term Memory* (LSTM). Dari hasil pengujiannya menunjukkan bahwa LSTM mempunyai keakuratan paling tinggi dibanding metode lainnya [13].

Selain itu Riyantoko dkk [14] telah membuktikan dalam penelitiannya yang membuat pemodelan prediksi dengan menggunakan LSTM untuk memprediksi harga saham pada sektor perbankan. Hasil penelitian Riyantoko dkk [14] menunjukkan bahwa algoritma LSTM memiliki nilai akurasi tinggi berdasarkan nilai RMSE dan model data yang didapatkan pada variasi nilai *Epoch*.

Adapun penelitian penggunaan LSTM pada *cryptocurrency* dilakukan oleh Ferdiansyah dkk [15] yang melakukan peramalan harga Bitcoin dengan menggunakan LSTM, hasil pengujian terbaik

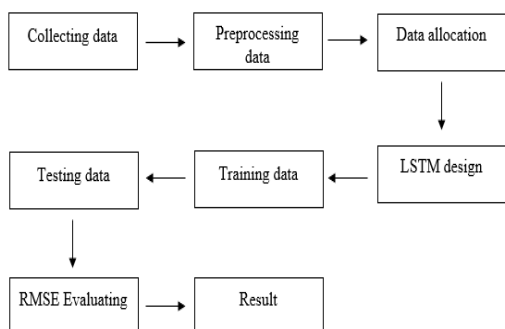
didapatkan pada pengujian menggunakan jumlah *Epoch* 500 dengan nilai RMSE sebesar 288.59866.

Untuk melihat akurasi model yang dibangun dalam penelitian ini digunakan perhitungan dengan parameter *Root Mean Square Error* (RMSE). RMSE merupakan cara umum yang biasa digunakan untuk menghitung tingkat kesalahan suatu model prediksi data yang bersifat kuantitatif [16]. Nilai RMSE diperoleh dari hasil rata-rata kuadrat jumlah kesalahan pada model prediksi[17].

Berdasarkan data yang dipaparkan diatas penelitian ini akan membahas penggunaan algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) untuk membangun model prediksi harga di pasar kripto. Penelitian ini bertujuan mencari tahu tingkat keakuratan model yang dibangun untuk melihat kelayakan model sebagai bahan pertimbangan investor atau *trader* dalam pengambilan keputusan investasi.

2. Metode Penelitian

Tahapan pada penelitian ini terbagi menjadi delapan tahapan penelitian yaitu *collecting data*, *preprocessing*, *data allocation*, design LSTM model, *training data*, *testing data*, *evaluation model with RMSE*, dan hasil penelitian. Alur tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan teknik *scraping* melalui *Google Colaboratory* dengan bahasa pemrograman python menggunakan modul *pandas*. Data yang dikumpulkan berupa data *history* harga Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB), Cardano (ADA), dan Dogecoin (DOGE) dengan periode waktu dimulai dari tanggal 1 Januari 2018 sampai dengan 10 September 2021 yang didapatkan melalui situs *Yahoo Finance*.

2.2. Preprocessing Data

Preprocessing adalah tahap mempersiapkan data sebelum memasuki tahap perancangan model prediksi. Pada tahap ini dilakukan normalisasi data untuk menghilangkan nilai *null* menggunakan teknik *min-max*

scaling pada dataset yang disiapkan agar meminimalkan *error* pada saat melakukan uji model prediksi. Adapun perhitungan *min-max scaling* dilakukan dengan rumus berikut:

$$x' = \frac{(x - \min_x)}{\max_x - \min_x} \quad (1)$$

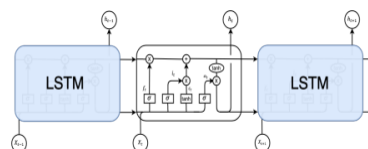
Dimana x adalah data yang akan dinormalisasikan dan x' merupakan data yang telah dinormalisasi. Sedangkan \min_x adalah nilai minimum keseluruhan data dan \max_x adalah nilai maksimum dari keseluruhan data.

2.3. Alokasi Data

Data pada penelitian ini dialokasikan mejadi dua jenis, yaitu data *training* atau data pembelajaran dan data *testing* atau data uji. Pembagian data untuk model prediksi yang dibangun dibagi dengan perbandingan 80:20, dimana sebanyak 80% dari total data akan dijadikan data *training* dan 20% lainnya akan dijadikan data *testing*. Kombinasi ini dipilih berdasarkan hasil uji coba serta pertimbangan penulis setelah dilakukan percobaan terhadap beberapa perbandingan jumlah data *testing* dan data *training*.

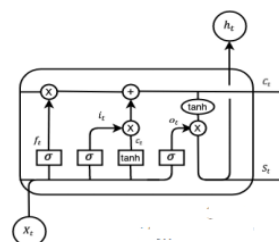
2.4. Long Short Term Memory

Long Short Term Memory (LSTM) adalah algoritma yang dikenal memiliki kemampuan mumpuni dalam membangun model prediksi. LSTM merupakan turunan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) sebuah metode yang di desain untuk mengolah data *sequence* [18]. RNN memiliki masalah *vanishing* dan *exploding gradient* [17]. LSTM dibangun untuk mengatasi masalah *gradien* menghilang pada RNN ketika menghadapi *vanishing* dan *exploding gradien* [17]. Arsitektur LSTM terdiri dari tiga lapisan, yaitu lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output* yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur LSTM

Pada lapisan tersembunyi terdapat *memory cell* yang terdiri dari tiga gerbang, yaitu *input gate* (i_t), *forget gate* (f_t), dan *output gate* (o_t) [10]. Gambaran lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Memory cell LSTM

Dalam proses komputasi LSTM dilakukan perhitungan dengan rumus berikut :

$$i_t = \sigma_1(W_i x_t + U_i c_{t-1} + b_i) \quad (2)$$

$$f_t = \sigma_1(W_f x_t + U_f c_{t-1} + b_f) \quad (3)$$

$$o_t = \sigma_1(W_o x_t + U_o c_{t-1} + b_o) \quad (4)$$

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i * \sigma_1(W_c x_t + b_c) \quad (5)$$

$$h_t = o_t * \sigma_2(c_t) \quad (6)$$

Dimana x_i adalah vektor *input* pada waktu (t), h_t adalah vektor *output*, c_t adalah *state* sel memori, i_t adalah vektor *input gate*, f_t adalah vektor *forget gate*, o_t adalah vektor *output gate*, W dan U adalah bobot metrik, b adalah vektor *bias*, dan σ adalah fungsi aktivasi *sigmoid* [13].

2.5. Training Data

Setelah berhasil membangun model prediksi maka dilakukan proses *training* terhadap 80% total *dataset* yang telah diambil. Untuk meningkatkan akurasi model pada proses *training* model yang telah dibangun dikombinasikan dengan algoritma optimasi. Algoritma optimasi yang digunakan pada penelitian ini yaitu Nadam (*Nesterov Adam*) yang merupakan algoritma optimasi terbaru.

Nesterov Adam atau biasa disebut Nadam adalah algoritma optimasi yang merupakan kombinasi antara algoritma RMSProp (*Root mean Square Propagation*) dan Adam (*Adaptive moment*) dengan penambah momentum *Nesterov*[19]. Adapun persamaan yang berlaku pada algoritma ini adalah sebagai berikut:

$$\hat{g}_t \leftarrow \frac{g_t}{1 - \prod_{i=1}^t \beta_{1i}} \quad (7)$$

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (8)$$

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \prod_{i=1}^t \beta_{1i}} \quad (9)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad (10)$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (11)$$

Vector \hat{m} berisi gradien pembaruan untuk arus *timestep* \hat{g}_t selain pembaruan momentum untuk *timestep* selanjutnya $\beta_t + 1 \hat{m}_t$ [19].

$$\hat{m}_{t-1} \leftarrow (1 - \beta_1) \hat{g}_t + \beta_{1+1} \hat{m}_t \quad (12)$$

Selanjutnya *update* parameter Nadam dilakukan dengan rumus (13) berikut.

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \frac{\alpha}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} \hat{m}_{t-1} \quad (13)$$

Nilai *default* Nadam adalah $\alpha = 0.002$, $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, dan $\epsilon = 10^{-8}$ [19].

Berdasarkan penelitian Zahara dkk [10] yang melakukan perbandingan beberapa algoritma optimasi

terhadap model prediksi LSTM, algoritma ini memiliki kemampuan terbaik dibandingkan algoritma optimasi lainnya dengan menghasilkan nilai RMSE terendah.

Setiap jenis koin dilakukan tiga kali proses *training* dengan jumlah *Epoch* masing-masing 1, 10, dan 20 untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik.

2.6. Testing Data

Tahap selanjutnya setelah berhasil melakukan *training* data yaitu melakukan uji model dengan menggunakan 20% *dataset* yang tersisa. Proses *testing* dilakukan terhadap model yang telah dilatih sebelumnya dengan mempelajari *dataset training*. Hasil dari *testing* data berupa prediksi harga yang dapat dibandingkan dengan nilai aktual pada *dataset testing*.

2.7. Evaluasi Menggunakan RMSE

Nilai RMSE didapatkan dari rata-rata kuadrat dari perbedaan nilai estimasi dengan nilai observasi suatu data, semakin kecil nilai RMSE maka data tersebut semakin mendekati akurat [20]. Nilai RMSE digunakan untuk mengukur kesalahan suatu model prediksi data yang bersifat kuantitatif [16]. Adapun persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai RMSE dapat dilihat pada rumus 14.

$$RMSE = \sqrt{\frac{(x' - x)^2 + (y' - y)^2}{n}} \quad (14)$$

Dimana (x' , y') merupakan nilai perhitungan, (x , y) merupakan nilai *exact*, dan n adalah jumlah data.

3. Hasil dan Pembahasan

Pembangunan model prediksi dilakukan menggunakan *tools Google Colaboratory* menggunakan Bahasa pemrograman *python* dengan detail spesifikasi pada tabel 1.

Tabel 1. Spesifikasi Sistem

No	Jenis Kebutuhan	Spesifikasi
1	Sistem Operasi Komputer	Window 10
2	Browser	Google Chrome 93.0.4577.82
3	Tools	Google Colaboratory
4	Bahasa Pemrograman	Python 3.7.12
5	Machine Learning Backkend	Tensorflow 2.6.0
6	Machine Learning API	Keras 2.6.0
7	Library Pendukung	Matplotlib 3.2.2 Scikit-learn 0.22.2 Numpy 1.19.5 Pandas 1.1.5

Selanjutnya dilakukan pemodelan LSTM menggunakan *library* Keras pada *python* dengan inisiasi parameter yang ditampilkan pada Tabel 2.

Pemodelan LSTM yang dibangun pada penelitian ini menggunakan empat *layer* dengan rincian dua LSTM *layer* dan dua *dense layer*. Pada *layer* pertama yang menjadi *input layer* diisi sebanyak 128 *neuron*,

selanjutnya pada *hidden layer* LSTM diisi dengan *neuron* sebanyak 64 kemudian pada *dense layer* diisi dengan masing masing 25 *neuron* dan 1 *neuron* pada *output layer*. Beberapa parameter yang digunakan merupakan *default* Keras seperti fungsi aktivasi *tanh* dan *sigmoid* serta bias *initializer*. Variabel lainnya merupakan variabel terpilih setelah dilakukan beberapa percobaan.

Tabel 2. *Hyperparameter* pemodelan

No	Jenis	Nilai/Uraian
1	Layer	4
2	Activation	Tanh
3	Recurrent Activation	Sigmoid
4	Bias Initializer	Zeros
5	Optimizer	Nadam
6	Epoch	1, 10, 20

Pada Tabel 3, 4, 5, 6, dan 7 menginformasikan perbandingan hasil prediksi harga koin untuk hari selanjutnya berdasarkan pengujian pada setiap sesi dengan jumlah *Epoch* yang berbeda. Setiap koin kripto dilakukan pengujian sebanyak tiga kali dengan jumlah *Epoch* masing-masing 1, 10, dan 20 pada tiap sesi pengujian.

Tabel 3. Prediksi Harga DOGE 11 September 2021

Jenis Koin	Harga USD		E-poch
	Aktual	Prediksi	
DOGE	0.250617	0.0509426	1
		0.21430376	10
		0.23862273	20

Tabel 4. Prediksi Harga ADA 11 September 2021

Jenis Koin	Harga USD		E-poch
	Aktual	Prediksi	
ADA	2.581727	2.4615502	1
		2.1015062	10
		2.272542	20

Tabel 5. Prediksi Harga BNB 11 September 2021

Jenis Koin	Harga USD		E-poch
	Aktual	Prediksi	
BNB	416.683228	388.01205	1
		381.91574	10
		345.9519	20

Tabel 6. Prediksi Harga ETH 11 September 2021

Jenis Koin	Harga USD		E-poch
	Aktual	Prediksi	
ETH	3410.134521	3352.9417	1
		2908.0427	10
		2935.892	20

Tabel 7. Prediksi Harga BTC 11 September 2021

Jenis Koin	Harga USD		E-poch
	Aktual	Prediksi	
BTC	46063.269531	46526.367	1
		45112.55	10
		43558.492	20

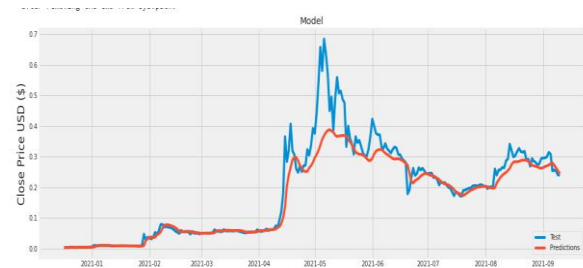
Pada Tabel 8 menginformasikan performa algoritma

LSTM yang ditunjukkan melalui nilai RMSE yang dihasilkan dari pengujian terhadap kelima jenis koin kripto. Nilai RMSE terbaik didapatkan pada pengujian terhadap jenis koin DOGE dengan menghasilkan nilai RMSE 0.0544 pada pengujian menggunakan 20 *Epoch*.

Tabel 8. Hasil Nilai RMSE

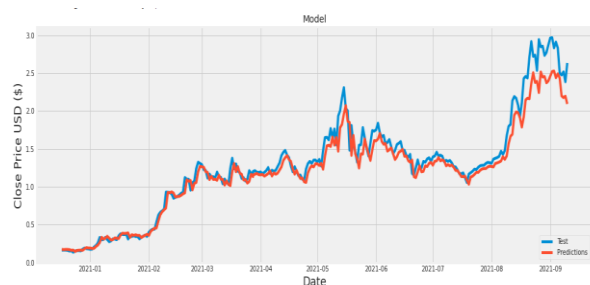
Jenis Koin	RMSE		
	E-poch		
	1	10	20
DOGE	0.1968	0.0821	0.0544
ADA	0.1651	0.2814	0.1607
BNB	57.739	35.013	61.886
ETH	191.77	256.24	238.12
BTC	2863.2	1991.2	2963.2

Tabel 8 menunjukkan penggunaan jumlah *Epoch* yang berbeda memengaruhi akurasi prediksi pada masing-masing jenis koin. Nilai RMSE terendah menunjukkan akurasi terbaik yang didapatkan dari hasil pengujian. Untuk mengilustrasikan perbandingan hasil prediksi dan nilai aktual ditunjukkan melalui *plot* Gambar 5, 6, 7, 8, dan 9 yang ditampilkan dengan dua warna grafik. Warna biru menampilkan data harga aktual sedangkan warna jingga menampilkan data harga hasil prediksi. Gambar yang ditunjukkan merupakan gambar dengan nilai RMSE terbaik pada masing-masing jenis koin yang diuji.



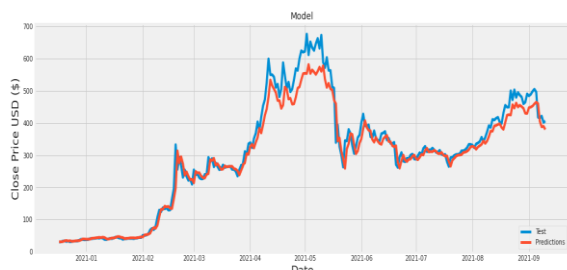
Gambar 5. Grafik hasil prediksi DOGE dengan jumlah *Epoch* 20

Pada Gambar 5 memperlihatkan perbandingan grafik harga aktual dan prediksi LSTM terhadap koin DOGE dengan nilai RMSE 0.0544 pada tes menggunakan jumlah *Epoch* 20. Dapat dilihat perbedaan paling signifikan antara harga aktual dan hasil prediksi berada pada periode April hingga bulan Juni 2021. Selisih terbesar antara harga prediksi dan aktual terjadi pada bulan Mei 2021 dimana harga aktual berada dikisaran 0.7 USD sedangkan harga prediksi berada pada kisaran 0.4 USD.



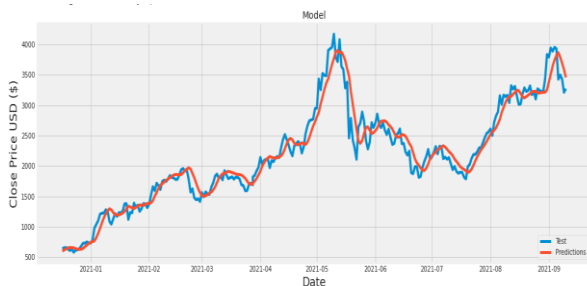
Gambar 6. Grafik hasil prediksi ADA dengan jumlah *Epoch* 20

Pada Gambar 6 menginformasikan perbandingan harga aktual dan hasil prediksi LSTM terhadap koin ADA dengan nilai RMSE 0.1607 pada tes menggunakan jumlah *Epoch* 20. Dapat dilihat pada Gambar 6 pola harga prediksi sudah mengikuti pola yang sama dengan harga aktual. Perbedaan terbesar terjadi pada periode Agustus hingga September dimana harga aktual berada dikisaran 3.0 USD sedangkan harga prediksi berada pada kisaran 2.5 USD.



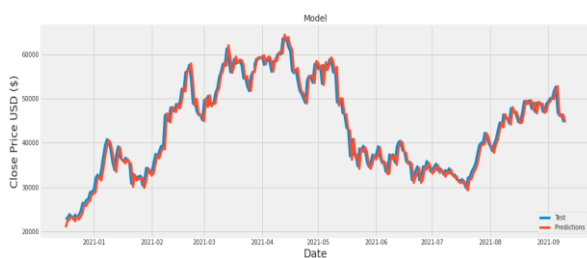
Gambar 7. Grafik hasil prediksi BNB dengan jumlah *Epoch* 10

Gambar 7 menunjukkan perbandingan harga aktual dan harga prediksi LSTM terhadap koin BNB dengan nilai RMSE 57.739 pada tes menggunakan jumlah *Epoch* 10. Terlihat pada Gambar 7 pola harga prediksi sudah mengikuti pola harga aktual. Perbedaan harga dengan selisih terbesar berada pada bulan Mei dimana harga prediksi berada pada kisaran 590 USD sedangkan harga aktual berada pada kisaran 680 USD.



Gambar 8. Grafik hasil prediksi ETH dengan jumlah *Epoch* 1

Gambar 8 menampilkan perbandingan harga aktual dengan harga prediksi LSTM pada pengujian menggunakan jumlah *Epoch* 1 yang menghasilkan nilai RMSE 191.77. dapat dilihat pada Gambar 8 pola grafik yang ditampilkan tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan antara harga aktual dengan harga hasil prediksi.



Gambar 9. Grafik hasil prediksi BTC dengan jumlah *Epoch* 10

Dapat dilihat pada Gambar 9 yang menampilkan perbandingan harga aktual dan harga prediksi LSTM terhadap koin BTC dengan nilai RMSE 1991.2 pada tes menggunakan jumlah *Epoch* 10. Meskipun nilai RMSE yang dihasilkan terbilang cukup besar namun tidak terlihat perbedaan yang signifikan pada grafik yang ditampilkan pada Gambar 9.

Dari hasil pengujian model prediksi LSTM didapatkan hasil nilai RMSE yang berbeda-beda. Pada pengujian terhadap koin DOGE dan ADA LSTM terbukti mampu melakukan prediksi dengan akurasi yang sangat baik berdasarkan nilai RMSE dimana keduanya mendapatkan nilai RMSE yang mendekati angka 0 dengan masing-masing nilai RMSE DOGE sebesar 0.0544 dan RMSE ADA sebesar 0.1607. Sedangkan pada pengujian terhadap ketiga jenis koin lainnya LSTM belum bisa disebut sebagai algoritma yang tepat untuk digunakan dalam memprediksi harga. Terdapat beberapa faktor yang dapat mempengaruhi diantaranya harga koin BNB, ETH, dan BTC yang memiliki harga jutaan rupiah dengan tingkat volatilitas yang tinggi, sehingga perbedaan harga pada saat naik dan turun memiliki *gap* harga yang terlalu besar untuk dipelajari dengan menggunakan LSTM.

4. Kesimpulan

Penggunaan LSTM terbukti dapat digunakan untuk membangun model prediksi terhadap data *time series* karena LSTM memiliki kemampuan untuk mengingat dan menyimpan *history* data baik untuk jangka pendek maupun jangka Panjang. Hal ini dibuktikan dengan keberhasilan LSTM dalam memprediksi harga koin untuk hari selanjutnya. Selain itu hasil pengujian terhadap jenis koin DOGE dan ADA yang mendapatkan nilai RMSE yang cukup baik dimana nilai RMSE yang didapatkan pada koin DOGE sebesar 0.0544 sedangkan nilai RMSE koin ADA sebesar 0.1607. Namun penggunaan LSTM terhadap jenis koin yang memiliki harga tinggi masih perlu dievaluasi. Beberapa hal yang mungkin dapat dilakukan untuk penelitian selanjutnya adalah melakukan penyesuaian terhadap jumlah *hidden layer*, *Epoch*, *batch size*, pembagian dataset maupun menambahkan *dropout* pada *hidden layer* untuk meningkatkan nilai akurasi model prediksi.

Daftar Rujukan

- [1] N. Huda and R. Hambali, "Risiko dan Tingkat Keuntungan Investasi Cryptocurrency," *J. Manaj. dan Bisnis*, vol. 17, no. 1, pp. 72–84, 2020, doi: 10.29313/performa.v17i1.7236.
- [2] D. K. C. Lee, L. Guo, and Y. Wang, "Cryptocurrency: A new investment opportunity?," *J. Altern. Investments*, vol. 20, no. 3, pp. 16–40, 2018, doi: 10.3905/jai.2018.20.3.016.
- [3] H. Dirgandara and W. T. Rahmawati, "Minat terhadap aset kripto makin tinggi, bursa kripto catat kenaikan volume transaksi," May 17, 2021. <https://investasi.kontan.co.id/news/minat-terhadap-aset-kripto-makin-tinggi-bursa-kripto-catat-kenaikan-volume-transaksi> (accessed Sep. 01, 2021).

- [4] A. Lidwina, "Harga Bitcoin Anjlok ke Level US\$ 37 Ribu/Koin | Databoks," May 20, 2021. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2021/05/20/harga-bitcoin-anjlok-ke-level-us-37-ribukoin> (accessed Sep. 01, 2021).
- [5] P. Lim, Marcus dan Saujana, "Volatilitas Tinggi Aset Kripto adalah Wajar — Blockchain Media Indonesia," May 23, 2021. <https://blockchainmedia.id/volatilitas-tinggi-aset-kripto-adalah-wajar/> (accessed Sep. 01, 2021).
- [6] Yun, "Jangan Marah dan Baper! Ini Bahaya Besar Investasi Crypto," May 10, 2021. <https://www.cnbcindonesia.com/tech/20210510111551-37-244556/jangan-marah-dan-baper-ini-bahaya-besar-investasi-crypto> (accessed Sep. 01, 2021).
- [7] F. Fadillah, S. A. Wibowo, G. Budiman, F. T. Elektro, and U. Telkom, "Perancangan Dan Implementasi Prediksi Harga Saham Pada Aplikasi Berbasis Android Menggunakan Metode Support Vector Regression," vol. 7, no. 2, pp. 3869–3876, 2020.
- [8] O. Wijaya, Dimaz Ankaa; Darmawan, *Blockchain: Dari Bitcoin Untuk Dunia*. Jakarta: Jasakom, 2017.
- [9] R. A. Wibowo and B. Rikumahu, "Peramalan Dengan Volatilitas Frekuensi Tinggi Untuk Vector Regression Dan Regresi Linier Forecasting High Frequency Volatility for Cryptocurrencies and Conventional Currencies With Support Vector Regression (a Study on October 2017 – September 2018 Perio.," vol. 6, no. 3, pp. 5647–5652, 2019.
- [10] S. Zahara, Sugianto, and M. B. Ilmiddafiq, "Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Berbasis Cloud Computing," *Resti*, vol. 1, no. 1, pp. 19–25, 2019, doi: <https://doi.org/10.29207/resti.v3i3.1086>.
- [11] I. Zulfa and E. Winarko, "Sentimen Analisis Tweet Berbahasa Indonesia Dengan Deep Belief Network," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 11, no. 2, p. 187, 2017, doi: [10.22146/ijccs.24716](https://doi.org/10.22146/ijccs.24716).
- [12] J.-R. J. N. Che-Sheng Hsu, "Remaining Useful Life Estimation Using Long Short-Term Memory Deep Learning Che-Sheng," *IEEE Access*, pp. 58–61, 2018, doi: [10.1109/ACCESS.2020.2966827](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2966827).
- [13] T. Gao, Y. Chai, and Y. Liu, "Applying long short term memory neural networks for predicting stock closing price," *Proc. IEEE Int. Conf. Softw. Eng. Serv. Sci. ICSESS*, vol. 2017-Novem, pp. 575–578, 2018, doi: [10.1109/ICSESS.2017.8342981](https://doi.org/10.1109/ICSESS.2017.8342981).
- [14] P. A. Riyantoko and T. M. Fahrudin, "Analisis Prediksi Harga Saham Sektor Perbankan Menggunakan Algoritma Long-Short Terms Memory (Lstm)," *Semin. Nas. ...*, vol. 2020, no. Semnasif, pp. 427–435, 2020, [Online]. Available: <http://www.jurnal.upnyk.ac.id/index.php/semnasif/article/view/4135>.
- [15] Ferdiansyah, S. H. Othman, R. Zahilah Raja Md Radzi, D. Stiawan, Y. Sazaki, and U. Ependi, "A LSTM-Method for Bitcoin Price Prediction: A Case Study Yahoo Finance Stock Market," *ICECOS 2019 - 3rd Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Sci. Proceeding*, no. June, pp. 206–210, 2019, doi: [10.1109/ICECOS47637.2019.8984499](https://doi.org/10.1109/ICECOS47637.2019.8984499).
- [16] 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, pp. 1–8, 2020, doi: [10.31599/jiforty.v1i1.133](https://doi.org/10.31599/jiforty.v1i1.133).
- [17] L. Wiranda and 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, pp. 184–196, 2019, doi: [http://dx.doi.org/10.23887/janapati.v8i3.19139](https://doi.org/10.23887/janapati.v8i3.19139).
- [18] F. Faturohman, B. Irawan, and C. Setianingsih, "Analisis Sentimen Pada Bpjs Kesehatan Menggunakan Recurrent Neural Network," *e-Proceeding Eng.*, vol. 7, no. 2, pp. 4545–4552, 2020.
- [19] T. T. H. Le, J. Kim, and H. Kim, "An Effective Intrusion Detection Classifier Using Long Short-Term Memory with Gradient Descent Optimization," *2017 Int. Conf. Platf. Technol. Serv. PlatCon 2017 - Proc.*, pp. 0–5, 2017, doi: [10.1109/PlatCon.2017.7883684](https://doi.org/10.1109/PlatCon.2017.7883684).
- [20] A. H. A. Fitria Febrianti, Moh. Hafiyusholeh, "Perbandingan Pengklusteran Data Iris Menggunakan Metode K-Means Dan Fuzzy C- MeanS," *J. Mat. "MANTIK"*, vol. 02 No. 01, pp. 7–13, 2016.