



## Perbandingan Algoritma *Backpropagation Neural Network* dan *Long Short-Term Memory* dalam Memprediksi Harga Bitcoin

Felix Andreas<sup>1</sup>, Mikhael<sup>2</sup>, Ultach Enri<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Singaperbangsa Karawang

Received: 12 Juli 2022

Revised: 18 Juli 2022

Accepted: 26 Juli 2022

### Abstract

*In actual practice, Bitcoin is the decentralized currency that allows two individuals to transact without third-party intervention. However, due to its high volatility, it has been such an attraction to investors to gain profit. But, that also mean that high volatility can also bring disadvantage if someone predicts the increase or decrease of the price of Bitcoin incorrectly. The technical analysis which is often used to predict Bitcoin prices has a weakness, that is specifically depends on the users of technical indicators. Therefore, it is necessary to use the Data Mining algorithm as an alternative solution to predict Bitcoin prices. In this paper, the implemented algorithms to predict Bitcoin prices are Long Short-Term Memory (LSTM) and Backpropagation Neural Network. The final results using T-Test showed there is no significant difference between LSTM and Backpropagation in predicting the data test with an average RMSE value of 661.580 and 1.812.503, respectively. However Backpropagation has the advantage to predict new data (outside of the dataset) with an average RMSE value of 629.545, while the average RMSE value of the LSTM is 2.818.248.*

**Keywords:** *Bitcoin, Long Short-Term Memory, Backpropagation Neural Network*

(\*) Corresponding Author: [felix.andreas18119@student.unsika.ac.id](mailto:felix.andreas18119@student.unsika.ac.id)

**How to Cite:** Andreas, F., Mikhael, M., & Enri, U. (2022). Perbandingan Algoritma Backpropagation Neural Network dan Long Short-Term Memory dalam Memprediksi Harga Bitcoin. *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 8(12), 547-558. <https://doi.org/10.5281/zenodo.700976>

## PENDAHULUAN

Bitcoin merupakan mata uang elektronik terdesentralisasi pertama yang dibuat oleh Satoshi Nakamoto di awal tahun 2009. Bitcoin sering disebut sebagai mata uang kripto (*cryptocurrency*) karena Bitcoin menggunakan mekanisme kriptografi untuk menggantikan sistem kepercayaan. Sistem pembayaran menggunakan Bitcoin memungkinkan kedua belah pihak dapat bertransaksi secara langsung tanpa campur tangan dari pihak ketiga (Nakamoto, n.d.).

Meskipun Bitcoin pada hakikatnya merupakan sebuah mata uang, tetapi banyak orang yang menjadikan Bitcoin sebagai alat investasi untuk memperoleh keuntungan. Volatilitas harga Bitcoin yang sangat tinggi menarik perhatian para investor untuk mendapatkan keuntungan besar, misalnya yang terjadi pada awal tahun 2020 di mana harga Bitcoin hanya sekitar US\$7.000 melonjak drastis di akhir tahun 2021 hingga mencapai sekitar US\$29.000. Di Indonesia sendiri jumlah investor aset kripto di tahun 2022 meningkat drastis. Dilansir dari situs [investasi.kontan.co.id](https://investasi.kontan.co.id) (Dirgantara, 2022), jumlah pelanggan aset kripto pada tahun 2022 mencapai 12,4 juta investor, di mana jumlah investor yang tercatat pada akhir tahun 2021 mencapai 11,2 investor.

Pada kenyataannya, investasi Bitcoin selain menawarkan keuntungan besar juga bisa mengakibatkan kerugian yang besar. Volatilitas harga Bitcoin yang tinggi mengartikan sulitnya memprediksi harga kenaikan atau penurunan dari Bitcoin.



Teknik prediksi seperti analisis teknikal memiliki kelemahan yaitu bias dari pengguna indikator teknikal, hal ini dikarenakan menggunakan indikator pada analisis teknikal perlu interpretasi dari masing-masing individu (Santoso & Hansun, 2019). Berdasarkan kelemahan dari analisis teknikal, penulis tertarik untuk mengajukan solusi alternatif untuk memprediksi harga Bitcoin menggunakan algoritma *Backpropagation Neural Network* dan Long Shor-Term Memory (LSTM).

Ada beberapa penelitian terdahulu terkait algoritma *Backpropagation Neural Network* dan LSTM sebagai referensi dalam penelitian ini. Penelitian yang dilakukan oleh Hastomo, Karno, Kalbuana, Nisfiani, & ETP (2021) untuk mengoptimasi arsitektur algoritma Deep Learning dalam memprediksi harga saham *blue chip* dengan memanfaatkan kombinasi algoritma LSTM dan GRU. Adapun evaluasi hasil prediksi memakai nilai *Root Mean Square Error* (RMSE).

Penelitian lain terkait algoritma LSTM dilakukan oleh Karno, Hastomo, Arif, & Moreta (2020). Penelitian ini memprediksi *cryptocurrency* Bitcoin, BNB, dan XRP menggunakan kombinasi 4 *layer* algoritma Deep Learning: LSTM dan GRU, validasi hasil prediksi memakai RMSE. Hasil prediksi terbaik pada Bitcoin menggunakan susunan *layer* GRU, GRU, GRU, GRU. Hasil prediksi terbaik pada BNB menggunakan susunan *layer* GRU, GRU, GRU, GRU. Hasil prediksi terbaik pada XRP menggunakan susunan *layer* GRU, GRU, LSTM, LSTM.

Zeroual, Harrou, Dairi, & Sun (2020) mencoba membandingkan model Deep Learning untuk memprediksi data *time-series* Covid-19 di enam negara. Adapun model Deep Learning yang dibandingkan adalah LSTM, BiLSTM, GRU dan VAE. Hasil penelitian menunjukkan model VAE memiliki performa terbaik dalam memprediksi data Covid-19 di lima negara.

Pada penelitian Santoso & Hansun (2021) telah diterapkan algoritma *Backpropagation Neural Network* untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan validasi hasil memakai *Mean Square Error* (MSE). Penelitian ini menerapkan arsitektur *Neural Network* dengan 1 *hidden layer* berjumlah 4 neuron. Dari penelitian ini mampu mendapatkan hasil terbaik dengan nilai MSE sebesar 320.

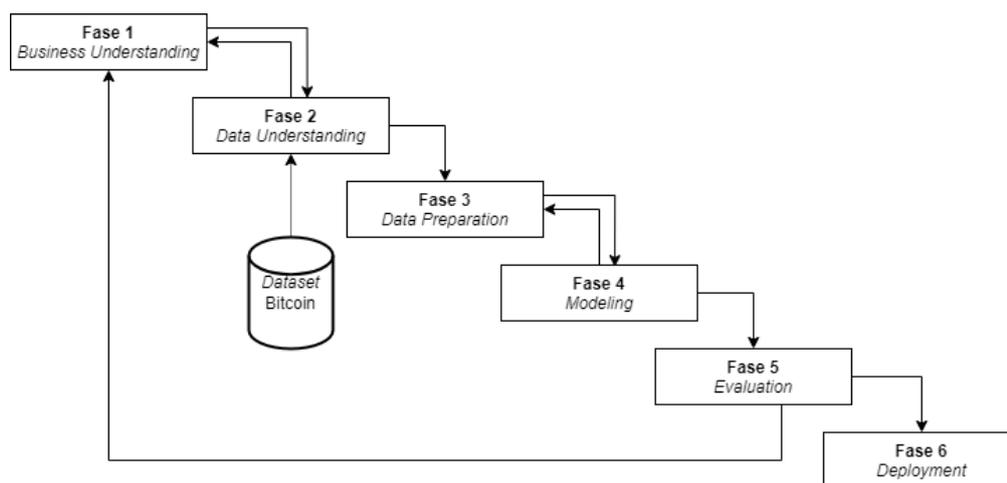
Pada penelitian Halimi & Kusuma (2018) dilakukan perbandingan antara algoritma Neural Network dan Linear Regression untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan. Pada penelitian ini, pengujian *T-Test* menunjukkan bahwa kedua performa algoritma tidak ada perbedaan signifikan.

Penelitian lain oleh Maulana & Kumalasari (2019) membandingkan algoritma Neural Network, Linear Regression, Support Vector Machine, Gaussian Process, dan Polynomial Regression untuk memprediksi saham GGRM. Hasil penelitian menyimpulkan algoritma Neural Network merupakan algoritma dengan performa terbaik dengan hasil RMSE paling kecil di antara algoritma lain, yaitu dengan nilai 612,474.

## **METODOLOGI PENELITIAN**

Metodologi penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah *Cross Industry Standard Process Model for Data Mining* (CRISP-DM). CRISP-DM merupakan metodologi *data mining* yang sering digunakan untuk menyelesaikan masalah dalam bisnis atau penelitian (Larose, 2005). Gambar 1 merupakan tahapan

penelitian berdasarkan metodologi CRISP-DM. Pada Gambar 1, tahapan penelitian dimulai dari fase pertama yaitu *Business Understanding* yaitu penentuan tujuan bisnis atau penelitian, kemudian dilanjutkan dengan fase pengumpulan data: *Data Understanding*, kemudian data yang sudah dikumpulkan akan dibersihkan pada fase *Data Preparation* dan akan diterapkan model algoritma *data mining* pada fase *Modeling* berdasarkan tujuan bisnis pada fase *Business Understanding*, kemudian dilakukan analisis dan evaluasi terhadap pemodelan *data mining* yang telah diterapkan pada fase *Evaluation*. Fase *Business Understanding* hingga *Evaluation* akan terus berulang sampai hasilnya sesuai pada tujuan bisnis yang ditetapkan di awal sehingga dapat dilanjutkan ke fase akhir yaitu pembuatan laporan pada fase *Deployment*.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### ***Business Understanding***

Bitcoin adalah mata uang digital terdesentralisasi di mana transaksi antara individu dapat terjadi tanpa campur tangan pihak ketiga. Meskipun sejatinya Bitcoin merupakan sebuah mata uang, dalam realisasinya banyak orang memanfaatkan Bitcoin untuk mendapatkan keuntungan finansial dengan cara membeli saat harga rendah kemudian menjualnya di harga yang lebih tinggi sampai mendapat keuntungan sebesar mungkin. Namun, cara ini memerlukan keahlian untuk memprediksi pergerakan harga Bitcoin. Jika terjadi kesalahan dalam memprediksi pergerakan harga, tentunya akan merugikan para investor. Untuk itu perlu adanya cara untuk meminimalisasi kesalahan dalam memprediksi, salah satunya adalah dengan memanfaatkan algoritma dari *data mining* di mana investor tidak perlu lagi mempelajari analisis teknikal.

### ***Data Understanding***

Fase ini adalah tahap pengumpulan data serta evaluasi kualitas dari data. *Dataset* pada penelitian ini merupakan data histori Bitcoin dari tanggal 1 Januari 2015 hingga 31 Maret 2022 yang bersumber dari situs web [finance.yahoo.com](http://finance.yahoo.com). *Dataset* ini terdiri atas delapan atribut (kolom) dan 2647 baris data.

### ***Data Preparation***

Tahap *Data Preparation* (menyiapkan data) merupakan fase paling penting dari metodologi CRISP-DM (Givari, Sulaeman, & Umidah, 2022). Tahapan ini

menyiapkan data mentah hingga bisa digunakan. Adapun beberapa proses dalam tahap ini meliputi:

1. *Data Selection*: proses untuk memilih atribut atau kolom yang akan digunakan.
2. *Data Cleaning*: proses membersihkan nilai yang kosong, tidak konsisten, serta mengidentifikasi *missing value*.
3. *Data Transformation*: proses ini bisa dilakukan dengan cara menskalakan data dengan rentang nilai tertentu untuk mendapatkan performa yang baik. Hal ini dikarenakan data numerik dengan nilai besar sangat mempengaruhi performa model algoritma.

### **Modeling**

Tahap *modeling* merupakan tahap untuk memilih model algoritma yang tepat untuk diterapkan pada penelitian. Penelitian ini menerapkan model algoritma *Backpropagation Neural Network* dan *Long Short-Term Memory (LSTM)*.

#### a. *Backpropagation Neural Network*

*Backpropagation* adalah algoritma dengan pembelajaran terawasi (*supervised learning*). Algoritma ini terdiri atas *perceptron* dengan banyak lapisan yang terhubung untuk mengubah bobot-bobot yang terdapat pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*) (Kusumadewi, 2003). Pelatihan pada algoritma *Backpropagation* biasanya terdiri dari tiga tahapan yang akan diulangi terus-menerus hingga mendapatkan nilai *error* yang diinginkan (Santoso & Hansun, 2019), adapun tahapannya adalah sebagai berikut:

1. Tahap *Feedforward*: Input nilai dari data pelatihan (*data training*) sehingga diperoleh nilai *output*.
2. Tahap *Backpropagation*: Propagasi balik dari nilai *error* yang diperoleh.
3. Penyesuaian bobot yang bertujuan meminimalisasi nilai *error*.

Setelah tahap pelatihan selesai dilakukan, hanya tahap pertama yang diperlukan untuk memanfaatkan *Neural Network*. Adapun tahapan proses *Backpropagation Neural Network* adalah sebagai berikut (Kusumadewi, 2003):

1. Inisiasi bobot awal dengan nilai random yang cukup kecil.
2. Selama kondisi berhenti masih bernilai FALSE, kerjakan langkah-langkah berikut:

Fase *Feedforward*

1. Unit-unit input ( $X_i$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ) menerima dan meneruskan sinyal  $X_i$  ke semua unit pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*), lapisan yang ada di atasnya.
2. Unit-unit tersembunyi ( $Z_j$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot:

$$z\_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (1)$$

Gunakan fungsi aktivasi  $z_j = f(z\_in_j)$  untuk menghitung sinyal outputnya dan mengirim sinyal tersebut ke semua unit-unit output (lapisan yang ada di atasnya).

3. Unit-unit output ( $Y_k$ ,  $k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot:

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{i=1}^p z_i w_{jk} \quad (2)$$

Gunakan fungsi aktivasi  $y_k = f(y_{in_k})$  untuk menghitung sinyal outputnya dan mengirim sinyal tersebut ke semua unit-unit output (lapisan yang ada di atasnya).

Fase *Backpropagation*

1. Unit-unit output ( $Y_k$ ,  $k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) menerima target pola dari pola input pembelajaran, hitung informasi *error*-nya:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (3)$$

Kemudian hitung koreksi bobot (untuk memperbaiki nilai  $w_{jk}$ ):

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (4)$$

Kemudian hitung juga koreksi bias (untuk memperbaiki nilai  $w_{0k}$ ):

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (5)$$

Kirimkan  $\delta_k$  ke unit-unit yang ada di lapisan bawahnya.

2. Unit-unit tersembunyi ( $Z_j$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) menjumlahkan delta input dari unit-unit yang berada di lapisan atasnya:

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (6)$$

Kalikan nilai tersebut dengan nilai turunan dari fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi *error*:

$$\delta_j = \delta_{in_j} \cdot f'(z_{in_j}) \quad (7)$$

Kemudian hitung koreksi bobot (untuk memperbaiki nilai  $v_{ij}$ ):

$$\Delta v_{jk} = \alpha \delta_j x_i \quad (8)$$

Kemudian hitung juga koreksi bias (untuk memperbaiki nilai  $v_{0j}$ ):

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (9)$$

3. Unit-unit output ( $Y_k$ ,  $k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) memperbaiki bias dan bobotnya ( $j = 0, 1, 2, \dots, p$ ):

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \tag{10}$$

Unit-unit tersembunyi ( $Z_j$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) memperbaiki bias dan bobotnya ( $i = 0, 1, 2, \dots, n$ ):

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \tag{11}$$

Tes kondisi berhenti.

b. *Long Short-Term Memory* (LSTM)

LSTM awalnya diusulkan untuk memodelkan ketergantungan jangka pendek dan jangka panjang dari jaringan saraf berulang (*Recurrent Neural Network* – RNN) (Livieris, et al., 2020). LSTM merupakan penyempurnaan dari RNN yang tidak mampu untuk menyimpan memori jangka panjang, sehingga dibentuk sel dengan beberapa gerbang (*gate*) kompleks di dalamnya (Karno, et al., 2020).

Pada dasarnya, LSTM tersusun atas tiga gerbang yang mengontrol alur informasi, yaitu gerbang input (*input gate*), gerbang *forget* (*forget gate*), dan gerbang output (*output gate*) (Zeroual, et al., 2020). Setiap langkah  $t$ , gerbang input menentukan informasi yang akan ditambahkan ke sel (memori), gerbang *forget* akan memilih informasi yang akan dibuang dari sel melalui keputusan dari fungsi transformasi pada lapisan gerbang *forget*, sedangkan gerbang output menentukan informasi dari sel yang akan dijadikan keluaran. Dengan memanfaatkan ketiga gerbang ini, data dapat difilterisasi, dibuang, atau ditambahkan (Livieris, et al., 2020). Adapun formula LSTM dapat dilihat pada persamaan 12.

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_f) \\ i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_i) \\ \tilde{C}_t &= \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_C) \\ C_t &= f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \\ O_t &= \sigma(W_O \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_O) \\ h_t &= O_t * \tanh(C_t) \end{aligned} \tag{12}$$

Di mana:

$f_t, i_t, O_t$ , dan $\sigma$	:	Lapisan <i>forget</i> , input, output, dan <i>sigmoid</i>
$W_f, W_i, W_C$ , dan $W_O$	:	Bobot pada lapisan <i>forget</i> , input, <i>tanh</i> , output
$b_f, b_i, b_C$ , dan $b_O$	:	Bias pada lapisan <i>forget</i> , input, <i>tanh</i> , output
$\tilde{C}_t, C_t$ , dan $C_{t-1}$	:	Kandidat memori terbaru, memori terbaru, dan memori dari unit LSTM sebelumnya
$X_t, h_t$ , dan $h_{t-1}$	:	Nilai input, nilai output, nilai output dari unit LSTM sebelumnya

**Evaluation**

Fase ini merupakan tahap evaluasi terhadap algoritma yang telah diterapkan untuk memprediksi harga Bitcoin. Evaluasi model algoritma yang diterapkan pada penelitian ini adalah *Root Mean Square Error* (RMSE). Nilai RMSE umumnya digunakan untuk mengetahui seberapa jauh nilai kesalahan suatu model terhadap garis regresi linier (Hastomo, et al., 2021). Semakin kecil nilai RMSE maka

semakin bagus hasil prediksi model algoritma. Formula untuk menghitung nilai RMSE dapat dilihat pada persamaan 13.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \tag{13}$$

Di mana:

n : jumlah data yang diamati

$y_i$  : nilai data yang diamati

$\hat{y}_i$  : nilai prediksi

**Deployment**

Pada fase ini, penulis akan membuat laporan hasil dari pengamatan kinerja algoritma *data mining* yang telah diterapkan untuk memprediksi harga Bitcoin.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

**Praproses Data**

*Dataset* pada penelitian ini didapatkan dari situs [finance.yahoo.com](http://finance.yahoo.com). Data terdiri dari 8 atribut, yaitu “Date”, “Open”, “High”, “Low”, “Close”, “Volume”, “Dividends”, dan “Stock Splits”. *Dataset* ini berisi data histori Bitcoin dari tanggal 1 Januari 2015 sampai 31 Maret 2022 seperti pada Tabel 1.

Date	Open	High	Low	Close	Volume	Dividends	Stock Splits
01/01/2015	320.434.998	320.434.998	314.002.991	314.248.993	8036550	0	0
02/01/2015	314.079.010	315.838.989	313.565.002	315.032.013	7860650	0	0
03/01/2015	314.846.008	315.149.994	281.082.001	281.082.001	33054400	0	0
04/01/2015	281.145.996	287.230.011	257.612.000	264.195.007	55629100	0	0
05/01/2015	265.084.015	278.341.003	265.084.015	274.473.999	43962800	0	0
...	...	...	...	...	...	...	...
27/03/2022	44.505.355.469	46.827.546.875	44.437.292.969	46.820.492.188	28160889722	0	0
28/03/2022	46.821.851.562	48.086.835.938	46.690.203.125	47.128.003.906	36362175703	0	0
29/03/2022	47.100.437.500	48.022.289.062	47.100.437.500	47.465.730.469	31397059069	0	0
30/03/2022	47.456.898.438	47.655.148.438	46.746.210.938	47.062.664.062	29333883962	0	0
31/03/2022	47.062.148.438	47.512.027.344	45.390.539.062	45.538.675.781	33327427106	0	0

Tabel 1. Dataset Awal

Atribut yang diperlukan untuk memprediksi harga Bitcoin adalah Date dan Close, untuk itu *Dataset* difilterisasi hanya menjadi tabel dengan dua atribut seperti pada Tabel 2.

Date	Close
01/01/2015	314.248.993
02/01/2015	315.032.013
03/01/2015	281.082.001
04/01/2015	264.195.007
05/01/2015	274.473.999
...	...
27/03/2022	46.820.492.188
28/03/2022	47.128.003.906
29/03/2022	47.465.730.469

30/03/2022	47.062.664.062
31/03/2022	45.538.675.781

Tabel 2. Dataset Sesudah Difilterisasi

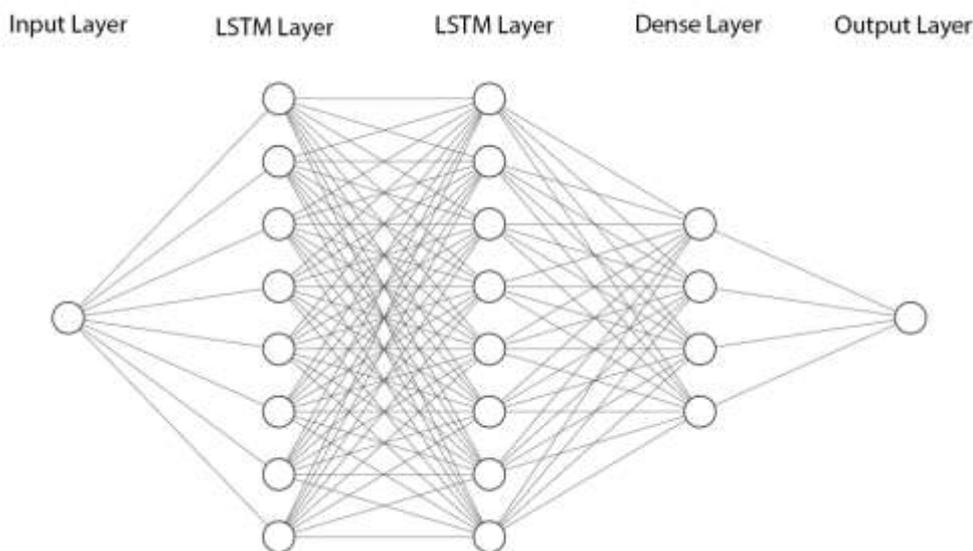
*Dataset* yang sudah difilterisasi kemudian ditransformasi (*scaling*) dengan rentang nilai [0,1] menggunakan MinMaxScaler. Tujuan transformasi data adalah agar rentang nilai numerik tidak terlalu jauh selama proses pelatihan (*training*). Data yang sudah ditransformasi kemudian dipisah menjadi 80% *data training* dan 20% *data test*. Gambar 2 merupakan *data training* dari *dataset* yang sudah ditransformasi.

```
[array([0.00202031, 0.00203193, 0.00152813, 0.00127754, 0.00143008,
        0.00160392, 0.00172483, 0.00156177, 0.00166652, 0.00143485,
        0.00129928, 0.00133098, 0.00070869, 0.          , 0.00047101,
        0.00044509, 0.00031395, 0.00047836, 0.00054546, 0.00049284,
        0.00072407, 0.00082066, 0.00081284, 0.00103495, 0.00112207,
        0.00141522, 0.00126686, 0.00082821, 0.00082224, 0.00071706,
        0.00058409, 0.00072518, 0.00089223, 0.00072957, 0.00072341,
        0.00057885, 0.00065535, 0.00073678, 0.00067235, 0.00062335,
        0.00061933, 0.00060963, 0.0006479 , 0.00085065, 0.00117554,
        0.00084171, 0.00082714, 0.00097208, 0.00086399, 0.00092271,
        0.00097458, 0.00098579, 0.00085881, 0.00090206, 0.00089974,
        0.00088096, 0.00086547, 0.0011237 , 0.00113016, 0.00121829]])]
[0.0014478240449865955]
```

Gambar 2. Data Training

**Pengujian Algoritma LSTM**

Pengujian algoritma LSTM dilakukan dengan sejumlah 1 *Input Layer*, 3 *Hidden Layer*, dan 1 *Output Layer*. Pada pengujian ini, jumlah neuron pada masing-masing LSTM Layer berjumlah 2<sup>n</sup> di mana (n = 5,6,7,8,9). Sementara jumlah neuron pada *Dense Layer* akan tetap berjumlah 10. Ilustrasi arsitektur algoritma LSTM dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Ilustrasi Arsitektur Algoritma LSTM

Adapun pengujian dilakukan sebanyak 50 kali siklus pelatihan (*epochs* = 50) dengan jumlah sampel data yang tersebar di tiap *Layer* sebanyak 32 (*Batch Size* = 32). Tabel 3 merupakan hasil pengujian algoritma LSTM terhadap *data test*.

Model	Jumlah Neuron pada Hidden Layer			RMSE
	LSTM	LSTM	Dense	
Model 1	32	32	10	3.749,614
Model 2	64	64	10	1.776,967
Model 3	128	128	10	1.339,991
Model 4	256	256	10	2.169,116
Model 5	512	512	10	26,826

Tabel 3 Hasil Pengujian Algoritma LSTM terhadap *Data Test*

Selain pengujian pada *data test* dilakukan juga pengujian terhadap data baru. Data baru (di luar dari *dataset*) yang akan diuji adalah data harga Bitcoin pada tanggal 1 April 2022. Tabel 4 merupakan hasil pengujian algoritma LSTM terhadap data baru.

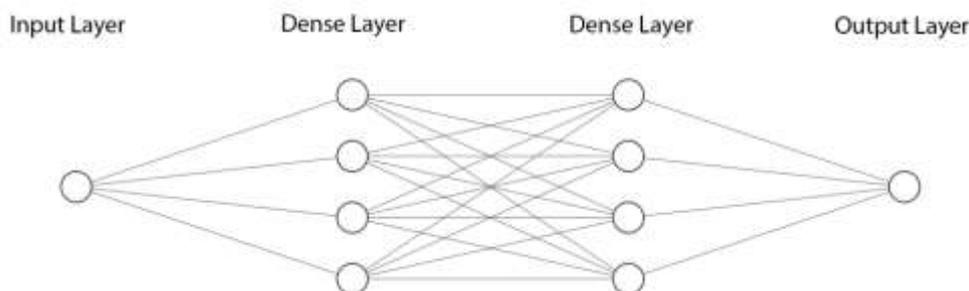
Model	Prediksi Data Baru	Nilai Aktual	RMSE
Model 1	41.446,465	46.281,645	4.835,180
Model 2	43.309,906	46.281,645	2.971,739
Model 3	43.877,970	46.281,645	2.403,675
Model 4	43.116,094	46.281,645	3.165,551
Model 5	45.566,550	46.281,645	715,095

Tabel 4 Hasil Pengujian Algoritma LSTM terhadap Data Baru

Berdasarkan Tabel 3 dan Tabel 4, dapat disimpulkan bahwa Model 5 merupakan arsitektur algoritma LSTM terbaik untuk memprediksi *data test* dan data baru.

**Pengujian Algoritma Backpropagation Neural Network**

Pengujian algoritma *Backpropagation* dilakukan dengan susunan 1 *Input Layer*, 2 *Hidden Layer*, dan 1 *Output Layer*. Masing-masing *Dense Layer* (*Hidden Layer*) akan berisi 4 sampai 20 neuron berkelipatan 4. Gambar 4 ilustrasi dari algoritma *Backpropagation*.



Gambar 4 Ilustrasi Algoritma *Backpropagation*

Adapun pengujian dilakukan sebanyak 200 kali siklus pelatihan (*epochs* = 200) dengan jumlah sampel data yang tersebar di tiap *Layer* sebanyak 32 (*Batch Size* = 32). Tabel 5 merupakan hasil pengujian algoritma *Backpropagation* terhadap

*data test*, sedangkan Tabel 6 merupakan hasil pengujian algoritma *Backpropagation* terhadap data baru (data Bitcoin tanggal 1 April 2022).

Model	Jumlah Neuron pada Hidden Layer		RMSE
	Dense	Dense	
Model 1	4	4	61,96492
Model 2	8	8	287,42280
Model 3	12	12	128,5496662
Model 4	16	16	1.169,195951
Model 5	20	20	1.660,768713

Tabel 5 Hasil Pengujian Algoritma *Backpropagation* terhadap *Data Test*

Model	Prediksi Data Baru	Nilai Aktual	RMSE
Model 1	46.078,234	46.281,645	203,411
Model 2	46.484,480	46.281,645	202,835
Model 3	46.153,914	46.281,645	127,731
Model 4	46.700,508	46.281,645	418,863
Model 5	44.086,760	46.281,645	2.194,885

Tabel 6 Hasil Pengujian Algoritma *Backpropagation* terhadap Data Baru

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 5 dan Tabel 6, arsitektur *Backpropagation* yang terbaik untuk memprediksi *data test* adalah Model 1, sedangkan Model 3 merupakan arsitektur *Backpropagation* terbaik untuk memprediksi data baru.

#### Uji *T-Test*

Uji *T-Test* bertujuan untuk mengetahui apakah ada perbedaan signifikan antara algoritma yang dibandingkan. Taraf signifikansi ( $\alpha$ ) yang digunakan dalam penelitian ini sebesar 5% (0,05). Adapun uji *T-Test* dilakukan dengan ketentuan:

$H_0$ : Algoritma yang dibandingkan tidak ada perbedaan signifikan.

$H_1$ : Ada perbedaan signifikan antara algoritma yang dibandingkan.

Artinya jika  $t > \alpha$  maka algoritma yang dibandingkan tidak ada perbedaan signifikan ( $H_0$ ), sebaliknya jika  $t < \alpha$  maka ada perbedaan signifikan antara algoritma yang dibandingkan ( $H_1$ ).

#### Hasil Pengujian Prediksi Algoritma terhadap *Data Test*

Tabel 7 merupakan perbandingan nilai RMSE antara algoritma LSTM dan *Backpropagation* dalam memprediksi *data test*, sedangkan Tabel 8 menunjukkan hasil uji *T-Test* pada Tabel 7.

Model	LSTM	Backpropagation
Model 1	3.749,614	61,96492
Model 2	1.776,967	287,42280
Model 3	1.339,991	128,5496662
Model 4	2.169,116	1169,195951
Model 5	26,826	1660,768713
<b>Rata-rata</b>	<b>1.812,503</b>	<b>661,580</b>

Tabel 7 Perbandingan Algoritma LSTM dan *Backpropagation* dalam Memprediksi *Data Test*

	LSTM	Backpropagation
LSTM		0,071643028
Backpropagation		

Tabel 8 Hasil Uji *T-Test*

Berdasarkan hasil perbandingan algoritma pada Tabel 7, algoritma *Backpropagation* memiliki nilai rata-rata RMSE yang lebih kecil dibandingkan algoritma LSTM. Namun demikian Berdasarkan Tabel 8, hasil pengujian menunjukkan nilai  $t > \alpha$ . Dengan demikian nilai RMSE antara algoritma LSTM dan *Backpropagation* dalam memprediksi *data test* tidak memiliki perbedaan yang signifikan ( $H_0$ ).

**Hasil Pengujian Prediksi Algoritma terhadap Data Baru**

Tabel 9 merupakan perbandingan nilai RMSE antara algoritma LSTM dan *Backpropagation* dalam memprediksi data baru, sedangkan Tabel 10 menunjukkan hasil uji *T-Test* pada Tabel 9.

Model	LSTM	Backpropagation
Model 1	4.835,180	203,411
Model 2	2.971,739	202,835
Model 3	2.403,675	127,731
Model 4	3.165,551	418,863
Model 5	715,095	2.194,885
<b>Rata-rata</b>	<b>2.818,248</b>	<b>629,545</b>

Tabel 9 Perbandingan Algoritma LSTM dan *Backpropagation* dalam Memprediksi Data Baru

	LSTM	Backpropagation
LSTM		0,012605697
Backpropagation		

Tabel 10 Hasil Uji *T-Test*

Berdasarkan Tabel 9 dan Tabel 10, algoritma *Backpropagation* lebih baik dibandingkan algoritma LSTM dalam memprediksi data baru. Hal ini dikarenakan nilai rata-rata RMSE algoritma *Backpropagation* lebih kecil dibandingkan algoritma LSTM, serta terdapat perbedaan signifikan pada hasil uji *T-Test* ( $t < \alpha$ ).

**KESIMPULAN**

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dalam memprediksi harga Bitcoin, dapat ditarik kesimpulan bahwa antara algoritma LSTM dan *Backpropagation* tidak memiliki perbedaan yang signifikan untuk memprediksi data uji (*data test*). Namun, algoritma *Backpropagation* lebih unggul dibandingkan algoritma LSTM dalam memprediksi data baru (di luar dari *dataset*).

## REFERENCES

- Dirgantara, H. (2022, Maret 25). *Jumlah Investor Aset Kripto di Indonesia Sudah Tembus 12,4 Juta Per Februari 2022*. kontan.co.id. diakses 12 april 2022, dari <https://investasi.kontan.co.id/news/jumlah-investor-aset-kripto-di-indonesia-sudah-tembus-124-juta-per-februari-2022>
- Givari, M. R., Sulaeman, M. R., & Umaidah, Y. (2022). Perbandingan Algoritma SVM, Random Forest Dan XGBoost Untuk Penentuan Persetujuan Pengajuan Kredit. *Jurnal Nuansa Informatika*, 16(1), 141–149.
- Halimi, I., & Kusuma, W. (2018). Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Menggunakan Algoritma Neural Network. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika*, 4(1), 24–29.
- Hastomo, W., Karno, A. S. B., Kalbuana, N., Nisfiani, E., & ETP, L. (2021). Optimasi Deep Learning untuk Prediksi Saham di Masa Pandemi Covid-19. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika*, 7(2), 133–140.
- Karno, A. S. B., Hastomo, W., Arif, D., & Moreta, E. S. (2020). OPTIMASI PORTOFOLIO DAN PREDIKSI CRYPTOCURRENCY MENGGUNAKAN DEEP LEARNING DALAM BAHASA PYTHON. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi STI&K*, 4(1), 193–202.
- Kusumadewi, S. (2003). *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*, Ed.2, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Larose, D. T. (2005). *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*. Wiley.
- Livieris, I. E., Pintelas, E., Stavroyiannis, S., & Pintelas, P. (2020). Ensemble Deep learning models for forecasting cryptocurrency time-series. *Algorithms*, 13(5).
- Maulana, R., & Kumalasari, D. (2019). ANALISIS DAN PERBANDINGAN ALGORITMA DATA MINING DALAM PREDIKSI HARGA SAHAM GGRM. *Jurnal Informatika Kaputama (JIK)*, 3(1), 22–28.
- Nakamoto, S. (n.d.). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. [www.bitcoin.org](http://www.bitcoin.org)
- Santoso, A., & Hansun, S. (2019). Prediksi IHSG dengan Backpropagation Neural Network. *Jurnal RESTI*, 3(2), 313–318.
- Zeroual, A., Harrou, F., Dairi, A., & Sun, Y. (2020). Deep learning methods for forecasting COVID-19 time-Series data: A Comparative study. *Chaos, Solitons and Fractals*, 140.