

Penerapan Metode *Extreme Learning Machine* untuk Peramalan Harga *Cryptocurrency*

Leonardo Tejaya¹, Desi Arisandi^{2*}, Janson Hendryli³

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara, Jakarta, Indonesia

*Email Corresponding Author: desi@fti.untar.ac.id

Abstrak

Cryptocurrency is in great demand as an investment medium to gain financial benefits. A common problem that is often faced is how to predict the movement of the value of electronic money in the future. Investors/traders usually only see price movements and buy/sell Cryptocurrency assets intuitively, so mistakes often occur in making transactions. To anticipate and minimize this, you can use an algorithm that can help predict Cryptocurrency price movements. Extreme Learning Machine (ELM) is a development method of a simple feedforward neural network using one hidden layer or commonly known as Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks Testing is done by doing several trials for each percentage value, namely 60%, 65%, 70%, 75%, 80%. Tests were carried out using the binary sigmoid activation function, the number of hidden neurons was 20 and the weight range was [-1, 1]. The best prediction results using MAPE are generated on Bitcoin data with the smallest error value of 2.8590%

Keywords: *Cryptocurrency; Investation; Extreme Learning Machine; Prediction*

Abstrak

Cryptocurrency banyak diminati untuk menjadi media investasi dalam meraih keuntungan finansial. Masalah umum yang sering dihadapi adalah bagaimana meramalkan pergerakan nilai dari uang elektronik pada masa mendatang. Investor/trader biasanya hanya melihat pergerakan harga dan melakukan jual/beli aset *Cryptocurrency* secara intuitif, sehingga sering terjadi salah dalam melakukan transaksi. Untuk mengantisipasi dan meminimalisir hal tersebut maka dapat menggunakan sebuah algoritme yang dapat membantu dalam meramalkan pergerakan harga *Cryptocurrency*. *Extreme Learning Machine* (ELM) merupakan metode pengembangan dari jaringan syaraf tiruan *feedforward* sederhana dengan menggunakan satu *hidden layer* atau biasa dikenal dengan *Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks*. Pengujian dilakukan dengan melakukan beberapa kali percobaan untuk setiap nilai persentase yaitu 60%, 65%, 70%, 75%, 80%. Pengujian dilakukan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner, jumlah *hidden neuron* 20 serta rentang bobot [-1,1]. Hasil prediksi terbaik menggunakan MAPE dihasilkan pada data *Bitcoin* dengan nilai kesalahan terkecil yaitu 2.8590%

Kata Kunci: *Cryptocurrency; Investasi; Extreme Learning Machine; Prediksi*

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi telah memberikan banyak perubahan dalam kehidupan manusia saat ini. Perubahan ini menghadirkan banyak Inovasi yang mengubah cara manusia dalam melakukan aktivitas sehari-hari. 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 ini memiliki kelebihan dibandingkan mata uang konvensional seperti lebih fleksibel bisa digunakan kapan saja, transparan, cepat dan biaya transaksi yang rendah. *Cryptocurrency* ini sedang banyak diminati oleh banyak orang untuk menjadi media investasi dalam meraih keuntungan finansial [3]. *Cryptocurrency* memiliki sistem pengelolaan yang tidak di pegang oleh bank pusat, melainkan dikelola secara desentralisasi, sehingga *Cryptocurrency* menjadi salah satu media investasi yang aman, kerahasiaan terjaga, serta proses transaksi yang mudah untuk dilakukan [4].

Berdasarkan laporan berjudul “2022 Global State of Crypto Report” yang berisikan survei kepada 30.000 responden global pada 20 negara periode November 2021 dan Februari 2022 disebutkan bahwa, Indonesia bersama dengan Brazil berada di urutan pertama sebagai negara dengan tingkat kepemilikan aset kripto tertinggi dengan persentase mencapai 41 persen. Disebutkan juga bahwa beberapa negara Asia Pasifik memimpin dalam adopsi *Cryptocurrency*, termasuk Indonesia yang mencapai 41%, Singapura 30%, dan Hong Kong 24%. Indonesia menempati urutan teratas secara global untuk adopsi crypto secara keseluruhan, dengan lebih dari dua dari lima di negara memegang *Cryptocurrency* [5].

Meski banyak peminatnya, berinvestasi kripto memiliki resiko yang besar, karena pergerakan harga yang tidak menentu dan sulit untuk diprediksi. Pada dasarnya investor atau trader hanya melakukan transaksi secara intuitif, sehingga banyak orang yang terjebak dan salah dalam mengambil keputusan jual beli aset kripto [6]. Pada hal inilah dibutuhkan sebuah sistem untuk memprediksi pergerakan harga *Cryptocurrency* berdasarkan data historis harian beserta penambahan variabel-variabel yang berkaitan erat dengan *Cryptocurrency*.

Sistem prediksi yang akan dirancang merupakan sistem prediksi harian *Cryptocurrency*, berdasarkan data historis harian, dan penambahan beberapa variabel data eksternal yaitu data *Google Trend Index* dan penggunaan data sentimen *Twitter*. Penambahan variabel-variabel eksternal ini guna untuk meningkatkan efektifitas akurasi dari rancangan sistem prediksi berdasarkan percobaan-percobaan yang dilakukan. Nilai indeks dari *Google Trend* berinterval 0-100, angka ini menunjukkan seberapa banyak kata kunci yang dicari oleh seluruh pengguna *Google Search* di dunia. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Panji Husni Padhila (2022) dan Xu (2014), menunjukkan adanya hubungan atau korelasi yang kuat antara perubahan harga *Cryptocurrency* dan saham dengan indeks pada *Google Trend*, dengan semakin tingginya nilai interval pada *Google Trend* maka semakin tinggi pula antusias masyarakat mengenai hal tersebut [7],[8]. Untuk penggunaan data sentimen *Twitter*, data yang digunakan merupakan jumlah 100 *tweet* harian *Twitter* yang berupa polaritas sentimen positif, sentimen netral dan sentimen negatif. Seluruh data yang di dapat di *scrapping* menggunakan *Twitter API*, pembersihan data menggunakan regular *expression*, dan pelabelan polaritas sentimen menggunakan *library Text Blob*. Menurut penelitian Arti Jain [9] dan Jethin Abraham [10] serta Rizky Parlita [11], pada situs *microblogging Twitter* mempunyai pengaruh yang begitu luas mengenai pergerakan harga suatu aset *Cryptocurrency*, karena hampir seluruh orang penting di dunia menggunakan *Twitter* sebagai media untuk berkomunikasi dan menyampaikan pendapat mereka. *Twitter* juga semakin banyak diminati oleh seluruh penduduk di dunia sebagai sumber berita yang valid, media bertukar pikiran, dan berkomunikasi [9], [10], [11]).

Metode Extreme Learning Machine (ELM) merupakan suatu metode jaringan syaraf tiruan yang banyak diminati dalam melakukan penelitian, karena pada metode *Extreme Learning Machine* mempunyai kemampuan dalam menyelesaikan permasalahan yang rumit dan kompleks dengan tingkat kecepatan yang tinggi dibandingkan dengan metode-metode yang lain. Algoritme ELM ini mampu dengan cepat dalam pembelajaran dengan belajar ribuan kali lebih cepat dibandingkan dengan algoritme-algoritme konvensional lainnya dalam menyelesaikan kasus prediksi dan klasifikasi dalam jumlah yang besar dan kompleks [12], [13]. Metode ELM dipilih karena dalam penelitian-penelitian terdahulu telah membandingkan nilai *error* terhadap metode lain, yang mana metode ini menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil dan waktu eksekusi yang jauh lebih cepat, perbandingan hasil nilai MSE pada algoritma ELM terhadap *Backpropagation* sebesar 5,4743e-005 dan 0,0178, dan untuk waktu eksekusinya metode ELM terhadap *Backpropagation* sebesar 0,0673 *seconds* dan 0,35198 *second* [13],[14]. Dari hasil tersebut dapat dilihat bahwa metode ELM memiliki keunggulan terhadap metode lain, maka kami memilih untuk menggunakan metode ELM sebagai metode dalam melakukan prediksi harga *Cryptocurrency*.

2. Tinjauan Pustaka

Pada bagian ini menyajikan mengenai beberapa penelitian-penelitian terdahulu yang berkaitan dengan peramalan atau prediksi pergerakan suatu harga aset. Penelitian oleh [15] sebagai model penunjang keputusan dalam pemilihan mengenai prediksi atau kasus *forecasting*. Dalam penelitian tersebut menggunakan metode C4.5 dan hanya berfokus pada data historis saja sebagai dataset dalam memprediksi.

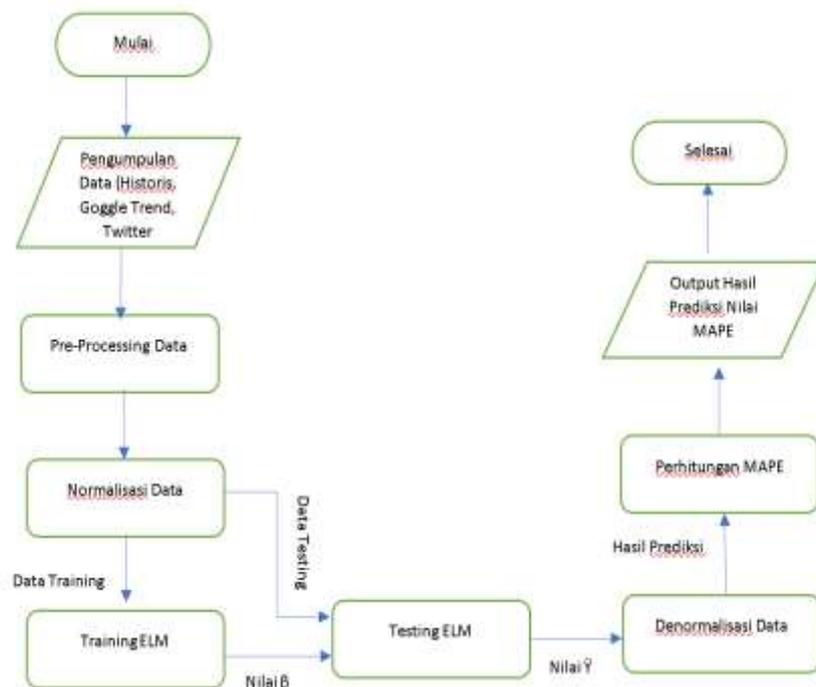
Penelitian yang dilakukan oleh [16] membahas mengenai studi yang mengusulkan pendekatan berbasis ELM untuk memprediksi empat *Cryptocurrency* yaitu *Litecoin*, *Ethereum*,

Ripple, dan *Bitcoin*. Kemampuan prediksi tersebut dibandingkan juga dengan metode lain seperti RBFN, SVM, MLP, ARIMA dan LSE. Dari studi simulasi lengkap dan analisis komparatif ditemukan bahwa metode ELM memiliki kinerja yang lebih baik daripada metode yang lain.

Pada penelitian kami, kami melakukan prediksi harga terhadap tiga jenis *Cryptocurrency* yaitu *Bitcoin*, *Ethereum*, dan *Bnb*. Pemilihan jenis *Cryptocurrency* ini dikarenakan tiga jenis kripto ini merupakan *marketcap* terbesar selain *stablecoin*[17]. Prediksi yang dilakukan merupakan pembaharuan dari penelitian-penelitian terdahulu yang hanya menggunakan dataset berupa data historis saja. Maka penulis melakukan penelitian ini menggunakan fitur-fitur tambahan guna menunjang akurasi model yang lebih baik, yaitu penambahan fitur seperti *trend google*, dan *sentiment Twitter* yang berupa polaritas sentiment positif, sentiment netral, dan sentiment negatif.

3. Metodologi

Dalam melakukan penelitian ini, terdapat beberapa tahap-tahapan yang akan dilakukan, yaitu mulai dari tahap pengumpulan data, *preprocessing data*, alokasi data, *design* model ELM, *training* data, *testing* data, *evaluasi* model. Berikut pada Gambar 1 ditampilkan alur-alur *flowchart* dapat pembangunan sistem aplikasi prediksi harga *Cryptocurrency* menggunakan metode *Extreme Learning Machine*.



Gambar 1. Flowchart Alur Pembangunan Sistem Prediksi Harga *Cryptocurrency*

3.1 Pengumpulan dan Pengolahan Data

Seluruh data yang akan digunakan adalah data historis harian *Bitcoin*, *Ethereum*, dan *Bnb* dari laman resmi *Yahoo Finance* yang berjumlah 1190 data dari tanggal 23 Agustus 2019 sampai 24 September 2022, setiap data memiliki 6 atribut yaitu *data*, *open*, *high*, *low*, *close*, dan *volume*. Pada data eksternalnya sebagai penambahan fitur yaitu adalah data google trend, data tersebut diambil dari laman resmi *Google Trend* berjumlah 1190 data dari tanggal 23 Agustus 2019 sampai 24 September 2022. Pada data eksternal *Twitter*, data diambil menggunakan API *Twitter* dengan kode *Python* dan menggunakan *code editor Jupyter Notebook*, data diambil dari 25 Oktober 2022 sampai 24 September 2022 berjumlah 31 data yang terdiri dari 3 atribut, yaitu sentimen positif, sentimen netral, dan sentimen negatif. Data yang akan menjadi *output* pada rancangan ini adalah nilai *close* harian dari masing-masing jenis *Cryptocurrency*.

Setelah pengumpulan data, tahap selanjutnya adalah *preprocessing data* yaitu tahap mempersiapkan data sebelum masuk kedalam tahap perancangan model prediksi. Pada tahap ini data historis beserta data eksternal digabungkan menjadi satu file *.csv*.

Pada pengujian yang akan menggunakan data sentimen *Twitter*, data *Twitter* tersebut *discrapping* menggunakan library milik *Twitter* yaitu *Tweepy*, pembersihan data menggunakan

Regular Expression (Regex) yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi dalam menghasilkan analisis sentimen. Pembersihan dilakukan dengan menghilangkan ikon, @, RT dan symbol yang tidak diperlukan. Setelah pembersihan data, maka dapat dilakukan analisis sentimen *Twitter* tersebut menggunakan library *TextBlob* [18] untuk mendapatkan label positif, negatif dan netral.

Pada pengujian nantinya, juga akan dilakukan normalisasi data, normalisasi data bertujuan untuk menghilangkan nilai *outlier* menggunakan rumus *min-max normalization*. Untuk rumusnya dapat dilihat pada persamaan 1.

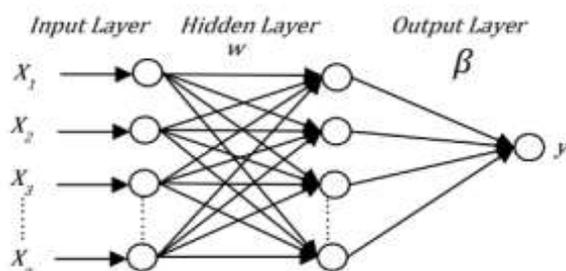
$$x' = \frac{x - \min}{\max - \min} \quad (1)$$

Pada penelitian ini data yang telah dinormalisasi, akan dibagi menjadi dua, yaitu data *training* dan data *testing*, pembagian data ini akan dilakukan berdasarkan pengujian yang akan dilakukan untuk menghasilkan pembagian data *training* dan data *testing* yang terbaik. Data *training* berguna untuk melatih dan menemukan model prediksi yang terbaik dengan *error* terkecil, sedangkan data *testing* adalah data untuk menguji model tersebut.

3.2 Extreme Learning Machine

Extreme Learning Machine merupakan algoritma jaringan syaraf tiruan *feedforward* atau biasa disebut *Single Layer Feedforward Neural Network* (SLFNs). Kecepatan pembelajaran pada metode ini tergolong ribuan kali lebih cepat dibandingkan dengan metode-metode lain, dan mempunyai generalisasi yang lebih baik serta menghasilkan nilai *error* yang kecil [4]

Algoritme ini mempunyai tiga layer, yaitu layer input, *hidden layer* dan layer output, yang mana pada setiap layer mempunyai *neuron-neuron* yang menghubungkan satu dengan yang lainnya. Penggunaan nilai bobot dan nilai bias akan dibangkitkan secara acak guna untuk mempercepat proses pembelajaran, selain itu berguna untuk menghindari hasil prediksi yang tidak stabil [19]. Arsitektur ELM dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Struktur Algoritme ELM

3.3 Data Training

Dalam *Algoritma Extreme Learning Machine* atau ELM proses *training* data bertujuan untuk membentuk model dan melatih sistemnya tersebut sehingga mampu menghasilkan model yang akurat dalam melakukan prediksi. Berikut merupakan tahapan dalam melakukan *training* data.

1. Membangkitkan atau menentukan nilai bobot dan bias. Nilai tersebut didapatkan secara acak sesuai dengan rentang yang telah ditentukan.
2. Memperoleh nilai *output hidden layer* (H) menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan yang berbentuk matriks. Untuk mendapatkan nilai tersebut perlu dicari terlebih dahulu nilai H_{init} . Dengan rumus persamaan sebagai berikut:

$$H_{init} = X * W^T \quad (2)$$

3. Mendapatkan nilai *output hidden layer* (H) dengan menggunakan fungsi aktivasi, fungsi yang digunakan adalah fungsi aktivasi sigmoid biner yang dapat dilihat pada persamaan berikut.

$$H = \frac{1}{1 + e^{-(h_{init} + bias)}} \quad (3)$$

- Mendapatkan nilai H inverse menggunakan *Moore-Penrose Pseudo Inverse*. Dalam algoritme ini, matriks *moore-penrose pseudo inverse* digunakan karena meampunannya untuk mendapatkan nilai inverse dari matriks yang memiliki ordo berbeda. Persamaanya dalam dilihat pada persamaan dibawah.

$$H^+ = (H^T * H)^{-1} * H^T \tag{4}$$

- Menghitung nilai output weight. Dengan rumus sebagai berikut.

$$\hat{\beta} = H^+ * T \tag{5}$$

3.4 Data Testing

Pada tahap *Testing Data* ini akan dilakukan validasi hasil prediksi sekaligus melakukan evaluasi terhadap algoritma ELM dari proses *training data* yang sebelumnya telah dilakukan. Tahap-tahapan dalam proses ini tidak jauh berbeda pada proses *training* sebelumnya, yang membedakannya adalah tidak adanya perhitungan *moore-penrose pseudo inverse* serta tidak adanya perhitungan *output weight*. Berikut adalah tahap-tahapan proses *testing*.

- Membangkitkan atau menentukan bobot dan bias secara acak.
- Menghitung matriks H_{init} pada persamaan rumus (2).
- Menghitung matriks H menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan sesuai dengan persamaan rumus (3).
- Menghitung nilai *output layer* pada proses *testing*. Dengan persamaan rumus sebagai berikut.

$$\hat{Y} = H * \hat{\beta} \tag{6}$$

- Denormalisasi dengan tujuan mengembalikan nilai ke bentuk awal/ semula. Dengan persamaan rumus sebagai berikut.

$$x = x' * (max - min) + min \tag{7}$$

3.5 Evaluasi Menggunakan MAPE

Evaluasi untuk mengukur keakuratan dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang berfungsi untuk mengukur keakuratan dari hasil prediksi. Persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai MAPE adalah dengan persamaan berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} * 100 \right| \tag{8}$$

\hat{y}_i = data hasil prediksi

y_i = data nilai aktual

n = banyak data yang akan diuji

4. Hasil dan Pembahasan

Pembangunan model prediksi dilakukan menggunakan *tools jupyter notebook* dengan Bahasa pemrograman *Python* dengan detail spesifikasi yaitu sistem operasi Windows 10, browser *Google Chrome*, *tools Jupyter Notebook*, *Tweepy 4.10.1* sebagai *Twitter API*, dan beberapa library pendukung lain antara lain *NUmpy 1.23.2*, *Matplotlib 3.6.2*, *Pandas 1.4.4*, *Joblib 1.1.0*, *Scikit-learn 1.1.2*

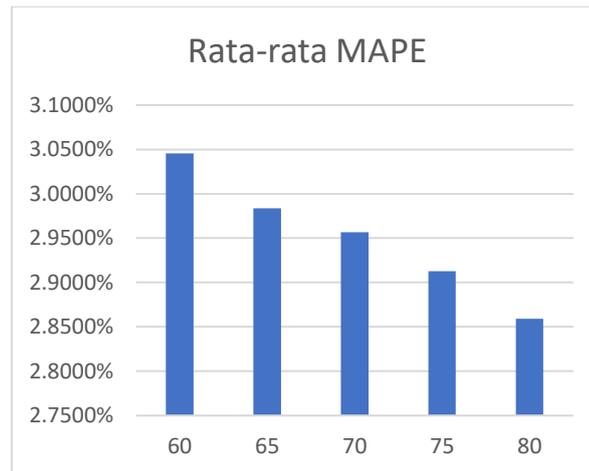
Pada peramalan pergerakan harga *cryptocurrency* (*Bitcoin, Ethereum, Bnb*) menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) akan dilakukan pengujian terhadap pengaruh jumlah dataset, pengaruh banyak neuron, pengaruh penggunaan data sentimen *Twitter*

4.1 Pengujian Pengaruh Jumlah Dataset

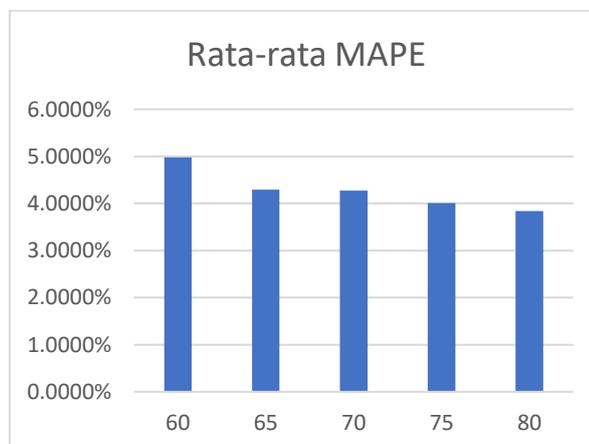
Pengujian jumlah data latih dengan data uji untuk mencari berapa persentase data latih dan data uji terbaik yang dapat menghasilkan nilai MAPE terkecil untuk memprediksi nilai *cryptocurrency Bitcoin, Ethereum, Bnb* menggunakan algoritma ELM. Pengujian ini dilakukan dengan melakukan 10 kali percobaan untuk setiap nilai persentase yaitu 60%, 65%, 70%, 75%, 80%. Pengujian dilakukan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner, jumlah *hidden neuron* 20 serta rentang bobot [-1,1]. Hasil pengujian pengaruh jumlah data pada setiap *cryptocurrency* dapat dilihat pada Tabel 1, Tabel 2, dan Tabel 3, serta Gambar 3, Gambar 4, dan Gambar 5.

Tabel 1. Pengujian Pengaruh Jumlah Data (*Bitcoin*)

Data Training (%)	Rerata MAPE
60	3.0456%
65	2.9838%
70	2.9566%
75	2.9326%
80	2.8590%

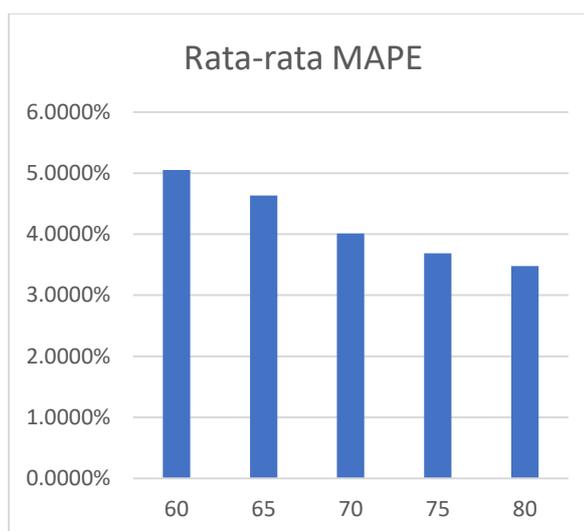
Gambar 3. Grafik Pengujian Jumlah Data (*Bitcoin*)Tabel 2. Pengujian Pengaruh Jumlah Data (*Ethereum*)

Data Training (%)	Rerata MAPE
60	4.9796%
65	4.2914%
70	4.2721%
75	4.0083%
80	3.8394%

Gambar 4. Grafik Pengujian Jumlah Data (*Ethereum*)

Tabel 3. Pengujian Pengaruh Jumlah Data (Bnb)

Data Training (%)	Rerata MAPE
60	5.0501%
65	4.6337%
70	4.0099%
75	3.6893%
80	3.4756%



Gambar 5. Grafik Pengujian Jumlah Data (Bnb)

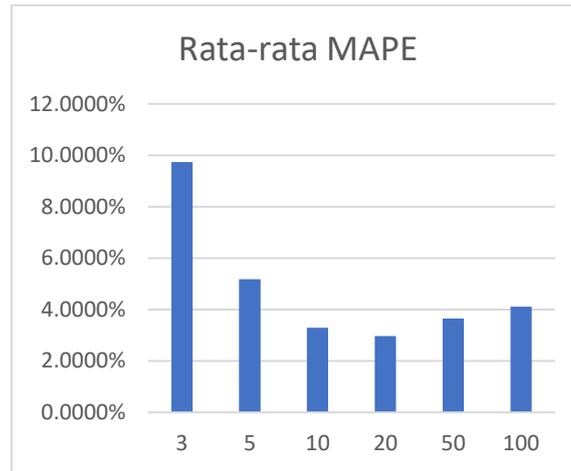
Berdasarkan hasil pengujian yang ditunjukkan pada hasil diatas, persentase rata-rata MAPE terkecil didapat pada persentase data *training* yaitu 80%. Hal ini menunjukkan semakin banyak data latih akan membuat model prediksi semakin bagus dan akurat

4.2 Pengujian Pengaruh Banyak Neuron

Pengujian banyaknya neuron pada *hidden layer* dilakukan untuk mencari jumlah hidden neuron terbaik yang dapat memberikan nilai kesalahan terkecil pada permodelan prediksi. Untuk melakukannya, maka ditentukan beberapa jumlah *hidden neuron* yang akan di uji. Hasil pengujian pengaruh jumlah neuron pada setiap *cryptocurrency* dapat dilihat pada Tabel 4, Tabel 5 dan Tabel 6, serta Gambar 6, Gambar 7, dan Gambar 8.

Tabel 4. Pengujian Pengaruh Banyak Neuron (Bitcoin)

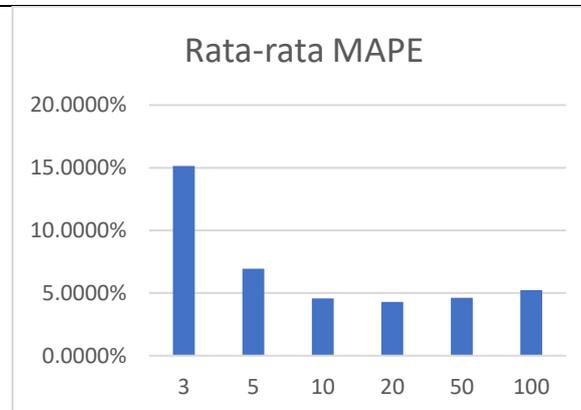
Banyak Neuron	Rerata MAPE
3	9.7340%
5	5.1810%
10	3.2976%
20	2.9720%
50	3.6490%
100	4.1079%



Gambar 6. Grafik Pengujian Pengaruh Banyak Neuron (Bitcoin)

Tabel 5. Pengujian Pengaruh Banyak Neuron (Ethereum)

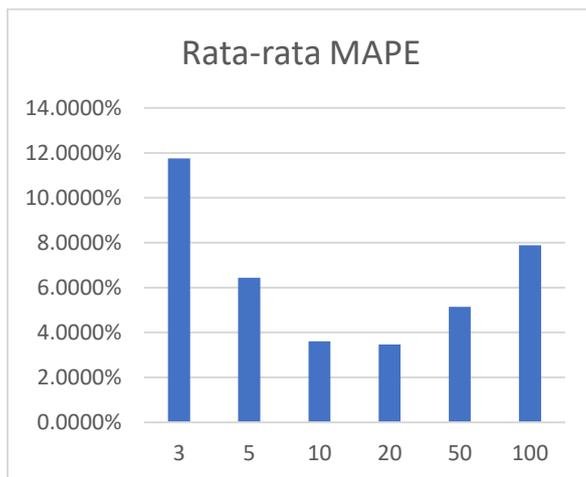
Banyak Neuron	Rerata MAPE
3	15.1479%
5	6.9362%
10	4.559%
20	4.2792%
50	4.6277%
100	5.2392%



Gambar 7. Grafik Pengujian Banyak Neuron (Ethereum)

Tabel 6. Pengujian Pengaruh Banyak Neuron (Bnb)

Banyak Neuron	Rerata MAPE
3	11.7554%
5	6.4339%
10	3.6111%
20	3.4623%
50	5.1497%
100	7.8863%



Gambar 8. Grafik Pengujian Banyak Neuron (Bnb)

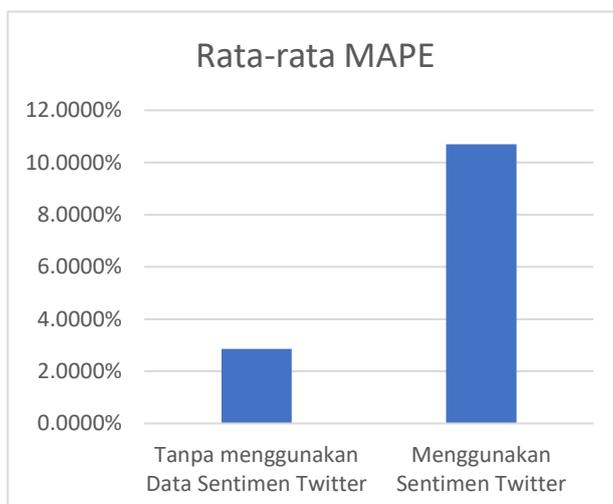
Pengujian ini menunjukkan adanya pengaruh jumlah *neuron* pada kinerja model. Nilai MAPE yang didapat mengalami penurunan seiring dengan penambahan jumlah *neuron*. Saat *neuron* berjumlah 50, terjadi kenaikan nilai MAPE kembali yang artinya diketahui bahwa jumlah *neuron* yang paling optimal adalah 20. Jumlah *neuron* dibawah 20 akan menghasilkan model yang *underfitting* dan jumlah *neuron* di atas 20 akan menghasilkan model yang *overfitting*.

4.2 Pengujian Penggunaan Data Sentimen Twitter

Pengujian penggunaan data sentimen *Twitter* dilakukan hanya menggunakan 31 baris data permasing-masing variabel, hal ini karena keterbatasan data sentimen *Twitter* yang diperoleh. Pengujian ini dilakukan untuk mengujikan apakah sentimen *Twitter* menambah performa dari model prediksi atau sebaliknya. Hasil dari skenario pengujian ini dapat dilihat pada Tabel 7, Tabel 8 dan Tabel 9, serta Gambar 9, Gambar 10 dan Gambar 11.

Tabel 7. Pengujian Penggunaan Data Sentimen *Twitter* (*Bitcoin*)

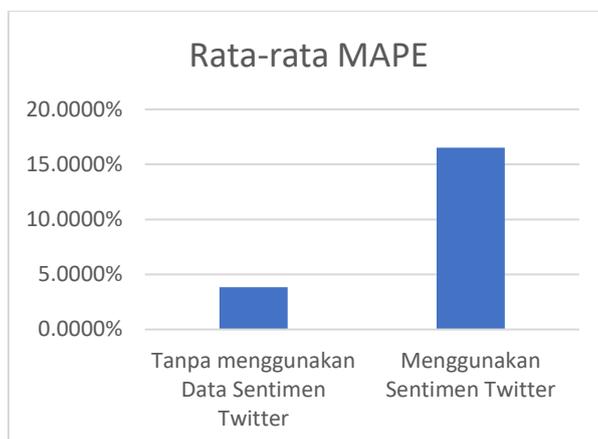
Data	Rerata MAPE
Tanpa Menggunakan Data <i>Twitter</i>	2.8590%
Menggunakan <i>Twitter</i>	10.6994%



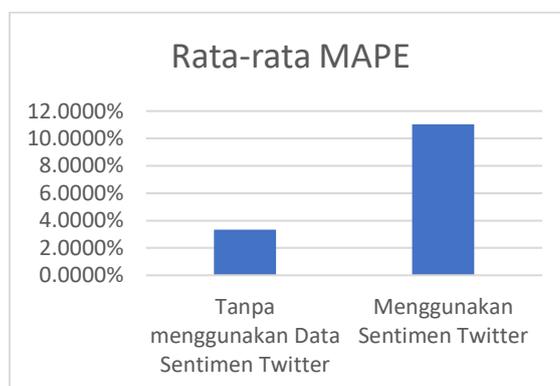
Gambar 9. Grafik Hasil Pengujian Penggunaan *Twitter* (*Bitcoin*)

Tabel 8. Pengujian Penggunaan Data Sentimen *Twitter (Ethereum)*

Data	Rerata MAPE
Tanpa Menggunakan Data Twitter	3.8394%
Menggunakan Twitter	16.528%

Gambar 10. Grafik Hasil Pengujian Penggunaan *Twitter (Ethereum)*Tabel 9. Pengujian Penggunaan Data Sentimen *Twitter (Bnb)*

Data	Rerata MAPE
Tanpa Menggunakan Data Twitter	3.3376%
Menggunakan Twitter	11.0310%

Gambar 11. Grafik Hasil Pengujian Penggunaan *Twitter (Bnb)*

Hasil pengujian menunjukkan pengaruh penggunaan data sentimen Twitter berdampak kurang bagus pada model prediksi, dikarenakan pada pengujian Menggunakan Sentimen *Twitter* seluruh data hanya berjumlah 31, sedangkan pada pengujian Tanpa Menggunakan Data Sentimen *Twitter* seluruh data berjumlah 1190, terdapat ketimpangan yang sangat jauh pada jumlah data yang menyebabkan model prediksi penggunaan data sentimen menjadi buruk.

Dalam hasil pengujian yang dilakukan (jumlah dataset, jumlah *neuron*) menghasilkan nilai *error* MAPE yang bagus, hal ini sesuai pada penelitian [4]. Pada penelitian tersebut juga menghasilkan nilai *error* MAPE rendah di bawah 10%. Pada pengujian penggunaan data sentimen *Twitter* terhadap *Cryptocurrency* menghasilkan nilai *error* MAPE yang lebih tinggi dikarenakan minimnya jumlah data yang diperoleh, walaupun pada penelitian [11] menyimpulkan penggunaan data sentimen cukup baik terhadap data *Cryptocurrency*.

5. Simpulan

Berdasarkan dari hasil pengujian prediksi, penggunaan algoritme *Extreme Learning Machine* terbukti dapat digunakan untuk membangun model prediksi terhadap data *time series* karena ELM memiliki kemampuan yang baik untuk mengingat dan menyimpan data *history* jangka pendek maupun jangka panjang. Beberapa pengujian yang telah dilakukan pada algoritma ELM menghasilkan nilai MAPE yang sangat rendah. Berdasarkan hasil pengujian, didapatkan komposisi data terbaik yaitu, persentase data latih/ *training* 80%, jumlah *neuron* 20, serta tanpa menggunakan dataset sentimen *Twitter* yang menghasilkan nilai MAPE pada kripto *Bitcoin* sebesar 2.8590%, *Ethereum* sebesar 3.8394%, Bnb sebesar 3.3376%.

Rekomendasi yang dapat diberikan pada penelitian selanjutnya, dapat menggunakan data sentimen *Twitter* yang lebih banyak, sehingga dapat meningkatnya akurasi model terhadap penggunaan dataset *Twitter*, serta dapat menambahkan fitur-fitur lain yang berhubungan dan berkaitan dengan *Cryptocurrency*.

Daftar Referensi

- [1] N. Huda and R. Hambali, "Risiko dan Tingkat Keuntungan Investasi Cryptocurrency," *J. Manaj. dan Bisnis Performa*, vol. 17, no. 1, pp. 72–84, 2020.
- [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] M. W. P. Aldi, Jondri, and A. Aditsania, "Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin," in *e-Proceeding of Engineering*, vol. V, no. 2, p. 3548, 20218.
- [4] R. Faizal, B. D. Setiawan, and I. Cholissodin, "Prediksi Nilai Cryptocurrency Bitcoin menggunakan Algoritme Extreme Learning Machine (ELM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. III, no. 5, pp. 4226–4233, 2019.
- [5] "Crypto Research Reports | Gemini | Gemini." <https://www.gemini.com/state-of-crypto> (accessed Jan. 13, 2023).
- [6] I. G. M. H. Pratama, I. W. Sumarjaya, and N. L. P. Suciptawati, "Peramalan Harga Bitcoin Dengan Metode Smooth Transition Autoregressive (Star)," *E-Jurnal Mat.*, vol. XI, no. 2, p. 100, 2022.
- [7] P. H. Padhila, I. Cholissodin, and P. P. Adikara, "Prediksi Harga Bitcoin berdasarkan Data Historis Harian dan Google Trend Index menggunakan Algoritme Extreme Learning Machine," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. XI, no. 7, pp. 3515–3524, 2022.
- [8] S. Y. Xu, "Stock price forecasting using information from Yahoo finance and Google Trend," pp. 1–22, 2014, [Online]. Available: [https://www.econ.berkeley.edu/sites/default/files/Selene Yue Xu.pdf](https://www.econ.berkeley.edu/sites/default/files/Selene%20Yue%20Xu.pdf)
- [9] A. Jain, S. Tripathi, H. Dhardwivedi, and P. Saxena, "Forecasting Price of Cryptocurrencies Using Tweets Sentiment Analysis," *Proc. 2018 11th Int. Conf. Contemp. Comput.*, vol. I, no. 2, pp. 29–34, 2018.
- [10] J. Abraham *et al.*, "Cryptocurrency Price Prediction Using Tweet Volumes and Sentiment Analysis Cryptocurrency Price Prediction Using Tweet Volumes and Sentiment Analysis," *SMU Data Sci. Rev.*, vol. I, no. 3, pp. 1–21, 2018.
- [11] R. Parlika, S. I. Pradika, A. M. Hakim, and K. R. N M, "Analisis Sentimen Twitter Terhadap Bitcoin Dan Cryptocurrency Berbasis Python Textblob," *J. Ilm. Teknol. Inf. dan Robot.*, vol. II, no. 2, pp. 33–37, 2020.
- [12] G. Bin Huang, Q. Y. Zhu, and C. K. Siew, "Extreme learning machine: A new learning scheme of feedforward neural networks," *IEEE Int. Conf. Neural Networks - Conf. Proc.*, vol. II, no. 1, pp. 985–990, 2014.
- [13] G. Ariwanda, I. Cholissodin, and Tibyani, "Prediksi Harga Cabai Rawit di Kota Malang Menggunakan Algoritme Extreme Learning Machine (ELM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. III, no. 6, pp. 5291–5298, 2019.
- [14] H. Fu, Y. Wang, and Z. Hongmei, "Ship rolling motion prediction based on extreme learning machine," *Proc. 34th Chinese Control Conf.*, vol. XXXIV, no. 28, pp. 3468–3472, 2015.
- [15] Y. L. D. Pradipta, D. Arisandi, and T. Sutrisno, "Analisis Fluktuasi Harga Saham Blue Chips Dengan Menggunakan Algoritma C4.5," *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. X, no. 1, pp. 1–6, 2022.
- [16] S. C. Nayak, B. Satyanarayana, B. P. Kar, and J. Karthik, "An Extreme Learning Machine-

- Based Model for Cryptocurrencies Prediction,” *Smart Innov. Syst. Technol.*, vol. CCXXV, no. 1, pp. 127–136, 2021, doi: 10.1007/978-981-16-0878-0_13/COVER.
- [17] Irwan, “10 Mata Uang Kripto Terbesar di Dunia Pada September 2022.” <https://voi.id/teknologi/208114/10-mata-uang-kripto-terbesar-di-dunia-pada-september-2022> (accessed Jan. 01, 2023).
- [18] M. Z. Alfikri, “Analisis Sentimen Twitter terhadap Kartu Prakerja di tengah Pandemi COVID-19 menggunakan Algoritma Pencocokan String dan library TextBlob,” pp. 1–5, 2020, [Online]. Available: <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Stmik/2019-2020/Makalah/Makalah-Stima-2020-031.pdf>
- [19] R. Fatwa, I. Cholissodin, and Y. A. Sari, “Penerapan Metode Extreme Learning Machine Untuk Prediksi Konsumsi Penerapan Metode Extreme Learning Machine Untuk Prediksi Konsumsi Batubara Sektor Pembangkit Listrik Tenaga Uap,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. III, no. 11, pp. 10749–10755, 2019.