

# Pemrograman Finansial Untuk Memprediksi Volatilitas Nilai Mata Uang Kripto Berbasis *Deep Learning* Melalui Implementasi Metode *LSTM* (Studi Kasus: *Bitcoin, Ethereum, Tether Dan Binance Coin*)

Muh Faiq Rian Dani<sup>1</sup>, Mukrodin<sup>2</sup>, Achmad Syaqui<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universitas Peradaban

<sup>2</sup>Universitas Peradaban

<sup>3</sup>Universitas Peradaban

Email: <sup>1</sup>meryanvandanni@gmail.com, <sup>2</sup>mukrodins@gmail.com, <sup>3</sup>okysyauqi@peradaban.ac.id

## Abstrak

Sebuah inovasi yang lahir dari revolusi industri 4.0 dalam bidang finansial ialah “*cryptocurrency*” yakni bentuk mata uang digital sebagai alternatif dari mata uang konvensional yang tercipta dari rangkaian *blockchain*. Dalam era industri 4.0 ini pasar mata uang kripto begitu masif, hal tersebut berpengaruh terhadap volatilitas nilai mata uang kripto yang cukup tinggi. Berdasarkan data dari *finance.yahoo.com*, empat posisi market cap teratas per tanggal 18 April 2022 antara lain *Bitcoin, Ethereum, Theter* dan *Binance Coin*. Volatilitas nilai mata uang kripto cenderung fluktuatif, yang mana mengalami penguatan dan pelemahan secara signifikan. Hal tersebut membuat transaksi perdagangan pasar kripto terbilang spekulatif dan sangat berisiko. Pemrograman finansial perlu dilakukan untuk memprediksi nilai mata uang kripto. salah satu metode yang digunakan untuk memprediksinya ialah *deep learning* dengan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)*, yang berfokus untuk menangani data yang bersifat *time series* seperti harga mata uang kripto. Tujuan penelitian ini menerapkan metode *deep learning* prediksi dengan *Long Short-Term Memory (LSTM)* pada pemrograman finansial menggunakan bahasa *Python* dalam melakukan prediksi nilai mata uang kripto yakni *Bitcoin, Ethereum, Theter* dan *Binance Coin* kemudian mengetahui tingkat nilai *error* yang dihasilkan. Hasil akhir penelitian ini algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)* berhasil diterapkan yang mana *epochs* dalam pengujianya berjumlah 20 serta *batch size* sebanyak 30 kemudian menghasilkan pola prediksi nilai mata uang kripto dimana hampir semua pola prediksi tersebut mengikuti nilai aktual mata uang kripto dengan hasil evaluasi menggunakan *Mean Absolute Error* dari masing-masing mata uang kripto antara lain *bitcoin* dengan persentase 2%, *ethereum* 3%, *tether* 2%, *binance coin* 2%.

**Keyword:** *Mata Uang Kripto, Prediksi, Long Short-Term Memory (LSTM), Python.*

## I. PENDAHULUAN

Teknologi informasi berkembang begitu cepat seiring dengan perkembangan zaman. Hal tersebut dibuktikan dalam sebuah revolusi industri 4.0 dimana kemajuan teknologi melahirkan berbagai macam inovasi termasuk dalam kegiatan ekonomi yang berfokus pada bidang finansial. Teknologi informasi dalam bidang finansial diwujudkan salah satunya dalam penggunaan komputer yang merupakan piranti sebagai faktor penting serta berpengaruh terhadap perkembangan bidang finansial. Salah satu inovasi yang lahir dari revolusi industri 4.0 dalam bidang finansial ialah “*cryptocurrency*” atau dalam istilah bahasa indonesia ialah mata uang kripto yakni bentuk mata uang digital sebagai alternatif dari mata uang konvensional yang tercipta dari rangkaian *blockchain*. Dalam era industri 4.0 ini pasar mata uang kripto begitu masif, hal tersebut berpengaruh terhadap volatilitas harga mata uang kripto yang cukup tinggi.

Terdapat berbagai macam jenis mata uang kripto. Masing-masing mata uang kripto tersebut memiliki volatilitas harga market capnya sendirisendiri. Berdasarkan data dari *finance.yahoo.com*, empat posisi *market cap* teratas per tanggal 18 April 2022 pukul 12.00 WIB antara lain pada Tabel 1 sebagai berikut:

Tabel 1. *Market Cap* Mata Uang Kripto

No	Mata Uang	Nilai Market Cap	
		US Dollar	Rupiah
1	Bitcoin	737.702B\$	Rp10,615,038,494,866,028
2	Ethereum	350.898B\$	Rp5,040,513,067,289,717
3	Theter	82.756B\$	Rp1,188,428,740,032,025
4	Binance Coin	65.691B\$	Rp942,421,691,961,363

Pertumbuhan besar-besaran pasar mata uang kripto membuat harga pasar mata uang kripto sangat fluktuatif. Hal ini memungkinkan pasar mata uang kripto untuk menawarkan

potensi keuntungan yang tinggi, tetapi dengan risiko yang tinggi pula, karena pergerakan harga pasar cenderung sangat fluktuatif.

Volatilitas nilai mata uang kripto yang fluktuatif tersebut membuat transaksi perdagangan pasar kripto terbilang spekulatif dan sangat berisiko. Dengan demikian maka perlu dilakukan pemrograman finansial untuk memprediksi harga mata uang kripto agar dapat membantu *trader* maupun investor memiliki pertimbangan dalam mengambil keputusan untuk melakukan transaksi mata uang kripto.

Melalui data volatilitas nilai mata uang kripto tersebut, salah satu metode yang digunakan untuk memprediksinya ialah *deep learning* dengan algoritma *long short-term memory (LSTM)*. Algoritma ini berfokus untuk menangani data yang bersifat *time series* seperti harga mata uang kripto. *LSTM* merupakan pengembangan dari algoritma *RNN (Recurrent Neural Network)* dimana mampu mengatasi ketergantungan jangka panjang (*long term dependencies*) pada inputannya [1]. Selain itu *LSTM* memiliki kemampuan melatih data secara efektif dengan cara memperbarui bobot secara cepat dengan meminimalisasi *gradient* hilang yang mana tidak diakomodasi oleh *RNN* [2]. Hal tersebut menjadikan prediksi agar lebih akurat terhadap suatu variabel. Kemudian setelah dilakukan pemodelan *LSTM* pada prediksi harga mata uang kripto, maka dilakukan uji tingkat *error* untuk mengetahui tingkat performa pemodelan dari *LSTM*

## II. LANDASAN TEORI

### A. Pemrograman

Pemrograman merupakan proses dari mulai menulis kode, menguji kode, memperbaiki serta memelihara kode tersebut untuk membangun sebuah program pada komputer. Diperlukan keterampilan algoritma, logika, bahasa pemrograman dan pengetahuan matematika untuk melakukan sebuah pemrograman [3]. Pemrograman adalah sekumpulan perintah ataupun instruksi terdiri atas sebuah bahasa atau beberapa bahasa pemrograman yang tersusun sedemikian rupa guna menyelesaikan sebuah masalah.

Bahasa pemrograman pada penelitian ini yang digunakan untuk melakukan prediksi harga mata uang kripto berbasis *Deep Learning* menggunakan metode *Long Short-Term Memory LSTM* yaitu bahasa pemrograman *Python*.

### B. Python

*Python* adalah salah satu dari bahasa sedikit bahasa yang elemen program dasarnya cukup sederhana [4]. Sederhana yang dimaksudkan tersebut ialah bahasa pemrograman yang interpretatif yang dianggap mudah dipelajari serta berfokus pada keterbacaan kode. *Python* dengan kata lain memiliki kode-kode pemrograman yang sangat jelas, lengkap dan mudah untuk dipahami [5]. Beberapa paket populer milik *python* antara lain [6] :

1. *Scipy* dan *Scikit*, pustaka untuk membuat aplikasi *machine learning* dan kecerdasan buatan (*artificial intelligence*).
2. *Matplotlib*, pustaka untuk membuat grafik untuk keperluan saintifik.
3. *TensorFlow*, pustaka untuk membuat aplikasi yang ditenagai oleh *deep learning*.

### C. Volatilitas

Volatilitas atau volatility merupakan standar deviasi dari outcome. Artinya, semakin tinggi volatilitas, maka semakin besar tingkat risiko [7].

Volatilitas secara sederhana dapat dihitung dengan menggunakan simple moving average serta standar deviasi [8]. Rumus matematis simple moving average dan standar deviasi dapat ditulis sebagai berikut :

1. *Simple Moving Average*

$$SMA = \frac{a_1 + a_2 + \dots + a_n}{n}$$

2. *Standar Deviasi*

Standar deviasi merupakan akar kuadrat dari varian yaitu  $S = \sqrt{s^2}$ . Maka jika salah satu nilai dari kedua ukuran tersebut diketahui maka akan diketahui juga nilai ukuran yang lain. Persamaan untuk varian yaitu :

$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n(n-1)}$$

Sedangkan untuk persamaan dari standar deviasi yaitu :

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n(n-1)}}$$

Dimana :

$s^2$  = varian

s = standar deviasi (simpangan baku)

$x_i$  = nilai x ke-i

$\bar{x}$  = rata-rata

n = ukuran sampel [9]

### D. Cryptocurrency

*Cryptocurrency* atau mata uang kripto merupakan sistem mata uang virtual yang fungsinya serupa dengan mata uang konvensional yang memungkinkan pengguna untuk melakukan pembayaran secara virtual atas transaksi bisnis yang terjadi tanpa biaya jasa namun tetap memiliki otoritas kepercayaan yang terpusat [10]. *Cryptocurrency* adalah mata uang digital virtual terdesentralisasi yang dihasilkan oleh kriptografi melalui rangkaian yang memuat kode dengan algoritma yang kompleks [11].

Layaknya mata uang konvensional, mata uang kripto tidak memiliki wujud. Transaksinya diatur oleh rangkaian kode atau yang bisa disebut blockchain. Mata uang kripto dikelola oleh penggunanya sendiri bukan dengan pihak ketiga.

### E. Deep Learning

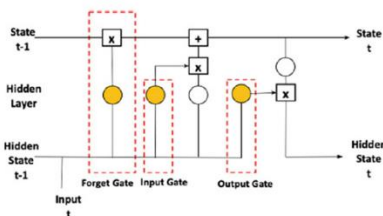
*Deep Learning* merupakan pengembangan dari neural network atau jaringan syaraf yang memungkinkan algoritmanya bekerja dengan sangat baik dalam membangun suatu model prediksi pada suatu permasalahan yang kompleks, salah satu contohnya ialah *self driving car* dan *speech translation* yang merupakan kemajuan teknologi yang dihasilkan oleh *Deep Learning* [12]. Hal tersebut yang *Deep Learning* memiliki sistem yang meniru cara kerja layaknya otak manusia. Berikut adalah prinsip kerja dari *Deep Learning* [13] :

1. Buat arsitektur *Deep Learning*. Arsitektur tersebut terdiri dari layer input, hidden (*darknet/* layer gelap/ tersembunyi), dan *output*

2. Siapkan data atau item apa saja yang diperlukan ketika proses pelatihan dan pengujian *Deep Learning*.
3. Pertimbangkan untuk tempat implementasi dan kode programnya. penggabungan bisa dengan membuat sebagian secara *scratch* dan menggunakan sebagian kode dari *library*, atau menggunakan *full library*.
4. Lakukan pengujian yang sesuai dengan standar dari algoritma *Deep Learning*, mulai dari parameter, sampai ke pengujian bentuk arsitekturnya.
5. Optimasi algoritma *Deep Learning* dari hasil yang didapatkan saat ini

### F. Long Short-Term Memory (LSTM)

*Long Short-Term Memory* adalah algoritma yang merupakan pengembangan dari algoritma *RNN (Recurrent Neural Network)*. *Long Short-Term Memory* dikembangkan untuk mengatasi ledakan gradien serta penghilangan gradien pada proses pelatihan *RNN*, hal ini membuat *LSTM* cocok untuk memprediksi informasi *time series* yang relatif lama [14]. Sebagai algoritma yang dirancang untuk memperbaiki *RNN*, *LSTM* terdiri dari *neuron* yang terhubung secara berurutan dari *unit gate input* dan *output*, yang dikenal sebagai sel memori, untuk menyimpan memori input sebelumnya dan melupakan input ini untuk interval waktu baru [15]. arsitektur untuk *LSTM* dapat dilihat pada Gambar 1 sebagai berikut :



Gambar 1. Arsitektur *Long Short-Term Memory (LSTM)*

*LSTM* memiliki 3 gate yang merupakan kunci ke sel memori. Gerbang tersebut antara lain *forget gate* yaitu untuk memutuskan informasi apa yang akan dibuang dari sel. *Input gate* yaitu untuk memutuskan nilai yang diinput untuk memperbarui status memori. *Output gate* yaitu untuk memutuskan apa yang akan dikeluarkan berdasarkan *input* dari memori sel [16].

## III. METODE PENELITIAN

### A. Perancangan penelitian

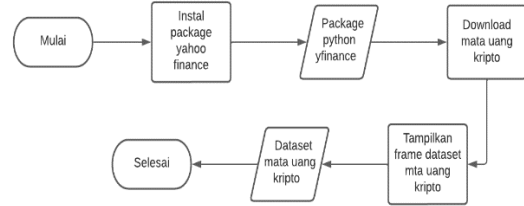
Penelitian ini memiliki tahapan meliputi pengumpulan data, *preprocessing*, permodelan dan pengukuran tingkat *error*. Perancangan penelitian digambarkan pada Gambar 2 sebagai berikut :



Gambar 2. Perancangan Penelitian

### B. Pengumpulan Data

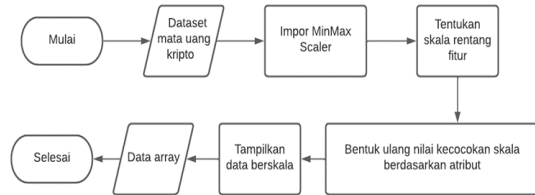
Data harga mata uang kripto diimpor dari situs *yahoo.finance.com*. Data historis yang digunakan selama rentang waktu lima tahun. Data harga mata uang kripto diimpor menggunakan *python package yfinance*. Proses pengumpulan data digambarkan dalam *flowchart* pada Gambar 3 berikut :



Gambar 3. *Flowchart* Pengumpulan Data

### C. Preprocessing

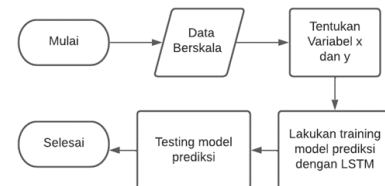
Sebelum melakukan permodelan *LSTM*, data terlebih dahulu ditransformasikan dengan melakukan normalisasi menggunakan teknik *MinMax Scalling* untuk menghilangkan nilai null pada dataset guna meminimalisir *error* saat uji model prediksi. Proses *preprocessing* data digambarkan dalam *flowchart* pada Gambar 4 berikut :



Gambar 4. Proses *Preprocessing*

### D. Permodelan

Beberapa tahapan yang dilakukan dalam membangun model prediksi dengan metode *Long Short-Term Memory (LSTM)* antara lain penentuan variabel  $x$  dan  $y$ , *training* model prediksi dengan *LSTM* dan *testing* model prediksi. Berikut ini merupakan *flowchart* pembuatan model prediksi yang dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Proses Permodelan

### E. Pengukuran Tingkat Error

Pengukuran tingkat *error* dilakukan untuk mengetahui seberapa besar tingkat *error* dari model prediksi yang dibangun. Model yang telah dibangun akan diuji menggunakan teknik *Mean Absolute Error (MAE)* untuk mengetahui nilai akurasi *error*. Berdasarkan perhitungan akurasi model prediksi yang diperoleh, kemudian dapat diketahui sejauh mana

ketepatan model *LSTM* dalam melakukan prediksi harga mata uang kripto..

#### F. Alat Dan Bahan Eksperimen

Diperlukan eksperimen dan proses pengujian model yang diusulkan dalam penelitian ini. Proses eksperimen dan pengujian model menggunakan bagian dari dataset yang ada. Tabel 2 merupakan tabel spesifikasi komputer dan sistem yang digunakan untuk melakukan eksperimen dan pengujian model.

Tabel 2. Spesifikasi Komputer Dan Sistem Yang digunakan

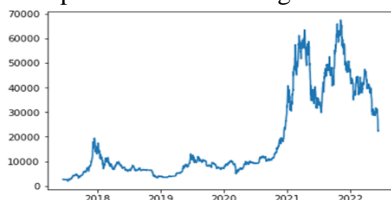
No	Hardware & Software	Spesifikasi
1	Processor	Intel(R) Core(TM) i5-5200U
2	Memori	8192MB RAM
3	Harddisk	500GB
4	Sistem Operasi	Windows 10 Home 64-bit
5	Aplikasi	Google Chrome, Google Colab
6	Bahasa Pemrograman	Python
7	Library	Tensorflow, Keras, Matplotlib, Pandas, Numpy, Scikit-Learn, YFinance

#### IV. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

##### A. Analisis Deskriptif Data Mata Uang Kripto

###### 1. Analisis Deskriptif Data Bitcoin

Analisis deskriptif data historis *bitcoin* selama lima tahun terakhir yakni pada rentang tahun 2017-2022 divisualisasikan pada Gambar 6 sebagai berikut:

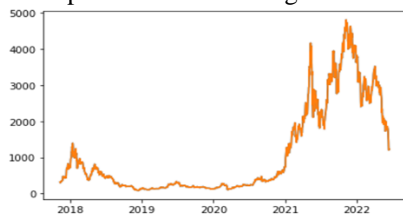


Gambar 6. Grafik Nilai *Bitcoin* Dalam Rentang Waktu Lima Tahun

Nilai *bitcoin* selama 2 tahun terakhir memiliki trend yang naik namun cenderung fluktuatif. Hal tersebut terlihat pada awal tahun 2021 yang mengalami kenaikan secara signifikan kemudian pada pertengahan tahun 2021 mengalami penurunan yang signifikan pula, kemudian *bitcoin* kembali mengalami kenaikan yang signifikan diakhir tahun 2021, lalu berangsur-angsur mengalami penurunan hingga pertengahan tahun 2022.

###### 2. Analisis Deskriptif Data *Ethereum*

Analisis deskriptif data historis *ethereum* selama lima tahun terakhir yakni pada rentang tahun 2017-2022 divisualisasikan pada Gambar 7 sebagai berikut:

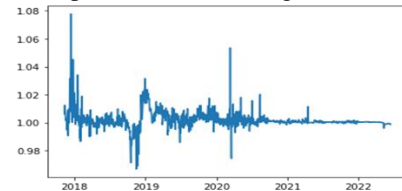


Gambar 7. Grafik Nilai *Ethereum* Dalam Rentang Waktu Lima Tahun

Nilai *ethereum* selama 2 tahun terakhir memiliki trend yang naik namun cenderung fluktuatif. Hal tersebut terlihat pada pertengahan tahun 2021 yang mengalami kenaikan dan penurunan secara signifikan kemudian pada akhir tahun 2021 mengalami kenaikan yang signifikan pula, kemudian *ethereum* berangsur-angsur mengalami penurunan secara signifikan pada tahun 2022.

###### 3. Analisis Deskriptif Data *Tether*

Analisis deskriptif data historis *tether* selama lima tahun terakhir yakni pada rentang tahun 2017-2022 divisualisasikan pada Gambar 8 sebagai berikut:

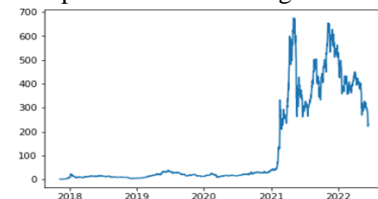


Gambar 8. Grafik Nilai *Tether* Dalam Rentang Waktu Lima Tahun

Nilai *tether* pada akhir tahun 2017 sampai memasuki tahun 2018 memiliki trend yang naik namun menurun drastis pada awal tahun 2018. Nilai *tether* mengalami pelemahan pada akhir 2018, kemudian kembali menguat saat memasuki tahun 2019. Nilai *tether* terus mengalami fluktuasi hingga akhir tahun 2020. Kemudian nilai *tether* cenderung stabil dalam kurun waktu dua tahun terakhir. Secara periodik nilai mata uang *tether* selalu fluktuatif hal ini karena ada peristiwa tertentu yang mempengaruhi fluktuasi nilai mata uang *tether*.

###### 4. Analisis Deskriptif Data *Binance Coin*

Analisis deskriptif data historis *binance coin* selama lima tahun terakhir yakni pada rentang tahun 2017-2022 divisualisasikan pada Gambar 9 sebagai berikut:



Gambar 9. Grafik Nilai *Binance Coin* Dalam Rentang Waktu Lima Tahun

Nilai *binance coin* selama kurun waktu empat tahun mengalami kestabilan namun berada dalam nilai terendah. *Binance coin* mengalami trend penguatan secara fantastis di awal tahun 2021 hingga kemudian nilai *binance coin* berangsur-angsur mengalami fluktuasi sampai pertengahan tahun 2022.

##### B. Prediksi Volatilitas Nilai Mata Uang Kripto Menggunakan Long Short-Term Memory

###### 5. Pengumpulan Data

Pengumpulan data bersumber dari situs *finance.yahoo.com* yang diambil dalam rentang waktu 5 tahun, terhitung dari tanggal 17 Juni 2017 sampai dengan tanggal 16 Juni 2022. Data yang digunakan merupakan data mata uang kripto dengan mata uang antara lain *bitcoin*, *ethereum*, *tether* dan *binance coin*. Pengumpulan

data menggunakan fungsi python yaitu *package installer python*.

6. *Preprocessing Data*

Teknik yang digunakan dalam proses *prerocessing data* yakni *MinMax Scalling* dengan melakukan transformasi data secara linier dari data asli. Teknik *minmax scaling* tersebut kemudian menghasilkan output dari variabel *scaled\_data* yang berupa data *array*. Data array keempat mata uang kripto tertuang pada tabel 3 berikut

Tabel 3. Data Array Mata Uang Kripto

No	Mata Uang Kripto	Nilai Data Array
1	Bitcoin	[0.01106175], [0.00942258], [0.01005195], ...
2	Ethereum	[0.30892592], [0.31450275], [0.0500395], [0.0454642], [0.04872747], ...
3	Tether	[0.2384533 ], [0.24301011], [0.37340447] [0.3538967 ], [0.38068653], ...
4	Binance Coin	[0.29046351], [0.2903558 ], [7.12590782E-04], [4.24934910E-04], [2.37490711E-04], ... [3.28863148E-01], [3.43956380E-01],

7. *Training Long Short Term Memory*

Langkah awal pada tahap proses training ini adalah penentuan variabel x dan y. variabel x = waktu interval unuk *training*, sedangkan variabel y = interval prediksi. waktu interval *training* yang ditentukan sebagai varibael x kemudian diinputkan *valuenya* sebesar 24, sedangkan interval prediksi yang merupakan variabel y *valuenya* ialah setengah dari variabel x yakni 12.

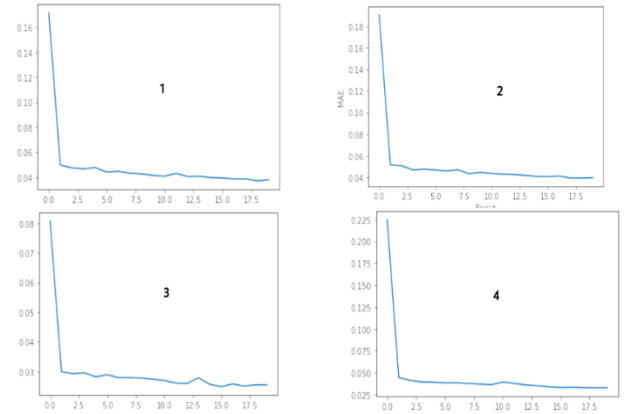
Selanjutnya ialah *training* model *LSTM*. Arsitektur *LSTM* dengan model *sequential*. Arsitektur *LSTM* tertuang pada Tabel 4 sebagai berikut:

Tabel 4. Arsitektur LSTM

No	Layer LSTM
1	LSTM
2	LSTM_1
3	LSTM_2
4	Dropout

Penelitian ini memiliki tiga buah *layer* pada arsitektur *LSTM*. *Layer* yang pertama memiliki jumlah *node hidden* 50, *layer* kedua memiliki jumlah *node hidden* 50 dan *layer* ketiga memiliki *node hidden* 50 dengan aktivasi *relu*. Setelah itu *dense* pada *layer* adalah sebagai *outputnya* dengan aktivasi *sigmoid*. Selanjutnya kompilasikan model *LSTM* tersebut dengan manambahkan akurasi *loss* menggunakan *mean absolute error* dan *optimizer adam*, lalu tentukan jumlah *epochsnya*. Pada penelitian ini, *epochs* yang ditentukan berjumlah 20, dengan jumlah *batch size*

sebanyak 30. Dari hasil training kemudian menghasilkan nilai *loss* pada masing-masing data mata uang kripto pada Gambar 10 berikut:



Gambar 10. Nilai Loss Training Mata Uang Kripto

Nilai *loss* pada gambar tersebut antara lain (1) *bitcoin*, (2) *ethereum*, (3) *tether*, (4) *binance coin*. Semakin banyak jumlah *epochs* maka semakin turun nilai *lossnya*.

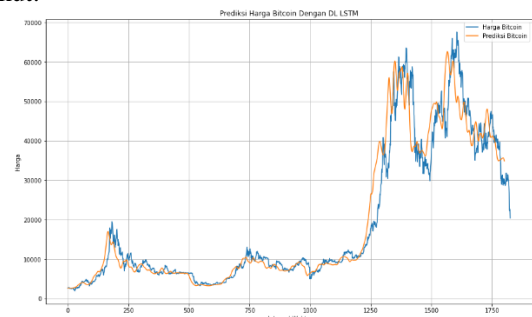
8. *Prediksi Nilai Mata Uang Kripto*

Tahap ini dilakukan testing data mata uang kripto yang menghasilkan prediksi nilai keempat mata uang kripto yakni *bitcoin*, *ethereum*, *tether* dan *binance coin* disajikan kedalam bentuk tabel serta divisualisasikan kedalam bentuk grafik *line chart*. Tabel-tabel dan Gambar-gambar *line chart* hasil prediksi tersebut sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil Prediksi Nilai Mata Uang Bitcoin

No	Prediksi Nilai Bitcoin	Data Aktual
1	2663.456787	2655.879883
2	2660.759277	2548.290039
3	2657.122803	2589.600098
4	2652.175537	2721.790039
5	2645.540527	2689.100098
...	...	...
1802	35643.152344	20381.650391

Hasil prediksi nilai mata uang *bitcoin* yang telah dilakukan pada tahap *testing* kemudian dibandingkan dengan data aktual nilai mata uang *bitcoin*. Model prediksi *Long Short-Term Memory* mampu memprediksi data nilai mata uang *bitcoin*. Volatilitas nilai mata uang bitcoin kemudian divisualisasikan pada Gambar 11 sebagai berikut:



Gambar 11. Prediksi Volatilitas Nilai Mata Uang Bitcoin

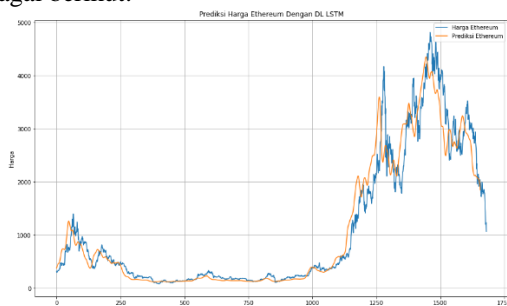
Ilustrasi prediksi nilai mata uang kripto ditampilkan dengan dua warna grafik. Warna oranye menampilkan data prediksi sedangkan warna biru menampilkan data aktual. Gambar 4.6 menunjukkan pola nilai prediksi mengikuti pola nilai aktual. Artinya nilai prediksi dan nilai aktual

mata uang bitcoin tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan. Selanjutnya hasil prediksi nilai mata uang *ethereum* dapat dilihat pada Tabel 6 berikut:

Tabel 6. Hasil Prediksi Nilai Mata Uang *Ethereum*

No	Prediksi Nilai Bitcoin	Data Aktual
1	383.059845	320.884003
2	397.850677	299.252991
3	413.033508	314.681000
4	426.851898	307.907990
5	439.679596	316.716003
...	...	...
1802	1851.162109	1067.730713

Hasil prediksi nilai mata uang *ethereum* yang telah dilakukan pada tahap *testing* kemudian dibandingkan dengan data aktual nilai mata uang *ethereum*. Model prediksi *Long Short-Term Memory* mampu memprediksi data nilai mata uang *ethereum*. Volatilitas nilai mata uang *ethereum* kemudian divisualisasikan pada Gambar 12 sebagai berikut:



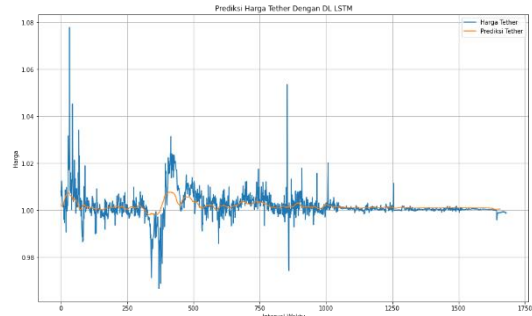
Gambar 12. Prediksi Volatilitas Nilai Mata Uang *Ethereum*

Ketika volatilitas nilai *ethereum* cenderung stabil, pola prediksi mengikuti pola nilai aktual. Sedangkan pada volatilitas yang fluktuatif, pola prediksi dan pola nilai aktual terdapat perbedaan yang tidak begitu signifikan. Selanjutnya Hasil prediksi nilai mata uang *tether* dapat dilihat pada Tabel 7 berikut:

Tabel 6. Hasil Prediksi Nilai Mata Uang *Tether*

No	Prediksi Nilai Bitcoin	Data Aktual
1	1.002431	1.008180
2	1.002252	1.006010
3	1.002133	1.008990
4	1.001961	1.012470
5	1.001754	1.009350
...	...	...
1657	1.000508	0.998930

Hasil prediksi nilai mata uang *tether* yang telah dilakukan pada tahap *testing* kemudian dibandingkan dengan data aktual nilai mata uang *tether*. Model prediksi *Long Short-Term Memory* mampu memprediksi data nilai mata uang *tether*. Volatilitas nilai mata uang *tether* kemudian divisualisasikan pada Gambar 13 sebagai berikut:



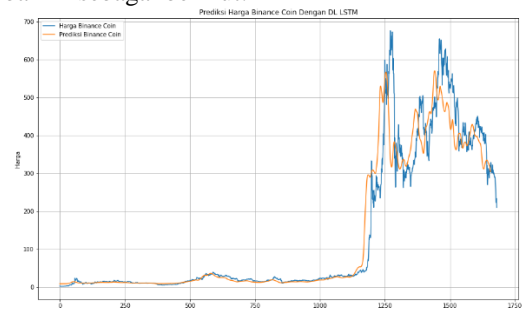
Gambar 13. Prediksi Volatilitas Nilai Mata Uang *Tether*

Volatilitas nilai prediksi *tether* cenderung stabil, sedangkan volatilitas nilai aktual *tether* cenderung menunjukkan fluktuasi. Nilai *tether* yang sangat fluktuatif dipengaruhi oleh faktor-faktor ataupun peristiwa-peristiwa tertentu. Hal ini yang membuat pola nilai prediksi dengan *LSTM* tidak mampu mengikuti pola nilai aktual. Selanjutnya Hasil prediksi nilai mata uang *binance coin* dapat dilihat pada Tabel 8 berikut:

Tabel 8. Hasil Prediksi Nilai Mata Uang *Binance Coin*

No	Prediksi Nilai Bitcoin	Data Aktual
1	8.145403	1.990770
2	8.146950	1.796840
3	8.148738	1.670470
4	8.150989	1.519690
5	8.153440	1.686620
...	...	...
1657	303.769165	209.538742

Hasil prediksi nilai mata uang *binance coin* yang telah dilakukan pada tahap *testing* kemudian dibandingkan dengan data aktual nilai mata uang *binance coin*. Model prediksi *Long Short-Term Memory* mampu memprediksi data nilai mata uang *binance coin*. Volatilitas nilai mata uang *binance coin* kemudian divisualisasikan pada Gambar 14 sebagai berikut:



Gambar 14. Prediksi Volatilitas Nilai Mata Uang *Binance Coin*

Gambar 14 menampilkan perbandingan antara pola prediksi nilai *binance coin* dan nilai aktual *binance coin*. Saat volatilitas nilai aktual *binance coin* stabil, pola prediksi mengikuti pola nilai aktual *binance coin*. Kemudian saat volatilitas nilai *binance coin* yang fluktuatif, pola prediksi mengikuti pola nilai aktual meskipun terdapat perbedaan yang signifikan.

### C. Pengukuran Tingkat Error Prediksi Nilai Mata Uang Kripto

Eksperimen model prediksi nilai mata uang kripto yang telah dihasilkan pada penelitian ini menggunakan metode *Long Short-Term Memory (LSTM)* dievaluasi kinerjanya menggunakan *Mean Absolute Error (MAE)*. Diketahui bahwa eksperimen memberikan hasil yang baik, hal ini dibuktikan oleh nilai tingkat *error* yang dihasilkan kecil dan sangat baik. Nilai tingkat *error* prediksi nilai mata kripto ditunjukkan pada Tabel 9 berikut:

Tabel 8. Nilai Tingkat Error Prediksi Nilai Mata Uang Kripto

No	Mata Uang Kripto	Data Aktual
1	Bitcoin	0.03750621091553502
2	Ethereum	0.03879812735791751
3	Tether	0.025341291769093506
4	Binance Coin	0.03180790384221925

Kinerja model *LSTM* telah dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Error (MAE)*. Evaluasi tersebut menghasilkan ukuran tingkat *error* dari masing-masing mata uang kripto. Diketahui bahwa tingkat *error* pada mata uang *bitcoin*, *tether* dan *binance coin* berada pada nilai 0.02 atau dalam bentuk persentasenya ialah sebesar 2%. Sedangkan mata uang *ethereum* berada pada nilai 0.03 atau dalam bentuk persentasenya ialah sebesar 3%.

### V. KESIMPULAN

Metode *Long Short Term Memory (LSTM)* dapat diterapkan untuk memprediksi volatilitas nilai mata uang kripto melalui data volatilitas *Bitcoin*, *Ethereum*, *Tether* dan *Binance Coin*. Hal tersebut dibuktikan berdasarkan hasil *testing* prediksi nilai mata uang kripto dimana pola prediksi nilai mata uang kripto hampir semua mengikuti nilai aktual mata uang kripto. Lebih detailnya, untuk prediksi nilai mata uang *bitcoin* tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan karena pola prediksinya mengikuti pola nilai aktual. Kemudian pada mata uang *ethereum*, pola prediksi mengikuti nilai aktual saat volatilitasnya cenderung stabil sedangkan pada volatilitas yang fluktuatif, pola prediksi dan pola nilai aktual terdapat perbedaan yang tidak begitu signifikan. Lalu pada mata uang *tether* terdapat sebuah perbedaan terhadap pola nilai prediksi yang cenderung stabil namun nilai aktualnya sangat fluktuatif, dimana hal tersebut dipengaruhi oleh *event* atau faktor-faktor tertentu. Selanjutnya pada mata uang *binance coin*, pola prediksi mengikuti pola nilai aktual pada volatilitas yang stabil sedangkan pada volatilitas yang fluktuatif, pola prediksi mampu mengikuti pola nilai aktual meskipun terdapat perbedaan yang tidak begitu signifikan.

Hasil *testing* metode *Long Short-Term Memory* dievaluasi hasil kinerjanya dengan *Mean Absolute Error (MAE)* yang kemudian diketahui bahwa eksperimen memberikan hasil yang sangat baik dengan tingkat *error* yang sangat kecil dimana untuk mata uang *bitcoin* persentase sebesar 2%, *ethereum* 3%, *tether* 2% dan *binance coin* 2%. Untuk penelitian selanjutnya, pemilihan studi kasus mata uang kripto yang bukan merupakan *stablecoin* yakni mata uang kripto yang terikat dengan aset nyata seperti dolar AS. Hal ini karena

menyangkut kestabilan volatilitas mata uang kripto guna keakuratan model prediksi.

### VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] 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.
- [2] S. E. Salsabila, "MODEL PREDIKSI PENJUALAN MULTI-ITEM TIME SERIES BERBASIS MACHINE LEARNING MENGGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE DAN LONG SHORT-TERM MEMORY PADA PRODUK PERISHABLE (STUDI KASUS: RETAIL SAYUR TOSAGA)," vol. 2507, no. February, pp. 1–9, 2020.
- [3] M. K. Suendri and M. S. Indonesia, *Buku Ajar Pemrograman Berbasis Web*. Media Sains Indonesia, 2021.
- [4] Kenneth A. Lambert., *Fundamentals of Python Data structures*. 2019.
- [5] J. Enterprise, *Python untuk Programmer Pemula*. Elex media komputindo, 2019.
- [6] Y. Supardi; and M. Dr (CD) Dede, Skom, *Semua Bisa Menjadi Programmer Python Case Study*. Elex Media Komputindo, 2020.
- [7] S. E. Prof. Dr. Veithzal Rivai, *Islamic Risk Management for Islamic Bank*. Gramedia Pustaka Utama, 2013.
- [8] I. B. Indonesia, *Manajemen Risiko 3*. Gramedia Pustaka Utama, 2015.
- [9] "Varian dan Standar Deviasi (Simpangan Baku)," *Rumus Statistik*, 2013. <https://www.rumusstatistik.com/2013/07/varian-dan-standar-deviasi-simpangan.html> (accessed Apr. 23, 2022).
- [10] M. S. Rico Nur Ilham, *Strategi Investasi Aset Digital Cryptocurrency: Bintang Pustaka*. Bintang Pustaka Madani, 2021.
- [11] T. Goleman, *Cryptocurrency: Mining, Investing and Trading in Blockchain for Beginners. How to Buy Cryptocurrencies (Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin or Dash) and what wallet to use. Crypto currency investment strategies*. Zen Mastery, 2018.
- [12] F. A. Nugraha, N. H. Harani, R. Habibi, and R. M. Awangga, *Analisis Sentimen Terhadap Pembatasan Sosial Menggunakan Deep Learning*. Kreatif.
- [13] I. Cholissodin and A. A. Soebroto, "AI , MACHINE LEARNING & DEEP LEARNING ( Teori & Implementasi )," no. December, 2021.

- [14] Y. Jia, W. Zhang, and Y. Fu, *Proceedings of 2020 Chinese Intelligent Systems Conference: Volume I*. Springer Singapore, 2020.
- [15] G. A. Tsihrintzis, *Learning and Analytics in Intelligent Systems 23 Advances in Machine Learning / Deep Learning-based Technologies Selected Papers in Honour of Professor*, vol. 2. .
- [16] J. Brownlee, *Long Short-Term Memory Networks With Python: Develop Sequence Prediction Models with Deep Learning*. Machine Learning Mastery, 2017.