PENERAPAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) DALAM PREDIKSI PERGERAKAN HARGA CRYPTOCURRENCY MENGGUNAKAN DATA TIME SERIES

SATRIO WAHYUTAMA
H1051171057

SKRIPSI

JURUSAN REKAYASA SISTEM KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2024

PENERAPAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) DALAM PREDIKSI PERGERAKAN HARGA CRYPTOCURRENCY MENGGUNAKAN DATA TIME SERIES

SATRIO WAHYUTAMA
H1051171057

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Rekayasa Sistem Komputer

JURUSAN REKAYASA SISTEM KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2024

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Tugas Akhir Dalam Data	: Penerapan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM) Prediksi Pergerakan Harga Cryptocurrency Menggunakan Time Series
Nama Mahasiswa	: Satrio Wahyutama
NIM	: H1051171057
Jurusan/Program Studi	: Rekayasa Sistem Komputer
Tanggal Lulus	: 19 Juli 2024
SK Pembimbing	: No.1329/UN22.8/TD.06/2022/Tanggal 9 Februari 2022
SK Penguji	: No.2085/UN22.8/TD.06/2024/Tanggal 22 Juli 2024

Dosen Pembimbing

Pembimbing I	Pembimbing II
Tedy Rismawan, S.Kom., M.Cs.	Syamsul Bahri, S.Kom., M.Cs.
NIP. 198609222014041002	NIP. 198802272015041001

Dosen Penguji

Ketua Penguji	Anggota Penguji
Uray Ristian, S.Kom., M.Kom.	Kasliono, S.Mat., MCs.
NIP. 199012012019031017	NIP. 199306202022031005

Pimpinan Sidang (merangkap anggota penguji)	Sekretaris Sidang (merangkap anggota penguji)
Tedy Rismawan, S.Kom., M.Cs.	Syamsul Bahri, S.Kom., M.Cs.
NIP. 198609222014041002	NIP. 198802272015041001

Mengesahkan
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Tanjungpura

Prof. Dr. Gusrizal, S.Si., M.Si.
NIP. 197108022000031001

PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Satrio Wahyutama

NIM : H1051171057

Program Studi/ Jurusan : Rekayasa Sistem Komputer

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

dengan ini menyatakan bahwa dokumen ilmiah Tugas Akhir yang disajikan ini tidak mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai Peraturan Menteri Pendidikan, Kebudayaan, Riset, Dan Teknologi Republik Indonesia Nomor 39 Tahun 2021. Apabila di kemudian hari dokumen ilmiah Tugas Akhir ini mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai ketentuan perundangan tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dan/atau sanksi hukum yang berlaku.

Demikian pernyataan ini untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Pontianak, Juli 2024

Meterai Rp.10.000,-

Satrio Wahyutama
NIM. H1051171057

Penerapan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM) Dalam Prediksi Pergerakan Harga Cryptocurrency Menggunakan Data Time Series

ABSTRAK

Cryptocurrency merupakan teknologi *blockchain* yang diterapkan pada sistem desentralisasi, memiliki kebebasan, kecepatan dan keamanan dalam transaksi *cryptocurrency*, namun volatilitas yang tinggi merupakan bagian dari kelemahan yang dimiliki *cryptocurrency.* Kelemahan berupa volatilitas yang tinggi dimanfaatkan sebagai sarana investasi untuk mendapatkan keuntungan. Selain mendapatkan keuntungan, volatilitas yang tinggi dapat memberikan kerugian akibat kesalahan dalam menentukan pergerakan harga *cryptocurrency*. Hal ini membuat Prediksi diperlukan untuk dapat memprediksi pergerakan harga *cryptocurrency*. *Long Short Term Memory* (LSTM) merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk memprediksi harga berdasarkan data time series harga *cryptocurrency* dimasa lalu. Oleh karena itu, pada penelitian ini dibangun sebuah sistem prediksi yang dapat memprediksi pergerakan harga *cryptocurrency*. Data yang digunakan yaitu data pergerakan harian BTC, ETH, dan ADA pada tanggal 1 Januari 2019-31 Maret 2024 (1917 data) dengan rasio data latih dan data uji adalah 70%:30%. Penelitian ini dilakukan untuk mengamati variasi arsitektur LSTM yang memiliki akurasi tertinggi. Hasil pengujian menunjukan bahwa akurasi terbaik didapat dengan menggunakan variasi parameter 500 *max epoch*, 50 *neuron*, 128 *batch size* dan 0,001 *learning rate* pada BTC dengan hasil akurasi 98,42961%. Pada ETH menggunakan parameter 250 *max epoch*, 50 *neuron*, 64 *batch size* dan 0,001 *learning rate* mendapatkan akurasi sebesar 98,25673%. Sementara ADA menggunakan parameter 2000 *max epoch*, 50 *neuron*, 64 *batch size* dan 0,001 *learning rate* mendapatkan akurasi sebesar 97,50375%. Pengujian mendapatkan hasil terbaik pada setiap *cryptocurrency* dengan menggunakan dataset pada tanggal 1 Januari 2021 – 31 Maret 2024 (1186 data).

Kata kunci: *Cryptocurrency*, Prediksi, *Time series*, *Long Short Term Memory* (LSTM).

Implementation of the Long Short-Term Memory (LSTM) Algorithm in Predicting Cryptocurrency Price Movements Using Time Series Data

ABSTRACT

Cryptocurrency is a blockchain technology applied to decentralized systems, offering freedom, speed, and security in transactions. However, high volatility is a significant drawback of cryptocurrencies. This volatility can be exploited as an investment tool to gain profits. Besides earning profits, high volatility can also lead to losses due to incorrect predictions of cryptocurrency price movements. Hence, accurate predictions are necessary to forecast cryptocurrency price trends. Long Short Term Memory (LSTM) is an algorithm capable of predicting prices based on past cryptocurrency price time series data. Therefore, this study builds a prediction system to forecast cryptocurrency price movements. The data used includes the daily movements of BTC, ETH, and ADA from January 1, 2019, to March 31, 2024 (1917 data), with a training-to-testing data ratio of 70%:30%. This research aims to observe variations in LSTM architecture that yield the highest accuracy. The test results indicate that the best accuracy for BTC is achieved with parameters of 500 max epochs, 50 neurons, 128 batch size, and a 0.001 learning rate, yielding an accuracy of 98.42961%. For ETH, the best accuracy is achieved with 250 max epochs, 50 neurons, 64 batch size, and a 0.001 learning rate, yielding an accuracy of 98.25673%. For ADA, the best accuracy is achieved with 2000 max epochs, 50 neurons, 64 batch size, and a 0.001 learning rate, yielding an accuracy of 97.50375%. The testing achieved the best results for each cryptocurrency using the dataset from January 1, 2021, to March 31, 2024 (1186 data).

***Keywords**: Cryptocurrency, Prediction, Time series, Long Short Term Memory (LSTM).*

PRAKATA

Segala puji dan syukur kepada Allah SWT, atas segala rahmat dan karunia yang melimpah sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul " Penerapan Algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) Dalam Prediksi Pergerakan Harga *Cryptocurrency* Menggunakan Data *Time Series*". Skripsi ini disusun dan diajukan sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan program studi S1 di Program Studi Rekayasa Sistem Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Tanjungpura.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini terdapat banyak bimbingan, petunjuk, saran, maupun dorongan moril dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Gusrizal, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Tanjungpura.
2. Bapak Ikhwan Ruslianto, S.Kom., M.Cs., selaku Ketua Jurusan/Program Studi Rekayasa Sistem Komputer.
3. Bapak Tedy Rismawan, S.Kom., M.Cs., selaku Dosen Pembimbing Pertama yang telah memberikan waktu, tenaga, petunjuk, bimbingan, dan pengarahan dalam penyusunan skripsi ini.
4. Bapak Syamsul Bahri, S.Kom., M.Cs., selaku Dosen Pembimbing Kedua serta Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan waktu, tenaga, petunjuk, bimbingan, dan pengarahan dalam penyusunan skripsi ini.
5. Bapak Uray Ristian, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Penguji Pertama yang telah memberikan saran dan masukan dalam penulisan skripsi ini.
6. Bapak Kasliono, S.Mat., M.Cs., selaku Dosen Penguji Kedua yang telah memberikan saran dan masukan dalam penulisan skripsi ini.
7. Bapak dan Ibu Dosen serta Staf Administrasi Jurusan/Program Studi Rekayasa Sistem Komputer.
8. Orangtua dan keluarga yang senantiasa mendoakan, memberi dukungan, semangat serta bantuan kepada penulis dalam proses penyelesaian skripsi.

9. Teman-teman mahasiswa Jurusan/Program Studi Rekayasa Sistem Komputer angkatan 2017 (Geforces).
10. Pihak-pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang telah menemani, memberi dukungan, dan membantu dalam penyusunan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini masih terdapat kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat.

Pontianak, Juli 2024

Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN ii
PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK iii
ABSTRAK iv
ABSTRACT v
PRAKATA vi
DAFTAR ISI viii
DAFTAR GAMBAR xi
DAFTAR TABEL xiii
KODE PROGRAM xv
DAFTAR LAMPIRAN xvi
BAB 1 PENDAHULUAN 1
1.1. Latar Belakang 1
1.2. Rumusan Masalah 4
1.3. Tujuan Penelitian 4
1.4. Batasan Masalah 4
1.5. Manfaat Penelitian 5
1.6. Sistematika Penulisan 5
BAB 2 LANDASAN TEORI 7
2.1. Perbandingan dengan penelitian terdahulu 7
2.2. Prediksi 9
2.3. *Jaringan Syaraf Tiruan* 9
2.3.1 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan 10
2.3.2 Proses pembelajaran Jaringan Syaraf Tiruan 11
2.3.3 Fungsi aktivasi 12
2.3.4 *Fully Connected Layer* 13
2.4. *Recurrent Neural Network* (RNN) 14
2.5. *Long Short Term Memory* (LSTM) 15
2.6. Optimasi Adam 21
2.7. Normalisasi 22
2.8. Denormalisasi 22
2.9. *Mean Absolute Percentage Error* (*MAPE*) 22
2.10. *Flowchart* 23
2.11. *Data Flow Diagram (DFD)* 24
2.12. *Entity Relationship Diagram* 24
2.13. *Python* 25
2.14. *MySQL* 25
2.15. *Cryptocurrency* 25
BAB 3 METODE PENELITIAN 27

3.1. Studi Literatur 28
3.2. Metode Pengumpulan Data 28
3.3. Analisis Kebutuhan 28
3.4. Perancangan Sistem 29
3.5. Implementasi 29
3.6. Pengujian 29
3.7. Kesimpulan dan Saran 30
BAB 4 PERANCANGAN SISTEM 31
4.1 Deskripsi Sistem 31
4.2 Perancangan Arsitektur Sistem 32
4.3 Perancangan Arsitektur Sistem 37
4.3.1 *Data Flow Diagram* (DFD) 37
4.3.2 *Entity Relationship Diagram* (ERD) 40
4.4 Perancangan Basis Data 41
4.5 Perancangan Antar Muka 43
4.5.1 Perancangan antarmuka halaman *login* 43
4.5.2 Perancangan antarmuka halaman *Dasboard* 44
4.5.3 Perancangan antarmuka pelatihan 44
4.5.4 Perancangan antarmuka buat model 45
4.5.5 Perancangan antarmuka data latih 45
4.5.6 Perancangan antarmuka pengujian 46
4.5.7 Perancangan antarmuka lakukan pengujian 46
4.5.8 Perancangan antarmuka lihat grafik 47
4.5.9 Perancangan antarmuka data uji 47
4.6 Perancangan Pengujian *Blackbox* 48
BAB 5 IMPLEMENTASI, PENGUJIAN, DAN HASIL 50
5.1 Implementasi Sistem 50
5.1.1 Halaman *login* 50
5.1.2 Halaman *dashboard* 50
5.1.3 Halaman pelatihan 51
5.1.4 Halaman buat model 51
5.1.5 Halaman data latih 52
5.1.6 Halaman pengujian 52
5.1.7 Halaman lakukan pengujian 53
5.1.8 Halaman lihat grafik 53
5.1.9 Halaman data uji 54
5.2 Kode program 54
5.3 Perhitungan Metode *Long Short Term Memory* 57
5.3.1 Perhitungan Manual proses pelatihan 57
5.3.2 Perhitungan Manual proses pengujian 67
5.4 Pengujian Sistem 74
5.4.1 Pengujian Blackbox 74

5.4.2 Pengujian dengan MAPE 75
5.5 Pembahasan 86
BAB 6 PENUTUP 90
6.1 Kesimpulan 90
6.2 Saran 90
DAFTAR PUSTAKA 90
LAMPIRAN 94

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Struktur Jaringan Syaraf Tiruan 9
Gambar 2. 2 Jaringan syaraf dengan lapisan Tunggal 10
Gambar 2. 3 Jaringan syaraf dengan banyak lapisan 11
Gambar 2. 4 Fungsi aktivasi sigmoid biner 12
Gambar 2. 5 Fungsi Aktivasi Linear 13
Gambar 2. 6 Looping RNN 14
Gambar 2. 7 Pengiriman informasi masa lalu pada RNN 14
Gambar 2. 8 Struktur perulangan LSTM 15
Gambar 2. 9 Struktur LSTM untuk *forget gate* 15
Gambar 2. 10 Struktur LSTM untuk *input gate* 16
Gambar 2. 11 Struktur LSTM untuk *cell state* 17
Gambar 2. 12 Struktur LSTM untuk *output gate* 18
Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian 27
Gambar 4. 1 Arsitektur LSTM 32
Gambar 4. 2 Tahapan proses algoritma LSTM 34
Gambar 4. 3 Tahapan pelatihan LSTM 36
Gambar 4. 4 Tahapan pengujian LSTM 36
Gambar 4. 5 Diagram Alir Sistem 37
Gambar 4. 6 DFD level 1 38
Gambar 4. 7 DFD level 2 Manajemen pelatihan 39
Gambar 4. 8 DFD level 2 Manajemen pengujian 40
Gambar 4. 9 Perancangan ERD 40
Gambar 4. 10 Perancangan antarmuka halaman *login* 43
Gambar 4. 11 Perancangan antarmuka halaman *dashboard* 44
Gambar 4. 12 Perancangan antarmuka halaman pelatihan 44
Gambar 4. 13 Perancangan antarmuka halaman buat model 45
Gambar 4. 14 Perancangan antarmuka halaman pelatihan 45
Gambar 4. 15 Perancangan antarmuka halaman pengujian 46
Gambar 4. 16 Perancangan antarmuka lakukan pengujian 46
Gambar 4. 17 Perancangan halaman antarmuka lihat grafik 47
Gambar 4. 18 Perancangan halaman antarmuka data uji 47
Gambar 5. 1 Halaman *Login* 50
Gambar 5. 2 Halaman *Dashboard* 50
Gambar 5. 3 Halaman Pelatihan 51
Gambar 5. 4 Halaman buat model 51
Gambar 5. 5 Halaman data latih 52
Gambar 5. 6 Halaman pengujian 52
Gambar 5. 7 Halaman lakukan pengujian 53
Gambar 5. 8 Halaman lihat grafik 53

Gambar 5. 9 Halaman data uji 54
Gambar 5. 10 Pengujian dataset 3 tahun BTC..... 82
Gambar 5. 11 Pengujian dataset 3 tahun ETH..... 82
Gambar 5. 12 Pengujian dataset 3 tahun ADA..... 83

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Perbandingan dengan penelitian terdahulu 7
Tabel 2. 2 Simbol *Flowchart* 23
Tabel 2. 3 Simbol DFD 24
Tabel 2. 4 Simbol ERD 24
Tabel 4. 1 Konfigurasi LSTM 33
Tabel 4. 2 Tabel user 41
Tabel 4. 3 Tabel data_ujis 42
Tabel 4. 4 Tabel pengujians 42
Tabel 4. 5 Tabel pelatihans 42
Tabel 4. 6 Tabel data_latihs 43
Tabel 4. 7 Perancangan Pengujian Blackbox 48
Tabel 5. 1 Data latih yang digunakan sebagai sampel proses pelatihan 57
Tabel 5. 2 Nilai minx dan maxx 58
Tabel 5. 3 Hasil normalisasi data latih 58
Tabel 5. 4 Inisialisasi bobot dan bias *input layer-hidden layer* 59
Tabel 5. 5 Inisialisasi bobot dan bias awal dari *hidden-output layer* 60
Tabel 5. 6 Hasil nilai keluaran dari *hidden layer* 62
Tabel 5. 7 Hasil nilai *gradient loss output laye*r 63
Tabel 5. 8 *Gradient loss* bobot dan bias *input layer-hidden layer* 65
Tabel 5. 9 Nilai bobot dan bias baru pada *hidden layer-output layer* 67
Tabel 5. 10 Data uji yang digunakan sebagai sampel proses pengujian 68
Tabel 5. 11 Hasil normalisasi sampel data uji 68
Tabel 5. 12 Nilai bobot dan bias pada *hidden layer-output layer* 68
Tabel 5. 13 Nilai bobot dan bias baru pada *input layer-hidden layer* 69
Tabel 5. 14 Nilai bobot dan bias pada *input layer-hidden layer* 70
Tabel 5. 15 Hasil nilai keluaran dari *hidden layer* 73
Tabel 5. 16 Tabel pengujian *blackbox* 74
Tabel 5. 17 Parameter pengujian 75
Tabel 5. 18 Parameter pengujian *dataset* 76
Tabel 5. 19 Parameter pengujian *neuron hidden layer* 77
Tabel 5. 20 Parameter pengujian *max epoch* 78
Tabel 5. 21 Parameter pengujian *batch size* 79
Tabel 5. 22 Parameter pengujian *learning rate* 80
Tabel 5. 23 Parameter pengujian dengan 2 *hidden layer* 81
Tabel 5. 24 Tabel hasil pengujian dataset 1 tahun 83
Tabel 5. 25 Akurasi parameter pengujian *dataset* 84
Tabel 5. 26 Akurasi parameter pengujian *neuron hidden layer* 84
Tabel 5. 27 Akurasi parameter pengujian *max epoch* 85
Tabel 5. 28 Akurasi parameter pengujian *batch size* 85

Tabel 5. 29 Akurasi parameter pengujian *learning rate*..... 85
Tabel 5. 30 Akurasi parameter pengujian dengan 2 *hidden layer*..... 86

KODE PROGRAM

Kode Program 5. 1 Proses instalasi library 54
Kode Program 5. 2 Poses perubahan data time series..... 55
Kode Program 5. 3 Proses pembentukan arsitektur jaringan 55
Kode Program 5. 4 Proses pengujian 56

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Tabel Data 5 Tahun BTC 94
Lampiran 2 Tabel Data 5 Tahun ETH 94
Lampiran 3 Tabel Data 5 Tahun ADA 95
Lampiran 4 Tabel Hasil Prediksi Variasi Dataset Pengujian 1 95
Lampiran 5 Tabel Hasil Prediksi Variasi Dataset Pengujian 2 96
Lampiran 6 Tabel Hasil Prediksi Variasi Dataset Pengujian 3 97
Lampiran 7 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Neuron Hidden Layer* BTC 97
Lampiran 8 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Neuron Hidden Layer* ETH 98
Lampiran 9 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Neuron Hidden Layer* ADA 99
Lampiran 10 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Epoch* BTC 99
Lampiran 11 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Epoch* ETH 100
Lampiran 12 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Epoch* ADA 100
Lampiran 13 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Batch Size* BTC 101
Lampiran 14 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Batch Size* ETH 102
Lampiran 15 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Batch Size* ADA 102
Lampiran 16 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Learning Rate* BTC 104
Lampiran 17 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Learning Rate* ETH 105
Lampiran 18 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Learning Rate* ADA 106
Lampiran 19 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Hidden Layer* BTC 107
Lampiran 20 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Hidden Layer* ETH 108
Lampiran 21 Tabel Hasil Prediksi Parameter *Hidden Layer* ADA 109

BAB 1
PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi yang semakin pesat membuat aktivitas manusia sangat erat dengan peranan teknologi. Salah satu peranan perkembangan teknologi pada bidang keuangan yaitu adanya mata uang digital atau yang biasa disebut dengan *cryptocurrency*. *Cryptocurrency* memiliki keunggulan berupa teknologi blockchain yang diterapkan pada sistem desentralisasi. Teknologi tersebut tidak terikat dengan sistem perbankan *central*, selain itu mata uang digital ini memiliki kebebasan serta kecepatan dalam bertransaksi serta keamanan identitas dalam melakukan transaksi *cryptocurrency* (Faizal dkk, 2019).

Cryptocurrency pada saat ini banyak diminati untuk menjadi media investasi dalam meraih keuntungan. Berdasarkan laporan Gemini berjudul "2022 *Global State of Crypto Report*" yang memuat survei kepada 30.000 responden *global* pada 20 negara periode November 2021-Februari 2022 didapat hasil bahwa, Indonesia menjadi salah satu negara selain Brazil sebagai negara dengan tingkat kepemilikan aset *Cryptocurrency* tertinggi dengan persentase mencapai 41 persen. Indonesia menempati urutan teratas secara global untuk adopsi crypto secara keseluruhan (Tejaya dkk, 2023). Meski banyak peminat, investasi *cryptocurrency* sangat beresiko, tidak adanya aset yang mendasari harga *cryptocurrency* (*underlaying asset*) menjadi permasalahan, membuat harga *cryptocurrency* memiliki volatilitas yang tinggi. Volatilitas yang tinggi ini menjadi kelemahan *cryptocurrency*, selain itu *cryptocurrency* dapat menjadi sarana dalam aksi kejahatan (Ausop & Aulia, 2018).

Ethereum, Cardano, Polkadot, dan Binance Coin merupakan bagian dari *cryptocurrency* dengan mekanisme dan harga yang berbeda-beda. Pertambahan jenis *cryptocurrency* tersebut kemudian diiringi dengan peningkatan kapitalisasi pasar dari seluruh *cryptocurrency*. Berdasarkan Coinmarketcap pada bulan Januari 2017 kapitalisasi pasar seluruh *cryptocurrency* berada pada kisaran 17 miliar USD, kemudian terjadi peningkatan sekitar 2 triliun USD pada bulan Januari 2022,

dibulan Januari 2022 *bitcoin* menduduki urutan nomor satu sebagai *top cryptocurrency* dengan nilai kapitalisasi pasar mencapai 902 miliar USD, dilanjutkan oleh Ethereum dan Cardano yang masing-masing memiliki nilai kapitalisasi pasar sebesar 455 miliar USD dan 53 miliar USD. Urutan yang dihasilkan tidak sepenuhnya berada dalam keadaan stabil, mengingat *cryptocurrency* merupakan komoditas perdagangan yang memiliki volatilitas sangat tinggi dengan harga aset digital yang dapat mengalami kenaikan dan penurunan. Meski dapat memberikan keuntungan, investasi *cryptocurrency* memiliki resiko yang besar karena volatilitas pergerakan harga yang tidak menentu sehingga beresiko untuk dijadikan aset investasi, prediksi perlu dilakukan untuk mengetahui perkembangan dimasa yang akan datang berdasarkan *time series* atau informasi masa lalu. Prediksi tersebut diharapkan dapat memperkirakan kapan waktu yang tepat dalam melakukan transaksi *cryptocurrency*. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam prediksi suatu data time series yaitu *Long Short Term Memory* (LSTM).

Long Short Term Memory (LSTM) merupakan algoritma pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN), dimana metode tersebut memiliki kelebihan yang jauh lebih baik dibandingkan dengan *Recurrent Neural Network* yang dapat menyimpan informasi dalam jangka waktu yang panjang dengan menambahkan *memory cell*. Selain itu, LSTM dapat menjadi solusi saat memproses data sekuensial yang panjang sehingga mengatasi terjadinya *vanishing gradient*. Adanya *vanishing gradient* merupakan bagian dari kekurangan yang dimiliki oleh algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam menangkap *long term dependencies*. Permasalahan tersebut dapat mengurangi akurasi dari suatu prediksi (Girsang, 2019).

Penelitian terkait Metode *Long Short Term Memory* (LSTM) adalah penelitian yang berjudul "Implementasi Metode *Long Short Term Memory* (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional" (Cahyani dkk., 2023). Penelitian tersebut bertujuan untuk mengetahui harga bahan pokok nasional menggunakan 32 atribut dengan total data sebanyak 903 data. Pada model prediksi harga beras kualitas bawah II hasil yang diperoleh yaitu model terbaik dengan hasil evaluasi RMSE sebesar 0.0492 dan R2 *score* sebesar 0.8852, dengan menggunakan

parameter *learning rate* sebesar 0.01, *epoch* sebanyak 50, *batch size* sebanyak 15, *timestep* sebanyak 10, dan LSTM layer sebanyak 3 layer. Pada model prediksi harga minyak goreng hasil yang diperoleh yaitu model terbaik dengan hasil evaluasi RMSE sebesar 0.0313 dan r2 *score* sebesar 0.7492, dengan menggunakan parameter *learning rate* sebesar 0.01, *epoch* sebanyak 200, *batch size* sebanyak 5, dan *timestep* sebanyak 10.

Penelitian lain terkait algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) adalah penelitian yang berjudul "Pengujian Algoritma *Long Short Term Memory* Untuk Prediksi Kualitas Udara Dan Suhu Kota Bandung" (Khumaidi dkk., 2020). Penelitian tersebut bertujuan untuk melakukan prediksi kualitas udara dan suhu di kota Bandung. Data yang digunakan berupa data hasil pencatatan yang dimulai pada tanggal 19 Mei 2019 hingga 18 Agustus 2019 dengan menggunakan 21 parameter. Penelitian ini menggunakan 4 *hidden* layer, 32 *batch size*, 100 *epoch* dengan melakukan perhitungan terhadap data kualitas udara di Kota Bandung dengan parameter PM10, ISPU, serta suhu udara dan kelembaban. Hasil RMSE sebesar 3,15 untuk parameter suhu, 1,76 untuk parameter PM10, 6,97 untuk parameter kelembaban dan 1,85 untuk parameter ISPU.

Penelitian lain yang terkait adalah penelitian yang berjudul "Penerapan Metode *Extreme Learning Machine* untuk Peramalan Harga *Cryptocurrency*" (Tejaya dkk., 2023). Dalam penelitian ini menggunakan data historis harian Bitcoin, Ethereum, dan BNB yang berjumlah 1190 data dari tanggal 23 Agustus 2019 sampai 24 September 2022. Dilakukan percobaan dengan menggunakan 20 neuron hingga didapat hasil terbaik menggunakan MAPE dihasilkan pada data Bitcoin dengan nilai kesalahan terkecil yaitu 2.8590%.

Berdasarkan uraian diatas, maka dilakukan penelitian yang berjudul "Penerapan Algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) Dalam Prediksi Pergerakan Harga *Cryptocurrency* Menggunakan Data *Time Series*" yang diimplementasikan dalam sistem berbasis *website* untuk prediksi harga *cryptocurrency* yang diharapkan dapat membantu dalam mendapatkan harga terbaik dalam pembelian atau investasi *cryptocurrency.*

1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Berapa akurasi yang dihasilkan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam prediksi harga *Cryptocurrency* ?
2. Bagaimana arsitektur terbaik terhadap akurasi dari metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam prediksi harga *Cryptocurrency*?

1.3. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui akurasi yang dihasilkan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam prediksi harga *Cryptocurrency*.
2. Mengetahui arsitektur terbaik terhadap akurasi dari metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam prediksi harga *Cryptocurrency*.

1.4. Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data yang diambil melalui laman *Coinmarketcap.com*.
2. *Cryptocurrency* yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan peringkat kapitalisasi pasar tertinggi pada tanggal 23 September 2021 yaitu Bitcoin (BTC), Etherium (ETH), dan Cardano (ADA).
3. Metode yang digunakan adalah *Long Short Term Memory* (LSTM).
4. Parameter yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga penutupan (*close price*), harga tertinggi (*high price*), harga terendah (low *price*), harga pembukaan (*open price*), volume peredaran (*volume*) dan kapitalisasi pasar (*Market cap*) *cryptocurrency.*
5. Data yang digunakan merupakan data *cryptocurrency* dengan interval satu hari.
6. Prediksi harga *cryptocurrency* terhadap mata uang USD.
7. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data harga *cryptocurrency* selama lima tahun.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah memberikan prediksi terkait harga *cryptocurrency* yang dapat digunakan oleh *investor* dalam membantu mendapatkan harga terbaik dalam pembelian *cryptocurrency*.

1.6. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan penelitian ini adalah:

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab pendahuluan berisikan latar belakang, perumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan

BAB 2 LANDASAN TEORI

Bab landasan teori berisi tentang dasar-dasar teori pendukung dalam penelitian, perbandingan dengan penelitian terdahulu, pengertian prediksi, pengertian *cryptocurrency* dan pengertian metode *Long Short Term Memory* (LSTM).

BAB 3 METODE PENELITIAN

Bab metode penelitian memuat alur kegiatan penelitian yang dilakukan dengan terstruktur. Berisikan langkah-langkah yang dilakukan dalam melakukan penelitian yaitu studi literatur, pengumpulan data, analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, pengujian, kesimpulan dan saran.

BAB 4 PERANCANGAN

Bab perancangan berisi tahapan-tahapan yang dilakukan untuk merancang sistem. Tahapan perancangan terdiri dari deskripsi sistem, perancangan arsitektur sistem, perancangan perangkat lunak, perancangan basis data, perancangan antar muka, dan perancangan pengujian *black box*.

BAB 5 IMPLEMENTASI, PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN

Bab implementasi, pengujian dan pembahasan berisi tahapan-tahapan yang dilakukan untuk mengimplementasikan, menguji dan membahas sistem. Tahapan implementasi, pengujian dan pembahasan terdiri dari implementasi sistem, kode program, perhitungan , pengujian sistem dan pembahasan.

BAB 6 PENUTUP

Bab penutup terdiri dari kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan dan saran guna pengembangan sistem pada penelitian selanjutnya.