

SKRIPSI

**PREDIKSI NILAI TUKAR *CRYPTOCURRENCY* JANGKA
PENDEK DENGAN MENGGUNAKAN *LONG SHORT TERM
MEMORY (LSTM)***

Disusun dan diajukan oleh:

MUHAMMAD FANDLY FADLURACHMAN

D121181701



DEPARTEMEN TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS HASANUDDIN

2022

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

**PREDIKSI NILAI TUKAR CRYPTOCURRENCY JANGKA PENDEK
DENGAN MENGGUNAKAN LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)**

Disusun dan diajukan oleh

MUHAMMAD FANDLY FADLURACHMAN

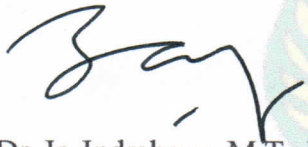
D121181701

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka Penyelesaian Studi Program Sarjana Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin pada tanggal 14 November 2022 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan.

Menyetujui,

Pembimbing Utama,

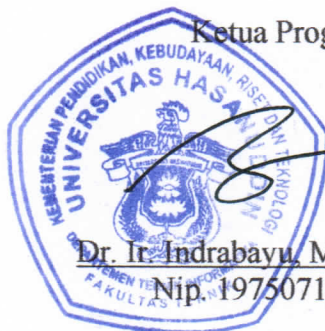
Pembimbing Pendamping,



Dr. Ir. Indrabayu, M.T., M.Bus.Sys., IPM
Nip. 197507162002121004

A. Ais Prayogi, ST., M.Eng
Nip. 198305102014041001

Ketua Program Studi,



Dr. Ir. Indrabayu, M.T., M.Bus.Sys., IPM
Nip. 19750716 200212 1 004

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Muhammad Fandly Fadlurachman

Nim : D121181701

Program Studi : Teknik Informatika

Jenjang : S1

Menyatakan dengan ini karya tulisan saya berjudul:

***PREDIKSI NILAI TUKAR CRYPTOCURRENCY JANGKA PENDEK
DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY
(LSTM)***

Adalah karya tulisan saya sendiri dan bukan merupakan pengambilan alihan tulisan orang lain bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri.

Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan skripsi ini hasil karya orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Gowa, 1 November 2022

Yang Menyatakan,



Muhammad Fandly Fadlurachman

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan yang Maha Esa karena hanya atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga tugas akhir ini dapat diselesaikan dengan baik. Tugas akhir ini berjudul ” **PREDIKSI NILAI TUKAR CRYPTOCURRENCY JANGKA PENDEK DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)**”. Penyusunan tugas akhir ini adalah sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan jenjang Strata-1 di Departemen Teknik Informatika Universitas Hasanuddin.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa tanpa bantuan, bimbingan, serta dukungan dari berbagai pihak, sangatlah sulit untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini. Baik di masa perkuliahan sampai dengan masa penyusunan Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Kedua Orang tua penulis, Bapak H. Harsin Abd. Rahim, S.Pd., M.Si. dan Ibu Hj. Sulaeha Daeng Malewa, S.Sos. yang atas kasih sayang, didikan dan semangat dari mereka yang telah menuntun perjalanan hidup penulis;
2. Bapak Dr. Ir. Indrabayu, M.T., M.Bus.Sys.. IPM. , selaku pembimbing utama sekaligus Ketua Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin yang telah menyempatkan waktu, tenaga, dan pikiran untuk mengarahkan penulis selama masa perkuliahan hingga penyusunan tugas akhir;
3. Bapak A. Ais Prayogi Alimuddin, S.T., M.Eng., selaku pembimbing pendamping yang telah menyempatkan waktu, tenaga, dan pikiran untuk mengarahkan penulis dalam penyusunan tugas akhir;

4. Ibu Hasniaty A, S.T., M.T., Ph.D. selaku penguji yang telah menyempatkan waktu, tenaga dan pikiran dalam penyusunan tugas akhir.
5. Ibu Elly Warni, S.T., M.T. selaku penguji yang telah menyempatkan waktu, tenaga dan pikiran dalam penyusunan tugas akhir.
6. Bapak dan ibu Dosen di Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin atas didikan dan arahannya selama masa perkuliahan;
7. Segenap Staf Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin yang telah banyak membantu semasa perkuliahan dan dalam penyelesaian tugas akhir;
8. Semua orang yang telah membantu dan menginspirasi penulis namun tidak sempat disebutkan.

Akhir kata, penulis menyadari bahwa dalam tugas akhir ini mungkin masih terdapat kekurangan, oleh karenanya penulis mengharapkan saran serta masukan yang membangun dari semua pihak. Semoga tugas akhir ini dapat memberi manfaat bagi penulis sendiri maupun kepentingan bersama.

Gowa, 1 November 2022

Penulis

ABSTRAK

Cryptocurrency merupakan instrumen investasi yang memiliki *return* besar. Akan tetapi, *cryptocurrency* memiliki kelemahan yaitu harga yang fluktuatif. Agar dapat menghasilkan keuntungan diperlukan sistem yang dapat melakukan prediksi pergerakan harga *cryptocurrency* dalam jangka pendek. Pada penelitian ini menggunakan metode *deep learning* yang merupakan bagian dari *neural network* yaitu *Long Short Term Memory* (LSTM) dan membandingkannya dengan *Gated Recurrent Unit* (GRU). Penelitian dilakukan dengan tiga jenis *timeframe* yaitu 1m, 5m dan 15m juga menggunakan input indikator teknikal yang terdiri dari *Moving Average* (MA), *Moving Average Convergence/Divergence* (MACD), *Relative Strength Index* (RSI) dan *Bollinger Bands* (BB). Dari hasil pengujian terhadap 3 jenis *cryptocurrency* yaitu Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) dan Binance Coin (BNB) menggunakan data *realtime*, performa dari LSTM lebih baik dari GRU. Model LSTM mampu memprediksi kenaikan maupun penurunan dari nilai *cryptocurrency*. Binance Coin (BNB) mendapatkan nilai *Mean Absolute Percentage* (MAPE) terbaik yaitu 0.083 dan *Root Mean Square Error* (RMSE) 0.27 pada *timeframe* 1m. Akan tetapi, pada pengujian transaksi Bitcoin memberi *return* yang lebih baik yaitu 2.182958%.

Kata kunci: *cryptocurrency*, prediksi, indikator teknikal, LSTM, GRU

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI	ii
PERNYATAAN KEASLIAN	iii
KATA PENGANTAR	iii
ABSTRAK	iv
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii
DAFTAR SINGKATAN	xiii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Masalah	4
1.6 Sistematika Penulisan	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Cryptocurrency.....	7
2.1.1 Pengertian Cryptocurrency	7
2.1.2 Bitcoin (BTC).....	8
2.1.3 Ethereum(ETH).....	9
2.1.4 Binance Coin (BNB).....	10
2.2 Analisa Teknikal	11
2.2.1 Pengertian Analisa Teknikal	11
2.2.2 Moving Average (MA).....	12
2.2.3 Relative Strength Index (RSI).....	13
2.2.4 Moving Average Convergence/Divergence (MACD).....	14
2.2.5. Bollinger Bands (BB).....	15

2.3	Data Berkala (Time Series)	17
2.4	Recurrent Neural Network (RNN).....	17
2.5	Long Short Term Memory (LSTM).....	19
2.6	Gated Recurrent Unit (GRU).....	24
2.7	Parameter Evaluasi	26
2.7.1	Root Mean Square Error (RMSE)	26
2.7.2	Mean Absolute Percentage Error (MAPE).....	27
2.8	Penelitian Terkait	27
BAB III METODE PENELITIAN		31
3.1	Tahapan Penelitian	31
3.2	Waktu dan Lokasi Penelitian	32
3.3	Instrumen Penelitian	32
3.4	Perancangan Sistem	33
3.5	Dashboard.....	44
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		45
4.1	Pengambilan Data.....	45
4.2	Preprocessing.....	45
4.3	Tuning Parameter.....	48
4.3.1	Model LSTM.....	48
4.3.2	Model GRU.....	50
4.4	Hasil Pelatihan Jaringan.....	52
4.4.1	Model LSTM.....	52
4.4.2	Model GRU.....	57
4.5	Hasil Percobaan Data Realtime.....	59
4.6	Hasil Percobaan Transaksi.....	61
BAB V PENUTUP		66
5.1	Kesimpulan	66
5.2	Saran	66
DAFTAR PUSTAKA		68
LAMPIRAN		71

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Moving Average.....	13
Gambar 2.2 Moving Average Convergence/Divergence.....	15
Gambar 2.3 Bollinger Bands.....	16
Gambar 2.4 Loop RNN.....	18
Gambar 2.5 Loop RNN terbuka.....	18
Gambar 2.6 Struktur LSTM.....	19
Gambar 2.7 Forget Gate LSTM.....	20
Gambar 2.8 Alur informasi yang melewati input gate.....	21
Gambar 2.9 Memperbarui state cell.....	21
Gambar 2.10 Alur informasi yang melewati output gate.....	22
Gambar 2.11 Struktur GRU.....	25
Gambar 3.1 Tahapan Penelitian.....	31
Gambar 3.2 Blok diagram perancangan sistem.....	33
Gambar 3.3 Alur pembuatan model.....	38
Gambar 3.4 Implementasi algoritma menggunakan data <i>realtime</i>	39
Gambar 3.5 Implementasi prediksi.....	40
Gambar 3.6 Implementasi sistem.....	42
Gambar 3.7 Alur simpan dan ambil data prediksi	43
Gambar 3.8 Grafik performa jaringan.....	43
Gambar 3.9 Tampilan website dashboard	44
Gambar 4.1 Response Binance API Data.....	45
Gambar 4.2 Hasil dari aktual dan prediksi LSTM BTC 1m	53
Gambar 4.3 Hasil dari aktual dan prediksi LSTM ETH 1m	53
Gambar 4.4 Hasil dari aktual dan prediksi LSTM BNB 1m	54
Gambar 4.5 Hasil dari aktual dan prediksi LSTM BTC 5m	54
Gambar 4.6 Hasil dari aktual dan prediksi LSTM ETH 5m	54
Gambar 4.7 Hasil dari aktual dan prediksi LSTM BNB 5m	55
Gambar 4.8 Hasil dari aktual dan prediksi LSTM BTC 15m	55
Gambar 4.9 Hasil dari aktual dan prediksi LSTM ETH 15m	55

Gambar 4.10 Hasil dari aktual dan prediksi LSTM BNB 15m	56
Gambar 4.11 Hasil dari aktual dan prediksi GRU BTC 1m	58
Gambar 4.12 Hasil dari aktual dan prediksi GRU BNB 1m	58
Gambar 4.13 Hasil percobaan realtime LSTM BNB 1m	59
Gambar 4.14 Hasil percobaan realtime GRU BNB 1m	60

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Sampel Data.....	34
Tabel 4.1 Hasil konversi Moving Average.....	46
Tabel 4.2 Hasil konversi Relative Strength Index.....	46
Tabel 4.3 Hasil konversi Bollinger Bands.....	47
Tabel 4.4 Hasil konversi Moving Average/Convergence Divergence.....	47
Tabel 4.5 Tuning Parameter LSTM Batch Size.....	48
Tabel 4.6 Tuning Parameter LSTM Jumlah Neuron.....	48
Tabel 4.7 Tuning Parameter LSTM Jumlah Layer.....	49
Tabel 4.8 Tuning Parameter LSTM Epoch.....	49
Tabel 4.9 Tuning Parameter LSTM Pembagian data train dan test.....	49
Tabel 4.10 Tuning Parameter GRU Batch Size.....	50
Tabel 4.11 Tuning Parameter GRU Jumlah Neuron.....	51
Tabel 4.12 Tuning Parameter GRU Jumlah Layer.....	51
Tabel 4.13 Tuning Parameter GRU Epoch.....	51
Tabel 4.14 Tuning Parameter GRU Pembagian data train dan test.....	52
Tabel 4.15 Hasil evaluasi dari model <i>realtime</i>	60
Tabel 4.16 Hasil pengujian transaksi Bitcoin (BTC).....	62
Tabel 4.17 Hasil pengujian transaksi Ethereum (ETH).....	63
Tabel 4.18 Hasil pengujian transaksi Binance Coin (BNB).....	64

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Source code model prediksi menggunakan LSTM.....	71
Lampiran 2 Source code model prediksi menggunakan GRU.....	79
Lampiran 3 Source code scheduler model realtime.....	87
Lampiran 4 Source code evaluasi model	88
Lampiran 5 Source code microservice	91
Lampiran 6 Source code dashboard BTC.....	95
Lampiran 7 Source code dashboard ETH.....	98
Lampiran 8 Source code dashboard BNB.....	101
Lampiran 9 Grafik Pengujian Model.....	105
Lampiran 10 Grafik Pengujian Realtime.....	108
Lampiran 11 Riwayat Transaksi.....	114

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Investasi merupakan usaha seseorang ataupun kelompok untuk memperoleh laba dari uang yang dimilikinya. Dalam investasi sendiri dikenal berbagai investasi, yang dapat dilakukan dengan memiliki aset riil seperti tanah, emas, surat berharga (deposito, saham, obligasi), aset-aset derivatif (*opsi, forward, future*), mata uang asing (*valas*) hingga *cryptocurrency* yang merupakan mata uang digital yang berbasis *blockchain*. *Cryptocurrency* menjadi primadona dalam berinvestasi dikarenakan memiliki *return* yang besar. Di Indonesia sendiri *cryptocurrency* masih menjadi pro dan kontra dari sisi regulasi dan legalitas penggunaannya. Saat ini, Pemerintah Indonesia dalam hal ini Badan Pengawas Perdagangan Berjangka Komoditi (BAPPEBTI) masih terus mengkaji dan menerbitkan beberapa regulasi tentang *cryptocurrency* (Huda & Hambali, 2020).

Cryptocurrency merupakan salah satu dari instrumen investasi yang memiliki *return* yang besar. Berdasarkan data dari Coinmarketcap Bitcoin yang merupakan salah satu *cryptocurrency* yang pada tanggal 5 Juli 2013 hanya seharga \$65.53 dengan harga tertinggi sebesar \$68,789.63 dengan Return of Investment (ROI) pada harga tertinggi atau *all time high* sebesar 104,874.25% pada tanggal 10 November 2021. Akan tetapi, jika dibandingkan dengan harga saat ini yaitu pada Agustus 2022 telah terjadi penurunan sebesar 66.77% pada harga *all time high* yang menyebabkan ROI yang tersisa sebesar 34,787.08% (CoinMarketCap, 2022). Hal ini lah yang

membuat investasi di *cryptocurrency* sangat menggiurkan. Akan tetapi, salah satu kekurangan dari *cryptocurrency* ialah harga yang fluktuatif..

Sebelum melakukan pembelian instrumen investasi, investor/trader perlu melakukan analisis terlebih dahulu. Analisis dilakukan untuk memprediksi apakah nilai suatu instrumen investasi akan naik atau turun berdasarkan data yang diperoleh. Analisis ini dibagi menjadi 2 yaitu analisis fundamental dan analisis teknikal. Analisis fundamental bertujuan untuk mengetahui nilai instrinsik suatu saham. Sedangkan analisis teknikal merupakan teknik analisis yang digunakan untuk memprediksi tren suatu harga instrumen investasi dengan cara mempelajari data pasar yang lampau, terutama pergerakan harga dan volume. Analisis teknikal biasanya digunakan untuk investor atau trader yang ingin berinvestasi dengan jangka pendek (Hayat dll., 2019). Analisis teknikal menggunakan indikator untuk melihat peluang tren harga naik maupun turun. Indikator Teknikal yang digunakan yaitu *Moving Average (MA)*, *Moving Average Convergence Divergence (MACD)*, *Relative Stength Index (RSI)* dan *Bollinger Bands*. Indikator teknikal tersebut mampu menghasilkan sinyal jual/beli dengan melihat nilai dari hasil indikator teknikal yang diberikan yang dimana pada penelitian Putri dkk yang menggunakan indikator teknikal *Moving Average*, *Bollinger bands* dan *Relative Strength Index*. Selanjutnya penelitian dari Roy, yang menggunakan indikator teknikal *Moving Average Convergence/Divergence (MACD)*, *Relative Strength Index (RSI)* dan *Bollinger Bands (BB)* dengan hasil setiap indikator teknikal mampu memberikan sinyal jual/beli dengan keadaan tertentu (Putri dkk, 2022; Roy, 2016).

Algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) dapat mengatasi permasalahan dalam mengelola data untuk periode yang lama. *Long Short Term Memory* (LSTM) yang merupakan salah satu bagian dari RNN dianggap lebih unggul dibandingkan algoritma lainnya dalam mengelola data yang bersifat *time series*. Metode ini dapat menjadi salah satu acuan dikarenakan berdasarkan penelitian Rizkilloh & Widyanesti, LSTM terbukti dapat digunakan untuk membangun model prediksi data *timeseries* karena LSTM memiliki kemampuan untuk mengingat dan menyimpan data *history* baik untuk jangka pendek maupun jangka Panjang. Selain itu, juga menghasilkan hasil pengujian yang cukup baik dalam memprediksi *cryptocurrency* DOGE dan ADA dan juga pada Ethereum dengan MAPE 1.69%. Penelitian ini belum mengimplementasikan algoritma secara realtime dan juga menggunakan jangka pendek (Aulia, 2020; Rizkilloh & Widyanesti, 2022).

Pada penelitian ini akan digunakan data harga beserta indikator teknikal untuk membantu investor ataupun trader untuk mengambil keputusan jual/beli dalam melakukan perdagangan *cryptocurrency* jangka pendek secara *realtime*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah pada tugas akhir ini adalah:

- a. Bagaimana menerapkan indikator teknikal dalam memberi prediksi nilai tukar *cryptocurrency* dalam jangka pendek?
- b. Bagaimana performa algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) terhadap prediksi nilai tukar *cryptocurrency* dalam jangka pendek?

- c. Bagaimana performa model yang dibuat terhadap prediksi nilai tukar *cryptocurrency* menggunakan data *market* secara *realtime*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini sebagai berikut :

- a. Menerapkan indikator teknikal dalam memberi prediksi nilai tukar *cryptocurrency* dalam jangka pendek.
- b. Mengetahui kinerja Algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam melakukan prediksi nilai tukar *cryptocurrency* dalam jangka pendek.
- c. Mengetahui kinerja model yang dibuat menggunakan data *market* secara *realtime*.

1.4 Manfaat Penelitian

Dengan dilakukannya penelitian ini, diharapkan manfaat yang didapatkan antara lain:

- a. Bagi investor ataupun *trader* dapat mendapatkan *profit* yang konsisten serta meminimalisir risiko kerugian dalam perdagangan.
- b. Bagi peneliti dapat menambah pengetahuan dalam bidang investasi khususnya dalam perdagangan *cryptocurrency*.
- c. Bagi universitas dapat menjadi referensi untuk penelitian selanjutnya.

1.5 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah :

- a. *Cryptocurrency* yang diteliti yaitu Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) dan Binance Coin (BNB) dengan nilai tukar terhadap Binance USD (BUSD)

- b. Pergerakan harga *cryptocurrency* ditinjau menggunakan *timeframe* 1m, 5m dan 15m.
- c. Indikator teknikal yang akan digunakan yaitu *Moving Average*, *Relative Strength Index*, *Moving Average Convergence/Divergence* dan *Bollinger Bands*.

1.6 Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan penelitian adalah sebagai berikut :

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini menguraikan latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, batasan masalah, serta sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas tentang landasan teori yang menunjang setiap proses pada penelitian yang dilakukan.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tentang tahap penelitian, alat dan bahan penelitian, gambaran sistem, implementasi sistem hingga skenario pengujian kinerja sistem yang dikembangkan.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas secara menyeluruh hasil pengukuran dan analisis kinerja algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam melakukan prediksi terhadap nilai tukar *cryptocurrency*.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian dan saran-saran untuk pengembangan lebih lanjut.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Cryptocurrency*

2.1.1 *Pengertian Cryptocurrency*

Cryptocurrency merupakan metode untuk membentuk “koin” digital dan menyediakan kepemilikan maupun transaksi yang aman menggunakan masalah kriptografi. *Cryptocurrency* dibangun menggunakan teknologi *blockchain* dimana transaksinya tidak memerlukan pihak ketiga sebagai perantara atau *peer to peer* (P2P) sehingga transaksinya transparan. Teknologi *blockchain* membuat setiap data yang ada akan saling terhubung dalam lingkungan pengguna sistem *cryptocurrency* tersebut (Larasati, 2020).

Cryptocurrency menjadi salah satu primadona dalam melakukan investasi dikarenakan terkenal akan *return* investasi yang besar dibanding dengan instrumen investasi lain seperti saham, obligasi, reksadana dan sebagainya. Berdasarkan data dari Coinmarketcap Bitcoin yang merupakan salah satu *cryptocurrency* yang pada tanggal 5 Juli 2013 hanya seharga \$65.53 yang mencapai harga tertinggi sebesar \$68,789.63 pada 10 November 2021 dengan *Return of Investment* (ROI) sebesar 104,874.25%. Ethereum sendiri pada 5 Juli 2013 hanya seharga \$0.4209 yang mencapai harga tertinggi pada 16 November 2021 sebesar \$4,891.70. Binance Coin

(BNB) pada 1 Agustus 2017 hanya seharga \$0.09611 mencapai harga tertinggi pada 10 Mei 2021 sebesar \$690.93 (*CoinMarketCap*, 2022)

2.1.2 Bitcoin (BTC)

Munculnya Bitcoin diawali dengan artikel yang berjudul “*Bitcoin: Peer-to-Peer Cash System*” yang ditulis oleh Satoshi Nakamoto. Artikel tersebut dibuat dengan latar belakang bertransaksi *online* dengan mudah dan cepat tanpa harus melibatkan pihak ke tiga seperti insitusi finansial maupun pemerintah. Bertransaksi secara *online* sepenuhnya bergantung kepada pihak ke tiga yang merupakan bentuk sistem/model kepercayaan dari dua belah pihak yang sepakat melakukan transaksi. Meskipun sistem dapat bekerja dengan baik tetapi, sistem ini masih terdapat kelemahan yang melekat pada bentuk sistem/model kepercayaan ini. Transaksi yang telah dilakukan tidak dapat dibatalkan karena institusi tidak dapat menghindari mediasi perselisihan. Biaya mediasi membuat semakin besarnya biaya transaksi. Menggunakan sistem/model keperayaan membuat proses menjadi tidak mudah dan cepat apabila diantara institusi memiliki perbedaan cara dalam melakukan transaksi (Nakamoto, 2008).

Kehadiran Bitcoin menjadi daya tarik tersendiri dari dunia keuangan/finansial. Daya tarik yang dimiliki Bitcoin yaitu benar-benar murni digital, pemanfaatan jaringan *peer-to-peer* untuk

menjalankan sistemnya juga dari segi investasi memiliki *return* yang sangat besar dimana jika kita melakukan pembelian \$10 Bitcoin pada 5 Juli 2013, total aset yang dimiliki pada 10 November 2021 yang mencapai harga tertinggi sebesar \$15,940.88 dengan *Return of Investment* sebesar 104,874% . Akan tetapi, dibanding harga sekarang pada tanggal 30 Juni 2022 yang berada pada level \$20,166.33 telah terjadi penurunan sebesar 70.82% yang membuat sisa aset kita tinggal \$3,065.28. Dibalik *return* yang besar terdapat perubahan harga juga yang sangat fluktuatif membuat orang yang akan melakukan transaksi harus lebih hat-hati dalam mengambil keputusan berinvestasi.

2.1.3 Ethereum (ETH)

Ethereum adalah teknologi *blockchain open-source*, terdesentralisasi yang menjalankan program *smart contract* yaitu sebuah perangkat lunak yang dapat berjalan sendiri sesuai pemrograman tanpa adanya *down time* dalam bentuk perangkat, penipuan atau gangguan dari pihak lain. Ethereum memiliki mata uangnya sendiri yang biasa disebut Ether yang dikenal juga sebagai ETH (Aulia, 2020). Ethereum diciptakan oleh seorang pengembang yang bernama Vitalik Buterin dan rilis pada tahun 2015.

Kehadiran Inovasi dari Ethereum sendiri dengan fiturnya *smart-contract* menjadi daya tarik tersendiri. Teknologi *smart-contract* mendigitalkan perjanjian menjadi kode komputer yang

secara otomatis berjalan ketika persyaratan kontrak terpenuhi. Ethereum dalam investasi juga sama menariknya dengan Bitcoin. Ketika kita melakukan pembelian seharga \$10 pada waktu 21 Oktober 2015, kita akan mendapatkan *return* 1,162,100.04% atau total aset dalam USD yaitu \$20,589.16 pada saat harga tertinggi pada 16 November 2021. Begitupun dengan Bitcoin yang memiliki *return* investasi yang sangat besar, tetapi dibarengi dengan harga yang sangat fluktuatif dimana dari posisi tertinggi (*all time high*) telah terjadi penurunan sebesar 77.60% berdasarkan data bulan Juni 2022 dengan sisa total aset yang dimiliki hanya sebesar \$4,502.28. (*CoinMarketCap, 2022*).

2.1.4 Binance Coin (BNB)

Binance merupakan *exchange cryptocurrency* kelas dunia yang dimana dalam 24 jam terakhir \$11,960,646,351 dengan pengunjung mingguan sebesar 22,612,728 kunjungan. Binance berfokus pada perdagangan *altcoin* yang telah menawarkan lebih dari 500 *cryptocurrency* dan token virtual, termasuk Bitcoin, Ethereum (ETH) dan token mereka sendiri yaitu Binance Coin (BNB) kemudian mengembangkan *Binance Smart Chain*.

Binance Smart Chain adalah teknologi *blockchain* yang dapat digunakan untuk pengembang yang mengembangkan aplikasi desentralisasi. *Binance Smartchain* atau BSC adalah solusi inovatif untuk memperkenalkan interoperabilitas dan programabilitas pada

Binance Chain. BSC menggunakan sistem 21 validator yang memanfaatkan *Proof of Staked Authority* sehingga memungkinkan biaya yang lebih rendah dan mengurangi waktu blokir (Howell, 2022). Hal inilah yang membuat BSC lebih unggul dibanding teknologi *blockchain* dari Ethereum.

Binance Coin dalam investasi juga sama menariknya dengan Bitcoin dan Ethereum dengan *return of investment* sebesar 718,795.01% pada harga tertinggi pada tanggal 10 Mei 2021 yang jika kita membeli \$10 pada waktu 1 Agustus 2017 total aset kita menjadi \$71,884.35 . Sama dengan Bitcoin dan Ethereum meskipun dengan *return* investasi yang besar, tetapi karena harga yang sangat fluktuatif investor perlu berhati-hati dalam melakukan investasi. Terhitung bulan Juni 2022 telah terjadi penurunan sebesar 68.42% dari harga tertingginya yang menyebabkan sisa aset kita menjadi \$22,774.35.

2.2 Analisa Teknikal

2.2.1 Pengertian Analisa Teknikal

Secara garis besar dalam melakukan analisis pasar *cryptocurrency* yaitu dengan analisis fundamental dan analisis teknikal. Analisis dilakukan untuk memprediksi apakah nilai *cryptocurrency* akan naik ataupun turun. Analisis fundamental dalam *cryptocurrency* melibatkan analisis keadaan ekonomi dunia, kapitalisasi pasar maupun sentimen masyarakat terhadap

cryptocurrency yang akan dibeli. Sementara analisa teknikal merupakan teknik analisis yang digunakan untuk memprediksi suatu tren pasar *cryptocurrency* dengan cara mempelajari data pada masa lampau, terutama pada pergerakan harga dan volume. Analisa teknikal digunakan ketika seseorang ingin melakukan *trading cryptocurrency* dengan jangka pendek.

Analisa fundamental diterapkan untuk mengetahui prospek suatu *cryptocurrency* secara jangka panjang. Sedangkan analisa teknikal digunakan untuk memprediksi pergerakan pasar *cryptocurrency* dalam jangka pendek dengan tujuan memberikan keuntungan dengan risiko yang minim.

2.2.2 Moving Average (MA)

Moving Average adalah indikator yang menghitung pergerakan harga dalam periode rentang waktu tertentu yang akan ditampilkan dalam sebuah garis pada grafik. *Moving Average* mencerminkan harga rata-rata dari pergerakan suatu harga dalam rentang waktu yang dipilih yang dapat dirumuskan dalam Persamaan (2.1). Garis berwarna biru dan merah seperti pada Gambar 2.1 yang digunakan untuk menggambarkan sinyal tren harga yang akan menjadi keputusan jual maupun beli.

$$MA(n) = \frac{(A_1 + A_2 + \dots + A_n)}{n} \quad (2.1)$$

Dimana :

A: Rata-rata pada periode n

n : Jumlah periode



Gambar 2.2.2.1 Moving Average

2.2.3 Relative Strength Index (RSI)

Relative Strength Index merupakan indikator teknikal yang menghitung keuntungan dan kerugian rata-rata dalam periode rentang waktu yang dipilih menggunakan harga *close* agar dapat mengetahui kondisi pasar *cryptocurrency* terjadi jenuh jual maupun jenuh beli. Skala yang digunakan oleh *Relative Strength Index* adalah 0-100 yang dimana pada area lebih besar dari 70 merupakan jenuh beli dan jika kurang dari 30 maka kondisi pasar *cryptocurrency* menjadi jenuh jual. Untuk mendapatkan nilai *Relative Strength Index* maka akan digunakan persamaan (2.2) (Putri dkk., 2022) :

$$RSI = 100 - \left[\frac{100}{1 + \frac{n_{up}}{n_{down}}} \right] \quad (2.2)$$

Dimana :

n_{up} : Rata-rata n periode kenaikan *close*

n_{down} : Rata-rata n periode penurunan *close*

2.2.4 Moving Average Convergence/Divergence (MACD)

Moving Average Convergence/Divergence (MACD) adalah indikator teknikal yang melihat hubungan antara *Moving Average* jangka panjang dan *Moving Average* jangka pendek untuk mendeteksi kondisi jenuh jual maupun jenuh beli. *Moving Average Convergence/Divergence* sebagai indikator teknikal memiliki tiga bagian yang terdiri dari dua garis dan satu histogram dengan penjelasan dan akan divisualisasikan sesuai pada Gambar 2.2 sebagai berikut (Darmawan & S.Ds., 2017) :

- a. *Signal Line*. Garis ini dihitung dari EMA (*Exponential Moving Average*) dalam rentang waktu 9 hari. Parameter periode *Signal Line* dapat diubah sesuai kebutuhan. *Signal Line* berada pada garis merah pada Gambar 2.2. Untuk menggunakan rentang waktu lainnya, *Signal Line* dapat dihitung menggunakan persamaan (2.4) berikut :

$$EMA = Price(t) \times k + EMA(y) \times (1 - k) \quad (2.3)$$

$$Signal\ line = EMA(MACD, signal) \quad (2.4)$$

Dimana :

EMA : *Exponential Moving Average*

t : Data terkini

y : Data sebelumnya

signal : Parameter Input

n : Jumlah hari dalam EMA

k : $\frac{2}{n+1}$

- b. *MACD Line*. Garis ini dihitung dari pengurangan *EMA* selama 26 hari dan 12 hari (*EMA12-EMA26*). Parameter

periode dapat diubah sesuai kebutuhan. *MACD Line* ini berada pada garis biru Gambar 2.2. Untuk menggunakan rentang waktu lainnya dapat menggunakan persamaan (2.5) berikut :

$$MACD = EMA(close, fast) - EMA(close, slow) \quad (2.5)$$

Dimana :

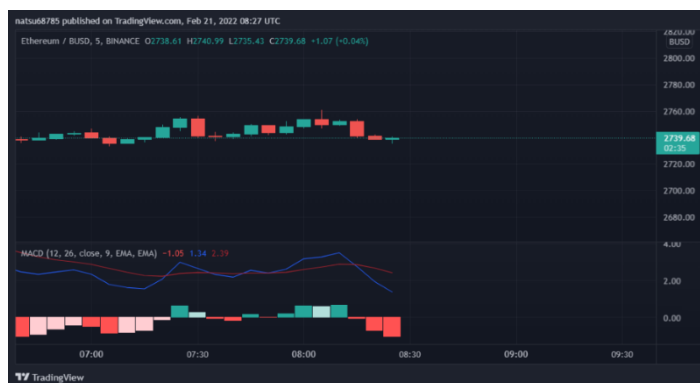
EMA : *Exponential Moving Average*

close : Data penutupan harga

fast, slow : Parameter Input

- c. **MACD Histogram.** Grafik bar MACD Histogram ini dihitung dari pengurangan dari nilai MACD Line dengan Signal Line (MACD Line – Signal Line) sesuai persamaan (2.6) berikut :

$$MACD\ Histogram = MACD - Signal \quad (2.6)$$



Gambar 2.2 Moving Average Convergence/Divergece

2.2.5 Bollinger Bands (BB)

Bollinger Bands adalah indikator teknikal yang digunakan untuk menggambarkan kondisi jenuh jual maupun jenuh beli. Dalam konsep *Bollinger Bands* yang berada pada bagian atas akan

menggambarkan jenuh beli. Sementara garis yang berada pada bagian bawah menggambarkan jenuh jual dengan contoh seperti pada Gambar 2.3 (Kharisma, 2021)



Gambar 2.3 Boliigner Bands

Untuk menghitung *Bollinger Bands* digunakan formula sebagai berikut :

$$Upper\ Band = MA(TP, n) + (m * \sigma[TP, n]) \quad (2.7)$$

$$Lower\ Band = MA(TP, n) - (m * \sigma[TP, n]) \quad (2.8)$$

$$Middle\ Band = MA(TP, n) \quad (2.9)$$

$$TP = \frac{High + Low + Close}{3} \quad (2.10)$$

Dimana :

MA : Moving Average

TP : Typical Price (Harga Tipikal)

n : Jumlah periode

σ : Standar deviasi selama *n* periode terakhir *TP*

m : Jumlah standar deviasi

2.3 Data Berkala (*Time Series*)

Data Berkala adalah serangkaian nilai dari variabel yang disusun berurutan berdasarkan waktu, Analisis Data Berkala mempelajari pola gerakan nilai dari variabel pada waktu interval tertentu seperti menit, jam maupun hari. Data Berkala memberi kita informasi ukuran-ukuran yang dapat digunakan untuk melakukan keputusan investasi saat itu dan untuk meramalkan masa depan.

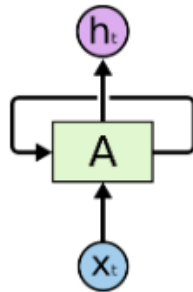
Analisis data berkala dapat digolongkan berdasarkan input yang menjadi pengamatan peneliti yaitu univariat, bivariat dan multivariat. Analisis data berkala univariat adalah yang paling sederhana dimana data yang dianalisis hanya menggunakan satu variabel. Analisis univariat umumnya memeriksa tendensi sentral (mean, median dan modus), range nilai maksimum, nilai minimum dan standar deviasi suatu variabel. Sedangkan untuk analisis bivariat yaitu membandingkan dua variabel untuk mempelajari hubungan mereka. Variabel-variabel ini bisa bergantung atau tidak bergantung satu sama lain. Analisis multivariat mirip dengan analisis bivariat, tetapi variabel yang akan dibandingkan lebih dari dua (Sherpa, 2021).

2.4 Recurrent Neural Network (RNN)

Pada dasarnya manusia dalam mengambil keputusan tidak dapat dilakukan setiap saat. Manusia akan melihat dan memperhitungkan masa lalu kemudian membuat sebuah keputusan. Cara berpikir seperti ini yang

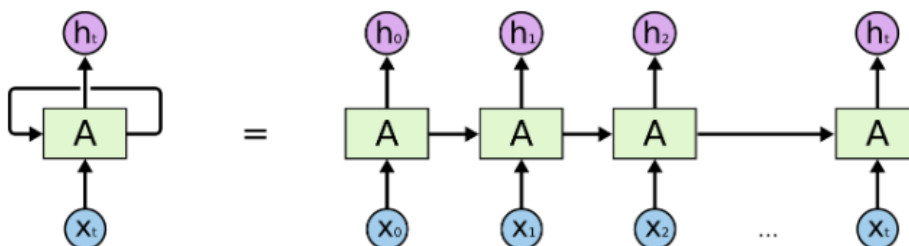
menjadi dasar dari pengembangan *Recurrent Neural Network* (RNN) (Lapian dkk., 2018).

Secara Singkat, RNN adalah salah satu bagian dari Neural Network yang digunakan untuk memproses data sequential (bersambung). RNN melakukan penyimpanan informasi berdasarkan masa lalu dan melakukan looping di dalam arsitekturnya, yang secara otomatis membuat informasi dari masa lalu tersimpan (Lapian dkk., 2018).



Gambar 2.4 Loop RNN
Sumber : <https://colah.github.io/>

Gambar 2.4 adalah contoh dari sebuah Recurrent Neural Network dimana RNN tersebut mendapat input X_t dan menghasilkan output h_t . Alur perulangan tersebut memungkinkan informasi dilempar dari jaringan satu ke jaringan lainnya (Lapian dkk., 2018).

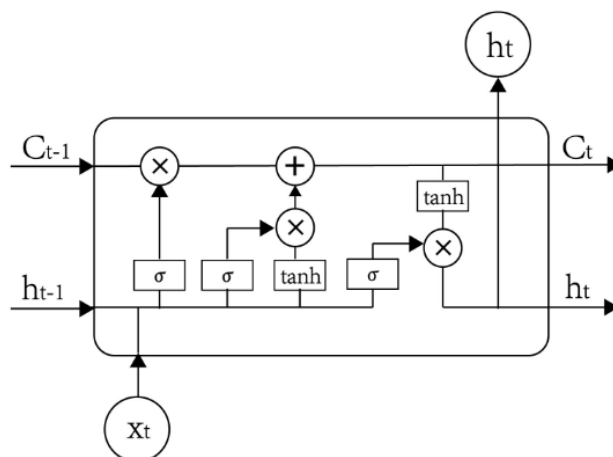


Gambar 2.5 Loop RNN terbuka
Sumber : <https://colah.github.io/>

Looping dari RNN sebenarnya akan memproses input dari skala waktu 0 sampai t . RNN akan memproses data input satu per satu secara berurutan, *hidden layer* pun akan melempar data menuju ke *hidden layer* pada skala waktu selanjutnya. Begitu seterusnya secara berurutan seperti pada Gambar 2.5. (Lapian dkk., 2018).

2.5 Long Short Term Memory (LSTM)

Long Short Term Memory (LSTM) merupakan pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) dengan mengatasi salah satu kekurangan RNN yaitu kemampuan mengolah informasi dalam jangka panjang terutama

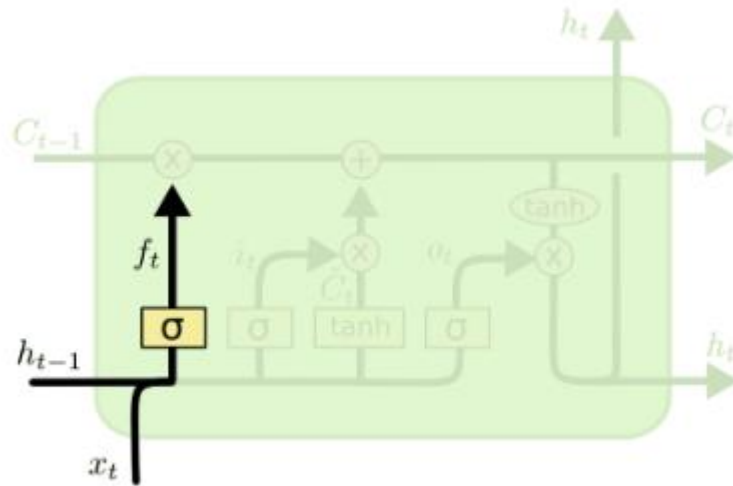


Gambar 2.6 Struktur LSTM
Sumber : (Qiu, Wang & Zhou, 2020)

pada pengolahan data berkala (*time series*) (Zahara dkk., 2019).

Pada Gambar 2.6 memperlihatkan Struktur LSTM dalam satu jaringan LSTM. Kunci dari LSTM yaitu adanya jalur yang menghubungkan *memory cell* (C_{t-1}) ke *memory cell* baru (C_t). *Memory cell* adalah garis horizontal yang menghubungkan semua *output layer* pada LSTM. Dengan ada jalur *memory cell*, suatu nilai *memory cell* yang lama akan dengan

mudah diteruskan ke *memory cell* yang baru dengan sedikit modifikasi (Aulia, 2020).



Gambar 2.7 Forget Gate LSTM
Sumber (Aulia, 2020)

Langkah pertama yang dilakukan LSTM adalah memutuskan informasi apa saja yang akan dibuang dari *cell state*. Keputusan ini dibuat oleh lapisan sigmoid yang disebut *forget gate layer* seperti yang ditunjukkan Gambar 2.7 dimana fungsi sigmoid dan tanh ditunjukkan pada persamaan berikut :

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.11)$$

$$\tanh(x) = 2 \sigma(2x) - 1 \quad (2.12)$$

Dimana x adalah input dan e adalah konstanta matematika.

Sel memori menerima data dari h_{t-1} dari momen sebelumnya dan informasi eksternal x_t dari momen saat ini sebagai *input* dan menggabungkannya dalam vektor panjang $[h_{t-1}, x_t]$. Notasi $[h_{t-1}, x_t]$

merupakan penggabungan, artinya menambahkan baris dari h_{t-1} melalui σ menjadi (Aulia, 2020) :

$$f_t = \sigma (W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.13)$$

Keterangan :

f_t : Input Gate

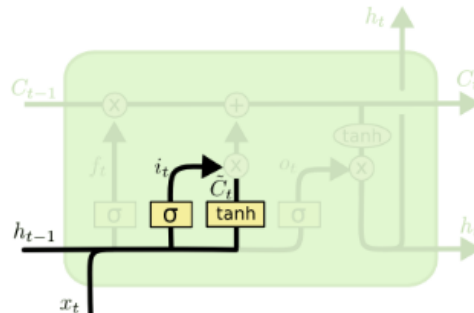
σ : Fungsi Sigmoid

W_f : Nilai weight untuk input gate

h_{t-1} : Nilai output sebelum orde ke-t

x_t : Nilai input pada orde ke-t

b_f : Nilai bias pada input gate



Gambar 2.8 Alur informasi yang melewati input gate
Sumber (Aulia, 2020)

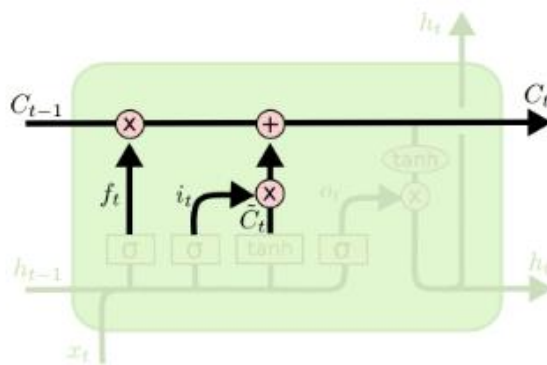
Langkah selanjutnya memutuskan informasi baru apa saja yang akan disimpan pada *cell state*. Input gate memiliki dua bagian. Pertama disebut lapisan sigmoid yang memutuskan nilai mana yang akan diperbarui, sedangkan lapisan tanh membuat vektor kandidat baru \hat{C}_t . Persamaan digunakan untuk memperbarui *cell state* dari sel memori:

$$i_t = \sigma (W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.14)$$

$$\hat{C}_t = \tanh(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2.15)$$

Dimana :

- i_t : Input gate
- σ : Fungsi sigmoid
- W_I : Nilai weight untuk input gate
- h_{t-1} : Nilai output sebelum orde ke-t
- x_t : Nilai input pada orde ke-t
- b_i : Nilai bias pada input gate
- \hat{C}_t : Nilai baru yang dapat ditambahkan ke cell state
- b_c : Nilai bias pada cell state
- C_{t-1} : Cell state sebelum orde ke-t
- f_t : Forget gate



Gambar 2.9 Memperbarui state cell
 Sumber (Aulia, 2020)

Gambar 2.9 menunjukkan proses memperbarui *cell state* lama C_{t-1} , ke dalam *state cell* baru C_t dengan cara mengalikan *cell state* lama dengan f_t *forget gate*, melupakan hal-hal yang diputuskan untuk dilupakan sebelumnya. Kemudian tambahkan $i_t * \hat{C}_t$, ini adalah nilai kandidat baru yang diskalakan berdasarkan berapa banyak yang diputuskan untuk diperbarui setiap nilai *state* dan dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \hat{C}_t \quad (2.16)$$

Dimana :

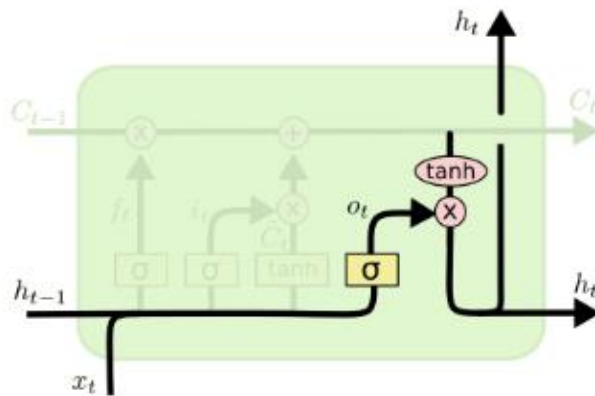
C_t : Cell state orde ke-t

f_t : Forget gate

C_{t-1} : Cell state sebelum orde ke-t

i_t : Input gate

\hat{C}_t : Cell state sebelum orde ke-t



Gambar 2.10 Alur informasi yang melewati output gate
Sumber (Aulia, 2020)

Selanjutnya diperlukan untuk memutuskan apa yang akan dihasilkan (output). Output ini didasarkan pada *cell state*, tetapi telah menjadi versi yang telah disaring. Pertama, dengan menjalankan lapisan sigmoid yang memutuskan bagian mana dari *cell state* yang akan menghasilkan output. Kemudian menempatkan *cell state* melalui *tanh* untuk mendorong nilai menjadi antara [-1, 1] dan mengalikan dengan output dari lapisan sigmoid, sehingga akan menghasilkan bagian output akhir yang dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$O_t = \sigma (W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.17)$$

Dimana :

O_t : Output gate

σ : Fungsi sigmoid

W_o : Nilai weight untuk output gate

h_{t-1} : Nilai output sebelum orde ke-t

x_t : Nilai input pada orde ke-t

b_o : Nilai bias pada output gate

Nilai output akhir sel dapat dirumuskan sebagai :

$$h_t = O_t * \tanh(C_t) \quad (2.18)$$

Dimana :

h_t : Nilai output orde ke-t

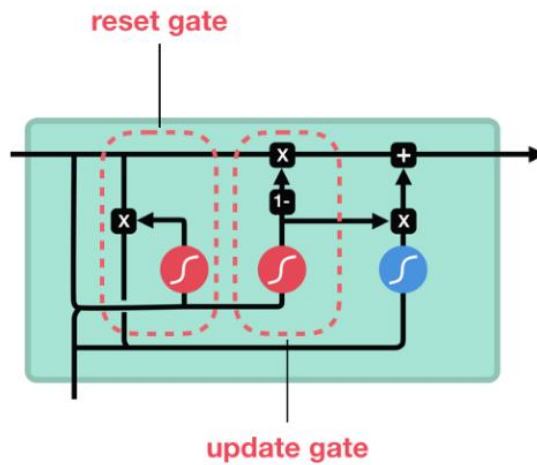
O_t : Output gate

\tanh : Fungsi tanh

C_t : Cell state

2.6 Gated Recurrent Unit (GRU)

Gated Recurrent Unit atau GRU adalah variasi lain dari RNN. Seperti LSTM, GRU diusulkan untuk memecahkan masalah gradien menyusut RNN dan juga mencakup lapisan sigmoid, lapisan tanh dan *hidden state*. Namun, GRU tidak bergantung pada sel untuk menyimpan memori. Di dalam GRU terdapat dua gate yaitu reset gate dan update gate dengan struktur seperti pada Gambar 2.11.



Gambar 2.11 Struktur GRU

Reset gate menentukan bagaimana menggabungkan input baru dengan informasi dimasa lalu dan *update gate* akan menentukan banyak informasi dari masa lalu yang harus tetap disimpan. update gate dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$z_t = \sigma (W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (2.19)$$

Keterangan :

z_t : *Update gate*

σ : Fungsi Sigmoid

W_z : Nilai weight untuk *update gate*

h_{t-1} : Nilai output sebelum orde ke-t

x_t : Nilai input pada orde ke-t

b_z : Nilai bias pada update gate

Selanjutnya *reset gate* sebagai berikut:

$$r_t = \sigma (W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (2.20)$$

Keterangan :

- r_t : *Reset gate*
- σ : Fungsi Sigmoid
- W_r : Nilai *weight* untuk *reset gate*
- h_{t-1} : Nilai output sebelum orde ke-t
- x_t : Nilai input pada orde ke-t
- b_r : Nilai bias pada *reset gate*

2.7 Parameter Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk melihat tingkat akurasi pada suatu prediksi dari model *time series* yang dibuat. Pada tahap *development* ukuran akurasi dapat menjadi acuan antara parameter model yang satu dengan parameter lainnya. Model akan diidentifikasi yang mana memiliki tingkat *error* terendah atau minimum yang akan dipilih. Kemudian setelah melakukan tahap *development*, evaluasi akan dilakukan juga untuk mengukur error model yang akan digunakan untuk menghasilkan prediksi untuk masa mendatang. Dalam mengevaluasi akurasi dan peramalan kinerja disetiap model, maka penelitian ini menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

2.7.1 Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) adalah penjumlahan dari kuadrat error atau selisih dari nilai sebenarnya dan nilai prediksi dan membagi hasil penjumlahan yang diperoleh dengan banyaknya

waktu peramalan dan menarik akarnya yang dirumuskan sebagai berikut :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}} \quad (2.21)$$

Dimana :

n : Jumlah data

Y_i : Nilai data yang sebenarnya

\hat{Y}_i : Nilai data yang diprediksi

2.7.2 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah nilai absolut dari persentase error data terhadap rata-rata. Persamaannya ditulis sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{Y}_i - Y_i|}{n} \times 100\% \quad (2.22)$$

Dimana :

n : Jumlah data

Y_i : Nilai data yang sebenarnya

\hat{Y}_i : Nilai data yang diprediksi

2.8 Penelitian Terkait

Berikut merupakan beberapa penelitian terkait dengan penelitian yang dilakukan :

1. Analisis dan Implementasi *Long Short Term Memory* Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin (Aldi dkk., 2018)

Pada penelitian ini menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dimana pada pengujian tersebut didapatkan hasil terbaik yaitu dengan komposisi data latih 70% dan data uji 30% parameter 1 pola *time series*, jumlah *neuron hidden* 25 dan *max epoch* 100 dengan akurasi rata-rata pada data latih 95.36% dan data uji sebesar 93.5%

2. Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory dengan SVR pada Prediksi Harga Saham di Indonesia (Arfan & Etp, 2020)

Pada penelitian ini menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dimana pada pengujian model LSTM mampu menanggulangi ketergantungan jangka Panjang dan mampu memprediksi harga saham dengan hasil yang akurat.

3. Analisis Prediksi Harga Saham Sektor Perbankan Menggunakan Algoritma *Long-Short Terms Memory* (LSTM)(Riyantoko dkk., 2020)

Pada penelitian ini menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dimana model optimasi juga mempengaruhi hasil setiap variasi epoch pada nilai loss dan akurasi. Tetapi model optimasi adam menunjukkan bahwa semakin tinggi *epoch* maka semakin rendah nilai *loss* dan semakin rendah nilai *loss* semakin baik dari akurasi prediksi data saham yang dihasilkan.

4. Prediksi Harga Ethereum Berdasarkan Informasi Blockchain Menggunakan Metode Long Short Term Memory (Aulia, 2020)

Pada penelitian ini menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dimana LSTM berhasil diterapkan dalam memprediksi harga Ethereum dengan menggunakan informasi *blockchain* dengan nilai *error* yang sangat kecil yaitu dengan MAPE 1.69%.

5. Prediksi Data Time Series Saham Bank BRI dengan Mesin Belajar LSTM (Long Short Term Memory) (Karno, 2020)

Pada penelitian ini menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dimana hasil prediksi data *time series* saham BBRI dengan menggunakan mesin belajar LSTM cukup berhasil dengan mendapatkan nilai akurasi RMSE sebesar 227.470 dan secara visual hasil visualisasi memperlihatkan grafik yang mirip dengan data sebenarnya.

6. Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)(Rizkilloh & Widyanesti, 2022)

Pada penelitian ini menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dimana pada pengujian terhadap jenis koin

DOGE dan ADA mendapatkan nilai RMSE sebesar 0.0544 dan 0.167 dimana menunjukkan hasil yang baik.

7. *Bitcoin Price Forecast Using LSTM and GRU Recurrent networks, and Hidden Markov Model (Xu, 2020)*

Pada penelitian ini menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) dimana pada model LSTM menghasilkan RMSE dan MAPE sebesar 57.2310 dan 0.0053 sedangkan untuk GRU menghasilkan RMSE dan MAPE sebesar 44.7693 dan 0.0035. Performa GRU unggul dalam penelitian ini.