

**PERAMALAN HARGA BITCOIN MENGGUNAKAN MODEL  
TUNGGAL DAN INDEPENDEN DENGAN ALGORITMA  
LSTM, GRU DAN BILSTM**

**SKRIPSI**



**RAYNALDY ARIEF**

**H071181310**

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI**

**DEPARTEMEN MATEMATIKA**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**

**UNIVERSITAS HASANUDDIN**

**MAKASSAR**

**2022**

**PERAMALAN HARGA BITCOIN MENGGUNAKAN MODEL  
TUNGGAL DAN INDEPENDEN DENGAN ALGORITMA  
LSTM, GRU DAN BILSTM**

**SKRIPSI**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana  
Komputer pada Program Studi Sistem Informasi Departmen Matematika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin**

**RAYNALDY ARIEF**

**H071181310**

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI**

**DEPARTEMEN MATEMATIKA**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**

**UNIVERSITAS HASANUDDIN**

**MAKASSAR**

**2022**

## PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Raynaldy Arief  
NIM : H071181310  
Program Studi : Sistem Informasi  
Jenjang : S1

Menyatakan dengan ini bahwa karya tulisan saya berjudul

### **PERAMALAN HARGA BITCOIN MENGGUNAKAN MODEL TUNGGAL DAN INDEPENDEN DENGAN ALGORITMA LSTM, GRU DAN BILSTM**

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

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

Makassar, 19 November 2022  
Yang menyatakan,



  
**Raynaldy Arief**  
NIM: H071181310

# PERAMALAN HARGA BITCOIN MENGGUNAKAN MODEL TUNGGAL DAN INDEPENDEN DENGAN ALGORITMA LSTM, GRU DAN BILSTM

Disusun dan diajukan oleh

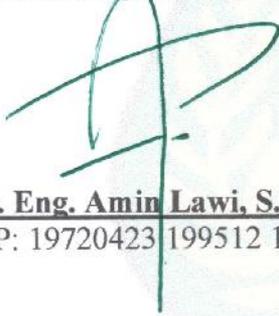
**RAYNALDY ARIEF**

**H071181310**

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka Penyelesaian Studi Program Sarjana Program Studi Sistem Informasi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan.

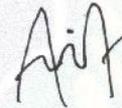
**Menyetujui**

**Pembimbing Utama,**



**Dr. Eng. Amin Lawi, S.Si., M.Eng.**  
NIP: 19720423 199512 1 001

**Pembimbing Pertama,**



**A. Muh. Amil Siddik, S.Si., M.Si.**  
NIP: 19911003 201903 1 015

**Ketua Program Studi,**



**Dr. Hendra, S.Si., M.Kom.**  
NIP: 19760102 200212 1 001



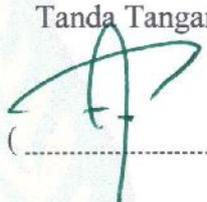
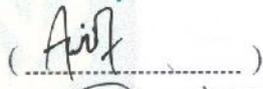
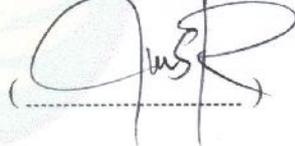
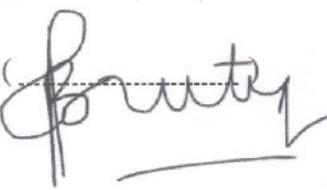
## HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh:

Nama : Raynaldy Arief  
NIM : H071181310  
Program Studi : Sistem Informasi  
Judul Skripsi : Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Model Tunggal Dan Independen Dengan Algoritma LSTM, GRU Dan BiLSTM

Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

### DEWAN PENGUJI

		Tanda Tangan
Ketua	: Dr. Eng. Armin Lawi, S.Si., M.Eng.	(  )
Sekretaris	: A. Muh. Amil Siddik, S.Si., M.Si.	(  )
Anggota	: Andi Muhammad Anwar, S.Si., M.Si.	(  )
Anggota	: Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D.	(  )

Ditetapkan di: Makassar

Tanggal: 18 November 2022



## KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa oleh karena anugerah-Nya yang melimpah, kemurahan serta kasih setia-Nya yang besar sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Model Tunggal Dan Independen Dengan Algoritma LSTM, GRU Dan BiLSTM”. Penulisan skripsi ini dilakukan dalam rangka memenuhi salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada kedua orang tua penulis, Ayahanda **Ridwan Arief** dan Ibunda **Zefanya Veronica Gunawan**, yang dengan penuh kesabaran dalam mengasuh dan mendidik penulis, yang senantiasa mencurahkan seluruh kasih sayang yang tak terhingga serta memberikan dukungan doa sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Ucapan terima kasih juga kepada saudara-saudari penulis, **Suryanto Arief** dan **Theresia Arief** serta seluruh keluarga besar yang senantiasa memberikan dukungan dan doa bagi penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.

Penulisan skripsi ini dapat terselesaikan berkat bantuan dan motivasi dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang tulus kepada:

1. Bapak **Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc.**, selaku Rektor Universitas Hasanuddin Makassar.
2. Bapak **Dr. Eng. Amiruddin, S.Si., M.Si.**, selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam serta para Wakil Dekan dan seluruh jajaran staf yang telah membarikan bantuan selama penulis mengikuti pendidikan.
3. Bapak **Dr. Nurdin, S.Si. M.Si.**, selaku Ketua Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Penulis juga berterima kasih atas dedikasi dosen-dosen pengajar, serta staf Departemen atas ilmu dan bantuan yang diberikan.

4. Bapak **Dr. Hendra, S.Si., M.Kom.**, selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi.
5. Bapak **Dr. Eng. Armin Lawi, S.Si., M.Eng.**, selaku dosen pembimbing utama dan Bapak **A. Muh. Amil Siddik, S.Si., M.Si.**, selaku dosen pembimbing pertama untuk segala ilmu yang beliau berikan, kesabaran dalam membimbing, nasihat serta memotivasi penulis dalam penulisan skripsi ini.
6. Bapak **Andi Muhammad Anwar, S.Si., M.Si.** dan Ibu **Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D.**, selaku dosen penguji yang telah bersedia meluangkan waktunya untuk memberikan saran dan arahan kepada penulis dalam penulisan skripsi ini.
7. Bapak/Ibu **Dosen Pengajar Departemen Matematika**, terkhusus kepada Bapak/Ibu **Dosen Pengajar Program Studi Sistem Informasi** yang telah memberikan ilmu kepada penulis selama menjadi mahasiswa di Program Studi Sistem Informasi, serta seluruh jajaran staf atas bantuannya dalam pengurusan akademik selama ini.
8. Kepada **Cecilia, Ajrana, Maxi, Islah, Sari, Nyssa, Eveline** yang telah senantiasa membantu penulis dalam penyusunan skripsi serta motivasi yang diberikan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Juga kepada **Aviva, Ikhsan, Syamsul, Farid, Djihad** dan **Hoir** yang telah menjadi patner dalam menemani penulis dalam suka-duka, saat sedang kesusahan, lelah dan kehilangan semangat.
9. Teman-teman **Sistem Informasi 2018**, selaku teman seperjuangan dari awal masuk ke Program Studi Sistem Informasi yang telah memberikan dukungan, kebersamaan dan kenangan selama kurang lebih 4 tahun di Universitas Hasanuddin.
10. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu, yang telah memberikan bantuan kepada penulis baik berupa materi dan non materi serta dukungan yang diberikan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna dikarenakan terbatasnya pengalaman dan pengetahuan yang dimiliki penulis. Oleh karena itu, penulis mengharapkan segala bentuk saran serta masukan bahkan kritik yang membangun dari berbagai pihak. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi yang membacanya, terutama untuk pengembangan ilmu pengetahuan.

Makassar, 18 November 2022



Raynaldy Arief

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK  
KEPENTINGAN AKADEMIS**

---

Sebagai civitas akademik Universitas Hasanuddin, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Raynaldy Arief  
NIM : H071181310  
Program Studi : Sistem Informasi  
Departemen : Matematika  
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin **Hak Bebas Royalti Noneklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

**Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Model Tunggal Dan Independen  
Dengan Algoritma LSTM, GRU Dan BiLSTM**

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan mempublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di Makassar pada tanggal 18 November 2022

Yang menyatakan,



Raynaldy Arief

## ABSTRAK

Mata uang kripto yang paling terkenal adalah Bitcoin, selain itu masih ada ribuan uang kripto seperti Ethereum, Litecoin, Ripple, Stellar, Dogecoin, Monero, Tron dan lainnya. Masalah utama para *trader* Bitcoin adalah ketidakpastian harga Bitcoin itu sendiri. Ketidakpastian harga ini lebih ekstrim dari ketidakpastian harga saham maupun mata uang asing karena sifat alami dari Bitcoin itu sendiri yang tidak dikendalikan oleh sesuatu yang mirip seperti bank sentral. Dalam penelitian ini, penulis bermaksud untuk membuat model *machine learning* yang dapat meramalkan (*forecasting*) harga dari Bitcoin menggunakan model Tunggal dan Independen dengan menerapkan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM), *Gated Recurrent Unit* (GRU) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM). Evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi adalah MSE, RMSE, RMSPE, MAE dan MAPE. Berdasarkan hasil *training* dan *testing* dengan menggunakan 2991 data (29/04/2013 sampai 06/06/2021) dan 5 *feature* (*High, Low, Open, Close* dan *Volume*), menunjukkan bahwa hasil evaluasi nilai rata-rata RMSPE dan MAPE untuk 5 *feature* didapatkan model Tunggal LSTM sebesar RMSE 14.0697% dan MAPE 10.22582%, model Tunggal GRU sebesar RMSPE 14.1601% dan MAPE 10.41848%, model Independen BiLSTM sebesar RMSPE 19.1998% dan MAPE 15.10338%, model Independen LSTM sebesar RMSPE 20.7587% dan MAPE 16.16044%, model Tunggal BiLSTM sebesar RMSPE 22.3194% dan MAPE 20.07084%, dan model Independen GRU sebesar RMSPE 32.3138% dan MAPE 25.20422%. Berdasarkan kriteria hasil evaluasi RMSPE, model Tunggal LSTM, Tunggal GRU, dan Independen BiLSTM memiliki hasil prediksi baik ( $10\% \leq \text{RMSPE} < 20\%$ ), sedangkan untuk model Independen LSTM, Tunggal BiLSTM dan Independen GRU memiliki hasil prediksi cukup ( $20\% \leq \text{RMSPE} < 50\%$ ). Untuk hasil evaluasi MAPE, model Tunggal LSTM, Tunggal GRU, Independen BiLSTM dan Independen LSTM memiliki hasil prediksi baik ( $10\% \leq \text{MAPE} < 20\%$ ), sedangkan untuk model Tunggal BiLSTM dan model Independen GRU memiliki hasil prediksi cukup ( $20\% \leq \text{MAPE} < 50\%$ ).

Kata Kunci: Peramalan, *Cryptocurrency*, Harga Bitcoin, Model Tunggal, Model Independen, *Long Short-Term Memory* (LSTM), *Gated Recurrent Unit* (GRU), *Bidirectional LSTM* (BiLSM).

## ***ABSTRACT***

The most famous cryptocurrency is Bitcoin, besides that there are thousands of cryptocurrencies such as Ethereum, Litecoin, Ripple, Stellar, Dogecoin, Monero, Tron and others. The main problem for Bitcoin traders is the uncertainty of the price of Bitcoin itself. This price uncertainty is more extreme than the uncertainty of stock and foreign currency prices because of the nature of Bitcoin itself which is not controlled by anything like a central bank. This study uses a machine learning model that can forecast the price of Bitcoin using Single and Independent models by applying Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU) and Bidirectional LSTM (BiLSTM) algorithms. The evaluations used to measure the level of prediction errors are MSE, RMSE, RMSPE, MAE and MAPE. Based on the results of training and testing using 2991 data (during 29/04/2013 to 06/06/2021) and 5 features (*High, Low, Open, Close* and *Volume*), it shows that the results of the evaluation of the average RMSPE and MAPE values for 5 features obtained RMSPE and MAPE percentages for Single LSTM model 14.0697% RMSE and 10.22582% MAPE, Single GRU model 14.1601% RMSPE and 10.41848% MAPE, Independent BiLSTM model 19.1998% RMSPE and 15.10338% MAPE, Independent LSTM model 20.7587% RMSPE and 16.16044% MAPE, Single BiLSTM model 22.3194% RMSPE and 20.07084% MAPE, and Independent GRU model 32.3138% RMSPE and 25.20422% MAPE. Based on the RMSPE evaluation criteria, Single LSTM, Single GRU and Independent BiLSTM models have good prediction results ( $10\% \leq \text{RMSPE} < 20\%$ ), while Independent LSTM, Single BiLSTM and Independent GRU models have sufficient prediction results ( $20\% \leq \text{RMSPE} < 50\%$ ). For MAPE evaluation criteria, Single LSTM, Single GRU, Independent BiLSTM and Independent LSTM models have good prediction results ( $10\% \leq \text{MAPE} < 20\%$ ), while Single BiLSTM and Independent GRU models have sufficient prediction results ( $20\% \leq \text{MAPE} < 50\%$ ).

*Keywords: Forecasting, Cryptocurrency, Bitcoin Price, Single Model, Independent Model, Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), Bidirectional LSTM (BiLSM).*

## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PERNYATAAN KEASLIAN .....	ii
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING .....	iii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iv
KATA PENGANTAR .....	v
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR .....	viii
ABSTRAK .....	ix
<i>ABSTRACT</i> .....	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR .....	xiii
DAFTAR TABEL.....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	2
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 <i>Cryptocurrency</i> .....	5
2.2 Bitcoin .....	6
2.3 Peramalan .....	6
2.4 <i>Recurrent Neural Network (RNN)</i> .....	8
2.5 <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i> .....	8
2.5.1 <i>Forget Gate</i> .....	9
2.5.2 <i>Input Gate</i> .....	10
2.5.3 <i>Output Gate</i> .....	11
2.6 <i>Gated Recurrent Unit (GRU)</i> .....	12
2.6.1 <i>Reset Gate dan Update Gate</i> .....	12
2.6.2 <i>Candidate Hidden State</i> .....	13
2.6.3 <i>Hidden State</i> .....	14

2.7	<i>Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)</i> .....	15
2.8	Model Tunggal .....	16
2.9	Model Independen.....	16
2.10	Ukuran Kinerja Model .....	17
2.10.1	<i>Mean Square Error (MSE)</i> .....	17
2.10.2	<i>Root Mean Square Error (RMSE)</i> .....	18
2.10.3	<i>Root Mean Square Percentage Error (RMSPE)</i> .....	18
2.10.4	<i>Mean Absolute Error (MAE)</i> .....	19
2.10.5	<i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i> .....	19
2.11	Inisialisasi <i>Hyperparameter</i> .....	20
2.11.1	<i>Epoch dan Batch Size</i> .....	20
2.11.2	<i>Neuron (Nodes)</i> .....	20
2.11.3	<i>Dropout</i> .....	20
2.11.4	<i>Optimizer</i> .....	22
2.12	Normalisasi data .....	22
2.13	<i>Split</i> data.....	22
2.14	<i>Time Step</i> .....	23
BAB III METODE PENELITIAN.....		24
3.1	Waktu dan Lokasi Penelitian.....	24
3.2	Instrumen Penelitian.....	24
3.3	Deskripsi Data .....	24
3.4	Tahapan Penelitian .....	25
3.5	<i>Preprocessing</i> .....	26
3.6	<i>Split</i> Data.....	26
3.7	<i>Training</i> Model Tunggal dan Model Independen .....	26
3.8	Evaluasi .....	26
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....		27
4.1	Deskripsi Data .....	27
4.2	<i>Preprocessing</i> .....	29
4.2.1	Pengecekan Atribut (Tipe) Data .....	30
4.2.2	Normalisasi Data .....	30
4.2.3	Segmentasi Data .....	31

4.3	<i>Split Data</i> .....	32
4.4	<i>Modeling</i> .....	32
4.5	<i>Traning Data</i> .....	36
4.6	Evaluasi .....	45
4.7	Hasil Peramalan Harga 1 Hari Kedepan (H+1).....	58
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		59
5.1	Kesimpulan.....	59
5.2	Saran.....	60
DAFTAR PUSTAKA .....		61
LAMPIRAN.....		64

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 <i>Cryptocurrency</i> .....	5
Gambar 2.2 Ilustrasi Tranksaksi Bitcoin .....	6
Gambar 2.3 Ilustrasi <i>Forecasting</i> .....	7
Gambar 2.4 Arsitektur RNN .....	8
Gambar 2.5 Arsitektur LSTM .....	9
Gambar 2.6 Alur <i>Forget Gate</i> LSTM .....	9
Gambar 2.7 Alur <i>Input Gate</i> LSTM (1) .....	10
Gambar 2.8 Alur <i>Input Gate</i> LSTM (2) .....	11
Gambar 2.9 Alur <i>Output Gate</i> LSTM .....	11
Gambar 2.10 Arsitektur GRU .....	12
Gambar 2.11 <i>Reset Gate</i> dan <i>Update Gate</i> GRU .....	13
Gambar 2.12 <i>Candidate Hidden State</i> GRU .....	14
Gambar 2.13 <i>Hidden State</i> GRU .....	14
Gambar 2.14 Arsitektur BiLSTM .....	15
Gambar 2.15 Arsitektur Model Tunggal .....	16
Gambar 2.16 Arsitektur Model Independen .....	17
Gambar 2.17 Ilustrasi <i>Dropout</i> .....	21
Gambar 2.18 Ilustrasi <i>Splitting</i> Data .....	23
Gambar 3.1 Alur Penelitian .....	25
Gambar 4.1 Plot Harga <i>Feature High</i> Bitcoin .....	28
Gambar 4.2 Plot Harga <i>Feature Low</i> Bitcoin .....	28
Gambar 4.3 Plot Harga <i>Feature Open</i> Bitcoin .....	28
Gambar 4.4 Plot Harga <i>Feature Close</i> Bitcoin .....	29
Gambar 4.5 Plot Harga <i>Feature Volume</i> Bitcoin .....	29
Gambar 4.6 <i>Dataset</i> Sebelum <i>Preprocessing</i> dan Pengecekan Atribut Data .....	30
Gambar 4.7 <i>Dataset</i> Sesudah <i>Preprocessing</i> dan Pengecekan Atribut Data .....	30
Gambar 4.8 Gambaran Segmentasi 60 Data pada Data <i>Train</i> dan Data <i>Test</i> .....	32
Gambar 4.9 Arsitektur Independen LSTM .....	33
Gambar 4.10 Arsitektur Independen GRU .....	34
Gambar 4.11 Arsitektur Independen BiLSTM .....	35
Gambar 4.12 Arsitektur Tunggal LSTM .....	35
Gambar 4.13 Arsitektur Tunggal GRU .....	35

Gambar 4.14	Arsitektur Tunggal BiLSTM.....	36
Gambar 4.15	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen LSTM <i>High</i> .....	36
Gambar 4.16	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen LSTM <i>Low</i> .....	37
Gambar 4.17	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen LSTM <i>Open</i> .....	37
Gambar 4.18	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen LSTM <i>Close</i> .....	38
Gambar 4.19	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen LSTM <i>Volume</i> .....	38
Gambar 4.20	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen GRU <i>High</i> .....	39
Gambar 4.21	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen GRU <i>Low</i> .....	39
Gambar 4.22	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen GRU <i>Open</i> .....	40
Gambar 4.23	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen GRU <i>Close</i> .....	40
Gambar 4.24	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen GRU <i>Volume</i> .....	41
Gambar 4.25	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen BiLSTM <i>High</i> .....	41
Gambar 4.26	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen BiLSTM <i>Low</i> .....	42
Gambar 4.27	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen BiLSTM <i>Open</i> .....	42
Gambar 4.28	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen BiLSTM <i>Close</i> .....	43
Gambar 4.29	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Independen BiLSTM <i>Volume</i> .....	43
Gambar 4.30	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Tunggal LSTM .....	44
Gambar 4.31	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Tunggal GRU .....	44
Gambar 4.32	<i>Loss</i> dan <i>Prediction</i> Tunggal BiLSTM.....	45
Gambar 4.33	Visualisasi Hasil Prediksi LSTM <i>High</i> Independen vs Tunggal.....	47
Gambar 4.34	Visualisasi Hasil Prediksi LSTM <i>Low</i> Independen vs Tunggal.....	48
Gambar 4.35	Visualisasi Hasil Prediksi LSTM <i>Open</i> Independen vs Tunggal .....	49
Gambar 4.36	Visualisasi Hasil Prediksi LSTM <i>Close</i> Independen vs Tunggal.....	50
Gambar 4.37	Visualisasi Hasil Prediksi LSTM <i>Volume</i> Independen vs Tunggal.....	50
Gambar 4.38	Visualisasi Hasil Prediksi GRU <i>High</i> Independen vs Tunggal.....	51
Gambar 4.39	Visualisasi Hasil Prediksi GRU <i>Low</i> Independen vs Tunggal.....	52
Gambar 4.40	Visualisasi Hasil Prediksi GRU <i>Open</i> Independen vs Tunggal .....	52
Gambar 4.41	Visualisasi Hasil Prediksi GRU <i>Close</i> Independen vs Tunggal.....	53
Gambar 4.42	Visualisasi Hasil Prediksi GRU <i>Volume</i> Independen vs Tunggal.....	54
Gambar 4.43	Visualisasi Hasil Prediksi BiLSTM <i>High</i> Independen vs Tunggal.....	55
Gambar 4.44	Visualisasi Hasil Prediksi BiLSTM <i>Low</i> Independen vs Tunggal .....	55
Gambar 4.45	Visualisasi Hasil Prediksi BiLSTM <i>Open</i> Independen vs Tunggal .....	56
Gambar 4.46	Visualisasi Hasil Prediksi BiLSTM <i>Close</i> Independen vs Tunggal.....	57
Gambar 4.47	Visualisasi Hasil Prediksi BiLSTM <i>Volume</i> Independen vs Tunggal.....	57

## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Data Harga <i>Cryptocurrency</i> Bitcoin .....	27
Tabel 4.2 Data Harga Bitcoin Sebelum dan Sesudah Normalisasi Data .....	30
Tabel 4.3 Komposisi <i>Split</i> Data.....	32
Tabel 4.4 Evaluasi Kinerja Model.....	46
Tabel 4.5 Hasil Peramalan Harga Bitcoin.....	58
Tabel 4.6 Data Harga Bitcoin .....	58

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

*Cryptocurrency* adalah mata uang digital yang menggunakan kriptografi untuk mengamankan transaksi keuangan, mengontrol proses pembuatan unit tambahan dan memverifikasi *transfer asset*. Mata uang kripto yang paling terkenal adalah Bitcoin, selain itu masih ada ribuan uang kripto seperti Ethereum, Litecoin, Ripple, Stellar, Dogecoin, Monero, Tron dan lainnya (Ratriani, 2022). Mata uang kripto menggunakan kontrol desentralisasi yang bekerja melalui teknologi *ledger* terdistribusi yaitu *blockchain*, yang berfungsi sebagai basis data transaksi keuangan publik (Seth, 2021).

Penggunaan *cryptocurrency* pertama kali tercatat pada tahun 2009 yaitu mata uang yang dikenal dengan nama Bitcoin. Mata uang tersebut ditemukan oleh seseorang atau sekelompok yang menggunakan nama samaran Satoshi Nakamoto dalam publikasi yang berjudul "*Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*". Pada mulanya, Bitcoin berharga kurang dari satu dolar hingga Februari 2011 namun kemudian meningkat dan mencapai titik tertinggi sepanjang masa di \$1151/koin pada tanggal 4 Desember 2013 (Farell, 2015). Sejak kemunculan Bitcoin, kemudian bermunculan *Cryptocurrency* lainnya seperti Ethereum, Ripple dan Litecoin dengan mekanisme dan harga yang berbeda-beda.

Masalah utama para *trader* Bitcoin adalah ketidakpastian harga Bitcoin itu sendiri. Ketidakpastian harga ini lebih ekstrim dari ketidakpastian harga saham maupun mata uang asing karena sifat alami dari Bitcoin itu sendiri yang tidak dikendalikan oleh sesuatu yang mirip seperti bank sentral. Harga Bitcoin sangat fluktuatif bahkan dapat berubah tiap menit karena *supply* dan *demand* yang naik atau turun dikendalikan sendiri oleh para pemilik Bitcoin. Ketidakpastian ini tentu tidak disukai oleh *trader* karena menimbulkan risiko pada investasi mereka sedangkan ketidakpastian ini juga tidak dapat dihindari dalam investasi. Untuk menghadapi ketidakpastian dapat digunakan suatu teknik prediksi (*forecasting*) untuk memprediksi nilai kenaikan atau penurunan harga Bitcoin. *Forecasting* digunakan untuk memprediksi sesuatu dimasa depan berdasarkan data masa lalu

agar penggunaannya dapat mengambil keputusan secara tepat berdasarkan data hasil *forecasting* (Kurniawan, 2018).

Pada penelitian yang dilakukan oleh Tandon dkk. pada tahun 2019, melakukan peramalan harga Bitcoin menggunakan algoritma LSTM dengan 10 lipatan *cross validation* menghasilkan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 0.0043 (Tando dkk., 2019). Kemudian pada penelitian yang dilakukan oleh Hamayel dkk. pada tahun 2021, melakukan prediksi harga *cryptocurrency* menggunakan algoritma GRU, LSTM dan BiLSTM dimana hasil dari *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) paling akurat adalah GRU dengan 0.2454% (Bitcoin), 0.8267% (Ethereum) dan 0.2116% (Litecoin), sedangkan untuk hasil prediksi rendah adalah BiLSTM dengan nilai 5.990% (Bitcoin), 6.85% (Ethereum) dan 2.332% (Litecoin) (Hamayel & Owda, 2021). Selanjutnya pada penelitian Nithyakani dkk. pada tahun 2021, melakukan prediksi harga Bitcoin menggunakan BiLSTM *Network* yang menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 13% (Nithyakani dkk, 2021).

Dari permasalahan di atas, diperlukan suatu model yang dapat meramalkan harga dari Bitcoin, dimana untuk mengetahui tingkat akurasi dari harga Bitcoin ini terdapat dua model yaitu model Tunggal dan Independen yang masing-masing menerapkan algoritma LSTM, GRU dan BiLSTM. Dari masing-masing model tersebut, akan dibuatkan perbandingan hasil akurasi sehingga mengetahui model mana yang cocok digunakan dalam peramalan harga Bitcoin.

Dalam penelitian ini, penulis bermaksud untuk membuat model *machine learning* yang dapat meramalkan (*forecasting*) harga dari Bitcoin menggunakan model Tunggal dan Independen dengan menerapkan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM), *Gated Recurrent Unit* (GRU) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM).

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang di atas, dapat dirumuskan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana membangun model Tunggal dan Independen menggunakan algoritma LSTM, GRU dan BiLSTM untuk meramalkan harga Bitcoin?

2. Bagaimana perbandingan hasil evaluasi kinerja peramalan harga Bitcoin dengan model Tunggal dan Independen menggunakan algoritma LSTM, GRU dan BiLSTM?

### 1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini agar tidak menyimpang dari pembahasan adalah sebagai berikut:

1. *Dataset* yang digunakan adalah harga *cryptocurrency* Bitcoin.
2. *Dataset* diambil dari *website* Kaggle.
3. Model yang digunakan adalah model Tunggal dan Independen yang dibandingkan masing-masing menggunakan algoritma LSTM, GRU dan BiLSTM.
4. Variabel yang digunakan dalam melakukan peramalan adalah *High*, *Low*, *Open*, *Close* dan *Volume* dengan satuan harga USD.
5. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah *Python* dengan menggunakan *website* *Google Colab*.
6. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini menggunakan *Library* dari *Keras*.
7. Peramalan dari harga *Bitcoin* ini hanya melihat dari harga sebelumnya dan tidak dipengaruhi oleh faktor-faktor lain.
8. *Output* yang dihasilkan berupa MSE, RMSE, RMSPE, MAE dan MAPE serta hasil ramalan harga *High*, *Low*, *Open*, *Close*, dan *Volume*.

### 1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Membangun model peramalan (*forecasting*) dengan model Tunggal dan Independen dengan algoritma LSTM, GRU dan BiLSTM untuk meramalkan harga Bitcoin.
2. Membandingkan hasil evaluasi kinerja dari peramalan dengan model Tunggal dan Independen.

### **1.5 Manfaat Penelitian**

Berdasarkan tujuan penelitian di atas, maka manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah membantu menghasilkan informasi terkait akurasi peramalan harga *cryptocurrency* Bitcoin dengan model Tunggal dan Independen menggunakan algoritma LSTM, GRU dan BiLSTM serta dapat menjadi perbandingan dengan penelitian lainnya dalam melakukan peramalan harga *cryptocurrency* selain Bitcoin.

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 *Cryptocurrency*

*Cryptocurrency* adalah aset digital yang dapat beredar tanpa memerlukan otoritas moneter pusat seperti pemerintah ataupun bank. Sebaliknya, *cryptocurrency* dibuat menggunakan teknik kriptografi yang memungkinkan orang untuk membeli, menjual, atau memperdagangkannya dengan aman. *Cryptocurrency* didukung oleh teknologi yang dikenal sebagai *blockchain*, berfungsi menyimpan catatan transaksi yang tahan terhadap kerusakan dan melacak siapa yang memilikinya. Penciptaan *blockchain* mengatasi masalah yang dihadapi oleh upaya sebelumnya untuk menciptakan mata uang digital murni: mencegah orang membuat salinan kepemilikan mereka dan mencoba membelanjakannya dua kali (Kevin & Andy, 2022). Contoh dari beberapa jenis *Cryptocurrency* dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 *Cryptocurrency*

Sumber: [wallstreetmojo.com](http://wallstreetmojo.com)

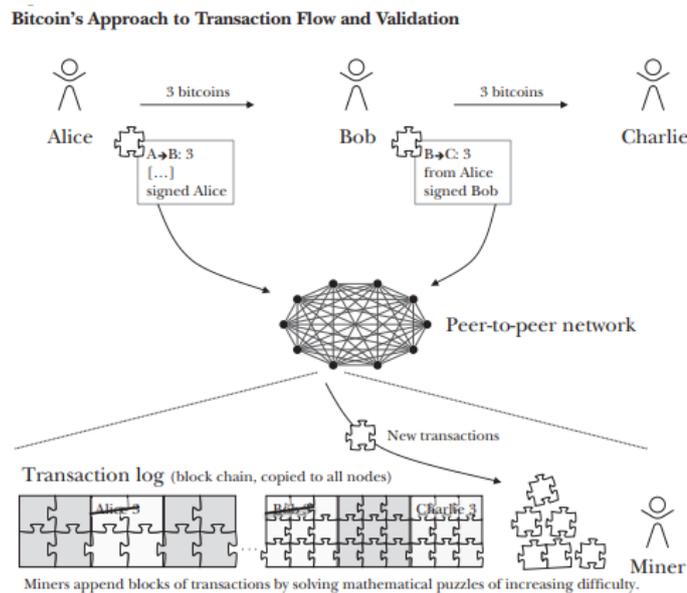
Analisis empiris Liu dan Tsyvinski tentang tiga mata uang kripto yang paling dikapitalisasi (Bitcoin, Ripple, dan Ethereum) tidak mengungkapkan hubungan statis antara hasil *cryptocurrency* dan kompleksitas ekstraksi mereka. Pada saat yang sama, faktor ekonomi makro yang biasanya menentukan dinamika mata uang, pasar saham dan komoditas tidak berpengaruh signifikan terhadap dinamika pasar *cryptocurrency* (Derbentsev dkk., 2019).

Sejumlah studi pasar *cryptocurrency* baru-baru ini menunjukkan bahwa, tidak seperti aset keuangan lainnya, harga *cryptocurrency* dipengaruhi oleh sejumlah faktor spesifik yang membentuk permintaan mereka, seperti jumlah tren pencarian *Google*, jumlah *posting* di jejaring sosial dan media massa lainnya. Studi-studi ini membuktikan kelayakan menggunakan faktor non-tipikal sebagai prediktor (Derbentsev dkk., 2019).

## 2.2 Bitcoin

Bitcoin adalah jaringan konsensus yang memungkinkan sistem pembayaran baru dan uang yang sepenuhnya berbentuk digital. Bitcoin merupakan jaringan pembayaran *peer-to-peer* desentralisasi pertama yang dikontrol sepenuhnya oleh penggunanya tanpa ada otoritas sentral ataupun perantara. Dari sudut pandang pengguna, Bitcoin serupa seperti uang tunai di dunia internet (Bitcoin.org).

Bitcoin adalah implementasi pertama tentang konsep yang bernama "*cryptocurrency*", yang pertama kali dijelaskan pada tahun 1998 oleh Wei Dai dalam milis *cypherpunks*, menyarankan ide tentang bentuk baru uang yang menggunakan kriptografi untuk mengontrol pembuatan dan transaksi, daripada menggunakan otoritas terpusat. Spesifikasi Bitcoin dan bukti konsep pertama kali dipublikasikan pada tahun 2009 dalam sebuah milis kriptografi oleh Satoshi Nakamoto. Satoshi meninggalkan proyek ini di akhir tahun 2010 tanpa mengungkapkan diri pribadinya yang sebenarnya (Bitcoin.org). Ilustrasi transaksi Bitcoin dapat dilihat pada Gambar 2.2.



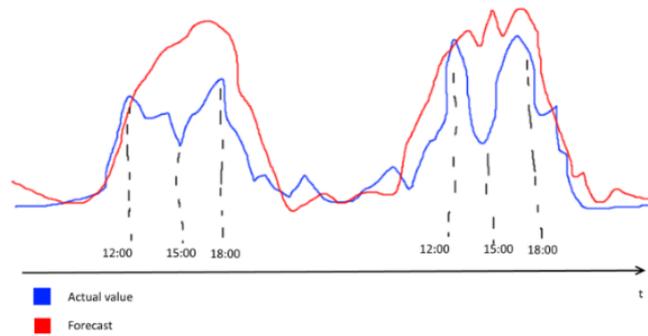
Gambar 2.2 Ilustrasi Tranksaksi Bitcoin

Sumber: Bitcoin: Economics, Technology, and Governance, (h.216). Böhme, R., Christin, N., Edelman, B., & Moore, T. (2015). *Journal of Economic Perspectives*.

## 2.3 Peramalan

Peramalan (*forecasting*) adalah kegiatan memperkirakan atau memprediksikan apa yang akan terjadi pada masa yang akan datang dengan waktu yang relative lama. Sedangkan ramalan adalah suatu situasi atau kondisi yang akan

diperkirakan akan terjadi pada masa yang akan datang. Untuk memprediksi hal tersebut diperlukan data yang akurat di masa lalu, sehingga dapat dilihat prospek situasi dan kondisi di masa yang akan datang (Anggriani, 2019). Ilustrasi forecasting dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Ilustrasi *Forecasting*

Sumber: [medium.com/@reni\\_A](https://medium.com/@reni_A)

Deret waktu (*Time Series*) berkaitan dengan urutan pengamatan yang dikumpulkan dalam interval waktu yang konstan baik itu harian, bulanan, atau tahunan. Analisis deret waktu melibatkan pengembangan model yang digunakan untuk menggambarkan deret waktu yang diamati dan memahami "mengapa" di balik kumpulan datanya. Ini melibatkan pembuatan asumsi dan interpretasi tentang data yang diberikan. Peramalan deret waktu memanfaatkan model *best fitting* yang penting untuk memprediksi pengamatan masa depan berdasarkan pemrosesan yang kompleks saat ini dan data sebelumnya (Gerasymov, 2022).

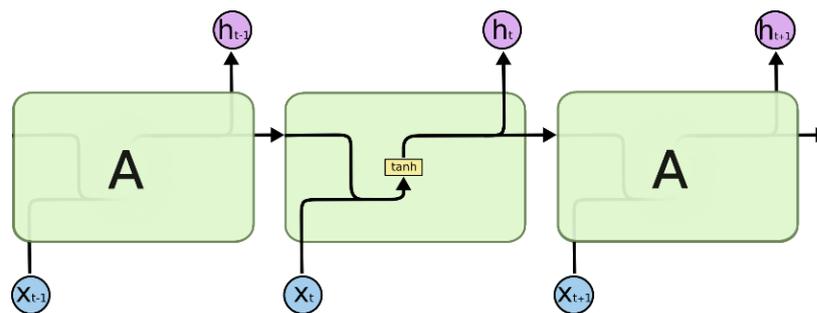
Peramalan *machine learning* terbukti paling efektif dalam menangkap pola dalam urutan data terstruktur dan tidak terstruktur dan peramalan analisis deret waktu lebih lanjut (Gerasymov, 2022).

Berikut adalah beberapa komponen penting yang perlu dipahami dalam penerapan peramalan deret waktu (Gerasymov, 2022):

- *Trends* (untuk menggambarkan peningkatan atau penurunan perilaku deret waktu yang sering disajikan dalam mode linier).
- *Seasonality* (untuk menyoroti pola siklus perilaku yang berulang dari waktu ke waktu).
- *Irregularity/Noise* (menganggap aspek non-sistematis dari deret waktu yang menyimpang dari nilai model umum).
- *Cyclicality* (untuk mengidentifikasi perubahan berulang dalam deret waktu dan menentukan penempatannya dalam siklus).

## 2.4 Recurrent Neural Network (RNN)

*Recurrent Neural Networks* (RNN) merupakan salah satu bentuk arsitektur *Artificial Neural Networks* (ANN) yang dirancang khusus untuk memproses data yang bersambung/berurutan (*sequential data*). RNN tidak membuang begitu saja informasi dari masa lalu dalam proses pembelajarannya. Hal inilah yang membedakan RNN dari ANN biasa. RNN mampu menyimpan memori/ingatan (*feedback loop*) yang memungkinkan untuk mengenali pola data dengan baik, kemudian menggunakannya untuk membuat prediksi yang akurat (Yanuar, 2018). Arsitektur dari RNN dapat dilihat pada Gambar 2.4.



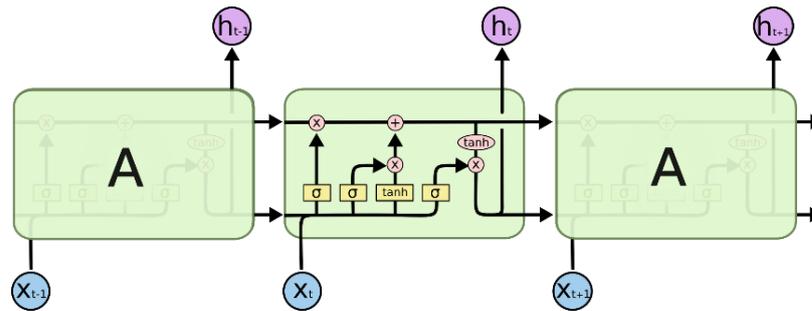
Gambar 2.4 Arsitektur RNN

Sumber: imgbin.com

Akan tetapi RNN memiliki kekurangan dimana sangat sulit dilatih untuk ketergantungan jangka panjang (*long term dependencies*) yang dieksplorasi secara mendalam oleh Hochreiter (1991), tetapi LSTM dapat mengatasi kekurangan yang dialami oleh RNN (Olah, 2015).

## 2.5 Long Short-Term Memory (LSTM)

*Long Short-Term Memory* (LSTM) merupakan model varian dari *Recurrent Neural Network* (RNN). LSTM muncul karena dapat mengingat informasi jangka panjang (*long term dependencies*), LSTM menggantikan simpul *hidden layer* di RNN dengan sel LSTM yang berfungsi untuk menyimpan informasi sebelumnya. Dalam LSTM terdapat tiga gerbang yang mengendalikan penggunaan dan memperbarui informasi terdahulu yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*. Sel memori dan tiga gerbang dirancang untuk dapat membaca, menyimpan, dan memperbarui informasi terdahulu. Arsitektur LSTM dapat dilihat pada Gambar 2.5.

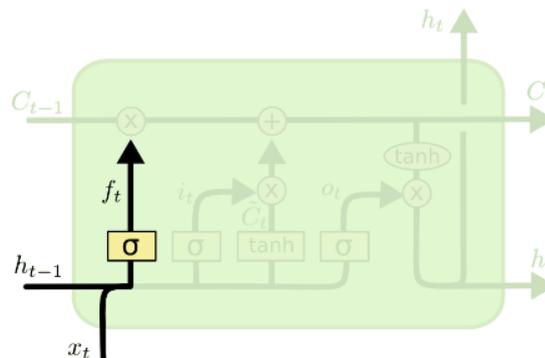


Gambar 2.5 Arsitektur LSTM

Sumber: colah.github.io

### 2.5.1 Forget Gate

*Forget gate* adalah lapisan *sigmoid* yang mengambil *output* pada waktu sebelumnya ( $t-1$ ) dan *input* pada saat ini ( $t$ ) dan menggabungkannya serta menerapkan fungsi aktivasi *sigmoid*. *Output* dari *gate* ini adalah nilai 0 atau 1 karena menggunakan *sigmoid*. Jika  $f_t = 0$ , maka keadaan (*state*) sebelumnya akan dilupakan, sementara jika  $f_t = 1$ , maka keadaan (*state*) sebelumnya tidak akan berubah. Alur dari *forget gate* dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Alur Forget Gate LSTM

Sumber: colah.github.io

Rumus dari *forget gate* ( $f_t$ ) dapat dilihat pada persamaan (2.1).

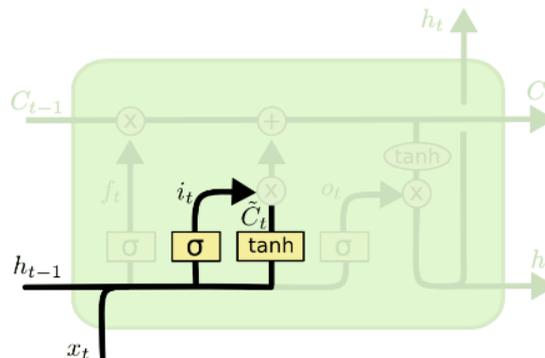
$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.1)$$

Keterangan:

- $f_t$  : Forget gate
- $\sigma$  : Fungsi aktivasi *sigmoid*
- $W_f$  : Nilai *weight* untuk *forget gate*
- $h_{t-1}$  : *State* sebelumnya ( $t-1$ )
- $x_t$  : Nilai *input* pada saat ini ( $t$ )
- $b_f$  : Nilai *bias* pada *forget gate*

### 2.5.2 Input Gate

*Input gate* adalah lapisan yang berperan mengambil *output* sebelumnya dan *input* baru, dimana terdiri dari lapisan *sigmoid* dan lapisan *tanh*. Alur dari *input gate* bagian pertama dapat dilihat pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Alur *Input Gate* LSTM (1)

Sumber: colah.github.io

Rumus dari *input gate* ( $i_t$ ) dan *candidate cell state* ( $\tilde{C}_t$ ) dapat dilihat pada persamaan (2.2) dan persamaan (2.3).

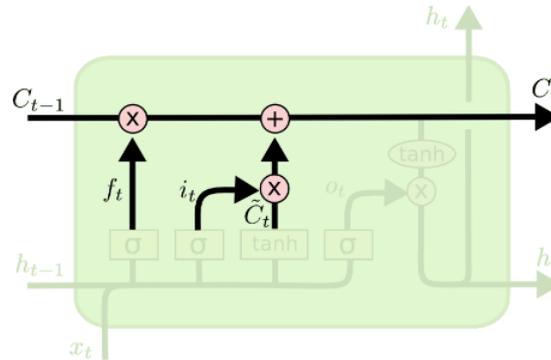
$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2.3)$$

Keterangan:

- $i_t$  : *Input gate*
- $\tilde{C}_t$  : *Candidate cell state*
- $\sigma$  : Fungsi aktivasi *sigmoid*
- $h_{t-1}$  : *State* sebelumnya (t-1)
- $x_t$  : Nilai *input* pada saat ini (t)
- $b_i$  : Nilai *bias* pada *input gate*
- $b_c$  : Nilai *bias* pada *cell state*
- $W_i$  : Nilai *weight* untuk *input gate*
- $W_c$  : Nilai *weight* untuk *cell state*

Setelah didapatkan nilai dari lapisan *sigmoid* dan *tanh*, selanjutnya adalah memperbarui *cell state* sebelumnya ( $C_{t-1}$ ) menjadi *cell state* baru ( $C_t$ ). Alur dari *input gate* bagian kedua dapat dilihat pada Gambar 2.8.

Gambar 2.8 Alur *Input Gate* LSTM (2)

Sumber: colah.github.io

Rumus dari *cell state* ( $C_t$ ) dapat dilihat pada persamaan (2.4).

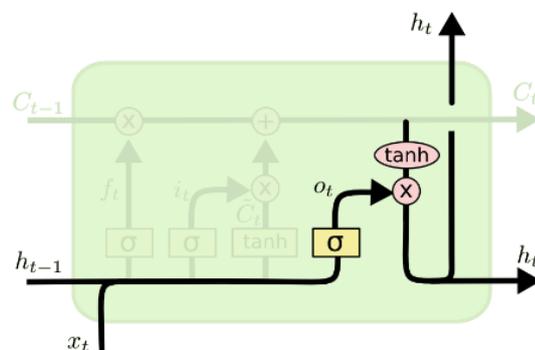
$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (2.4)$$

Keterangan:

- $C_t$  : *Cell state/Memory*
- $f_t$  : *Forget gate*
- $C_{t-1}$  : *Cell state/Memory* sebelumnya (t-1)
- $i_t$  : *Input gate*
- $\tilde{C}_t$  : *Candidate cell state*

### 2.5.3 *Output Gate*

*Output gate* adalah gerbang yang menghasilkan *output* berupa nilai *hidden state*, dimana *hidden state* ini berisi informasi tentang *input* sebelumnya. Bisa dikatakan bahwa *output hidden state* ini merupakan versi *cell state* yang telah difilter. Alur dari *output gate* dapat dilihat pada Gambar 2.9.

Gambar 2.9 Alur *Output Gate* LSTM

Sumber: colah.github.io

Rumus dari *output gate* dapat dilihat pada persamaan (2.5) dan persamaan (2.6).

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.5)$$

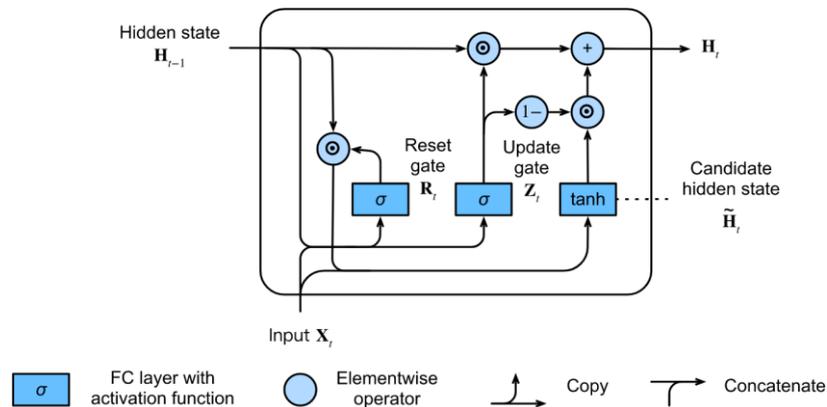
$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (2.6)$$

Keterangan:

- $o_t$  : Output gate (t)
- $h_t$  : Output LSTM/Hidden state
- $\sigma$  : Fungsi aktivasi *sigmoid*
- $h_{t-1}$  : State sebelumnya (t-1)
- $x_t$  : Nilai *input* pada saat ini (t)
- $b_o$  : Nilai *bias* pada *output gate*
- $W_o$  : Nilai *weight* untuk *output gate*
- $C_t$  : Cell state/Memory

## 2.6 Gated Recurrent Unit (GRU)

*Gated Recurrent Unit* (GRU) adalah varian dari LSTM yang dikenalkan oleh Kyunghyun Cho (Cho dkk., 2014) dimana pada GRU menggabungkan *forget gate* dan *input gate* menjadi satu *update gate* dan juga menggabungkan *cell state* dan *hidden state* serta membuat beberapa perubahan lainnya sehingga menghasilkan model yang lebih sederhana dibandingkan LSTM (Olah, 2015). Arsitektur GRU dapat dilihat pada Gambar 2.10.

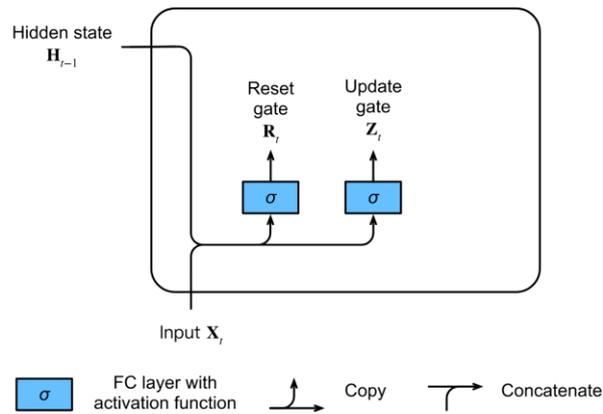


Gambar 2.10 Arsitektur GRU

Sumber: d2l.ai

### 2.6.1 Reset Gate dan Update Gate

Langkah pertama pada arsitektur GRU adalah *reset gate* dan *update gate*. *Reset gate* berfungsi menentukan berapa banyak informasi *time step* terdahulu untuk disimpan. Kemudian *update gate* berfungsi menentukan berapa banyak *state* baru untuk menggantikan *state* terdahulu dalam perhitungan di *hidden state* nantinya menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. Alur *reset gate* dan *update gate* dapat dilihat pada Gambar 2.11.

Gambar 2.11 *Reset Gate* dan *Update Gate* GRU

Sumber: d2l.ai

Rumus dari *reset gate* ( $R_t$ ) dan *update gate* ( $Z_t$ ) dapat dilihat pada persamaan (2.7) dan persamaan (2.8).

$$R_t = \sigma(X_t W_{xr} + H_{t-1} W_{hr} + b_r) \quad (2.7)$$

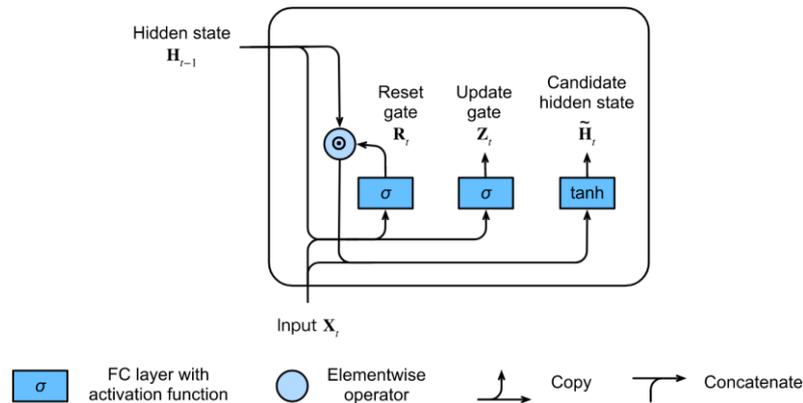
$$Z_t = \sigma(X_t W_{xz} + H_{t-1} W_{hz} + b_z) \quad (2.8)$$

Keterangan:

- $R_t$  : *Reset gate*
- $Z_t$  : *Update gate*
- $\sigma$  : Fungsi aktivasi *sigmoid*
- $H_{t-1}$  : *Hidden state* dari *time step* sebelumnya (t-1)
- $X_t$  : Nilai *input* pada saat ini (t)
- $b_r$  : Nilai *bias* pada *reset gate*
- $b_z$  : Nilai *bias* pada *update gate*
- $W_{xr}, W_{hr}$  : Nilai *weight* untuk *reset gate*
- $W_{xz}, W_{hz}$  : Nilai *weight* untuk *update gate*

### 2.6.2 *Candidate Hidden State*

Langkah selanjutnya adalah menentukan *candidate hidden state* pada *time step* saat ini (t) dari informasi yang relevan pada *time step* sebelumnya (t-1) dengan menggunakan fungsi *tanh*. Alur dari *candidate hidden state* dapat dilihat pada Gambar 2.12.



Gambar 2.12 Candidate Hidden State GRU

Sumber: d2l.ai

Rumus dari *candidate hidden state* ( $\tilde{H}_t$ ) dapat dilihat pada persamaan (2.9).

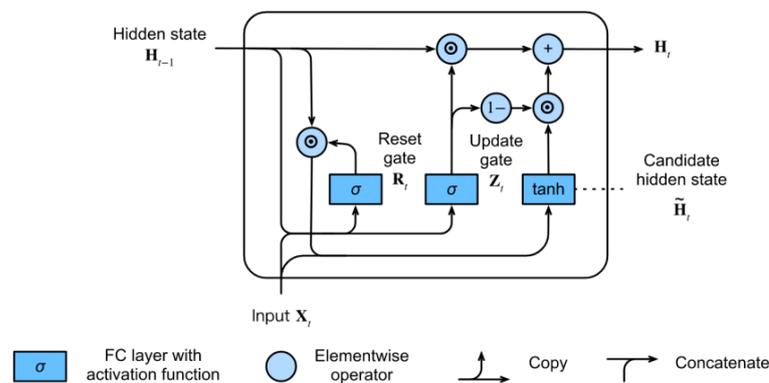
$$\tilde{H}_t = \tanh(X_t W_{xh} + (R_t \odot H_{t-1}) W_{hh} + b_h) \tag{2.9}$$

Keterangan:

- $\tilde{H}_t$  : Candidate hidden state
- $R_t$  : Output pada reset gate
- $H_{t-1}$  : Hidden state dari time step sebelumnya (t-1)
- $X_t$  : Nilai input pada saat ini (t)
- $b_h$  : Nilai bias pada candidate hidden state
- $W_{xh}, W_{hh}$  : Nilai weight untuk candidate hidden state

### 2.6.3 Hidden State

Langkah terakhir adalah *hidden state* dimana pada *state* ini akan dihitung *output* akhir unit saat ini (t) dan meneruskannya ke *time step* berikutnya sebagai *hidden state*. Alur dari *hidden state* dapat dilihat pada Gambar 2.13.



Gambar 2.13 Hidden State GRU

Sumber: d2l.ai

Rumus dari *hidden state* ( $H_t$ ) dapat dilihat pada persamaan (2.10).

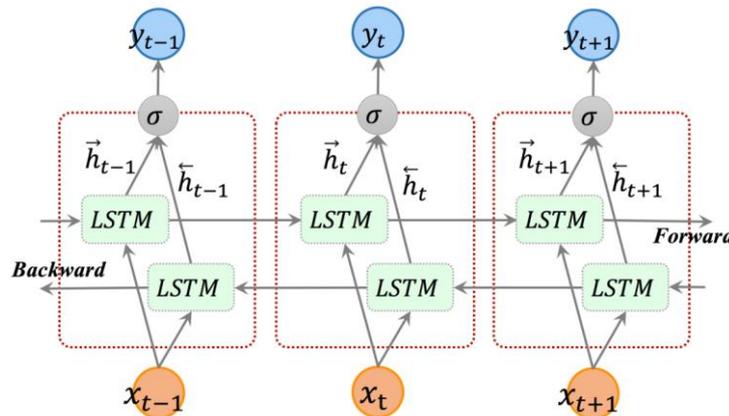
$$H_t = Z_t \odot H_{t-1} + (1 - Z_t) \odot \tilde{H}_t \quad (2.10)$$

Keterangan:

- $H_t$  : Output GRU
- $\tilde{H}_t$  : Candidate hidden state
- $Z_t$  : Output pada update gate
- $H_{t-1}$  : Hidden state dari time step sebelumnya (t-1)

## 2.7 Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)

*Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) adalah salah satu varian dari LSTM, dimana LSTM ini terdiri dari dua arah *layer* yaitu *forward* dan *backward* dengan *hidden layer* yang berbeda. Hasil *output* dari *forward* dan *backward* akan digabungkan menjadi satu hasil *output layer* yang sama. Arsitektur BiLSTM dapat dilihat pada Gambar 2.14.



Gambar 2.14 Arsitektur BiLSTM

Sumber: Stacked Bidirectional and Unidirectional LSTM Recurrent Neural Network for Network-wide Traffic Speed Prediction, (h.4). Cui, Z., Ke, R., Pu, Z., Wang, Y. (2018).

Untuk perhitungan pada *forward layer* dan *backward layer* menggunakan persamaan rumus yang sama dengan LSTM standar, dimana untuk hasil *output* BiLSTM menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* untuk menggabungkannya. Rumus hasil *output* ( $y_t$ ) dapat dilihat pada persamaan (2.11).

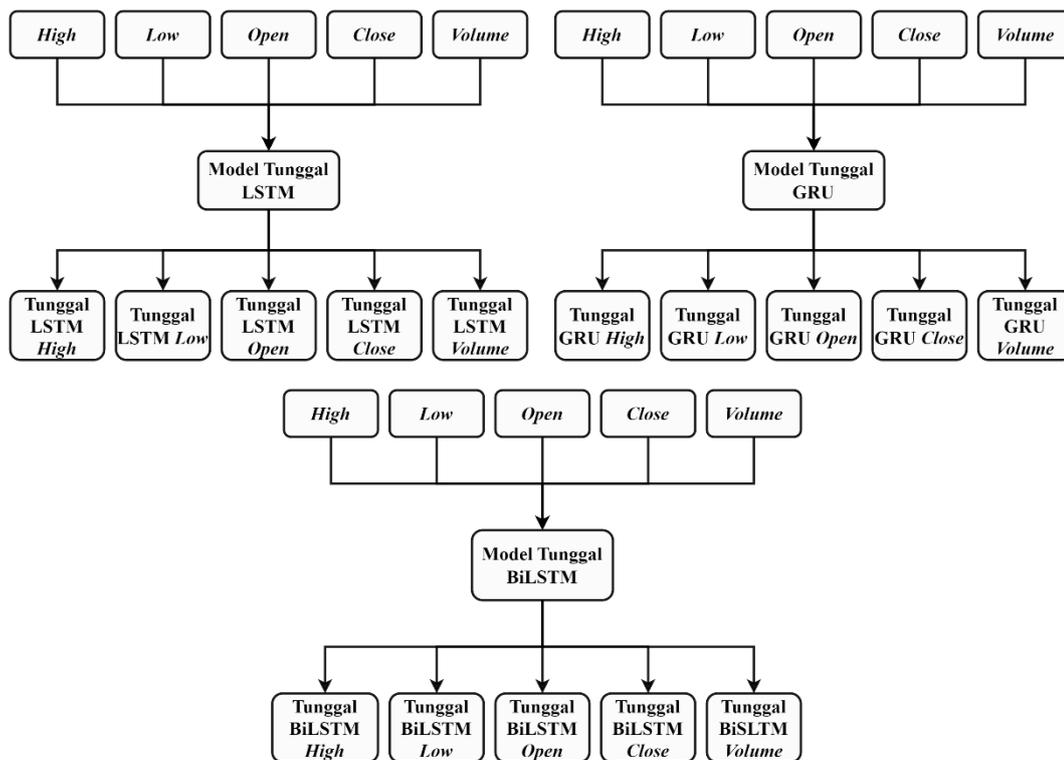
$$y_t = \sigma(\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t) \quad (2.11)$$

Keterangan:

- $y_t$  : Output BiLSTM
- $\sigma$  : Fungsi aktivasi *sigmoid*
- $\vec{h}_t$  : Forward state saat ini (t)
- $\overleftarrow{h}_t$  : Backward state saat ini (t)

## 2.8 Model Tunggal

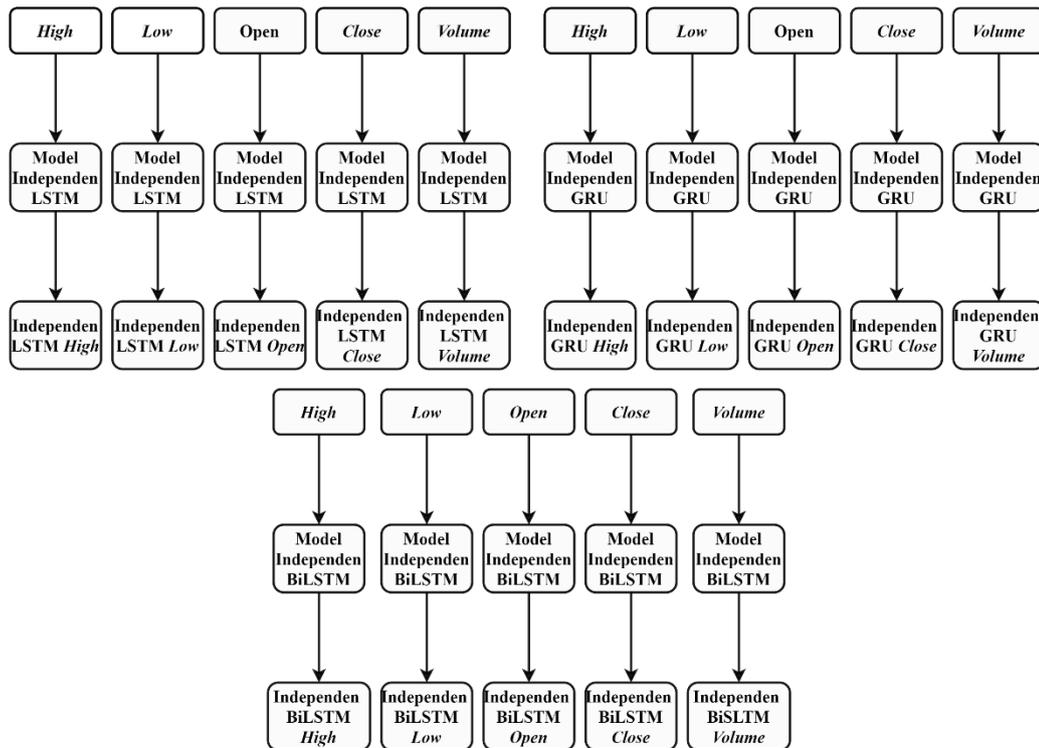
Model Tunggal adalah model yang menggunakan metode *multivariate*, yaitu dalam satu model nantinya akan menerima banyak *variable* atau *feature* sebagai *input* dalam melakukan peramalan harga *cryptocurrency* Bitcoin. Pada skripsi ini, nantinya akan ada 3 algoritma LSTM, GRU dan BiLSTM yang masing-masing menggunakan model Tunggal dengan *variable* yang digunakan adalah *High*, *Low*, *Open*, *Close* dan *Volume* sehingga total model Tunggal yang dihasilkan ada sebanyak 3 model.



Gambar 2.15 Arsitektur Model Tunggal

## 2.9 Model Independen

Model Independen adalah model yang dimana hanya menerima 1 *variable* atau *feature* sebagai *input*, sehingga nantinya model Independen untuk arsitektur LSTM ada sebanyak 5 model (LSTM-*High*, LSTM-*Low*, LSTM-*Open*, LSTM-*Close* dan LSTM-*Volume*) dan begitupun untuk GRU serta BiLSTM sehingga total model Independen yang dihasilkan ada sebanyak 15 model.



Gambar 2.16 Arsitektur Model Independen

## 2.10 Ukuran Kinerja Model

Dalam model pembelajaran *machine learning* dan *deep learning*, evaluasi kinerja penting untuk dilakukan karena ini bertujuan untuk mengukur tingkat akurasi kinerja suatu model yang digunakan. Dalam penelitian ini mengukur kinerja model yang digunakan dengan melihat nilai *Mean Square Error*, *Root Mean Square Error*, *Mean Absolute Error* dan *Mean Absolute Percentage Error*.

### 2.10.1 Mean Square Error (MSE)

*Mean Square Error* (MSE) adalah pengukuran jumlah kesalahan dalam model statistik dengan menilai perbedaan kuadrat rata-rata antara nilai aktual dan nilai prediksi. Semakin rendah nilai MSE, maka semakin baik hasil ramalan dari suatu model. Untuk rumus MSE diuraikan pada persamaan (2.12).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (2.12)$$

Sumber: mydatamodels.com

Keterangan:

- $Y_i$  : Nilai aktual ke  $- i$
- $\hat{Y}_i$  : Nilai hasil prediksi ke  $- i$
- $n$  : Jumlah data

### 2.10.2 Root Mean Square Error (RMSE)

*Root Mean Square Error* (RMSE) adalah akar kuadrat dari jumlah kesalahan antara nilai aktual dan nilai prediksi. Semakin kecil nilai RMSE dapat diartikan bahwa hasil ramalan dari model tersebut baik. Untuk rumus RMSE diuraikan pada persamaan (2.13).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (2.13)$$

Sumber: mydatamodels.com

Keterangan:

- $Y_i$  : Nilai aktual ke  $-i$
- $\hat{Y}_i$  : Nilai hasil prediksi ke  $-i$
- $n$  : Jumlah data

### 2.10.3 Root Mean Square Percentage Error (RMSPE)

*Root Mean Square Percentage Error* (RMSPE) adalah ukuran akurasi dari suatu prediksi dengan menunjukkan nilai kesalahan kuadrat dari persentase error terhadap rata-rata dan kemudian menarik akarnya. Rumus RMSPE diuraikan pada persamaan (2.14).

$$RMSPE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right)^2} \times 100\% \quad (2.14)$$

Sumber: site.google.com

Keterangan:

- $Y_i$  : Nilai aktual ke  $-i$
- $\hat{Y}_i$  : Nilai hasil prediksi ke  $-i$
- $n$  : Jumlah data

Adapun untuk hasil dari nilai evaluasi RMSPE terbagi menjadi 4 kriteria sebagai berikut.

- RMSPE < 10% : Hasil prediksi sangat baik.
- 10% ≤ RMSPE < 20% : Hasil prediksi baik.
- 20% ≤ RMSPE < 50% : Hasil prediksi cukup.
- RMSPE ≥ 50% : Hasil prediksi buruk.

#### 2.10.4 Mean Absolute Error (MAE)

*Mean Absolute Error* (MAE) adalah nilai rata-rata kesalahan mutlak antara nilai aktual dan nilai prediksi untuk melakukan evaluasi model. Untuk rumus MAE diuraikan pada persamaan (2.15).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (2.15)$$

Sumber: mydatamodels.com

Keterangan:

$Y_i$  : Nilai aktual ke  $- i$

$\hat{Y}_i$  : Nilai hasil prediksi ke  $- i$

$n$  : Jumlah data

#### 2.10.5 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah rata-rata persentase kesalahan nilai mutlak dari peramalan. MAPE sering digunakan untuk ukuran akurasi model peramalan, dimana semakin rendah nilai MAPE semakin baik ramalannya. Untuk rumus MAPE diuraikan pada persamaan (2.16).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \times 100\% \quad (2.16)$$

Sumber: mydatamodels.com; psicothema.com

Keterangan:

$Y_i$  : Nilai aktual ke  $- i$

$\hat{Y}_i$  : Nilai hasil prediksi ke  $- i$

$n$  : Jumlah data

Adapun untuk hasil dari nilai evaluasi MAPE terbagi menjadi 4 kriteria sebagai berikut (Montaño Moreno dkk., 2013):

MAPE < 10% : Hasil prediksi sangat baik.

10% ≤ MAPE < 20% : Hasil prediksi baik.

20% ≤ MAPE < 50% : Hasil prediksi cukup.

MAPE ≥ 50% : Hasil prediksi buruk.

## 2.11 Inisialisasi *Hyperparameter*

*Hyperparameter* adalah variabel yang menentukan bagaimana sebuah model dilatih. *Hyperparameter* salah satu faktor yang mempengaruhi kinerja dari model yang dibuat untuk mendapatkan performa yang baik. Menurut (Zomer, 2020), menentukan *hyperparameter* lebih seperti seni daripada sains, dan ada baiknya menguji beberapa opsi untuk memahami apa yang paling baik pada data pengujian dan dalam produksi. Inisialisasi *hyperparameter* pada penelitian ini meliputi *epoch*, *batch size*, *neuron*, *dropout* dan *optimizer*.

### 2.11.1 *Epoch dan Batch Size*

*Epoch* (iterasi) adalah *hyperparameter* yang menentukan berapa kali algoritma akan bekerja melalui seluruh *training dataset*. Jumlah *epoch* secara umum dimulai dari puluhan, ratusan atau ribuan dimana seringkali dalam contoh *coding epoch* diatur dengan angka 10, 50, 100, 500, 1000 dan lebih besar. Sedangkan *batch size* adalah *hyperparameter* yang menentukan jumlah sampel yang harus dikerjakan sebelum memperbarui parameter model *internal*. Secara umum, jumlah *batch size* yang populer adalah 32, 64 dan 128 sampel yang seringkali dilihat pada *literature* dan tutorial (Brownlee, 2022).

Tidak ada aturan ajaib tentang cara mengonfigurasi parameter ini. Kita harus mencoba nilai yang berbeda dan melihat apa yang terbaik untuk masalah yang dihadapi (Brownlee, 2022).

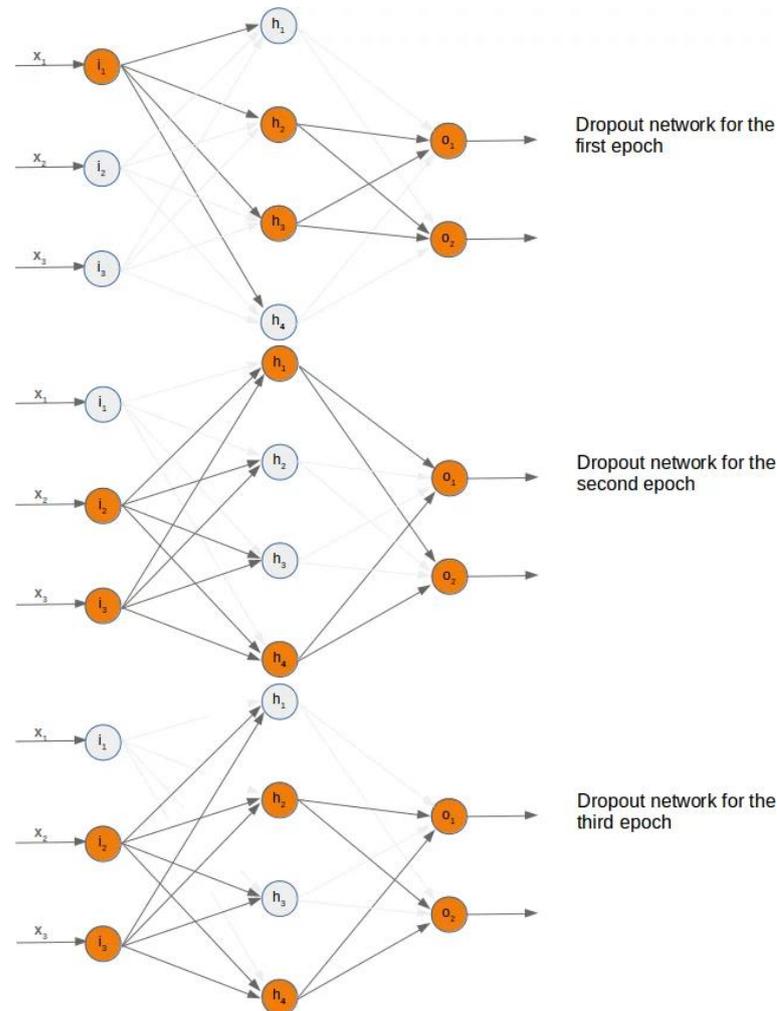
### 2.11.2 *Neuron (Nodes)*

*Neuron* merupakan suatu unit yang berfungsi sebagai menyimpan dan mengirimkan informasi. Secara umum, penentuan jumlah *neuron* atau *nodes* merupakan model *hyperparameter* yang harus dicari sesuai dengan karakteristik atau spesifikasi *dataset*. Belum ada pernah yang menyelesaikan masalah tersebut yang dimana kita bisa menentukan jumlah *nodes* pada setiap *layer* dalam jaringan syaraf tiruan untuk permasalahan pemodelan prediktif dunia nyata (Brownlee, 2018).

### 2.11.3 *Dropout*

*Dropout* merupakan teknik regulasi model jaringan syaraf tiruan untuk mengurangi *overfitting*, dimana metode ini secara acak melakukan *drop* atau

menonaktifkan sementara neuron pada suatu iterasi (*epoch*), kemudian mengaktifkan kembali semua neuron sebelum dilakukan lagi *drop* secara acak pada iterasi (*epoch*) berikutnya (Klein, 2022).



Gambar 2.17 Ilustrasi *Dropout*

Sumber: python-course.eu

Umumnya, penggunaan nilai *dropout* antara 20%-50% dari nilai neuron, dimana 20% merupakan titik awal yang bagus. Nilai *dropout* yang terlalu rendah memiliki dampak yang tidak signifikan, sedangkan nilai *dropout* yang terlalu tinggi membuat pembelajaran model menjadi kurang (Singla, 2020). Adapun menurut (Brownlee, 2018) untuk melakukan pengujian tingkat *dropout* secara sistematis dengan melakukan peningkatan sebanyak 0.1 (10%) *dropout*. Ini akan membantu dalam menemukan *dropout* yang terbaik untuk model dan *dataset*.

### 2.11.4 Optimizer

*Optimizer* digunakan untuk menyesuaikan parameter jaringan syaraf dalam meminimalkan *cost function*, dalam penelitian ini menggunakan *Adaptive Moment Estimation* (Adam). Adam adalah algoritma pengoptimalan yang dapat digunakan untuk memperbarui *weight network* secara iteratif berdasarkan data *training*, optimasi ini efisien secara komputasi, kebutuhan memori yang kecil dan sesuai untuk masalah yang memiliki banyak data maupun parameter. Adam adalah algoritma yang populer digunakan karena mencapai hasil yang baik dan cepat dibanding dengan *optimizer* lainnya (Wardana, 2020).

### 2.12 Normalisasi data

Normalisasi data adalah proses membuat skala nilai pada variabel sehingga data berada pada rentang nilai yang sama. Langkah ini sangat penting karena dapat meminimalkan *error* dan juga mempercepat proses *train*. Tujuan dari normalisasi data adalah menghindari fitur yang memiliki nilai yang lebih besar mendominasi fitur yang memiliki nilai lebih kecil (Wardana, 2020). Metode normalisasi data yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Min-Max Scaling Normalization*. Persamaan umum untuk *scaling* dalam rentang [0, 1] dapat dilihat pada persamaan (2.17).

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2.17)$$

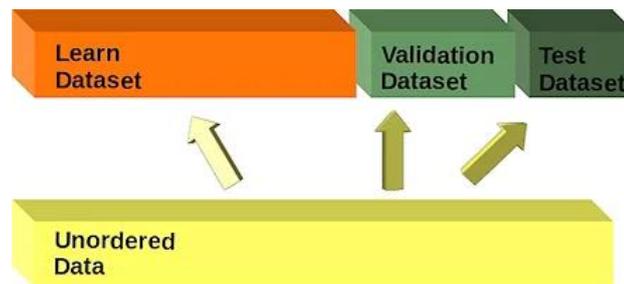
Keterangan:

- $x$  : Nilai aktual
- $x'$  : Nilai hasil normalisasi
- $x_{\max}, x_{\min}$  : Nilai tertinggi dan nilai terendah dari data

### 2.13 Split data

*Split* data adalah proses membagi *dataset* menjadi 3 bagian, dimana nantinya akan dibagi menjadi data *training* yang dimana model akan mempelajari data tersebut, data *testing* yang dimana data tersebut digunakan untuk mengevaluasi kinerja generalisasi model dan data *validation* untuk dilakukan validasi pada proses pembelajaran model. Umumnya pembagian *dataset* dibagi menjadi 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*, bisa juga membagi dataset menjadi 70% data

*training* dan 30% data *testing*, dimana tidak ada aturan keras mengenai *split* data (Klein, 2022).



Gambar 2.18 Ilustrasi *Splitting* Data

Sumber: python-course.eu

### 2.14 Time Step

*Time step* adalah jumlah data yang digunakan untuk melakukan prediksi. Jumlah *time step* yang ditentukan didefinisikan sebagai jumlah *variable input* ( $x$ ) yang digunakan untuk memprediksikan *time step* berikutnya ( $y$ ). Jadi, untuk setiap *time step* yang ditentukan sebagai representasi akan dihapus dari *dataset* dari awal. Hal ini karena tidak ada pengamatan sebelumnya yang digunakan sebagai *time step* untuk nilai awal pada *dataset*. Pada hasil eksperimen yang dilakukan menunjukkan bahwa meningkatkan *time step* tidak selamanya meningkatkan kinerja dengan *dataset* dan konfigurasi LSTM yang digunakan (Brownlee, 2017).