

**PERBANDINGAN METODE *GATED RECURRENT UNIT*
DAN *LONG SHORT-TERM MEMORY* DALAM
MEMPREDIKSI HARGA EMAS**

TUGAS AKHIR

**Bryan Imanuel Emendish
1121013**



**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
INSTITUT TEKNOLOGI HARAPAN BANGSA
BANDUNG
TAHUN 2024**

**PERBANDINGAN METODE *GATED RECURRENT UNIT*
DAN *LONG SHORT-TERM MEMORY* DALAM
MEMPREDIKSI HARGA EMAS**

TUGAS AKHIR

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh
gelar sarjana dalam bidang Informatika**

**Bryan Imanuel Emendish
1121013**



INSTITUT
TEKNOLOGI
HARAPAN
BANGSA

Veritas vos liberabit

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
INSTITUT TEKNOLOGI HARAPAN BANGSA
BANDUNG
TAHUN 2024**

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

**Saya menyatakan bahwa Tugas Akhir yang saya susun ini
adalah hasil karya saya sendiri.**

**Semua sumber yang dikutip maupun dirujuk
telah saya nyatakan dengan benar.**

**Saya bersedia menerima sanksi pencabutan gelar akademik
apabila di kemudian hari Tugas Akhir ini terbukti plagiat.**

Bandung, Tanggal Bulan Tahun

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Bryan Imanuel Emendish', with a large, stylized flourish at the end.

Bryan Imanuel Emendish

1121013

HALAMAN PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Tugas Akhir dengan judul:

PERBANDINGAN METODE *GATED RECURRENT UNIT* DAN *LONG SHORT-TERM MEMORY* DALAM MEMPREDIKSI HARGA EMAS

yang disusun oleh:

Bryan Imanuel Emendish

1121013

telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji Sidang Tugas Akhir yang dilaksanakan pada:

Hari / tanggal : Hari, Tanggal Bulan Tahun

Waktu : Jam (24-HOUR FORMAT, contoh 16.00 WIB) WIB

Menyetujui

Pembimbing Utama:

Pembimbing Pendamping:

Hery Heryanto
NIK

Dionisius Pratama
NIK

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademik Institut Teknologi Harapan Bangsa, saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Bryan Imanuel Emendish

NIM : 1121013

Program Studi : Informatika

demikian demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Institut Teknologi Harapan Bangsa **Hak Bebas Royalti Noneksklusif** (*Non-exclusive Royalty Free Rights*) atas karya ilmiah saya yang berjudul:

JUDUL TUGAS AKHIR

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Institut Teknologi Harapan Bangsa berhak menyimpan, mengalihmediakan, mengelola dalam pangkalan data, dan memublikasikan karya ilmiah saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Bandung, Tanggal Bulan Tahun

Yang menyatakan



Bryan Imanuel Emendish

ABSTRAK

Nama : Bryan Imanuel Emendish
Program Studi : Informatika
Judul : PERBANDINGAN METODE *GATED RECURRENT UNIT* DAN *LONG SHORT-TERM MEMORY* DALAM MEMPREDIKSI HARGA EMAS

Lorem ipsum dolor sit amet, quidam dicunt blandit duo in. Cu sed dictas vidisse admodum, at qualisque scripserit est, est case salutandi ea. No quot ornatus probatus nec, movet quodsi forensibus pri ad. His esse wisi vocent et, ex est mazim libris quaeque. Habeo brute vel id, inani volumus adolescens et mei, solet mediocrem te sit. At sonet dolore atomorum sit, tistique sapientem contentiones no vix, dolore iriure ex vix. Vim commune appetere dissentiet ne, aperiri patrioque similique sed eu, nam facilisis neglegentur ex. Qui ut tistique voluptua. Ei utroque electram gubergren per. Laudem nonumes an vis, cum veniam eligendi liberavisse eu. Etiam graecis id mel. An quo rebum iracundia definitionem. At quo congue graeco explicari. Cu eos wisi legimus patrioque. Cum iisque offendit ei. Ei eruditi lobortis pericula sea, te graeco salutatus sed, ne integre insolens mei. Mea tale aliquam minimum te. Eu mel putant virtute, essent inermis nominavi mea no. Laoreet indoctum sea te. Te scripta fabulas duo, pro doming recusabo voluptaria at. Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei. Lorem ipsum dolor sit amet, quidam dicunt blandit duo in. Cu sed dictas vidisse admodum, at qualisque scripserit est, est case salutandi ea. No quot ornatus probatus nec, movet quodsi forensibus pri ad. His esse wisi vocent et.

Kata kunci: Sonet, dolore, atomorum, tistique, sapientem.

ABSTRACT

Name : Bryan Imanuel Emendish
Department : Informatics
Title : **COMPARISON OF GATED RECURRENT UNIT
AND LONG SHORT-TERM MEMORY METHODS IN
PREDICTING GOLD PRICE**

Lorem ipsum dolor sit amet, quidam dicunt blandit duo in. Cu sed dictas vidisse admodum, at qualisque scripserit est, est case salutandi ea. No quot ornatus probatus nec, movet quodsi forensibus pri ad. His esse wisi vocent et, ex est mazim libris quaeque. Habeo brute vel id, inani volumus adolescens et mei, solet mediocrem te sit. At sonet dolore atomorum sit, tistique sapientem contentiones no vix, dolore iriure ex vix. Vim commune appetere dissentiet ne, aperiri patrioque similique sed eu, nam facilisis neglegentur ex. Qui ut tistique voluptua. Ei utroque electram gubergren per. Laudem nonumes an vis, cum veniam eligendi liberavisse eu. Etiam graecis id mel. An quo rebum iracundia definitionem. At quo congue graeco explicari. Cu eos wisi legimus patrioque. Cum iisque offendit ei. Ei eruditi lobortis pericula sea, te graeco salutatus sed, ne integre insolens mei. Mea tale aliquam minimum te. Eu mel putant virtute, essent inermis nominavi mea no. Laoreet indoctum sea te. Te scripta fabulas duo, pro doming recusabo voluptaria at. Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei. Lorem ipsum dolor sit amet, quidam dicunt blandit duo in. Cu sed dictas vidisse admodum, at qualisque scripserit est, est case salutandi ea. No quot ornatus probatus nec, movet quodsi forensibus pri ad. His esse wisi vocent et.

Keywords: Sonet, dolore, atomorum, tistique, sapientem.

KATA PENGANTAR

Lorem ipsum dolor sit amet, quidam dicunt blandit duo in. Cu sed dictas vidisse admodum, at qualisque scripserit est, est case salutandi ea. No quot ornatus probatus nec, movet quodsi forensibus pri ad. His esse wisi vocent et, ex est mazim libris quaeque. Habeo brute vel id, inani volumus adolescens et mei, solet mediocrem te sit. At sonet dolore atomorum sit, tibiue sapientem contentiones no vix, dolore iriure ex vix. Vim commune appetere dissentiet ne, aperiri patrioque similique sed eu, nam facilisis neglegentur ex. Qui ut tibiue voluptua. Ei utroque electram gubergren per. Laudem nonumes an vis, cum veniam eligendi liberavisse eu. Etiam graecis id mel. An quo rebum iracundia definitionem. At quo congue graeco explicari. Cu eos wisi legimus patrioque. Cum iisque offendit ei. Ei eruditi lobortis pericula sea, te graeco salutatus sed, ne integre insolens mei. Mea tale aliquam minimum te. Eu mel putant virtute, essent inermis nominavi mea no. Laoreet indoctum sea te. Te scripta fabulas duo, pro doming recusabo voluptaria at. Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei.

Bandung, Tanggal Bulan Tahun

Hormat penulis,



Bryan Imanuel Emendish

DAFTAR ISI

ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR ALGORITMA	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii
BAB 1 PENDAHULUAN	1-1
1.1 Latar Belakang	1-1
1.2 Rumusan Masalah	1-2
1.3 Tujuan Penelitian	1-2
1.4 Batasan Masalah	1-2
1.5 Kontribusi Penelitian	1-3
1.6 Metodologi Penelitian	1-3
1.7 Sistematika Pembahasan	1-4
BAB 2 LANDASAN TEORI	2-1
2.1 Tinjauan Pustaka	2-1
2.1.1 <i>Deep Learning</i>	2-1
2.1.2 <i>Artificial Neural Network</i>	2-1
2.1.3 <i>Recurrent Neural Network</i>	2-2
2.1.4 <i>Preprocessing</i>	2-3
2.1.5 <i>Long Short-Term Memory</i>	2-3
2.1.6 <i>Gated Recurrent Unit</i>	2-7
2.1.7 Fungsi Aktivasi	2-10
2.1.7.1 Fungsi <i>Sigmoid</i>	2-10
2.1.7.2 Fungsi <i>Hyperbolic Tangent</i>	2-10
2.1.8 <i>Mean Absolute Percentage Error</i>	2-11

2.1.9	Pustaka Pendukung	2-11
2.1.9.1	Numpy	2-11
2.1.9.2	Pandas	2-12
2.1.9.3	Matplotlib	2-12
2.1.9.4	Keras	2-13
2.1.9.5	<i>Gated Recurrent Unit</i> pada <i>library</i> Keras	2-13
2.2	Tinjauan Studi	2-14
2.3	Tinjauan Objek	2-17
2.3.1	Definisi Emas	2-17
2.3.2	<i>Dataset</i>	2-18
BAB 3	ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	3-1
3.1	Analisis Masalah	3-1
3.2	Kerangka Pemikiran	3-1
3.3	Urutan Proses Global	3-2
3.4	Analisis Manual	3-3
BAB 4	IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN	4-1
4.1	Lingkungan Implementasi	4-1
4.1.1	Spesifikasi Perangkat Keras	4-1
4.1.2	Spesifikasi Perangkat Lunak	4-2
4.2	Implementasi Perangkat Lunak	4-2
4.2.1	Implementasi <i>Class</i>	4-3
4.2.1.1	<i>Class</i> Nama_Class_1	4-3
4.2.1.2	<i>Class</i> Nama_Class_2	4-3
4.2.2	Implementasi Numquam	4-3
4.3	Implementasi Nama_Implementasi	4-3
4.4	Implementasi Aplikasi	4-3
4.5	Pengujian	4-4
4.5.1	Pengujian Nama_Pengujian_1	4-4
4.5.2	Pengujian Nama_Pengujian_2	4-6
BAB 5	KESIMPULAN DAN SARAN	5-1
5.1	Kesimpulan	5-1
5.2	Saran	5-1
BAB A	LAMPIRAN A	A-1
	ASJDBAKJSDBKA	A-1

DAFTAR TABEL

2.1	Daftar <i>method</i> yang digunakan dari pustaka NumPy	2-12
2.2	Daftar <i>method</i> yang digunakan dari pustaka Pandas	2-12
2.3	Daftar <i>method</i> yang digunakan dari pustaka Matplotlib	2-12
2.4	Daftar <i>method</i> yang digunakan dari pustaka Keras	2-13
2.5	Daftar <i>method</i> yang digunakan dari pustaka Keras	2-14
2.6	Tinjauan Studi	2-14
3.1	Tabel complex	3-3
4.1	atribut pada <i>class</i> nama_class_1	4-4
4.2	Daftar <i>method</i> pada <i>class helper</i>	4-5
A-1	<i>Lorem ipsum</i>	A-1
A-1	<i>Lorem ipsum</i>	A-2
B-1	<i>Lorem ipsum</i>	B-3
B-1	<i>Lorem ipsum</i>	B-4

DAFTAR GAMBAR

2.1	<i>Perception</i> [7]	2-2
2.2	<i>Multi Layer Perception</i> [7]	2-2
2.3	<i>Recurrent Neural Network</i> [6]	2-3
2.4	<i>Struktur Long Short-Term Memory</i> [6]	2-4
2.5	<i>Struktur Gated Recurrent Unit</i> [6]	2-7
2.6	<i>Fungsi Sigmoid</i> [14]	2-10
2.7	<i>Fungsi hyperbolic tangent</i> [14]	2-11
2.8	Kerangka pemikiran	2-18
3.1	Kerangka pemikiran	3-1
3.2	Urutan Proses Global	3-2

DAFTAR ALGORITMA

LAMPIRAN A	A-1
LAMPIRAN B	B-3

DAFTAR LAMPIRAN

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Investasi adalah penanaman sejumlah sumber daya pada jenis aset fisik atau finansial dengan harapan mendapatkan manfaat di masa mendatang [1]. Investasi kerap kali dikaitkan dengan saham, tanah, properti, dan lainnya, tetapi dalam berinvestasi, tentunya orang-orang akan lebih memilih aset yang harganya akan naik secara konstan, karena tentunya resiko berinvestasi akan jauh lebih rendah. Emas merupakan logam mulia karena kualitas komoditas dan moneterinya, maka dari itu, emas digunakan di berbagai industri, termasuk elektronik, kedirgantaraan, obat-obatan, perhiasan, dan tentunya juga digunakan sebagai alat investasi. Dalam pasar keuangan, pasar emas menarik perhatian besar dari individu, investor institusional, dan pemerintah. Harga emas cenderung memiliki kenaikan setiap tahunnya, tetapi seperti harga saham lainnya, harga emas juga berubah setiap harinya. Memprediksi harga emas dapat menjadi sebuah keuntungan karena dapat membantu dalam pengambilan keputusan untuk melakukan transaksi yang lebih menguntungkan. Hal ini memicu pengembangan berbagai metode untuk memprediksi harga emas, seperti metode *Machine Learning* (ML) dan *Deep Learning* (DL) [1], [2], [3], [4]

Berdasarkan penelitian mengenai prediksi harga saham Bitcoin menggunakan *Machine Learning*, hasil yang didapatkan melalui perbandingan metode ML dan DL, dapat dibuktikan bahwa metode DL memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode ML [4]. Hal ini dapat terlihat melalui hasil pengukuran *F1-score* tertinggi, yaitu 0.776, yang diperoleh dari metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang merupakan metode DL. Dari metode ML yang digunakan seperti *Random Forest*, *eXtreme Gradient Boosting*, dan *Support Vector Machine*, nilai *F1-score* tertinggi diraih oleh metode *Random Forest*, yaitu sebesar 0.758. Kesimpulan yang sama juga didapatkan oleh Dutta et al., dimana *Root Mean Square Error* (RMSE) yang didapat dari metode *Gated Recurrent Unit* (GRU) dan LSTM lebih baik daripada metode ML tradisional. RMSE yang diperoleh dari metode GRU bernilai 0.017, lebih rendah dibandingkan metode LSTM yang memperoleh nilai 0.024.

Hasil yang serupa didapat dari penelitian yang melakukan perbandingan

antara LSTM, Bi-LSTM, dan GRU dalam memprediksi harga emas [3], hasilnya menunjukkan bahwa LSTM, Bi-LSTM, dan GRU merupakan estimator yang memuaskan untuk data ordinal yang digunakan dalam penelitian ini. Hasil kuantitatif menyatakan LSTM memiliki prediksi paling dekat dengan harga aktual pada *Epoch* 1000 pada penelitian tersebut. Contohnya, LSTM mendapatkan skor MAPE terendah pada 3.48 dan RMSE 61.728. Sedangkan untuk metode Bi-LSTM, mendapatkan skor MAPE 4.24 dan RMSE 76.711. Metode GRU memiliki skor MAPE tertinggi, yaitu 4.91 dan RMSE 87.425. Dapat disimpulkan bahwa metode LSTM memiliki kinerja yang lebih baik pada penelitian ini dibandingkan dengan metode DL lainnya.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan kinerja model GRU dan LSTM dalam memprediksi harga emas dan mencari hasil terbaik dari kedua model tersebut. Alasan kedua metode ini digunakan adalah karena adanya kelebihan kecepatan pelatihan tetapi memiliki memori yang pendek pada metode GRU dan kemampuan untuk memahami tren jangka panjang tetapi dengan biaya komputasi yang lebih mahal pada metode LSTM. Penelitian ini akan menguji beberapa set parameter seperti jumlah *epoch*, *batch size*, dan *unit*, dan membandingkan nilai MAPE yang didapat untuk menghasilkan model terbaik.

1.2 Rumusan Masalah

Berikut ini adalah rumusan masalah yang disusun berdasarkan latar belakang di atas:

1. Bagaimana pengaruh *hyperparameter tuning* pada metode GRU dan LSTM mempengaruhi akurasi prediksi harga emas?

1.3 Tujuan Penelitian

Berikut ini adalah tujuan dilakukannya penelitian ini berdasarkan rumusan masalah di atas:

1. Menentukan kombinasi nilai parameter yang menghasilkan kinerja model GRU dan LSTM terbaik dalam memprediksi harga emas.

1.4 Batasan Masalah

Berikut ini adalah batasan masalah yang digunakan pada penelitian ini:

1. *Dataset* yang digunakan adalah harga harian emas selama sepuluh tahun, dari 22 Januari 2014 sampai 19 Januari 2024 yang berjumlah 2532 data yang diambil

dari situs Kaggle [5].

2. Faktor-faktor lain yang dapat mempengaruhi harga emas tidak diperhitungkan dalam penelitian ini.

1.5 Kontribusi Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi pengembangan metode yang ada dalam memprediksi harga emas, terutama GRU dan LSTM. Dengan menguji beberapa nilai parameter berbeda pada model GRU dan LSTM, diharapkan dapat memberikan referensi nilai *hyperparameter* dalam memprediksi harga emas. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan manfaat bagi para pelaku industri keuangan dalam mengambil keputusan investasi yang lebih baik.

1.6 Metodologi Penelitian

Berikut ini adalah tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian ini:

1. Studi Literatur

Pada tahap ini, dilakukan studi literatur mengenai emas dan metode yang ada untuk memprediksinya, seperti GRU dan LSTM. Studi literatur dilakukan dengan membaca jurnal ilmiah, buku referensi, dan sumber-sumber terpercaya lainnya yang berkaitan dengan topik penelitian. Hal ini dilakukan untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai teori dan konsep dasar yang dibutuhkan dalam penelitian ini.

2. Analisis Masalah

Penulis melakukan analisis terhadap permasalahan yang ada dalam menggunakan metode GRU dan LSTM untuk memprediksi harga emas.

3. Pengumpulan Data

Data historis harga emas akan diambil dari situs *kaggle* yang tersedia publik. Data tersebut akan diunduh dalam format CSV untuk kemudian diolah.

4. *Data Preprocessing*

Pada tahap ini, data yang telah diunduh akan dipreproses untuk meningkatkan kualitas dan akurasi data. Proses ini akan meliputi penghapusan data yang kosong atau *missing value*, penghapusan data duplikat, dan normalisasi data.

5. Perancangan Algoritma

Pembuatan model dengan nilai parameter yang berbeda agar dapat membandingkan hasil yang didapat

6. Pelatihan Model

Model GRU dan LSTM akan dilatih menggunakan data yang telah dipreproses.

Data akan dibagi menjadi data training dan data testing dengan perbandingan 70:30.

7. Pengujian Model

Kedua model yang telah dilatih sebelumnya akan diuji untuk memprediksi penutupan harga emas. Nilai prediksi penutupan harga emas dari kedua model akan dibandingkan untuk mendapat akurasi terbaik.

8. Evaluasi Model

Pada tahap ini, akan dilakukan evaluasi terhadap performa model GRU dengan menggunakan metrik MAPE. Evaluasi dilakukan untuk membandingkan performa dari masing-masing parameter yang digunakan pada kedua model.

9. Penarikan Kesimpulan

Hasil analisis dan evaluasi yang akan dijadikan sebagai dasar untuk menarik kesimpulan mengenai perbandingan model GRU dan LSTM dalam memprediksi harga emas.

10. Dokumentasi

Tahap akhir penelitian yang berisi dokumentasi terhadap hasil analisis dan evaluasi model yang digunakan dalam bentuk laporan metode penelitian tertulis.

1.7 Sistematika Pembahasan

Penelitian ini ditulis berdasarkan sistematika berikut ini:

BAB 1: PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, kontribusi penelitian, metodologi penelitian, serta sistematika pembahasan.

BAB II: LANDASAN TEORI

Bab ini berisi penjelasan dasar teori dan sumber referensi yang digunakan untuk mendukung penelitian yang dilakukan.

BAB III: ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab ini berisi analisis metode *Gated Recurrent Unit* dan *Long Short-Term Memory* untuk membuat model yang akan digunakan.

BAB IV: IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini berisi implementasi dan pengujian algoritma *Gated Recurrent Unit* dan *Long Short-Term Memory* dengan berbagai nilai parameter berbeda untuk memprediksi harga emas. Hasil pengujian model menggunakan metrik evaluasi yang sesuai, yaitu Mean Absolute Percentage Error.

BAB V: KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan berdasarkan hasil analisis dari penelitian yang dilakukan serta saran untuk penelitian lebih lanjut mengenai masalah dan metode terkait di masa mendatang.

BAB 2 LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian ini menggunakan teori-teori terkait yang diperlukan dalam penelitian. Pembahasan mengenai teori-teori tersebut akan dijelaskan sebagai berikut.

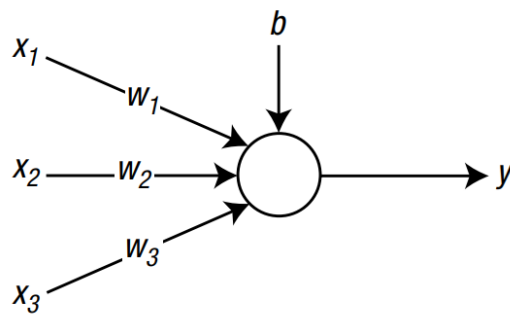
2.1.1 *Deep Learning*

Deep Learning (DL) merupakan salah satu subbagian dari *Artificial Intelligence* (AI) dan *Machine Learning* (ML), yang arsitekturnya sangat serupa dengan cara kerja otak manusia [6]. DL dapat diibaratkan sebagai suatu kotak yang menerima masukan, memproses data di dalamnya, lalu menghasilkan keluaran yang diinginkan. Banyak sekali perkembangan yang dihasilkan dari bidang studi DL tersebut, seperti *chat bots* dan mobil *self-driving*.

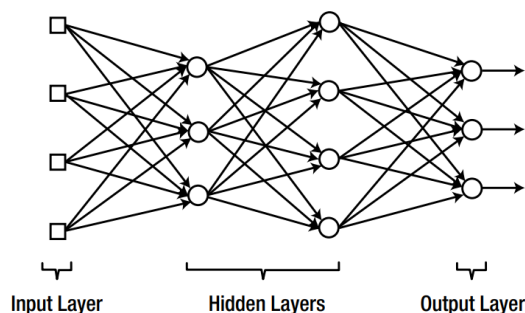
DL dan ML tradisional memiliki perbedaan mendasar yaitu ML mengharuskan campur tangan manusia untuk melakukan ekstraksi fitur, sedangkan DL memungkinkan ekstraksi fitur dan pembelajaran untuk dilakukan secara otomatis [6]. Hal ini dapat terjadi karena DL memiliki sistem *neural network* yang dapat beradaptasi dan merespon pada skenario yang diberikan, sama seperti manusia yang dapat memberikan respon.

2.1.2 *Artificial Neural Network*

Artificial Neural Network (ANN) atau jaringan saraf tiruan adalah pemodelan kompleks yang dapat memprediksi bagaimana ekosistem merespon perubahan variabel lingkungan dengan terinspirasi oleh cara kerja sistem saraf biologis, khususnya pada sel otak manusia dalam memproses informasi. Dikarenakan model ANN terinspirasi oleh sistem saraf biologis manusia, arsitekturnya pun dibuat seperti struktur otak manusia dimana terdiri dari neuron yang saling terhubung satu sama lain.

Gambar 2.1 *Perception* [7]

Gambar 2.1 memperlihatkan arsitektur sederhana single layer feedforward network yang memiliki tiga buah masukan dan satu buah keluaran. Masing-masing masukan memiliki bobotnya sendiri, dan pada akhir perhitungan ditambahkan bias, sehingga didapatkan persamaan untuk jumlah tertimbang atau weighted sum adalah $v = (w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3) + b$. Kemudian, jumlah tertimbang tersebut akan dimasukkan ke dalam fungsi aktivasi agar mendapatkan keluarannya dengan persamaan $y = f(v)$, dimana persamaan tersebut bergantung pada fungsi aktivasi yang digunakan.

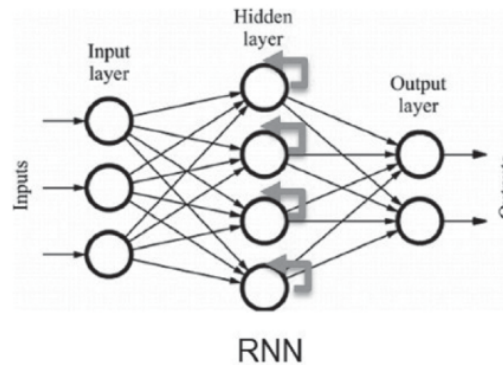
Gambar 2.2 *Multi Layer Perception* [7]

Gambar 2.2 menunjukkan struktur yang lebih sering digunakan, yaitu deep neural network, dimana pada struktur ini terdapat satu buah input layer yang menerima masukan, satu buah output layer yang menghasilkan keluaran, serta beberapa lapisan hidden layer yang memproses data.

2.1.3 *Recurrent Neural Network*

Recurrent Neural Network (RNN) adalah salah satu bentuk dari ANN. Pada arsitektur feedforward network yang sudah dijelaskan sebelumnya, sistem neural network tidak memiliki ingatan akan keluaran sebelumnya. Inilah yang membedakannya, dimana RNN memiliki hidden state atau ingatan yang

menyimpan informasi keluaran dari deret sebelumnya [6].



Gambar 2.3 *Recurrent Neural Network* [6]

Gambar 2.3 menunjukkan arsitektur dari RNN sederhana, dimana keluaran akan dipengaruhi oleh masukan yang diberikan dan nilai dari hidden state.

2.1.4 *Preprocessing*

Idealnya, data harus bernilai kecil agar pembelajaran menjadi mudah. Untuk mencapai hal ini, data dinormalisasi agar nilainya berada di antara nol dan satu, menurut penelitian yang disebutkan pada [9]. Persamaan berikut menunjukkan normalisasi min-max.

$$x_{scaled} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

Di mana :

x_{scaled} = nilai yang telah dinormalisasi

x = nilai yang ingin dinormalisasi

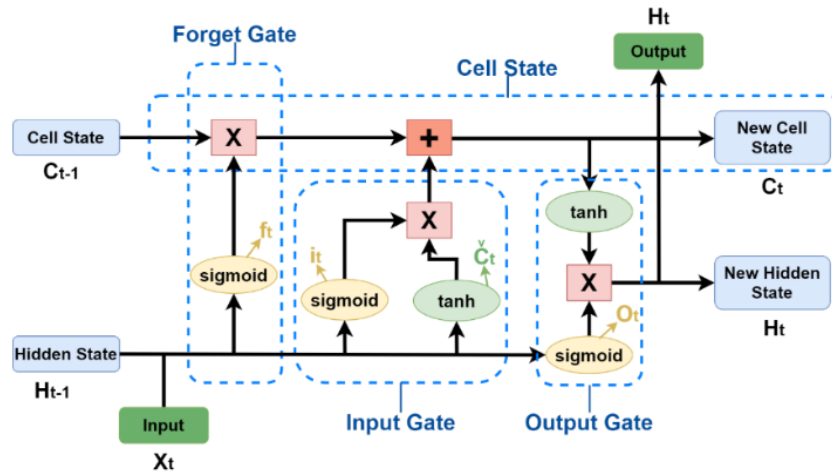
x_{min} : nilai terkecil dari data pada kolom x

x_{max} : nilai terbesar dari data pada kolom x

2.1.5 *Long Short-Term Memory*

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah metode turunan dari RNN yang dirancang untuk mengatasi permasalahan *vanishing* dan *exploding gradient* dalam penggunaan RNN yang bertujuan untuk membuat prediksi pada data sequential yang didasari oleh arsitektur memori yang kuat. Untuk menyimpan informasi memori yang telah disimpan dalam waktu lama, LSTM memiliki *memory cell* dan *input gates* [8]. LSTM menggunakan koneksi berulang yang mengakibatkan

langkah waktu sebelumnya digunakan sebagai acuan untuk mendapatkan sebuah *output*.



Gambar 2.4 Struktur Long Short-Term Memory [6]

Pada gambar di atas, ditunjukkan bahwa LSTM memiliki *memory cell* yang mampu menyimpan data dalam jangka waktu yang lama. Dalam prosesnya, LSTM menggunakan tiga komponen informasi, yaitu *input* saat ini, memori jangka pendek (*hidden state*) pada sel sebelumnya, dan memori jangka panjang (*cell state*).

Forget gate berfungsi untuk mengontrol jumlah informasi yang akan dibuang dari *cell state*. *Forget gate* akan dijelaskan dengan persamaan sebagai berikut:

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

Keterangan :

f_t	= <i>forget gate</i> pada waktu t
σ	= fungsi <i>sigmoid</i>
W_f	= bobot
h_{t-1}	= <i>hidden state</i> sebelumnya
x_t	= <i>input</i> pada waktu t
b_t	= nilai bias

Input gate berfungsi untuk mengontrol aliran informasi dari input ke *cell state*. *Input gate* akan dijelaskan dengan persamaan sebagai berikut :

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

Keterangan :

i_t = *input gate* pada waktu t
 σ = fungsi *sigmoid*
 W_i = bobot
 h_{t-1} = *hidden state* sebelumnya
 x_t = input pada waktu t
 b_i = nilai bias

Output gate berfungsi untuk mengontrol aliran informasi dari *cell state* ke *output*. *Output gate* akan dijelaskan dengan persamaan sebagai berikut:

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.3)$$

Keterangan :

o_t = *output gate* pada waktu t
 σ = fungsi *sigmoid*
 W_o = bobot
 h_{t-1} = *hidden state* sebelumnya
 x_t = input pada waktu t
 b_o = nilai bias

Candidate cell state merupakan nilai yang dihitung sebelum memperbarui *cell state*. *Candidate cell state* akan dijelaskan dengan persamaan sebagai berikut:

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2.4)$$

Keterangan :

\tilde{c}_t = *candidate cell state* pada waktu t
 \tanh = fungsi *tanh*
 W_o = bobot
 h_{t-1} = *hidden state* sebelumnya
 x_t = input pada waktu t
 b_c = nilai bias

Cell state menyimpan informasi memori jangka panjang dari urutan data yang akan digunakan pada perhitungan selanjutnya. *Cell state* akan dijelaskan dengan persamaan sebagai berikut:

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tilde{c}_t \quad (2.5)$$

Keterangan :

\tilde{c}_t = *cell state* pada waktu t
 f_t = *forget gate* pada waktu t
 c_{t-1} = *cell state* sebelumnya
 i_t = *input gate* pada waktu t
 \tilde{c}_t = *candidate cell state* pada waktu t

Hidden state menyimpan informasi memori jangka pendek dari urutan data yang akan digunakan pada perhitungan selanjutnya. *Hidden state* akan dijelaskan dengan persamaan sebagai berikut:

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

Keterangan :

h_t = *hidden state* pada waktu t
 o_t = *output gate* pada waktu t
 \tanh = fungsi *tanh*
 c_t = *cell state* pada waktu t

Dense adalah lapisan terakhir dalam memori jangka pendek singkat. Lapisan ini membantu menghubungkan setiap neuron dari lapisan sebelumnya ke neuron pada lapisan *dense*. Persamaannya adalah seperti berikut:

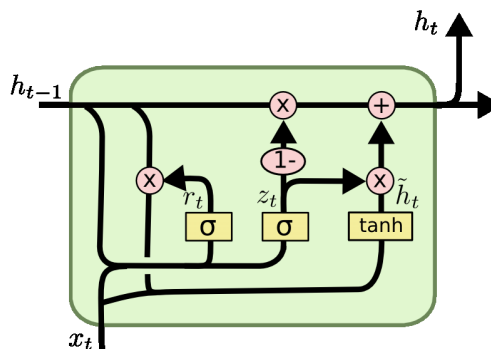
$$y = \sigma(W^T x + b) \quad (2.7)$$

Keterangan :

y = *dense*
 σ = fungsi aktivasi
 W^T = matriks yang berisikan *weight* antar *layer*
 x = vektor dari hasil *feature map*
 b = vektor *bias*

2.1.6 Gated Recurrent Unit

Gated Recurrent Unit (GRU) adalah varian RNN seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM), bedanya adalah GRU memiliki *update* dan *reset gate* namun tidak memiliki *output gate*. *Gate* merupakan vektor yang menentukan apakah informasi akan diteruskan ke *output*.



Gambar 2.5 Struktur *Gated Recurrent Unit* [6]

Keterangan :

r_t	= <i>reset gate</i> pada waktu t
z_t	= <i>update gate</i> pada waktu t
\tilde{h}_t	= <i>hidden state</i> pada waktu t
x_t	= <i>input</i> pada waktu t
h_t	= <i>hidden state</i> akhir
h_{t-1}	= vektor dari <i>hidden state</i> sebelumnya
σ	= fungsi <i>sigmoid</i>
\tanh	= fungsi <i>hyperbolic tangent</i>

Persamaan berikut menunjukkan perhitungan awal untuk *reset gate*, yang dilakukan dengan menggabungkan data dari *hidden state* sebelumnya dan *input* baru.

$$r_t = \sigma(W_r h_{t-1} + U_r x_t) \quad (2.8)$$

Keterangan :

r_t	= <i>reset gate</i> pada waktu t
σ	= fungsi <i>sigmoid</i>
W_r, U_r	= bobot atau weight
h_{t-1}	= vektor dari <i>hidden state</i> sebelumnya
x_t	= <i>input</i> pada waktu t

Perhitungan kemudian dilanjutkan untuk menemukan *hidden state* atau *cell state* menggunakan persamaan berikut:

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_c(h_{t-1} r_t) + U_c x_t) \quad (2.9)$$

Keterangan :

\tilde{h}_t	= <i>hidden state</i> pada waktu t
\tanh	= fungsi <i>hyperbolic tangent</i>
W_c, U_c	= bobot atau weight
h_{t-1}	= vektor dari <i>hidden state</i> sebelumnya
r_t	= <i>reset gate</i> pada waktu t
x_t	= <i>input</i> pada waktu t

Persamaan berikut menunjukkan kalkulasi untuk *update gate*, yang membantu menentukan jumlah informasi sebelumnya yang harus disimpan.

$$z_t = \sigma(W_z h_{t-1} + U_z x_t) \quad (2.10)$$

Keterangan :

z_t	= <i>update gate</i> pada waktu t
σ	= fungsi <i>sigmoid</i>
W_r, U_r	= bobot atau weight
h_{t-1}	= vektor dari <i>hidden state</i> sebelumnya
x_t	= <i>input</i> pada waktu t

Terakhir, perhitungan dilakukan untuk menghitung nilai *hidden state* yang akan dikirim ke *cell* berikutnya, seperti yang ditunjukkan dalam persamaan berikut:

$$h_t = (z_t \tilde{h}_t) + ((1 - z_t) h_{t-1}) \quad (2.11)$$

Keterangan :

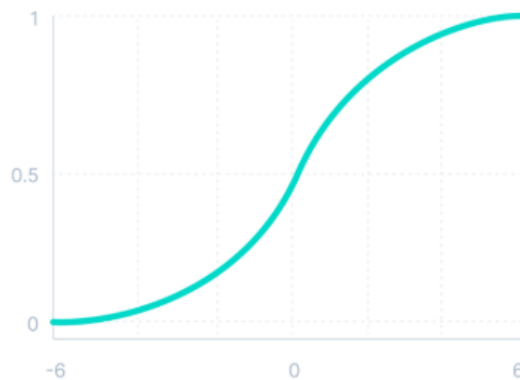
z_t	= <i>update gate</i> pada waktu t
σ	= fungsi <i>sigmoid</i>
W_r, U_r	= bobot atau weight
h_{t-1}	= vektor dari <i>hidden state</i> sebelumnya
x_t	= <i>input</i> pada waktu t

2.1.7 Fungsi Aktivasi

Untuk memastikan bahwa akan ada perkembangan pada setiap lapisan, fungsi aktivasi digunakan agar gradien yang digunakan tidak bersifat linear.

2.1.7.1 Fungsi Sigmoid

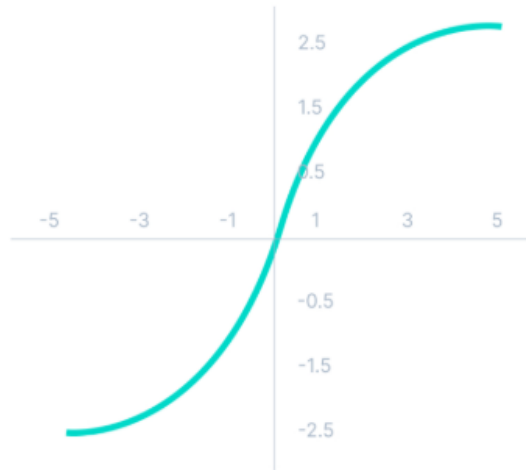
Fungsi sigmoid adalah fungsi aktivasi yang menghasilkan nilai *output* dari 0 hingga 1. Persamaannya digambarkan sebagai $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$. Gambar berikut mewakili fungsi *sigmoid*.



Gambar 2.6 Fungsi Sigmoid [14]

2.1.7.2 Fungsi Hyperbolic Tangent

Fungsi hyperbolic tangent, juga dikenal sebagai \tanh , adalah fungsi aktivasi yang menghasilkan nilai dari -1 hingga 1. Persamaannya ditulis sebagai $\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$.



Gambar 2.7 Fungsi hyperbolic tangent [14]

2.1.8 Mean Absolute Percentage Error

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) akan digunakan untuk menentukan keakuratan model yang telah dibuat. Data yang diujikan diambil dari rentang waktu yang berbeda dari studi sebelumnya, sehingga harga emas pasti akan berbeda. MAPE digunakan untuk membandingkan kinerja model dengan penelitian sebelumnya dengan adil dimana hasil pengukurannya adalah persentase. Persamaan berikut dapat digunakan untuk menghitung MAPE:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (2.12)$$

Keterangan :

n = jumlah data
 \hat{y}_i = hasil prediksi untuk data urutan ke- i
 y_i = data aktual urutan ke- i

2.1.9 Pustaka Pendukung

Pada bagian ini menjelaskan *library* atau pustaka yang digunakan dalam penelitian. Pustaka yang digunakan adalah pustaka untuk bahasa pemrograman Python.

2.1.9.1 Numpy

library Numpy dapat membantu dalam perhitungan matematis dan matriks [10]. Metode yang digunakan dalam penelitian ini disajikan dalam Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Daftar *method* yang digunakan dari pustaka NumPy

No.	Method	Masukan	Luaran	Keterangan
1.	reshape	shape: int/tuple of int	NumPy array	Mengubah bentuk array tanpa mengubah datanya.

2.1.9.2 Pandas

library Pandas sangat membantu dalam analisis dan pengolahan data [11]. Metode yang digunakan dalam penelitian ini disajikan dalam Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Daftar *method* yang digunakan dari pustaka Pandas

No.	Method	Masukan	Luaran	Keterangan
1.	read_csv	filepath_or_buffer : string	DataFrame	Memuat data dalam format .csv dan menyimpannya dalam bentuk DataFrame.
2.	drop	labels: string, axis: int	DataFrame	Menghapus baris atau kolom dari DataFrame.
3.	values	-	NumPy array	Mengubah nilai dalam DataFrame ke dalam array NumPy.

2.1.9.3 Matplotlib

library Matplotlib dapat membantu dalam pembuatan visualisasi data [12]. Metode yang digunakan dalam penelitian ini disajikan dalam Tabel 2.3.

Tabel 2.3 Daftar *method* yang digunakan dari pustaka Matplotlib

No.	Method	Masukan	Luaran	Keterangan
1.	figure	-	Figure	Membuat figur baru.
2.	xlabel	xlabel: string	plot's label	Memberikan label pada sumbu x.
3.	ylabel	ylabel: string	plot's label	Memberikan label pada sumbu y.
4.	title	label: string	Text Instance	Memberikan judul pada grafik.

5.	plot	x: array, y: array	list of 2D Line	Menetapkan NumPy array sebagai argumen dan menghasilkan plot garis pada gambar.
6.	show	-	Figure	Menampilkan figur yang sudah dibuat

2.1.9.4 Keras

library Keras dapat membantu dalam pelatihan ML dan DL [13]. Metode yang digunakan dalam penelitian ini disajikan dalam Tabel 2.4.

Tabel 2.4 Daftar *method* yang digunakan dari pustaka Keras

No.	<i>Method</i>	Masukan	Luaran	Keterangan
1.	sequential	-	-	Menyediakan fitur pelatihan dan inferensi untuk model.
2.	model.add	layer: keras layer	-	Menambahkan <i>layer</i> ke dalam model.
3.	model.compile	loss: string	-	Konfigurasi model untuk pelatihan.
4.	model.fit	x: data <i>input</i> , y: data yang akan diprediksi, epochs: int, batch_size: int	History object	Melatih model untuk memprediksi data menggunakan nilai epoch dan jumlah iterasi.
5.	model.predict	x: data <i>input</i>	NumPy array	Memprediksi data berdasarkan data <i>input</i> .
6.	<i>dense</i>	units: int	units	menambahkan lapisan <i>dense</i> untuk mengubah nilai matriks menjadi linear.
7.	show	-	Figure	Menampilkan figur yang sudah dibuat.

2.1.9.5 Gated Recurrent Unit pada *library* Keras

library Keras memiliki metode GRU yang memiliki banyak parameter. Metode yang digunakan dalam penelitian ini disajikan dalam Tabel 2.5.

Tabel 2.5 Daftar *method* yang digunakan dari pustaka Keras

No.	Nama	Default Value	Keterangan
1.	units	-	Jumlah unit atau dimensi <i>output</i> pada <i>layer</i> GRU.
2.	activation	tanh	Fungsi aktivasi yang digunakan pada perhitungan <i>cell state</i>
3.	recurrent_activation	sigmoid	Fungsi aktivasi yang digunakan dalam proses <i>recurrent step</i> , yaitu pada <i>reset gate</i> dan <i>update gate</i> .
4.	use_bias	True	Menentukan apakah <i>layer</i> GRU menggunakan bias.
5.	kernel_initializer	glorot_uniform	Menentukan bobot awal dalam perhitungan <i>update gate</i> .
6.	recurrent_initializer	orthogonal	Menentukan bobot yang digunakan untuk matrix <i>recurrent state</i> atau bobot yang digunakan untuk <i>update</i> , <i>reset</i> , dan <i>hidden state</i> sebelumnya.
7.	bias_initializer	zeros	Inisialisasi dengan nilai bias yang digunakan, dengan nilai default 0.

2.2 Tinjauan Studi

Pada Tabel 2.6 diberikan penjelasan mengenai studi terkait dalam penelitian:

Tabel 2.6 Tinjauan Studi

No	Peneliti	Judul	Rumusan Masalah	Hasil
----	----------	-------	-----------------	-------

1	C. Tanudy, T. Handhayani, dan J. Hendryli	Prediksi Harga Emas di Indonesia Menggunakan Gated Recurrent Unit (2020)	Mencari hasil akurasi prediksi harga emas di Indonesia dengan metode GRU	Dengan parameter data training 70%, timestep 20, epoch 100, dan batch size 16 memiliki performa yang terbaik dengan nilai R-Squared sebesar 0.97, MAE sebesar 300.17 dan RMSE sebesar 17.33 dan yang kedua adalah dengan parameter data training 80%, timestep 30, epoch 50, dan batch size 16 dengan nilai R-Squared sebesar 0.92, MAE sebesar 318.13, dan nilai RMSE 17.84
2	Y. R. Madhika	Gold Price Prediction Using the ARIMA and LSTM Models (2023).	Mencari hasil akurasi prediksi harga emas dengan perbandingan metode ARIMA dan LSTM	LSTM memiliki performa yang paling baik dibandingkan dengan model ARIMA (0,1,1) dimana model LSTM memiliki nilai RMSE sebesar 8,124 dan nilai MAPE sebesar 0,023, dengan alokasi data yang digunakan adalah 80/20, jumlah neuron = 50, batch-size = 1 dan epoch = 100.

3	M. Yurtsever	Gold Price Forecasting Using LSTM, Bi-LSTM and GRU (2021)	Mencari hasil akurasi prediksi harga emas dengan perbandingan metode LSTM, Bi-LSTM, dan GRU	Dengan masing-masing batch size 128 dan epoch 1000, LSTM mendapat skor MAPE 3.48, RMSE 61.728, MAE 48.85. Bi-LSTM mendapat skor MAPE 4.24, RMSE 76.711, MAE 61.53. GRU mendapat skor MAPE 4.91, RMSE 87.425, MAE 71.24
4	Z. Chen, C. Li, and W. Sun	Bitcoin price prediction using machine learning: An approach to sample dimension engineering (2020)	Mencari hasil akurasi prediksi harga bitcoin dengan metode XGBoost, Quadratic Discriminant Analysis, Support Vector Machine dan LSTM	LSTM memiliki F1 Score tertinggi dibandingkan dengan metode-metode lainnya dengan nilai 0.529 pada harga bitcoin harian, dan 0.776 pada range 5 menit.
5	Fatimah Defina Setiti Alhamdani, Gita Indah Marthasari, Christian Sri Kusuma Aditya	Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Time Series Long Short-Term Memory Neural Network (2021)	Mencari hasil akurasi prediksi harga emas dari 2 skenario dengan metode LSTM	RMSE 9139.14318 dan MAPE 0.69794

Pertama, peneliti melakukan prediksi harga emas di Indonesia menggunakan metode GRU dengan mencari hasil akurasi prediksi menggunakan persentase *data training* dan *data testing*, *timestep*, *epoch*, dan *batch size* yang kemudian menghasilkan performa terbaik dengan nilai R-Squared 0.97, MAE 300.17, dan RMSE 17.33 [1].

Pada penelitian berikutnya, peneliti melakukan prediksi terhadap harga

emas menggunakan metode ARIMA dan LSTM sebagai perbandingan dengan mencari hasil akurasi prediksi menggunakan perbandingan alokasi data yang di *training* dan di *testing*, *epoch*, *batch size*, dan jumlah neuron yang kemudian menghasilkan RMSE 8.124, dan MAPE 0.023 pada model LSTM [2].

Penelitian lainnya juga dilakukan dengan memprediksi harga emas menggunakan perbandingan metode LSTM, Bi-LSTM, dan GRU dengan mencari hasil akurasi prediksi menggunakan *batch size*, dan *epoch* yang berbeda yang kemudian menghasilkan skor terbaik MAPE 3.48, RMSE 61.728, dan MAE 48.85 pada model LSTM [3].

Selain menggunakan Metode LSTM dan GRU, penelitian berikutnya dilakukan dengan memprediksi harga bitcoin menggunakan perbandingan dari berbagai metode *Machine Learning* dan *Deep Learning* dengan mencari hasil akurasi prediksi menggunakan berbagai parameter yang berbeda yang kemudian menghasilkan F1 *score* tertinggi dengan nilai 0.529 pada harga bitcoin harian, dan 0.776 dalam range 5 menit pada model LSTM [4].

Terakhir, peneliti melakukan prediksi harga emas menggunakan metode LSTM dengan mencari hasil akurasi menggunakan nilai epoch, hidden neuron dan learning rate, data yang didapat berasal dari harga-emas.org lalu dilakukan data preprocessing dengan melakukan normalization dimana hasil yang didapatkan dari error MAPE sebesar terbaik 0.8065%. Model yang dihasilkan pada penelitian ini dapat dikatakan sangat bagus karena nilai MAPE terbaiknya dibawah 10% [8].

2.3 Tinjauan Objek

Bagian ini menjelaskan mengenai objek yang digunakan dalam penelitian ini. Penjelasan objek yang ditinjau adalah definisi dari emas serta penjelasan dari dataset.

2.3.1 Definisi Emas

Emas merupakan logam mulia karena kualitas komoditas dan moneterinya, maka dari itu, emas digunakan di berbagai industri, termasuk elektronik, kedirgantaraan, perhiasan, dan tentunya juga digunakan sebagai instrumen investasi. Dalam pasar keuangan, pasar emas menarik perhatian besar dari individu, investor institusional, dan pemerintah. Harga emas cenderung memiliki

kenaikan setiap tahunnya, tetapi seperti harga saham lainnya, harga emas juga berubah setiap harinya.

Harga emas terkait dengan indeks pasar saham, nilai tukar, *Consumer Price Index* (CPI), suku bunga obligasi AS, dan harga minyak. Dalam jangka panjang, ada korelasi positif antara CPI AS dan harga emas. Investor lebih memilih emas setiap kali inflasi tinggi karena emas tahan terhadap inflasi. Jadi, ketika CPI naik, harga emas juga naik.

2.3.2 Dataset

Dataset yang digunakan adalah harga harian emas selama sepuluh tahun, dari 22 Januari 2014 sampai 19 Januari 2024 yang berjumlah 2532 data yang diambil dari situs Kaggle [5]. Setiap baris data memiliki enam kolom yaitu *Date*, *Close*, *Volume*, *Open*, *High*, dan *Low*. *Date* adalah tanggal perdagangan, *Open* adalah harga pembukaan, *High* adalah harga tertinggi, *Low* adalah harga terendah, *Close* adalah harga penutupan, dan *Volume* adalah volume transaksi emas. Gambar 2.8 menunjukkan contoh data dalam *dataset*

Date	Close	Volume	Open	High	Low
2024-01-19	2029.3	166078.0	2027.4	2041.9	2022.2
2024-01-18	2021.6	167013.0	2009.1	2025.6	2007.7
2024-01-17	2006.5	245194.0	2031.7	2036.1	2004.6
2024-01-16	2030.2	277995.0	2053.4	2062.8	2027.6
2024-01-12	2051.6	250946.0	2033.2	2067.3	2033.1
2024-01-11	2019.2	270624.0	2029.4	2056.1	2017.3

Gambar 2.8 Kerangka pemikiran

BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

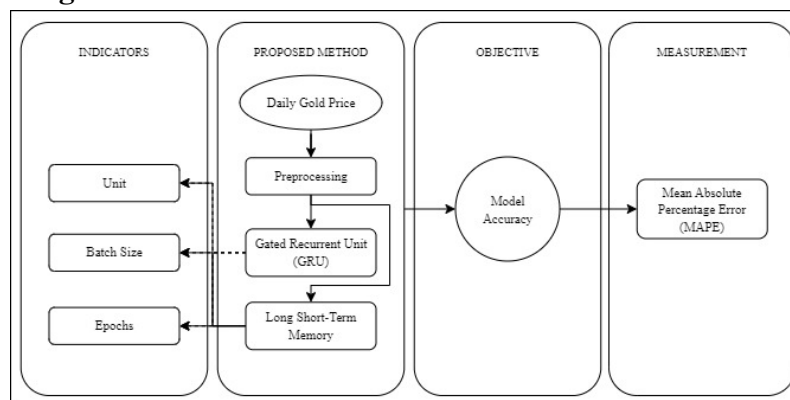
3.1 Analisis Masalah

Dalam bab sebelumnya, telah dijelaskan bahwa emas adalah salah satu instrumen investasi yang memungkinkan transaksi jual dan beli. Salah satu instrumen investasi yang paling aman saat ini adalah emas. Oleh karena itu, dataset prediksi harga emas diproses dan dianalisis dalam penelitian ini. Untuk memprediksi harga emas, metode Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) digunakan.

Dataset diproses terlebih dahulu pada tahap preprocessing sebelum digunakan. Pada langkah ini, data dinormalisasi dengan skala nol hingga satu. Selanjutnya, data akan dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 70:30 untuk mengikuti penelitian.

Demi mengetahui seberapa tepat prediksi yang dilakukan saat menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) pada prediksi harga emas, maka digunakan metode pengukuran Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk mengetahui nilai error dari hasil prediksi harga emas.

3.2 Kerangka Pemikiran

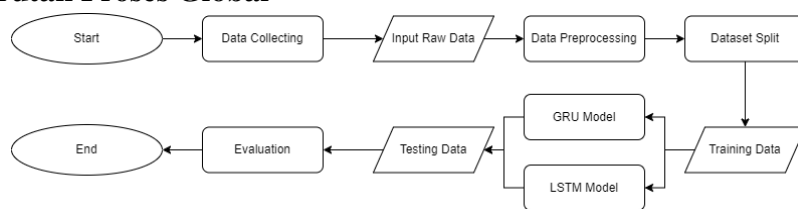


Gambar 3.1 Kerangka pemikiran

Berikut ini adalah keterangan untuk setiap bagian kerangka pemikiran dari metode yang diusulkan dalam membangun model prediksi harga emas yang tertera pada Gambar 3.1.

1. *Indicators* adalah variabel yang mempengaruhi hasil dari metode yang diusulkan. Berikut adalah indikator yang diuji pada penelitian ini:
 - (a) *Unit* merupakan jumlah sel dalam lapisan GRU dan LSTM. Jumlah sel yang terlalu banyak akan menyebabkan *overfitting*, yaitu hasil prediksi yang terlalu bergantung pada suatu *dataset*, sehingga tidak dapat memprediksi nilai yang lain.
 - (b) Batch Size adalah *hyperparameter* yang menentukan jumlah data latih yang diproses secara bersamaan dalam satu iterasi
 - (c) Nilai *epoch* adalah jumlah iterasi yang dilakukan oleh program pelatihan. Nilai *epoch* yang lebih besar dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi, tetapi proses pelatihan akan berlangsung lebih lama.
2. Dalam *Proposed Method*, setiap proses penelitian dijelaskan dari awal hingga akhir. Tahapan ini dimulai dengan normalisasi selama *preprocessing* sebelum digunakan sebagai masukan pada model LSTM dan GRU untuk diuji untuk mendapatkan hasil prediksi harga emas.
3. *Objective* mencakup acuan pengukuran penelitian, yaitu akurasi model untuk memprediksi harga penutupan emas.
4. *Measurement* menggunakan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* untuk mengevaluasi kemampuan model dalam penelitian ini.

3.3 Urutan Proses Global



Gambar 3.2 Urutan Proses Global

Gambar 3.2 merupakan urutan proses global. Diawali dengan *Data Collecting* yang merupakan proses pengambilan data harga emas. Data yang diambil kemudian dimuat ke dalam program dan kemudian dilakukan *Data Preprocessing* untuk normalisasi data. *Dataset Split* digunakan untuk membagi *dataset* menjadi data latih dan data uji. GRU dan LSTM akan melatih modelnya dengan data latih

sebagai *input*. Setelah *training*, akan dilakukan pengujian terhadap kedua model tersebut menggunakan data uji. Setelah semua proses selesai dilakukan, akurasi dari hasil prediksi kedua model akan dievaluasi.

1. *Data Collecting* adalah variabel yang mempengaruhi hasil dari metode yang diusulkan. Berikut adalah indikator yang diuji pada penelitian ini:
2. Dalam *Proposed Method*, setiap proses penelitian dijelaskan dari awal hingga akhir. Tahapan ini dimulai dengan normalisasi selama *preprocessing* sebelum digunakan sebagai masukan pada model LSTM dan GRU untuk diuji untuk mendapatkan hasil prediksi harga emas.
3. *Objective* mencakup acuan pengukuran penelitian, yaitu akurasi model untuk memprediksi harga penutupan emas.
4. *Measurement* menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengevaluasi kemampuan model dalam penelitian ini.

3.4 Analisis Manual

Mea tale aliquam minimum te. Eu mel putant virtute, essent inermis nominavi mea no. Laoreet indoctum sea te. Te scripta fabulas duo, pro doming recusabo voluptaria at. Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei.

Tabel 3.1 Tabel complex

numeric literals	integers	in decimal	8743
		in octal	0o7464
			00103
		in hexadecimal	0x5A0FF
			0xE0F2
	fractionals	in decimal	140.58
			8.04e7
			0.347E+12
			5.47E-12

			47e22
char literals			'H'
			'\n'
			'\x65'
string literals			"bom dia"
			"ouro preto\nmg"

BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

4.1 Lingkungan Implementasi

Mea tale aliquam minimum te. Eu mel putant virtute, essent inermis nominavi mea no. Laoreet indoctum sea te. Te scripta fabulas duo, pro doming recusabo voluptaria at. Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire.

Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei. Aliquam tincidunt a nulla ac posuere. Maecenas sapien mi, feugiat sit amet tellus at, dictum varius ante. Cras rutrum facilisis felis at hendrerit. Nullam eleifend sed lorem a iaculis. Donec ut odio at nisl molestie euismod quis et purus. Curabitur eu ex turpis. Etiam maximus metus non iaculis placerat. Sed in risus sodales, posuere elit in, eleifend tellus. Mauris at consectetur arcu. Integer fringilla eros mi, vel volutpat enim commodo ac.

4.1.1 Spesifikasi Perangkat Keras

Suspendisse ac porta diam, ut viverra ante. Aliquam mattis tincidunt diam in molestie. Sed auctor fermentum turpis, sed varius ante. Nulla rutrum, enim et efficitur dignissim, urna diam consequat purus, sit amet elementum nibh mauris ut tellus. Quisque interdum leo ligula, a volutpat mauris viverra ut. Fusce ac felis finibus, convallis ligula a, aliquam nunc. Quisque faucibus ligula et ornare finibus. Morbi maximus dolor vitae dolor tristique, eu sagittis metus auctor. Pellentesque quam lacus, ornare ut est ut, egestas auctor leo. Duis eros neque, mollis quis elit id, cursus egestas neque. Pellentesque ac sapien vitae nulla varius rhoncus. Orci varius natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Etiam pharetra nisl et massa facilisis aliquet. Nulla sit amet quam enim. Nunc dictum pellentesque orci, at sollicitudin erat condimentum eu. Nullam mi dolor, vestibulum at lacinia quis, feugiat faucibus felis.

Suspendisse ac porta diam, ut viverra ante. Aliquam mattis tincidunt diam in molestie. Sed auctor fermentum turpis, sed varius ante. Nulla rutrum, enim et efficitur dignissim, urna diam consequat purus, sit amet elementum nibh mauris ut tellus. Quisque interdum leo ligula, a volutpat mauris viverra ut. Fusce ac felis finibus, convallis ligula a, aliquam nunc. Quisque faucibus ligula et ornare finibus. Morbi maximus dolor vitae dolor tristique, eu sagittis metus auctor. Pellentesque

quam lacus, ornare ut est ut, egestas auctor leo. Duis eros neque, mollis quis elit id, cursus egestas neque. Pellentesque ac sapien vitae nulla varius rhoncus. Orci varius natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Etiam pharetra nisl et massa facilisis aliquet. Nulla sit amet quam enim. Nunc dictum pellentesque orci, at sollicitudin erat condimentum eu. Nullam mi dolor, vestibulum at lacinia quis, feugiat faucibus felis.

4.1.2 Spesifikasi Perangkat Lunak

Suspendisse ac porta diam, ut viverra ante. Aliquam mattis tincidunt diam in molestie. Sed auctor fermentum turpis, sed varius ante. Nulla rutrum, enim et efficitur dignissim, urna diam consequat purus, sit amet elementum nibh mauris ut tellus. Quisque interdum leo ligula, a volutpat mauris viverra ut. Fusce ac felis finibus, convallis ligula a, aliquam nunc. Quisque faucibus ligula et ornare finibus. Morbi maximus dolor vitae dolor tristique, eu sagittis metus auctor. Pellentesque quam lacus, ornare ut est ut, egestas auctor leo. Duis eros neque, mollis quis elit id, cursus egestas neque. Pellentesque ac sapien vitae nulla varius rhoncus. Orci varius natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Etiam pharetra nisl et massa facilisis aliquet. Nulla sit amet quam enim. Nunc dictum pellentesque orci, at sollicitudin erat condimentum eu. Nullam mi dolor, vestibulum at lacinia quis, feugiat faucibus felis.

4.2 Implementasi Perangkat Lunak

Mea tale aliquam minimum te. Eu mel putant virtute, essent inermis nominavi mea no. Laoreet inductum sea te. Te scripta fabulas duo, pro doming recusabo voluptaria at. Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire.

Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei Mea tale aliquam minimum te. Eu mel putant virtute, essent inermis nominavi mea no. Laoreet inductum sea te. Te scripta fabulas duo, pro doming recusabo voluptaria at. Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei.

4.2.1 Implementasi *Class*

Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei.

4.2.1.1 *Class Nama_Class_1*

Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei.

4.2.1.2 *Class Nama_Class_2*

Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei.

4.2.2 Implementasi *Numquam*

Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei.

4.3 Implementasi *Nama_Implementasi*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Donec ac felis dignissim, iaculis odio ut, euismod quam. Donec vestibulum pellentesque sem, eu aliquet purus lacinia ac. Nam porttitor auctor justo et lobortis. Orci varius natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Sed et gravida neque. Praesent commodo aliquam vestibulum. Vivamus blandit mattis mi ut euismod. Proin vitae vestibulum orci, eget elementum tellus. Suspendisse potenti.

4.4 Implementasi *Aplikasi*

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Donec ac felis dignissim, iaculis odio ut, euismod quam. Donec vestibulum pellentesque sem, eu aliquet purus lacinia ac. Nam porttitor auctor justo et lobortis. Orci varius natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Sed et gravida neque. Praesent commodo aliquam vestibulum. Vivamus blandit mattis mi ut

euismod. Proin vitae vestibulum orci, eget elementum tellus. Suspendisse potenti.

Integer non diam a sem venenatis iaculis. Suspendisse quam leo, ultrices sed mollis sit amet, sagittis sit amet nulla. Nam placerat enim in tellus convallis gravida nec quis ipsum. Sed a dapibus erat. Maecenas suscipit maximus turpis vel tempor. In cursus aliquet tellus id viverra. Aenean venenatis augue magna, at ullamcorper erat tincidunt nec. Etiam nec dolor efficitur, iaculis nulla in, semper mi. Ut consectetur aliquet ex, a tincidunt nisi vulputate non. Proin mauris sapien, ultricies sit amet arcu bibendum, molestie suscipit mi. Mauris laoreet facilisis augue, et interdum purus vehicula sit amet. Fusce porta condimentum cursus.

4.5 Pengujian

Quisque dictum auctor tempor. Class aptent taciti sociosqu ad litora torquent per conubia nostra, per inceptos himenaeos. Vestibulum ultricies justo elit, sed tincidunt tellus congue quis. Suspendisse potenti. In iaculis volutpat odio sed placerat. Nullam est purus, egestas sit amet sagittis sit amet, eleifend in nisl. Nullam vitae auctor dolor. Nulla non laoreet dolor. Quisque nibh enim, bibendum sit amet tristique sit amet, efficitur nec tellus. Nullam congue ex felis, quis aliquam purus vulputate in. Aliquam in euismod neque. Sed quis odio non ex molestie posuere. Aenean efficitur id ex ut faucibus. Suspendisse imperdiet mattis ipsum, viverra efficitur ligula. Nulla varius lacus massa, ut egestas turpis consequat in. Sed et finibus orci, id tincidunt velit.

4.5.1 Pengujian Nama Pengujian_1

Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei.

Tabel 4.1 atribut pada *class* nama_class_1

atribut:					
Float	C	Float	tol	Float	gamma
Float	a	Float	r	Integer	pos_true
Integer	pos_pred	Integer	net_true	Integer	net_pred
Integer	neg_true	Integer	neg_pred	Float	accuracy_score

Float	precision_score	Float	recall_score	Float	f_score
-------	-----------------	-------	--------------	-------	---------

Tabel 4.2 Daftar *method* pada *class helper*

No.	Method	Masukan	Luaran	Keterangan
1.	<code>__init__</code>	-	-	Konstruktor yang menginisialisasi objek Training dimana proses inisialisasi parameter CNN juga dilakukan.
2.	<code>auto_training</code>	-	float[] float[]	Menjalankan alur proses <i>training</i> secara keseluruhan dimulai dari pengambilan citra <i>host</i> dan <i>watermark</i> dari direktori <i>local</i> , penyisipan <i>watermark</i> , ekstraksi <i>embedding map</i> , hingga pemrosesan <i>embedding map</i> dengan CNN. Fungsi mengembalikan nilai <i>loss</i> dari akurasi.
3.	<code>normalize_watermark</code>	image : float[][]	float[][]	Memroses citra watermark agar dapat digunakan untuk <i>training</i> .
4.	<code>apply_transformations</code>	image : float[][] iswatermark : boolean	float[][]	Menjalankan seluruh transformasi digital pada citra dan menyimpannya sebagai <i>array</i> .

5.	get _embedding_maps	images : float[][] float[][] key : string	float[][]	Mengambil <i>embedding map</i> dari setiap citra yang telah disisipi watermark.
6.	divide _training_images	images : float[][] ground_truth : float[][]	-	Membagi <i>embedding map</i> dan citra <i>ground truth</i> ke dalam <i>batch</i> sesuai <i>batch size</i> yang telah ditentukan.
7.	cross_entropy _per_batch	images : float[][] ground_truth : float[][]	float[][]	menghitung nilai <i>loss</i> setiap citra dalam satu <i>batch</i> terhadap citra <i>ground truth</i> .
8.	run	-	float[] float[]	Menjalankan proses <i>training CNN</i> . Fungsi mengembalikan hasil <i>training</i> dan <i>loss</i> terakhir.
9.	store_params	-	-	Menyimpan seluruh parameter CNN ke dalam direktori <i>local</i> .
10.	normalize _watermark	images : float[][]	float[][]	Menyamakan ukuran dan tipe data watermark.

4.5.2 Pengujian Nama Pengujian 2

Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei.

BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Mea tale aliquam minimum te. Eu mel putant virtute, essent inermis nominavi mea no. Laoreet indoctum sea te. Te scripta fabulas duo, pro doming recusabo voluptaria at. Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei Mea tale aliquam minimum te. Eu mel putant virtute, essent inermis nominavi mea no. Laoreet indoctum sea te. Te scripta fabulas duo, pro doming recusabo voluptaria at. Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Donec ac felis dignissim, iaculis odio ut, euismod quam. Donec vestibulum pellentesque sem, eu aliquet purus lacinia ac. Nam porttitor auctor justo et lobortis. Orci varius natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Sed et gravida neque. Praesent commodo aliquam vestibulum. Vivamus blandit mattis mi ut euismod. Proin vitae vestibulum orci, eget elementum tellus. Suspendisse potenti.

Integer non diam a sem venenatis iaculis. Suspendisse quam leo, ultrices sed mollis sit amet, sagittis sit amet nulla. Nam placerat enim in tellus convallis gravida nec quis ipsum. Sed a dapibus erat. Maecenas suscipit maximus turpis vel tempor. In cursus aliquet tellus id viverra. Aenean venenatis augue magna, at ullamcorper erat tincidunt nec. Etiam nec dolor efficitur, iaculis nulla in, semper mi. Ut consectetur aliquet ex, a tincidunt nisi vulputate non. Proin mauris sapien, ultricies sit amet arcu bibendum, molestie suscipit mi. Mauris laoreet facilisis augue, et interdum purus vehicula sit amet. Fusce porta condimentum cursus.

5.2 Saran

Mea tale aliquam minimum te. Eu mel putant virtute, essent inermis nominavi mea no. Laoreet indoctum sea te. Te scripta fabulas duo, pro doming recusabo voluptaria at. Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per

vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei Mea tale aliquam minimum te. Eu mel putant virtute, essent inermis nominavi mea no. Laoreet indoctum sea te. Te scripta fabulas duo, pro doming recusabo voluptaria at. Cu sed numquam inciderint, ei minim altera disputando cum, te nec graeco maiorum convenire. Cu mel putent rationibus dissentiet. Per vidisse scaevola oportere ei, qui solet molestie eu. Hinc diceret nominati per at, nec dico denique laboramus et. Legere regione his at, aequae decore in mei. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Donec ac felis dignissim, iaculis odio ut, euismod quam. Donec vestibulum pellentesque sem, eu aliquet purus lacinia ac. Nam porttitor auctor justo et lobortis. Orci varius natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Sed et gravida neque. Praesent commodo aliquam vestibulum. Vivamus blandit mattis mi ut euismod. Proin vitae vestibulum orci, eget elementum tellus. Suspendisse potenti.

DAFTAR REFERENSI

- [1] C. Tanudy, T. Handhayani, dan J. Hendryli, "Prediksi Harga Emas di Indonesia Menggunakan Gated Recurrent Unit", Vol. 13 No. 3, Jurnal FASILKOM, Des. 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.37859/jf.v13i3.6185>. [Accessed: 25 Maret 2024]
- [2] Y. R. Madhika, Kusri, dan T. Hidayat, "Gold Price Prediction Using the ARIMA and LSTM Models", Vol. 7 No. 3, Sinkron : Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika, Jul. 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i3.12461>. [Accessed: 25 Maret 2024]
- [3] M. Yurtsever, "Gold Price Forecasting Using LSTM, Bi-LSTM and GRU" No. 31 (Supp. 1), pp. 341-347, *European Journal of Science and Technology*, Des. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.31590/ejosat.959405>. [Accessed: 25 Maret 2024]
- [4] Z. Chen, C. Li, and W. Sun, "Bitcoin price prediction using machine learning: An approach to sample dimension engineering," *Journal of Computational and Applied Mathematics*, Vol. 365, No. 112395, Feb. 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.cam.2019.112395>. [Accessed: 25 Maret 2024]
- [5] Kaggle, "Gold Stock Prices" [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/sahilwagh/gold-stock-prices>. [Accessed: 12 Maret 2024]
- [6] S. K. Vasudevan. (2021). Deep Learning: A Comprehensive Guide. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=aIIUEAAAQBAJ> [Accessed: 20 Maret 2024]
- [7] P. Kim. (2017). MATLAB Deep Learning: With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence. [Online]. Available: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4842-2845-6> [Accessed: 20 Maret 2024]
- [8] Alhamdani F. Defina, G. Marthasari and Christian Sri Kusuma Aditya, "Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Time Series Long Short -Term Memory Neural Network", REPOSITOR, Vol. 3 No. 4, 2021. [Online].

DAFTAR REFERENSI

- Available: <https://ejournal.umm.ac.id/index.php/repositor/article/view/31959>
[Accessed: 8 May 2024]
- [9] Peter T. Yamak, Li Yujian, and Pius K. Gadosey, "A Comparison between ARIMA, LSTM, and GRU for Time Series Forecasting," In Proceedings of the 2019 2nd International Conference on Algorithms, Computing and Artificial Intelligence (ACAI '19), pp. 49-55, Dec. 2019. [Online] Available: <https://doi.org/10.1145/3377713.3377722>. [Accessed: 20 Maret 2024]
- [10] Numpy, "Numpy," Numpy.org, 2009. [Online]. Available: <https://numpy.org> [Accessed: 22 April 2024]
- [11] Pandas, "Python Data Analysis Library," Pydata.org, 2018. [Online]. Available: <https://pandas.pydata.org> [Accessed: 22 April 2024]
- [12] Matplotlib, "Matplotlib: Visualization with Python," Matplotlib.org, 2012. [Online]. Available: <https://matplotlib.org> [Accessed: 22 April 2024]
- [13] Keras, "Keras: Deep Learning for humans," Keras.io, 2019. [Online]. Available: <https://keras.io> [Accessed: 24 April 2024]
- [14] P. Baheti, "Activation Functions in Neural Networks," v7labs, 2021. [Online]. Available: <https://www.v7labs.com/blog/neural-networks-activationfunctions> [Accessed: 24 April 2024]
- [15] Jason Brownlee - Long Short-Term Memory Networks With Python-Machine Learning Mastery (2017)

LAMPIRAN A LAMPIRAN A

ASJDBAKJSDBKA

Tabel A-1 *Lorem ipsum*

No	<i>Dolor sit amet</i>	At sonet	Vim commune	At quo congue	Cum iisque
1	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
2	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
3	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
4	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
5	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
6	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
7	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
8	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
9	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
10	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
11	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
12	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
13	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
14	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
15	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
16	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
17	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
18	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
19	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
20	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
21	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
22	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
23	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
24	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
25	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem

Tabel A-1 *Lorem ipsum*

No	<i>Dolor sit amet</i>	At sonet	Vim commune	At quo congue	Cum iisque
26	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
27	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
28	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
29	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
30	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
31	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
32	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
33	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
34	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
35	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
36	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
37	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
38	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
39	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
40	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem

LAMPIRAN B DATASET HASIL KUISIONER 2

Tabel B-1 *Lorem ipsum*

No	<i>Dolor sit amet</i>	At sonet	Vim commune	At quo congue	Cum iisque
1	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
2	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
3	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
4	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
5	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
6	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
7	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
8	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
9	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
10	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
11	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
12	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
13	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
14	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
15	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
16	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
17	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
18	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
19	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
20	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
21	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
22	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
23	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
24	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
25	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
26	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem

Tabel B-1 *Lorem ipsum*

No	<i>Dolor sit amet</i>	At sonet	Vim commune	At quo congue	Cum iisque
27	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
28	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
29	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
30	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
31	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
32	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
33	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
34	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
35	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem
36	Ei utroque electram	0	0	10	Laudem
37	Ei utroque electram	3	0	7	Laudem
38	Ei utroque electram	2	0	8	Laudem
39	Ei utroque electram	0	3	7	Laudem
40	Ei utroque electram	10	0	0	Laudem