

**ANALISIS PREDIKSI HARGA SAHAM HAPAG-LLOYD AG
MENGUNAKAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)***

PROPOSAL TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Dalam Menempuh Ujian Sidang Sarjana Di
Program Studi Teknik Informatika

NPM : 40621100012
Nama : Fransiscus Kristian Susanto
Konsentrasi : *Applied Database*



**TEKNIK INFORMATIKA – FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS WIDYATAMA
BANDUNG**

2024

REVIEW PROPOSAL TUGAS AKHIR

NPM : 40621100012
Nama : Fransiscus Kristian Susanto
Konsentrasi : *Applied Database*
Judul : Analisis Prediksi Harga Saham Hapag-Lloyd AG Menggunakan Metode *Long Short Term Memory (LSTM)*

Aspek Penilaian	Hasil Review
Originalitas	Ok
Kelengkapan Informasi	Ok
Kelayakan Ilmu dan Waktu Pelaksanaan	Ok

Kesimpulan :

Diterima / ~~Ditolak~~ / Diperbaiki
Alasan :

Diterima dengan penambahan pembuahan aplikasi
sehingga penelitian tidak hanya Analisis Metode saja

Bandung, 28 Agustus 2024
Menyetujui
Ka. Lab. *Applied Database*



Adi Purnama, S.T., M.T.
NIP/NIDN. 0411099201

Mengetahui
Sek. Prodi Teknik Informatika



Yan Puspitarani, S.T., M.T.
NIP/NIDN. 0319018701

ABSTRACT

Stock price prediction analysis is important in considering capital trading for a company. By using the Long Short Term Memory (LSTM) method, the prediction provides an overview of recognizing patterns in time series data and estimating stock price movements in historical data. The prediction analysis developed utilizes the LSTM algorithm as a type of recurrent neural network designed to solve problems in long-term data sequences. This study involves collecting historical Hapag-Lloyd AG stock price data and running data preprocessing on the dataset. The LSTM model is then developed and trained using the dataset until finally providing an evaluation of the model. The results of the analysis are expected to provide insight into the effectiveness of the LSTM method in predicting stock prices and become one of the considerations in determining capital holding decisions in a company.

Keywords: Stocks, Prediction, LSTM, Price.

ABSTRAK

Analisis prediksi harga saham merupakan hal yang penting dalam mempertimbangan perdagangan modal terhadap suatu perusahaan. Dengan menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM), prediksi tersebut memberikan gambaran terkait mengenali pola terhadap data *time series* dan memperkirakan pergerakan harga saham dalam data historis. Analisis prediksi yang dikembangkan memanfaatkan algoritma LSTM sebagai sebuah jenis jaringan saraf berulang yang dirancang untuk mengatasi masalah dalam urutan data waktu panjang. Penelitian ini melibatkan pengumpulan data historis harga saham Hapag-Lloyd AG dan menjalankan data preprocessing terhadap dataset. Model LSTM kemudian dikembangkan dan dilatih menggunakan dataset tersebut hingga akhirnya memberikan evaluasi terhadap model tersebut. Hasil analisis diharapkan dapat memberikan wawasan tentang efektivitas metode LSTM dalam memprediksi harga saham dan menjadi salah satu bahan pertimbangan dalam menentukan keputusan pemegangan modal di suatu perusahaan.

Kata Kunci: Saham, Prediksi, LSTM, Harga.

DAFTAR ISI

REVIEW PROPOSAL TUGAS AKHIR.....	i
<i>ABSTRACT</i>	ii
ABSTRAK	iii
DAFTAR ISI.....	iv
DAFTAR TABEL	v
DAFTAR GAMBAR	vi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	2
1.4 Batasan Masalah	2
1.5 Manfaat Penelitian	3
BAB II KAJIAN PUSTAKA	4
2.1 Tinjauan Pustaka.....	4
2.2 Landasan Teori.....	7
2.2.1 Saham	7
2.2.2 <i>Time Series</i>	8
2.2.3 <i>Recurrent Neural Network</i>	8
2.2.4 <i>Long Short Term Memory</i>	10
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	16
3.1 Metode Penelitian	16
3.2 Tahapan Penelitian.....	16
3.3.1 Data Collection	17
3.3.2 Data Preprocessing	17
3.3.3 Data Modelling	18
3.3.4 Model Evaluation.....	18
3.3 Cara Penafsiran.....	20
3.4 Penyimpulan Hasil Penelitian.....	20
BAB IV KESIMPULAN	21
DAFTAR PUSTAKA.....	22

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tinjauan Pustaka	4
Tabel 3.1 Rentang Nilai MAPE	20

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Jenis-Jenis Jaringan Saraf Tiruan Berulang	9
Gambar 2.2 Arsitektur LSTM	11
Gambar 2.3 <i>Forget Gate</i>	12
Gambar 2.4 <i>Input Gate</i>	13
Gambar 2.5 <i>Cell State</i>	14
Gambar 2.6 <i>Output Gate</i>	15
Gambar 3.1 Alur Tahapan Penelitian	16

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Investasi saham di pasar modal merupakan aset yang penting bagi perusahaan. Secara langsung maupun tidak, investor dapat memberikan dampak terhadap ekonomi pada negara tempat berinvestasi. Saham merupakan surat berharga yang dikeluarkan oleh perusahaan yang berbentuk Perseroan Terbatas (PT) [1]. Prediksi harga saham dapat membantu pemegang saham dalam mengambil keputusan atas transaksi pasar saham. Prediksi harga saham digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam menentukan apakah akan mempertahankan atau menjual sahamnya [2].

Penelitian terkait analisis prediksi harga saham sebelumnya sudah pernah dilakukan oleh Ratih Febrilia Tri Wulandari, dkk pada tahun 2021 yang berjudul “Implementasi Algoritma *Support Vector Machine (SVM)* Dalam Memprediksi Harga Saham PT. Garuda Indonesia Tbk”. Penelitian ini membahas pergerakan saham yang cenderung bersifat non linier, sehingga diperlukan model prediksi saham yang akurat untuk mengambil keputusan, salah satunya yaitu menggunakan *Support Vector Machine (SVM)*. Peneliti menggunakan algoritma SVM dalam melakukan prediksi harga saham PT Garuda Indonesia Tbk dengan hasil akhir berupa nilai akurasi prediksi harga saham. Data yang digunakan adalah *historical* Harga saham harian sejak tanggal 18 Maret 2019 hingga 23 April 2021. Penelitian ini menunjukkan bahwa menggunakan metode SVM mampu memprediksi harga dengan nilai akurasi prediksi sebesar 0,545 [3].

Dari penelitian di atas, penulis mempunyai bentuk penelitian terhadap analisis prediksi harga saham dengan metode yang berbeda. Penelitian akan dilakukan dengan mengumpulkan data histori harga saham pada *website Yahoo! Finance* dan dilanjutkan dengan penerapan *data mining* menggunakan metode *Long Short Term Memory (LSTM)*. Algoritma LSTM dirancang sebagai salah satu pengembangan model yang mampu menangani data *time series* secara efektif. Penulis akan memilih Hapag-Lloyd AG di mana perusahaan ini memiliki kesamaan sektor

dengan PT Garuda Indonesia Persero Tbk. Hasil akhir dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi media analisis prediksi harga saham dalam metode LSTM dengan menggunakan data historis harga saham Hapag-Lloyd AG.

1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan metode LSTM dalam analisis prediksi harga saham Hapag-Lloyd AG?
2. Bagaimana hasil akurasi pada analisis prediksi harga Hapag-Lloyd AG menggunakan metode LSTM?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dijabarkan, adapun tujuan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Mengimplementasikan sebuah analisis prediksi harga saham Hapag-Lloyd AG menggunakan metode LSTM.
2. Mengetahui hasil akurasi dalam analisis prediksi harga saham Hapag-Lloyd AG menggunakan metode LSTM.

1.4 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah Python dengan menggunakan sebuah platform *notebook* berbasis *cloud* yang bernama Google Colaboratory.
2. Algoritma yang digunakan dalam analisis prediksi harga saham ini menggunakan *Long Short Term Memory* (LSTM).
3. Penelitian ini menggunakan data harian harga penutupan saham Hapag-Lloyd AG dari 23 Agustus 2019 sampai dengan 23 Agustus 2024 yang diambil melalui *website Yahoo! Finance*.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan analisis prediksi harga saham kepada pemegang saham sebagai salah satu bahan dalam pengambilan keputusan berdasarkan ekspektasi pasar.
2. Memberikan implementasi *data mining* terhadap data time series menggunakan metode LSTM.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Tinjauan Pustaka

Tinjauan pustaka pada penelitian ini diperlukan untuk menjembatani pengetahuan yang telah dilakukan dengan metode LSTM. Penelitian yang telah dilakukan oleh M. Nurul Wathani, dkk pada tahun 2023 [4], Fiqih Nur Iman, dkk pada tahun 2023 [5], Gunawan Budiprasetyo, dkk pada tahun 2023 [6], Roby Julian, dkk pada tahun 2021 [7], Ardiyan Agusta, dkk pada tahun 2021 [8]. Implementasi penelitian sebagai tinjauan pustaka dalam analisis prediksi harga saham menggunakan metode LSTM adalah sebagai berikut:

Tabel 2.1 Tinjauan Pustaka

No	Judul	Nama Penulis	Hasil Penelitian
1	Prediksi Tren Pergerakan Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk, Dengan Menggunakan Algoritma <i>Long Shot Term Memory (LSTM)</i>	M. Nurul Wathani, Kusrini, Kusnawi	Pada penelitian ini melakukan pemodelan menggunakan algoritma <i>Long-Short Term Memory (LSTM)</i> untuk memprediksi harga saham BBCA. Data yang digunakan adalah data harian sekunder yang diperoleh dari sekuritas dengan rentang tanggal 3 Januari 2011 hingga 30 Desember 2022. Tujuan utama pada penelitian ini adalah untuk menganalisis tingkat keakuratan algoritma LSTM dalam melakukan peramalan harga saham serta melakukan analisis pada banyaknya <i>epochs</i> dalam pembentukan model yang optimal. Variasi <i>epoch</i> optimal didapatkan dengan jumlah <i>epoch</i> sebesar 5 dan <i>batch size</i> 1.

			Adapun nilai yang dihasilkan diantaranya <i>Mean Absolute Error</i> (MAE) sebesar 96,92, <i>Mean Squared Error</i> (MSE) sebesar 16185,22 dan <i>Root Mean Squared Error</i> (RMSE) sebesar 127,22.
2	Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode <i>Long Short Term Memory</i>	Fiqih Nur Iman, Dena Wulandari	Penelitian ini melakukan implementasi algoritma <i>Long Short Term Memory</i> untuk memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia. Dari hasil pengujian menggunakan algoritma <i>Long Short Term Memory</i> diperoleh nilai MSE 0,024 dan RMSE 0,025 untuk <i>train score</i> serta MSE 0,029 dan RMSE 0,0169 untuk <i>test score</i> .
3	Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i>	Gunawan Budiprasetyo, Mamluatul Hani'ah, Darin Zahira Aflah	Pada penelitian ini dilakukan uji coba dengan menggunakan beberapa parameter pada <i>layers</i> , <i>epoch</i> , dan <i>time step</i> untuk mendapatkan model prediksi yang optimal. Arsitektur dari LSTM yang digunakan pada penelitian ini menggunakan <i>multiple layer</i> LSTM dengan empat dan delapan <i>layer</i> yang masing-masing <i>layer</i> memiliki 96 <i>neurons</i> . Terdapat satu <i>Dense layer</i> yang berfungsi mengubah <i>output</i> dari <i>layer</i> sebelumnya menjadi nilai hasil prediksi. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa <i>Long Short-Term Memory</i> dapat digunakan untuk melakukan prediksi harga saham

			dengan akurat, jumlah <i>layer</i> mempengaruhi MAPE yang dihasilkan. LSTM dengan jumlah <i>layer</i> 8 memiliki performa yang lebih baik. Pada PT Aneka Tambang Tbk didapatkan model terbaik dengan nilai MAPE sebesar 2,64. Untuk emiten Erajaya Swasembada Tbk didapatkan nilai MAPE sebesar 2,24. Untuk Kalbe Farma didapatkan nilai MAPE sebesar 1,51. Untuk Semen Indonesia didapatkan nilai MAPE sebesar 1,83. Sedangkan pada Wijaya Karya didapatkan nilai MAPE sebesar 2,66.
4	Peramalan Harga Saham Pertambangan Pada Bursa Efek Indonesia (BEI) Menggunakan <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM)	Roby Julian, Muhammad Rizky Pribadi	Pada penelitian ini menggunakan <i>Long Short Term (LSTM)</i> penelitian ini menghasilkan nilai RMSE yang cukup baik dengan peningkatan nilai RMSE berdasarkan penambahan jumlah variasi <i>epoch</i> . Variasi <i>epoch</i> optimal didapatkan dengan jumlah <i>epoch</i> sebesar 200. Sedangkan nilai RMSE optimal yang dihasilkan metode <i>LSTM</i> dihasilkan oleh emiten TINS dengan RMSE sebesar 31,71.
5	Prediksi Pergerakan Harga Saham Pada Sektor Farmasi Menggunakan	Ardiyan Agusta, In Ernawati, Anita Muliawati	Penelitian ini menggunakan algoritma <i>Long Short-Term Memory</i> , dimana data perusahaan Kalbe Farma dipilih sebagai salah satu perusahaan farmasi. Hasil penelitian ini memiliki performa dengan kombinasi parameter terbaik

	Algoritma <i>Long Short-Term Memory</i>		yang digunakan oleh model LSTM dengan berdasarkan perubahan jumlah <i>batch size</i> dengan tiap jumlah <i>epoch</i> , yaitu dengan menggunakan jumlah <i>epoch</i> sebanyak 200, ukuran <i>batch size</i> sebesar 10 serta jumlah unit 50 yang dioptimasi dengan adam. Kombinasi tersebut menghasilkan rerata nilai RMSE sebesar 27.310.
--	--	--	---

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Saham

Saham merupakan klaim atas aset dan kepemilikan perusahaan. Ketika seseorang, organisasi, atau perusahaan tertentu mempunyai saham di suatu perusahaan, maka mereka dapat dikatakan pemegang saham dan berhak menuntut sebagian dari aset dan laba perusahaan yang tersisa apabila perusahaan tersebut *go private* atau dibubarkan. Bursa saham menjadi tempat di mana para pemegang saham dapat membeli dan menjual saham pada suatu perusahaan [9].

Perusahaan mempunyai tujuan dalam melakukan penerbitan saham untuk mendapatkan dana segar yang akan dialokasikan kepada keperluan tertentu, seperti memperluas atau membangun fasilitas baru, memperlancar produk atau jasa baru, melunasi utang, dan melakukan ekspansi ke pasar baru. Masyarakat yang tertarik menjadi pemegang saham pada suatu perusahaan dapat terjadi dikarenakan apresiasi modal yang terjadi saat harga saham naik [10]. Adapun juga kepemilikan saham memberikan pemegang saham tersebut dapat memberikan suara dalam rapat pemegang saham, menerima dividen ketika perusahaan tersebut ingin membagikannya, dan hak untuk menjual sahamnya kepada orang lain [11].

Harga saham terbentuk berdasarkan hasil transaksi jual beli saham yang ditentukan dari penawaran dan permintaan [12]. Harga saham juga dapat mencerminkan kondisi suatu perusahaan. Jika perusahaan memiliki kinerja yang baik, maka harga saham dapat dimungkinkan akan meningkat dan sebaliknya. Analisis harga saham sangat penting bagi pemegang saham untuk mengetahui perusahaan yang berpotensi layak untuk diinvestasikan [13].

2.2.2 *Time Series*

Time series (deret waktu) merupakan himpunan observasi data terurut dalam waktu. Deret waktu mempunyai pola data yang dapat dibedakan menjadi empat jenis, seperti pola *irregular* (horizontal), *trend*, musiman dan siklis. Pola horizontal adalah peristiwa yang kehadirannya dapat memengaruhi labilnya data *time series* dengan sifat tidak terduga dan bersifat acak. Pola *trend* ialah peristiwa yang mempunyai kenaikan maupun penurunan dalam kecondongan arah data dalam jangka panjang. Pola musiman adalah kelabilan dari data yang terjadi secara periodik dalam kurun waktu satu tahun, seperti harian, mingguan, bulanan, triwulan, atau kuartalan. Pola siklis merupakan kelabilan dari data untuk waktu yang lebih dari satu tahun [14].

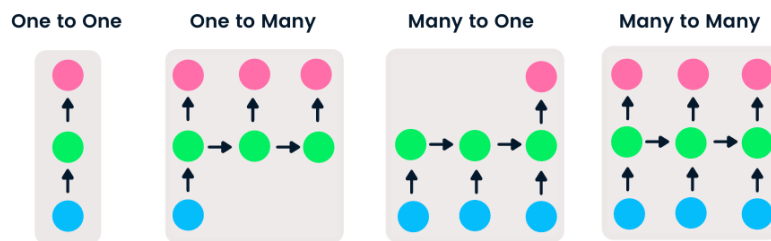
Data *time series* merupakan serangkaian pengamatan yang terurut berdasarkan waktu dengan jarak yang sama. Jenis data ini dapat dikumpulkan melalui interval waktu, seperti harian, mingguan, atau bulanan. Data yang telah dikumpulkan dapat dianalisis untuk mengamati suatu pola di dalamnya. Pola gerakan data atau nilai-nilai variabel dalam data *time series* dapat digunakan untuk membangun keputusan saat ini dan/atau memprediksi kondisi masa depan [15]. Deret waktu dapat diambil dari variabel apa pun yang berubah seiring waktu. Deret waktu dapat dianalisis pada rangkaian waktu harga penutupan saham harian untuk suatu perusahaan selama periode tertentu dengan membubuhkannya berdasarkan urutan kronologis [16].

2.2.3 *Recurrent Neural Network*

Recurrent Neural Network (RNN) atau jaringan saraf berulang merupakan jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk bekerja dengan urutan data, seperti deret waktu atau bahasa alami. RNN menjadi model yang digambarkan berdasarkan otak yang dapat mengerti konteks dan hubungan dalam suatu urutan. Jaringan saraf berulang mempunyai keunikan pada kemampuan mengingat dan mempertimbangkan masukan sebelumnya yang dimungkinkan untuk analisis data secara berurutan untuk membuat keputusan dari masukan yang sekarang dan konteks dari masa lalu. Awal cara kerja RNN dilakukan dengan mempunyai umpan balik berulang yang memungkinkan status tersembunyi atau memori masukan sebelumnya dipertahankan. Jaringan saraf berulang akan mengkaji runtunan kejadian dalam bentuk kalimat atau data dalam rangkaian waktu. RNN akan mengolah satu bagian

informasi pada satu waktu sambil mempelajari hal yang dianalisis sebelumnya. Pada setiap langkah, RNN menentukan bobot pada masukan saat ini dan informasi tersebut akan diingat. Bobot ini menolong RNN untuk fokus pada elemen penting dari urutan tersebut dan menghiraukan gangguan. Jaringan saraf berulang melanjutkan pembaruan memorinya saat mengolah data baru sehingga dapat menyesuaikan pemahaman berdasarkan analisisnya. Dengan demikian, RNN menggunakan memori dan masukan saat ini untuk menghasilkan keluaran atau prediksi [17].

Adapun empat jenis RNN berdasarkan jumlah input dan output dalam jaringan adalah sebagai berikut.



Gambar 2.1 Jenis-Jenis Jaringan Saraf Tiruan Berulang

1. *One to One*

Jaringan neural ini terdapat satu masukan dan satu keluaran. Jaringan ini juga berkelakuan seperti jaringan neural sederhana lainnya.

2. *One to Many*

RNN ini mempunyai satu masukan dan banyak keluaran dalam jaringannya. *One to Many* dapat digunakan untuk pemberian kalimat pada suatu gambar yang diterima.

3. *Many to One*

Jaringan ini mempunyai banyak masukan dan satu keluaran. *Many to One* dapat digunakan pada analisis sentimen di mana terdapat beberapa kata masukan dan memprediksi sentimen sebagai keluaran.

4. *Many to Many*

RNN ini mempunyai beberapa masukan dan beberapa keluaran. Jaringan ini dapat digunakan pada penerjemahan bahasa di mana terdapat beberapa kata dalam suatu bahasa sebagai masukan dan memprediksi terjemahannya dalam bahasa lain sebagai keluaran [18].

Penggunaan jaringan saraf berulang dapat mempercepat kebaruan pembelajaran mesin yang disebabkan oleh empat hal. Pertama, memori yang luas dalam RNN mampu mengingat masukan dan keluaran sebelumnya. Kedua, akurasi yang lebih tinggi dikarenakan RNN dapat belajar dari kejadian masa lalu dan membuat prediksi dengan akurat. Terakhir, kemampuan data sekuensial dengan fleksibilitas yang luas di mana RNN dapat memahami aspek temporal data sehingga cocok untuk mengolah jenis data sekuensial tersebut dengan contoh macam-macam data deret [19].

Jaringan saraf berulang mempunyai keterbatasan, seperti masalah *vanishing gradient* dan *exploding gradient*. Masalah *vanishing gradient* terjadi ketika gradien menjadi sangat kecil sehingga pembaruan parameter menjadi tidak signifikan dan membuat algoritma berhenti belajar. Sedangkan masalah *exploding gradient* terjadi ketika gradien menjadi terlalu besar yang membuat model tidak stabil. Gradien tersebut apabila terkumpul lebih banyak, maka bobot model menjadi terlalu besar yang mengakibatkan waktu pelatihan (*training*) menjadi lebih lama dan kinerja model yang buruk. Solusi sederhana untuk keterbatasan di atas dapat dilakukan dengan cara mengurangi jumlah lapisan tersembunyi dalam jaringan saraf agar sebagian kompleksitas dalam jaringan saraf berulang dapat berkurang. Masalah ini juga dapat dipecahkan menggunakan arsitektur RNN tingkat lanjut seperti *Long Short Term Memory* [20].

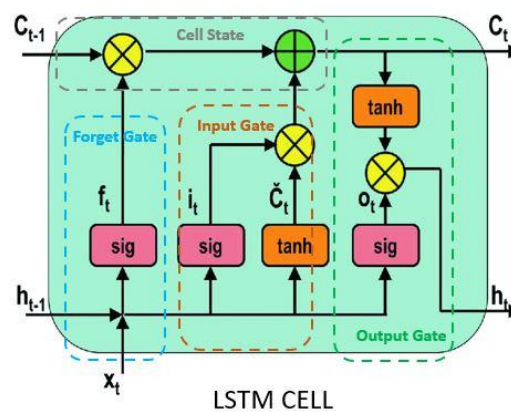
2.2.4 Long Short Term Memory

Long Short Term Memory (LSTM) merupakan jenis RNN yang dapat menahan ketergantungan jangka panjang dalam data berurutan. LSTM mempunyai koneksi umpan balik dengan menggunakan sel memori dan gerbang untuk memeriksa aliran informasi yang memungkinkan LSTM dapat menyimpan atau membuang informasi berdasarkan kebutuhannya.

Penggunaan LSTM diterapkan pada beberapa kegiatan, seperti analisis sentimen, analisis video, pengenalan tulisan tangan, prediksi deret waktu, dan sebagainya. Pada analisis sentimen, LSTM dapat digunakan dalam membagi sentimen teks sebagai bentuk yang positif, negatif, atau netral yang berasal dari pembelajaran terhadap hubungan antara kata-kata dan sentimen yang berkaitan. Analisis video dapat dilakukan dengan LSTM untuk mendalami hubungan antara bingkai dan

tindakan, obyek, serta adegan terkait. Pengenalan tulisan tangan memerlukan LSTM untuk mengenali tulisan tangan dengan mendalami hubungan antara gambar tulisan tangan dengan teks yang berkaitan. Prediksi deret waktu menggunakan LSTM untuk memprediksi nilai masa depan dalam deret waktu dengan mendalami hubungan antara nilai masa lalu dengan nilai masa depan [21].

LSTM mempertahankan status tersembunyi yang bertugas sebagai memori jangka pendek jaringan. Status tersembunyi diperbarui berdasarkan masukan, status tersembunyi sebelumnya, dan status sel memori saat ini. Jaringan dalam arsitektur LSTM dapat dikumpulkan untuk menciptakan arsitektur yang memungkinkan pembelajaran pola dan hierarki yang lebih rumit dalam data sekuensial [22].

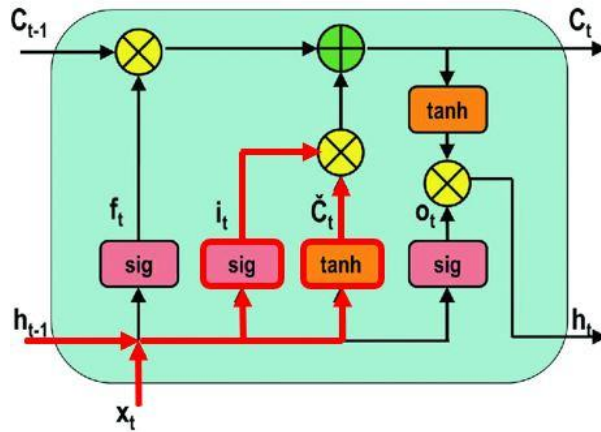


Gambar 2.2 Arsitektur LSTM

Arsitektur LSTM mempunyai gerbang seperti filter yang berfungsi untuk menghapus maupun menambahkan informasi. Bentuk dari LSTM terdapat *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*. Adapun alur informasi yang melalui LSTM adalah sebagai berikut.

1. *Forget Gate*

Forget gate menentukan suatu informasi dapat dibuang atau tidak dari *cell state*. Hasil output dari gerbang ini dapat menjadi angka 0 yang mengartikan informasi yang tidak dibutuhkan sehingga bisa dihapus dan angka 1 yang mengartikan informasi akan disimpan.

Gambar 2.4 *Input Gate*

Persamaan untuk *input gate* terbentuk sebagai berikut.

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

Adapun keterangan untuk persamaan *input gate* adalah sebagai berikut.

- i_t menggambarkan nilai *input gate*.
- σ menggambarkan fungsi *sigmoid*.
- W_i menggambarkan bobot untuk nilai masukan pada waktu ke t .
- h_{t-1} menggambarkan keluaran dari waktu ke $t - 1$.
- x_t menggambarkan masukan pada waktu ke t .
- b_i menggambarkan bias pada *input gate*.

Untuk persamaan kandidat *cell state* terbentuk sebagai berikut.

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

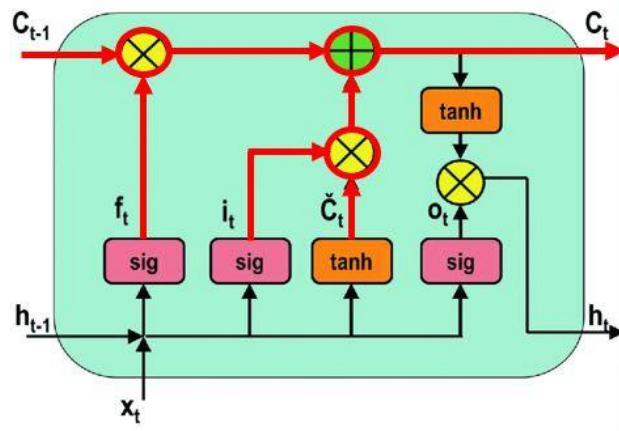
Adapun keterangan untuk persamaan *cell state* adalah sebagai berikut.

- \hat{C}_t menggambarkan nilai kandidat *cell state*.
- \tanh menggambarkan fungsi *hyperbolic tangent*.
- W_c menggambarkan bobot untuk masukan pada sel ke c .
- h_{t-1} menggambarkan keluaran dari waktu ke $t - 1$.
- x_t menggambarkan masukan pada waktu ke t .
- b_c menggambarkan bias pada sel ke c .

3. *Cell State*

Cell state menjadi memori atau ingatan pada *layer* LSTM. Nilai pada *cell state* diperbarui dari C_{t-1} menjadi C_t . Nilai dari *state* yang lama dapat dikalikan dengan nilai dari *forget gate*. Hasil perkalian tersebut akan ditambahkan

dengan nilai dari *input gate* ($i_t * \hat{C}_t$) dan menghadirkan nilai baru dari *cell state* (C_t).



Gambar 2.5 Cell State

Persamaan untuk *cell state* baru terbentuk sebagai berikut.

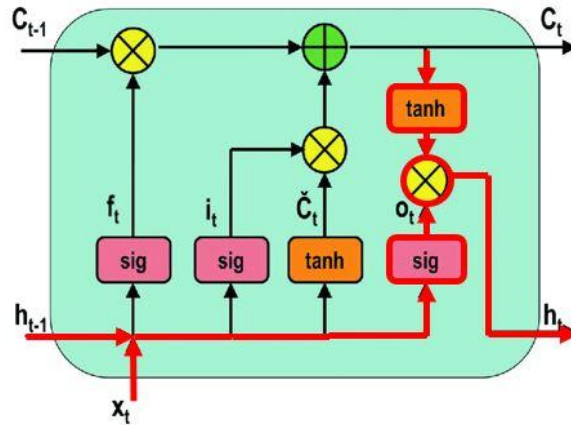
$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \hat{C}_t$$

Adapun keterangan untuk persamaan *cell state* baru adalah sebagai berikut.

- C_t menggambarkan nilai memori *cell state* baru.
- f_t menggambarkan nilai *forget gate*.
- C_{t-1} menggambarkan nilai memori *cell state* pada sel $t - 1$.
- i_t menggambarkan nilai *input gate*.
- \hat{C}_t menggambarkan nilai kandidat memori *cell state*.

4. Output Gate

Output gate menghasilkan nilai dari masukan dan *cell state*. Proses *output gate* melalui tahap filter dalam keluaran dari *cell state* saat ini. *Sigmoid layer* menentukan nilai yang akan dipertahankan menuju keluaran. Keluaran gerbang *sigmoid* akan dikalikan dengan *cell state*, di mana *cell state* ini melalui fungsi *tanh*.



Gambar 2.6 *Output Gate*

Persamaan untuk *output gate* terbentuk sebagai berikut.

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

Adapun keterangan untuk persamaan *forget gate* adalah sebagai berikut.

- o_t menggambarkan nilai *output gate*.
- σ menggambarkan fungsi *sigmoid*.
- W_o menggambarkan bobot untuk keluaran pada waktu ke t .
- h_{t-1} menggambarkan keluaran dari waktu ke $t - 1$.
- x_t menggambarkan masukan pada waktu ke t .
- b_o menggambarkan bias pada *output gate*.

Untuk persamaan hasil akhir terbentuk sebagai berikut.

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

Adapun hasil akhir adalah sebagai berikut.

- h_t menggambarkan nilai hasil akhir.
- o_t menggambarkan nilai *output gate*.
- \tanh menggambarkan fungsi *hyperbolic tangent*.
- C_t menggambarkan nilai memori *cell state* baru [23].

BAB III

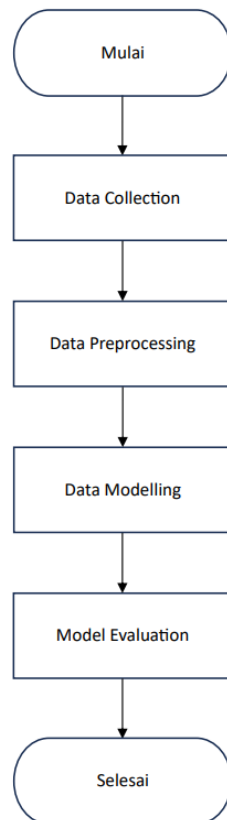
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Metode Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis prediksi harga saham Hapag-Lloyd AG dengan menggunakan metode LSTM. LSTM adalah salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang termasuk dalam kategori *Recurrent Neural Networks* (RNN) yang efektif dalam menangani data urutan atau time series. Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani ketergantungan jangka panjang dalam data *time series* yang sering muncul dalam peramalan harga saham.

3.2 Tahapan Penelitian

Penelitian ini mempunyai beberapa tahap yang dilakukan agar mendapatkan hasil prediksi saham yang akurat. Adapun alur tahapan penelitian yang digambarkan sebagai berikut.



Gambar 3.1 Alur Tahapan Penelitian

3.3.1 Data Collection

Pengumpulan data dalam penelitian ini merupakan data harian harga saham Hapag-Lloyd AG yang dapat diakses pada *website Yahoo! Finance* pada tautan <https://finance.yahoo.com/quote/HLAG.DE/history/>. Data yang diambil dari periode tanggal 23 Agustus 2019 sampai dengan 23 Agustus 2024. Penggunaan variabel dalam penelitian ini adalah variabel *close* yang merupakan harga penutupan saham tersebut.

3.3.2 Data Preprocessing

Data yang telah dikumpulkan dapat dilakukan praproses data dikarenakan hasil dari pengumpulan data terbentuk dalam bentuk data mentah. Praproses data dapat membantu data mentah untuk mempersiapkan data yang akan digunakan dalam pemodelan data dengan algoritma yang telah dipilih. Adapun langkah praproses data adalah sebagai berikut.

1. Data Cleaning

Suatu dataset ada kalanya mempunyai banyak data kosong. *Data cleaning* dilakukan dengan menyaring data yang mempunyai perubahan harga saham agar tidak terdapat data kosong [24].

2. Pembagian Data

Pembagian data dilakukan untuk memisahkan data menjadi data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Data *training* akan digunakan dalam pelatihan model LSTM, sedangkan data *testing* akan digunakan untuk mengevaluasi kinerja model LSTM.

3. Normalisasi

Normalisasi dilaksanakan untuk mengubah data dalam skala yang sama. Normalisasi yang akan digunakan adalah metode *min-max scaler*. *Min-max scaler* dilakukan dengan mengubah data menjadi rentang nilai [0, 1]. Persamaan untuk normalisasi *min-max scaler* terbentuk sebagai berikut.

$$v = \frac{(x - \min_x)}{(\max_x - \min_x)}$$

Adapun keterangan untuk persamaan normalisasi *min-max scaler* adalah sebagai berikut.

- v menggambarkan nilai hasil normalisasi.
- x menggambarkan nilai data lama.
- \min_x menggambarkan nilai minimum dari data awal.
- \max_x menggambarkan nilai maksimum dari data awal [25].

3.3.3 Data Modelling

Tahapan ini akan dilakukan perancangan model LSTM dengan menentukan inisialisasi parameter yang diolah, memilih parameter yang digunakan, dan menjalani pelatihan model dan pengujian model. Pelatihan model dilaksanakan beberapa percobaan menggunakan *epochs* yang berbeda-beda agar dapat mengetahui nilai yang akan memberikan prediksi terbaik [26]. Sedangkan pengujian dilakukan terhadap model yang telah dilatih sebelumnya dengan mendalami *dataset training* untuk memberikan prediksi yang dapat diselaraskan dengan nilai aktual pada *dataset testing* [27].

3.3.4 Model Evaluation

Model evaluation yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mean Absolute Error (MAE)

MAE digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan untuk meminimumkan *error*. Semakin rendah nilai pada MAE, maka prediksi akan dinilai baik. Persamaan untuk MAE terbentuk sebagai berikut.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|$$

Adapun keterangan untuk persamaan MAE adalah sebagai berikut.

- n menggambarkan jumlah data.
- y_t menggambarkan nilai pelatihan/aktual ke $-t$.
- \hat{y}_t menggambarkan nilai pengujian/prediksi ke $-t$.
- t menggambarkan waktu [28].

2. *Mean Square Error (MSE)*

MSE digunakan untuk mengevaluasi akurasi prediksi dengan mengukur rata-rata perbedaan kuadrat antara nilai yang diperkirakan dan diamati. Semakin rendah nilai pada MSE, maka prediksi akan dinilai baik. [29]. Persamaan untuk MSE terbentuk sebagai berikut.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |(y_t - \hat{y}_t)|^2$$

Adapun keterangan untuk persamaan MAE adalah sebagai berikut.

- n menggambarkan jumlah data.
- y_t menggambarkan nilai pelatihan/aktual ke $-t$.
- \hat{y}_t menggambarkan nilai pengujian/prediksi ke $-t$.
- t menggambarkan waktu.

3. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

MAPE merupakan rata-rata dari diferensiasi antara hasil sebenarnya dan nilai prediksi yang dinyatakan melalui persentase nilai aktual. Semakin rendah nilai pada MAPE, maka prediksi akan dinilai baik. Persamaan untuk MAPE terbentuk sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{(\hat{y}_t - y_t)}{y_t} \right| \times 100\%$$

Adapun keterangan untuk persamaan MAE adalah sebagai berikut.

- n menggambarkan jumlah data.
- y_t menggambarkan nilai pelatihan/aktual ke $-t$.
- \hat{y}_t menggambarkan nilai pengujian/prediksi ke $-t$.
- t menggambarkan waktu.

Nilai MAPE mempunyai beberapa rentang nilai sebagai berikut.

Tabel 3.1 Rentang Nilai MAPE

Nilai MAPE	Keterangan
< 10%	Kemampuan prediksi sangat baik
10 – 20%	Kemampuan prediksi baik
20 – 50%	Kemampuan prediksi wajar
> 50%	Kemampuan prediksi buruk

4. *Root Mean Square Error (RMSE)*

RMSE merupakan nilai rata-rata kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual.

Persamaan untuk RMSE terbentuk sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |(y_t - \hat{y}_t)^2|}$$

Adapun keterangan untuk persamaan MAE adalah sebagai berikut.

- n menggambarkan jumlah data.
- y_t menggambarkan nilai pelatihan/aktual ke $-t$.
- \hat{y}_t menggambarkan nilai pengujian/prediksi ke $-t$.
- t menggambarkan waktu [30].

3.3 Cara Penafsiran

Penafsiran dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model dengan data harga saham aktual. Hasil model akan dianalisis untuk ditelaah terkait penggambaran model LSTM dapat memprediksi harga saham dengan akurat.

3.4 Penyimpulan Hasil Penelitian

Kesimpulan hasil penelitian akan disusun dengan merangkum hasil prediksi dari analisis model, efektivitas LSTM dalam memprediksi harga saham, dan bantuan pertimbangan dari hasil tersebut untuk pemegang saham.

BAB IV

KESIMPULAN

Dalam penelitian yang berjudul “Analisis Prediksi Harga Saham Hapag-Lloyd AG Menggunakan Metode *Long Short Term Memory* (LSTM)” dapat disimpulkan bahwa metode LSTM terbukti efektif dalam memprediksi harga saham dalam bentuk data *time series*. Penelitian ini menandakan bahwa kinerja LSTM lebih baik daripada metode konvensional yang dilihat dari nilai metrik evaluasi *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang lebih rendah. Dalam penelitian ini juga mementingkan pemilihan parameter model yang dapat memengaruhi hasil prediksi harga saham tersebut. Model LSTM dapat digunakan sebagai salah satu bahan pertimbangan dalam menentukan keputusan pemegangan modal terhadap perusahaan-perusahaan terbuka.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sunariyah, Pengantar Pengetahuan Pasar Modal, 6 ed., Yogyakarta: UPP STIM YKPN, 2011.
- [2] R. Nopianti, A. T. Panudju and A. Permana, "Prediksi Harga Saham Indonesia pada Masa Covid-19 Menggunakan Regresi Pohon Keputusan," *Jurnal Ecodemica*, vol. 6, no. 1, pp. 68-76, April 2022.
- [3] R. F. T. Wulandari and D. Anubhakti, "IMPLEMENTASI ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DALAM MEMPREDIKSI HARGA SAHAM PT. GARUDA INDONESIA TBK," *IDEALIS*, vol. 4, no. 2, pp. 250-256, July 2021.
- [4] M. W. Nurul, Kusrini and Kusnawi, "Prediksi Tren Pergerakan Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk, Dengan Menggunakan Algoritma Long Shot Term Memory (LSTM)," *INFOTEK*, vol. 6, no. 2, pp. 502-512, July 2023.
- [5] F. N. Iman and D. Wulandari, "PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT TERM MEMORY," *LOGIC*, vol. 1, no. 3, pp. 601-616, April 2023.
- [6] G. Budiprasetyo, M. Hani'ah and D. Z. Aflah, "Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)," *JURNAL NASIONAL TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI*, vol. 8, no. 3, pp. 164-172, January 2023.
- [7] R. Julian and M. R. Pribadi, "Peramalan Harga Saham Pertambangan Pada Bursa Efek Indonesia (BEI) Menggunakan Long Short Term Memory (LSTM)," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 8, no. 3, pp. 1570-1580, September 2021.
- [8] A. Agusta, I. Ernawati and A. Muliawati, "Prediksi Pergerakan Harga Saham Pada Sektor Farmasi Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory," *JURNAL INFORMATIK*, vol. 17, no. 2, pp. 164-173, August 2021.
- [9] A. Loo, "Stock," Corporate Finance Institute, [Online]. Available: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/equities/what-is-a-stock/>. [Accessed 9 August 2024].
- [10] SEC's Office of Investor Education and Advocacy, "Stocks," [Online]. Available: <https://www.investor.gov/introduction-investing/investing-basics/investment-products/stocks>. [Accessed 9 August 2024].

- [11] A. Hayes, "Stocks: What They Are, Main Types, How They Differ From Bonds," Dotdash Meredith, 13 May 2024. [Online]. Available: <https://www.investopedia.com/terms/s/stock.asp>. [Accessed 9 August 2024].
- [12] S. D. Prasetyo and D. A. Nani, "PENGARUH PENGUNGKAPAN CORPORATE SOCIAL RESPONSIBILITY TERHADAP HARGA SAHAM (STUDI EMPIRIS PADA PERUSAHAAN PERKEBUNAN SUB SEKTOR SAWIT YANG TERDAFTAR DI BURSA EFEK INDONESIA PERIODE 2017 -2019)," *ACCOUNTING GLOBAL JOURNAL*, vol. 5, no. 2, pp. 123-151, October 2021.
- [13] A. Wawo and Nirwana, "PENGARUH FINANCIAL DISTRESS TERHADAP HARGA SAHAM," *Jurnal Ilmiah Akuntansi Peradaban*, vol. 6, no. 1, June 2020.
- [14] J. E. Hanke and D. W. Wichern, *Business Forecasting*, New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2005.
- [15] W. Anbiya and F. C. Garini, "The Application of GARCH Forecasting Method in Predicting The Number of Rail Passengers (Thousands of People) in Jabodetabek Region," *JMSK*, vol. 18, no. 2, pp. 198-223, January 2022.
- [16] A. Hayes, "What Is a Time Series and How Is It Used to Analyze Data?," 12 June 2022. [Online]. Available: <https://www.investopedia.com/terms/t/timeseries.asp>. [Accessed 15 August 2024].
- [17] Zilliz Inc., "What Is Recurrent Neural Network? A Simple Reference," Zilliz Inc., [Online]. Available: <https://zilliz.com/glossary/recurrent-neural-networks>. [Accessed 20 August 2024].
- [18] GeeksforGeeks, "Introduction to Recurrent Neural Network," GeeksforGeeks, 23 July 2024. [Online]. Available: <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-to-recurrent-neural-network/>. [Accessed 16 August 2024].
- [19] N. Donges, "A Complete Guide to Recurrent Neural Networks (RNNs)," Built In, 28 February 2024. [Online]. Available: <https://builtin.com/data-science/recurrent-neural-networks-and-lstm>. [Accessed 16 August 2024].
- [20] A. A. Awan, "Recurrent Neural Network Tutorial (RNN)," DataCamp, Inc., March 2022. [Online]. Available: <https://www.datacamp.com/tutorial/tutorial-for-recurrent-neural-network>. [Accessed 16 August 2024].
- [21] M. Banoula, "Introduction to Long Short-Term Memory(LSTM)," Simplilearn Solutions, 27 April 2023. [Online]. Available:

<https://www.simplilearn.com/tutorials/artificial-intelligence-tutorial/lstm>.
[Accessed 20 August 2024].

- [22] GeeksforGeeks, "What is LSTM – Long Short Term Memory?," GeeksforGeeks, 10 June 2024. [Online]. Available: <https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning-introduction-to-long-short-term-memory/>. [Accessed 20 August 2024].
- [23] E. G. Pratama, PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM), Surabaya: UPN "Veteran" Jawa Timur, 2022.
- [24] D. R. Chandranegara, R. A. Afif, C. S. K. Aditya, W. Suharso and H. Wibowo, "Prediksi Harga Saham Jakarta Islamic Index Menggunakan Metode Long Short-Term Memory," *JEPIN*, vol. 9, no. 1, pp. 129-135, April 2023.
- [25] I. N. C. Janastu and D. U. Wutsqa, "PREDIKSI HARGA SAHAM PADA SEKTOR PERBANKAN MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY," *JSSD*, vol. 1, no. 2, pp. 1-14, April 2024.
- [26] S. D. Kartika and Karmilasari, "Implementasi Long Short-Term Memory Pada Prediksi Harga Saham PT Aneka Tambang Tbk," *JIKSTIK*, vol. 21, no. 1, pp. 33-42, March 2022.
- [27] M. F. Rizkilloh and S. Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *J. RESTI (Rekayasa Sist. Teknol. Inf.)*, vol. 6, no. 1, pp. 25-31, February 2022.
- [28] F. P. Taha, Analisis Kinerja Long Short-Term Memory, Peephole Connection LSTM dan Facebook's Prophet dalam Memprediksi Pergerakan Harga Saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk, Makassar: Universitas Hasanuddin, 2021.
- [29] A. Yunishafira, "Determining the Appropriate Demand Forecasting Using Time Series Method: Study Case at Garment Industry in Indonesia," *KnE Social Sciences*, vol. 3, no. 10, pp. 553-564, October 2022.
- [30] Syahrul, PENGGUNAAN METODE LONG SHORT TERM MEMORY PADA PERAMALAN HARGA SAHAM PT UNILEVER INDONESIA TBK, Bandar Lampung: Universitas Lampung, 2023.