

**PERBANDINGAN METODE *FUZZY TIME SERIES LEE*
DENGAN METODE *LONG SHORT-TERM MEMORY* PADA
PERAMALAN HARGA SAHAM**

(Studi Kasus : Harga *Close* Saham PT Adaro Energy Indonesia)

SKRIPSI



Nunung Novitasari

H081201008

**PROGRAM STUDI ILMU AKTUARIA DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN**

2024

**PERBANDINGAN METODE *FUZZY TIME SERIES LEE* DENGAN
METODE *LONG SHORT-TERM MEMORY* PADA PERAMALAN
HARGA SAHAM**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana
Aktuaria pada Program Studi Ilmu Aktuaria Departemen Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin**

Nunung Novitasari

H081201008

**PROGRAM STUDI ILMU AKTUARIA DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN**

MAKASSAR

2024

HALAMAN PERNYATAAN KEOTENTIKAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Nunung Novitasari

Nim : H081201008

Program Studi : Ilmu Aktuaria

Jenjang : S1

Menyatakan dengan ini bahwa karya tulisan saya yang berjudul

PERBANDINGAN METODE *FUZZY TIME SERIES LEE* DENGAN METODE *LONG SHORT-TERM MEMORY* PADA PERAMALAN HARGA SAHAM

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

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

Makassar 15 Februari 2024

Yang Menyatakan,



Nunung Novitasari

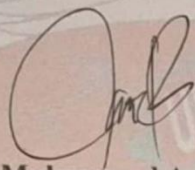
H081201008

**PERBANDINGAN METODE *FUZZY TIME SERIES LEE* DENGAN
METODE *LONG SHORT-TERM MEMORY* PADA PERAMALAN HARGA
SAHAM**

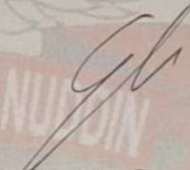
Disetujui oleh:

Pembimbing Utama

Pembimbing Pertama



Dr. Andi Muhammad Anwar, S.Si., M.Si
NIP. 199012282018031001



Edy Saputra Rusdi, S.Si., M.Si
NIP. 199104102020053001

Pada 15 Februari 2024

HALAMAN PENGESAHAN

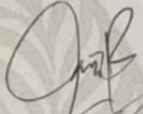
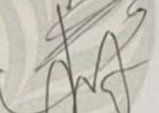
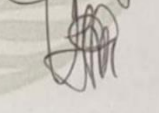
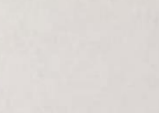
Skripsi ini diajukan oleh

Nama : Nunung Novitasari
NIM : H081201008
Program Studi : Ilmu Aktuaria
Judul Skripsi : Perbandingan Metode *Fuzzy Time Series Lee*
dengan Metode *Long Short-Term Memory* pada
Peramalan Harga Saham

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

DEWAN PENGUJI

Tanda Tangan

Ketua	: Dr. Andi Muhammad Anwar, S.Si., M.Si	()
Sekretaris	: Edy Saputra Rusdi, S.Si., M.Si	()
Anggota	: Dr. Amran, S.Si., M.Si	()
Anggota	: Illuminata Wynn timer, S.Si., M.Si	()

Ditetapkan di : Makassar

Tanggal : 15 Februari 2024

HALAMAN PENGESAHAN

**PERBANDINGAN METODE *FUZZY TIME SERIES LEE* DENGAN
METODE *LONG SHORT-TERM MEMORY* PADA PERAMALAN
HARGA SAHAM**

Disusun dan diajukan oleh

Nunung Novitasari

H081201008

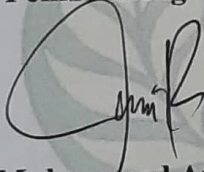
Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka
Penyelesaian Studi Program Sarjana Program Studi Ilmu Aktuaria Fakultas
Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Pada tanggal, 15 februari 2024

Dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

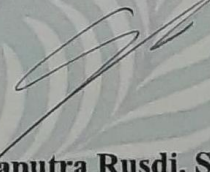
Menyetujui,

Pembimbing Utama



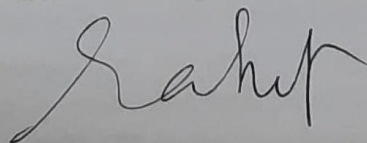
Dr. Andi Muhammad Anwar, S.Si., M.Si
NIP. 199012282018031001

Pembimbing Pertama



Edy Saputra Rusdi, S.Si., M.Si
NIP. 199104102020053001

Kepala Program Studi



Prof. Dr. Hasmawati, M.Si.
NIP.196412311990032007



KATA PENGANTAR

Assalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Puji syukur penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT atas segala rahmat dan hidayah-nya dalam menyelesaikan skripsi ini. Shalawat dan salam senantiasa tercurahkan kepada junjungan Nabi Muhammad SAW, sebagai Nabi yang telah menjadi suri tauladan bagi seluruh umatnya sehingga penyusunan skripsi ini dapat terselesaikan dengan judul "**Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Lee Dengan Metode Long Short-Term Memory Pada Peramalan Harga Saham**", Sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan gelar **Sarjana Sains (S1)** pada Program Studi Ilmu Aktuaria Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Penulis menyadari bahwa dalam penyelesaian skripsi ini tidak dapat terselesaikan tanpa adanya bantuan, dukungan, bimbingan, motivasi, serta nasehat dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini, penulis mengucapkan terima kasih dan memberikan penghargaan kepada orang tua penulis, Ayahanda **Mufin** dan Ibunda **Nurdianah** yang telah sabar membesarkan dan mendidik penulis, serta memberikan do'a dan materi, sehingga penulis bisa mencapai titik ini dan mampu menyelesaikan Pendidikan di perguruan tinggi dan mendapat gelar yang insya Allah dapat bermanfaat dikemudian hari. Terima kasih kepada tante saya **Nursitah**, dan adik saya **Novi Desriana**, serta seluruh keluarga yang telah memberi do'a dan dukungan dalam menyelesaikan skripsi ini. Pada kesempatan ini pula, penulis hendak menyampaikan terima kasih kepada:

1. Bapak **Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc.** selaku Rektor Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya, serta Bapak **Dr. Eng. Amiruddin** selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam beserta jajarannya.
2. Bapak **Dr. Firman, S.Si., M.Si.** selaku Ketua Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta Ibu **Prof. Hasmawati, M.Si.** selaku Ketua Program Studi Ilmu Aktuaria
3. Bapak **Dr. Andi Muhammad Anwar, S.Si., M.Si** selaku Dosen Pembimbing Utama sekaligus Dosen Penasehat Akademik yang dengan sabar, tulus, dan ikhlas meluangkan banyak waktu di tengah kesibukan dan prioritasnya untuk membimbing dan memberi masukan serta motivasi dalam penulisan skripsi ini beserta Bapak **Edy Saputra Rusdi, S.Si., M.Si** selaku Dosen Pembimbing Pertama yang senantiasa membantu dan memberikan arahan selama masa studi penulis hingga penyusunan skripsi.
4. Bapak **Dr. Amran, S.Si., M.Si** dan Ibu **Illuminata Wynnne, S.Si., M.Si.** selaku Tim Penguji yang telah meluangkan waktunya untuk memberikan

masuk dan kritikan yang membangun terhadap penyempurnaan penulisan skripsi ini.

5. **Bapak/Ibu Dosen Program Studi Ilmu Aktuaria** yang telah mendidik dan memberikan ilmunya kepada penulis selama proses perkuliahan. Serta kepada **Staf dan Pegawai Departemen Matematika** yang telah membantu dalam proses administrasi.
6. Keluarga dari **Ibunda dan Ayahanda** yang memberikan doa, dukungan, nasehat dan semangat selama masa perkuliahan hingga selesainya penulisan skripsi. Serta kepada **Hery Kurniawan** yang telah memberikan pelajaran-pelajaran setelah kuliah dengan berbagai motivasi.
7. Sahabat penulis **Husnul Khatimah AR, Fathul Mutmainnah, Andi Husnul Khatimmah, Yudith Tiara Sasmara, Ainniyah Nugraha Burhan, Muh Ramadhan Syah, Anang Permana K dan Yefan** terima kasih selalu memberikan tawa yang lepas kepada penulis ditengah berbagai masalah masa studi sarjana maupun masalah kehidupan lain yang penulis hadapi dan telah kebersamai penulis dalam penulisan skripsi.
8. Sahabat Penulis **Wa Ode Nurfadhilat Aulia, Samsuarni Dewi Utami, Rahmawati Rashid, Muh Resky Fadil, Desril Ricar Niti P, Nur Febrianti Anti, Nawa Ehza Fadhilah, Miftahul Jannah, Athira Safinatunajah, Mustafian dan Rohadatul Aisy H G** atas dukungan dalam segala hal.
9. Teman-teman **KKNT Posko 1 Takalar 1** yaitu **Nanda, Nandes, Zahra, Dita, Nida, Juan, Merlin, Ali, Cindy** dan **KKNPK Desa Galesong Kota** yang senantiasa memberi semangat dan dukungan dalam proses pengabdian masyarakat
10. Teman-teman grub **Free Alifatic** serta seluruh teman SMA penulis yang telah memberikan dukungan serta telah kebersamai penulis sejak SMA sampai masa studi sarjana.
11. Seluruh teman-teman program studi **Ilmu Aktuaria Angkatan 2020** yang senantiasa memberikan bantuan, semangat dan dukungan selama perkuliahan hingga selesainya penulisan
12. Kepada jodoh penulis yang selalu memberi harapan dan kebahagiaan atas segala hal.
13. Terakhir, Saya ingin berterima kasih kepada diri sendiri telah melewati banyak hal dalam proses perkuliahan, penyusunan hingga selesainya skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini belum mencapai tingkat kesempurnaan, mengingat adanya keterbatasan dalam pengetahuan dan kemampuan penulis. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan permohonan maaf atas segala kesalahan dan kekurangan yang mungkin ada dalam penulisan skripsi ini, serta bersedia menerima kritik dan saran yang membangun.

Akhir Kata, penulis berharap semoga segala bentuk kebaikan yang telah diberikan bernilai ibadah dan mendapatkan balasan dari Allah SWT. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat dalam pengembangan ilmu.

Makassar, 15 Februari 2024

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Nunung', with a stylized flourish extending from the end.

Nunung Novitasari

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

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

Nama : Nunung Novitasari

Nim : H081201008

Program Studi : Ilmu Aktuaria

Departemen : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Jenis Karya : Skripsi

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

Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Lee dengan Metode Long Short-Term Memory pada Peramalan Harga Saham

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

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di Makassar Pada
Tanggal 15 Februari 2024
Yang Menyatakan



Nunung Novitasari

ABSTRAK

Saat ini investasi di pasar modal sangat digemari masyarakat terkhusus kalangan generasi Y (*millennial*) dan generasi Z, salah satu instrumen yang sangat diminati yaitu saham. Seorang investor dalam mengantisipasi kerugian jual beli saham harus dapat memiliki ketajaman perkiraan masa depan yang akan mereka beli biasanya disebut *forecasting* (peramalan), Dalam *forecasting* dapat menggunakan berbagai metode seperti *Fuzzy Time Series lee* yang merupakan perhitungan *tradisional machine learning* dan metode *Long Short-Term Memory* yaitu perhitungan *deep learning* dalam analisis data *time series* pada harga penutupan saham PT. Adaro Energy Indonesia (ADRO.JK) periode 28 oktober 2019 sampai dengan 25 oktober 2023. Untuk mengevaluasi sejauh mana akurasi dan keahlian peramalan peneliti akan menggunakan MAPE dan MSE. Hasil menunjukan metode LSTM lebih baik daripada metode *Fuzzy Time Series Model Lee* karena hasil perhitungan MSE metode LSTM sebesar 9656,225567 sedangkan metode *Fuzzy Time Series Model Lee* sebesar 11474,72379, dan perhitungan MAPE metode *Long Short-Term Memory* lebih kecil sebesar 2,77% dibandingkan dengan metode *Fuzzy Time Series Model Lee* sebesar 4,87%.

Kata Kunci: Peramalan, Saham, LSTM, *Fuzzy Time Series*, Evaluasi Model.

Judul : Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Lee dengan Metode Long Short-Term Memory pada Peramalan Harga Saham

Nama : Nunung Novitasari

Nim : H081201008

Program Studi : Ilmu Aktuaria

ABSTRACT

Currently, investment in the capital market is highly favored by the public, especially among the millennial and Generation Z demographics. One of the most sought-after instruments is stocks. In order to anticipate potential losses in stock trading, investors need to possess sharp forecasting skills. This involves predicting future trends, commonly referred to as forecasting. Various methods can be employed for forecasting, such as the Fuzzy Time Series Model Lee, which represents a traditional machine learning approach, and the Long Short-Term Memory (LSTM) method, a deep learning technique used for analyzing time series data in the closing prices of PT. Adaro Energy Indonesia (ADRO.JK) stocks from October 28, 2019, to October 25, 2023. To evaluate the accuracy and effectiveness of the forecasting, the researcher will utilize Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Mean Squared Error (MSE). The results indicate that the LSTM method outperforms the Fuzzy Time Series Model Lee. The MSE for the LSTM method is 9656.225567, whereas the Fuzzy Time Series Model Lee yields a higher MSE of 11474.72379. Additionally, the MAPE for the Long Short-Term Memory method is significantly lower at 2.77%, compared to the Fuzzy Time Series Model Lee with a MAPE of 4.87%.

Keywords: *Forecasting, Stocks, LSTM, Fuzzy Time Series, Model Evaluation.*

Title : Comparison of Fuzzy Time Series Lee Method with Long Short-Term Memory Method in Stock Price Forecasting

Name : Nunung Novitasari

Student ID : H081201008

Study : Actuarial Science

Program

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PERNYATAAN KEOTENTIKAN	iii
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING	iv
HALAMAN PENGESAHAN.....	v
KATA PENGANTAR.....	vii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR.....	x
ABSTRAK	xi
<i>ABSTRACT</i>	xii
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL.....	xvi
DAFTAR NOTASI.....	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah	4
1.3. Batasan Masalah.....	4
1.4. Tujuan Penelitian.....	4
1.5. Manfaat Penelitian.....	4
1.6. Sistematika Penulisan.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Saham	6
2.2 PT. Adaro Energy Indonesia Tbk (ADRO JK)	6
2.3 <i>Time Series</i>	7
2.4 Himpunan <i>Fuzzy</i>	7
2.5 <i>Fuzzy Time Series Lee</i>	8
2.6 <i>Neural Network</i>	11
2.7 <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i>	12
2.8 Persiapan Data	18
2.9 Evaluasi Model.....	19
BAB III METODE PENELITIAN.....	22
3.1. Jenis Penelitian	22

3.2.	Jenis dan Sumber data	22
3.3.	Instrumen Penelitian.....	22
3.4.	Metode Penelitian.....	22
3.5.	Tahapan Penelitian.....	23
3.6.	Alur Kerja.....	24
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		26
4.1.	Pembahasan	26
4.1.1.	<i>Business Understanding</i>	26
4.1.2.	<i>Dataset Understanding</i>	26
4.1.3.	Perhitungan Data Metode <i>Fuzzy Time Series Lee</i>	29
4.1.4.	Perhitungan Data Metode <i>Long Short-Term Memory</i>	37
4.2.	Hasil Penelitian.....	45
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		49
DAFTAR PUSTAKA		50
LAMPIRAN.....		53

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Struktur LSTM	13
Gambar 2. 2 Alur Informasi pada <i>Forget Gate</i>	14
Gambar 2. 3 Alur Informasi yang melewati <i>Input Gate</i>	15
Gambar 2. 4 Memperbarui <i>status cell</i>	16
Gambar 2. 5 Alur Informasi yang melewati <i>output Gate</i>	17
Gambar 3. 1 Alur Kerja Metode <i>Fuzzy Time series Lee</i>	24
Gambar 3. 2 Alur Kerja Metode LSTM.....	25
Gambar 4. 1 Gambar Harga <i>Close Saham ADRO.JK</i>	28
Gambar 4. 2 Data <i>Missing Value Saham ADRO.JK</i>	37
Gambar 4. 3 Visualisasi Pembagian <i>Data Training</i> dan <i>Data Test</i>	40
Gambar 4. 4 Segmentasi Keseluruhan Data.....	40
Gambar 4. 5 Model <i>Sequential LSTM</i>	43
Gambar 4. 6 Hasil Prediksi Metode <i>Fuzzy Time Series Model Lee</i>	45
Gambar 4. 7 Hasil Prediksi Metode <i>Long Short Term Memory</i>	46
Gambar 4. 8 Hasil Kinerja Model LSTM	47
Gambar 4. 9 Perbandingan Hasil Evaluasi Model dari Metode <i>Fuzzy Time Series Lee</i> dan <i>LSTM</i>	48

DAFTAR TABEL

Table 4. 1 Dataset Harga Penutupan Saham ADRO.JK.....	27
Table 4. 2 Pembagian Himpunan Semesta (U) dan Nilai tengah (m)	30
Table 4. 3 Tabel <i>Terfuzzifikasi</i>	31
Table 4. 4 <i>Fuzzy Logical Relationship Data</i>	32
Table 4. 5 <i>Fuzzy Logical Relationship group</i>	33
Table 4. 6 Menghitung Nilai Perkiraan	34
Table 4. 7 Hasil Prediksi Dari Data Aktual Metode <i>Fuzzy Time Series Model</i> <i>Lee</i>	35
Table 4. 8 Perhitungan Evaluasi Model Metode <i>Fuzzy Time Series Model</i> <i>Lee</i> Menggunakan MAPE dan MSE	36
Table 4. 9 Data Harga yang Dinormalisasi	38
Table 4. 10 Pembagian <i>Data Train</i> dan <i>Data Test</i>	39
Table 4. 11 Segmentasi <i>Data Train</i>	41
Table 4. 12 Segmentasi <i>Data Test</i>	41
Table 4. 13 Hasil Evaluasi Model LSTM.....	44
Table 4. 14 Hasil Prediksi Dari Data Aktual Metode LSTM	44
Table 4. 15 Hasil Evaluasi Metode <i>Fuzzy Time Series Model Lee</i>	45
Table 4. 16 Hasil Kinerja Model LSTM	47

DAFTAR NOTASI

Notasi	Keterangan
U	: Himpunan semesta
A	: Himpunan <i>Fuzzy</i>
A_i	: Current state
A_j	: Next state
I_j	: Kejadian
u_i	: Interval kelas
$u_{A_i}(u_i)$	: Derajat keanggotaan u_i ke A_i
D_{min}	: Nilai data terkecil
D_{max}	: Nilai data terbesar
n	: Banyaknya data
m_i	: Nilai tengah dari u_i
$F(t)$	: Peramalan saat ini
$F(t - 1)$	: Peramalan sebelumnya
N	: Jumlah data
D_t	: Data waktu ke- t
f_t	: <i>Forget gate</i>
σ	: Fungsi sigmoid
W_f	: Nilai <i>weight</i> untuk <i>forget gate</i>
h_{t-1}	: Nilai <i>output</i> sebelum orde ke t
x_t	: Nilai <i>input</i> pada orde ke t
b_f	: Nilai bias pada <i>forget gate</i>
i_t	: <i>Input gate</i>
W_i	: Nilai <i>weight</i> untuk <i>input gate</i>
b_i	: Nilai bias pada input
$\tilde{C}_t$	: Nilai baru yang dapat ditambahkan ke <i>cell state</i>
C_t	: <i>Cell state</i> orde ke t
C_{t-1}	: <i>Cell state</i> sebelum orde ke t
O_t	: <i>Output gate</i>
W_o	: Nilai <i>weight</i> untuk <i>output gate</i>
b_o	: Nilai bias pada <i>output gate</i>
$\tanh$	: Fungsi tanh
x_{norm}	: Nilai yang sudah dinormalisasi
x_{maks}	: Nilai maksimum data (harga penutupan)
x_{min}	: Nilai minimum data (harga penutupan)
d	: Denormalisasi

BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pada saat ini investasi di pasar modal sangat digemari masyarakat terkhusus kalangan generasi Y (*millennial*) dan generasi Z, berdasarkan data statistik Kustodian Sentral Efek Indonesia (KSEI) menunjukkan peminat investasi di pasar modal sebanyak 11,73 juta investor per september 2023. Investor yang berusia kurang dari 30 tahun sebanyak 56,89% dan berusia 31-40 tahun sebanyak 23,34%, sedangkan investor yang berusia diatas 40 tahun hanya sebanyak 19,77% terlihat bahwa sebagian besar investor di indonesia dari kalangan generasi z dan millennial. Data tersebut memberikan pemahaman bahwa banyak anak muda yang sudah tertarik kepada investasi di pasar modal, kegiatan ini akan berpengaruh besar dalam perekonomian Indonesia.

Investasi merupakan tindakan seseorang atau perusahaan yang berkomitmen untuk mengalokasikan dana pada periode yang dibeli untuk mendapatkan imbalan di masa depan sebagai ganti rugi investor dari jangka waktu selama dana tersebut diinvestasikan yang bertujuan untuk melawan tingkat inflasi dan ketidakpastian pendapatan mengenai pembayaran di masa depan (Reilly & Norton, 2007 dalam Tambunan, 2020). Angin dkk. (2023) mengatakan manfaat investasi dilakukan untuk ikut serta dalam asuransi yang bermanfaat di kemudian hari dan dapat meningkatkan nilai kekayaan.

Zahroh (2015) mengatakan bahwa dalam berinvestasi di pasar modal terdapat barang yang bisa diperjualbelikan oleh pemiliknya atau disebut dengan instrumen pasar modal, Instrumen ini dapat berupa kepemilikan yang diwakili oleh saham atau utang yang diwakili oleh obligasi. Salah satu instrumen yang diminati generasi z dan millennial tersebut adalah saham, dimana saham merupakan surat berharga yang menandakan kepemilikan investor perseorangan ataupun badan usaha untuk mempresentasikan penyertaan modal kepada suatu perusahaan (Novirman, 2013).

Seorang investor dalam menghadapi pasar jual beli saham harus dapat memiliki ketajaman perkiraan masa depan perusahaan saham yang akan mereka

beli untuk mengantisipasi kerugian (Trenggana & Kuswardhana, 2017). Salah satu cara untuk meminimalisir risiko kerugian yaitu dengan memprediksi harga saham masa depan. Dalam ilmu statistika cara menentukan harga saham biasanya disebut *forecasting* (peramalan), menurut Nasution (2019) *forecasting* adalah suatu seni atau disiplin ilmu yang digunakan untuk meramalkan peristiwa yang akan terjadi di masa depan dengan memanfaatkan data historis dan menerapkannya ke dalam berbagai model matematis. Kemampuan *forecasting* sangat bernilai bagi para investor karena membantu mereka dalam membuat keputusan strategis yang optimal, dan dapat memungkinkan mereka untuk mengambil langkah-langkah yang tepat sehingga dapat menghasilkan keuntungan maksimal. Dalam pengaplikasian *forecasting* bisa menggunakan berbagai metode seperti *Fuzzy Time Series* dan metode LSTM.

Fuzzy Time Series adalah suatu metode peramalan dalam tradisional *machine learning* yang menggunakan konsep *fuzzy logic* atau logika *fuzzy* untuk merepresentasikan himpunan pada data waktu, khususnya untuk meramalkan peristiwa di masa depan (A.seiatawan dkk, 2018 dalam Rahmawati & Sulistijanti 2023). Keunggulan dari *Fuzzy time series* terletak pada proses perhitungan yang lebih sederhana jika dibandingkan dengan metode dalam dunia *deep learning* serta perhitungan yang lebih simpel (Nugroho, 2016). *Fuzzy time series* memiliki beberapa model seperti model song, chissom, chen, dan lee (Handayani & Anggriani, 2015). Berdasarkan hasil penelitian terdahulu yang ditulis oleh Khofi dkk, disimpulkan bahwa sistem terbaik dalam peramalan yaitu model lee karena memiliki tingkat keakuratan lebih besar dan nilai error yang lebih kecil daripada model chen.

Long short-time memory (LSTM) adalah metode peramalan yang sangat populer dalam *machine learning*, LSTM dikembangkan untuk mengatasi masalah yang ada pada pendahulunya yaitu RNN, di mana RNN memiliki kendala dalam memprediksi data berdasarkan informasi yang sudah lama disimpan (Milniadi & Adiwijaya, 2023). Tujuan utama penggunaan LSTM dalam konteks peramalan harga saham adalah untuk menciptakan peramalan yang tepat dengan memahami pola data historis saham. Hasil dari LSTM yaitu semakin kecil kesalahan peramalan

yang terjadi, maka semakin tinggi akurasi peramalan terhadap pergerakan harga saham (Moghar & Hamiche, 2020 dalam Patriya dkk, 2023).

Fuzzy Time Series dan LSTM (*Long Short-Term Memory*) adalah dua metode yang dapat digunakan dalam peramalan dan analisis data *time series*, tetapi keduanya memiliki pendekatan yang berbeda. Hubungan antara kedua metode adalah bahwa kedua metode dapat digunakan untuk memodelkan dan meramalkan data *time series*, tetapi dengan prinsip dan teknik yang berbeda. Maka dari itu dalam penelitian ini, peneliti bertujuan untuk menerapkan metode *fuzzy time series* khususnya model lee dan *long short-time memory* (LSTM) dalam meramalkan pergerakan harga penutupan saham PT. Adaro Energy Indonesia (ADRO.JK) karena Saham ADRO.JK termasuk ke dalam saham *blue chip* bidang pertambangan yang bagi kalangan investor saham ADRO.JK menjadi pilihan terbaik untuk menanam modal karena dianggap aman dan fluktuasinya cenderung stabil, saham ADRO.JK juga sering melakukan pembagian dividen yang menjadikan saham ADRO.JK menjadi saham favorit untuk para investor.

Namun, larangan ekspor bahan mentah menimbulkan tantangan bagi industri pertambangan, mengingat kini eksportir diharuskan untuk melakukan pemurnian sebelum dapat mengekspor, sebagaimana yang diatur dalam Pasal 2 Peraturan Menteri Nomor 7 tahun 2012. Hal ini diperkuat oleh Peraturan Pemerintah Nomor 1 Tahun 2014 yang mengatur bahwa mineral dan batubara yang diekspor harus dalam bentuk jadi (Hasinah, 2015). Dampak negatif dari kebijakan ini akan dirasakan oleh perusahaan seperti ADRO.JK, yang beroperasi di sektor pertambangan batu bara. Sebab, sebagian besar pendapatan ADRO berasal dari ekspor, dan kontribusinya mencapai setengah dari total pendapatan perusahaan Adaro Energy Indonesia.

Oleh karena itu, dari peramalan harga saham ADRO.JK ini akan membantu para pelaku pasar untuk memprediksi apakah harga saham akan naik atau turun di masa depan dengan menggunakan metode *fuzzy time series model lee* dan metode *long short-term memory* (LSTM). Untuk mengevaluasi sejauh mana akurasi dan keahlian peramalan harga saham ADRO.JK, peneliti akan menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan MSE (*Mean Squared Error*) sebagai ukuran penilaian serta perbandingan hasil pada harga saham.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini yaitu, perbandingan tingkat keakuratan hasil peramalan pada harga penutupan saham ADRO.JK periode 28 oktober 2019 sampai dengan 25 oktober 2023 menggunakan metode *Fuzzy Time Series Lee* dan metode *Long Short-Term Memory*.

1.3. Batasan Masalah

Penelitian ini menggunakan data *time series* harga penutupan saham PT. Adaro Energy Indonesia (ADRO.JK) pada tanggal 28 oktober 2019 sampai dengan 25 oktober 2023 menggunakan data harian yang diperoleh dari situs <https://finance.yahoo.com> Sedangkan akurasi hasil perkiraan dihitung menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Mean Squared Error* (MSE).

1.4. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah maka tujuan penelitian ini adalah mendapatkan perbandingan tingkat keakuratan yang terbaik untuk hasil peramalan menggunakan metode *Fuzzy Time series Model Lee* dan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM).

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari hasil penelitian ini sebagai berikut:

1. Bagi Penulis, yaitu untuk menambah pengetahuan yang bermanfaat terkait konsep dan teori-teori mengenai metode *Fuzzy Time series Model Lee* dan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM).
2. Bagi Pembaca, yaitu sebagai salah satu referensi untuk penelitian selanjutnya yang berkenaan dengan penelitian ini.
3. Bagi investor, yaitu dapat digunakan sebagai acuan untuk memperkirakan dan memprediksi saham perusahaan untuk peramalan harga saham.

1.6. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan digunakan untuk mempermudah dan menelaah serta memahami skripsi ini yang terdiri dari lima bab, yaitu sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Pendahuluan berisi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka berisi tentang landasan teori dan literatur pendukung dari permasalahan yang dikaji, berupa penjelasan saham, perusahaan saham ADRO.JK, *Time Series*, himpunan *Fuzzy*, *Fuzzy Time Series Model Lee*, *Neural Network*, LSTM, Persiapan Data, dan Evaluasi Model menggunakan MAPE dan MSE.

BAB III METODE PENELITIAN

Metode penelitian berisi penjelasan tentang jenis penelitian, jenis dan sumber data, instrumen penelitian, metode penelitian, tahapan penelitian, dan alur kerja untuk menyelesaikan permasalahan terhadap penelitian karya ilmiah ini.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan Pembahasan berisi penyelesaian penjelasan penelitian yang telah dilakukan, dan berkaitan dengan Peramalan harga saham ADRO.JK menggunakan metode *Fuzzy Time Series Model Lee* dan *Long Short Term Memory* dengan melihat perbandingan tingkat keakuratannya.

BAB V PENUTUP

Penutup berisi kesimpulan terhadap hasil dari pembahasan penelitian yang telah dilakukan serta saran yang akan dilanjutkan oleh peneliti selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Saham

Menurut KBBI saham adalah bukti kepemilikan modal perseroan atau badan usaha yang memberikan hak atas dividen dan manfaat lainnya sesuai dengan jumlah modal yang disetor investor. Pemegang saham memiliki hak pemilikan dan pengawasan atas perusahaan karena kontribusi modal yang mereka investasikan pada perusahaan tersebut. Menurut Sukanto & Setiawan (2018) Investasi saham dapat menghasilkan keuntungan yang menjanjikan jika perusahaan memiliki harga saham yang menguntungkan dan kondisi fundamental yang kuat dan sehat. (Rahmawati & Sulistijanti, 2023).

Dalam berinvestasi investor perlu memperhatikan harga saham untuk meningkatkan potensi keuntungan yang optimal, harga saham adalah nilai saham pada periode tertentu, yang ditentukan oleh tindakan pelaku pasar dan dipengaruhi oleh permintaan dan penawaran saham yang terjadi di pasar modal (Jogiyanto, 2008:167 dalam Oktavia & Nugraha, 2018).

2.2 PT. Adaro Energy Indonesia Tbk (ADRO JK)

PT Adaro Energy Tbk adalah perusahaan pertambangan terkemuka yang merupakan produsen batu bara terbesar kedua di Indonesia. Perusahaan mulai beroperasi pada bulan Juli 2005 dan telah mengembangkan diri menjadi sebuah perusahaan tidak hanya terlibat dalam produksi atau penyediaan layanan tetapi juga mengelola beberapa tahap dalam rantai produksi mereka, yang melibatkan anak perusahaan di berbagai sektor termasuk pertambangan, transportasi laut, pemuatan kapal, pengerukan, layanan pelabuhan, pemasaran, dan pembangkit listrik. PT Adaro Energy mengoperasikan tambang batu bara terbesar tunggal di Indonesia yang terletak di Kalimantan Selatan.

Dalam analisis harga saham ADRO. JK, terdapat beberapa variabel yang tersedia, yaitu tanggal (*date*), harga pembukaan (*open*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), harga penutupan (*close*), harga penutupan yang disesuaikan (*adj close*), dan volume perdagangan (*volume*). Namun, dalam melakukan peramalan

harga saham ADRO peneliti memberikan fokus diberikan pada dua variabel saja, yaitu tanggal (*date*) dan harga penutupan (*close*).

Variabel "*date*" memiliki peran penting sebagai indeks untuk memantau perkembangan harga saham. Sementara itu, variabel "*close*" mencerminkan harga penutupan saham pada akhir sesi perdagangan di bursa saham. Harga penutupan ini merupakan indikator kunci dalam analisis teknikal saham. Keunggulan utama dari harga penutupan adalah kemampuannya untuk mencerminkan semua peristiwa terhadap harga saham yang terjadi selama sesi perdagangan pada hari tersebut dibandingkan dengan variabel lain seperti harga tertinggi (*high*), harga pembukaan (*open*), dan harga terendah (*low*).

2.3 *Time Series*

Time series (runtun waktu) adalah informasi yang diperoleh secara berulang dari waktu ke waktu, digunakan untuk mengilustrasikan perkembangan suatu kegiatan atau fenomena (Nugroho, 2016). Analisis runtun waktu (*time series*) merupakan suatu metode statistik yang digunakan untuk memprediksi probabilitas perkembangan masa depan dalam konteks pengambilan keputusan (Aswi dan Sukarna, 2006 dalam Sumartini dkk., 2017).

Analisis *time series* bertujuan untuk mengidentifikasi pola atau tren dalam data serta memahami struktur waktu yang akan memberikan hasil terhadap fluktuasi nilai dalam suatu deret waktu. Hal ini dimaksudkan agar informasi tersebut dapat dimanfaatkan dalam peramalan baik untuk jangka panjang maupun jangka pendek (Subanar dan Suhartono, 2009 dalam Hansun, 2012). Data *time series* merangkum informasi untuk berbagai periode waktu, termasuk interval harian, mingguan, bulanan, tahunan, dan sejenisnya (Makridakis dkk, 1999 dalam Sumartini dkk., 2017).

2.4 Himpunan *Fuzzy*

Himpunan *fuzzy* adalah himpunan yang tidak jelas atau tiap elemennya tidak mempunyai batas yang jelas nilainya misal $P = \{x | x \text{ adalah bilangan yang cukup jelas}\}$, maka $P \rightarrow$ tidak jelas. Untuk menjelaskan anggota atau elemen dari suatu himpunan *fuzzy* menggunakan pembobotan dengan rentan nilainya dari 0 sampai 1. Himpunan *fuzzy* merupakan sebuah rangkaian kesatuan dari derajat keanggotaan,

himpunan *fuzzy* yang digunakan sebagai acuan untuk proses *fuzzyfikasi* berdasarkan interval pembagian himpunan semesta pada tahap sebelumnya.

Dalam pendefinisian himpunan *Fuzzy* terhadap A_i dari himpunan semesta dilakukan partisi untuk mengubah himpunan semesta U menjadi beberapa interval panjang yang sama, menjadi $u_1, u_2, u_3, \dots, u_n$ sehingga berdasarkan interval partisi yang dibuat u_i , dengan aturan A_1 (*fuzzyfikasi*) = sangat-sangat rendah (nilai linguistik, A_2 = sangat rendah, A_3 = rendah, dan seterusnya sehingga himpunan *Fuzzy* didefinisikan sebagai berikut : (Zimmermann, 2010)

$$A_i = \{(u_i, u_{A_i}(u_i)) \mid u_i \in U\} \quad (2.1)$$

Atau

$$A_i = \sum_{i=1}^n \frac{u_{A_i}(u_i)}{u_i} \quad (2.2)$$

u_i adalah keanggotaan dari A_i , maka $u_{A_i}(u_1)$ adalah derajat keanggotaan dari u_1 ke A_i . Karena himpunan *fuzzy* ada di dalam interval 0 sampai 1, maka nilai derajat keanggotaan dari $u_{A_i}(u_j)$ dinyatakan dalam bentuk fungsi berikut:

$$u_{A_i}(u_j) = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0,5 & \text{jika } i = j - 1 \text{ or } i = j + 1 \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (2.3)$$

2.5 Fuzzy Time Series Lee

Fuzzy time series model lee adalah salah satu bentuk dari metode *Fuzzy time series* yang berasal dari konsep yang dikembangkan oleh Song dan Chissom untuk memprediksi nilai di masa depan. Meskipun model Lee mengikuti langkah-langkah yang serupa dengan metode *Fuzzy time series* lainnya, perbedaannya terletak pada pembentukan *fuzzy logical relationship group* atau FLRG (Pajriati et al., 2021 dalam Rahmawati & Sulistijanti, 2023).

Tahapan-tahapan dalam menghitung metode *fuzzy time series model lee* adalah sebagai berikut (Febriana, 2018 dalam khofi at al, 2022) :

2.5.1 Pembentukan himpunan semesta (U)

Tahap awal dalam perhitungan metode *fuzzy time series* adalah membentuk himpunan semesta U .

$$U = (D_{min}, D_{max}) \quad (2.4)$$

Keterangan:

D_{min} = Nilai data terkecil

D_{max} = Nilai data terbesar

2.5.2 Menentukan interval

Untuk menentukan banyaknya partisi himpunan semesta menjadi beberapa bagian, dapat digunakan rumus *struges* sebagai berikut:

$$1 + 3,322(\log(n)) \quad (2.5)$$

Dalam menentukan jumlah interval/banyaknya kelas sangat berpengaruh dengan jumlah data atau banyaknya data historis (n).

Dalam penentuan interval penting memiliki jarak antar interval agar model lebih baik. sehingga langkah selanjutnya yaitu mencari panjang interval dapat menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{Panjang Interval} = \frac{D_{max} - D_{min}}{\text{Banyaknya Kelas}} \quad (2.6)$$

Selanjutnya mencari nilai tengah. Adapun rumusnya sebagai berikut:

$$m_i = \frac{\text{batas atas} + \text{batas bawah}}{2} \quad (2.7)$$

2.5.3 Menentukan himpunan fuzzy

Dalam penentuan himpunan *fuzzy* tidak terdapat batasan untuk menentukan banyaknya variabel linguistik. Pada persamaan (2.1) atau (2.2) maka untuk menghasilkan himpunan *fuzzy* dapat menggunakan definisi himpunan *fuzzy* yang dikaitkan dengan derajat keanggotaannya persamaan (2.3) sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
A_1 &= \{(1, u_1), (0,5, u_2), (0, u_3), (0, u_4), (\dots), (0, u_n)\} \\
A_2 &= \{(0,5, u_1), (1, u_2), (0,5, u_3), (0, u_4), (\dots), (0, u_n)\} \\
A_3 &= \{(0, u_1), (0,5, u_2), (1, u_3), (0,5, u_4), (\dots), (0, u_n)\} \\
&\vdots \\
A_p &= \{(0, u_1), (0, u_2), (0, u_3), (\dots), (0,5, u_{n-1}), (1, u_n)\}
\end{aligned} \tag{2.8}$$

Selanjutnya melakukan fuzzyfikasi pada data historis *close* menurut Sutojo, 2022 (dalam Rahmawati & Sulistijanti, 2023), fuzzyfikasi adalah proses untuk mengubah nilai dalam interval u_i menjadi himpunan *fuzzy* A_i atau variabel linguistik. Dalam menentukan himpunan *fuzzy* dapat melihat derajat keanggotaan terbesar terhadap interval u_i untuk menjadikan nilai dalam himpunan *fuzzy* A_i

2.5.4 Menentukan FLR

Melakukan dan membuat tabel *fuzzy logical relationship* (FLR) berdasarkan data historis. Definisi misalkan $F(t) = A_i$ yang disebabkan oleh $F(t-1) = A_j$, maka FLR didefinisikan sebagai $A_i \rightarrow A_j$. FLR menghubungkan relasi antar nilai pada himpunan *fuzzy* saat ini yang ditentukan berdasarkan tabel *fuzzyfikasi* yang didapat sebelumnya.

2.5.5 Menentukan FLRG model lee

Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG) dilakukan dengan mengelompokkan *fuzzyfikasi* yang memiliki *current state* yang sama, kemudian dikelompokkan menjadi satu grub pada *next state*. Misal FLRG model lee memiliki *current state* A_1 seperti $A_1 \rightarrow A_1, A_1 \rightarrow A_1, A_1 \rightarrow A_2$ maka akan menghasilkan *next state* $A_1 \rightarrow A_1, A_1, A_2$.

2.5.6 Menentukan prediksi melalui proses *defuzzyfikasi*

Proses *defuzzyfikasi* adalah langkah perhitungan yang mengubah hasil *output* peramalan untuk kemudian dihitung sehingga mendapatkan hasil dengan bilangan *crisp*/tegas. Pada tahap ini, *output* akan diubah menjadi nilai numerik untuk menghasilkan nilai peramalan. Berikut adalah aturan-aturan yang harus diikuti saat melakukan *defuzzyfikasi* dalam model Lee apabila $F(t-1) = A_i$ dan dicari peramalan dari $F(t)$: (Rahmawati & Sulistijanti, 2023: 371):

- a. **Aturan pertama**, jika hasil *fuzzyfikasi* pada tahun ke t adalah A_j dan terdapat fuzzyfikasi yang tidak mempunyai relasi logika *fuzzy*, misal $A_i \rightarrow \emptyset$, dimana nilai maksimum dari nilai keanggotaan A_i berada pada interval u_i adalah nilai tengah m_i , maka hasil peramalan $F(t)$ adalah sebagai berikut:

$$F(t) = m_i \quad (2.9)$$

- b. **Aturan kedua**, jika hasil *fuzzyfikasi* pada tahun ke t adalah A_j dan hanya terdapat satu FLR pada FLRG, misal $A_i \rightarrow A_j$ dimana A_i , A_j adalah *fuzzyfikasi* dan nilai maksimum dari nilai keanggotaan A_j berada pada interval u_j dan nilai tengah u_j adalah m_j , maka hasil peramalan $F(t)$ adalah sebagai berikut:

$$F(t) = m_j \quad (2.10)$$

- c. **Aturan ketiga**, jika hasil *fuzzyfikasi* pada tahun ke t adalah memiliki beberapa FLR pada FLRG, misal $A_i \rightarrow A_1$ sebanyak p_1 , $A_i \rightarrow A_2$ sebanyak p_2 , dan $A_i \rightarrow A_3$ sebanyak p_3 , maka hasil peramalan $F(t)$ adalah sebagai berikut:

$$F(t) = \frac{p_1 \times m_1 + p_2 \times m_2 + p_3 \times m_3}{p_1 + p_2 + p_3} \quad (2.11)$$

2.6 Neural Network

Jaringan Saraf Tiruan atau *Artificial e Learning* yang meniru fungsi saraf manusia, yang merupakan bagian penting dari otak. NN terdiri dari 2 lapisan yaitu: lapisan masukan (*input layer*) dan lapisan keluaran (*output layer*). Setiap lapisan terdiri dari satu atau beberapa unit neuron (*node*) yang memiliki fungsi aktivasi untuk menentukan *output* dari neuron atau *node* tersebut (Ahmad, 2017).

Dalam rangka meningkatkan kemampuan NN, kita dapat menambahkan lapisan tersembunyi (*hidden layer*). NN dapat diajarkan dengan menggunakan data pelatihan. Semakin banyak data pelatihan yang digunakan, semakin baik kinerja NN tersebut. Namun model awal ini hanya cocok untuk mengelola data yang berkaitan dengan regresi dan klasifikasi. Kelemahan utamanya adalah kurangnya kemampuan untuk menghubungkan atau mengaitkan informasi baru dengan informasi yang telah ada sebelumnya (Karno, 2020).

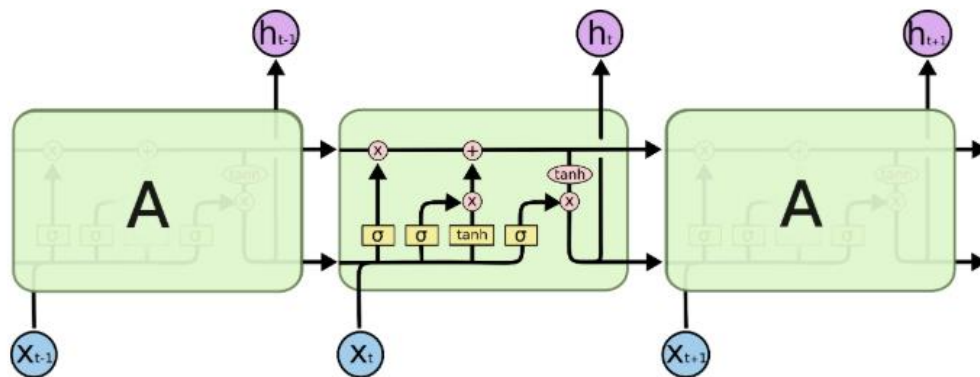
Untuk dapat mengelola data *time series* yang memiliki keterkaitan dengan data sebelumnya, Pendekatan yang bisa digunakan dikenal sebagai RNN (*Recurrent Neural Network*). Meskipun RNN mampu mengolah data *time series*, namun masalah ketidakmampuannya untuk mengingat informasi dalam jangka waktu yang lama dapat mengakibatkan hilangnya informasi (*vanishing gradient*). Oleh karena itu, RNN lebih cocok untuk data *time series* dengan ketergantungan jangka pendek. Selain itu, untuk mengatasi masalah ini, pengembangan lebih lanjut menghasilkan model LSTM (*Long Short-Term Memory*), yang melibatkan gerbang yang lebih kompleks dan memiliki kemampuan memori yang lebih baik. (Hochreiter & Schmidhuber, 1997 dalam karno, 2020)

2.7 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah varian dari *Recurrent neural network* (RNN) yang diusulkan oleh Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber pada tahun 1997. LSTM dirancang khusus untuk mengatasi masalah ketergantungan jangka panjang yang sering ditemui dalam RNN (Grave, 2014 dalam Fauzi, 2019). Penggunaan LSTM dalam peramalan harga saham IHSG bertujuan utama untuk menghasilkan prediksi yang tepat terkait dengan variabel tertentu dalam memahami pola-pola data historis saham.

Dalam arsitektur LSTM, masalah penyimpanan memori dalam jangka waktu yang lama dapat diatasi karena unit memori telah diperluas, sehingga mengatasi *vanishing gradient* (kendala gradien) yang menghilang saat memproses data sekuensial yang panjang dalam RNN (Pontoh dkk, 2022 dalam Puteri, 2023). Kunci dalam LSTM adalah terdapatnya *cell state* atau jalur yang menghubungkan semua *output layer* dari layer sebelumnya (C_{t-1}) ke layer berikutnya (C_t).

Cara kerja LSTM dapat dilihat dalam ilustrasi arsitektur berikut seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 2.1 : (Qiu dkk, 2020 dalam Aulia 2020)



Gambar 2. 1 Struktur LSTM
Sumber : (Aulia, 2020)

Pada metode LSTM menerima informasi melalui struktur gerbang sebelumnya yang berfungsi untuk mempertahankan dan memperbarui keadaan sel memori sebelumnya yang terdiri dari *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*. Setiap sel terdapat lapisan sigmoid sebanyak 3 dan lapisan tanh sebanyak 1. Berikut penjelasan mengenai fungsi sigmoid dan fungsi tanh: (Ma, 2015 dalam Aulia, 2020)

a. Fungsi Sigmoid

Fungsi sigmoid didefinisikan sebagai berikut:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.12)$$

Apabila fungsi sigmoid memiliki domain berupa ruang vektor, Misalkan $\mathbf{x} =$

$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$, maka fungsi sigmoid didefinisikan sebagai berikut:

$$\sigma(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \sigma(x_1) \\ \sigma(x_2) \\ \vdots \\ \sigma(x_n) \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

Keterangan:

σ = Fungsi Sigmoid

$\mathbf{x}$ = Data *input*

Apabila lapisan sigmoid mengeluarkan nilai di rentang antara nol dan satu, yang mengindikasikan seberapa banyak setiap komponen harus diizinkan untuk

melewatinya. Nol mewakili larangan total, sedangkan satu menunjukkan persetujuan penuh untuk semua yang melewatinya. Jika hasil yang dihasilkan oleh fungsi sigmoid melebihi 0,5, maka dapat diklasifikasikan sebagai 1, sementara jika kurang dari 0,5, dapat diklasifikasikan sebagai 0.

b. Fungsi Tanh

Fungsi *tanh* didefinisikan sebagai berikut:

$$\tanh = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.14)$$

Jika fungsi tanh dikaitkan dengan fungsi sigmoid maka dapat menggunakan persamaan sebagai berikut:

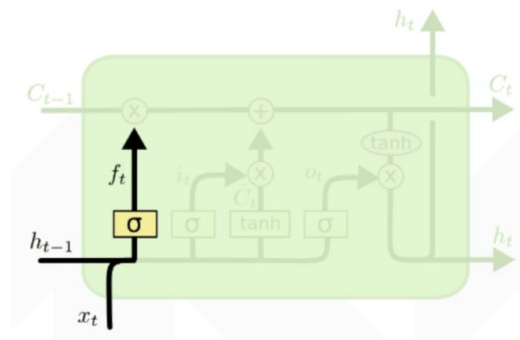
$$\tanh = 2 \times \sigma(2x) - 1 \quad (2.15)$$

Apabila fungsi tanh memiliki domain berupa ruang vektor, Misalkan $\mathbf{x} =$

$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$, maka fungsi tanh didefinisikan sebagai berikut:

$$\tanh(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \tanh(x_1) \\ \tanh(x_2) \\ \vdots \\ \tanh(x_n) \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Langkah awal dalam metode LSTM yaitu menentukan informasi apa yang berguna dari *cell state* sehingga dari keputusan tersebut dapat dibuat oleh lapisan sigmoid atau disebut *forget gate layer*.



Gambar 2. 2 Alur Informasi pada Forget Gate
Sumber : (Colah, 2015 dalam Aulia 2020)

Forget gate adalah gerbang yang menentukan apakah informasi masukan x_t akan dipertahankan atau diabaikan dan cell state pada tahap selanjutnya atau dibuang ke h_{t-1} menggunakan sigmoid.

$$f_t = \sigma \left(W_f \begin{bmatrix} h_{t-1} \\ x_t \end{bmatrix} + b_f \right) \quad (2.17)$$

Keterangan:

f_t = *Forget gate*

σ = Fungsi sigmoid

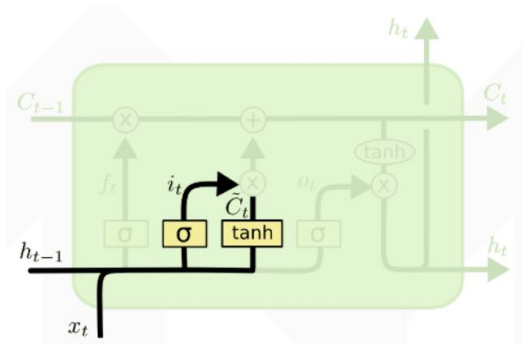
W_f = Nilai *weight* untuk *forget gate*

h_{t-1} = Nilai *output* sebelum orde ke t

x_t = Nilai *input* pada orde ke t

b_f = Nilai bias pada *forget gate*

Langkah selanjutnya *Input Gate* adalah komponen yang melibatkan dua fungsi aktivasi, yaitu sigmoid dan tanh.



Gambar 2. 3 Alur Informasi yang melewati *Input Gate*

Sumber : (Colah, 2015 dalam Aulia, 2020)

Sigmoid berfungsi untuk memilih dan memperbarui nilai tertentu dalam konteks perhitungan yang dipilih. Fungsi lainnya yaitu vektor kandidat baru $\tilde{C}_t$ yang digunakan dari lapisan tanh berfungsi untuk mengontrol informasi baru untuk menambahkan sebanyak kebutuhannya. *Input gate* memiliki persamaan sebagai berikut :

$$i_t = \sigma \left(W_i \begin{bmatrix} h_{t-1} \\ x_t \end{bmatrix} + b_i \right) \quad (2.18)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh \left(W_i \begin{bmatrix} h_{t-1} \\ x_t \end{bmatrix} + b_i \right) \quad (2.19)$$

Keterangan:

i_t = Input gate

σ = Fungsi sigmoid

W_i = Nilai *weight* untuk *input gate*

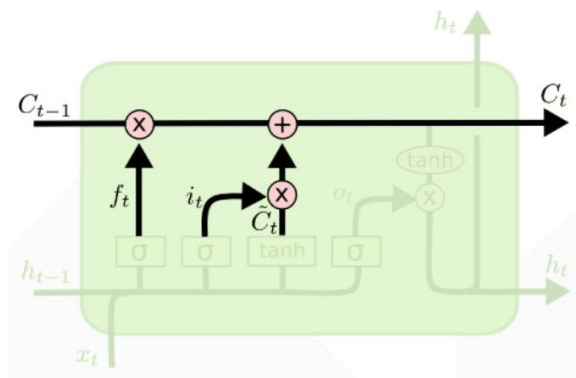
h_{t-1} = Nilai *output* sebelum orde ke t

x_t = Nilai *input* pada orde ke t

b_i = Nilai bias pada *input*

$\tilde{C}_t$ = Nilai baru yang dapat ditambahkan ke *cell state*

Cell State Gate digunakan untuk mengganti nilai sebelumnya C_{t-1} , dengan nilai yang diperbarui, C_t . Ilustrasi *cell state gate* sebagai berikut :



Gambar 2. 4 Memperbarui status cell
Sumber: (Colah, 2015 dalam Aulia 2020)

Proses *cell state* yaitu menghapus hal yang dihapus sebelumnya dengan mengalikan *cell state* lama C_{t-1} dengan f_t . Selanjutnya menambahkan kandidat baru i_t yang sudah diskalakan dengan informasi yang sudah diolah sebelumnya $\tilde{C}_t$.

Operasi (*) merupakan perkalian 2 vektor misal terdapat vektor $\mathbf{x}$ dan

vektor $\mathbf{y}$ Misalkan $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$ dan $\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$ maka hasil perkalian

sebagai berikut:

$$\mathbf{x} * \mathbf{y} = \begin{bmatrix} x_1 \times y_1 \\ x_2 \times y_2 \\ \vdots \\ x_n \times y_n \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

Berikut rumus *cell state*:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (2.21)$$

Keterangan:

C_t = Cell state orde ke t

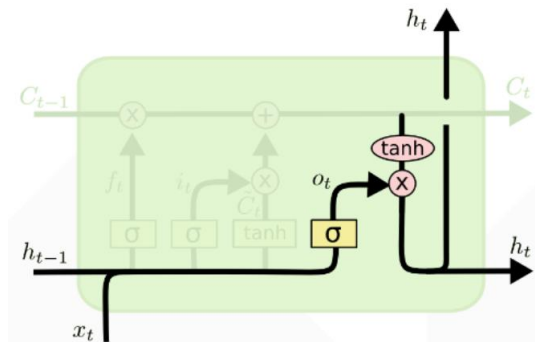
f_t = Forget gate

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

i_t = Input gate

$\tilde{C}_t$ = Nilai baru yang dapat ditambahkan ke *cell state*

Langkah terakhir dari metode LSTM yaitu *output Gate* yang berfungsi untuk menyaring informasi yang dibutuhkan dari *cell state*.



Gambar 2. 5 Alur Informasi yang melewati output Gate
Sumber: (Colah, 2015 dalam Aulia, 2020)

Pada *output gate* informasi pertama ditentukan oleh lapisan sigmoid untuk dikeluarkan, kemudian diproses oleh $\tanh$ dan dikalikan dengan keluaran lapisan sigmoid untuk memperoleh keluaran akhir. Berikut rumus *output gate*

$$O_t = \sigma \left(W_o \begin{bmatrix} h_{t-1} \\ x_t \end{bmatrix} + b_o \right) \quad (2.22)$$

Keterangan:

O_t = Output gate

σ = Fungsi sigmoid

W_o = Nilai weight untuk output gate

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

x_t = Nilai input pada orde ke t

b_o = Nilai bias pada output gate

Nilai akhir dari *output gate* didefinisikan sebagai berikut:

$$\mathbf{h}_t = \mathbf{O}_t * \tanh(\mathbf{C}_t) \quad (2.23)$$

Keterangan:

$\mathbf{h}_t$ = Nilai output orde ke t

$\mathbf{O}_t$ = Output gate

$\tanh$ = Fungsi *tanh*

$\mathbf{C}_t$ = Cell state

2.8 Persiapan Data

Persiapan data atau data *pre-processing* adalah proses yang mengubah data mentah ke dalam bentuk yang lebih mudah dipahami untuk permodelan yang akan digunakan. Proses ini penting dilakukan karena data mentah sering kali tidak memiliki format yang teratur. Proses ini melibatkan sejumlah langkah yang telah direncanakan dengan baik untuk meningkatkan mutu data dan memastikan bahwa data tersebut siap untuk digunakan dalam pelatihan dan evaluasi model. Berikut beberapa cara dalam mempersiapkan data agar data tersebut siap untuk di modelkan khususnya model LSTM:

2.8.1 Nilai Kosong

Pada *preprocessing* data perlu untuk memperhatikan data kosong pada dataset yang akan digunakan dengan solusi memberikan nilai pada data kosong ini menggunakan *mean* atau modus sesuai kebutuhannya karena apabila dataset memiliki nilai kosong akan membuat kinerja LSTM berkurang.

2.8.2 Penentuan Variabel Indeks di Harga Saham

Pada harga saham penting untuk memiliki indeks dalam variabel karena dengan mengubah variabel *date* menjadi indeks untuk bisa membuat visualisasi lebih informatif dan mudah dipahami sehingga ketika variabel '*date*' menjadi indeks maka akan mengubah tanggal menjadi sumbu x dalam grafik dan visualisasi data.

2.8.3 Visualisasi Data

Pada persiapan data visualisasikan data sangat memudahkan peneliti melihat kejadian yang terjadi pada data. Dalam visualisasi data terdapat beberapa cara seperti visualisasi korelasi antar variabel, visualisasi penyebaran data, dan lainnya. Pada saham ADRO untuk visualisasi data penting dilakukan untuk melihat

apakah saham ini berfluktuasi berat atau tidak. Sehingga dengan melihat masalah dalam data dapat ditentukan model mana yang akan digunakan untuk menemukan tujuan dari masalah yang ada.

2.8.4 Normalisasi Data

Normalisasi data dilaksanakan untuk memastikan konsistensi skala pada seluruh fitur. Normalisasi dapat dilakukan dengan metode seperti *Min-Max Scaling*, yang mengubah nilai-nilai data harga penutupan ke dalam jangkauan tertentu paling umum dalam rentan 0-1 tanpa mengubah hubungan relatif antar data tersebut (pipin, 2023). Rumus *Min-Max Scaling* sebagai berikut :(Puteri, 2023)

$$x_{norm} = \frac{x_i - x_{min}}{x_{maks} - x_{min}} \quad (2.24)$$

Keterangan:

x_{norm} = nilai yang sudah dinormalisasi

x_{maks} = nilai maksimum data (harga penutupan)

x_{min} = nilai minimum data (harga penutupan)

2.8.5 Denormalisasi data

Denormalisasi adalah langkah yang digunakan untuk mengembalikan hasil keluaran yang telah dinormalisasi, yang biasanya berada dalam rentang 0-1, sehingga nilainya sesuai dengan skala asli data. Proses perhitungan denormalisasi mengikuti referensi yang melibatkan penggunaan persamaan sebagai berikut: (Budiprasetyo dkk, 2022 dalam Puteri, 2023)

$$d = y(maks - min) + min \quad (2.25)$$

Keterangan:

d = denormalisasi

y = hasil prediksi

$maks$ = nilai maksimum data (harga penutupan)

min = nilai minimum data (harga penutupan)

2.9 Evaluasi Model

Evaluasi model memiliki tujuan untuk mengukur sejauh mana model yang telah dikembangkan dapat memprediksi atau merepresentasikan data dengan akurasi atau ketepatan tertentu. Dalam konteks penelitian ini, evaluasi model

digunakan untuk mengukur sejauh mana model yang telah dibangun mampu menggambarkan atau memahami data dengan tingkat ketepatan yang diinginkan (Budiprasetyo, 2022).

Pada penelitian ini untuk mengevaluasi model menggunakan perhitungan MAPE dan MSE berikut penjelasan perhitungan error:

2.9.1 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE adalah pengujian akurasi peramalan yang direpresentasikan dalam bentuk persentase untuk pengukuran. MAPE sering digunakan untuk menguji akurasi peramalan, dikarenakan nilai MAPE mudah dibaca (Hutasuhut, Anggraeni, & Tyasnurita, 2014 dalam Milniadi & Adiwijaya, 2023).

$$MAPE = \left(\frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{D_t - F(t)}{D_t} \right|}{N} \right) \times 100\% \quad (2.26)$$

Keterangan:

MAPE = Mean Absolute Percentage Error

N = Jumlah data

D_t = Data waktu ke- t

$F(t)$ = Nilai Peramalan pada waktu ke- t

Semakin kecil nilai MAPE menunjukkan bahwa persentase kesalahan yang dihasilkan model semakin kecil. Nilai MAPE yang dihasilkan mempunyai interpretasi sebagai berikut yaitu : (Tarno & Sugito, 2020)

- MAPE < 10% adalah kemampuan peramalan sangat baik
- $10\% \leq \text{MAPE} < 20\%$ adalah kemampuan peramalan baik
- $20\% \leq \text{MAPE} < 50\%$ adalah kemampuan peramalan cukup baik
- MAPE $\geq 50\%$ adalah kemampuan peramalan tidak baik.

2.9.2 Mean Squared Error (MSE)

MSE adalah metrik yang sering digunakan dalam tugas regresi untuk mengukur rata-rata perbedaan kuadrat antara nilai yang diprediksi oleh model dan nilai yang sebenarnya. Dalam konteks prediksi harga saham, MSE memberikan pandangan tentang sejauh mana model mampu menggambarkan variasi dan besar perubahan harga saham. Saat melakukan pengujian model, prediksi harga saham dibandingkan dengan harga sebenarnya yang tercatat dalam data uji. Perbedaan

kuadrat antara harga yang diprediksi dan harga sebenarnya dihitung untuk setiap titik data. Kemudian, MSE dihitung dengan mengambil rata-rata dari perbedaan kuadrat tersebut (Pipin, 2023):

$$MSE = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^n (D_t - F(t))^2 \quad (2.27)$$

Keterangan:

MSE = *Mean Squared Error*

N = Jumlah data

D_t = Data waktu ke-t

F(t) = Nilai Peramalan pada waktu ke-t

MSE dapat sensitif terhadap *outlier*. Harga saham yang ekstrem atau data yang tidak bias dapat memiliki dampak besar pada MSE.