

SKRIPSI

**PERBANDINGAN MODEL DEEP LEARNING RECURRENT
NEURAL NETWORK DAN LONG SHORT-TERM MEMORY**

DALAM PREDIKSI HARGA SAHAM

**(STUDI KASUS: PT TELEKOMUNIKASI INDONESIA TBK
MENGUNAKAN DATA HISTORIS TAHUN 2014–2024)**



TITI PRIHARTATI

22106010021

**STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA**

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA

YOGYAKARTA

2026

**PERBANDINGAN MODEL DEEP LEARNING RECURRENT
NEURAL NETWORK DAN LONG SHORT-TERM MEMORY
DALAM PREDIKSI HARGA SAHAM**

**(STUDI KASUS: PT TELEKOMUNIKASI INDONESIA TBK
MENGUNAKAN DATA HISTORIS TAHUN 2014–2024)**

Skripsi

Untuk memenuhi sebagian persyaratan
mencapai derajat Sarjana S-1
Program Studi Matematika



diajukan oleh

TITI PRIHARTATI

22106010021

Kepada

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA**

2026



SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI/TUGAS AKHIR

Hal : Persetujuan Skripsi / Tugas Akhir
Lamp :

Kepada
Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta
di Yogyakarta

Assalamu'alaikum wr. wb.

Setelah membaca, meneliti, memberikan petunjuk dan mengoreksi serta mengadakan perbaikan seperlunya, maka kami selaku pembimbing berpendapat bahwa skripsi Saudara:

Nama : Titi Prihartati
NIM : 22106010021
Judul Skripsi : Perbandingan Model *Deep Learning Recurrent Neural Network*
dan *Long Short-Term Memory* dalam Prediksi Harga Saham
(Studi Kasus: PT Telekomunikasi Indonesia Tbk Menggunakan
Data Historis Tahun 2014–2024)

sudah dapat diajukan kembali kepada Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata Satu dalam Program Studi Matematika.

Dengan ini kami mengharap agar skripsi/tugas akhir Saudara tersebut di atas dapat segera dimunaqasyahkan. Atas perhatiannya kami ucapkan terima kasih.

Wassalamu'alaikum wr. wb.

Yogyakarta, 6 Januari 2026

Pembimbing I

Sri Utami Zuliana, S.Si., M.Sc., Ph.D

NIP.197410032000032002

Pembimbing II

Dedy Rahmadi, M.Sc.

NIP.199308072022031001



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Marsda Adisucipto Telp. (0274) 540971 Fax. (0274) 519739 Yogyakarta 55281

PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Nomor : B-178/Un.02/DST/PP.00.9/01/2026

Tugas Akhir dengan judul : Perbandingan Model Deep Learning Recurrent Neural Network dan Long Short Term Memory dalam Prediksi Harga Saham (Studi Kasus: PT Telekomunikasi Indonesia Tbk Menggunakan Data Historis Tahun 2014-2024)

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : TITI PRIHARTATI
Nomor Induk Mahasiswa : 22106010021
Telah diujikan pada : Senin, 12 Januari 2026
Nilai ujian Tugas Akhir : A

dinyatakan telah diterima oleh Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

TIM UJIAN TUGAS AKHIR



Ketua Sidang

Sri Utami Zuliana, S.Si., M.Sc., Ph.D.
SIGNED

Valid ID: 6976f11bee8f2



Penguji I

Deddy Rahmadi, M.Sc.
SIGNED

Valid ID: 696e2ce00a383



Penguji II

Mohammad Farhan Qudratullah, S.Si., M.Si
SIGNED

Valid ID: 697249385a063



Yogyakarta, 12 Januari 2026
UIN Sunan Kalijaga
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si.
SIGNED

Valid ID: 69771cf721b6c

SURAT PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Titi Prihartati
NIM : 22106010021
Program Studi : Matematika
Fakultas : Sains dan Teknologi

Dengan ini menyatakan bahwa isi skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar sarjana di suatu Perguruan Tinggi dan sesungguhnya skripsi ini merupakan hasil pekerjaan penulis sendiri sepanjang pengetahuan penulis, bukan duplikasi atau saduran dari karya orang lain kecuali bagian tertentu yang penulis ambil sebagai bahan acuan. Apabila terbukti pernyataan ini tidak benar, sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis.

Yogyakarta, 6 Januari 2026



Titi Prihartati

HALAMAN PERSEMBAHAN

KARYA INI PENULIS PERSEMBAHKAN KEPADA:

KEDUA ORANG TUA DAN KELUARGA BESAR PENULIS YANG SELALU
MEMBERIKAN DOA DAN DUKUNGAN.

UNTUK SAHABAT-SAHABAT YANG MENEMANI PROSES PANJANG PENUH
CERITA, TAWA, DAN PERJUANGAN, SERTA KEPADA TEMAN-TEMAN
MATEMATIKA ANGKATAN 2022 ATAS SETIAP MOTIVASI, NASIHAT,
PENGALAMAN, DAN KENANGAN BERKESAN YANG TURUT MEMBENTUK
PERJALANAN INI.

TERIMA KASIH YANG SEBESAR-BESARNYA KEPADA PARA DOSEN DAN
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA YOGYAKARTA,
YANG TELAH MENJADI TEMPAT PENULIS BELAJAR, BERKEMBANG, DAN
MENEMUKAN ARAH BARU DALAM PERJALANAN AKADEMIK MAUPUN
PRIBADI.

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

MOTTO

“Tuhanmu lebih mengetahui tentang dirimu.”

(QS. Al-Isrā’: 54)

”Tidak ada yang menyakitimu kecuali itu pikiranmu, tidak ada yang membatasiimu kecuali itu ketakutanmu, tidak ada yang mengendalikan kamu kecuali itu keyakinanmu.”

(Maulana Jalaludin Al-Rumi)

”Selalu ada harapan bagi mereka yang berdoa dan selalu ada hasil bagi mereka yang berusaha.”

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

PRAKATA

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan karunianya yang tak ternilai harganya berupa keimanan, kesabaran, kekuatan dan kelancaran. Shalawat serta salam semoga selalu tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul "Perbandingan Model Deep Learning Recurrent Neural Network dan Long Short-Term Memory dalam Prediksi Harga Saham (Studi Kasus: PT Telekomunikasi Indonesia Tbk Menggunakan Data Historis Tahun 2014–2024)"

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada pembimbing skripsi, Ibu Sri Utami Zuliana, S.Si., M.Sc., Ph.D., atas bimbingan, arahan, kritik, saran, serta masukan yang membangun selama proses penyusunan skripsi ini. Bimbingan dan masukan beliau mendorong penulis untuk bekerja lebih teliti dan berpikir secara kritis, sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik. Selain itu, penulis juga mengucapkan terima kasih kepada Bapak Deddy Rahmadi, M.Sc., yang telah membimbing penulis sejak tahap awal, mulai dari penentuan tema, pelaksanaan penelitian, hingga penyusunan skripsi. Dorongan dan motivasi beliau membuat penulis lebih percaya diri dan yakin dengan kemampuan diri sendiri. Selama menempuh perkuliahan ini penulis sangat berterima kasih kepada orang tua dan keluarga besar yang telah memberikan kasih sayang dan dukungan yang luar biasa. Tanpa mengurangi rasa hormat, penulis juga ingin menyampaikan ucapan terima kasih dan apresiasi yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Noorhaidi, M.A., M.Phil., Ph.D., selaku Rektor UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.

2. Ibu Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta.
3. Ibu Dr. Epha Diana Supandi, M.Sc., selaku Ketua Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta.
4. Seluruh dosen program studi Matematika dan staf Fakultas Sains dan Teknologi yang senantiasa memberikan ilmu dan layanan terbaik kepada penulis dari awal hingga akhir perkuliahan.
5. Kedua orang tua dan keluarga besar penulis yang telah memberikan kasih, doa dan dukungannya sehingga penulis sampai ke titik ini.
6. Keluarga Matematika angkatan 2022 yang telah kebersamai selama dibangku perkuliahan, saling mendukung, berbagi ilmu dan banyak kenangan manis yang selalu dikenang.
7. Teman-teman seperbimbingan yang telah bersama-sama selama bimbingan.
8. Teman-teman kuliah yang sudah mau menerima saya, mengizinkan saya ikut mengobrol dan makan bersama.
9. Teman-teman proyek DABE yang selalu memberikan motivasi, *insight* baru, dan ruang untuk berkembang.
10. Teman-teman KKN 129 Bedalo, terima kasih atas 45 hari penuh cerita indah. Semoga suatu hari kita dapat kembali bersama menikmati suasana pantai Bedalo.
11. Teman-teman kos yang telah menemani hari-hari penulis, berbagi cerita, dan menjadi rumah kedua selama masa perkuliahan.

12. Sahabat saya, Yasmin, Asti, terima kasih telah menjadi teman saya dan selalu ada untuk berbagi serta menemani saya di masa-masa sulit.
13. Terakhir semua pihak yang penulis tidak bisa sebutkan satu-persatu, semoga memudahkan segala urusannya.

Penulis sangat menyadari tidak ada yang sempurna di dunia ini. Oleh karena itu segala bentuk saran, kritik atas skripsi ini penulis menerimanya dengan senang hati. Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan manfaat khususnya bagi penulis dan semua kalangan yang membutuhkan untuk dijadikan referensi dalam menulis. Akhir kata semoga Allah SWT melimpahkan segala rahmat dan hidayah-Nya kepada kita semua, *Aamiin*.

Yogyakarta, 12 Januari 2026

Titi Prihartati

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	i
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN	iii
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
HALAMAN MOTTO	vi
PRAKATA	vii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMBANG	xvi
INTISARI	.xviii
ABSTRACT	xix
I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Rumusan Masalah	6
1.3. Batasan Masalah	7
1.4. Tujuan Penelitian	8
1.5. Manfaat Penelitian	8
1.6. Tinjauan Pustaka	9
1.7. Sistematika Penulisan	16
II DASAR TEORI	18
2.1. Data	18

2.2. Prediksi	19
2.3. Vektor	22
2.4. Matriks	23
2.4.1. Operasi pada Matriks	24
2.4.2. <i>Transpose</i> dari Suatu Matriks	26
2.4.3. Matriks Identitas	27
2.4.4. Matriks Invers	28
2.5. Hadamard Produk	28
2.6. Stasioneritas Data	29
2.7. <i>White Noise</i>	29
2.8. Model Deret Waktu Klasik	29
2.8.1. <i>Autoregressive</i> (AR)	30
2.8.2. <i>Moving Average</i> (MA)	30
2.8.3. <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA)	31
2.8.4. <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	32
2.9. <i>Deep Learning</i>	32
2.9.1. Recurrent Neural Network (RNN)	40
2.9.2. Long Short-Term Memory (LSTM)	42
2.10. Evaluasi Model	45
2.10.1. MSE (Mean Squared Error)	46
2.10.2. RMSE (Root Mean Squared Error)	46
2.10.3. MAE (Mean Absolute Error)	47
2.11. Normalisasi Data	47
2.12. <i>Sliding Window</i>	48
2.13. Denormalisasi	49
2.14. Saham PT Telkom Indonesia Tbk (TLKM)	49

III METODE PENELITIAN	53
3.1. Pendekatan Penelitian	53
3.2. Data	53
3.3. Metode Pengolahan Data	55
3.4. Diagram Analisis Data (<i>Flowchart</i>)	57
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	59
4.1. Input Data	59
4.2. Exploratory Data Analysis (EDA)	59
4.3. Preprocessing	63
4.4. Uji Metode Klasik	66
4.5. Modelling	68
4.6. Evaluasi	71
4.7. Visualisasi	75
V PENUTUP	79
5.1. Kesimpulan	79
5.2. Saran	80
DAFTAR PUSTAKA	82
LAMPIRAN	88
A Data Penelitian	88
B Source Code Python	89
C Penentuan Arsitektur Model	110
3.1. Fungsi Aktivasi	110
3.2. Optimizer	111
3.3. Neuron dan Batch Size	111
D Biodata Penulis	113

DAFTAR TABEL

1.1	Persamaan dan Perbedaan Penelitian Sekarang dengan Penelitian Terdahulu	14
4.1	Statistik Deskriptif Dataset Saham TLKM (2014–2024)	61
4.2	Tabel Ringkasan Hasil Normalisasi Data Awal dan Akhir Harga Sa- ham	65
4.3	Perbandingan Nilai AIC Model ARIMA	68
4.4	Perbandingan Evaluasi Model RNN dan LSTM pada Data Uji	73
4.5	Evaluasi Model (Denormalized) pada Data Uji	74
3.1	Evaluasi Model RNN dan LSTM dengan Fungsi Aktivasi	110
3.2	Evaluasi Model RNN dan LSTM dengan Optimasi	111
3.3	Evaluasi Model RNN dan LSTM dengan Neuron dan Batch Size	112

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

DAFTAR GAMBAR

1.1 Pergerakan Harga Saham TLKM(2014-2024)	4
2.1 Pola data <i>horizontal</i>	21
2.2 Pola data <i>trend</i> (Fariza, 2020)	21
2.3 Pola data musiman (Fariza, 2020)	22
2.4 Pola data siklis (Fariza, 2020)	22
2.5 Struktur dasar neuron dalam jaringan saraf tiruan (DataLearns247, 2023)	34
2.6 Fungsi Aktivasi Sigmoid (Zhang, 2019)	35
2.7 Fungsi Aktivasi Tanh (Zhang, 2019)	36
2.8 Fungsi Aktivasi ReLU (Zhang, 2019)	37
2.9 Arsitektur <i>Artificial Neural Network</i> (Dicoding, 2024)	38
2.10 Arsitektur <i>Deep Learning</i> (Dicoding, 2024)	39
2.11 Arsitektur RNN (Transformer-NLP (Hashnode), 2024)	40
2.12 Arsitektur LSTM (Buff ML, 2025)	43
3.1 Flowchart metode penelitian	58
4.1 Pergerakan Harga Saham TLKM(2014-2024)	62
4.2 Grafik ACF dan PACF	67
4.3 Grafik Training Loss dan Validation Loss Model RNN	71
4.4 Grafik Training Loss dan Validation Loss Model LSTM	72
4.5 Perbandingan Data Aktual dengan Hasil Prediksi Model	76
4.6 Visualisasi Data Aktual dengan Prediksi Setiap Model	77

1.1 Data Saham TLKM 2014-2024	88
---	----



DAFTAR LAMBANG

x_t	: Nilai deret waktu pada periode ke- t
w_t	: Komponen galat acak (<i>white noise</i>) pada periode ke- t
θ_q	: Parameter moving average
ϕ_p	: Parameter autoregressive
p	: Orde komponen autoregressive
B	: Backshift operator
q	: Orde komponen moving average (jumlah lag pada komponen white noise)
w_i	: Bobot (weight) yang dikalikan dengan input x_i
x_i	: Input ke- i yang masuk ke dalam neuron
b	: Nilai bias
z	: Hasil penjumlahan semua input yang sudah dikalikan bobot, ditambah bias
f	: Fungsi aktivasi
y	: Nilai output
x	: Data input
h_t	: Hidden state pada waktu t
f_h	: Fungsi aktivasi hidden state
W_{hx}	: Matriks bobot antara input x_t dan hidden state
W_{hh}	: Matriks bobot untuk koneksi rekuren, dari h_{t-1} ke h_t
h_{t-1}	: Hidden state pada waktu sebelumnya
b_h	: Bias vektor pada hidden state

f_t	: Forget gate
W_f	: Matriks bobot forget gate
b_f	: Bias vektor forget gate
i_t	: Input gate
W_i	: Matriks bobot input gate
o_t	: Output gate
W_{hy}	: Matriks bobot antara hidden state dan output layer
f_y	: Fungsi aktivasi output
b_y	: Bias vektor output layer
$\tilde{C}_t$	: Candidate cell state
b_C	: Bias vektor candidate cell state
C_t	: Cell state pada waktu t
C_{t-1}	: Cell state pada waktu sebelumnya
σ	: Sigmoid
$\odot$	: Operasi perkalian elemen-per-elemen (Hadamard product)
y_t	: Nilai output pada waktu t
n	: Jumlah data
y_i	: Nilai data aktual
$\hat{y}_i$	: Nilai data prediksi
μ	: Rata-rata (mean) dari data
$x_{\min}$	: Nilai minimum data asli
$x_{\max}$	: Nilai maksimum data asli
x'	: Nilai hasil normalisasi (Min-Max Scaling)
j	: Bilangan bulat terkecil sehingga $\max(x') < 1$

INTISARI

Perbandingan Model Deep Learning Recurrent Neural Network dan Long Short-Term Memory dalam Prediksi Harga Saham

(Studi Kasus: PT Telekomunikasi Indonesia Tbk Menggunakan Data Historis

Tahun 2014–2024)

TITI PRIHARTATI

22106010021

Data deret waktu banyak digunakan dalam analisis dan peramalan dengan memanfaatkan pola historis untuk memperkirakan nilai pada periode mendatang. Berbagai model linear klasik seperti ARIMA banyak digunakan karena memiliki dasar matematis yang kuat, namun terbatas untuk menangkap pola data yang kompleks, nonlinear, tidak stasioner, dan fluktuatif, seperti data harga saham. Oleh karena itu, pendekatan *deep learning*, khususnya *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM), digunakan karena mampu memodelkan hubungan nonlinear pada data berurutan. Penelitian ini bertujuan mengetahui langkah-langkah model RNN dan LSTM, mengimplementasikan kedua model pada data harga saham PT Telkom Indonesia Tbk periode 2014–2024, serta membandingkan kinerja dalam melakukan prediksi harga saham. Kedua model dikembangkan dengan arsitektur sama, terdiri dari dua *hidden layer*, 64 neuron, fungsi aktivasi tanh, dan *batch size* 64. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan MSE, RMSE dan MAE. Hasil menunjukkan LSTM lebih unggul dengan MSE 67,6683, RMSE 55,3865, MAE 41,5585, dan waktu pelatihan 497,18 detik, sedangkan RNN memiliki MSE 9810,32, RMSE 99,05, MAE 79,67, dan waktu pelatihan 195,24 detik. Meskipun LSTM membutuhkan waktu lebih lama, model ini lebih efektif dalam menangkap pola pergerakan harga saham.

Kata kunci: Data deret waktu, Prediksi harga saham, *Deep Learning*, RNN, LSTM

ABSTRACT

Comparison of Deep Learning Models Recurrent Neural Network and Long Short-Term Memory for Stock Price Prediction

(Case Study: PT Telekomunikasi Indonesia Tbk Using Historical Data from 2014–2024)

TITI PRIHARTATI

22106010021

Time series data are widely used in analysis and forecasting by utilizing historical patterns to predict future values. Various classical linear models, such as ARIMA, are commonly applied due to their strong mathematical foundation but are limited in capturing complex, nonlinear, non-stationary, and volatile patterns, such as stock price data. Therefore, deep learning approaches, particularly Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM), are used because they can model nonlinear relationships in sequential data. This study aims to explore the steps of RNN and LSTM models, implement both models on PT Telkom Indonesia Tbk stock price data for the period 2014–2024, and compare their performance in predicting stock prices. Both models were developed with the same architecture, consisting of two hidden layers, 64 neurons, tanh activation function, and batch size of 64. Performance evaluation was conducted using MSE, RMSE, and MAE. The results show that LSTM outperforms RNN with MSE 67.6683, RMSE 55.3865, MAE 41.5585, and training time of 497.18 seconds, whereas RNN has MSE 9810.32, RMSE 99.05, MAE 79.67, and training time of 195.24 seconds. Although LSTM requires a longer training time, it is more effective in capturing stock price movement patterns.

Keywords: Time series, Stock price prediction, Deep Learning, RNN, LSTM

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Data merupakan sekumpulan informasi yang diperoleh melalui proses pengamatan dan pengukuran, yang kemudian digunakan sebagai dasar dalam analisis maupun pengambilan keputusan. Salah satu jenis data yang banyak digunakan dalam statistika adalah data deret waktu (*time series*), yaitu data yang dicatat secara berurutan berdasarkan waktu dan memiliki karakteristik utama berupa ketergantungan antarperiode. Menurut [Shumway & Stoffer \(2017\)](#), data deret waktu merupakan kumpulan variabel acak yang diindeks berdasarkan urutan waktu pengamatannya. Karena sifatnya tersebut, pola historis dalam deret waktu menjadi sangat penting untuk dianalisis. Pola ini kemudian digunakan dalam proses peramalan (*forecasting*) yang merupakan metode untuk memperkirakan nilai variabel pada masa mendatang dengan memanfaatkan informasi dari data masa lalu. Pendekatan matematis dalam *forecasting* memungkinkan peneliti memahami dinamika perubahan data serta menghasilkan prediksi nilai pada periode berikutnya secara lebih akurat.

Pada peramalan untuk data deret waktu, terdapat beberapa pendekatan klasik yang telah lama digunakan, seperti *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan gabungannya yaitu *Autoregressive Moving Average* (ARMA) yang merupakan model linear dalam pemodelan deret waktu. Ketika data bersifat tidak stasioner, model tersebut kemudian dikembangkan menjadi *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model-model ini memiliki dasar matematis yang kuat dan

mampu memberikan hasil yang baik pada data dengan pola linear serta memenuhi asumsi stasioneritas. Namun, ARIMA memiliki keterbatasan dalam menangkap pola data yang kompleks dan bersifat nonlinear, sehingga penggunaannya mungkin tidak selalu menjamin konsistensi hasil peramalan (Sapanji et al., 2023).

Keterbatasan model ARIMA dalam menangani pola nonlinear menjadi tantangan signifikan, mengingat banyak data dunia nyata terutama pada bidang ekonomi dan keuangan seperti harga saham, justru memiliki karakteristik tersebut. Harga saham memiliki pergerakan yang dinamis dan dipengaruhi oleh beberapa faktor, baik internal maupun eksternal (Olpah et al., 2023). Kondisi ini sering menimbulkan ketidakstabilan harga saham dari waktu ke waktu.

Pergerakan harga yang tidak stabil tersebut tidak hanya mencerminkan kompleksitas dinamika pasar, tetapi juga menciptakan risiko yang cukup besar bagi investor. Fluktuasi harga dapat berdampak langsung terhadap potensi keuntungan maupun kerugian, sehingga kemampuan untuk memprediksi harga saham menjadi sangat penting dalam membantu investor mengidentifikasi peluang dan membuat keputusan investasi yang lebih tepat. Selain itu, ketidakstabilan harga saham juga menimbulkan tantangan metodologis dalam proses peramalan, karena pola pergerakannya tidak selalu mengikuti struktur yang sederhana.

Pergerakan harga saham yang fluktuatif cenderung menunjukkan pola yang bersifat nonlinear, kompleks, dan sulit direpresentasikan oleh model linear. Model klasik seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) menjadi kurang optimal ketika pola hubungan antarvariabel tidak lagi mengikuti bentuk fungsi linear atau ketika terdapat fluktuasi jangka panjang yang dinamis. Selain itu, model klasik membutuhkan asumsi ketat, seperti kestasioneran data dan distribusi residual yang normal, sehingga penerapannya pada data yang bersifat acak dan tidak stabil

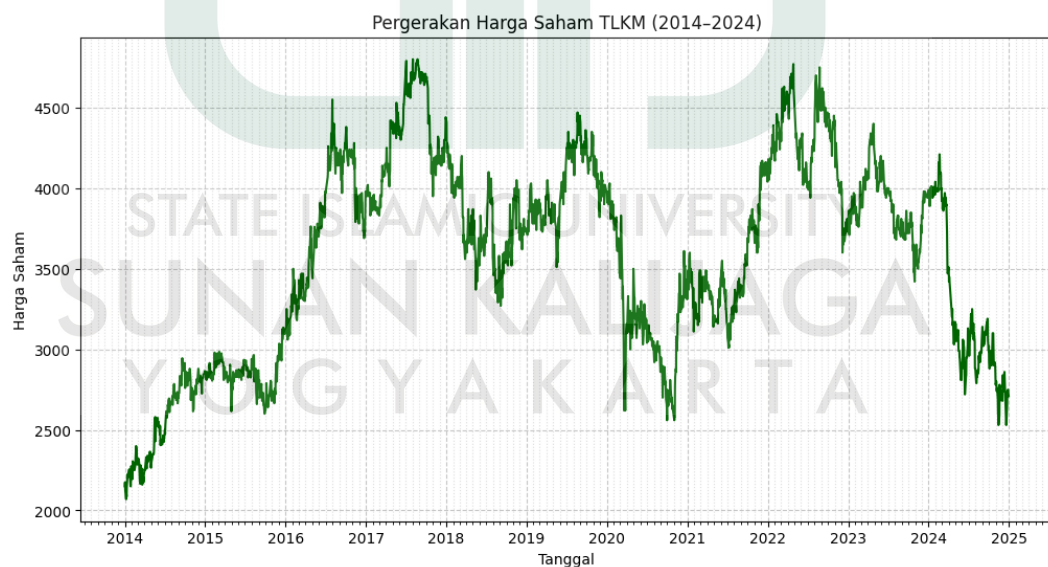
sering kali menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang cukup besar.

Untuk mengatasi keterbatasan model prediksi tersebut, pendekatan berbasis *deep learning* mulai banyak dikembangkan dalam analisis harga saham. Metode ini tidak memerlukan asumsi distribusi tertentu serta mampu mengenali pola non-linear secara adaptif. *Deep learning* merupakan cabang dari *machine learning* yang memanfaatkan arsitektur jaringan saraf berlapis dalam (*deep neural network*) (Yudistira & Kom, 2024). Perkembangan konsep *deep learning* sendiri tidak lepas dari peran Geoffrey Hinton (LeCun et al., 2015). Dibandingkan metode klasik, *deep learning* memiliki kemampuan lebih unggul dalam mengenali dan menangkap pola-pola kompleks dari data historis harga saham (Jiang, 2021). Penelitian (Shah et al., 2022) juga menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *deep learning* mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat pada data harga saham yang bersifat dinamis dan fluktuatif.

Salah satu model *deep learning* yang efektif untuk mempelajari ketergantungan antarwaktu adalah *Recurrent Neural Network* (RNN). Arsitektur jaringan ini pertama kali diperkenalkan oleh Jeffrey L. Elman pada tahun 1990 melalui model yang dikenal dengan *Simple Recurrent Network* (SRN) (Elman, 1990). Model ini memiliki kemampuan memproses data berurutan dengan mempertahankan informasi dari waktu sebelumnya melalui mekanisme memori internal, sehingga cocok digunakan untuk analisis deret waktu. Namun, RNN tradisional menghadapi kendala utama berupa masalah *vanishing gradient*, yang membatasi kemampuannya dalam mempelajari pola jangka panjang (Gajamannage et al., 2023). Kondisi ini terjadi karena gradien yang dipropagasi melalui banyak langkah waktu cenderung mengecil secara eksponensial, sehingga informasi dari masa lalu sulit dipelajari secara efektif selama proses pelatihan.

Sebagai solusi dari permasalahan tersebut, dikembangkan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang memiliki struktur lebih kompleks namun efektif dalam menyimpan informasi penting dalam jangka panjang melalui sistem *gates* yang mengatur aliran informasi. LSTM pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber (1997) (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Model ini memiliki tiga komponen utama, yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*, yang bekerja bersama untuk mengatur aliran informasi melalui memori sel (Lawi et al., 2022). Dengan mekanisme ini, LSTM efektif mengelola ketergantungan jangka panjang pada data keuangan dan terbukti unggul dalam memprediksi arah harga saham. Selain itu, struktur *gated* pada LSTM memungkinkan penanganan *long-term dependency* secara lebih stabil dan akurat dibandingkan RNN standar.

Penelitian ini memanfaatkan data harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM) selama periode 2014 hingga 2024. Pergerakan harga saham tersebut secara visual disajikan pada Gambar 1.1



Gambar 1.1 Pergerakan Harga Saham TLKM(2014-2024)

Berdasarkan grafik pada Gambar 1.1, terlihat bahwa pergerakan harga sa-

ham TLKM menunjukkan karakteristik yang bersifat nonlinear, fluktuatif, memiliki ketergantungan antarwaktu, serta menunjukkan pola jangka pendek dan jangka panjang yang kompleks, yang sulit ditangkap oleh model statistik linear konvensional. Pemilihan rentang waktu penelitian selama tahun 2014 hingga 2024 didasarkan pada pertimbangan bahwa periode tersebut mencakup berbagai kondisi pasar, seperti masa sebelum pandemi, saat pandemi COVID-19, hingga masa pemulihan setelah pandemi. Rentang data selama 10 tahun juga memungkinkan model prediksi untuk belajar dari berbagai perubahan tren harga yang terjadi. Hal ini menjadikan saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM) sebagai studi kasus yang relevan untuk menguji kemampuan model *deep learning* dalam mengenali pola data yang dinamis dan kompleks.

Selain itu saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM) juga dikenal sebagai salah satu saham *blue chip* dan termasuk dalam indeks LQ45 yang merupakan indeks utama BEI yang mencerminkan kinerja 45 saham dengan likuiditas tinggi dan kapitalisasi pasar besar (Team Brandcom BRIDS, 2025). Sebagai perusahaan milik negara yang bergerak di bidang telekomunikasi dan teknologi informasi, TLKM memiliki kinerja yang stabil dan likuiditas tinggi sehingga menarik minat banyak investor. Saham TLKM juga merepresentasikan sektor industri yang erat kaitannya dengan perkembangan teknologi. Sektor telekomunikasi terus mengalami pertumbuhan pesat seiring meningkatnya penggunaan internet, perangkat digital, serta digitalisasi layanan publik dan bisnis. Oleh karena itu, pergerakan harga saham TLKM tidak hanya dipengaruhi oleh faktor ekonomi makro, tetapi juga oleh inovasi teknologi dan perubahan kebutuhan masyarakat.

Meskipun model RNN dan LSTM telah banyak digunakan dalam penelitian prediksi harga saham, hasil yang diperoleh sering kali berbeda karena perbedaan

karakteristik data dan konfigurasi model yang digunakan. Model *deep learning* memang dapat diterapkan pada berbagai jenis data, namun performanya sangat bergantung pada penyesuaian arsitektur seperti jumlah neuron, jumlah *epoch*, serta ukuran *batch size*, agar model tidak mengalami *overfitting*. Oleh karena itu, penelitian ini berupaya melakukan perbandingan kembali performa RNN dan LSTM dengan arsitektur yang disesuaikan terhadap karakteristik data saham TLKM periode 2014–2024.

Dengan demikian, membandingkan performa antara RNN dan LSTM menjadi langkah penting untuk mengetahui arsitektur model mana yang lebih unggul dalam memprediksi harga saham TLKM, khususnya pada data historis yang memiliki fluktuasi tinggi dan kompleksitas yang kuat. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam literatur akademik terkait penerapan model *deep learning* untuk prediksi harga saham di Indonesia, serta memberikan manfaat praktis sebagai referensi bagi investor, analis pasar, maupun pengembang sistem rekomendasi saham dalam memilih metode yang tepat berdasarkan karakteristik data. Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat menjadi dasar bagi penelitian selanjutnya yang mengeksplorasi model jaringan saraf lainnya guna meningkatkan akurasi dan stabilitas prediksi harga saham.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang diperoleh rumusan masalah dari penelitian ini yaitu sebagai berikut:

1. Bagaimana prosedur dan tahapan penerapan model *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam proses prediksi harga saham?

2. Bagaimana kinerja model *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga saham TLKM berdasarkan data historis tahun 2014–2024?
3. Bagaimana evaluasi model menunjukkan perbandingan kinerja antara *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi harga saham TLKM untuk menentukan model yang memberikan performa prediksi yang lebih baik?

1.3. Batasan Masalah

Agar fokus pada sasaran yang diharapkan maka perlu dilakukan pembatasan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Penelitian ini menggunakan data historis harga saham harian PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM) periode 2014–2024 yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI), dengan variabel *Close* sebagai satu-satunya data input dan target dalam pemodelan.
2. Model *deep learning* yang dibandingkan hanya terbatas pada *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM).
3. Evaluasi performa model hanya menggunakan tiga metrik, yaitu *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Error* (MAE).
4. Implementasi dan pelatihan model dilakukan menggunakan *Python* versi 3.12.12 dengan akselerator perangkat keras GPU T4 untuk pengolahan data deret waktu. *Library* yang digunakan mencakup *Pandas* dan *NumPy*, sedangkan arsitektur RNN dan LSTM dibangun menggunakan *Ke-*

ras/TensorFlow.

Dengan pembatasan ini, diharapkan hasil yang diperoleh lebih fokus dan dapat dianalisis secara mendalam.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengidentifikasi tahapan dan prosedur penerapan model *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang digunakan dalam proses prediksi harga saham.
2. Membangun dan mengimplementasikan model *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi harga saham TLKM berdasarkan data historis periode 2014–2024.
3. Membandingkan kinerja model RNN dan LSTM dalam memprediksi harga saham TLKM serta menentukan model yang memberikan hasil prediksi lebih akurat berdasarkan metrik evaluasi, yaitu *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Error* (MAE).

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat baik secara akademis maupun praktis. Secara akademis, penelitian ini diharapkan dapat memperkaya literatur mengenai penerapan model *deep learning* untuk analisis runtun waktu (*time series*) melalui perbandingan *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) pada saham TLKM periode 2014–2024. Selain itu, penelitian ini juga memberikan bukti empiris mengenai efektivitas masing-masing model

deep learning dalam memprediksi harga saham. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi ilmiah bagi penelitian selanjutnya atau sebagai dasar dalam mengembangkan pendekatan baru dalam pemodelan prediktif.

Secara praktis, penelitian ini memberikan gambaran nyata bagi investor, analis pasar, serta praktisi keuangan mengenai penggunaan model RNN dan LSTM dalam memprediksi harga saham berdasarkan data historis. Informasi yang diperoleh diharapkan dapat membantu proses pengambilan keputusan investasi. Dengan demikian, hasil penelitian ini tidak hanya menambah wawasan akademis, tetapi juga memberikan manfaat langsung dalam bidang investasi dan pengolahan data saham berbasis *deep learning*.

1.6. Tinjauan Pustaka

Pada penelitian ini, penulis menggunakan beberapa penelitian terdahulu sebagai rujukan dan batasan untuk memperkuat kajian yang dilakukan serta menghindari duplikasi penelitian. Adapun penelitian-penelitian tersebut adalah sebagai berikut:

1. Penelitian yang dilakukan oleh Nilsen (2022) membahas perbandingan kinerja tiga model, yaitu RNN, LSTM dan GRU dalam memprediksi harga saham pada indeks LQ45. Pengujian dilakukan dengan menggunakan *hyperparameter* yang sama, yaitu jumlah epoch sebesar 200, *batch size* = 32, *optimizer* = *Stochastic Gradient Descent* (SGD), dan jumlah unit neuron sebanyak 24. Objek penelitian ini menggunakan data harga saham LQ45 sejak pertama kali terdaftar di Bursa Efek Indonesia hingga 20 April 2022. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik RMSE, MSE dan MAE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa GRU memiliki kinerja terbaik dengan galat paling

kecil. Akurasinya lebih tinggi 52% dari RNN dan 47.53% dari LSTM, sementara LSTM hanya 11% lebih baik dari RNN.

2. Penelitian [Pipin et al. \(2023\)](#) membahas prediksi pergerakan harga saham menggunakan pendekatan *deep learning* dengan model RNN–LSTM yang dioptimasi menggunakan *Adaptive Moment Estimation* (Adam). Objek yang digunakan adalah data historis saham dari Bursa Efek Indonesia (BEI), yaitu saham BBKA, BBRI, BMRI, ICBP, TLKM, dan UNVR dari 29 Juli 2019 hingga 24 Mei 2022. Arsitektur model terdiri dari empat lapisan LSTM dengan jumlah unit neuron sebanyak 64, nilai *dropout* sebesar 0.25, serta optimasi menggunakan Adam. Evaluasi model menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Percentage Error* (MPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model RNN-LSTM mampu memprediksi harga saham yang mendekati nilai aktual, dengan nilai MSE rendah sebesar 0.0109012 dan MPE sebesar 1.74%.
3. Penelitian [AJ & Ghufron \(2025\)](#) membandingkan kinerja RNN dan LSTM untuk memprediksi harga penutupan saham Bank Mandiri (BMRI) menggunakan data dari tahun 2018 hingga 2024. Kedua model tersebut dirancang dengan arsitektur sekuensial yang terdiri dari dua lapisan dengan 128 dan 64 unit neuron, diikuti oleh dua lapisan *dense*. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Berdasarkan hasil pengujian dan nilai rata-rata evaluasi, metode LSTM terbukti lebih unggul dibandingkan RNN, dengan rata-rata RMSE LSTM sebesar 109,43 dan MAPE sebesar 1,41%, yang lebih rendah dibandingkan rata-rata RMSE RNN sebesar 170,22 dan MAPE sebesar 2,34%.
4. Penelitian [Abbas et al. \(2024\)](#) bertujuan untuk memprediksi harga penutupan

saham pada sepuluh indeks saham gabungan (JKSE, FTSE, ASX, CAC40, DAX, DJI, HIS, N225, NASDAQ, dan SP500) menggunakan tiga algoritma *deep learning*, yaitu LSTM, GRU, dan RNN. Model-model ini dibangun dengan arsitektur yang seragam dan diuji dalam dua skenario konfigurasi parameter yang berbeda, yaitu Percobaan 1 (*batch size* = 1, *epoch* = 3) dan Percobaan 2 (*batch size* = 32, *epoch* = 60). Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik regresi, termasuk *R-squared Score* (R^2), MAE, MSE, dan RMSE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kinerja model sangat bergantung pada parameter pelatihan. Pada Percobaan 1, LSTM mengungguli algoritma lainnya dan pada Percobaan 2, GRU mengungguli LSTM dan RNN. Meskipun demikian, penelitian ini menyimpulkan bahwa LSTM memiliki potensi untuk berkinerja lebih baik dan memberikan prediksi yang lebih akurat ketika menggunakan dataset yang lebih besar.

5. Penelitian [Andriyanto & Rianto \(2022\)](#) bertujuan untuk mengoptimalkan model dalam memprediksi harga saham yang berfluktuasi sedang, seperti *Oracle Corporation* dan saham di Bursa Efek Indonesia (BEI) seperti ASII, UNVR, BBRI, dan BBKP, dengan menggunakan perbandingan tiga model, yaitu RNN, LSTM dan GRU. Setelah dilakukan *hyperparameter tuning* menggunakan *optimizer* Adam, Adamax, dan RMSProp, jumlah *epoch* 100–300, serta *learning rate* 0,01 pada arsitektur *Neural Network* sederhana (4 *input*, 1 *hidden layer* dengan 32 neuron, dan 1 *output layer*), model RNN dengan *optimizer* Adam, *epochs* 100 menunjukkan kinerja terbaik. Model optimal ini mencapai nilai *R-Square* sebesar 0,96 dan terbukti efektif ketika diterapkan pada saham BEI, dengan nilai *R-Square* yang tinggi pada saham UNVR (0,97), BBRI (0,97), dan ASII (0,96).

6. Penelitian yang dilakukan oleh [Nurashila et al. \(2023\)](#) membahas prediksi kemacetan lalu lintas jaringan pada PT XYZ dengan membandingkan kinerja algoritma RNN dan LSTM. Pengujian dilakukan dengan menggunakan *hyperparameter* yang telah ditentukan, yaitu terdiri dari 1 *input layer*, 4 *hidden layer* dengan *dropout*, dan 1 *output layer*, jumlah epoch sebanyak 75, *batch size* = 64, serta *optimizer* Adam. Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik RMSE, MAE, dan *R-Squared*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM memiliki performa yang lebih baik dibandingkan RNN. Untuk model LSTM diperoleh nilai MAE sebesar 0.70780, nilai RMSE sebesar 1.39910, serta nilai *R-Squared* sebesar 0.99263 atau sekitar 99.2%. Sedangkan pada model RNN, diperoleh nilai MAE sebesar 0.77640, nilai RMSE sebesar 1.51019, dan nilai *R-Squared* sebesar 0.99142 atau sekitar 99.1%. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model LSTM memberikan akurasi prediksi yang lebih tinggi dibandingkan RNN dalam memprediksi kemacetan lalu lintas jaringan pada PT XYZ.
7. Penelitian [Luthfi & Syah \(2025\)](#) membahas tentang model *deep learning* untuk analisis prediksi harga saham menggunakan metode LSTM. Objek yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis saham PT Astra International Tbk (ASII.JK) periode 1 Januari 2010 hingga 22 Mei 2024. Metode yang digunakan adalah pemodelan dengan algoritma LSTM. Arsitektur model terdiri dari empat lapisan LSTM dengan konfigurasi 128–128–64–64 unit, fungsi aktivasi tan, *dropout* 0.4, satu lapisan *dense* keluaran, *batch size* 64, dan 100 epoch. Evaluasi model menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM cukup akurat dengan nilai MAE sebesar 87.69 (1.44%), RMSE sebesar 1.92%, dan MAPE sebesar

1.45%.

Berdasarkan beberapa penelitian yang telah diuraikan sebelumnya, banyak studi telah menggunakan model *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam peramalan dengan hasil akurasi yang baik. Namun, belum banyak penelitian yang secara spesifik membandingkan kinerja model RNN dan LSTM dengan arsitektur yang seragam dalam prediksi harga saham TLKM menggunakan periode data yang panjang. Oleh karena itu, penelitian ini difokuskan pada perbandingan kinerja model RNN dan LSTM dalam memprediksi harga saham TLKM dengan periode data 2014–2024.

Pemilihan kedua model ini dilakukan untuk menjaga fokus penelitian serta memungkinkan analisis yang lebih mendalam dan konsisten terhadap karakteristik data *time series* yang digunakan. Selain itu, periode penelitian mencakup kondisi pasar sebelum, saat, dan setelah pandemi COVID-19, sehingga diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kemampuan kedua model dalam menghadapi data yang dinamis dan berfluktuasi.

Secara umum, kedua metode memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing. Model RNN memiliki arsitektur yang lebih sederhana, lebih ringan secara komputasi, serta proses pelatihan yang relatif cepat. Namun, RNN memiliki keterbatasan dalam menangani *long-term dependencies* karena rentan terhadap masalah *vanishing gradient*. Sebaliknya, model LSTM mampu mempertahankan informasi jangka panjang melalui mekanisme *gate*, sehingga lebih efektif dalam mempelajari pola pada data urutan yang panjang dan kompleks. Akan tetapi, arsitektur LSTM yang lebih kompleks menyebabkan proses pelatihan menjadi lebih lambat dan membutuhkan sumber daya komputasi yang lebih besar dibandingkan RNN.

Meskipun terdapat model turunan lain seperti *Gated Recurrent Unit* (GRU)

yang terbukti mampu memberikan performa yang kompetitif dan lebih efisien dalam beberapa studi, model tersebut tidak disertakan dalam penelitian ini. Dalam penelitian ini, LSTM dipilih sebagai representasi utama model *recurrent* berbasis mekanisme gerbang, karena memiliki struktur memori yang lebih lengkap dibandingkan GRU, sehingga perbandingan antara RNN dan LSTM dinilai telah cukup mewakili perbedaan mendasar antara arsitektur tanpa dan dengan mekanisme pengendalian memori. Dengan demikian, penelitian ini difokuskan untuk memberikan analisis yang lebih mendalam terhadap karakteristik, kelebihan, serta keterbatasan RNN dan LSTM dalam memodelkan pergerakan harga saham TLKM.

Untuk menjelaskan persamaan dan perbedaan antara penelitian ini dengan penelitian terdahulu, dapat dilihat pada Tabel 1.1.

Tabel 1.1 Persamaan dan Perbedaan Penelitian Sekarang dengan Penelitian Terdahulu

No	Peneliti	Persamaan	Perbedaan	
			Penelitian terdahulu	Penelitian ini
1	Nilsen (2022)	Prediksi harga saham RNN dan LSTM, metrik MSE/RMSE/MAE	3 model (RNN, LSTM, GRU), saham LQ45 (semua saham sejak awal sampai 20/04/2022), optimizer SGD, 200 epoch, batch 32, 24 neuron. Hasil: GRU unggul, LSTM 11% dari RNN, LSTM < GRU (47,5%)	2 model (RNN dan LSTM), saham TLKM 2014–2024, 2 hidden layer 64 neuron, dropout 0.2, optimizer Adam, batch 64
2	Pipin et al. (2023)	RNN-LSTM untuk prediksi harga saham BEI	6 saham (BBCA, BBRI, BMRI, ICBP, TLKM, UNVR) dari 29 Juli 2019 hingga 24 Mei 2022. 4 LSTM layer, 64 neuron/layer, dropout 0.25, optimizer Adam. Hasil: MSE 0.0109, MPE 1.74%	Saham TLKM dari Januari 2014 hingga Desember 2024. 2 hidden layer 64 neuron, dropout 0.2, optimizer Adam, batch 64

No	Peneliti	Persamaan	Perbedaan	
			Penelitian terdahulu	Penelitian ini
3	AJ & Ghufro (2025)	Prediksi harga saham RNN dan LSTM	Saham BMRI 2018–2024, 2 hidden layer (128 dan 64 neuron), 2 dense layer. Model RNN menghasilkan RMSE 170.22 dan MAPE 2.34%, sedangkan LSTM menghasilkan RMSE 109.43 dan MAPE 1.41%.	Saham TLKM 2014–2024, 2 hidden layer 64 neuron, dropout 0.2, optimizer Adam, batch 64, RMSE dan MAPE dihitung
4	Abbas et al. (2024)	RNN dan LSTM dalam prediksi saham	3 model (RNN, LSTM, GRU). 10 indeks global (JKSE, FTSE, ASX, CAC40, DAX, DJI, HIS, N225, NASDAQ, SP500), 2 skema parameter (batch/epoch). Hasil: kinerja tergantung parameter; LSTM potensial lebih baik untuk dataset besar	Saham TLKM, RNN dan LSTM, 2 hidden layer 64 neuron, batch/epoch tunggal, dropout 0.2
5	Andriyanto & Rianto (2022)	Prediksi saham BEI, RNN dan LSTM	3 model (RNN, LSTM, GRU), saham ASII, UNVR, BBRI, BBKP, hyperparameter tuning luas. Hasil: RNN optimal R^2 0.96	RNN dan LSTM, saham TLKM, parameter tetap (2 hidden layer 64 neuron, dropout 0.2, Adam)
6	Nurashila et al. (2023)	Bandinkan RNN dan LSTM	Kemacetan lalu lintas, 4 hidden layer, optimizer Adam, batch 64, epoch 75. Hasil: LSTM MAE 0.708, RMSE 1.399, R^2 0.993; RNN MAE 0.776, RMSE 1.510, R^2 0.991	Saham TLKM, 2 hidden layer 64 neuron, dropout 0.2, optimizer Adam, batch 64
7	Luthfi & Syah (2025)	Menggunakan LSTM untuk prediksi saham	Saham ASII, 4 LSTM layer (128-128-64-64), dropout 0.4, 1 dense, batch 64, epoch 100. Hasil: MAE 87.7 (1.44%), RMSE 1.92%, MAPE 1.45%	RNN dan LSTM, saham TLKM, 2 hidden layer 64 neuron, dropout 0.2, batch 64, optimizer Adam

Berdasarkan Tabel **I.1** dapat disimpulkan bahwa persamaan utama antara penelitian ini dan penelitian terdahulu terletak pada penggunaan metode berbasis *deep learning* dengan model RNN dan LSTM dalam memprediksi data deret waktu (*time series*). Perbedaannya terletak pada objek penelitian yang secara spesifik berfokus pada saham TLKM, penggunaan periode data yang lebih panjang (2014–2024), serta penerapan arsitektur model yang seragam untuk membandingkan kinerja RNN dan LSTM secara lebih adil dan konsisten. Adapun judul penelitian ini adalah: *Perbandingan Model Deep Learning Recurrent Neural Network dan Long Short-Term Memory dalam Prediksi Harga Saham (Studi Kasus: PT Telekomunikasi Indonesia Tbk Menggunakan Data Historis Tahun 2014–2024)*

Dengan adanya penelitian ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi baru berupa analisis yang lebih terfokus dan mendalam terhadap performa model RNN dan LSTM dalam memodelkan pergerakan harga saham TLKM periode 2014–2024 yang bersifat dinamis. Secara spesifik, penelitian ini juga bertujuan menyajikan pemahaman komprehensif mengenai pengaruh karakteristik data dan konfigurasi arsitektur kedua model tersebut terhadap performa prediksinya, sekaligus menjadi pembaruan empiris bagi studi-studi terdahulu.

1.7. Sistematika Penulisan

Sistematika penelitian ini yaitu:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi tentang latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, tinjauan pustaka, dan sistematika penulisan.

BAB II DASAR TEORI

Bab ini menjelaskan landasan teori yang menjadi acuan, berisi tentang konsep, hipotesis, dan rancangan penelitian.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini membahas metode penelitian yang akan digunakan dalam pemecahan masalah, berisi tentang pendekatan penelitian, sumber data, metode pengolahan data, dan diagram analisis data.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini memaparkan proses analisis data, kemudian hasilnya diinterpretasikan secara terperinci.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dan saran dari penelitian yang dilakukan oleh penulis.

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pembahasan pada bab IV, maka diperoleh simpulan sebagai berikut:

1. Berdasarkan hasil penelitian, prosedur penerapan model *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam prediksi harga saham TLKM telah diidentifikasi melalui beberapa tahapan utama. Tahap awal dilakukan dengan pengumpulan data historis harga saham. Selanjutnya, dilakukan *Exploratory Data Analysis* (EDA) yang meliputi pemahaman struktur data, identifikasi *missing value*, serta analisis dan visualisasi awal untuk memperoleh gambaran pola pergerakan data. Tahap berikutnya adalah prapemrosesan data yang mencakup penghapusan data duplikat, normalisasi data, penanganan *outlier*, pembagian data latih dan data uji, serta pembentukan *sliding window*. Setelah itu, dilakukan uji menggunakan metode klasik, pembangunan dan pelatihan model RNN dan LSTM dengan menerapkan teknik *early stopping*. Tahap akhir meliputi evaluasi kinerja model, denormalisasi hasil prediksi agar kembali ke skala data asli, serta visualisasi perbandingan antara hasil prediksi dan data aktual. Keseluruhan tahapan tersebut memungkinkan model mempelajari pola pergerakan data deret waktu secara sistematis.
2. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa baik model RNN maupun LSTM

mampu mengikuti tren umum pergerakan harga saham TLKM periode 2014–2024. Model RNN menghasilkan nilai MSE sebesar 9.810,3220, RMSE sebesar 99,0470, dan MAE sebesar 79,6665 dengan waktu pelatihan 195,2397 detik, sedangkan model LSTM menghasilkan nilai MSE sebesar 3.067,6683, RMSE sebesar 55,3865, dan MAE sebesar 41,5585 dengan waktu pelatihan 497,1760 detik. Berdasarkan hasil visualisasi kedua model terlihat mampu mengikuti tren pergerakan harga saham, baik saat naik maupun turun. Namun, prediksi model LSTM lebih halus dan konsisten dalam mengikuti pola pergerakan harga, sedangkan model RNN cenderung menunjukkan fluktuasi yang lebih besar dan penyimpangan yang lebih jelas pada beberapa periode tertentu.

3. Berdasarkan hasil evaluasi kuantitatif maupun visualisasi hasil prediksi, dapat disimpulkan bahwa model LSTM lebih unggul dibandingkan dengan model RNN dalam memprediksi harga saham TLKM. Model LSTM lebih efektif dalam mengurangi kesalahan prediksi sekaligus mempresentasikan pola pergerakan harga saham, baik pada kondisi tren naik maupun tren turun.

5.2. Saran

Setelah membahas perbandingan model RNN dan LSTM untuk prediksi harga saham, penulis ingin menyampaikan beberapa saran.

1. Penelitian ini dapat diperluas dengan menguji model prediksi pada saham lain, baik dalam sektor yang sama maupun sektor berbeda, sehingga dapat diketahui konsistensi performa model.
2. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan arsitektur model yang berbeda, seperti *Gated Recurrent Unit* (GRU), *Transformer*, atau model hibrida untuk

memperoleh hasil prediksi yang lebih optimal.

3. Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi variasi arsitektur model dan penyesuaian *hyperparameter*, seperti jumlah epoch, ukuran *batch size*, jumlah *layer*, dan jumlah neuron pada setiap lapisan, untuk mendapatkan konfigurasi model yang lebih optimal.
4. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi penambahan parameter atau fitur input lainnya yang relevan dengan pergerakan harga saham, sehingga model dapat menangkap pola ketergantungan data secara lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

- Abbas, M. A., Saputra, H. D., Octavianlara, A., Efendi, A. I., & Yasrizal (2024). Prediksi harga saham berdasarkan data histori menggunakan algoritma lstm, gru & rnn. *InComTech: Jurnal Telekomunikasi dan Komputer*, 14(3):195–205, ISSN: 2085-4811, DOI: [10.22441/incomtech.v14i3.25132](https://doi.org/10.22441/incomtech.v14i3.25132).
- AJ, N. F. & Ghufro, G. (2025). Perbandingan metode recurrent neural network dan long short term memory untuk prediksi harga saham bank mandiri. *Nusantara of Engineering (NOE)*, 8(02):465–671.
- Andriyanto, D. & Rianto, Y. (2022). Optimization of recurrent neural network in indonesia stock exchange price prediction modeling. *Journal of Information Systems, Informatics and Computing (JISICOM)*, 6(1):1–10, ISSN: 2579-5201.
- Anton, H. & Kaul, A. (2018). *Elementary Linear Algebra*. John Wiley & Sons, Hoboken, NJ, 12th edition, ISBN: [978-1-119-40677-8](https://www.wiley.com/9781119406778). Includes applications and supplementary online materials.
- Buff ML (2025). Common deep learning algorithms. <https://buffml.com/common-deep-learning-algorithms/>. Diakses pada 15 Oktober 2025.
- DataLearns247 (2023). Mengenal machine learning #12. <https://www.datalearns247.com/mengenal-machine-learning-12>. Diakses pada 15 Oktober 2025.
- Dicoding (2024). Neural network: Cikal bakal revolusi deep learning. <https://www.dicoding.com/blog/>

[neural-network-cikal-bakal-revolusi-deep-learning/](#).

Diakses pada 15 Oktober 2025.

Elman, J. L. (1990). Finding structure in time. *Cognitive Science*, 14(2):179–211,

DOI: [10.1207/s15516709cog1402_1](#).

Fariza, A. (2020). Analisis deret waktu (time series analysis). Slide presentasi PowerPoint.

Firmansyah, M. R., Ilyas, R., & Kasyidi, F. (2020). Klasifikasi kalimat ilmiah menggunakan recurrent neural network. In *Prosiding Industrial Research Workshop and National Seminar*, volume 11, pages 488–495.

Fitria, D., Permana, D., et al. (2024). Pt. telkom (tbk) stock price forecasting using long short term memory (lstm). *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 2(4):414–421.

Gajamannage, K., Park, Y., & Jayathilake, D. I. (2023). Real-time forecasting of time series in financial markets using sequentially trained dual-lstms. *Expert Systems with Applications*, 223:119879.

Hanke, J. E. & Wichern, D. W. (2005). *Business Forecasting*. Pearson Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 8 edition.

Hochreiter, S. & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8):1735–1780, DOI: [10.1162/neco.1997.9.8.1735](#),
https://www.researchgate.net/publication/13853244_Long_Short-Term_Memory.

Jiang, W. (2021). Applications of deep learning in stock market prediction: recent progress. *Expert Systems with Applications*, 184:115537.

- Kusuma, N. P. N. (2024). Prediksi harga saham blue chip pada indeks idx30 menggunakan algoritma recurrent neural network (rnn). *Ekonomi & Bisnis*, 23(1):90–97.
- Larasati, K. D. & Primandari, A. H. (2021). Forecasting bitcoin price based on blockchain information using long-short term method. *Param. J. Stat*, 1(1):1–6.
- Lawi, A., Mesra, H., & Amir, S. (2022). Implementation of long short-term memory and gated recurrent units on grouped time-series data to predict stock prices accurately. *Journal of Big Data*, 9(1):89.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553):436–444.
- Luthfi, M. R. & Syah, R. D. (2025). Model deep learning untuk analisis prediksi harga saham menggunakan metode long short-term memory (lstm). *Jurnal Ilmiah Ekonomi Bisnis*, 30(1), DOI: [10.35760/eb.2025.v30i1.11870](https://doi.org/10.35760/eb.2025.v30i1.11870), <https://doi.org/10.35760/eb.2025.v30i1.11870>.
- Matthews, P. C. (2012). *Vector calculus*. Springer Science & Business Media.
- McCulloch, W. S. & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4):115–133.
- Meduri, S. (2024). Activation functions in neural networks: A comprehensive overview. *International Journal of Research in Computer Applications and Information Technology (IJRCAIT)*, 7(2):214–227, DOI: [10.5281/zenodo.13950374](https://zenodo.org/record/13950374), https://iaeme.com/MasterAdmin/Journal_uploads/IJRCAIT/VOLUME_7_ISSUE_2/IJRCAIT_07_02_016.pdf. Article ID: IJRCAIT_07_02_016.

Million, E. (2007). The hadamard product. <https://creativecommons.org/licenses/by/3.0/us/>. Licensed under the Creative Commons Attribution 3.0 United States License.

Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Wiley Series in Probability and Statistics. John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey, 2nd edition, ISBN: 978-1-118-74511-3.

Nilsen, A. (2022). Perbandingan model rnn, model lstm, dan model gru dalam memprediksi harga saham-saham lq45. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, 6(1):137–147.

Nurashila, S. S., Hamami, F., & Kusumasari, T. F. (2023). Perbandingan kinerja algoritma recurrent neural network (rnn) dan long short-term memory (lstm): Studi kasus prediksi kemacetan lalu lintas jaringan pt xyz. *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 8(3):864–877, ISSN: 2540-8984, DOI: 10.29100/jipi.v8i3.3961, <https://jurnal.stkippgritulungagung.ac.id/index.php/jipi>.

Olpah, H., Murni, S., Supheni, I., & Sistyaningrum, D. F. (2023). Pengaruh faktor internal dan eksternal terhadap harga saham pada perusahaan (sektor industri konsumsi tahun 2019–2021). *Jurnal Akuntansi dan Manajemen Mutiara Madani*, 12(2):76–92, ISSN: 2302-5673.

Permana, I. & Salisah, F. N. (2022). Pengaruh normalisasi data terhadap performa hasil klasifikasi algoritma backpropagation. *IJIRSE: Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering*, 2(1):67–72.

- Pipin, S. J., Purba, R., & Kurniawan, H. (2023). Prediksi saham menggunakan recurrent neural network (rnn-lstm) dengan optimasi adaptive moment estimation. *J. Comput. Syst. Informatics*, 4(4):806–815.
- Radho, A. E., Sugiartawan, P., & Santiago, G. A. (2021). Prediksi jumlah kasus covid-19 menggunakan teknik sliding windows dengan metode bpnn. *Jurnal Sistem Informasi dan Komputer Terapan Indonesia (JSIKTI)*, 4(1):12–23, ISSN: 2655–2183.
- Rochmawati, N., Hidayati, H. B., Yamasari, Y., Tjahyaningtjas, H. P. A., Yustanti, W., & Prihanto, A. (2021). Analisa learning rate dan batch size pada klasifikasi covid menggunakan deep learning dengan optimizer adam. *JIEET (Journal of Information Engineering and Educational Technology)*, 5(2):44–48.
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6):386–408.
- Rusyida, W. Y. (2022). *Teknik Peramalan: Metode ARIMA dan Holt Winter*. Penerbit NEM.
- Sapanji, R. V. T., Lestari, S., Murnawan, M., & Samiharjo, R. (2023). Prediksi indeks bursa efek indonesia 2023 pendekatan arima, machine learning dengan r programming. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 13(2):163–177.
- Shah, J., Vaidya, D., & Shah, M. (2022). A comprehensive review on multiple hybrid deep learning approaches for stock prediction. *Intelligent Systems with Applications*, 16:200111.
- Shumway, R. H. & Stoffer, D. S. (2017). *Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples*. Springer, 4 edition.

Sianturi, T. B., Cholissodin, I., & Yudistira, N. (2023). Penerapan algoritma long short-term memory (lstm) berbasis multi fungsi aktivasi terbobot dalam prediksi harga ethereum. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 7(3):1101–1107.

Soebiantoro, U. (2020). Perdagangan saham yang paling moncer dalam masa pandemi covid-19. *Working Paper*. Dosen Manajemen FEB UPN Veteran Jawa Timur.

Team Brandcom BRIDS (2025). Apa itu indeks lq45 kriteria dan daftar sahamnya. <https://www.brights.id/id/blog/apa-itu-indeks-lq45>. Diakses 7 Januari 2026.

Transformer-NLP (Hashnode) (2024). The evolution of nlp: From rnns to transformers. <https://transformer-nlp.hashnode.dev/the-evolution-of-nlp-from-rnns-to-transformers>. Diakses pada 15 Oktober 2025.

Wijaya, E., Indriyati, R., Rinawati, R., Utami, R. N., Negsih, T. A., Suharyanto, S., Hermawan, E., Deseria, R., Aziza, N., Judijanto, L., et al. (2024). *Pengantar Statistika: Konsep Dasar untuk Analisis Data*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia.

Yudistira, E. N. & Kom, S. (2024). *Deep Learning: Teori, Contoh Perhitungan, dan Implementasi*. Deepublish.

Zhang, L. (2019). Aps360 fundamentals of ai - lecture 2: Terms. https://www.cs.toronto.edu/~lczhang/aps360_20191/lec/w02/terms.html. Accessed: 16 October 2025.