

**SKRIPSI**

**ANALISIS VOLATILITAS SAHAM MENGGUNAKAN MODEL *GENERELIZED  
AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY (GARCH)* , *LONG  
SHORT TERM MEMORY (LSTM)* DAN *HYBRID GARCH - LSTM***

**(Studi Kasus : Saham harian *Jakarta Islamic Index (JII)* Periode Januari 2019 – Desember  
2023)**



**FADHILAH KURNIA PUTRI**

**NIM.21106010063**

**STATE ISLAMIC UNIVERSITY  
SUNAN KALIJAGA  
YOGYAKARTA**

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

**2026**

## HALAMAN JUDUL

**ANALISIS VOLATILITAS SAHAM MENGGUNAKAN MODEL *GENERALIZED  
AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY (GARCH)*, *LONG SHORT  
TERM MEMORY (LSTM)* DAN *HYBRID GARCH - LSTM***

**(Studi Kasus : Saham harian *Jakarta Islamic Index (JII)* Periode Januari 2019 – Desember 2023)**

Skripsi

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



Diajukan Oleh

**FADHILAH KURNIA PUTRI**

**NIM.21106010063**

Kepada

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



## SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI/TUGAS AKHIR

Hal : Persetujuan Skripsi / Tugas Akhir

Lamp : 1

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 : Fadhilah Kurnia Putri

NIM : 21106010063

Judul Skripsi : Analisis Volatilitas Saham Menggunakan Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)*, *Long Short Term Memory (LSTM)* dan *Hybrid GARCH - LSTM*

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

*Wassalamu 'alaikum wr. wb.*

STATE ISLAMIC UNIVERSITY  
SUNAN KALIJAGA  
YOGYAKARTA

Yogyakarta,

Pembimbing

Dr. Epha Diana Supandi, S.Si., M.Sc

NIP. 19750912 200801 2 015



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-538/Un.02/DST/PP.00.9/03/2026

Tugas Akhir dengan judul : ANALISIS VOLATILITAS SAHAM MENGGUNAKAN MODEL  
GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY  
(GARCH), LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) DAN HYBRID GARCH -  
LSTM (Studi Kasus : Saham harian Jakarta Islamic Index (JII ) Periode Januari 2019  
- Desember 2023)

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : FADHILAH KURNIA PUTRI  
Nomor Induk Mahasiswa : 21106010063  
Telah diujikan pada : Rabu, 04 Maret 2026  
Nilai ujian Tugas Akhir : A/B

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

TIM UJIAN TUGAS AKHIR



Ketua Sidang

Dr. Epha Diana Supandi, S.Si., M.Sc.  
SIGNED

Valid ID: 69aa7fdae074



Penguji I

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

Valid ID: 69aa5ad134eb7



Penguji II

Aulia Khifah Fuhona, M.Sc.  
SIGNED

Valid ID: 69aa7f8b0b9a1



Yogyakarta, 04 Maret 2026  
UIN Sunan Kalijaga  
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si.  
SIGNED

Valid ID: 69ae44da3affc

## HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Fadhilah Kurnia Putri  
NIM : 21106010063  
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.

  
06-03-2026  
Fadhilah Kurnia Putri

STATE ISLAMIC UNIVERSITY  
**SUNAN KALIJAGA**  
YOGYAKARTA

## **HALAMAN PERSEMBAHAN**

Skripsi ini saya persembahkan sebagai tanda bukti kepada orang tua, keluarga, serta sahabat- sahabat saya yang selalu memberi support dalam menyelesaikan skripsi ini. Halaman persembahan ini juga saya persembahkan untuk diri saya sendiri yang telah berjuang dan berusaha selama ini. Terima kasih atas kerja kerasnya.



## HALAMAN MOTTO

“Bukan kesulitan yang menghentikan langkah, melainkan keraguan untuk mencoba.”

*Life isn't a race to the finish—what matters is how much you enjoy the ride. Just keep your eyes on your own path.*

*Sebagaimana firman Allah dalam QS. Al-Insyirah (94:6): 'Sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan.' Maka, jalani hidup dengan kesabaran dan keyakinan bahwa setiap proses membawa kita lebih dekat kepada tujuan yang lebih baik.*



STATE ISLAMIC UNIVERSITY  
SUNAN KALIJAGA  
YOGYAKARTA

## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum W. W.*

*Alhamdulillahirabbil'alamin*, segala puji syukur penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan tugas akhir yang berjudul “ANALISIS VOLATILITAS SAHAM MENGGUNAKAN MODEL *GENERELIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY (GARCH)* , *LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)* DAN *HYBRID GARCH LSTM* ” sebagai syarat dalam menyelesaikan studi S-1 Matematika di Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta. Shalawat beserta salam senantiasa tercurahkan kepada junjungan alam Nabi besar Muhammad SAW, yang menjadi suri tauladan bagi seluruh umat islam.

Segala perjuangan penulis persembahkan untuk orang-orang hebat yang selalu menjadi penyemangat dan selalu memberi motivasi ketika semangat penulis mulai turun dan tentunya selalu memberikan doa-doa terbaiknya. Dalam kesempatan ini penulis ingin mengucapkan rasa terima kasih kepada :

1. Allah Swt yang senantiasa melimpahkan rahmat dan hidayah nya
2. Prof. Noorhaidi, M.A., M.Phil., Ph.D. selaku Rektor UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta
3. Prof. Dr. Khurul Wardati, M.Si., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
4. Dr. Epha Diana Supandi, S.Si., M.Sc. selaku Ketua Program Studi Matematika Periode 2025 UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta
5. Pipit Pratiwi Rahayu, S.Si., M.Sc. selaku Dosen Penasihat Akademik Matematika Angkatan 2021 UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta
6. Dr. Epha Diana Supandi, S.Si., M.Sc. selaku Dosen Pembimbing Skripsi yang telah memberikan arahan, masukan, dan dukungan kepada penulis dengan kesabaran dan keikhlasannya hingga selesainya skripsi ini.
7. Seluruh Dosen Matematika UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta yang telah

memberikan ilmu bermanfaat selama di bangku perkuliahan.

8. Kedua orang tua yang dibanggakan, Bapak Fanhayus, S.Ag., M.Pd dan Ibu Rajmawati M.Pd. Terima kasih penulis sampaikan kepada beliau- beliau atas segala bentuk cinta dan kasih, semangat, motivasi serta nasihat yang selalu diberikan kepada penulis.
9. Abang dan Adik penulis, Amir Hakim, Muhammad Irfan Mufid, Hafidz 'Alfiat dan Muhammad Husnul Fikri. Terima kasih selalu memberikan segala bentuk dukungan dan semangat penulis selama pengerjaan skripsi.
10. Sahabat 0 KM, yaitu Atifah, Tiara, Atika dan Nisa yang berperan sangat penting dalam masa perkuliahan ini, terima kasih untuk kebersamaannya dan berbagi suka duka selama duduk di bangku kuliah.
11. Sanak – sanak Karengkang yang selalu berbagi suka duka terkait kehidupan di perkuliahan maupun kehidupan di perantauan.
12. Teman-teman Matematika 2021 yang sudah memberikan dukungan dalam menyelesaikan skripsi
13. Teman-teman IYEN yang telah memotivasi dan memberikan dukungan tambahan di tahun terakhir perkuliahan penulis.
14. Seluruh pengurus HM-PS Matematika periode 2021, terima kasih telah memberikan semangat menjalani perkuliahan.
15. Seluruh Pengurus DEMA FST Periode 2021, terima kasih telah kebersamai selama masa kepengurusan dan memberikan semangat menjalani perkuliahan.
16. Teman-teman seper-bimbingan Ibu Epha yang selalu memberikan semangat dan support selama pengerjaan skripsi.
17. Teman- teman KKN 114 Tanjungrejo, terima kasih untuk *support* yang diberikan dan segala kenangannya.
18. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang sudah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi, semoga Allah SWT membalas kebaikannya.

# DAFTAR ISI

SKRIPSI .....	1
HALAMAN JUDUL .....	2
HALAMAN PERSETUJUAN .....	3
HALAMAN PENGESAHAN .....	4
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN .....	5
HALAMAN PERSEMBAHAN .....	6
HALAMAN MOTTO .....	7
KATA PENGANTAR .....	8
DAFTAR ISI .....	10
DAFTAR TABEL .....	13
DAFTAR GAMBAR .....	14
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN .....	15
INTISARI .....	18
ABSTRACT .....	19
BAB I PENDAHULUAN .....	20
1.1 Latar Belakang .....	20
1.2 Batasan Masalah .....	22
1.3 Rumusan Masalah .....	23
1.4 Tujuan Penelitian .....	23
1.5 Manfaat Penelitian .....	24
1.6 Tinjauan Pustaka .....	24
1.7 .....	28
1.8 Sistematika Penulisan .....	28
BAB II LANDASAN EORI .....	30
2.1 Investasi .....	30
2.1.1 Saham .....	30
2.1.2 <i>Return</i> .....	31
2.1.3 Analisis Risiko .....	32
2.1.4 JII .....	33
2.2 Statistika .....	34
2.2.1 Data .....	34
2.2.2 Matriks .....	35

2.2.3	Peramalan ( <i>Forecasting</i> ) .....	40
2.2.4	<i>Time Series</i> .....	41
2.2.5	Stasioneritas.....	44
2.2.6	Transformasi Data .....	46
2.2.7	<i>Differencing</i> .....	47
2.2.8	Heteroskedastisitas .....	47
2.3	Volatilitas Saham.....	48
2.4	Model runtun Waktu .....	51
2.4.1	Proses <i>White Noise</i> .....	51
2.4.2	Model <i>Autoregressive</i> (AR) .....	51
2.4.3	Model <i>Moving Average</i> (MA) .....	52
2.4.4	Model <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA).....	53
2.4.5	Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA).....	54
2.5	<i>Machine Learning</i> .....	54
2.5.1	<i>Neural network</i> (NN) dan <i>Artificial Neural network</i> (ANN).....	55
2.5.2	Fungsi Aktivasi .....	58
2.5.3	<i>Backpropagation</i> untuk peramalan <i>time series</i> .....	59
2.5.4	<i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM).....	60
2.6	Pemodelan <i>Hybrid</i> .....	62
2.7	Kriteria Pemilihan dan Evaluasi Model.....	63
2.7.1	Normalisasi.....	63
2.7.2	Evaluasi Model.....	63
BAB III METODE PENELITIAN.....		66
3.1	Jenis Penelitian .....	66
3.2	Jenis dan Sumber Data .....	66
3.3	Alat Pengolahan Data.....	67
3.4	Metode Analisis Data .....	67
3.5	Flowchart Penelitian.....	69
BAB IV PEMBAHASAN.....		71
4.1	Arsitektur Model GARCH - LSTM.....	71
4.2	Nilai Gradien Pada Tiap Bobot Lapian .....	72
4.3	Algoritma Pelatihan untuk Model <i>Hybrid</i> .....	75
BAB V STUDI KASUS.....		80

5.1	Deskripsi Data .....	80
5.2	Data <i>Preprocessing</i> dan <i>Feature Engineering</i> .....	82
5.2.1	Transformasi data.....	82
5.2.2	Uji Stasioneritas.....	85
5.3	Analisis Autokorelasi dan <i>Heteroskedastisitas</i> .....	85
5.4	Uji Mean Model .....	87
5.5	Pemodelan Volatilitas Menggunakan GARCH .....	88
5.5.1	Estimasi Parameter Model GARCH.....	89
5.6	Pembagian Data (Data Split).....	90
5.7	Pemodelan LSTM.....	91
5.7.1	Analisis Arsitektur Model LSTM.....	92
5.8	Pemodelan Volatilitas Model <i>Hybrid</i> GARCH – LSTM.....	93
5.8.1	Evaluasi Model <i>Hybrid</i> GARCH-LSTM.....	94
5.9	Perbandingan dan evaluasi Model.....	94
BAB VI PENUTUP .....		99
6.1	Kesimpulan.....	99
6.2	Saran.....	100
DAFTAR PUSTAKA .....		101
LAMPIRAN.....		103

## DAFTAR TABEL

Tabel 1. 2 Tinjauan Pustaka .....	26
Tabel 2. 1 Nilai $\lambda$ dan tansformasinya.....	46
Tabel 2. 3 Tabel Perbandingan antara Model Tradisional dan Model Hybrid.....	62
Tabel 5. 1 Tabel statistic Data.....	84
Tabel 5. 2 Hasil Uji Ljung-Box.....	87
Tabel 5. 3 <i>Mean</i> Model .....	88
Tabel 5. 4 Perbandingan Model GARCH berdasarkan Mean AR (1).....	88
Tabel 5. 5 Tabel Estimasi performa model GARCH .....	89
Tabel 5. 6 Tabel Split Data.....	91
Tabel 5. 7 Tabel evaluasi model LSTM.....	92
Tabel 5. 8 Tabel evaluasi model Hybrid GARCH – LSTM.....	94
Tabel 5. 9 Tabel perbandingan evaluasi model.....	95
Tabel 5. 10 Diebold–Mariano (DM).....	97



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Grafik Harga Penutupan Saham Harian JII.....	21
Gambar 2. 1 Pola Data Horizontal .....	42
Gambar 2. 2 Pola Data Seasonal .....	42
Gambar 2. 3 Pola Data Sikliks .....	43
Gambar 2. 4 Pola Data Trend.....	43
Gambar 2. 5 Grafik Data tidak stasioner.....	44
Gambar 2. 6 Grafik Data Stasioner .....	45
Gambar 2. 7 Perbandingan pemrograman tradisional dengan machine learning.....	55
Gambar 2. 8 Single-Layer Feedforward Network .....	56
Gambar 2. 9 Multie-Layer Feedforward Network.....	57
Gambar 2. 10 Recurrent Neural Network .....	58
Gambar 2. 11 Struktur Jaringan LSTM.....	60
Gambar 3. 1 Flowchart Penelitian.....	70
Gambar 4. 1 ReLU. Arsitektur GARCH-LSTM.....	72
Gambar 5. 1 Close Piece <i>JII</i> .....	81
Gambar 5. 2 Plot <i>Log-Return</i> .....	82
Gambar 5. 3 Plot Squared-Return .....	83
Gambar 5. 4 Plot ACF-PACF <i>log return</i> .....	86
Gambar 5. 6 Grafik <i>Fitted Model GARCH, LSTM dan hybrid GARCH-LSTM</i> .....	97
Gambar 5. 7 <i>Kurva VaR Backtest Model Hybrid</i> .....	98

## DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

$FV$	: nilai masa depan
$PV$	: nilai saat ini
$r$	: tingkat bunga
$n$	: periode waktu
$R$	: <i>Return Saham</i>
$P_t$	: Harga saham pada periode $t$
$P_{t-1}$	: Harga saham pada periode sebelumnya
$\sigma$	: Deviasi Standar (Volatilitas)
$R_t$	: <i>return</i> individu
$\bar{R}$	: <i>mean return</i>
$N$	: Jumlah observasi
$r_t$	: <i>simple net return</i> pada periode $t$
$VaR$	: nilai risiko maksimum
$\mu$	: <i>mean return</i> dari portofolio
$z$	: nilai <i>z-score</i> untuk tingkat kepercayaan yang diinginkan
$\sigma$	: deviasi standar <i>return</i>
$P$	: Harga pada periode tertentu
$n$	: Jumlah periode
$Y_t$	: nilai aktual
$\epsilon_t$	: kesalahan acak terhadap $t$
$\phi$ dan $\theta$	: orde dari autoregresi

- $p$  : orde dari autoregresi
- $q$  : orde dari *moving average*
- $A_t$  : Matrik koefisien pada waktu ke- $t$
- $\sigma_t^2$  : Varians Kondisional pada waktu
- $\alpha_0$  : Konstanta
- $\alpha_1$  : Koefisien untuk lag kuadrat kesalahan
- $\beta_1$  : Koefisien untuk lag varians
- $Y_t$  : nilai dari deret waktu pada waktu  $t$
- $\Delta$  : operator perbedaan, yaitu  $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$
- $\alpha$  : konstanta
- $\beta t$  : komponen tren waktu
- $\delta$  : parameter yang menunjukkan keberadaan unit root
- $p$  : jumlah lag yang ditambahkan untuk mengatasi autokorelasi
- $\epsilon_t$  : eror term yang diasumsikan berdistribusi normal
- $C_{ij}$  : Elemen pada baris  $i$  dan kolom  $j$  dari matriks hasil ( $C$ )
- $A^T$  : Transpose dari matriks ( $A$ )
- $|A|$  : Determinan dari matriks ( $A$ )
- $A^{-1}$  : Invers dari matriks ( $A$ )
- $\sigma_t^2$  : Varians Kondisional pada waktu
- $\alpha_0$  : Konstanta
- $\alpha_1$  : Koefisien untuk lag kuadrat kesalahan

- $\beta_1$  : Koefisien untuk lag varians
- $X$  : Data yang akan dinormalisasikan
- $X_{sc}$  : Data setelah dinormalisasikan
- $X_{min}$  : Nilai minimum dari keseluruhan data
- $X_{max}$  : Nilai minimum dari keseluruhan data
- $y_i$  : nilai aktual
- $\hat{y}_i$  : nilai prediksi
- $N$  : Jumlah pengamatan
- $k$  : Jumlah parameter dalam model
- $L$  : Nilai maksimum dari fungsi likelihood



## INTISARI

### **ANALISIS VOLATILITAS SAHAM MENGGUNAKAN MODEL *GENERELIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY (GARCH)*, *LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)* DAN *HYBRID GARCH - LSTM***

**(Studi Kasus : Saham harian *Jakarta Islamic Index (JII)* Periode Januari 2019 – Desember 2023)**

Oleh

FADHILAH KURNIA PUTRI

21106010053

Investor di pasar modal tidak hanya mempertimbangkan tingkat keuntungan (return), tetapi juga tingkat risiko yang tercermin melalui volatilitas harga saham. Volatilitas menggambarkan tingkat ketidakpastian pergerakan harga yang dapat memengaruhi stabilitas keputusan investasi, terutama pada indeks saham berbasis syariah seperti *Jakarta Islamic Index (JII)*. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)*, *Long Short-Term Memory (LSTM)*, serta *Hybrid GARCH–LSTM* dalam memodelkan volatilitas saham harian *Jakarta Islamic Index* periode Januari 2019 hingga Desember 2023. Data yang digunakan berupa harga penutupan harian yang ditransformasikan menjadi log return. Tahapan analisis meliputi uji stasioneritas, autokorelasi, heteroskedastisitas, pembentukan model volatilitas, serta evaluasi performa menggunakan ukuran kesalahan prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa data log return JII mengandung efek heteroskedastisitas dan fenomena volatility clustering yang kuat. Berdasarkan hasil evaluasi model, GARCH menghasilkan nilai RMSE sebesar 0,012 dan MAE sebesar 0,009, sedangkan LSTM memperoleh RMSE 0,018 dan MAE 0,014. Model *Hybrid GARCH–LSTM* menunjukkan peningkatan dibandingkan LSTM tunggal dengan RMSE 0,015 dan MAE 0,011, namun masih sedikit di atas performa GARCH. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan statistik klasik masih unggul dalam kestabilan estimasi volatilitas saham syariah, sementara integrasi kecerdasan buatan berperan sebagai pelengkap dalam meningkatkan fleksibilitas prediksi risiko pasar.

**Kata Kunci: Volatilitas Saham, GARCH, LSTM, Hybrid GARCH-LSTM, Jakarta Islamic Index.**

## ABSTRACT

### **ANALISIS VOLATILITAS SAHAM MENGGUNAKAN MODEL *GENERELIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY (GARCH)*, *LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)* DAN *HYBRID GARCH - LSTM***

**(Studi Kasus : Saham harian *Jakarta Islamic Index (JII)* Periode Januari 2019 – Desember 2023)**

By

FADHILAH KURNIA PUTRI

21106010053

Investors in the capital market consider not only the level of return but also the level of risk reflected through stock price volatility. Volatility represents the degree of uncertainty in price movements that may influence the stability of investment decisions, particularly in sharia-based stock indices such as the Jakarta Islamic Index (JII). This study aims to analyze and compare the performance of the Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH), Long Short-Term Memory (LSTM), and Hybrid GARCH–LSTM models in modeling the daily stock volatility of the Jakarta Islamic Index from January 2019 to December 2023. The data used consist of daily closing prices transformed into log returns. The analytical stages include stationarity testing, autocorrelation testing, heteroskedasticity testing, volatility model construction, and performance evaluation using prediction error metrics. The results indicate that the JII log return data exhibit significant heteroskedasticity effects and strong volatility clustering phenomena. Based on the model evaluation, the GARCH model produced an RMSE value of 0.012 and an MAE of 0.009, while the LSTM model obtained an RMSE of 0.018 and an MAE of 0.014. The Hybrid GARCH–LSTM model showed improvement compared to the standalone LSTM with an RMSE of 0.015 and an MAE of 0.011, although it remained slightly above the performance of GARCH. These findings suggest that classical statistical approaches still provide superior stability in estimating sharia stock volatility, while the integration of artificial intelligence serves as a complementary tool in enhancing the flexibility of market risk prediction.

**Keywords: Stock Volatility, GARCH, LSTM, Hybrid GARCH-LSTM, Jakarta Islamic Index.**

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Perkembangan pasar modal di Indonesia menunjukkan peranan yang semakin penting dalam mendukung pertumbuhan ekonomi nasional sehingga mendorong masyarakat untuk mencari instrumen investasi yang mampu memberikan imbal hasil optimal. Selain memiliki potensi keuntungan yang menjanjikan, pasar modal juga menjadi indikator penting dalam melihat stabilitas dan kemajuan ekonomi suatu negara, sebagaimana diatur dalam Undang-Undang No. 8 Tahun 1995 tentang pasar modal. Semakin berkembang suatu pasar modal, semakin besar pula kontribusinya dalam menyediakan sumber pembiayaan bagi perusahaan dan memberikan peluang investasi bagi masyarakat.

Salah satu elemen penting dalam pasar modal adalah indeks harga saham, yang berfungsi sebagai representasi kinerja kelompok saham tertentu. Bagi investor, indeks saham memberikan gambaran umum mengenai kondisi pasar, respon terhadap kebijakan ekonomi, maupun sentimen global. Di Indonesia, salah satu indeks yang memiliki peranan penting khususnya bagi investor yang menerapkan prinsip syariah, adalah *Jakarta Islamic Index (JII)*. Indeks ini berisi saham-saham yang memenuhi screening Dewan Syari'ah Nasional, sehingga menjadi acuan utama dalam pengambilan keputusan investasi syariah. Namun demikian, indeks JII tidak terlepas dari fluktuasi pasar yang dipengaruhi berbagai faktor, seperti perubahan ekonomi global, kebijakan pemerintah, hingga sentimen pasar. Akibatnya, indeks JII menunjukkan pola pergerakan yang dinamis dan tidak selalu stabil. Kondisi ini menimbulkan volatilitas, yaitu ukuran statistik yang menggambarkan seberapa besar suatu harga saham berubah dalam periode tertentu. Semakin tinggi volatilitas, maka semakin besar pula potensi keuntungan dan kerugiannya. Maka dari itu, memahami dan memodelkan volatilitas menjadi hal yang sangat krusial bagi investor maupun pengambilan keputusan di sektor keuangan.

Relevansi kebutuhan prediksi volatilitas JII juga terlihat pada pergerakan indeks selama periode 2019–2023. Gambar 1.1 memperlihatkan bahwa JII mengalami fluktuasi yang tajam, terutama pada masa pandemi COVID-19 di awal tahun 2020, yang menyebabkan penurunan indeks secara signifikan diikuti fase pemulihan yang bertahap. Setelah itu, pergerakan indeks

masih menunjukkan ketidakstabilan yang menggambarkan adanya volatilitas tinggi dalam pasar modal syariah di Indonesia.



Gambar 1. 1 Grafik Harga Penutupan Saham Harian JII

Volatilitas sendiri tidak dapat diukur secara langsung. Umumnya dievaluasi melalui analisis data historis, terutama data *return* harian. Dari data tersebut, pendekatan statistik dan komputasional digunakan untuk melakukan peramalan (*forecasting*), yaitu memprediksi volatilitas di masa mendatang berdasarkan pola masa lalu. Tujuannya adalah meminimalkan risiko dalam pengambilan keputusan investasi (Darmadji & Fakhrudin, 2001). Salah satu peramalan yang sering digunakan adalah peramalan *time series*. *Time series* merupakan serangkaian hasil pengamatan yang diurutkan berdasarkan waktu. Peramalan *time series* telah banyak digunakan dalam berbagai macam bidang dimana peramalan ini menganalisis deret pengamatan dan mengembangkan model yang menggambarkan hubungan antara variabel-variabel yang mendasarinya kemudian meramalkan masa depan dari deret pengamatan tersebut.

Dalam peramalan *time series* dibutuhkan terpenuhinya asumsi residual varians yang konstan. Tidak terpenuhinya asumsi tersebut akan mengakibatkan nilai interval prediksi tidak akurat. Namun kenyataannya terdapat kasus-kasus yang memerlukan metode peramalan dengan residual varians yang tidak konstan atau model *heteroskedastisitas* terutama dalam permasalahan finansial. Pada tahun 1982, Engle memperkenalkan model ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) yang memungkinkan peramalan *time series* dengan residual varians tidak konstan dapat dilakukan dan pada tahun 1986 Bollerslev mengusulkan model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) yang lebih fleksibel. Model ini

efektif dalam menangkap fenomena *volatility clustering*, yakni kecenderungan di mana periode volatilitas tinggi atau rendah muncul secara berkelompok. Namun, GARCH memiliki keterbatasan, khususnya karena model ini mengasumsikan hubungan linear dan distribusi residual yang normal. Padahal, data pasar saham modern umumnya bersifat non-linier, non-stasioner, dan kompleks secara temporal (Tsay, 2010).

Untuk mengatasi keterbatasan ini, pendekatan baru berbasis *machine learning* mulai banyak digunakan, terutama untuk data *time series*. Salah satu algoritmanya adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), bagian dari jaringan saraf dalam (*deep learning*), yang dirancang untuk mempelajari hubungan jangka panjang dan pola non-linier dalam data historis (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Model LSTM meniru cara kerja syaraf otak manusia terutama dalam hal menganalisis pola. Model ini dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf otak dengan asumsi bahwa pemrosesan informasi terjadi di banyak neuron, sinyal dikirim dari neuron-neuron melalui penghubung, penghubung antar neuron memiliki bobot yang memperlemah atau memperkuat sinyal dan menggunakan fungsi aktivasi untuk mendefinisikan output (Siang, 2009). LSTM telah terbukti berhasil dalam berbagai aplikasi peramalan, termasuk prediksi harga saham dan permintaan energi. Namun, model ini juga memerlukan data yang besar, pelatihan yang lama, serta rentan terhadap *overfitting* jika tidak disertai regulasi yang tepat.

Karena masing-masing model memiliki keunggulan dan kelemahan, dilakukan pendekatan *hybrid* GARCH–LSTM sebagai strategi gabungan. Model ini memanfaatkan kemampuan GARCH dalam menangkap pola volatilitas bersyarat, lalu mengintegrasikannya dengan keunggulan LSTM dalam mengenali pola-pola non-linier. Hasil estimasi dari GARCH dapat digunakan sebagai input LSTM, atau residual dari GARCH dapat dianalisis lebih lanjut oleh LSTM untuk menyempurnakan prediksi.

## 1.2 Batasan Masalah

1. Penelitian ini hanya berfokus pada analisis volatilitas saham-saham yang tergabung dalam *Jakarta Islamic Index* (JII)
2. Model yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) untuk analisis volatilitas

bersyarat dan *Long short Term Memory* (LSTM) untuk prediksi harga saham, serta kombinasi keduanya dalam bentuk model *hybrid* GARCH-LSTM.

3. Penelitian ini tidak akan mempertimbangkan faktor eksternal atau makroekonomi lainnya yang dapat mempengaruhi volatilitas saham, seperti suku bunga, inflasi, kondisi ekonomi global maupun faktor geopolitik.
4. Analisis data dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan software *Google Collaboratory* berbasis *Python*.

### 1.3 Rumusan Masalah

1. Bagaimana karakteristik dan pola volatilitas saham-saham yang tergabung dalam *Jakarta Islamic Index* (JII) selama periode 2019 – 2023 berdasarkan data historis saham ?
2. Bagaimana penerapan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH), *Long Short-Term Memory* (LSTM), dan *hybrid* GARCH-LSTM dalam memodelkan volatilitas saham yang tergabung dalam *Jakarta Islamic Index* (JII)?
3. Model manakah yang memberikan tingkat akurasi terbaik dalam memprediksi volatilitas saham JII di antara model GARCH, LSTM, dan *hybrid* GARCH-LSTM?

### 1.4 Tujuan Penelitian

1. Menganalisis pola dan karakteristik volatilitas saham-saham yang tergabung dalam JII periode 2019 - 2023 berdasarkan data historis saham
2. Menerapkan model GARCH, LSTM, dan *hybrid* GARCH-LSTM dalam memodelkan volatilitas saham JII.
3. Membandingkan kinerja ketiga model tersebut untuk menentukan model terbaik dalam memprediksi volatilitas saham JII.

## 1.5 Manfaat Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan batasan masalah di atas, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menentukan prosedur pembentukan model *Hybrid Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM)
2. Mengimplementasikan model *Hybrid Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk pemodelan data Jakarta Islamic Index (JII)
3. Mengetahui keakuratan model *Hybrid GARCH – LSTM* yang diterapkan pada simulasi pada data Jakarta Islamic Index (JII)
4. Melakukan perbandingan tingkat keakuratan antara model GARCH secara individu dengan model *Hybrid GARCH – LSTM*
5. Melakukan prediksi data Jakarta Islamic Index (JII) beberapa periode ke depan menggunakan model *Hybrid GARCH – LSTM*

## 1.6 Tinjauan Pustaka

Pada penelitian ini peneliti menggunakan beberapa acuan penelitian terdahulu sebagai referensi untuk memperkuat dasar penelitian yang dilakukan penulis dan menghindari terjadinya duplikasi penelitian, diantaranya sebagai berikut :

1. Penelitian oleh Luthfia Ashiilah (2024) membandingkan efektivitas model *Support Vector Machine* (SVM) dan *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi Gangguan Kecemasan (*Anxiety Disorder*). Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan LSTM lebih unggul dibandingkan SVM dalam tiga metrik evaluasi, yaitu *precision*, *recall*, dan *F1-score*, dengan nilai mencapai 75%. Namun, SVM menunjukkan keunggulan dalam hal akurasi, dengan nilai mencapai 81%. Temuan ini mengindikasikan bahwa meskipun LSTM lebih baik dalam hal pengukuran kinerja lainnya, SVM tetap memiliki keunggulan dalam akurasi prediksi.
2. Penelitian yang dilakukan oleh Yogi dan Epha (Anggara & Supandi, 2021), melakukan penelitian terkait peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan

memanfaatkan CNN-LSTM. Pada penelitian ini, penentuan neuron optimal di tiap lapisan menggunakan algoritma *hyperband*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN-LSTM mampu meramalkan IHSG dengan akurat dalam memprediksi satu hari kedepan, baik sebelum ataupun saat pandemic COVID-19, di mana besarnya MAPE sebelum COVID-19 sebesar 1,4% dan semasa COVID-19 sebesar 0,5%. Pada penelitian tersebut juga diperoleh jumlah informasi bahwa fitur yang paling mempengaruhi model dalam meramalkan data adalah data IHSG lag pertama.

3. Penelitian oleh García-Medina dan Aguayo-Moreno (2023) mengembangkan model hibrida LSTM-GARCH untuk memprediksi volatilitas dalam portofolio *cryptocurrency*, terutama selama periode turbulensi keuangan akibat pandemi COVID-19. Hasil penelitian menunjukkan bahwa meskipun model MLP (*Multi-Layer Perceptron*) vanilla menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam metrik heteroskedastisitas, model LSTM dan LSTM-GARCH juga memberikan hasil yang sebanding, terutama pada horizon T+1. Median *Sharpe Ratio* (SR) negatif untuk horizon T+1 dan T+6, tetapi positif untuk T+12 dan T+24, menunjukkan bahwa strategi investasi dengan horizon waktu yang lebih panjang menghasilkan SR yang lebih tinggi. Selain itu, penggunaan informasi volume transaksi membantu mengurangi kerugian dalam portofolio. Penelitian ini juga menekankan pentingnya nilai alpha dalam mengevaluasi kinerja portofolio dan pengambilan keputusan alokasi aset. Penelitian ini menyimpulkan bahwa model pembelajaran sederhana seperti MLP lebih disukai untuk memodelkan volatilitas *cryptocurrency* frekuensi tinggi, karena tidak hanya lebih efisien secara komputasi tetapi juga mempertahankan tingkat akurasi yang sama dengan model yang lebih kompleks. Temuan ini menunjukkan potensi model hibrida dalam analisis risiko dan pengambilan keputusan investasi di pasar *cryptocurrency*.
4. Penelitian yang dilakukan oleh Azaria Natasha (2015) berfokus pada analisis volatilitas harga saham dari empat perusahaan, yaitu PT Bank Central Asia Tbk, PT Astra Internasional Tbk, PT Semen Gresik (Persero) Tbk, dan PT United Tractors Tbk, dengan menggunakan metode EGARCH. Dalam penelitian ini, ditemukan bahwa terdapat volatilitas pada data log return keempat perusahaan, yang dibuktikan dengan adanya heteroskedastisitas, sehingga model ARCH, GARCH, dan EGARCH dapat diterapkan.

Model yang digunakan untuk masing-masing perusahaan meliputi ARIMA untuk model mean dan GARCH/EGARCH untuk model varian, dengan hasil sebagai berikut: untuk PT Bank Central Asia Tbk, model mean ARIMA([4],0,0) dan model varian EGARCH(1,1); untuk PT Astra Internasional Tbk, model mean ARIMA([3],0,0) dan model varian GARCH(1,1); untuk PT Semen Gresik (Persero) Tbk, model mean ARIMA(0,0,[3,15]) dan model varian GARCH(1,1); serta untuk PT United Tractors Tbk, model mean ARIMA([42],0,[5]) dan model varian GARCH(1,1)

Tabel 1. 1 Tinjauan Pustaka

No	Nama	Judul	Metode	Hasil
1.	Luthfia ashiilah	Perbandingan SVM dan LSTM untuk memprediksi Gangguan Kecemasan (Anxiety Disorder)	Support Vector Machine (SVM) dan Long Short Term Memory (LSTM)	Penggunaan LSTM lebih unggul dari pada SVM dari 3 matriks perhitungan yang ada, yaitu precision, recall dan F1-score dengan nilai 75%. Sedangkan SVM hanya unggul dalam perhitungan nilai akurasi yaitu 81%
2.	Yogi Anggara	<i>Multivariate Multistep Time Series Forecasting</i> dengan Algoritma CNN-LSTM  (Studi Kasus : Data Cuaca di Stasiun BMKG)	<i>Convolutional Neural Networks</i> (CNN) dan <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM)	Model CNN akan memberikan akurasi yang lebih baik dalam memprediksi pola spasial dalam data cuaca multivariate dibandingkan dengan model LSTM

No	Nama	Judul	Metode	Hasil
3.	García – Medina & Aguayo – Moreno	LSTM–GARCH Hybrid Model for the Prediction of Volatility in Cryptocurrency Portfolios	<i>Long Short Term Memory (LSTM)</i> dan <i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)</i>	Model MLP (Multi-Layer Perceptron) lebih unggul dalam memprediksi volatilitas cryptocurrency dibandingkan model LSTM dan LSTM-GARCH, meskipun ketiga model menunjukkan hasil yang sebanding. MLP lebih efisien secara komputasi dan mempertahankan akurasi yang sama dengan model yang lebih kompleks
4.	Natasha, A.	Analisis Volatilitas Saham Perusahaan dengan Metode E-GARCH	<i>Exponential Generalized Autoregressive Heterocedasticity (EGARCH)</i>	Menggunakan metode E-GARCH pada empat perusahaan dan ditemukan bahwa terdapat volatilitas pada data <i>log return</i>
5.	Zhang, G., Wu, J., & Ye, Y.	Forecasting Stock Volatility with LSTM Networks: A Hybrid Approach	<i>Long Short Term Memory (LSTM)</i> dan <i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)</i>	LSTM memberikan hasil yang lebih baik dalam memprediksi volatilitas jangka pendek dibandingkan GARCH.

Meskipun berbagai penelitian telah dilakukan terkait pemodelan volatilitas, sebagian besar penelitian hanya menggunakan satu pendekatan metode, baik metode statistik maupun metode machine

learning. Penelitian yang mengkombinasikan metode statistik dengan metode *machine learning* dalam bentuk model *hybrid* masih relatif terbatas, terutama pada data saham yang tergabung dalam *Jakarta Islamic Index* (JII). Selain itu, penelitian yang secara khusus membandingkan kinerja model GARCH, LSTM, dan *hybrid* GARCH-LSTM dalam memodelkan volatilitas saham JII masih jarang dilakukan.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis volatilitas saham yang tergabung dalam Jakarta Islamic Index (JII) periode 2019–2023 dengan menggunakan tiga pendekatan model, yaitu model GARCH, model LSTM, dan model *hybrid* GARCH-LSTM. Penelitian ini juga bertujuan untuk membandingkan kinerja ketiga model tersebut sehingga dapat diperoleh model yang paling optimal dalam memprediksi volatilitas saham.

## 1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan skripsi ini adalah sebagai berikut:

### 1 BAB I: PENDAHULUAN

Dalam Bab ini menjelaskan mengenai latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, tinjauan Pustaka dan sistematika penulisan.

### 2 BAB II : LANDASAN DASAR TEORI

Dalam Bab ini menjelaskan mengenai konsep konsep teori yang menjadi acuan, berisi tentang landasan teori, dan rancangan penelitian

### 3 BAB III: METODOLOGI PENELITIAN

Dalam Bab ini menjelaskan tentang metode penelitian yang digunakan dalam memecahkan masalah, mulai dari pengumpulan data hingga teknis analisis

### 4 BAB IV: HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam Bab ini akan dilakukan analisis data sampai ditemukan hasil penelitian yang dibahas secara terperinci

### 5 BAB V : STUDI KASUS

Dalam Bab ini membahas analisis terkait studi kasus dengan memanfaatkan metode yang telah dipaparkan pada Bab VI

## 6 BAB VI : PENUTUP

Dalam Bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang dilakukan serta saran yang biasanya berisi tentang apa saja kekurangan didalam penelitian ini sehingga bisa dikembangkan oleh penelitian penelitian setelahnya



## BAB VI

### PENUTUP

#### 6.1 Kesimpulan

Berdasarkan pada pembahasan analisis volatilitas saham-saham yang tergabung dalam *Jakarta Islamic Index* (JII) periode 1 Januari 2019 – 31 Desember 2023 menggunakan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH), *Long Short Term Memory* (LSTM) dan *Hybrid* GARCH – LSTM dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Data *return* harian JII terbukti bersifat stasioner dan menunjukkan adanya variansi yang tidak konstan (heteroskedastisitas) dan adanya fenomena *volatility clustering*. Hal ini dibuktikan melalui uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dengan nilai *p-value* jauh di bawah tingkat signifikansi 5%, serta uji *Ljung-Box* dan ARCH-LM yang menunjukkan autokorelasi signifikan pada *squared return*.
2. Model GARCH yang dipilih berdasarkan kriteria informasi (AIC dan BIC) mampu menangkap dinamika volatilitas JII cukup stabil. Evaluasi performa pada data validasi dan data uji menunjukkan nilai RMSE berada pada orde  $10^{-4}$  dan MAE pada orde  $10^{-5}$ . Selisih nilai RMSE antara data validasi dan data uji berada pada kisaran 25–30%, yang mengindikasikan bahwa model GARCH memiliki tingkat konsistensi yang baik ketika diaplikasikan pada data di luar periode pelatihan.
3. Model LSTM secara individu belum mampu mengungguli model GARCH, terutama pada periode dengan lonjakan volatilitas ekstrem. Sementara itu, model *Hybrid* GARCH–LSTM mampu menurunkan nilai kesalahan estimasi volatilitas secara numerik, dengan penurunan MSE sekitar 40–50% dibandingkan GARCH individu pada data uji. Namun, hasil uji perbandingan menunjukkan bahwa peningkatan tersebut belum signifikan secara statistik, sehingga model GARCH tetap menjadi model baseline yang paling optimal pada penelitian ini..

## 6.2 Saran

Adapun saran untuk peneliti selanjutnya yaitu dapat menggunakan periode data yang lebih panjang atau membagi data ke dalam beberapa periode pasar agar dinamika volatilitas dapat dianalisis lebih mendalam. Selain itu, pengembangan model ke arah multivariat atau penambahan variabel eksternal seperti indikator makroekonomi dan sentimen pasar dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan akurasi prediksi volatilitas. Penggunaan arsitektur *deep learning* yang lebih kompleks juga dapat dikembangkan untuk mengoptimalkan kinerja model *hybrid*.



## DAFTAR PUSTAKA

- Akaike, H. (1974). "A new look at the statistical model identification." *IEEE Transactions on Automatic Control* , 19(6), 716-723.
- Alpaydin, E. (2010). *Introduction to Machine Learning* . MIT Press.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2014). *Investments* . McGraw-Hill Education.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control* . Wiley.
- Brigham, E. F., & Ehrhardt, M. C. (2016). *Financial Management: Theory and Practice* . Cengage Learning.
- Chatfield, C. (2004). *The Analysis of Time Series: An Introduction with R* . CRC Press.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1981). "Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root." *Econometrica* , 49(4), 1057-1072.
- Engle, R. F. (2001). "GARCH 101: The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics." *Journal of Economic Perspectives* , 15(4), 157-168.
- Engle, R. F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation." *Econometrica* , 50(4), 987-1007.
- Euromonitor International (2023). "Market Share Analysis: Fast-Moving Consumer Goods."
- Fabozzi, F. J. (2020). *Portfolio Management: Theory and Practice* . Wiley.
- Fahmi, I. (2012). *Analisis Investasi dan Manajemen Portofolio* . Alfabeta.
- Fama, E. F. (1970). "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work." *The Journal of Finance* , 25(2), 383-417.
- García-Medina, A., & Aguayo-Moreno, E. (2023). LSTM–GARCH Hybrid Model for the Prediction of Volatility in Cryptocurrency Portfolios. "Springer Science+Business Media,LLC, part of Springer Nature." doi:10.1007/s10614-023-10373-8
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning* . MIT Press.
- Gujarati, D.N., & Porter, D.C. (2004). *Basic Econometrics* . McGraw-Hill Education.
- Halim, A. (2018). *Manajemen Investasi: Teori dan Praktik* . Salemba Empat.
- Halmos, P. R. (1985). *The Life of the Mind* . New York: Springer-Verlag.
- Hartono, J. (2019). *Manajemen Keuangan* . Yogyakarta: BPFE.
- Haykin, S. (2009). *Neural Networks and Learning Machines* . Pearson Education.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). "Long Short-Term Memory." *Neural Computation* , 9(8), 1735-1780.

- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). "Long Short-Term Memory." *Neural Computation* , 9(8), 1735-1780.
- Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice* . 2nd ed. OTexts.
- John Hull (2015). *Risk management and Financial Institutions*. Wiley
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). "Machine Learning: Trends, Perspectives, and Prospects." *Science* , 349(6245), 255-260.
- Kohavi, R. (1995). "A Study of Cross Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection." *Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1137–1145.
- Kumiawanayah. (2018). *Metode Penelitian Kuantitatif dalam Analisis Data Keuangan* . Jakarta: Rajawali Pers.
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2020). "The M4 Competition: Results, conclusions and way forward." *International Journal of Forecasting* , 36(1), 1-10.
- Malkiel, B.G. (2016). *A Random Walk Down Wall Street: The Time-Tested Strategy for Successful Investing* . W.W. Norton & Company.
- Schwarz, G. (1978). "Estimating the dimension of a model." *The Annals of Statistics* , 6(2), 461-464.
- Triola, M.F. (2018). *Elementary Statistics* . Pearson Education.
- Tsay, R.S. (2010). *Analysis of Financial Time Series* . Wiley.
- Walpole, R.E., Myers, R.H., Myers, S.L., & Ye, K. (2016). *Probability and Statistics* . Pearson Education.