

**PREDIKSI HARGA SAHAM SYARIAH PT ANEKA TAMBANG TBK (ANTM)
MENGUNAKAN METODE *GATED RECURRENT UNIT***

SKRIPSI

Oleh:
MUHAMMAD RAMADHANI PASULLERI
NIM. 220605110147



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2026**

**PREDIKSI HARGA SAHAM SYARIAH PT ANEKA TAMBANG TBK (ANTM)
MENGUNAKAN METODE *GATED RECURRENT UNIT***

SKRIPSI

Diajukan kepada:

Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh:

**MUHAMMAD RAMADHANI PASULLERI
NIM. 220605110147**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2026**

HALAMAN PERSETUJUAN

**PREDIKSI HARGA SAHAM SYARIAH PT ANEKA TAMBANG TBK (ANTM)
MENGUNAKAN METODE *GATED RECURRENT UNIT***

SKRIPSI

Oleh:

**MUHAMMAD RAMADHANI PASULLERI
NIM. 220605110147**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 12 Maret 2026

Pembimbing I,



Hani Nurhayati, M.T
NIP. 19780625 200801 2 006

Pembimbing II,



Nur Fitriyah Ayu Tunjung Sari, M.Cs
NIP. 19911226 202012 2 001

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Supriyono, M.Kom

NIP. 19841010 201903 1 0121

HALAMAN PENGESAHAN

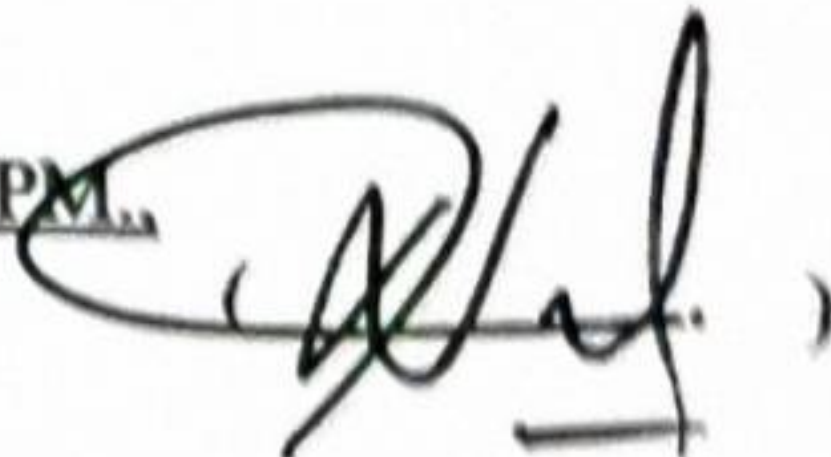



**PREDIKSI HARGA SAHAM SYARIAH PT ANEKA TAMBANG TBK
(ANTM) (ANTM) MENGGUNAKAN METODE *GATED RECURRENT UNIT*
(GRU)**

SKRIPSI

**MUHAMMAD RAMADHANI PASULLERI
NIM. 220605110147**

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 03 Maret 2026

Susunan Dewan Penguji

- Ketua Penguji : Dr. Ir. Fresy Nugroho, ST., MT, IPM.,
ASEAN Eng
NIP. 19670118 200501 1 001 ()
- Anggota Penguji I : Fajar Rohman Hariri, M.Kom
NIP. 19890515 201801 1 001 ()
- Anggota Penguji II : Hani Nurhayati, M.T
NIP. 19780625 200801 2 006 ()
- Anggota Penguji III : Nur Fitriyah Ayu Tunjung Sari, M.Cs
NIP. 19911226 202012 2 001 ()

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Muhammad Ramadhani Pasulleri
NIM : 220605110147
Fakultas / Program Studi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : Prediksi Harga Saham Syariah PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) Menggunakan Metode *Gate Recurrent Unit* (GRU)

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 05 Mei 2026

Yang membuat pernyataan,



Muhammad Ramadhani Pasulleri
NIM.220605110147

MOTTO

“Bukan tentang apa yang kita harapkan”

*“tetapi tentang menerima bahwa apa yang kita dapatkan adalah yang terbaik,
maka bersyukurlah”*

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillah rabbil ‘alamin, segala puji bagi Allah Subhānahu wa Ta‘ālā atas rahmat, karunia, dan petunjuk-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurah kepada Rasulullah Ṣallallāhu ‘Alaihi Wasallam yang telah menuntun umat manusia dari masa kegelapan menuju cahaya Islam.

Dengan penuh rasa syukur, skripsi ini penulis persembahkan kepada kedua orang tua tercinta yang selalu memberikan doa, kasih sayang, serta dukungan yang tiada henti. Terima kasih atas kepercayaan dan pengorbanan yang telah diberikan sehingga penulis dapat terus melangkah dan berusaha meraih cita-cita. Penulis juga mempersembahkan karya ini kepada teman-teman tercinta yang selalu memberikan semangat, motivasi, dan dukungan selama proses penyusunan skripsi ini.

Selain itu, skripsi ini juga penulis persembahkan kepada sahabat-sahabat seperjuangan skripsi serta seluruh teman-teman angkatan 2022 yang telah menemani perjalanan ini dengan dukungan, semangat, dan kebersamaan dalam suka maupun duka hingga penelitian ini dapat diselesaikan. Semoga segala kebaikan, bantuan, dan doa yang telah diberikan mendapatkan balasan terbaik dari Allah Subhānahu wa Ta‘ālā. Aamiin.

KATA PENGANTAR

Assalamu 'alaikum Warahmatullahi

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat, karunia, serta petunjuk-Nya yang senantiasa menyertai setiap langkah penulis dalam proses penyusunan skripsi ini. Berkat pertolongan dan izin-Nya, penulis dapat menyelesaikan karya ilmiah yang berjudul “Prediksi Harga Saham Syariah PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) Menggunakan Metode *GATED RECURRENT UNIT* (GRU)” sesuai dengan waktu yang telah direncanakan.

Proses penyusunan skripsi ini merupakan perjalanan yang penuh dengan pengalaman dan pembelajaran bagi penulis. Mulai dari tahap pengumpulan data, pengolahan serta analisis data, hingga penyusunan laporan akhir, semuanya menghadirkan berbagai tantangan yang memberikan banyak pelajaran berharga. Setiap hambatan yang ditemui menjadi motivasi untuk terus belajar dan berkembang, sementara dukungan dari berbagai pihak menjadi sumber semangat bagi penulis untuk menyelesaikan penelitian ini dengan sebaik-baiknya. Oleh karena itu, dengan penuh rasa hormat dan ketulusan, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Dr. Hj. Ilfi Nurdiana, M.Si., CAHRM., CRMP, selaku Rektor Universitas Islam Negeri Malang, yang telah memberikan kesempatan dan fasilitas untuk menempuh pendidikan di universitas ini.
2. Dr. Agus Mulyono, M.Kes, selaku Dekan Fakultas Saintek Universitas Islam Negeri Malang, atas segala dukungan dan arahan yang diberikan selama proses studi.

3. Supriyono, M.Kom, selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Hani Nurhayati, M.T. selaku dosen pembimbing I dan Nur Fitriyah Ayu Tunjung Sari, M.Cs. selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan bantuan dan arahan kepada penulis, sehingga bisa menuntaskan skripsi ini.
5. Dr. Ir. Fresy Nugroho, ST., MT, IPM., ASEAN Eng. selaku ketua penguji dan Fajar Rohman Hariri, M.Kom selaku dosen penguji II yang telah memberikan kritik dan saran yang sangat membangun selama proses penulisan skripsi.
6. Nia Faricha, S.Si., selaku admin Program Studi Teknik Informatika, atas bantuan, informasi, dan dukungan administratif yang sangat membantu selama masa studi hingga proses penyusunan skripsi.
7. Seluruh dosen, laboran, dan staf Program Studi Teknik Informatika, atas ilmu, bimbingan, semangat, dan dukungan yang diberikan kepada penulis selama masa studi.
8. Orang tua serta saudara saya yang selalu memberikan dukungan dan motivasi untuk terus berusaha, dan doa yang tak putus-putusnya selalu disampaikan agar dapat menuntaskan skripsi ini dengan lancar dan baik.
9. Rekan-rekan di “Kontrakan Penghuni Surga”, yaitu Gumilang, Fahry, Rheza, Farros, Adi, Fajar, Afif, Maul, Muzzaky, Syamsul, serta teman-teman lain yang tidak dapat disebutkan satu per satu. Penulis menyampaikan terima kasih atas kebersamaan, dukungan, serta berbagai

momen kebahagiaan yang telah dilalui bersama selama masa perkuliahan.

10. Teman-teman KKM Lokartha Sahitya, yaitu Syamsid, Ivan, Fitrah, Dilian, Hanum, Jeje, Raisan, Ula, Retno, dan Rinda. Penulis mengucapkan terima kasih atas kebersamaan, kerja sama, serta dukungan yang telah diberikan selama pelaksanaan KKM dan setelahnya. Pengalaman, kebersamaan, dan berbagai momen yang dilalui bersama menjadi kenangan berharga bagi penulis.
11. Teman-teman GDG, yaitu Lili, Uqie, Diah, Wafiy, dan Fajar. Penulis mengucapkan terima kasih atas dukungan, kebersamaan, serta semangat yang telah diberikan selama ini.
12. Seluruh mahasiswa Teknik Informatika, khususnya Angkatan 2022 “Infinity”, yang telah memberikan kebersamaan, semangat, serta dukungan selama menjalani masa perkuliahan. Penulis mengucapkan terima kasih atas pengalaman dan kenangan yang telah dilalui bersama selama menempuh pendidikan di bangku perkuliahan.
13. Penulis mengucapkan terima kasih kepada Pemerintah Kota Batu atas beasiswa yang telah diberikan. Dukungan tersebut sangat membantu penulis dalam menempuh pendidikan hingga menyelesaikan skripsi ini.
14. Untuk diri sendiri, penulis mengucapkan terima kasih atas segala usaha, ketekunan, dan kesabaran dalam menjalani setiap proses hingga sampai pada tahap ini. Terima kasih telah tetap berusaha dan bertahan meskipun dihadapkan pada berbagai tantangan, kelelahan, dan keraguan. Semoga

ke depannya penulis dapat terus melangkah dengan penuh keyakinan, keberanian, serta memperoleh berbagai kesempatan dan kebaikan dalam setiap perjalanan yang akan datang.

Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL	xv
ABSTRAK	xvi
ABSTRACT	xvii
البحث مستخلص	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
BAB II STUDI PUSTAKA	6
2.1 Penelitian Terkait	6
2.2 Saham Syariah (ANTM)	8
2.3 <i>GATED RECURRENT UNIT</i> (GRU)	9
BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI	13
3.1 Desain Penelitian	13
3.2 Pengumpulan Data	13
3.3 Desain Model	14
3.3.1 Preprocessing	15
3.3.2 Parameter Initialization	17
3.3.3 Arsitektur Model GRU	19
3.3.4 Proses Training	21
3.3.5 Tuning Model GRU	25
BAB IV UJI COBA DAN PEMBAHASAN	29
4.1 Hasil Preprocessing	29
4.1.1 Hasil <i>Splitting</i> Data	29
4.1.2 Hasil Normalisasi Data	30
4.1.3 Hasil <i>Sliding window</i>	30
4.2 Hasil Uji Coba	31
4.2.1 Model A	32
4.2.2 Model B	38
4.2.3 Model C	46
4.2.4 Model D	52
4.2.5 Model E	59
4.2.6 Model F	65

4.3 Pembahasan	72
4.3.1 Evaluasi RMSE	74
4.3.2 Evaluasi MAPE	76
4.3.3 Evaluasi MAE	79
4.3.4 Evaluasi DA	81
4.3.5 Hasil Tuning Model	83
4.4 Integrasi Islam	84
4.4.1 Muamalah Mu'allah	87
4.4.2 Muamalah Ma'annas	85
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	89
5.1 Kesimpulan	89
5.2 Saran	90
DAFTAR PUSTAKA	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Desain Penelitian	13
Gambar 3.2 Dataset Harga Saham ANTM.....	14
Gambar 3.3 <i>System Design Flow</i> Desain Model	13
Gambar 3.4 Ilustrasi <i>sliding window</i>	14
Gambar 3.5 Arsitektur Model GRU	20
Gambar 3.6 Ilustrasi GRU Layer.....	20
Gambar 3.7 Ilustrasi <i>Dense Layer</i>	22
Gambar 3.8 Flowchart <i>Training</i> Model GRU	22
Gambar 3.9 Flowchart <i>Training</i> loop GRU	24
Gambar 3.10 Flowchart Optimasi Model.....	25
Gambar 4.1 Hasil <i>Training</i> Model A Rasio 80:20	33
Gambar 4.2 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model A Rasio 80:20.....	34
Gambar 4.3 Hasil <i>Training</i> Model B Rasio 70:30.....	36
Gambar 4.4 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model B Rasio 80:20.....	37
Gambar 4.5 Hasil <i>Training</i> Model B Rasio 80:20.....	39
Gambar 4.6 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model B Rasio 80:20.....	41
Gambar 4.7 Hasil <i>Training</i> Model B Rasio 70:30.....	43
Gambar 4.8 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model B Rasio 70:30.....	44
Gambar 4.9 Hasil <i>Training</i> Model C Rasio 80:20.....	46
Gambar 4.10 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model C Rasio 80:20.....	48
Gambar 4.11 Hasil <i>Training</i> Model C Rasio 70:30.....	49
Gambar 4.12 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model C Rasio 70:30.....	51
Gambar 4.13 Hasil <i>Training</i> Model D Rasio 80:20	53
Gambar 4.14 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model D Rasio 80:20.....	54
Gambar 4.15 Hasil <i>Training</i> Model D Rasio 70:30	56
Gambar 4.16 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model D Rasio 70:30.....	58
Gambar 4.17 Hasil <i>Training</i> Model E Rasio 80:20.....	59
Gambar 4.18 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model E Rasio 80:20	61
Gambar 4.19 Hasil <i>Training</i> Model E Rasio 70:30.....	62
Gambar 4.20 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model E Rasio 70:30	64
Gambar 4.21 Hasil <i>Training</i> Model F Rasio 80:20	66
Gambar 4.22 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model F Rasio 80:20	67
Gambar 4.23 Hasil <i>Training</i> Model F Rasio 70:30	69
Gambar 4.24 Grafik Hasil <i>Testing</i> Model F Rasio 70:30	71
Gambar 4.25 Perbandingan RMSE Antar Rasio	74
Gambar 4.26 <i>Heatmap</i> RMSE berdasarkan Parameter Model.....	75
Gambar 4.27 Perbandingan MAPE Antar Rasio	76
Gambar 4.28 <i>Heatmap</i> MAPE berdasarkan Parameter Model	77
Gambar 4.29 Perbandingan MAE Antar Rasio	79
Gambar 4.30 <i>Heatmap</i> MAE berdasarkan Parameter Model	80
Gambar 4.31 Perbandingan RMSE Antar Rasio	81
Gambar 4.32 <i>Heatmap</i> DA berdasarkan Parameter Model	82

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terkait	8
Tabel 3.1 Pembagian Dataset	17
Tabel 3.2 Menunjukkan Rencana Skenario Pengujian	19
Tabel 4.1 Data Historis	29
Tabel 4.2 Distribusi Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i>	30
Tabel 4.3 Contoh nilai aktual dan hasil normalisasi harga penutupan ANTM	30
Tabel 4.4 Contoh pembentukan <i>sliding window</i> data ANTM (window = 5)	31
Tabel 4.5 Contoh pembentukan <i>sliding window</i> data ANTM (window = 10)	31
Tabel 4.6 Hasil Prediksi Model A dengan Rasio 80:20.....	34
Tabel 4.7 Hasil Evaluasi Model A dengan Rasio 80:20	35
Tabel 4.8 Hasil Prediksi Model A dengan Rasio 70:30.....	37
Tabel 4.9 Hasil Evaluasi Model A dengan Rasio 70:30	38
Tabel 4.10 Hasil Prediksi Model B dengan Rasio 80:20	40
Tabel 4.11 Hasil Evaluasi Model B dengan Rasio 80:20	41
Tabel 4.12 Hasil Prediksi Model B dengan Rasio 70:30	44
Tabel 4.13 Hasil Evaluasi Model B dengan Rasio 70:30	45
Tabel 4.14 Hasil Prediksi Model C dengan Rasio 80:20	47
Tabel 4.15 Hasil Evaluasi Model C dengan Rasio 80:20	48
Tabel 4.16 Hasil Prediksi Model C dengan Rasio 70:30	50
Tabel 4.17 Hasil Evaluasi Model C dengan Rasio 70:30	51
Tabel 4.18 Hasil Prediksi Model D dengan Rasio 80:20.....	54
Tabel 4.19 Hasil Evaluasi Model D dengan Rasio 80:20	55
Tabel 4.20 Hasil Prediksi Model D dengan Rasio 70:30.....	57
Tabel 4.21 Hasil Evaluasi Model D dengan Rasio 70:30	58
Tabel 4.22 Hasil Prediksi Model E dengan Rasio 80:20	60
Tabel 4.23 Hasil Evaluasi Model E dengan Rasio 80:20.....	61
Tabel 4.24 Hasil Prediksi Model E dengan Rasio 70:30	63
Tabel 4.25 Hasil Evaluasi Model E dengan Rasio 70:30.....	64
Tabel 4.26 Hasil Prediksi Model F dengan Rasio 80:20.....	67
Tabel 4.27 Hasil Evaluasi Model F dengan Rasio 80:20.....	68
Tabel 4.28 Hasil Prediksi Model F dengan Rasio 70:30.....	70
Tabel 4.29 Hasil Evaluasi Model F dengan Rasio 70:30.....	71
Tabel 4.30 Hasil Evaluasi Dari Seluruh Skenario	73

ABSTRAK

Pasulleri, M Ramadhani. 2026. **Prediksi Harga Saham Syariah PT Aneka Tambang TBK (ANTM) Menggunakan Metode GATED RECURRENT UNIT**. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I), Hani Nurhayati, M.T (II) Nur Fitriyah Ayu Tunjung Sari, M.Cs.

Kata Kunci: Prediksi Harga Saham, ANTM, *GATED RECURRENT UNIT* (GRU), *Time series*, *Deep learning*.

Fluktuasi harga saham yang dinamis menyebabkan tingginya ketidakpastian dalam aktivitas investasi di pasar modal sehingga diperlukan metode prediksi yang mampu menangkap pola pergerakan harga secara akurat. Penelitian ini bertujuan memprediksi harga saham PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) menggunakan metode *Gated Recurrent Unit* (GRU), salah satu algoritma *deep learning* yang efektif untuk memodelkan data deret waktu (*time series*). Dataset yang digunakan berupa data historis harga penutupan harian dari *Yahoo Finance* pada periode 4 Januari 2016 hingga 31 Desember 2025 sebanyak 2.466 data. Penelitian ini menguji beberapa skenario dengan memvariasikan parameter model yaitu *window size*, jumlah unit GRU, batch size, serta rasio pembagian data latih dan data uji sebesar 80:20 dan 70:30. Kinerja model dievaluasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Directional Accuracy* (DA). Hasil penelitian menunjukkan bahwa untuk prediksi nilai numerik harga saham, konfigurasi terbaik diperoleh pada Model F dengan rasio data 70:30 yang menghasilkan RMSE sebesar 71,66, MAPE 2,32%, MAE 45,93, dan DA sebesar 48,6968%. Sementara itu, untuk prediksi arah pergerakan harga saham, Model A dengan rasio data 70:30 memberikan hasil terbaik dengan nilai *Directional Accuracy* sebesar 49,8638%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode GRU mampu memodelkan pola pergerakan harga saham dengan cukup baik dari sisi nilai maupun arah pergerakan harga.

ABSTRACT

Pasulleri, M Ramadhani. 2026. **Prediksi Harga Saham Syariah PT Aneka Tambang TBK (ANTM) Menggunakan Metode *GATED RECURRENT UNIT***. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I), Hani Nurhayati, M.T (II) Nur Fitriyah Ayu Tunjung Sari, M.Cs.

Keywords: Stock Price Prediction, ANTM, *GATED RECURRENT UNIT* (GRU), *Time series*, *Deep learning*.

Dynamic stock price fluctuations cause high uncertainty in investment activities in the capital market, requiring prediction methods that can accurately capture price movement patterns. This study aims to predict the stock price of PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) using the *Gated Recurrent Unit* (GRU) method, one of the effective *deep learning* algorithms for modeling *time series* data. The dataset used consists of historical daily closing price data from *Yahoo Finance* for the period from January 4, 2016, to December 31, 2025, totaling 2,466 data points. This study tested several scenarios by varying the model parameters, namely *window size*, number of GRU units, batch size, and the ratio of training data to test data of 80:20 and 70:30. Model performance was evaluated using *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Absolute Error* (MAE), and *Directional Accuracy* (DA). The results show that for predicting numerical stock prices, the best configuration was obtained in Model F with a data ratio of 70:30, which produced an RMSE of 71.66, MAPE of 2.32%, MAE of 45.93, and DA of 48.6968%. Meanwhile, for predicting the direction of stock price movements, Model A with a data ratio of 70:30 provided the best results with a *Directional Accuracy* value of 49.8638%. These results indicate that the GRU method is capable of modeling stock price movement patterns quite well in terms of both value and direction of price movements.

مستخلص البحث

ي نادامار م.، يرييلوسايم ٢٠٢٦. PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) تكرر شد مهسا راعسا تا عقتو 2026، تيتامولعلا تسدنه مسق. تهورطاً. تفلغملا تروكتما ترحولا تقيوط مادختساب تيملاسلإا توير شلا أقفو لوم تعمار، ايجولونكتلاو مولعلا تيلك :نوفر شملا. جذلام، تيموكحلا تيملاسلإا مدهاربا لكلام انا M.Cs، يراس جوجنو ويا مايرتيفرون (II) M.T، ي تايا هرون ي ناه (I)

الكلمات المفتاحية: ملعلا، تيمزلا لسلاسل، (GRU) تفلغملا راركتلا ترحو، ANTM، مهسلأ راعسا عقتو ق. يمعلا.

ي فرامتسلأا تطنشأ ي فن يقبلا مدعنم تيلعاع تجرد ي فرامهسلأ راعسا ي تيكيمانيدلا تابلقنلا ببستت يلا تساردلا هذه فدهت. تقدر راعسلأا تكرر طامناً طاقتلا ي لع ترداق وبتت تقيوط بلطتيا امم، لاملا سار قوس Gated Recurrent Unit تقيوط مادختساب PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) مهس رعب وبتنلا تانايبلا عومجم نوكتت. تيمزلا لسلاسل تانايب تجمنلا علا قيمعلا ملعلا تايمزراوخ نحا يهو، (GRU) يلا 2016 ريان 4 نمرتقلا Yahoo Finance ن تخيراتلا تيمويلا قلاغلا راعسا تانايب نمدختسما ريغتلا لادنم تا هويرانيس عده تساردلا هذه تربتخا. تانايب تطقن 2466 غلبت يتلاو، 2025 ريمسيد 31 تانايب بلا بيردتلا تانايب تيسنو، ععدلا مجو، GRU تادحو دعو، تانانلا مجد ي هو، جذومنلا تاملعم طسوتمو (RMSE) ي رنجا عبرملا أظلا طسوتمو مادختساب جذومنلا عادأ مبيقت م. 70:30 و 80:20 رابتخلا مئا جئاتنلا ترهظاً. (DA) ماجتلا تقدر (MAE) قلطما أظلا طسوتمو (MAPE) قلطما ي وئملا أظلا امم، 70:30 تانايب تيسن F جذومنلا ي فن بوكتل ضفا ي لع لوصحلا م. تيمقرلا مهسلأ راعسا عقتو تيسنلاب %48.6968 و %45.93 مردق MAE و %2.32 مردق MAPE و %71.66 مردق RMSE يلا يدا ل ضفا 70:30 تانايب تيسن A جذومنلا مدق، مهسلأ راعسا تاكرحت ماجتا عقتو تيسنلاب، مسفن تقولا ي فو طامناً تجمن ي لع ترداق GRU تقيوط نا بلا جئاتنلا هذه ريشت. %49.8638 تغلب تيرهاجتا تقدر تيميق جئاتنلا راعسلأا تاكرحت ماجتاو تيميق تيدنم ديجل كشب مهسلأ راعسا تكرر.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Investasi merupakan kegiatan menempatkan atau mengelola modal pada berbagai instrumen seperti saham untuk memperoleh keuntungan di masa depan. Aktivitas ini menjadi bagian penting dalam pertumbuhan ekonomi modern yang mendorong perputaran dana secara produktif (Ayu, 2024). Harga saham berubah karena dipengaruhi oleh faktor internal perusahaan, kondisi ekonomi global, dan sentimen pasar, sehingga menarik untuk mempelajari pergerakannya. Selain itu, menimbulkan keraguan bagi beberapa investor, terutama pemula, dalam memilih untuk menahan, membeli, atau menjual saham mereka (Agusta et al., 2021). Karena analisis pergerakan harga dan pengambilan keputusan investasi bergantung pada data saham, memahami informasi dan data historis saham sangatlah penting (Manik et al., 2025).

Investor dapat mengenali pola, tren, dan perubahan harga melalui catatan pergerakan harga di masa lalu. Oleh karena itu, prediksi harga saham hanya dapat dilakukan dengan menggunakan data historis. Ini menjadi indikator utama analisis pasar modal (Zidan Rusminto et al., 2024). Untuk menjamin aturan yang berlaku terhadap prinsip Islam, *Bursa Efek Indonesia* (BEI) menawarkan indeks syariah, salah satunya adalah *Jakarta Islamic Index* (JII), yang menggabungkan saham dengan tingkat likuiditas tinggi serta memenuhi persyaratan syariah (Aan et al., 2024). Untuk tujuan penelitian ini, saham PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) dipilih karena termasuk dalam indeks tersebut, merupakan saham syariah yang aktif

perdagangan, memiliki likuiditas yang tinggi, dan dapat digunakan sebagai dasar untuk analisis prediksi harga saham (Vhiny Kurniawan, Titin Agustin Nengsih, 2023).

Sangat sulit untuk memprediksi pergerakan harga saham karena faktor internal perusahaan dan faktor eksternal seperti kebijakan pemerintah, kondisi dunia, dan perasaan investor, yang semuanya menyebabkan harga sangat berubah (Jk et al., 2025). Karena harga yang tidak stabil seringkali mengubah keuntungan yang diharapkan menjadi risiko kerugian yang sebenarnya, kesalahan dalam berspekulasi pergerakan harga saham dapat mengakibatkan kerugian yang signifikan bagi investor (Trimono et al., 2021). Orang awam yang tidak memahami pasar modal lebih rentan mengambil analisis risiko karena mereka mudah mengambil keputusan tanpa melakukan analisis mendalam (Ayu, 2024).

Metode konvensional seperti *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA) sudah lama diandalkan untuk memprediksi arah pergerakan harga saham karena sifatnya yang sederhana dan efektif dalam menganalisis data jangka pendek (Zidan Rusminto et al., 2024). Namun, ARIMA memiliki keterbatasan saat dihadapkan pada data saham yang kompleks dan fluktuatif, sebab metode ini kesulitan menangkap pola data yang tidak stasioner jika tidak dilakukan transformasi khusus terlebih dahulu. Dampaknya, hasil prediksi yang diberikan sering kali menjadi kurang akurat (Anugrah Putra & Andryana, 2025). Guna mengatasi keterbatasan metode konvensional tersebut, tren penelitian saat ini mulai beralih ke pendekatan *deep learning*. Beberapa arsitektur yang sering digunakan adalah *Recurrent Neural Network* (RNN) beserta variannya, seperti *Long Short-*

Term Memory (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU). Model-model ini mampu menggali pola data historis secara lebih mendalam, sehingga dapat menghasilkan prediksi harga saham dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi (Nilsen, 2022).

Di antara varian tersebut, GRU dirancang dengan struktur yang lebih ringkas dibandingkan LSTM karena hanya mengandalkan dua gerbang pengontrol utama, yaitu *reset gate* dan *update gate*, untuk mengatur aliran informasi pada data sekuensial (Nilsen, 2022). Walaupun memiliki struktur dan parameter yang lebih sedikit, GRU tetap andal dalam menangkap pola data jangka panjang. Karakteristik inilah yang membuatnya sangat cocok untuk menganalisis pergerakan harga saham yang dinamis dan kompleks (Perdana et al., 2021). Oleh sebab itu, dalam berbagai penelitian modern, GRU dinilai sangat ideal untuk memproyeksikan harga saham karena menawarkan keunggulan komputasi yang lebih efisien serta waktu pelatihan (*training time*) yang jauh lebih cepat (Suwarso et al., 2025).

Menurut ajaran Islam, memprediksi harga saham hanya boleh dilakukan dengan ilmu pengetahuan dan tidak hanya dengan keberuntungan. Hal ini ditunjukkan dalam kisah Nabi Yusuf 'alaihissalām ketika dia menafsirkan mimpi Raja Mesir yang disebutkan dalam Q.S. Yusuf ayat 43:

وَقَالَ الْمَلِكُ إِنِّي أَرَى سَبْعَ بَقَرَاتٍ سِمَانٍ يَأْكُلُهُنَّ سَبْعٌ عِجَافٌ وَسَبْعَ سُنبُلَاتٍ خُضْرٍ وَأُخَرَ يَبْسُطُ
يَأْتِيهَا الْمَلَأُ أَفْتُونِي فِي رُءْيَايَ إِنْ كُنْتُمْ لِلرُّءْيَا تَعْبُرُونَ ٤٣

“Raja berkata: ‘Sesungguhnya aku bermimpi melihat tujuh ekor sapi gemuk dimakan oleh tujuh ekor sapi kurus, dan tujuh bulir (gandum) yang hijau dan (tujuh) lainnya kering. Wahai para pembesar, terangkanlah kepadaku tentang mimpiku itu jika kamu dapat menafsirkan mimpi.’” (Q.S. Yusuf: 43).

Menurut Tafsir Ibnu Katsir (2000), QS. Yusuf ayat 43 menunjukkan mimpi Raja yang digambarkan Nabi Yusuf sebagai pertanda masa subur dan pakeklik.

Akibatnya, perencanaan ekonomi diperlukan. Oleh karena itu, prediksi, termasuk harga saham, adalah upaya manusia untuk mengantisipasi perubahan ekonomi, mengurangi risiko, dan mengambil keputusan investasi yang bijak sesuai prinsip syariah.

Penelitian ini berfokus pada prediksi harga saham ANTM karena saham tersebut termasuk dalam indeks syariah yang memiliki likuiditas tinggi serta sangat diminati oleh para investor di pasar modal Indonesia (Anwar & Rassiyanti, 2025). Sejauh ini, sebagian besar penelitian terdahulu masih mengandalkan metode klasik seperti ARIMA atau LSTM, sedangkan penerapan model GRU untuk memprediksi harga saham—khususnya saham ANTM—masih relatif jarang dilakukan. Hal tersebut membuka peluang besar untuk eksplorasi dan penelitian lebih lanjut (Suranata, 2023). Oleh karena itu, studi ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata bagi perkembangan literatur akademik di bidang prediksi harga saham, sekaligus menjadi referensi praktis bagi investor dalam mengambil keputusan investasi yang berbasis analisis ilmiah (Mangiri & Sasabone, 2023).

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan seluruh uraian latar belakang yang telah dipaparkan, penelitian ini difokuskan pada penerapan metode *Gated Recurrent Unit* (GRU) untuk memprediksi harga saham dengan tingkat akurasi yang lebih optimal?

1.3 Batasan Masalah

1. Data menggunakan harga historis saham ANTM (*open, Close, high, low, volume*).

2. Evaluasi kinerja memakai RMSE, MAE, MAPE, DA.
3. Data Penelitian ini memanfaatkan sebanyak 2.466 data harga penutupan saham harian yang diperoleh dari platform <https://finance.yahoo.com> sebagai sumber data sekunder.

1.4 Tujuan Penelitian

Merujuk pada rumusan masalah yang telah ditetapkan, tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengevaluasi kinerja metode *Gated Recurrent Unit* (GRU) dalam memproyeksikan harga saham, dengan memanfaatkan nilai kesalahan (*error*) prediksi sebagai indikator utama penilaian.

1.5 Manfaat Penelitian

Berikut beberapa manfaat yang diharapkan dari penelitian ini sebagai alat bantu bagi peneliti maupun pembaca:

1. Prediksi harga saham dengan metode GRU dapat menjadi acuan untuk membantu pengambilan keputusan investasi agar lebih tepat dan mengurangi resiko kerugian.
2. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang mempelajari prediksi harga saham dengan subjek atau metode yang berbeda.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Penelitian terdahulu dimanfaatkan sebagai pijakan dasar untuk mendalami topik yang diangkat, sekaligus sebagai sarana meninjau metodologi dan temuan dari studi-studi sebelumnya. Melalui penelusuran literatur ini, keunggulan maupun keterbatasan dari riset yang sudah ada dapat diidentifikasi, sehingga dapat dijadikan bahan pertimbangan penting dalam merancang pengembangan penelitian ini. Ringkasan dari beberapa studi relevan yang mengomparasikan metode GRU, LSTM, serta algoritma lainnya untuk prediksi harga saham dan data ekonomi telah dirangkum dalam Tabel 2.1.

Salah satunya adalah studi yang dilakukan oleh Khalis Sofi *et al.*, yang membandingkan performa *Linear Regression*, LSTM, dan GRU untuk memproyeksikan harga saham KEJU menggunakan data Bursa Efek Indonesia (BEI) periode 2019–2021. Pengujian kinerja model tersebut diukur berdasarkan metrik RMSE, MSE, dan MAE. Hasil eksperimen mereka membuktikan bahwa arsitektur GRU menyajikan performa paling optimal dengan perolehan nilai RMSE sebesar 0,034, MSE sebesar 0,001, dan MAE sebesar 0,024. Rendahnya tingkat galat (*error*) ini mengindikasikan bahwa GRU memiliki tingkat akurasi yang lebih superior ketimbang LSTM maupun *Linear Regression*.

Dalam penelitian yang dilakukan oleh (Marwondo & Hidayah, 2023), algoritma LSTM dan GRU dibandingkan untuk memprediksi harga emas global menggunakan 13.838 data LBMA dari tahun 1968 hingga 2022. Hasil evaluasi

menunjukkan bahwa algoritma GRU lebih unggul dengan nilai MSE = 0.00011, RMSE = 0.1087, dan MAE = 0.00752, sedangkan LSTM memiliki nilai MSE = 0.00017, RMSE = 0.1143, dan MAE = 0.00962. Nilai kesalahan yang lebih

(Alkahfi et al., 2024) membandingkan RNN, LSTM, dan GRU untuk memprediksi data ekonomi Indonesia seperti IHSG, ekspor, dan PDB. Hasil menunjukkan bahwa GRU paling konsisten dengan MAPE terendah, seperti 0,3695% pada IHSG dan 1,77% pada PDB. Penulis menyatakan bahwa GRU lebih unggul dan stabil dibandingkan LSTM dan RNN.

(Nilsen, 2022) membandingkan RNN, LSTM, dan GRU untuk memprediksi harga saham LQ45 dengan data *Yahoo Finance* hingga April 2022. Hasilnya menunjukkan bahwa GRU unggul secara signifikan dengan RMSE 202.34, MSE 120,380.10, dan MAE 146.04, dibandingkan dengan LSTM (RMSE 341.45; MAE 238.58) dan RNN (RMSE 341,45; MAE 238,58).

Studi yang dijalankan oleh An Duy Huynh dan Thanh Khuong Nguyen (2024) mengomparasikan kinerja arsitektur LSTM dan GRU dalam memproyeksikan produksi daya listrik tenaga surya dengan memanfaatkan dataset *Solar Power Generation* dari Kaggle. Berdasarkan hasil pengujian, model GRU berhasil mencatatkan nilai MAE sebesar 1,6180 dan koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,9836. Di sisi lain, model LSTM menghasilkan nilai MAE yang lebih tinggi yaitu 1,9642 dengan skor R^2 sebesar 0,9733. Temuan tersebut mengindikasikan bahwa GRU tidak hanya menyajikan performa prediksi yang lebih akurat, tetapi juga menawarkan efisiensi komputasi yang lebih unggul daripada LSTM dalam pemodelan data daya listrik tenaga surya.

Tabel 2.1 Penelitian Terkait

No	Penelitian (Tahun)	Judul Penelitian	Metode	Objek	Hasil
1	(Khalis Sofi et al., 2021)	Perbandingan <i>Linear Regression</i> , LSTM, dan GRU dalam Prediksi Harga Saham	<i>Linear Regression</i> , LSTM, GRU	Harga Saham KEJU (IDX)	GRU unggul: RMSE 0.034, MSE 0.001, MAE 0.024
2	(Marwondo & Hidayah, 2023)	Perbandingan Algoritma LSTM dan GRU untuk Prediksi Harga Emas Dunia	LSTM, GRU	Harga Emas Dunia (LBMA)	GRU unggul: MSE 0.00011, RMSE 0.1087, MAE 0.00752
3	(Alkahfi et al., 2024)	<i>Performance Comparison of RNN, LSTM, and GRU in Forecasting Indonesian Economic and Financial Data</i>	RNN, LSTM, GRU	IHSG, Ekspor, dan PDB Indonesia	GRU unggul: IHSG MAPE 0.3695%, PDB MAPE 1.77%, Ekspor MAPE 7.36%
4	(Nilsen, 2022)	Perbandingan Model RNN, LSTM, dan GRU dalam Prediksi Harga Saham LQ45	RNN, LSTM, GRU	Harga Saham LQ45 (<i>Yahoo Finance</i>)	GRU unggul: RMSE 202.34, MSE 120,380.10, MAE 146.04; lebih baik dari LSTM & RNN
5	(An Duy Huynh & Thanh Khuong Nguyen, 2024)	<i>The Comparison of GRU and LSTM in Solar Power Generation Forecasting Application</i>	LSTM, GRU	Daya listrik tenaga surya (<i>Kaggle Solar Power Generation Data</i>)	GRU unggul: MAE 1.6180, R ² 0.9836 lebih efisien dibanding LSTM: MAE 1.9642, R ² 0.9733
Usulan Penelitian					
6		Prediksi Harga Saham Syariah PT Aneka Tambang (ANTM) Menggunakan Metode <i>GATED RECURRENT UNIT</i>	PREDIKSI HARGA SAHAM SYARIAH PT ANEKA TAMBANG TBK (ANTM) MENGGUNAKAN METODE <i>GATED RECURRENT UNIT</i> (GRU)		

2.2 Saham Syariah (ANTM)

Saham syariah merupakan instrumen efek berbentuk saham yang mekanismenya berjalan selaras dengan prinsip-prinsip Islam, serta telah

mengantongi izin resmi dari Otoritas Jasa Keuangan (OJK) bersama *Indonesia Stock Exchange (IDX) Syariah*. Kategori saham ini dinilai sebagai opsi investasi yang mampu mendatangkan kemaslahatan sekaligus keuntungan ekonomi. Salah satu emiten yang terdaftar ke dalam indeks syariah tersebut adalah PT Aneka Tambang Tbk (ANTM). Secara umum, pergerakan nilai saham ANTM ini sangat dipengaruhi oleh beberapa faktor kunci, meliputi aspek religiusitas, dinamika situasi global, serta tingkat literasi keuangan para investor (Munir *et al.*, 2024).

2.3 Gated Recurrent Unit (GRU)

Arsitektur *Gated Recurrent Unit* (GRU) pertama kali diperkenalkan oleh Cho *et al.* (2014) sebagai bentuk pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN). Kehadirannya bertujuan untuk mengatasi kendala *vanishing gradient* yang sering muncul saat memproses data sekuensial yang panjang. Jika disandingkan dengan LSTM, GRU menawarkan struktur yang jauh lebih ringkas karena hanya mengandalkan dua gerbang utama, yaitu *update gate* dan *reset gate*, tanpa memerlukan komponen *cell state* yang terpisah. Kendati strukturnya lebih sederhana, GRU terbukti tetap andal dalam mempertahankan informasi jangka panjang. Karakteristik ini membuat proses pelatihan model menjadi lebih cepat serta lebih hemat dalam penggunaan memori komputasi.

Berkat efisiensi dan efektivitasnya tersebut, GRU banyak diadopsi di berbagai sektor, mulai dari pemrosesan bahasa alami (*natural language processing*), bidang kesehatan, hingga analisis data keuangan seperti prediksi runtun waktu (*time series*) untuk harga saham. Keunggulan utama dari model ini

terletak pada mekanisme gerbangnya (*gates*) yang mampu menyaring informasi secara selektif—menentukan data mana yang krusial untuk disimpan dan mana yang harus dieliminasi—sehingga jaringan dapat terus berfokus pada informasi yang paling relevan. Untuk memahami mekanisme pemrosesan informasi tersebut secara lebih mendalam, operasi logis di dalam komponen GRU dapat dijabarkan melalui serangkaian persamaan matematis. Adapun fungsi dan persamaan matematis untuk *update gate* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$z_t = \sigma(W^z x_t + U^z h_{t-1} + b^z) \quad (2.1)$$

Keterangan:

z_t = *update gate* pada waktu ke- t
 W^z = *bobot* untuk *input* x_t
 U^z = *bobot* untuk *hidden state* sebelumnya
 b^z = *bias*
 x_t = *input* pada waktu ke- t
 h_{t-1} = *hidden state* sebelumnya

Update gate berfungsi mengatur seberapa banyak informasi lama yang tetap dipertahankan dan seberapa banyak informasi baru yang ditambahkan. Simbol W^z , U^z , dan b^z digunakan untuk mengatur bobot *input*, bobot rekuren, dan bias, sedangkan x_t dan h_{t-1} mewakili *input* baru serta memori lama. GRU juga memiliki komponen penting lain, yaitu *reset gate*. Secara matematis, *reset gate* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$r_t = \sigma(W^r x_t + U^r h_{t-1} + b^r) \quad (2.2)$$

Keterangan:

r_t = *reset gate* pada waktu ke- t
 W^r = *bobot* untuk *input* x_t
 U^r = *bobot* untuk *hidden state* sebelumnya
 b^r = *bias*
 x_t = *input* pada waktu ke- t
 h_{t-1} = *hidden state* sebelumnya

Reset gate berfungsi menentukan sejauh mana informasi lama perlu dilupakan ketika memproses *input* baru. Simbol W^r , U^r , dan b^r berperan dalam mengatur bobot dan bias *reset gate*, sedangkan x_t dan h_{t-1} menjadi *input* dan memori lama yang diuji relevansinya. Setelah melalui proses pengaturan informasi oleh *update gate* dan penyaringan memori oleh *reset gate*, langkah selanjutnya adalah pembaruan keadaan tersembunyi (*hidden state*). Komponen ini menggabungkan informasi baru dan lama berdasarkan bobot yang telah diatur oleh kedua *gate* tersebut. Secara matematis, *hidden state* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$h_t = (1 + z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t \quad (2.3)$$

Keterangan:

h_t = *hidden state* pada waktu ke-t, yaitu memori utama GRU.

h_{t-1} = *hidden state* sebelumnya.

z_t = *update gate* yang menentukan proporsi memori lama dan baru.

\tilde{h}_t = *kandidat hidden state* baru.

\odot = operasi perkalian elemen (*Hadamard product*).

Hidden state merupakan memori utama pada GRU yang menyimpan hasil akhir setiap langkah waktu. Simbol \hat{h}_t merepresentasikan kandidat *hidden state* baru yang dikombinasikan dengan informasi lama, sedangkan tanda * menunjukkan operasi perkalian elemen untuk menyeimbangkan kontribusi setiap komponen. Selain itu, GRU memiliki komponen penting lain, yaitu kandidat *hidden state* (\hat{h}_t) yang berfungsi menghasilkan memori baru berdasarkan kombinasi antara *input* saat ini dan informasi masa lalu yang telah disesuaikan oleh *reset gate*.

$$\tilde{h}_t = \tanh(W^h x_t + U^h (r_t \odot h_{t-1}) + b^h) \quad (2.4)$$

Keterangan:

\tilde{h}_t = *kandidat hidden state* pada waktu ke-t,

x_t = *input* pada waktu ke-t.

h_{t-1} = *hidden state* dari langkah sebelumnya.

r_t = *reset gate* yang mengatur informasi lama
 W_h, U_h = bobot yang digunakan untuk *input* dan *hidden layer*.
 b_h = nilai bias.

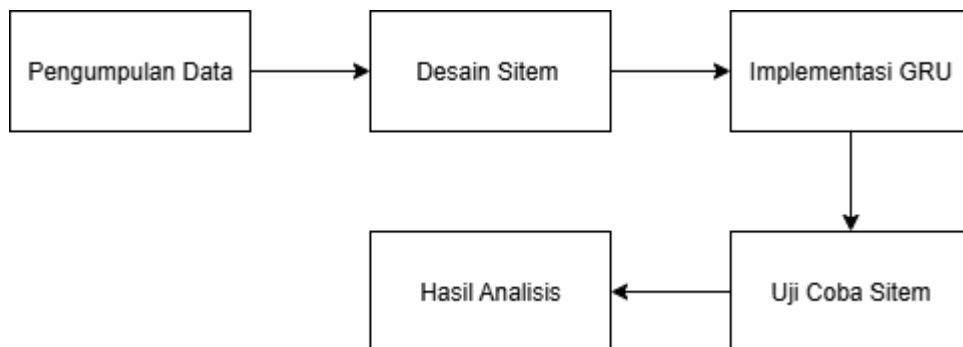
Kandidat *hidden state* (\tilde{h}_t) berperan sebagai memori baru yang dihasilkan melalui fungsi aktivasi *tanh* untuk menjaga kestabilan nilai antara -1 hingga 1 . Nilai ini menggambarkan informasi baru yang akan dimasukkan ke sistem. Jika nilai r_t kecil, sebagian besar informasi lama diabaikan, sedangkan nilai r_t besar memungkinkan lebih banyak informasi lama dipertahankan. Hasil dari \tilde{h}_t kemudian digunakan untuk memperbarui *hidden state* akhir (h_t), sehingga GRU mampu menyeimbangkan informasi lama dan baru secara adaptif pada setiap langkah waktu. Secara keseluruhan, GRU menawarkan cara yang sederhana tetapi berguna untuk mengatasi keterbatasan RNN dalam memproses data sekuens yang panjang. Jaringan ini memiliki dua gerbang utama yang mampu menyeimbangkan data baru dan lama secara adaptif. GRU efisien, dapat dilatih dengan cepat, dan tetap akurat, sehingga relevan untuk berbagai penelitian prediksi, seperti analisis harga saham.

BAB III

DESAIN DAN IMPLEMENTASI

3.1 Desain Penelitian

Penelitian ini dirancang untuk menggambarkan alur pengembangan sistem prediksi harga saham menggunakan model GRU. Seperti terlihat pada Gambar 3.1, proses dimulai dari pengumpulan data sebagai dasar pembentukan model, dilanjutkan dengan desain sistem yang mencakup perancangan alur kerja dan struktur model GRU. Selanjutnya dilakukan implementasi GRU untuk membangun model prediksi, kemudian uji coba sistem guna menilai kinerja model. Tahap terakhir yaitu hasil analisis, yang bertujuan mengevaluasi performa dan akurasi model dalam memprediksi harga saham.

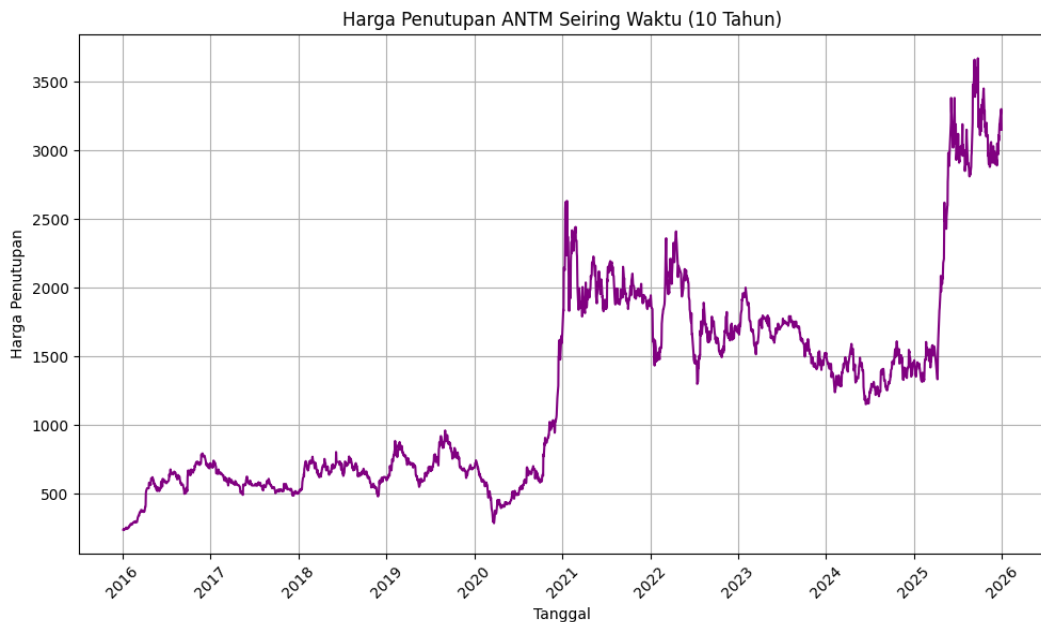


Gambar 3.1 Desain Penelitian

3.2 Pengumpulan Data.

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa data historis harga saham PT Aneka Tambang Tbk dengan kode saham ANTM yang diperoleh dari platform *Yahoo Finance* selama periode 4 Januari 2016 sampai 31 Desember 2025. Total

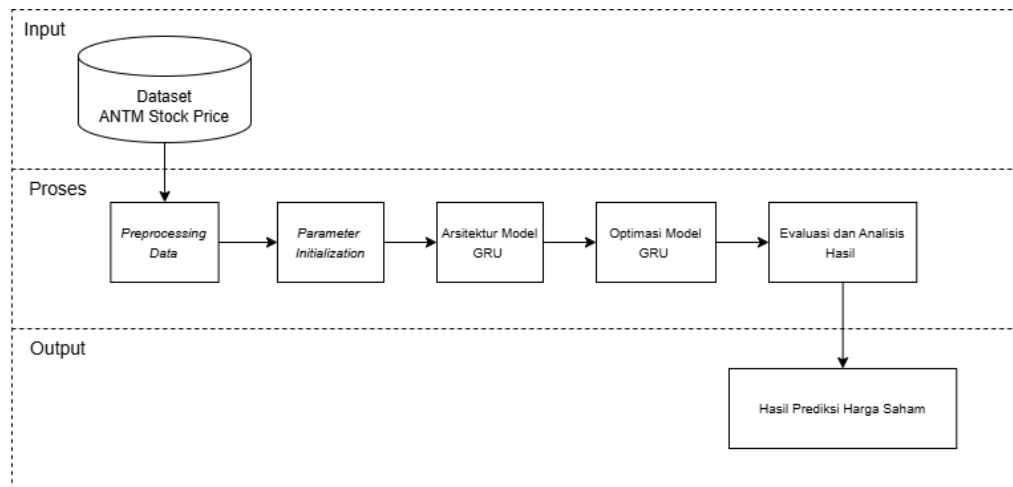
dataset yang digunakan sebanyak 2.466 data perdagangan harian yang menggambarkan aktivitas harga saham pada setiap hari transaksi.



Gambar 3.2 Dataset Harga Saham ANTM

3.3 Desain Model

Pada tahap ini dilakukan perancangan model sebagai pedoman dalam proses pemodelan GRU. Model yang dibangun terdiri atas tiga komponen utama, yaitu input, proses, dan output. Tahapan dimulai dengan penggunaan dataset harga saham ANTM sebagai data masukan yang selanjutnya melewati tahap preprocessing agar data sesuai dengan kebutuhan model. Setelah itu dilakukan inisialisasi parameter dan penyusunan arsitektur GRU sebagai dasar pembentukan jaringan prediksi. Model yang telah dirancang kemudian melalui proses optimasi untuk meningkatkan performa sebelum dilakukan evaluasi dan analisis hasil. Output dari tahapan berupa tingkat akurasi model dalam memprediksi harga saham ANTM. Gambaran alur sistem yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 System Design Flow Desain model

Tahap ini dilakukan untuk merancang model GRU sebagai acuan dalam proses pemodelan prediksi harga saham. Model yang dibangun terdiri atas tiga komponen utama, yaitu input, proses, dan output. Proses diawali dengan penggunaan dataset harga saham ANTM sebagai data masukan yang kemudian melewati tahap preprocessing agar data sesuai dengan kebutuhan model. Setelah itu dilakukan parameter initialization serta penyusunan arsitektur GRU sebagai dasar pembentukan jaringan prediksi. Model yang telah dirancang selanjutnya dioptimasi untuk meningkatkan performa sebelum dilakukan tahap evaluasi dan analisis hasil. Output dari proses tersebut berupa tingkat akurasi model dalam memprediksi harga saham ANTM secara optimal.

3.3.1 Preprocessing

Sebelum data digunakan dalam sistem prediksi, tahap *preprocessing* sangat penting. Dalam penelitian ini, *preprocessing* dilakukan dalam tiga tahap utama: normalisasi data, pembagian *dataset* (*splitting* data), dan pembentukan *sequence*

data (sliding window). Tujuan dari *preprocessing* adalah memastikan kualitas data agar dapat diolah secara optimal oleh model.

3.3.1.1 Normalisasi Data

Tujuan normalisasi data adalah untuk memastikan bahwa skala nilai pada kumpulan data sama sehingga tidak ada bias yang disebabkan oleh perbedaan nilai yang signifikan selama proses pelatihan model. Metode *normalisasi Min-Max* digunakan dalam penelitian ini untuk mengubah nilai ke rentang [0,1]. Ini juga mempercepat proses komputasi. Berikut ini adalah persamaan normalisasi:

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.1)$$

Keterangan:

- x' = data setelah normalisasi
- x = data sebelum normalisasi
- x_{min} = nilai minimum dari *dataset*
- x_{max} = nilai maksimum dari *dataset*

3.3.1.2 Splitting Data

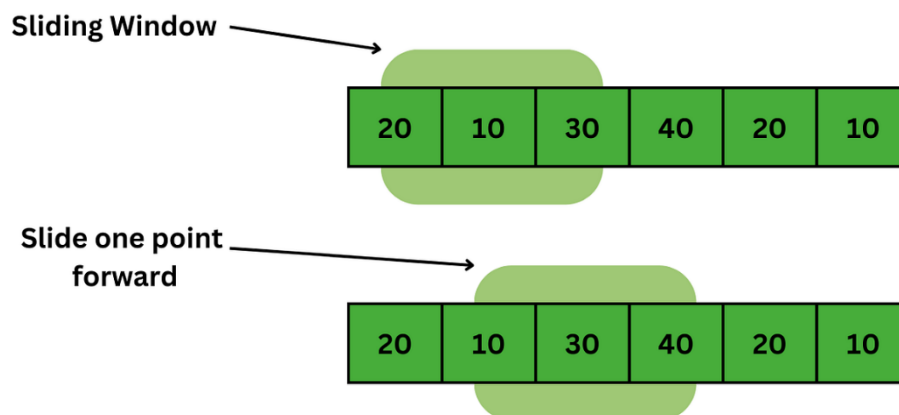
Pada tahap selanjutnya, dataset dibagi menjadi data pelatihan (*training set*) dan data pengujian (*testing set*). Pembagian ini bertujuan untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan. Penelitian ini menerapkan dua skenario rasio pembagian data, yaitu 80:20 dan 70:30. Rincian pembagian dataset ditampilkan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Pembagian Dataset

Sub-Dataset	Data Test	Data Train
Jumlah Data	90% (1081 data)	10% (120 data)
	80% (961 data)	20% (240 data)
	70% (841 data)	30% (360 data)

3.3.1.3 Sliding window (Sequence Data)

Pada Tahap ketiga adalah menciptakan rangkaian data menggunakan pendekatan *sliding window*. Metode ini dapat digunakan untuk mengubah data runtun waktu (*time series*) menjadi kumpulan urutan yang berlangsung selama beberapa hari, yang memungkinkan model untuk menentukan harga saham pada hari berikutnya. Untuk menghitung harga penutupan pada hari ke-61, *window* waktu 60 hari digunakan, yang berarti 60 data harga penutupan sebelumnya digunakan.



Gambar 3.4 Ilustrasi sliding window

3.3.2 Parameter Initialization

Proses pelatihan akan dimulai, jika sudah dilakukan *parameter initialization* untuk menentukan nilai awal konfigurasi model GRU. Parameter seperti rasio

pembagian data (*train-test split*), Unit GRU, *batch size*, jumlah *epoch*, dan *dropout*, yang digunakan agar model dapat belajar secara optimal.

1. Rasio pembagian data (*train-test split*) Berfungsi untuk menetapkan proporsi antara data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*). Pembagian ini krusial untuk menjamin bahwa proses evaluasi terhadap performa model dapat dilakukan secara objektif dan valid.
2. Unit GRU untuk menentukan banyak *neuron* yang ada di *hidden state*, yang bertanggung jawab untuk menyimpan data pada urutan waktu.
3. *Dense layer* berfungsi sebagai lapisan terakhir atau keluaran yang digunakan untuk mengkonversi hasil GRU ke nilai prediksi akhir.
4. *Batch size* Menentukan kuantitas sampel data yang dimasukkan dan diproses secara bersamaan dalam satu kali iterasi selama fase pelatihan model berjalan.
5. *Epoch* Merepresentasikan total frekuensi pengulangan proses pembelajaran yang dilakukan model terhadap seluruh isi dataset, dengan tujuan agar model mampu menangkap dan mengenali pola data secara mendalam.
6. *Dropout rate* Digunakan untuk menekan risiko terjadinya *overfitting* melalui mekanisme penonaktifan sebagian neuron secara acak selama fase *training*. Fenomena *overfitting* sendiri merupakan situasi di mana model belajar terlalu spesifik pada data latih, sehingga menurunkan kemampuan generalisasinya saat diuji menggunakan data baru.

3.3.2.1 Skenario Pengujian

Untuk menemukan konfigurasi terbaik saat memprediksi harga saham syariah ANTM, Penelitian ini menerapkan metode GRU dengan beberapa

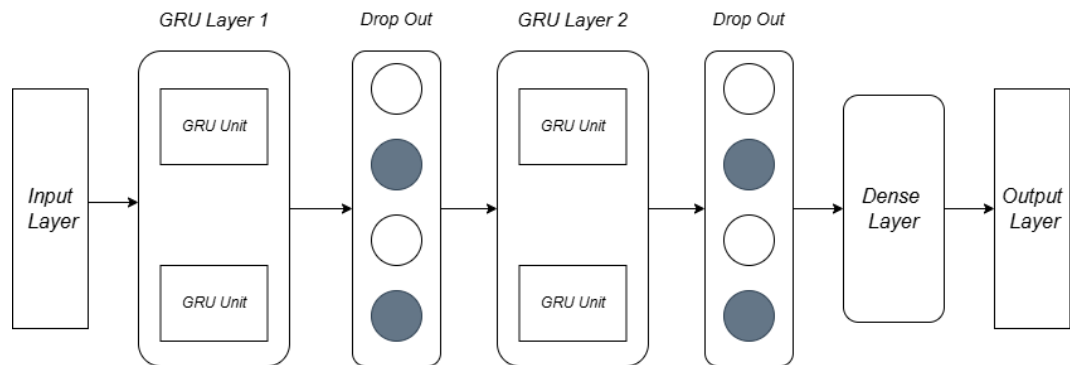
parameter model variabel. Pengujian dilakukan dengan dua rasio pembagian data, 80:20 dan 70:30, masing-masing untuk menentukan kinerja model. Rincian lengkap mengenai skenario pengujian dan konfigurasi parameter yang digunakan disajikan pada Tabel 3.2 Rencana Skenario Pengujian.

Tabel 3.2 menunjukkan rencana skenario pengujian.

Model	<i>Unit GRU</i>	<i>Window size</i>	<i>Batch size</i>	<i>Rasio Split</i>
Model A	16	5	16	80:20 70:30
Model B	32	5	32	
Model C	64	5	64	
Model D	16	10	16	
Model E	32	10	32	
Model F	64	10	64	

3.3.3 Arsitektur Model GRU

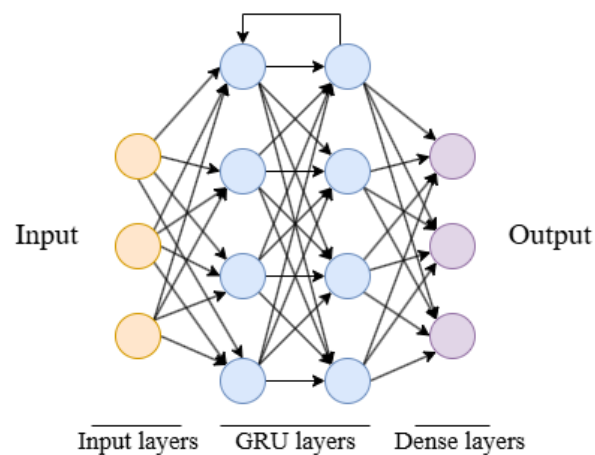
Arsitektur model GRU yang digunakan dalam penelitian ini disusun untuk mempermudah proses pembelajaran data deret waktu harga saham. Model ini terdiri atas beberapa lapisan utama, yaitu GRU layer dan *Dense layer*, dengan tambahan *dropout layer* di antara lapisan GRU seperti terlihat pada Gambar 3.5. Bentuk arsitektur tersebut dirancang agar proses pelatihan model dapat berlangsung lebih terstruktur dan efisien sesuai dengan kebutuhan prediksi harga saham ANTM.



Gambar 3.5 Arsitektur Model GRU

3.3.3.1 GRU Layer

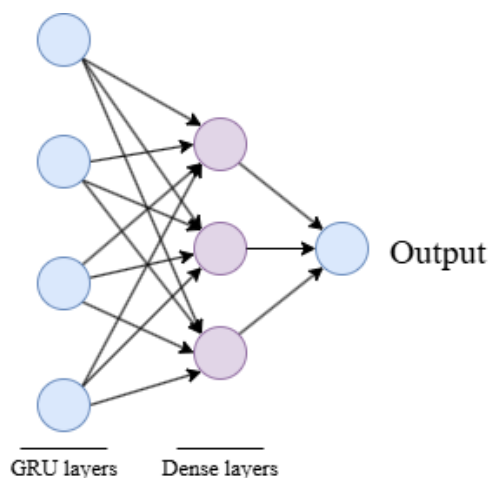
Lapisan GRU (GATED RECURRENT UNIT) memainkan peran penting dalam memproses data deret waktu karena memungkinkan penyimpanan data dari langkah sebelumnya. Setiap unit GRU memiliki dua gerbang utama. Gate update mengatur jumlah data lama yang disimpan, dan gate reset mengatur berapa lama data dilupakan sebelumnya. Seperti yang terlihat pada gambar 3.6, penggabungan keduanya memungkinkan model untuk memahami hubungan jangka panjang tanpa mengalami vanishing gradient.



Gambar 3.6 Ilustrasi GRU Layer

3.3.3.2 Dense Layer

Dense layer bertindak sebagai lapisan penutup dalam arsitektur model GRU yang bertugas mengonversikan fitur hasil ekstraksi dari lapisan sebelumnya menjadi nilai prediksi akhir. Karakteristik utama dari lapisan ini adalah sifatnya yang *fully connected*, di mana setiap neuron saling terhubung dengan seluruh neuron pada lapisan terdahulu, sehingga memungkinkan integrasi informasi yang telah dipelajari secara menyeluruh. Output yang dihasilkan oleh *dense layer* berupa nilai kontinu (numerik) yang merepresentasikan estimasi harga saham. Representasi visual mengenai struktur dari lapisan ini dapat dicermati pada Gambar 3.7.

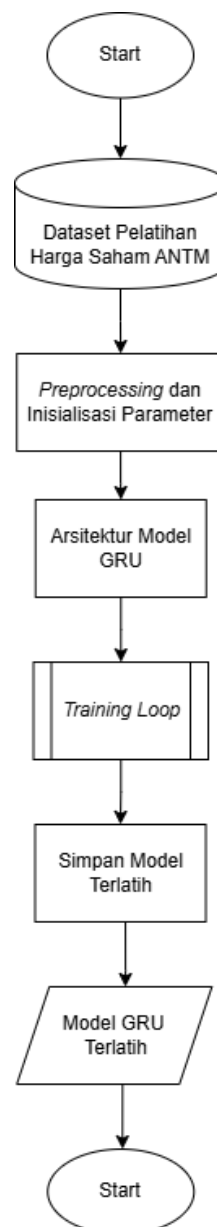


Gambar 3.7 Ilustrasi Dense Layer

3.3.4 Proses Training

Tahap utama pemodelan GRU adalah proses *Training*, yang melatih model agar dapat mengenali pola dan hubungan dari data historis harga saham ANTM. Proses *Training* ini dimulai dengan *input* data hasil *Preprocessing*, dan kemudian dilakukan proses pelatihan model dengan menggunakan parameter yang telah

diinisialisasi sebelumnya, seperti unit GRU, *Dense*, *batch size*, *epoch*, tingkat penurunan, dan *learning rate*. Selama proses pelatihan, model akan belajar dari data historis untuk memaksimalkan prediksi.



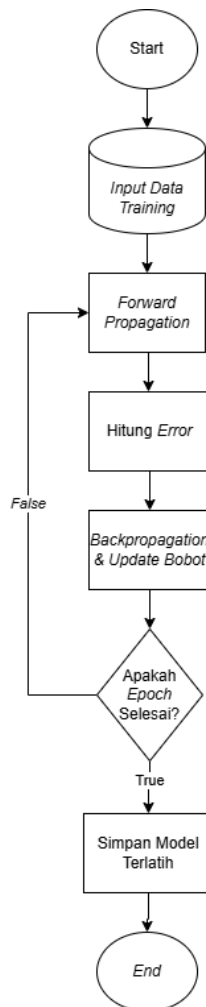
Gambar 3.8 Flowchart Training Model GRU

Gambar 3.8 menunjukkan *flowchart* yang menggambarkan proses pelatihan model GRU. Dimulai dengan data pelatihan yang telah diproses sebelum parameter

dimulai. Setelah itu, model melalui proses *Training loop* hingga jumlah *epoch* terpenuhi. Setelah seluruh iterasi selesai, bobot model disimpan sebagai model terlatih (*trained model*). Model ini siap digunakan untuk memprediksi harga saham pada tahap berikutnya.

3.3.4.1 Training loop

Training loop adalah inti dari proses pelatihan model GRU. Pada setiap siklus, model melakukan *forward propagation* untuk mendapatkan hasil prediksi, yang kemudian digunakan untuk menghitung *error*, yang digunakan untuk melihat perbedaan antara nilai aktual dan prediksi. Dengan menggunakan proses *backpropagation through time* (BPTT), nilai *error* bisa digunakan untuk memperbarui bobot *internal* model. Sampai seluruh periode terpenuhi, proses akan terus berulang. Untuk membuat model lebih baik dalam memahami pola data *time series*, tujuan utama dari *Training loop* adalah untuk mengurangi nilai *loss function*.



Gambar 3.9 Flowchart Training loop GRU

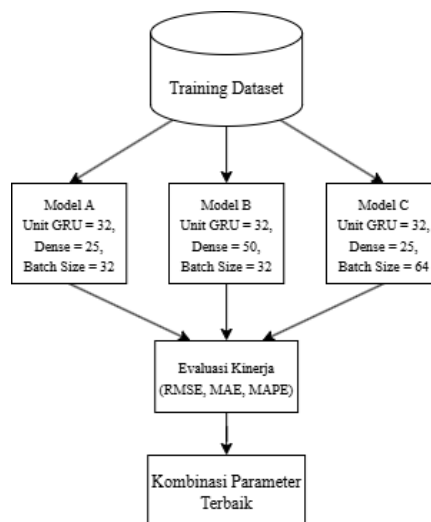
Berikut beberapa algoritma penting yang ditentukan dalam *Training loop* GRU pada penelitian ini:

1. *Forward propagation* adalah algoritma untuk melakukan data *input* melalui lapisan GRU dan *Dense* untuk menghasilkan *output* prediksi. Untuk menghitung nilai *error*, *output* prediksi ini dibandingkan dengan data aktual.
2. *Backpropagation through time (BPTT)* adalah proses *update bobot* model yang didasarkan pada *error* yang terjadi pada tahap sebelumnya. *update* ini dilakukan mundur melalui seluruh urutan waktu, sehingga model dapat memperbaiki

kesalahannya secara bertahap. Dengan kombinasi kedua prosedur ini, model GRU dapat belajar secara adaptif dari data *historis* untuk meningkatkan keakuratan prediksi harga saham ANTM.

3.3.5 Tuning Model GRU

Tujuan proses optimasi model GRU adalah untuk menemukan kombinasi parameter terbaik agar model memiliki kinerja prediksi yang paling akurat. Untuk mencapai tujuan ini, beberapa model GRU menggunakan variasi parameter yang berbeda. Parameter-parameter ini termasuk GRU unit, *Dense*, *batch size*, *epoch*, *learning rate*, dan *dropout rate*. Memanfaatkan metrik evaluasi (RMSE, MAE, dan MAPE), setiap model diuji dan dibandingkan. Konfigurasi terbaik akan digunakan pada tahap prediksi harga saham ANTM adalah kombinasi nilai *error* terkecil.



Gambar 3.10 Diagram Optimasi Model

3.3.5.1 Evaluasi dan Analisis Hasil

Tahap evaluasi ini bertujuan untuk mengukur sejauh mana performa dan keandalan model GRU dalam memproyeksikan harga saham ANTM. Pengujian

dilakukan menggunakan beberapa metrik guna meninjau akurasi model dari berbagai sudut pandang. Metrik tersebut meliputi *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk menghitung deviasi kesalahan absolut dalam skala nilai harga saham, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) guna mengetahui persentase rata-rata kesalahan prediksi secara relatif, serta *Mean Absolute Error* (MAE) untuk mengukur rata-rata absolut dari besaran kesalahan prediksi dalam satuan nilai yang sebenarnya.

3.3.5.2 *Root Mean Square Error*

Root Mean Square Error (RMSE) merupakan metrik evaluasi yang dihitung dengan cara mengakar-kuadratkan rata-rata dari selisih kuadrat antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi. Metrik ini sangat efektif untuk memberikan gambaran mengenai besaran deviasi eror dalam skala satuan data yang asli. Untuk menghitung nilai tersebut, persamaan matematis dari RMSE dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (3.1)$$

Keterangan:

Y_i = nilai aktual pada data ke- i

\hat{Y}_i = nilai prediksi pada data ke- i

n = jumlah data pengamatan

Karena nilainya berada pada skala yang sama dengan data asli sehingga mudah dipahami dan dapat menggambarkan besarnya kesalahan prediksi secara langsung, RMSE sering digunakan sebagai metrik standar untuk evaluasi model (Pratama & Firdaus, 2024).

3.3.5.3 Mean Absolute Percentage Error

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan metrik pengujian yang merepresentasikan besaran galat (*error*) hasil prediksi ke dalam bentuk format persentase. Nilai metrik ini diperoleh dengan cara menghitung rata-rata dari selisih relatif antara nilai aktual dan nilai hasil estimasi model. Semakin kecil persentase yang dihasilkan, maka semakin tinggi pula tingkat akurasi dari model yang dikembangkan. Untuk menghitung nilai tersebut, persamaan matematis dari MAPE dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \quad (3.2)$$

Keterangan:

Y_i = nilai aktual pada data ke- i

\hat{Y}_i = nilai prediksi pada data ke- i

n = jumlah data pengamatan

Nilai perhitungan MAPE sensitif terhadap skala, sehingga hasil evaluasi dapat dipengaruhi oleh perubahan skala yang signifikan atau kecil pada nilai data aktual (Meriani & Rahmatulloh, 2024).

3.3.5.4 Mean Absolute Error

Mean Absolute Error (MAE) merupakan salah satu metrik evaluasi yang digunakan untuk menghitung nilai rata-rata dari selisih absolut antara data aktual dan hasil prediksi model. Berbeda dengan metrik yang berbasis kuadrat, MAE mengukur besaran galat (*error*) secara linier sehingga memberikan gambaran akurasi dalam skala atau satuan unit yang sama persis dengan data aslinya. Untuk melakukan perhitungan ini, persamaan matematis dari MAE dapat dirumuskan sebagai berikut

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (3.3)$$

Keterangan:

Y_i = nilai aktual pada data ke- i

\hat{Y}_i = nilai prediksi pada data ke- i

n = jumlah data pengamatan

Ketika peneliti ingin mendapatkan gambaran sederhana mengenai akurasi model prediksi, MAE sering digunakan karena memberikan informasi langsung mengenai rata-rata besar kesalahan model tanpa menjelaskan arah kesalahan (Suwandi, 2020).

3.3.5.5 Directional Accuracy

Directional Accuracy (DA) merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk menilai kemampuan model dalam memprediksi arah pergerakan harga saham, apakah arah pergerakan naik atau turun sesuai dengan data aktual (Chang et al., 2024). Secara matematis, DA didefinisikan sebagai berikut:

$$DA = \frac{1}{N} \sum_{t=2}^N [\text{sign}(\hat{y}_t - y_{t-1}) = \text{sign}(y_t - y_{t-1})] \times 100\% \quad (3.4)$$

Keterangan:

N = jumlah total observasi

t = indeks waktu pengamatan ke- t

y_t = nilai aktual pada waktu ke- t

\hat{y}_t = nilai hasil prediksi pada waktu ke- t

I = fungsi indikator, bernilai 1 jika kondisi benar dan 0 jika salah

sign = fungsi tanda, bernilai +1 untuk kenaikan dan -1 untuk penurunan

BAB IV

UJI COBA DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Preprocessing

Di sini, rincian rangkaian pra-pemrosesan yang dilakukan sebelum model dilatih. Untuk memungkinkan model untuk memproses data, data dibagi menjadi subset pelatihan dan pengujian, digunakan normalisasi untuk menyetarakan skala nilai, dan disusun kembali menjadi deret waktu dalam bentuk sliding window. Penelitian ini bergantung pada harga saham penutupan (close) PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) setiap hari yang diperoleh dari Yahoo Finance selama periode penelitian. Contoh data harga saham yang digunakan ditunjukkan dalam Tabel 4.1..

Tabel 4.1 Data Historis

Tanggal	Harga Penutupan
2016-01-04	238.648026
2016-01-05	243.485489
2016-01-06	241.873001
...	...
2025-12-30	3150.000000

4.1.1 Hasil *Splitting* Data

Proses pemisahan data (*data splitting*) dilakukan untuk membagi deret waktu harga saham ANTM ke dalam dua subset utama. Pembagian ini bertujuan agar model dapat mempelajari pola dari data historis secara mendalam pada fase pelatihan, sebelum akhirnya diuji kinerjanya menggunakan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan mencakup 2.466 baris data harian yang terakumulasi selama periode sepuluh tahun. Guna menemukan performa terbaik, pengujian dilakukan dengan menerapkan dua skenario rasio pembagian data, yaitu 80:20 dan 70:30.

Pada penerapan skenario pertama dengan rasio 80:20, dataset dialokasikan menjadi 1.973 baris data untuk fase pelatihan (*training*) dan 493 baris data untuk fase pengujian (*testing*). Sementara itu, pada skenario kedua dengan rasio 70:30, proporsi data yang digunakan adalah 1.726 baris sebagai data pelatihan dan 740 baris sisanya sebagai data pengujian. Rincian dan ringkasan dari hasil pembagian data untuk kedua skenario tersebut dapat dicermati pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Distribusi Data *Training* dan *Testing*

Rasio	Σ Data <i>Training</i>	Σ Data <i>testing</i>
80:20	1.973	493
70:30	1.726	740

4.1.2 Hasil Normalisasi Data

Tahap normalisasi menggunakan *Min-Max Scaling* diterapkan untuk menyelaraskan fluktuasi harga penutupan saham ANTM yang bervariasi ke dalam rentang skala 0 hingga 1. Transformasi ini bertujuan agar proses pembelajaran model berjalan lebih stabil tanpa didominasi oleh lonjakan nilai pada periode tertentu.

Tabel 4.3 Contoh nilai aktual dan hasil normalisasi harga penutupan ANTM

Tanggal	Sebelum Normalisasi (Close)	Setelah Normalisasi
2016-01-04	238.648026	0.00000000
2016-01-05	243.485489	0.00166159
2016-01-06	241.873001	0.00110772
...
2025-12-30	3150.000000	1.00000000

4.1.3 Hasil *Sliding window*

Setelah data harga penutupan ANTM dinormalisasi, tahap berikutnya adalah membentuk data menjadi pola *sliding window*. Tujuan dari langkah ini adalah mengubah deret waktu menjadi kumpulan pasangan data masukan (urutan

beberapa hari sebelumnya) dan keluaran (nilai hari berikutnya) sehingga dapat dipelajari oleh model prediksi. Dengan mekanisme ini, sejumlah nilai harga penutupan pada hari-hari sebelumnya dipakai sebagai sequence input untuk memperkirakan nilai harga penutupan pada satu hari setelahnya.

Pada penelitian ini digunakan dua konfigurasi panjang jendela, yaitu 5 hari dan 10 hari. Untuk *window size* 5, lima nilai harga penutupan (hasil normalisasi) dijadikan input untuk memprediksi nilai pada hari ke-6. Sedangkan untuk *window size* 10, sepuluh nilai sebelumnya digunakan untuk memprediksi nilai pada hari ke-11. Jendela data kemudian digeser satu hari setiap iterasi sehingga terbentuk rangkaian pasangan input–target secara berurutan. Contoh hasil pembentukan *sliding window* ditampilkan pada Tabel 4.4 dan Tabel 4.5.

Tabel 4.4 Contoh pembentukan *sliding window* data ANTM (*window* = 5)

<i>Window</i>	Hari-1	Hari-2	Hari-3	Hari-4	Hari-5	Target (Hari-6)
1	0.0000	0.0017	0.0011	0.0024	0.0020	0.0033
2	0.0017	0.0011	0.0024	0.0020	0.0033	0.0028
3	0.0011	0.0024	0.0020	0.0033	0.0028	0.0041

Tabel 4.5 Contoh pembentukan *sliding window* data ANTM (*window* = 10)

<i>Window</i>	Hari-1	Hari-2	Hari-3	...	Hari-10	Target (Hari-11)
1	0.0000	0.0017	0.0011	...	0.0033	0.0028
2	0.0017	0.0011	0.0024	...	0.0028	0.0041
3	0.0011	0.0024	0.0020	...	0.0041	0.0036

4.2 Hasil Uji Coba

Hasil pengujian model yang dilakukan berdasarkan skenario eksperimen disajikan pada bagian ini. Pengujian dilakukan sebanyak dua belas kali dengan mengubah kombinasi parameter model dan rasio pembagian data menjadi 80:20 dan 70:30. Untuk mengetahui tingkat kesalahan prediksi, setiap skenario menghasilkan deret nilai prediksi harga penutupan saham ANTM, yang kemudian

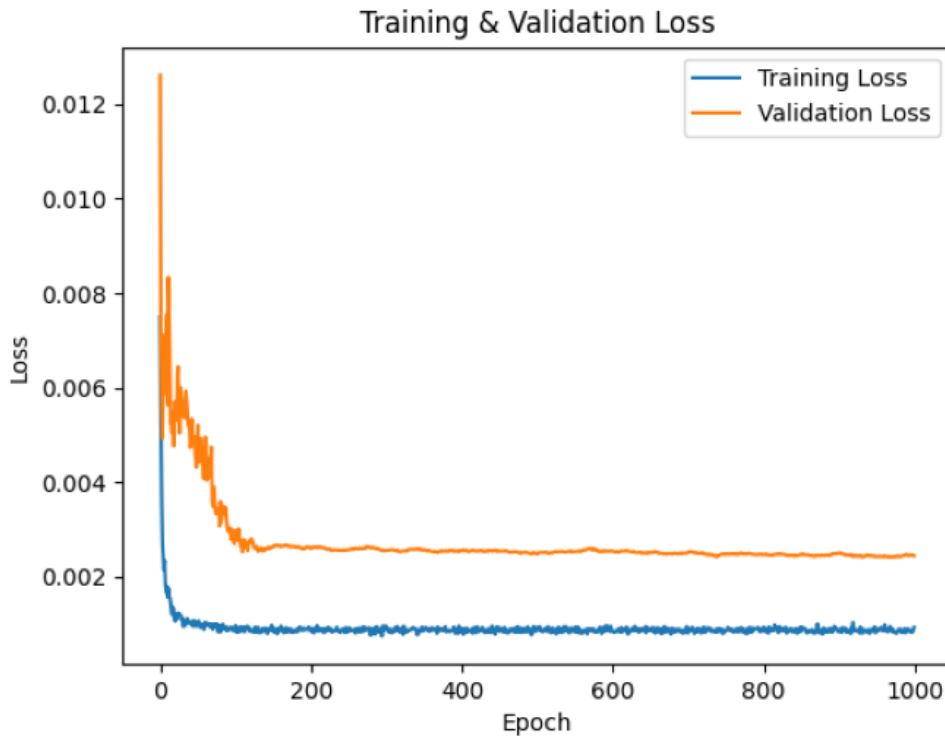
dibandingkan dengan nilai aktual. Dalam penelitian ini, empat metrik (RMSE, MAE, MAPE, dan DA) digunakan untuk menilai kinerja model dan untuk mengetahui seberapa akurat masing-masing skenario pengujian.

4.2.1 Model A

Pengujian pada Model A diterapkan menggunakan arsitektur GRU yang dikonfigurasi dengan 16 unit, ukuran *window* sebesar 5, serta ukuran *batch* 16 sepanjang 1000 *epoch*. Guna mengevaluasi konsistensi performa model terhadap variasi proporsi data, eksperimen ini melibatkan dua skema pembagian data latih dan data uji, masing-masing dengan rasio 80:20 serta 70:30.

4.2.1.1 Model A Rasio 80:20

Pada skema pembagian data 80:20, Model A dilatih menggunakan 80% dari total dataset sebagai data latih dan 20% sisanya dialokasikan sebagai data uji. Proses *training* dijalankan sepanjang 1000 *epoch* dengan menerapkan arsitektur GRU berkapasitas 16 unit, ukuran *window* 5, serta *batch size* 16. Visualisasi mengenai kurva *loss* pelatihan (*training loss*) dan *loss* validasi (*validation loss*) disajikan pada Gambar 4.1. Selanjutnya, penilaian terhadap performa model ini diukur secara komprehensif menggunakan metrik *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Directional Accuracy* (DA).



Gambar 4.1 Hasil Training Model A Rasio 80:20

Berdasarkan grafik yang dihasilkan, nilai *loss* pada awal tahapan pelatihan menunjukkan angka yang relatif tinggi. Kendati demikian, nilai tersebut mengalami penurunan secara signifikan dan mencapai titik minimum pada akhir fase instruksi model. Pola penurunan yang fluktuatif namun cepat ini mengindikasikan bahwa model mampu belajar secara efektif sekaligus mencapai titik konvergensi dalam durasi yang singkat. Selain itu, keselarasan tren penurunan antara kurva pelatihan dan kurva validasi membuktikan kemampuan model dalam meminimalkan galat (*error*) pada kedua jenis data tersebut tanpa memperlihatkan gejala *overfitting*.

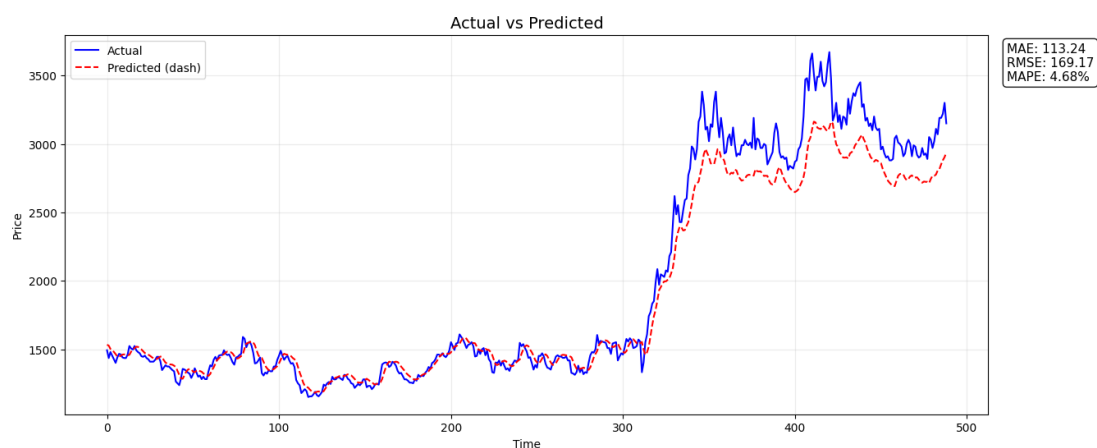
Pasca selesainya fase pelatihan, model diuji menggunakan subset data uji yang belum pernah dieksplorasi sebelumnya. Hasil evaluasi perbandingan antara nilai aktual dan nilai proyeksi dirangkum dalam Tabel 4.6. Melalui tabel tersebut, ditampilkan data harga riil, hasil prediksi, beserta tren pergerakan harga saham

untuk mengukur kapabilitas model dalam memproyeksikan fluktuasi pasar berdasarkan basis data baru.

Tabel 4.6 Hasil Prediksi Model A dengan Rasio 80:20

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1494.06	1534.10	-	-	-
1	1436.93	1527.64	Turun	Turun	Benar
2	1480.87	1503.04	Naik	Turun	Salah
3	1454.51	1493.83	Turun	Turun	Benar
...
488	3150.00	2938.01	Turun	Naik	Salah

Komparasi visual antara nilai estimasi model dengan data riil di lapangan diilustrasikan pada Gambar 4.2. Fluktuasi harga saham aktual direpresentasikan oleh garis biru, sedangkan hasil prediksi ditunjukkan oleh garis putus-putus berwarna merah. Grafik tersebut memperlihatkan bahwa meskipun garis prediksi mampu mereplikasi tren pergerakan harga aktual secara umum, masih ditemukan sedikit deviasi atau jarak pada titik-titik tertentu. Hal ini mengindikasikan bahwa model sudah memiliki performa yang cukup representatif dalam memproyeksikan harga saham, meski tetap memerlukan optimasi lebih lanjut.



Gambar 4.2 Grafik Hasil *Testing* Model A Rasio 80:20

Merujuk pada Tabel 4.7, hasil pengujian Model A mencatatkan nilai RMSE sebesar 1169,1665, MAPE sebesar 4,6845%, dan MAE sebesar 113,24. Rendahnya perolehan nilai RMSE dan MAPE tersebut mengonfirmasi bahwa margin kesalahan prediksi yang dihasilkan model tergolong minim jika disandingkan dengan data asli. Akan tetapi, perolehan tingkat DA yang hanya mencapai 46,5164% menunjukkan bahwa kapabilitas model dalam menebak arah pergerakan harga pasar (naik/turun) masih belum optimal.

Tabel 4.7 Hasil Evaluasi Model A dengan Rasio 80:20

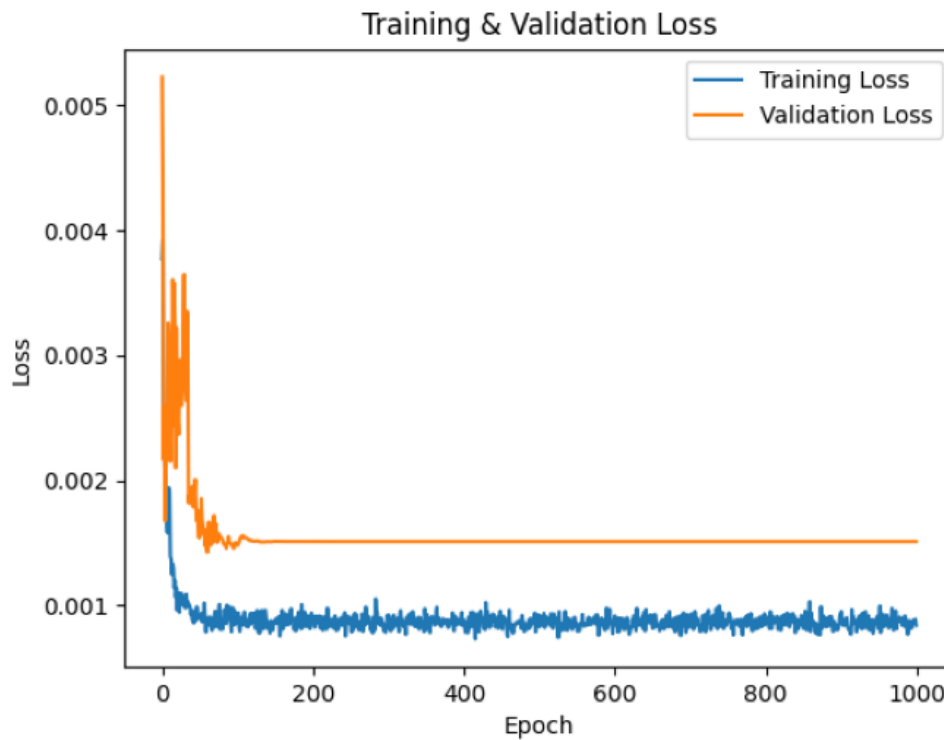
RMSE	MAPE	MAE	DA
91.2432	2.7106%	60.71	45.7557% %

Secara menyeluruh, implementasi Model A dengan proporsi data 80:20 memberikan kinerja yang relatif memuaskan karena didukung oleh nilai galat (RMSE dan MAPE) yang rendah, yang mencerminkan akurasi prediksi nilai numerik yang optimal. Meski demikian, capaian skor DA yang masih berada di bawah ambang batas 50% menegaskan perlunya penyempurnaan model, khususnya pada aspek ketepatan proyeksi arah tren harga saham.

4.2.1.2 Model A Rasio 70:30

Pada implementasi skema pemisahan data dengan rasio 70:30, Model A mengalokasikan 70% data sebagai himpunan data latih (*training data*) dan 30% sisanya sebagai himpunan data uji (*testing data*). Parameter eksperimen dipertahankan secara konsisten, meliputi proses pelatihan sepanjang 1000 *epoch*, penggunaan 16 unit GRU, *window size* sebesar 5, serta *batch size* bernilai 16. Pengukuran performa pada rasio ini tetap mengacu pada metrik evaluasi RMSE,

MAE, MAPE, dan DA. Adapun visualisasi mengenai pergerakan kurva *training loss* dan *validation loss* secara detail disajikan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Hasil *Training* Model B Rasio 70:30

Melalui grafik yang diperoleh, terlihat bahwa nilai galat (*loss*) berada pada angka yang cukup tinggi di fase awal pelatihan. Kendati demikian, nilai tersebut menyusut secara signifikan dalam waktu singkat dan mulai menunjukkan tren yang stabil hingga akhir tahapan *training*. Keselarasan yang ditunjukkan oleh kurva *training loss* dan *validation loss* ini mengindikasikan bahwa model mampu mencapai titik konvergensi dengan optimal tanpa mengalami gejala *overfitting*.

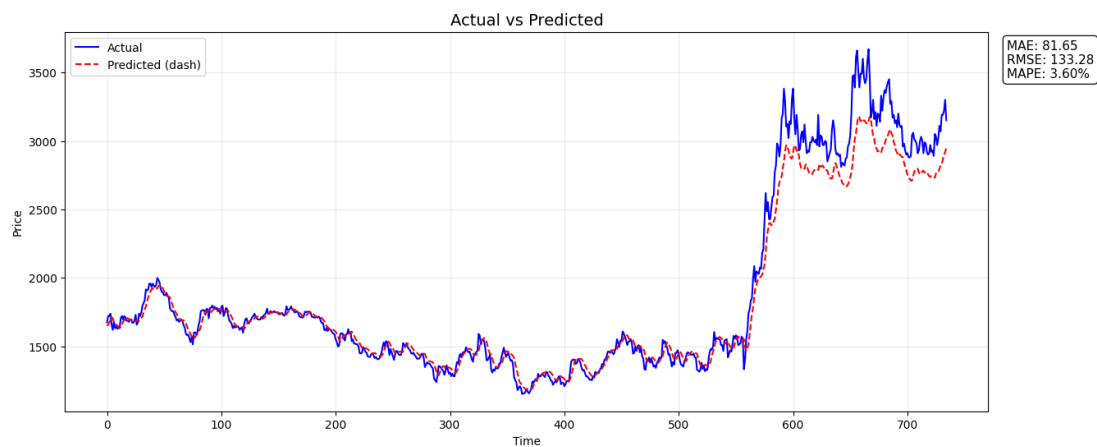
Setelah fase pelatihan diselesaikan, model dievaluasi menggunakan data uji yang bersifat independen atau belum pernah dieksplorasi sebelumnya oleh sistem. Analisis komparatif antara nilai riil dan hasil estimasi dituangkan dalam Tabel 4.8, yang memuat informasi mengenai harga aktual, hasil prediksi, serta proyeksi arah

pergerakan harga saham. Secara umum, model ini menunjukkan kemampuan yang cukup optimal dalam mengestimasi tren pergerakan, meskipun masih terdapat beberapa margin kesalahan pada titik-titik tertentu.

Tabel 4.8 Hasil Prediksi Model A dengan Rasio 70:30

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1675.53	1650.94	-	-	-
1	1721.95	1657.39	Naik	Naik	Benar
2	1721.95	1676.10	Turun	Naik	Salah
3	1738.84	1693.87	Naik	Naik	Benar
...
734	3150.00	2952.32	Turun	Naik	Salah

Tabel 4.8 menunjukkan hasil prediksi Model A dengan rasio 70:30. Visualisasi perbandingan antara harga aktual dan hasil prediksi pada Gambar 4.4 menunjukkan bahwa pola garis prediksi (merah putus-putus) secara umum mengikuti pola garis aktual (biru), dengan beberapa titik yang menunjukkan deviasi kecil. Hal ini menunjukkan bahwa Model A dengan rasio 70:30 mampu mempelajari pola pergerakan harga dengan baik, meskipun ada beberapa titik di mana prediksi model tidak sepenuhnya akurat, yang masih perlu diperbaiki untuk meningkatkan ketepatan arah pergerakan harga.



Gambar 4.4 Grafik Hasil *Testing* Model B Rasio 80:20

Hasil kalkulasi metrik performa untuk Model A dengan skema 70:30 dirangkum dalam Tabel 4.9. Berdasarkan data tersebut, model mencatatkan nilai RMSE sebesar 133,28, MAPE sebesar 3,60%, dan tingkat DA mencapai 49,86%. Rendahnya perolehan nilai RMSE dan MAPE mengonfirmasi bahwa tingkat kesalahan estimasi numerik model terhadap data riil tergolong minim. Namun, capaian DA yang masih berada di kisaran 50% mengisyaratkan bahwa sensitivitas model dalam mengidentifikasi arah pergerakan harga (naik/turun) masih memerlukan penyempurnaan agar didapatkan hasil yang lebih presisi.

Tabel 4.9 Hasil Evaluasi Model A dengan Rasio 70:30

RMSE	MAPE	MAE	DA
133.2841	3.5979%	81.65	49.8638%

Secara menyeluruh, pengujian Model A dengan rasio 70:30 memperlihatkan performa yang stabil, bahkan menunjukkan sedikit peningkatan akurasi jika disandingkan dengan skema 80:20. Konsistensi nilai RMSE dan MAPE yang rendah membuktikan keberhasilan model dalam mereduksi galat terhadap data aktual. Kendati demikian, perolehan nilai DA yang belum menembus ambang batas 50% mempertegas bahwa kemampuan proyeksi arah tren harga belum bekerja secara maksimal. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun penggunaan *window size* 5 sudah memberikan luaran yang cukup baik, pembenahan pada aspek akurasi arah pergerakan tetap menjadi fokus krusial untuk eksperimen selanjutnya.

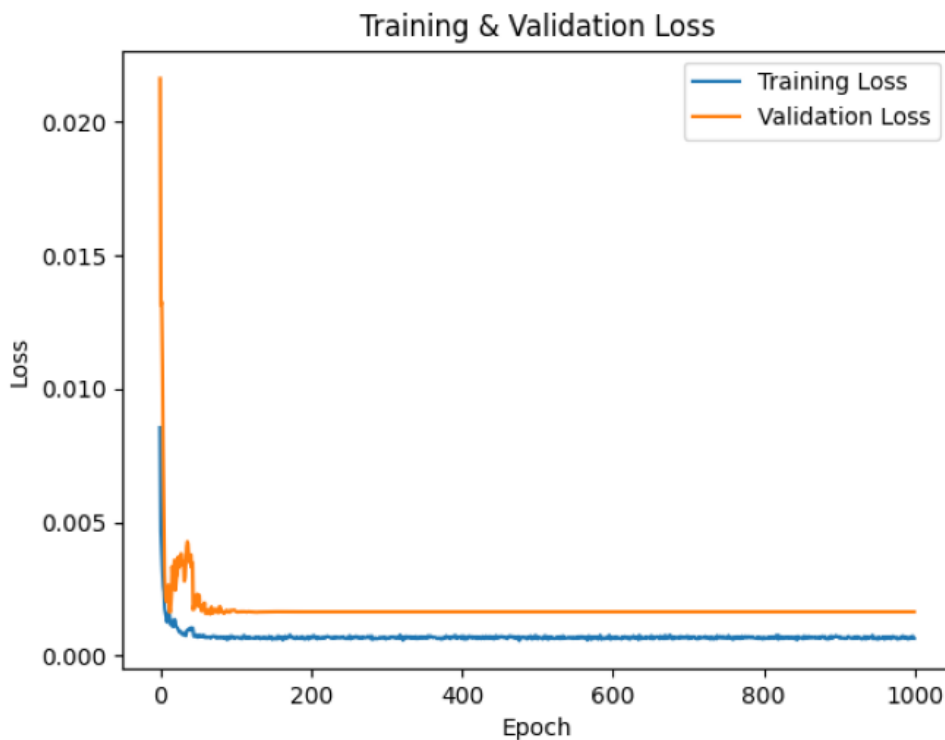
4.2.2 Model B

Konfigurasi pada Model B diimplementasikan menggunakan arsitektur GRU dengan kapasitas 32 unit, ukuran *window* 5, serta *batch size* sebesar 32

sepanjang 1000 *epoch*. Guna mengevaluasi dampak dari variasi volume data terhadap performa estimasi, model ini diuji menggunakan dua skema pembagian data (*data splitting*), yaitu rasio 80:20 dan 70:30.

4.2.2.1 Model B Rasio 80:20

Pada pengujian Model B dengan skema pembagian data 80:20, porsi data dialokasikan sebesar 80% untuk fase pelatihan (*training*) dan 20% sisanya untuk fase pengujian (*testing*). Arsitektur model ini mengintegrasikan 32 unit GRU dengan parameter *window size* sebesar 5 dan *batch size* 32, di mana proses pembelajaran dijalankan sepanjang 1000 *epoch*. Penilaian terhadap kualitas prediksi diukur melalui metrik evaluasi yang meliputi RMSE, MAE, MAPE, dan DA. Karakteristik pergerakan kurva *training loss* serta *validation loss* pada Model B secara visual disajikan pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Hasil *Training* Model B Rasio 80:20

Berdasarkan grafik fungsi kerugian (*loss curve*) pada Model B dengan rasio 80:20, nilai galat pelatihan dan validasi di awal proses berada di kisaran 0,020. Meskipun nilai *validation loss* sempat mengalami sedikit peningkatan, nilai tersebut kemudian merosot secara tajam. Seiring dengan bertambahnya jumlah *epoch*, baik *training loss* maupun *validation loss* menunjukkan penurunan yang signifikan hingga akhirnya mencapai titik stabil dengan nilai yang rendah pada *epoch* ke-1000. Tren pergerakan kedua kurva yang searah disertai dengan jarak (*gap*) yang konsisten membuktikan bahwa model tidak mengalami gejala *overfitting* yang berarti dan mampu mencapai titik konvergensi dengan sangat baik.

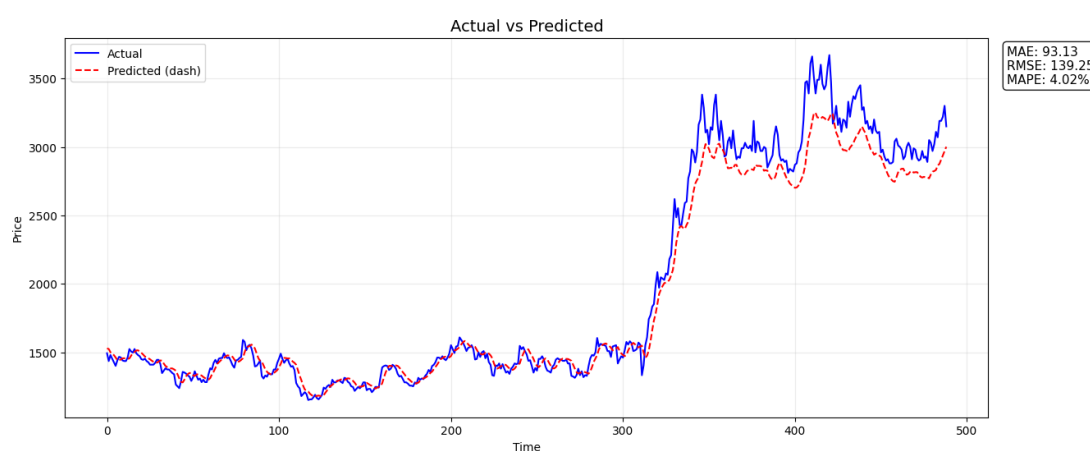
Pasca selesainya tahapan pelatihan, model dievaluasi menggunakan subset data pengujian. Tabel 4.10 menyajikan perbandingan komparatif antara harga riil di pasar dan hasil proyeksi yang dihasilkan oleh sistem. Berdasarkan representasi data pada tabel tersebut, model terbukti mampu mengestimasi nilai harga saham dengan selisih (*error*) tertentu, walaupun pada beberapa titik pengamatan arah pergerakan yang diprediksi masih belum selaras dengan kondisi riil di lapangan.

Tabel 4.10 Hasil Prediksi Model B dengan Rasio 80:20

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1494.06	1529.05	-	-	-
1	1436.93	1525.18	Turun	Turun	Benar
2	1480.87	1500.81	Naik	Turun	Salah
3	1454.51	1492.03	Turun	Turun	Benar
...
488	3150.00	3000.84	Turun	Naik	Salah

Perbandingan visual antara pergerakan harga aktual dan hasil estimasi Model B dengan proporsi data 80:20 diilustrasikan pada Gambar 4.6. Garis proyeksi yang digambarkan melalui warna merah putus-putus secara umum

bergerak selaras mengikuti tren garis aktual berwarna biru. Pada mayoritas periode pengujian, model mampu mengidentifikasi tren kenaikan maupun penurunan harga, termasuk mendeteksi lonjakan harga yang signifikan. Kendati demikian, deviasi atau jarak tetap terlihat pada beberapa titik fluktuasi, khususnya ketika terjadi perubahan harga yang cukup tajam. Hal ini mengindikasikan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam menangkap fluktuasi pasar yang ekstrem.



Gambar 4.6 Grafik Hasil *Testing* Model B Rasio 80:20

Hasil pengukuran performa Model B dengan skema 80:20 dirangkum dalam Tabel 4.11. Berdasarkan data tersebut, diperoleh nilai RMSE sebesar 139,2525, MAPE sebesar 4,0242%, MAE sebesar 93,13, serta nilai DA mencapai 47,9508%. Nilai metrik RMSE dan MAE ini merepresentasikan rata-rata galat prediksi dalam satuan nilai harga saham, sedangkan perolehan MAPE sebesar 4,0242% menunjukkan bahwa persentase rata-rata kesalahan estimasi tergolong kecil terhadap nilai riilnya. Namun, capaian skor DA yang masih berada di bawah ambang batas 50% mempertegas bahwa kapabilitas model dalam memproyeksikan arah pergerakan tren belum bekerja secara optimal.

Tabel 4.11 Hasil Evaluasi Model B dengan Rasio 80:20

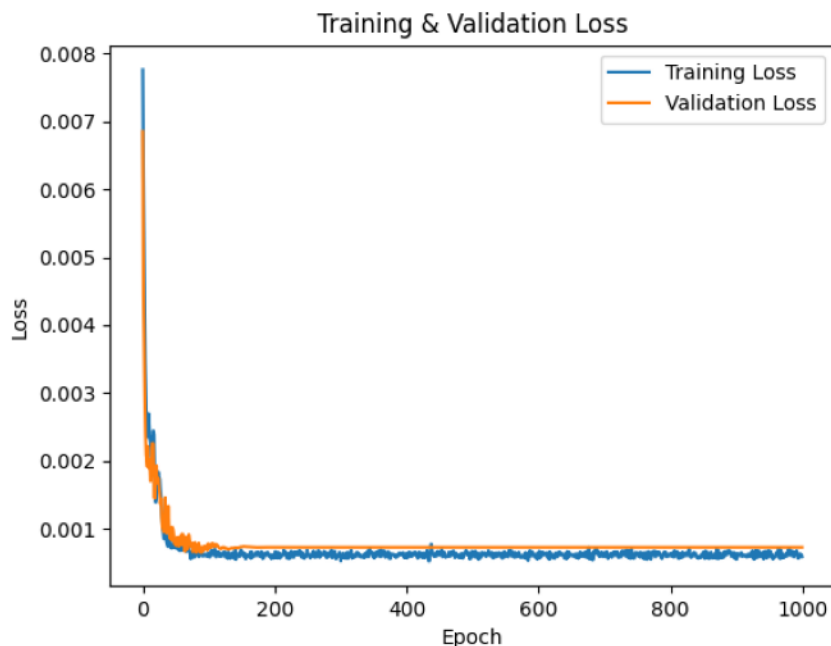
RMSE	MAPE	MAE	DA
------	------	-----	----

139.2525	4.0242%	93.13	47.9508%
----------	---------	-------	----------

Secara menyeluruh, implementasi Model B dengan rasio 80:20 memberikan performa yang cukup representatif dalam mengestimasi nilai nominal harga saham ANTM, yang divalidasi oleh rendahnya nilai galat pada metrik RMSE, MAE, dan MAPE. Kendati demikian, sensitivitas model dalam mengidentifikasi arah pergerakan harga (naik/turun) masih perlu dioptimalkan mengingat perolehan nilai DA belum mampu menembus angka 50%. Pengintegrasian 32 unit GRU dengan *window size* 5 sepanjang 1000 *epoch* terbukti membantu model dalam memahami pola data secara lebih mendalam, walaupun akurasi proyeksi arah tren tetap menjadi tantangan tersendiri untuk penelitian ini.

4.2.2.2 Model B Rasio 70:30

Melalui skenario pemisahan data dengan rasio 70:30, Model B dilatih memanfaatkan 70% data sebagai himpunan data latih (*training*) dan 30% sisanya sebagai data uji (*testing*). Pengaturan parameter dipertahankan secara konsisten, yang mencakup penggunaan 32 unit GRU, *window size* bernilai 5, *batch size* sebesar 32, serta durasi pembelajaran sepanjang 1000 *epoch*. Pengukuran kinerja model ini tetap mengacu pada metrik evaluasi yang sama, yaitu RMSE, MAE, MAPE, dan DA. Visualisasi mengenai pergerakan kurva *training loss* dan *validation loss* secara mendetail dipaparkan pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Hasil *Training* Model B Rasio 70:30

Merujuk pada representasi grafik pada Gambar 4.7, nilai galat (*loss*) pada fase awal pelatihan terlihat kurang optimal. Kendati demikian, nilai tersebut menyusut secara signifikan dalam beberapa *epoch* pertama hingga mencapai kondisi yang konstan. Baik *training loss* maupun *validation loss* memperlihatkan pola penurunan yang selaras dan berada dalam rentang nilai yang berdekatan hingga proses pelatihan berakhir di *epoch* ke-1000. Fenomena ini mengindikasikan bahwa model memiliki kapabilitas yang baik dalam mencapai titik konvergensi tanpa menunjukkan gejala *overfitting* yang berarti.

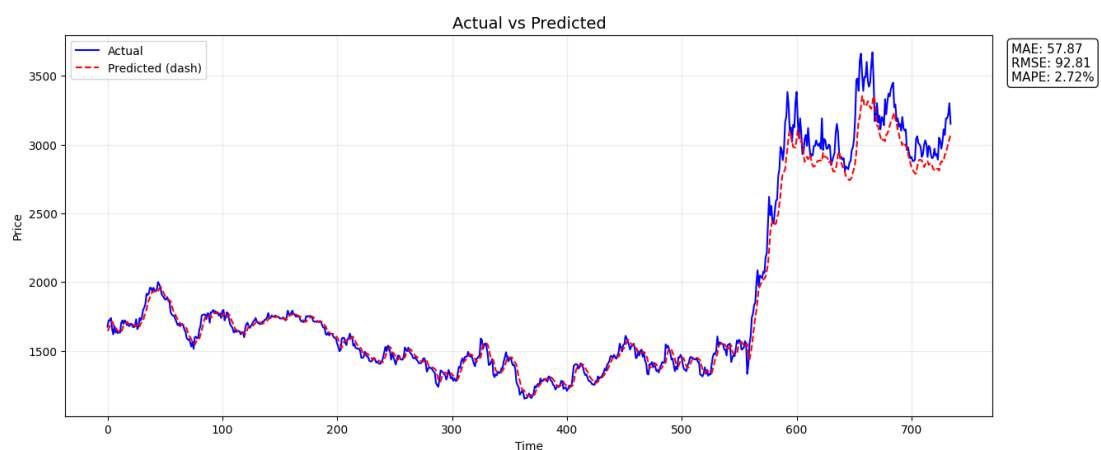
Pasca selesainya fase pelatihan, model dievaluasi menggunakan data uji yang tidak dilibatkan dalam proses pembelajaran sebelumnya. Hasil komparasi antara nilai harga riil dan proyeksi model dirangkum dalam Tabel 4.12. Tabel tersebut menyajikan informasi mengenai harga aktual, harga prediksi, beserta tren

arah pergerakan harga saham (naik atau turun), baik yang terjadi pada data riil maupun hasil estimasi sistem.

Tabel 4.12 Hasil Prediksi Model B dengan Rasio 70:30

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1675.53	1645.47	-	-	-
1	1721.95	1656.97	Naik	Naik	Benar
2	1721.95	1680.74	Turun	Naik	Salah
3	1738.84	1696.39	Naik	Naik	Benar
...
734	3150.00	3075.19	Turun	Naik	Salah

Berdasarkan Gambar 4.8, visualisasi perbandingan antara harga riil dan estimasi menunjukkan bahwa garis proyeksi (berwarna merah putus-putus) bergerak searah mengikuti pola umum garis aktual (berwarna biru). Model terbukti mampu mengidentifikasi tren kenaikan dan penurunan harga, termasuk mendeteksi lonjakan nilai pada periode tertentu. Walaupun demikian, deviasi tetap ditemukan pada titik-titik pengamatan tertentu, terutama saat terjadi fluktuasi harga yang cukup tajam. Hal ini mengisyaratkan bahwa akurasi model masih belum sepenuhnya optimal ketika dihadapkan pada volatilitas yang tinggi.



Gambar 4.8 Grafik Hasil *Testing* Model B Rasio 70:30

Nilai evaluasi dari pengujian Model B dengan proporsi data 70:30 dirangkum dalam Tabel 4.13. Hasil kalkulasi mencatatkan nilai RMSE sebesar 92,8139, MAPE sebesar 2,7247%, MAE sebesar 57,87, dan tingkat DA mencapai 49,4550%. Rendahnya perolehan nilai RMSE, MAE, dan MAPE tersebut membuktikan bahwa margin kesalahan proyeksi model terhadap data asli tergolong minim. Kendati demikian, capaian nilai DA yang masih berada sedikit di bawah ambang batas 50% mempertegas bahwa kemampuan model dalam mengenali arah tren harga pasar masih perlu dioptimalkan.

Tabel 4.13 Hasil Evaluasi Model B dengan Rasio 70:30

RMSE	MAPE	MAE	DA
92.8139	2.7247%	57.87	49.4550%

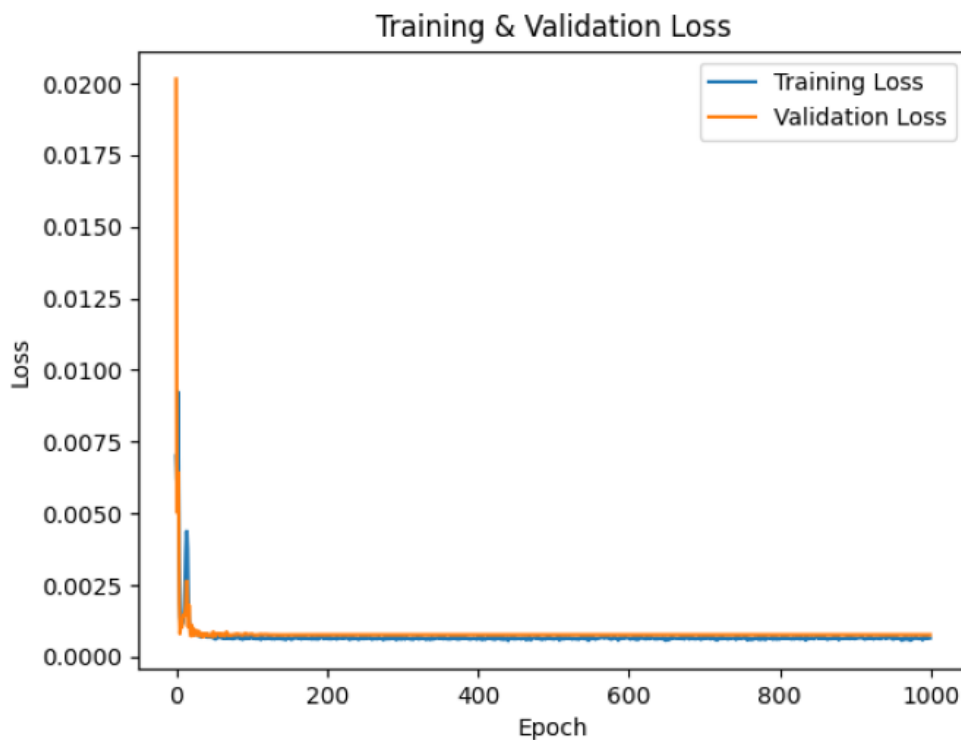
Secara keseluruhan, implementasi Model B dengan skema 70:30 menunjukkan performa yang memuaskan, bahkan mencatatkan hasil yang lebih baik daripada skema 80:20 berkat penurunan nilai galat pada metrik RMSE, MAE, dan MAPE. Tingkat DA juga mengalami kenaikan hingga mencapai 49,4550%, meskipun belum menembus angka 50%. Hal ini mengindikasikan bahwa integrasi 32 unit GRU dengan *window size* 5 mampu memproyeksikan nilai numerik secara lebih akurat ketika volume data uji diperbesar, walaupun ketepatan dalam memprediksi arah tren pergerakan tetap menjadi aspek krusial yang memerlukan pengembangan lebih lanjut.

4.2.3 Model C

Model C mengintegrasikan 64 unit GRU, *window size* 5, dan *batch size* 64 sepanjang 1000 *epoch* pada rasio data 80:20 dan 70:30 untuk mengevaluasi dampak penambahan unit terhadap akurasi estimasi.

4.2.3.1 Model C Rasio 80:20

Pada rasio 80:20, Model C dieksekusi dengan mengalokasikan 80% data untuk *training* dan 20% untuk *testing*. Model ini mengintegrasikan 64 unit GRU, *window size* 5, serta *batch size* 64 sepanjang 1000 *epoch*. Pengujian performa diukur menggunakan metrik RMSE, MAE, MAPE, dan DA, sedangkan kurva *loss* disajikan pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Hasil *Training* Model C Rasio 80:20

Ditinjau dari grafik fungsi kerugian pada Gambar 4.9, nilai galat (*loss*) pada fase awal pelatihan menunjukkan kondisi yang optimal, khususnya pada *validation loss* yang sempat mengalami fluktuasi peningkatan sebelum akhirnya merosot secara tajam. Pasca melewati beberapa *epoch* pertama, kedua kurva menunjukkan tren penurunan yang drastis dan bergerak konstan pada nilai minimum hingga akhir tahapan pembelajaran. Keselarasan arah pergerakan serta konsistensi jarak (*gap*) antara kurva *training loss* dan *validation loss* mengonfirmasi bahwa model sukses mencapai titik konvergensi dengan sangat baik tanpa menunjukkan gejala *overfitting* yang berarti.

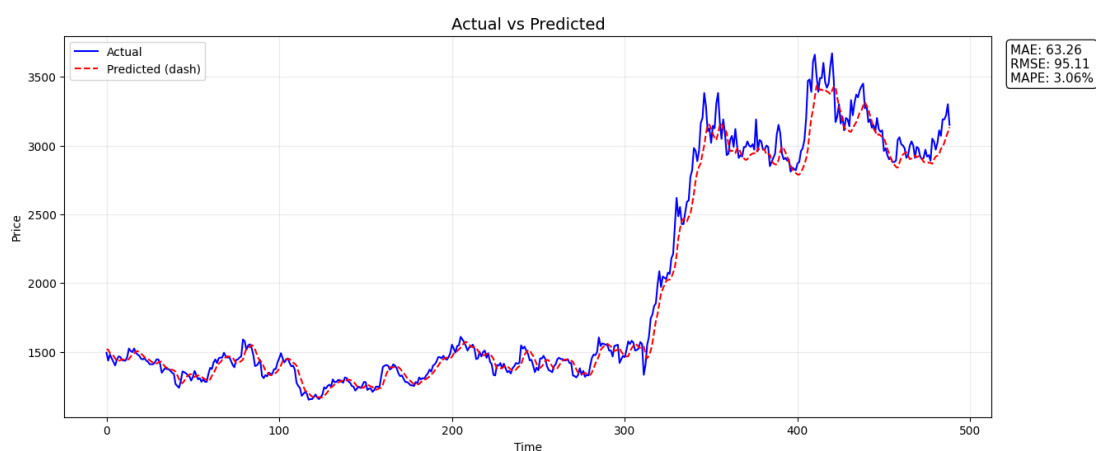
Setelah seluruh tahapan pelatihan diselesaikan, sistem diuji menggunakan subset data pengujian yang belum pernah dieksplorasi oleh model sebelumnya. Hasil komparasi antara nilai riil di pasar dan luaran estimasi dirangkum dalam Tabel 4.14. Melalui tabel tersebut, disajikan rincian mengenai harga aktual, hasil proyeksi numerik, serta orientasi arah pergerakan harga saham (tren naik atau turun) berdasarkan kondisi nyata dan hasil kalkulasi sistem.

Tabel 4.14 Hasil Prediksi Model C dengan Rasio 80:20

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1494.06	1519.25	-	-	-
1	1436.93	1515.93	Turun	Turun	Benar
2	1480.87	1490.73	Naik	Turun	Salah
3	1454.51	1485.20	Turun	Turun	Benar
...
488	3150.00	3132.71	Turun	Naik	Salah

Representasi grafis pada Gambar 4.10 mengilustrasikan bahwa tren kurva prediksi (ditandai dengan warna merah putus-putus) bergerak selaras mengikuti karakteristik pola dari kurva harga aktual (ditandai dengan warna biru). Arsitektur

model terbukti mampu mengidentifikasi tren fluktuasi harga, termasuk mendeteksi pergeseran nilai yang berskala besar pada rentang waktu tertentu. Kendati demikian, deviasi atau jarak vertikal antar-garis masih dijumpai pada sejumlah titik pengamatan, khususnya saat terjadi dinamika harga yang sangat volatil. Hal ini mengindikasikan bahwa hasil estimasi model belum sepenuhnya presisi ketika berhadapan dengan perubahan pasar yang berjalan cepat.



Gambar 4.10 Grafik Hasil *Testing* Model C Rasio 80:20

Hasil pengukuran performa untuk Model C dengan skema 80:20 disajikan secara mendetail pada Tabel 4.15. Berdasarkan data kalkulasi tersebut, dicatatkan perolehan nilai RMSE sebesar 95,1129, MAPE sebesar 3,0553%, MAE sebesar 63,26, serta tingkat DA mencapai 47,7459%. Rendahnya akumulasi nilai metrik RMSE, MAE, dan MAPE membuktikan bahwa margin kesalahan proyeksi model terhadap data asli berada pada tingkat yang relatif minim. Namun, capaian skor DA yang belum menembus ambang batas 50% menegaskan bahwa sensitivitas model dalam mengidentifikasi arah pergerakan tren harga pasar masih perlu dioptimalkan.

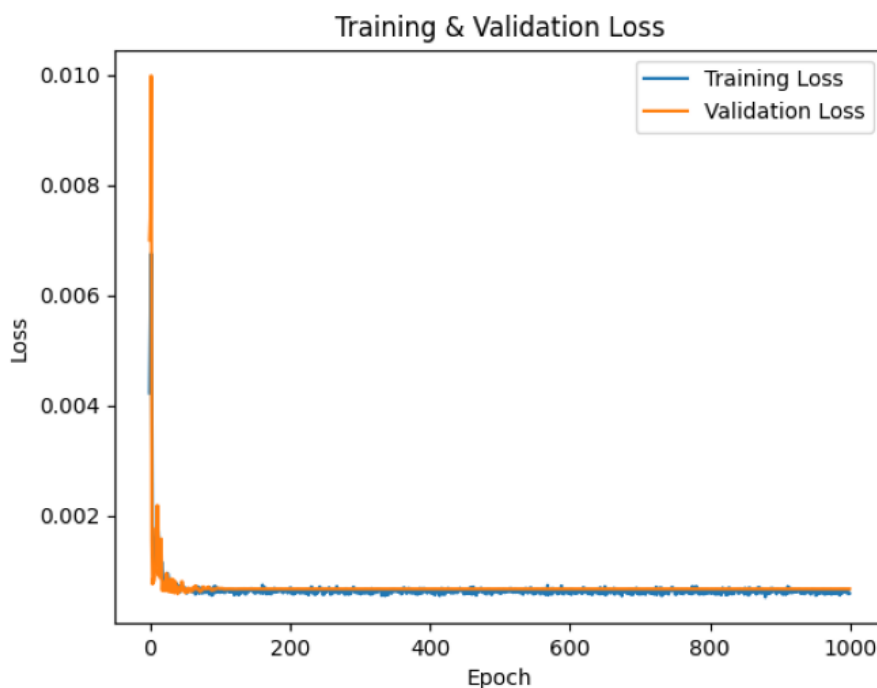
Tabel 4.15 Hasil Evaluasi Model C dengan Rasio 80:20

RMSE	MAPE	MAE	DA
95.1129	3.0553%	63.26	47.7459%

Secara menyeluruh, Model C rasio 80:20 menunjukkan kinerja stabil dalam memproyeksikan harga saham ANTM. Ekspansi menjadi 64 unit GRU terbukti membantu mereplikasi pola data dengan galat RMSE dan MAPE yang rendah. Namun, nilai DA di bawah 50% merefleksikan ketidakkonsistenan model dalam mendeteksi arah tren pergerakan, sehingga aspek ini memerlukan pembenahan lebih lanjut.

4.2.3.2 Model C Rasio 70:30

Pada skema 70:30, Model C mengalokasikan 70% data untuk *training* dan 30% untuk *testing*. Parameter model menggunakan 64 unit GRU, *window size* 5, serta *batch size* 64 sepanjang 1000 *epoch*. Pengujian performa diukur menggunakan metrik RMSE, MAE, MAPE, dan DA, sedangkan visualisasi kurva *loss* disajikan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.11 Hasil *Training* Model C Rasio 70:30

Berdasarkan visualisasi grafik pada Gambar 4.11, nilai galat (*loss*) di awal tahapan pembelajaran berada pada angka 0,10, lalu merosot secara drastis dalam kurun beberapa *epoch* pertama hingga menyentuh angka 0,01. Baik *training loss* maupun *validation loss* memperlihatkan tren penurunan yang selaras dan menempati rentang nilai yang sangat berdekatan hingga tahapan pelatihan berakhir di *epoch* ke-1000. Fenomena ini membuktikan bahwa model memiliki kemampuan untuk mencapai titik konvergensi secara optimal tanpa menunjukkan gejala *overfitting* yang berarti.

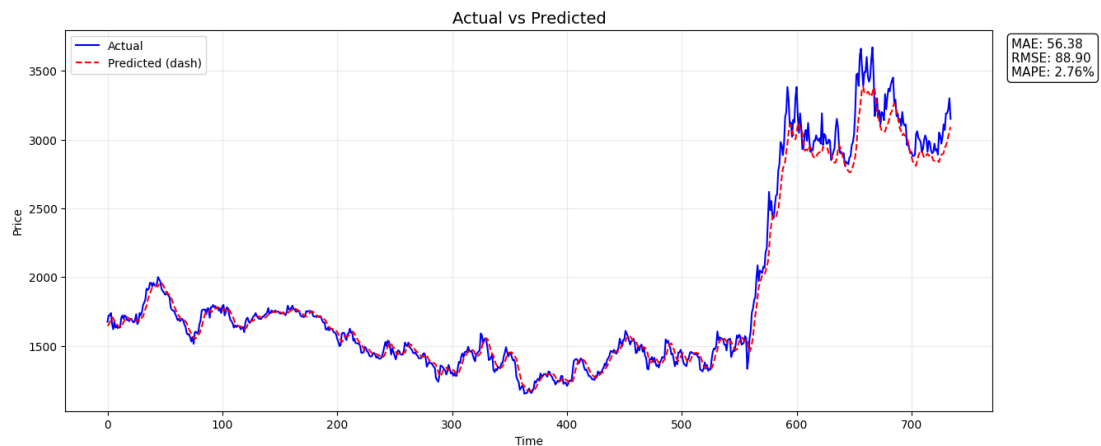
Pasca selesainya seluruh rangkaian proses *training*, model diuji menggunakan subset data *testing* yang belum pernah dieksplorasi sebelumnya. Analisis komparatif antara nilai riil di pasar dan luaran estimasi dirangkum dalam Tabel 4.16. Tabel tersebut memuat rincian data harga aktual, harga proyeksi, serta orientasi arah pergerakan harga saham (tren naik atau turun) berdasarkan kondisi riil maupun hasil prediksi sistem.

Tabel 4.16 Hasil Prediksi Model C dengan Rasio 70:30

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1675.53	1646.62	-	-	-
1	1721.95	1653.45	Naik	Naik	Benar
2	1721.95	1671.52	Turun	Naik	Salah
3	1738.84	1687.47	Naik	Naik	Benar
...
734	3150.00	3091.80	Turun	Naik	Salah

Representasi grafis pada Gambar 4.12 menunjukkan perbandingan antara harga riil dan hasil estimasi model. Kurva prediksi (direpresentasikan oleh garis merah putus-putus) bergerak searah mengikuti karakteristik pola dari kurva harga aktual (direpresentasikan oleh garis biru), termasuk ketika terjadi tren kenaikan

harga yang cukup signifikan. Kendati demikian, deviasi atau jarak antar-garis masih ditemukan pada titik-titik tertentu, khususnya sewaktu pasar mengalami fluktuasi yang tajam. Hal ini mengisyaratkan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam mengidentifikasi seluruh dinamika perubahan harga secara mendetail.



Gambar 4.12 Grafik Hasil *Testing* Model C Rasio 70:30

Hasil kalkulasi metrik performa untuk Model C dengan skema 70:30 disajikan secara komprehensif pada Tabel 4.17. Merujuk pada data tersebut, diperoleh nilai RMSE sebesar 88,8958, MAPE sebesar 2,7601%, MAE sebesar 56,38, serta tingkat DA mencapai 48,3651%. Rendahnya perolehan nilai RMSE, MAE, dan MAPE mengonfirmasi bahwa margin kesalahan estimasi model terhadap data riil tergolong minim. Akan tetapi, capaian skor DA yang masih berada di bawah ambang batas 50% menegaskan bahwa kapabilitas model dalam mendeteksi arah tren pergerakan harga belum bekerja secara maksimal.

Tabel 4.17 Hasil Evaluasi Model C dengan Rasio 70:30

RMSE	MAPE	MAE	DA
88.8958	2.7601%	56.38	48.3651%

Secara keseluruhan, implementasi Model C dengan proporsi data 70:30 menunjukkan kinerja yang representatif, ditandai dengan adanya peningkatan

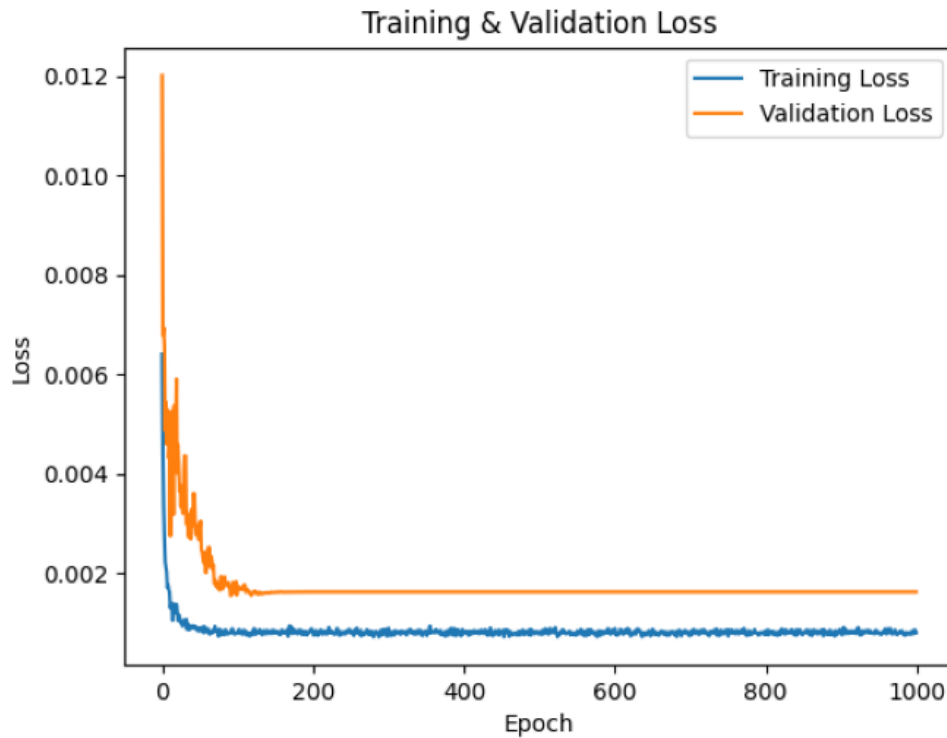
akurasi prediksi yang cukup signifikan jika disandingkan dengan capaian pada Model A dan Model B. Perolehan skor DA yang sedikit lebih tinggi mengindikasikan bahwa konfigurasi ini memiliki sensitivitas yang lebih baik dalam mengidentifikasi arah pergerakan harga, walaupun optimasi tetap diperlukan demi memperoleh hasil estimasi harga saham yang lebih presisi.

4.2.4 Model D

Arsitektur Model D dikonfigurasi dengan memperbesar panjang urutan input menjadi *window size* 10, yang dipadukan dengan 16 unit GRU, *batch size* 16, serta tahapan pelatihan sepanjang 1000 *epoch*. Pengujian model ini tetap mengacu pada rasio data 80:20 dan 70:30 guna mengevaluasi pengaruh perluasan jendela waktu terhadap kemampuan sistem dalam menangkap pola fluktuasi harga saham ANTM.

4.2.4.1 Model D Rasio 80:20

Melalui proporsi distribusi data 80:20, Model D dijalankan dengan mengalokasikan 80% data untuk fase *training* dan 20% sisanya untuk fase *testing*. Pengondisian parameter model ini mengintegrasikan 16 unit GRU, *window size* bernilai 10, serta *batch size* sebesar 16 sepanjang 1000 *epoch* masa pembelajaran. Pengukuran performa diukur secara komprehensif mengacu pada metrik evaluasi RMSE, MAE, MAPE, dan DA. Adapun karakteristik visual mengenai pergerakan kurva *training loss* dan *validation loss* dijabarkan pada Gambar 4.13.



Gambar 4.13 Hasil *Training* Model D Rasio 80:20

Merujuk pada grafik fungsi kerugian pada Gambar 4.13, nilai galat (*loss*) di awal tahapan pelatihan menunjukkan kondisi yang optimal, kemudian merosot secara signifikan pada beberapa *epoch* pertama hingga mencapai titik konstan. Kurva *training loss* mengalami penurunan yang lebih responsif dan menempati nilai yang lebih rendah, sementara *validation loss* menyusut secara bertahap serta stabil pada angka yang sedikit lebih tinggi di atas *training loss*. Tren penurunan yang searah dan konsisten hingga akhir masa pembelajaran membuktikan bahwa model mampu mencapai titik konvergensi dengan sangat baik tanpa memperlihatkan gejala *overfitting* yang berarti.

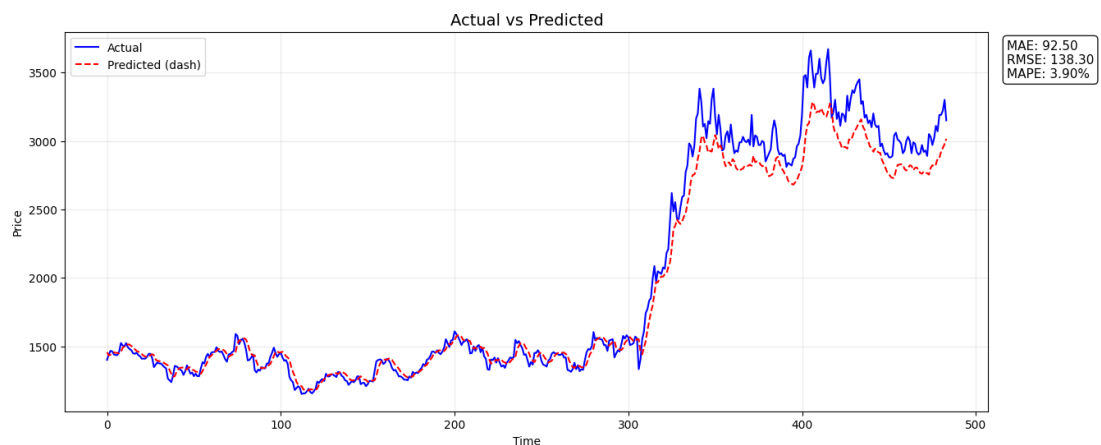
Pasca selesainya seluruh rangkaian proses pelatihan, model dievaluasi menggunakan subset data *testing* yang tidak dilibatkan dalam proses pembelajaran sebelumnya. Analisis komparatif antara nilai riil di pasar dan luaran proyeksi

dirangkum dalam Tabel 4.18, yang menyajikan rincian mengenai data harga aktual, hasil estimasi numerik, serta orientasi arah pergerakan harga saham (tren naik atau turun) berdasarkan kondisi nyata dan kalkulasi sistem.

Tabel 4.18 Hasil Prediksi Model D dengan Rasio 80:20

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1401.78	1457.09	-	-	-
1	1441.33	1433.97	Naik	Turun	Salah
2	1467.69	1439.51	Naik	Naik	Benar
3	1463.30	1451.36	Turun	Naik	Salah
...
483	3150.00	3015.30	Turun	Naik	Salah

Gambar 4.14 mengilustrasikan komparasi antara harga riil dan estimasi Model D rasio 80:20. Kurva proyeksi (merah putus-putus) bergerak selaras mengikuti pola harga aktual (biru), menunjukkan kemampuan model mengidentifikasi tren pasar secara makro. Kendati demikian, deviasi vertikal tetap dijumpai pada sejumlah titik pengamatan, khususnya sewaktu pasar dilanda volatilitas tajam. Hal ini mengisyaratkan hasil estimasi model belum sepenuhnya presisi pada kondisi perubahan cepat.



Gambar 4.14 Grafik Hasil *Testing* Model D Rasio 80:20

Hasil pengukuran performa untuk Model D dengan skema 80:20 disajikan pada Tabel 4.19. Berdasarkan data kalkulasi tersebut, dicatatkan perolehan nilai RMSE sebesar 138,2982, MAPE sebesar 3,9025%, MAE sebesar 92,50, serta tingkat DA mencapai 48,0331%. Rendahnya nilai galat pada metrik RMSE, MAE, dan MAPE membuktikan bahwa margin kesalahan proyeksi model terhadap data asli berada pada tingkat yang relatif minim. Namun, capaian skor DA yang belum menembus ambang batas 50% menegaskan bahwa kapabilitas model dalam mendeteksi arah tren pergerakan harga belum bekerja secara maksimal.

Tabel 4.19 Hasil Evaluasi Model D dengan Rasio 80:20

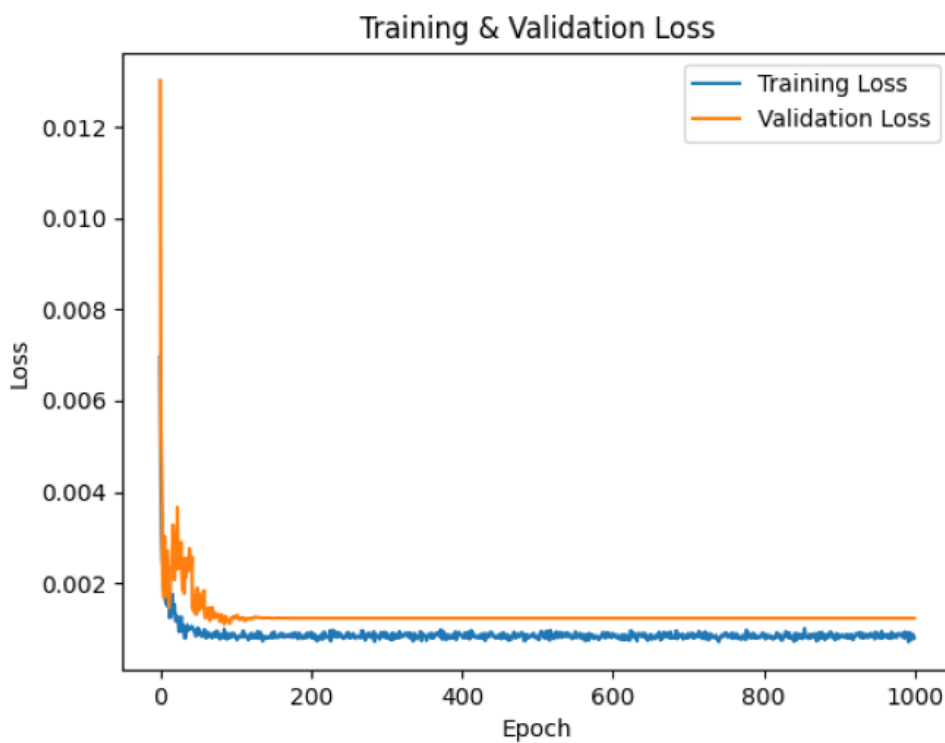
RMSE	MAPE	MAE	DA
138.2982	3.9025%	92.50	48.0331%

Secara menyeluruh, implementasi Model D dengan rasio 80:20 memperlihatkan stabilitas kinerja yang baik dalam memproyeksikan nilai nominal harga saham ANTM. Pengintegrasian *window size* 10 terbukti membantu sistem memanfaatkan urutan data historis yang lebih panjang untuk mereplikasi pola fluktuasi secara umum secara representatif. Walaupun demikian, perolehan tingkat DA yang masih berada di bawah angka 50% merefleksikan bahwa perluasan ukuran jendela waktu belum sepenuhnya meningkatkan konsistensi prediksi arah pergerakan (naik/turun), sehingga pembenahan pada aspek proyeksi arah tren tetap diperlukan.

4.2.4.2 Model D Rasio 70:30

Pada skema distribusi data 70:30, Model D memanfaatkan 70% data untuk fase *training* dan 30% sisanya untuk fase *testing*. Konfigurasi parameter tetap

dipertahankan dengan mengintegrasikan 16 unit GRU, *window size* bernilai 10, serta *batch size* sebesar 16 sepanjang 1000 *epoch* masa pembelajaran. Kriteria penilaian kinerja didasarkan pada metrik evaluasi RMSE, MAE, MAPE, dan DA, dengan representasi kurva *training loss* dan *validation loss* yang dipaparkan pada Gambar 4.15.



Gambar 4.15 Hasil *Training* Model D Rasio 70:30

Berdasarkan grafik fungsi kerugian pada Gambar 4.15, nilai galat (*loss*) pada awal tahapan pelatihan menunjukkan kondisi yang optimal, kemudian menyusut secara signifikan dalam beberapa *epoch* pertama hingga mencapai titik konstan. Kurva *training loss* dan *validation loss* bergerak searah disertai dengan jarak vertikal yang relatif konsisten hingga proses pembelajaran berakhir di *epoch* ke-1000. Tren pergerakan ini mengindikasikan bahwa model memiliki kapabilitas

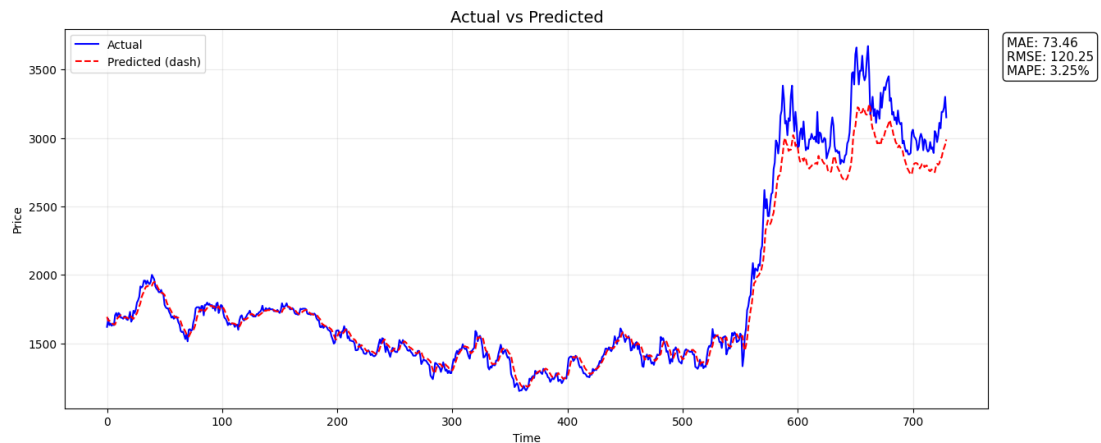
yang baik dalam mencapai titik konvergensi tanpa memperlihatkan gejala *overfitting* yang berarti.

Pasca selesainya fase pelatihan, model dievaluasi menggunakan subset data *testing* yang tidak dilibatkan dalam proses pembelajaran sebelumnya. Analisis komparatif antara nilai riil dan hasil estimasi dituangkan dalam Tabel 4.20, yang mencakup informasi mendetail mengenai nilai harga aktual, hasil prediksi numerik, serta orientasi arah pergerakan harga saham (tren naik atau turun) berdasarkan data riil maupun kalkulasi sistem.

Tabel 4.20 Hasil Prediksi Model D dengan Rasio 70:30

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1620.66	1693.88	-	-	-
1	1679.75	1665.84	Naik	Turun	Salah
2	1633.32	1667.59	Turun	Naik	Salah
3	1645.99	1654.93	Naik	Turun	Salah
...
729	3150.00	2988.64	Turun	Naik	Salah

Merujuk pada visualisasi grafik pada Gambar 4.16, kurva proyeksi (ditandai dengan warna merah putus-putus) secara keseluruhan bergerak searah mengikuti karakteristik pola dari kurva harga aktual (ditandai dengan warna biru), terutama pada periode tren kenaikan harga yang signifikan. Arsitektur model terbukti mampu mengidentifikasi pola fluktuasi pasar secara makro, walaupun deviasi tetap ditemukan pada titik-titik tertentu, khususnya sewaktu terjadi perubahan harga yang cukup tajam. Hal ini mengisyaratkan bahwa performa model cenderung stabil, namun tingkat presisi pada beberapa titik volatilitas tinggi masih memerlukan optimasi.



Gambar 4.16 Grafik Hasil *Testing* Model D Rasio 70:30

Hasil performa Model D skema 70:30 pada Tabel 4.21 mencatat RMSE 120,2528, MAPE 3,2548%, MAE 73,46, dan DA 48,2853%. Rendahnya nilai RMSE, MAE, dan MAPE membuktikan tingkat kesalahan proyeksi terhadap data asli relatif minim. Kendati demikian, capaian DA di bawah 50% menegaskan kapabilitas model dalam mendeteksi arah tren pergerakan harga belum maksimal.

Tabel 4.21 Hasil Evaluasi Model D dengan Rasio 70:30

RMSE	MAPE	MAE	DA
120.2528	3.2548%	73.46	48.2853%

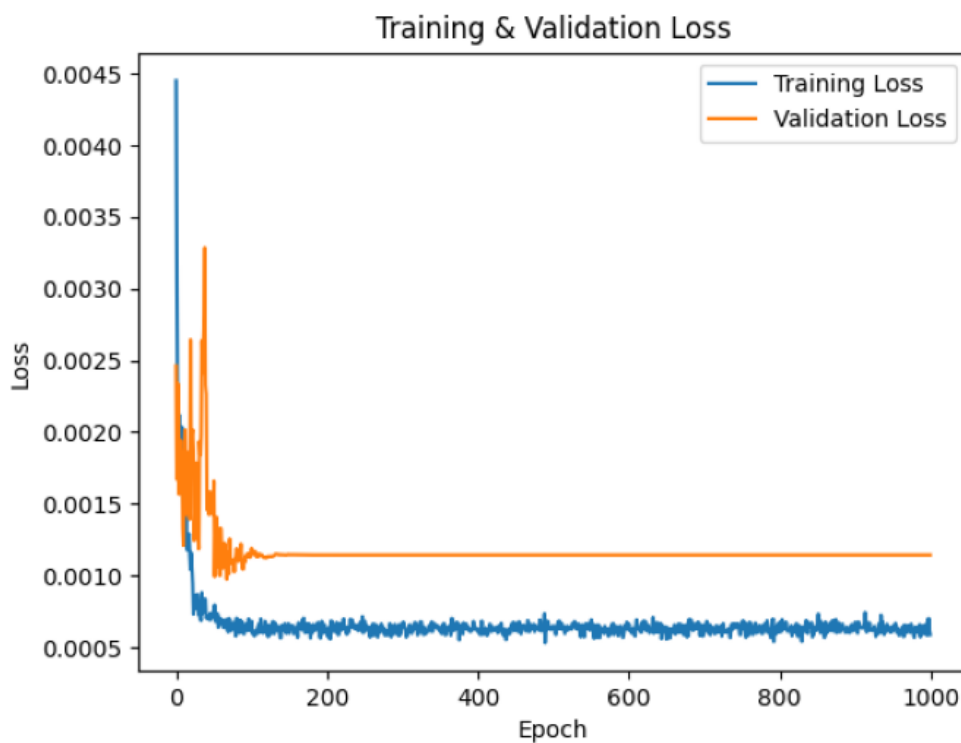
Secara menyeluruh, Model D rasio 70:30 menunjukkan kinerja stabil yang berimbang dengan skema 80:20. Penggunaan *window size* 10 terbukti membantu sistem memanfaatkan informasi historis yang lebih panjang untuk mereplikasi pola fluktuasi dengan baik. Namun, nilai *Directional Accuracy* yang masih di bawah 50% merefleksikan bahwa perluasan jendela waktu belum mampu mengoptimalkan konsistensi prediksi arah tren, sehingga aspek ini memerlukan pembenahan lebih lanjut.

4.2.5 Model E

Melalui kombinasi 32 unit GRU, *window size* 10, dan *batch size* 32 selama 1000 *epoch*, Model E diuji menggunakan proporsi data 80:20 serta 70:30. Penerapan kedua skema pemisahan data ini bertujuan untuk menjaga konsistensi analisis komparatif performa di setiap skenario eksperimen.

4.2.5.1 Model E Rasio 80:20

Pada rasio 80:20, Model E dieksekusi dengan mengalokasikan 80% data untuk *training* dan 20% untuk *testing*. Spesifikasi model mengintegrasikan 32 unit GRU, *window size* 10, serta *batch size* 32 sepanjang 1000 *epoch*. Evaluasi performa diukur menggunakan metrik RMSE, MAE, MAPE, dan DA, sedangkan karakteristik kurva *loss* ditunjukkan pada Gambar 4.17.



Gambar 4.17 Hasil *Training* Model E Rasio 80:20

Representasi grafis pada Gambar 4.17 menjabarkan karakteristik fungsi kerugian Model E dengan skema 80:20. Nilai galat (*loss*) pada awal tahapan pelatihan berada pada tingkat yang optimal, kemudian merosot secara signifikan dalam beberapa *epoch* pertama hingga mencapai kondisi konstan. Meskipun kurva *training loss* menempati posisi yang lebih rendah daripada *validation loss*, keduanya memperlihatkan tren penurunan yang searah dan stabil hingga akhir masa pembelajaran di *epoch* ke-1000. Fenomena ini mengindikasikan bahwa model mampu mencapai titik konvergensi secara optimal tanpa menunjukkan gejala *overfitting* yang berarti.

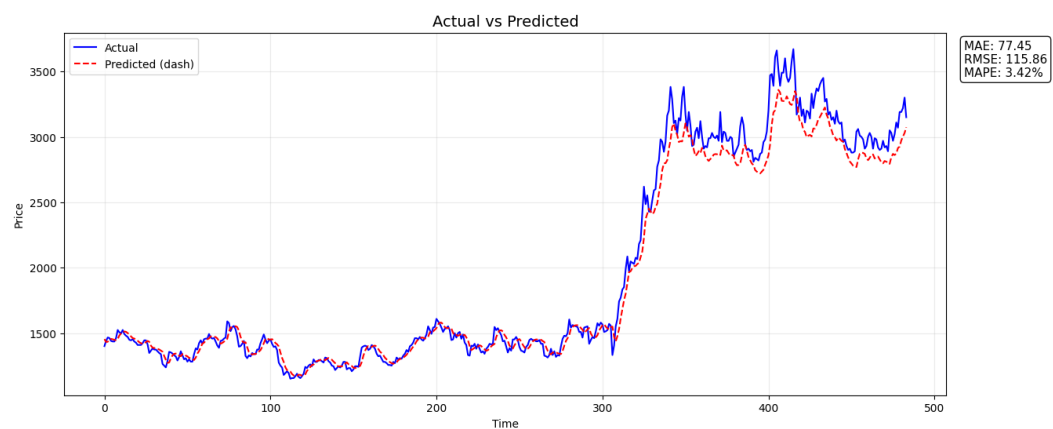
Pasca selesainya fase pelatihan, model diuji menggunakan subset data *testing* yang tidak dilibatkan dalam proses pembelajaran sebelumnya. Analisis komparatif antara nilai harga riil dan luaran prediksi disajikan pada Tabel 4.22, yang memuat rincian nominal harga aktual, hasil estimasi numerik, serta orientasi arah pergerakan harga saham (tren naik atau turun) berdasarkan kondisi nyata maupun hasil kalkulasi sistem.

Tabel 4.22 Hasil Prediksi Model E dengan Rasio 80:20

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1401.78	1455.29	-	-	-
1	1441.33	1433.38	Naik	Turun	Salah
2	1467.69	1434.99	Naik	Naik	Benar
3	1463.30	1448.20	Turun	Naik	Salah
...
483	3150.00	3073.48	Turun	Naik	Salah

Visualisasi pada Gambar 4.18 mengilustrasikan perbandingan antara harga riil dan luaran proyeksi, di mana kurva prediksi Model E (ditandai dengan garis merah putus-putus) mampu mengikuti karakteristik pola umum dari harga saham

ANTM (ditandai dengan garis biru). Arsitektur model terbukti dapat mengidentifikasi tren kenaikan yang signifikan serta dinamika harga pada periode tertentu, meskipun deviasi atau jarak vertikal tetap dijumpai pada saat terjadi fluktuasi yang tajam. Hal ini mengisyaratkan bahwa Model E memiliki kapabilitas yang baik dalam mereplikasi pola harga, walaupun tingkat presisi pada beberapa titik data masih memiliki keterbatasan.



Gambar 4.18 Grafik Hasil *Testing* Model E Rasio 80:20

Hasil metrik performa Model E rasio 80:20 dirangkum pada Tabel 4.23, mencatat nilai RMSE 115,8613, MAPE 3,4158%, MAE 77,45, dan DA 47,8261%. Rendahnya nilai RMSE, MAE, dan MAPE mengonfirmasi bahwa margin kesalahan estimasi model terhadap data riil tergolong minim. Kendati demikian, capaian DA di bawah 50% menegaskan kapabilitas model dalam mendeteksi arah tren pergerakan harga belum maksimal.

Tabel 4.23 Hasil Evaluasi Model E dengan Rasio 80:20

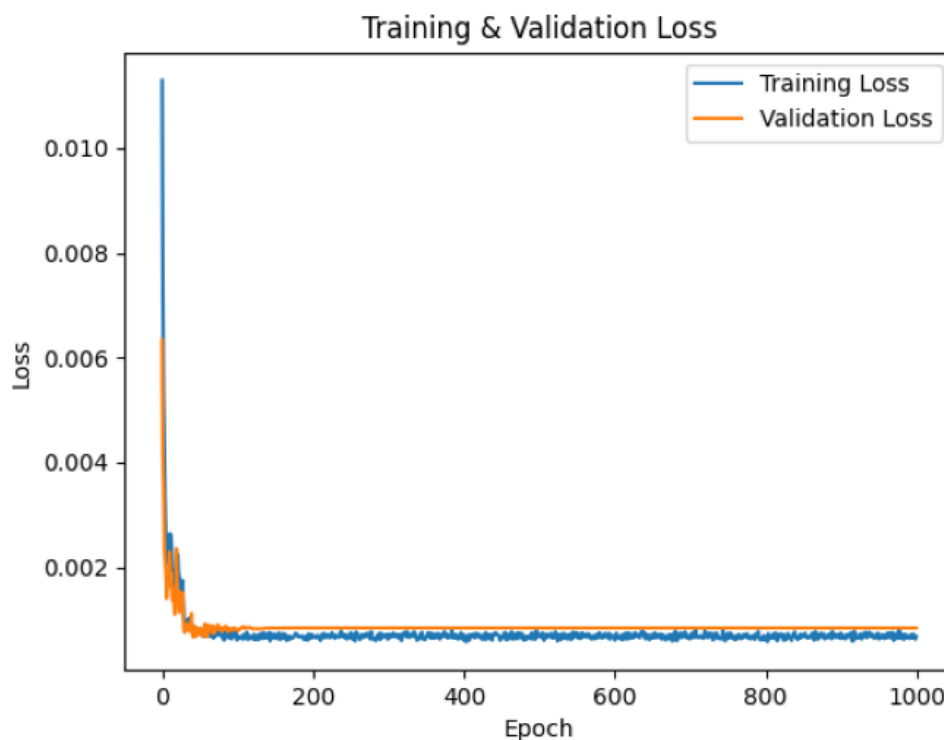
RMSE	MAPE	MAE	DA
115.8613	3.4158%	77.45	47.8261%

Secara keseluruhan, Model E skema 80:20 memperlihatkan kinerja stabil dalam memproyeksikan harga saham ANTM. Kombinasi *window size* 10 dan 32

unit GRU memungkinkan sistem menangkap pola data historis jangka panjang dengan kapasitas memadai. Meskipun perolehan *Directional Accuracy* belum menembus 50%, konfigurasi ini menunjukkan keseimbangan antara identifikasi pola kompleks dan kompleksitas model yang moderat.

4.2.5.2 Model E Rasio 70:30

Berdasarkan skema pembagian 70:30, Model E mengalokasikan 70% data untuk *training* dan 30% untuk *testing*. Konfigurasi model memanfaatkan 32 unit GRU, *window size* 10, serta *batch size* 32 sepanjang 1000 *epoch*. Evaluasi performa model mengacu pada metrik RMSE, MAE, MAPE, dan DA, sedangkan karakteristik visual kurva *loss* diilustrasikan pada Gambar 4.19.



Gambar 4.19 Hasil *Training* Model E Rasio 70:30

Kurva fungsi kerugian pada Gambar 4.19 memaparkan karakteristik pelatihan Model E dengan skema 70:30. Nilai galat (*loss*) di awal tahapan menunjukkan kondisi optimal, lalu merosot secara signifikan dalam kurun beberapa *epoch* pertama hingga stabil sampai akhir pembelajaran di *epoch* ke-1000. Pola pergerakan *training loss* dan *validation loss* yang searah serta saling berdekatan mengonfirmasi bahwa model berhasil mencapai titik konvergensi dengan baik tanpa adanya indikasi gejala *overfitting* yang berarti.

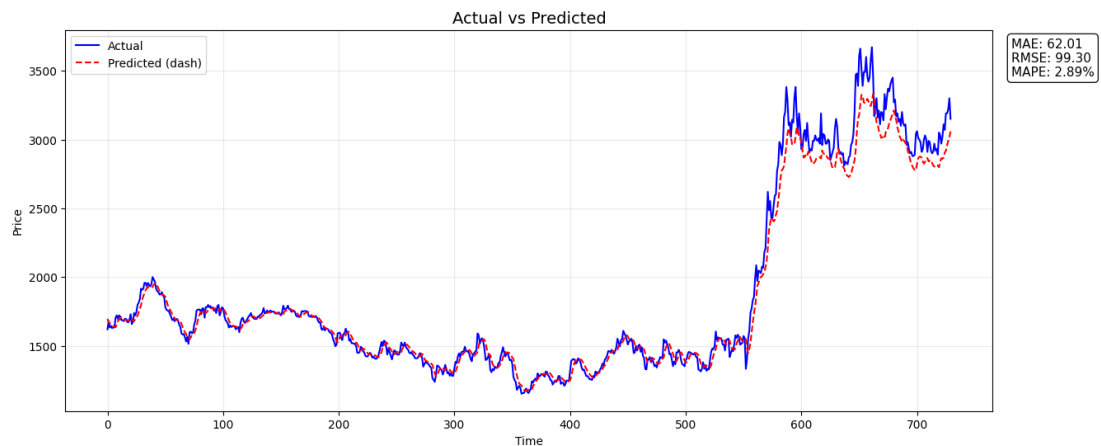
Tabel 4.24 Hasil Prediksi Model E dengan Rasio 70:30

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1620.66	1697.10	-	-	-
1	1679.75	1669.61	Naik	Turun	Salah
2	1633.32	1666.81	Turun	Turun	Benar
3	1645.99	1654.81	Naik	Turun	Salah
...
729	3150.00	3058.97	Turun	Naik	Salah

Pasca selesainya fase pelatihan, sistem dievaluasi memanfaatkan subset data *testing* yang belum pernah dilibatkan sebelumnya. Analisis komparatif antara nilai pasar riil dan luaran estimasi disajikan dalam Tabel 4.24, yang merangkum data harga aktual, hasil estimasi numerik, serta orientasi arah pergerakan harga saham (tren naik atau turun) berdasarkan kondisi nyata maupun proyeksi model.

Berdasarkan representasi grafis pada Gambar 4.20, visualisasi komparatif menunjukkan bahwa Model E (ditandai dengan kurva merah putus-putus) mampu menyelaraskan pergerakannya dengan tren makro harga saham ANTM (ditandai dengan kurva biru). Arsitektur model terbukti dapat mengidentifikasi fase kenaikan yang signifikan sekaligus dinamika harga pada rentang waktu tertentu. Walaupun deviasi vertikal tetap dijumpai pada sejumlah titik—terutama saat pasar mengalami

fluktuasi yang tajam—hal ini membuktikan kapabilitas model dalam mereplikasi pola historis cenderung baik meskipun tingkat akurasi absolutnya belum merata di setiap titik data.



Gambar 4.20 Grafik Hasil *Testing* Model E Rasio 70:30

Hasil pengukuran performa Model E dengan rasio 70:30 disajikan secara mendalam pada Tabel 4.25. Berdasarkan data kalkulasi tersebut, dicatatkan perolehan skor RMSE sebesar 99,2951, MAPE sebesar 2,8907%, MAE sebesar 62,01, serta tingkat DA mencapai 48,4225%. Rendahnya akumulasi nilai galat pada metrik RMSE, MAE, dan MAPE membuktikan bahwa margin kesalahan proyeksi terhadap data asli tergolong minim. Kendati demikian, capaian DA yang masih tertahan di bawah ambang batas 50% menegaskan bahwa kapabilitas model dalam mendeteksi arah tren pergerakan harga belum bekerja maksimal.

Tabel 4.25 Hasil Evaluasi Model E dengan Rasio 70:30

RMSE	MAPE	MAE	DA
99.2951	2.8907%	62.01	48.4225%

Secara menyeluruh, implementasi Model E dengan skema 70:30 memperlihatkan kinerja yang stabil, bahkan mencatatkan hasil yang lebih baik jika dibandingkan dengan pengujian berasio 80:20 pada arsitektur yang sama. Integrasi

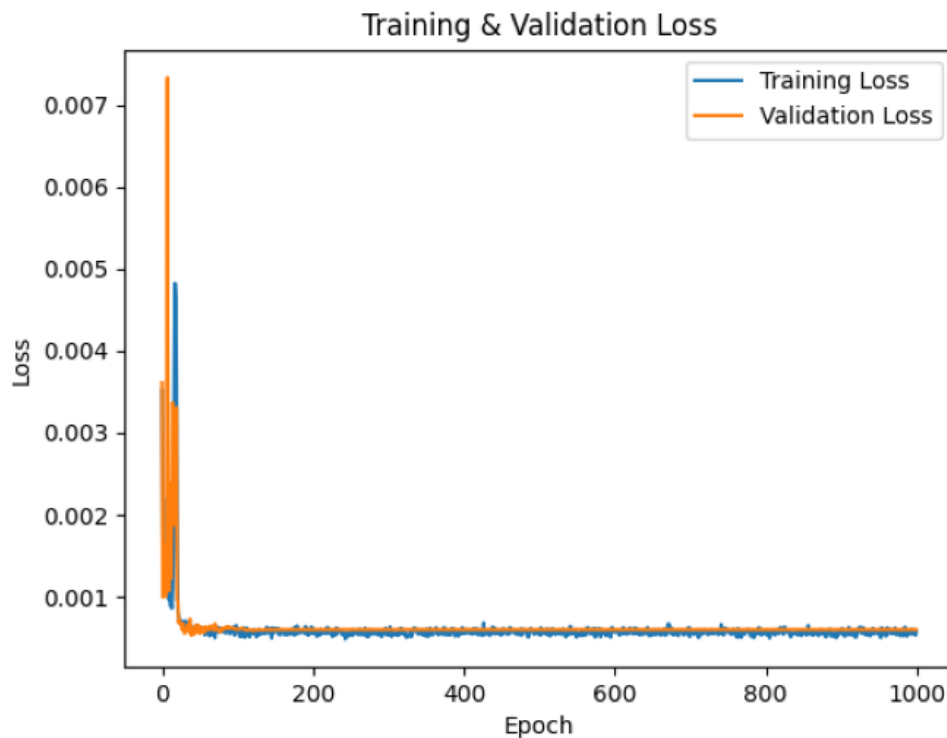
antara 32 unit GRU dan *window size* 10 membantu sistem mengeksplorasi informasi historis dalam rentang waktu yang lebih panjang dengan tingkat kompleksitas model yang seimbang. Walaupun nilai *Directional Accuracy* belum melampaui angka 50%, konfigurasi ini membuktikan adanya peningkatan akurasi prediksi yang positif dibandingkan beberapa pemodelan terdahulu.

4.2.6 Model F

Sebagai arsitektur dengan konfigurasi terbesar pada skenario *window size* 10, Model F mengintegrasikan 64 unit GRU yang dipadukan dengan *batch size* bernilai 64 sepanjang 1000 *epoch* pelatihan. Pengujian model ini dilakukan pada dua variasi rasio, yakni 80:20 dan 70:30, yang bertujuan untuk menganalisis apakah perluasan kapasitas model mampu mengoptimalkan tingkat akurasi proyeksi atau justru memicu kerentanan terhadap risiko *overfitting* pada data historis ANTM.

4.2.6.1 Model F Rasio 80:20

Melalui proporsi pembagian data 80:20, Model F dijalankan dengan mengalokasikan 80% data untuk fase *training* dan 20% sisanya untuk fase *testing*. Pengondisian parameter model ini mengintegrasikan 64 unit GRU, *window size* bernilai 10, serta *batch size* sebesar 64 sepanjang 1000 *epoch* masa pembelajaran. Kriteria penilaian kinerja didasarkan pada metrik evaluasi RMSE, MAE, MAPE, dan DA. Adapun karakteristik visual mengenai pergerakan kurva *training loss* dan *validation loss* dapat dicermati pada Gambar 4.21.



Gambar 4.21 Hasil *Training* Model F Rasio 80:20

Kurva fungsi kerugian pada Gambar 4.21 menjabarkan hasil pelatihan Model F dengan skema 80:20. Berdasarkan grafik tersebut, nilai galat (*loss*) pada awal tahapan berada pada tingkat yang belum optimal, kemudian merosot secara signifikan pada beberapa *epoch* pertama hingga mencapai kondisi konstan sampai akhir masa pelatihan di *epoch* ke-1000. Pola kurva *training loss* dan *validation loss* yang bergerak searah disertai dengan jarak vertikal yang relatif sempit membuktikan bahwa model mampu mencapai titik konvergensi dengan baik tanpa memperlihatkan gejala *overfitting* yang berarti, kendati kapasitas arsitektur yang digunakan cukup besar.

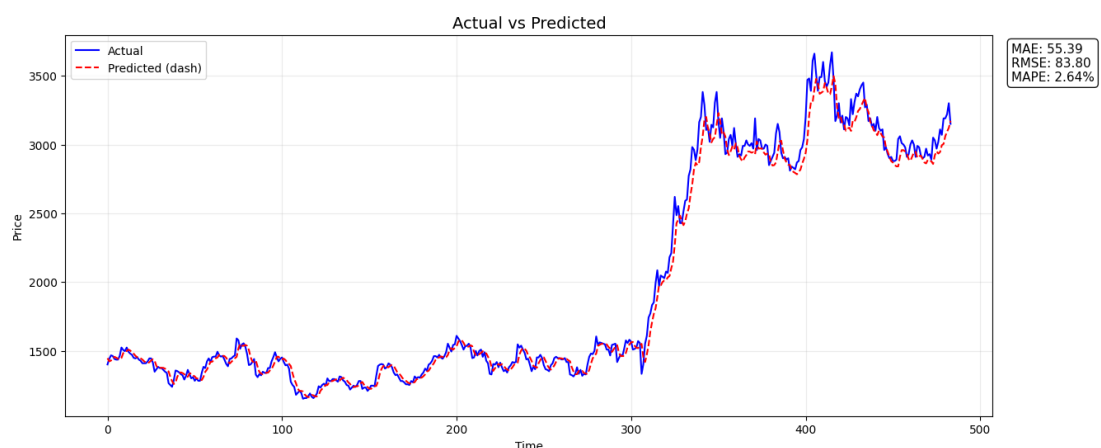
Pasca selesainya seluruh rangkaian proses pelatihan, model dievaluasi menggunakan subset data *testing* yang tidak dilibatkan dalam proses pembelajaran sebelumnya. Analisis komparatif antara nilai pasar riil dan luaran estimasi disajikan

dalam Tabel 4.26, yang memuat rincian mendetail mengenai data harga aktual, hasil estimasi numerik, serta orientasi arah pergerakan harga saham (tren naik atau turun) berdasarkan kondisi nyata maupun proyeksi model.

Tabel 4.26 Hasil Prediksi Model F dengan Rasio 80:20

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1401.78	1446.95	-	-	-
1	1441.33	1424.92	Naik	Turun	Salah
2	1467.69	1429.62	Naik	Naik	Benar
3	1463.30	1447.81	Turun	Naik	Salah
...
483	3150.00	3172.34	Turun	Naik	Salah

Gambar 4.22 menunjukkan kurva prediksi Model F (merah putus-putus) mampu menyelaraskan pergerakannya dengan harga saham ANTM (biru) secara optimal. Arsitektur model terbukti mengidentifikasi fase kenaikan signifikan sekaligus fluktuasi harga dengan akumulasi deviasi lebih kecil dibanding konfigurasi terdahulu. Fenomena ini mengindikasikan bahwa perluasan kapasitas model berkontribusi positif dalam menangkap karakteristik pola pergerakan harga yang kompleks.



Gambar 4.22 Grafik Hasil *Testing* Model F Rasio 80:20

Hasil pengukuran performa untuk Model F dengan rasio 80:20 dirangkum secara komprehensif pada Tabel 4.27. Berdasarkan data kalkulasi tersebut, dicatatkan perolehan nilai RMSE sebesar 83,8008, MAPE sebesar 2,6376%, MAE sebesar 55,39, serta tingkat DA mencapai 48,2402%. Rendahnya akumulasi nilai metrik RMSE, MAE, dan MAPE mengonfirmasi bahwa margin kesalahan estimasi model terhadap data riil berada pada kategori relatif minim dan menunjukkan peningkatan kualitas dibanding beberapa perancangan sebelumnya. Namun, capaian skor DA yang masih tertahan di bawah ambang batas 50% menegaskan bahwa kapabilitas model dalam mendeteksi arah tren pergerakan harga belum sepenuhnya optimal.

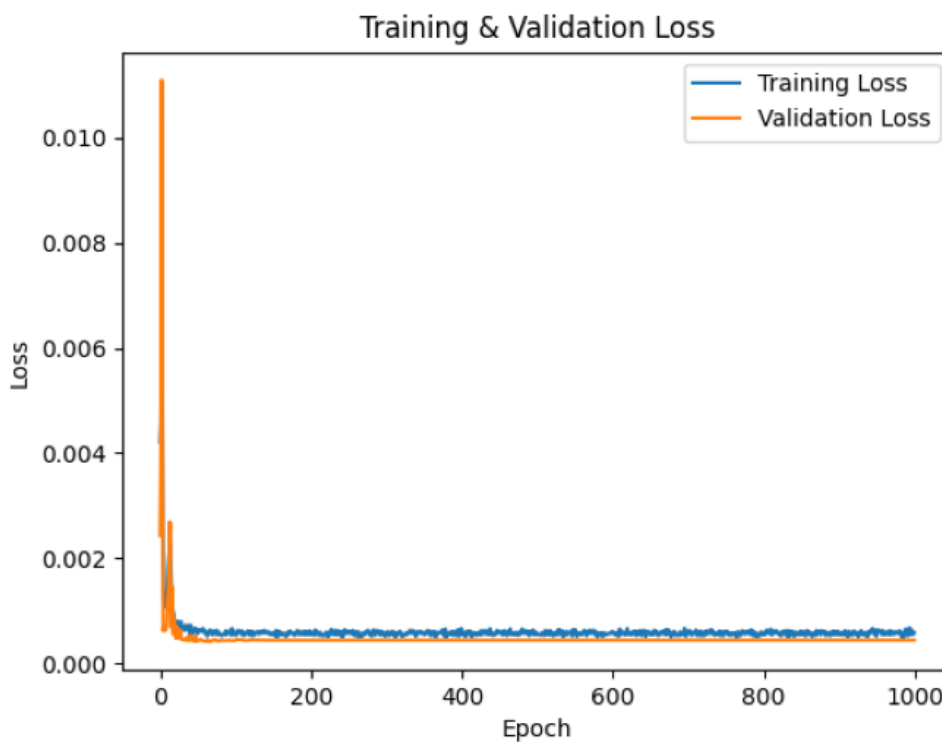
Tabel 4.27 Hasil Evaluasi Model F dengan Rasio 80:20

RMSE	MAPE	MAE	DA
83.8008	2.6376%	55.39	48.2402%

Secara menyeluruh, implementasi Model F dengan skema 80:20 memperlihatkan kinerja yang sangat memuaskan dalam memproyeksikan nilai nominal harga saham, dengan tingkat galat yang lebih kecil dibandingkan model-model terdahulu pada skenario *window size* 10. Kombinasi antara penggunaan 64 unit GRU dan *window size* 10 berhasil menaikkan kapasitas sistem untuk mengeksplorasi pola historis yang lebih panjang dan kompleks. Walaupun perolehan *Directional Accuracy* belum melampaui angka 50%, Model F memberikan kontribusi perbaikan yang signifikan pada metrik eror serta membuktikan bahwa kapasitas arsitektur yang lebih besar mampu mengoptimalkan akurasi prediksi nilai harga tanpa memicu gejala *overfitting* yang berarti.

4.2.6.2 Model F Rasio 70:30

Pada skema distribusi data 70:30, Model F dijalankan dengan mengalokasikan 70% data sebagai basis pembelajaran (*training*) dan 30% sisanya sebagai basis pengujian (*testing*). Pengondisian parameter arsitektur ini menerapkan kombinasi 64 unit GRU, *window size* bernilai 10, serta *batch size* sebesar 64 melalui durasi pelatihan sepanjang 1000 *epoch*. Penilaian kinerja prediksi diukur secara komprehensif berdasarkan metrik evaluasi RMSE, MAE, MAPE, dan DA. Karakteristik visual dari pergerakan kurva *training loss* dan *validation loss* diilustrasikan pada Gambar 4.23.



Gambar 4.23 Hasil *Training* Model F Rasio 70:30

Representasi grafis pada Gambar 4.23 memaparkan hasil pelatihan Model F dengan skema 70:30. Merujuk pada grafik tersebut, nilai galat (*loss*) pada awal tahapan berada pada tingkat yang mendekati optimal di kisaran 0,011, lalu merosot

secara signifikan dalam kurun beberapa *epoch* pertama hingga menyentuh angka 0,001. Kurva *training loss* dan *validation loss* bergerak searah dengan margin selisih yang sempit hingga akhir masa pembelajaran di *epoch* ke-1000. Pola pergerakan ini mengonfirmasi bahwa proses konvergensi model berjalan dengan sangat baik tanpa menunjukkan gejala *overfitting*, meskipun kapasitas arsitektur yang diimplementasikan tergolong besar.

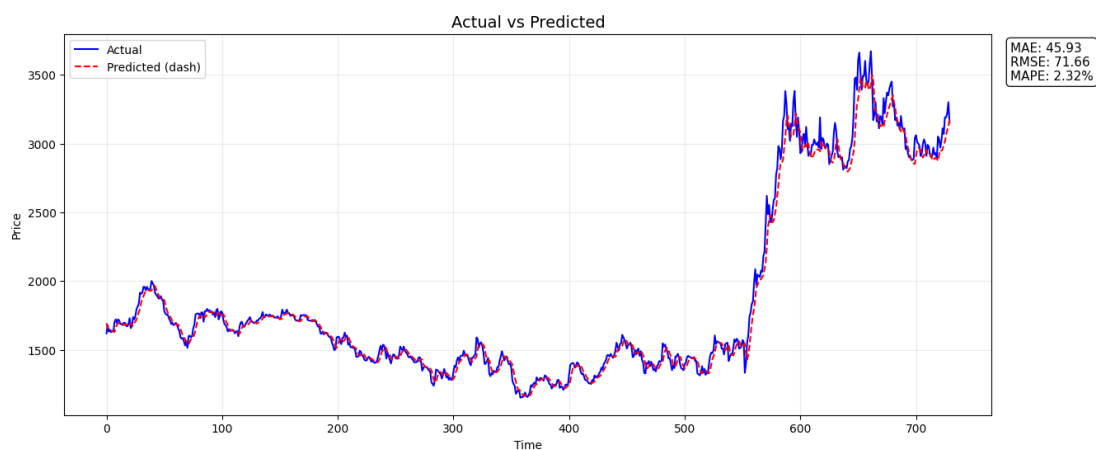
Pasca selesainya fase pelatihan, model dievaluasi menggunakan subset data *testing* yang tidak dilibatkan dalam proses pembelajaran sebelumnya. Analisis komparatif antara nilai pasar riil dan luaran estimasi dirangkum dalam Tabel 4.28, yang menyajikan rincian mengenai data harga aktual, hasil estimasi numerik, serta orientasi arah pergerakan harga saham (tren naik atau turun) berdasarkan kondisi nyata maupun hasil proyeksi model.

Tabel 4.28 Hasil Prediksi Model F dengan Rasio 70:30

Data ke-	Aktual	Prediksi	Arah Aktual	Arah Prediksi	Evaluasi
0	1620.66	1694.84	-	-	-
1	1679.75	1660.97	Naik	Turun	Salah
2	1633.32	1657.75	Turun	Turun	Benar
3	1645.99	1645.81	Naik	Turun	Salah
...
729	3150.00	3175.33	Turun	Naik	Salah

Berdasarkan grafik pada Gambar 4.24, visualisasi komparatif menunjukkan bahwa Model F (direpresentasikan oleh garis merah putus-putus) mampu mengikuti karakteristik pola umum dari harga saham ANTM (direpresentasikan oleh garis biru) dengan sangat baik. Arsitektur model terbukti dapat mengidentifikasi tren kenaikan harga yang tajam sekaligus dinamika fluktuasi pada beberapa periode dengan margin deviasi yang relatif kecil pada mayoritas titik data. Kendati

demikian, sejumlah penyimpangan tetap dijumpai terutama sewaktu terjadi perubahan harga yang berlangsung cepat, sehingga tingkat presisinya belum sepenuhnya mutlak pada setiap titik.



Gambar 4.24 Grafik Hasil *Testing* Model F Rasio 70:30

Hasil kalkulasi metrik performa untuk Model F dengan rasio 70:30 disajikan secara mendalam pada Tabel 4.29. Melalui data tersebut, dicatatkan perolehan skor RMSE sebesar 71,6581, MAPE sebesar 2,3236%, MAE sebesar 45,93, serta tingkat DA mencapai 48,6968%. Rendahnya nilai akumulasi galat pada metrik RMSE, MAE, dan MAPE membuktikan bahwa tingkat kesalahan estimasi terhadap data asli berada pada kategori relatif minim. Namun, perolehan nilai DA yang masih tertahan di bawah ambang batas 50% mengindikasikan bahwa kapabilitas model dalam mengenali arah pergerakan harga belum sepenuhnya optimal.

Tabel 4.29 Hasil Evaluasi Model F dengan Rasio 70:30

RMSE	MAPE	MAE	DA
71.6581	2.3236%	45.93	48.6968%

Secara menyeluruh, implementasi Model F dengan skema 70:30 memperlihatkan stabilitas kinerja yang baik. Integrasi antara penggunaan 64 unit GRU dan *window size* 10 memberikan kapasitas arsitektur yang memadai bagi

sistem untuk mengeksplorasi pola historis yang lebih panjang dan kompleks. Margin kesalahan proyeksi terbukti berada pada level yang rendah, didukung oleh pergerakan kurva pelatihan yang konvergen tanpa memperlihatkan indikasi yang mengarah pada gejala *overfitting*.

4.3 Pembahasan

Analisis dalam subbab ini diarahkan untuk mengevaluasi kinerja arsitektur GRU dalam memproyeksikan harga saham ANTM melalui pemanfaatan empat metrik evaluasi utama, meliputi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Root Mean Square Error* (RMSE), serta *Directional Accuracy* (DA). Penggunaan kombinasi metrik-metrik tersebut ditujukan untuk memberikan gambaran secara komprehensif mengenai tingkat presisi model dalam mengestimasi nilai nominal sekaligus mengidentifikasi kecenderungan arah tren pergerakan harga.

Merujuk pada data komparatif yang dirangkum dalam Tabel 4.30, seluruh konfigurasi model memperlihatkan stabilitas performa numerik yang konvergen. Perolehan nilai RMSE di sepanjang pengujian berada pada rentang 70 hingga 139, yang diiringi dengan fluktuasi nilai MAPE di kisaran 2,3% sampai 4,02%. Karakteristik statistik ini membuktikan bahwa sistem telah berhasil mengasimilasi pola data historis dari pergerakan harga saham ANTM secara memadai. Walaupun demikian, variasi keunggulan tetap dijumpai pada model-model tertentu dalam menekan akumulasi margin galat numerik, seperti yang ditunjukkan oleh Model A skema 80:20 yang mampu membukukan skor RMSE sebesar 91,24 serta MAPE mencapai 2,71%.

Tabel 4.30 Hasil Evaluasi Seluruh Skenario

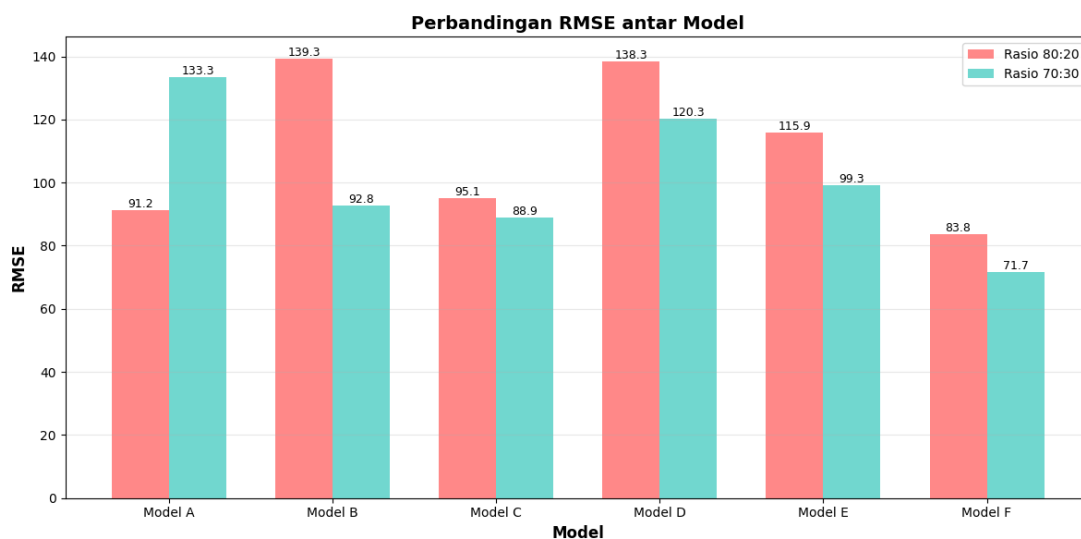
Model	Rasio	Window Size	Unit GRU	Batch size	RMSE	MAPE	MAE	DA
Model A	80:20	5	16	16	91.2432	2.7106%	60.71	45.7557%
	70:30		16	16	133.2841	3.5979%	81.65	49.8638%
Model B	80:20	5	32	32	139.2525	4.0242%	93.13	47.9508%
	70:30		32	32	92.8139	2.7247%	57.87	49.4550%
Model C	80:20	5	64	64	95.1129	3.0553%	63.26	47.7459%
	70:30		64	64	88.8958	2.7601%	56.38	48.3651%
Model D	80:20	10	16	16	138.2982	3.9025%	92.50	48.0331%
	70:30		16	16	120.2528	3.2548%	73.46	48.2853%
Model E	80:20	10	32	32	115.8613	3.4158%	77.45	47.8261%
	70:30		32	32	99.2951	2.8907%	62.01	48.4225%
Model F	80:20	10	64	64	83.8008	2.6376%	55.39	48.2402%
	70:30		64	64	71.6581	2.3236%	45.93	48.6968%

Walaupun model sudah bagus dalam menekan eror numerik pada RMSE dan MAPE, hasil *Directional Accuracy* (DA) justru menunjukkan variasi yang cukup lebar, yaitu di kisaran 42% sampai 51%. Model dengan nilai DA yang lebih tinggi, seperti Model B dan Model F, memperlihatkan kemampuan yang lebih baik dalam membaca arah pergerakan harga saham ANTM. Meskipun begitu, karena capaian DA tertinggi pada Model B rasio 70:30 baru menyentuh 49,45% dan Model F sebesar 48,70%, kemampuan model dalam memprediksi tren harga saham ini masih perlu ditingkatkan lagi.

Perbedaan rasio pembagian data antara 80:20 dan 70:30 juga memberikan pengaruh yang nyata terhadap nilai DA. Penggunaan rasio 70:30 cenderung menghasilkan skor DA yang lebih baik, padahal nilai RMSE dan MAPE yang

diperoleh tidak jauh berbeda dengan rasio 80:20. Sebagai contoh, Model B dengan skema 70:30 menghasilkan DA sebesar 49,45%, lebih tinggi daripada rasio 80:20 yang hanya mencapai 47,95%. Hal ini menunjukkan bahwa porsi data pengujian yang lebih banyak (30% *test data*) membuat model lebih mampu mengenali tren pergerakan harga yang sebenarnya.

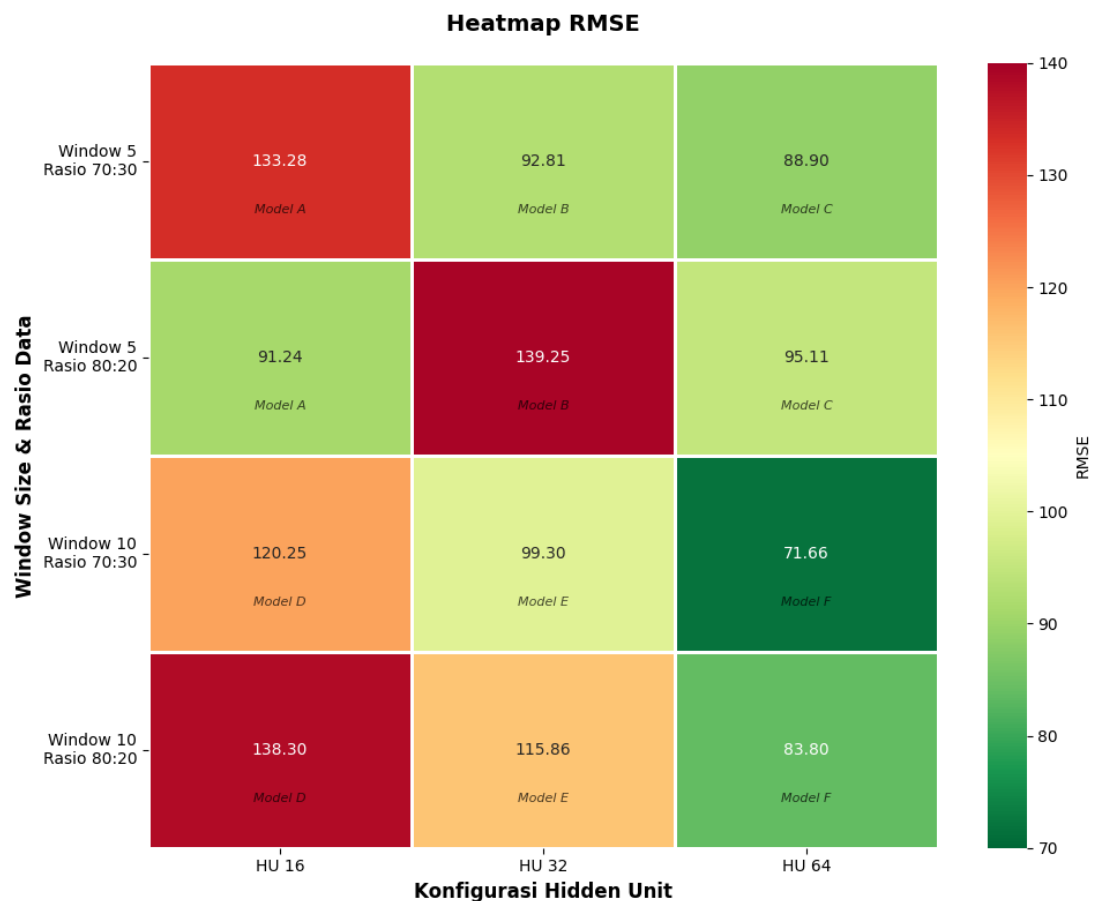
4.3.1 Evaluasi RMSE



Gambar 4.25 Perbandingan RMSE Antar Rasio

Analisis nilai RMSE pada Gambar 4.27 dan Gambar 4.28 menunjukkan bahwa Model F (menggunakan *window size* 10 dan 64 unit GRU) mencatatkan performa terbaik dengan skor RMSE terendah sebesar 71,66. Hasil ini membuktikan bahwa penggunaan *window size* yang lebih besar sangat membantu model dalam menangkap pola harga saham secara lebih akurat. Sebaliknya, model yang menggunakan *window size* 5 menghasilkan nilai RMSE yang lebih tinggi, yang menandakan bahwa konteks rentang waktu (*temporal*) yang terlalu pendek kurang efektif untuk membaca pergerakan harga saham.

Di sisi lain, menambah jumlah unit GRU ternyata tidak selalu menjamin peningkatan performa model, terutama pada skenario *window size* 5. Sebagai contoh, peningkatan unit dari 32 ke 64 tidak memberikan perubahan performa yang konsisten pada beberapa konfigurasi. Selain itu, kecilnya perbedaan nilai RMSE antara rasio data 80:20 dan 70:30 menunjukkan bahwa pembagian porsi data ini hanya memberikan pengaruh yang sangat minim terhadap akumulasi eror RMSE model.



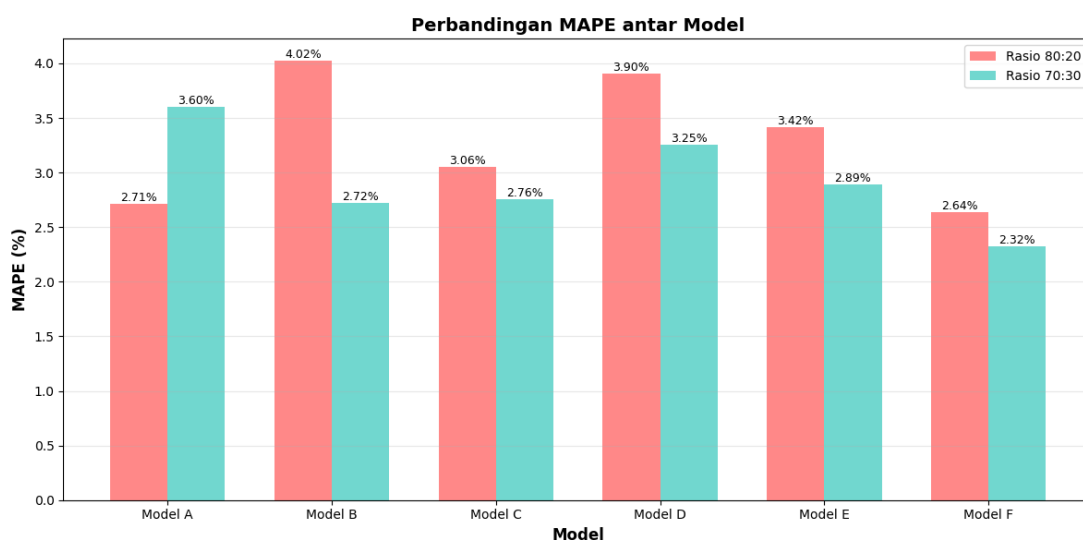
Gambar 4.26 Heatmap RMSE berdasarkan Parameter Model

Gambar 4.29 menampilkan *Heatmap* RMSE yang menggambarkan bagaimana kombinasi *window size*, jumlah unit GRU, dan rasio pembagian data memengaruhi performa model. Hasil paling optimal ditunjukkan oleh penggunaan

window size 10, khususnya pada Model F (dengan 64 unit GRU dan rasio data 70:30) yang berhasil mencatatkan nilai RMSE terendah sebesar 71,66. Sebaliknya, penggunaan *window size* 5 justru menyebabkan nilai RMSE membengkak lebih tinggi, terutama yang terlihat pada Model B.

Selain itu, grafik *heatmap* ini memperlihatkan bahwa peningkatan unit GRU pada *window size* 10 mampu memberikan hasil prediksi yang lebih akurat. Menariknya, Model D yang hanya menggunakan 16 unit GRU juga tetap menunjukkan performa yang bagus ketika dipadukan dengan *window size* 10. Fenomena ini membuktikan bahwa pemilihan ukuran *window size* yang lebih besar memberikan pengaruh yang jauh lebih signifikan dalam meningkatkan akurasi prediksi harga saham, dibandingkan jika hanya sekadar menambah jumlah unit GRU di dalam model.

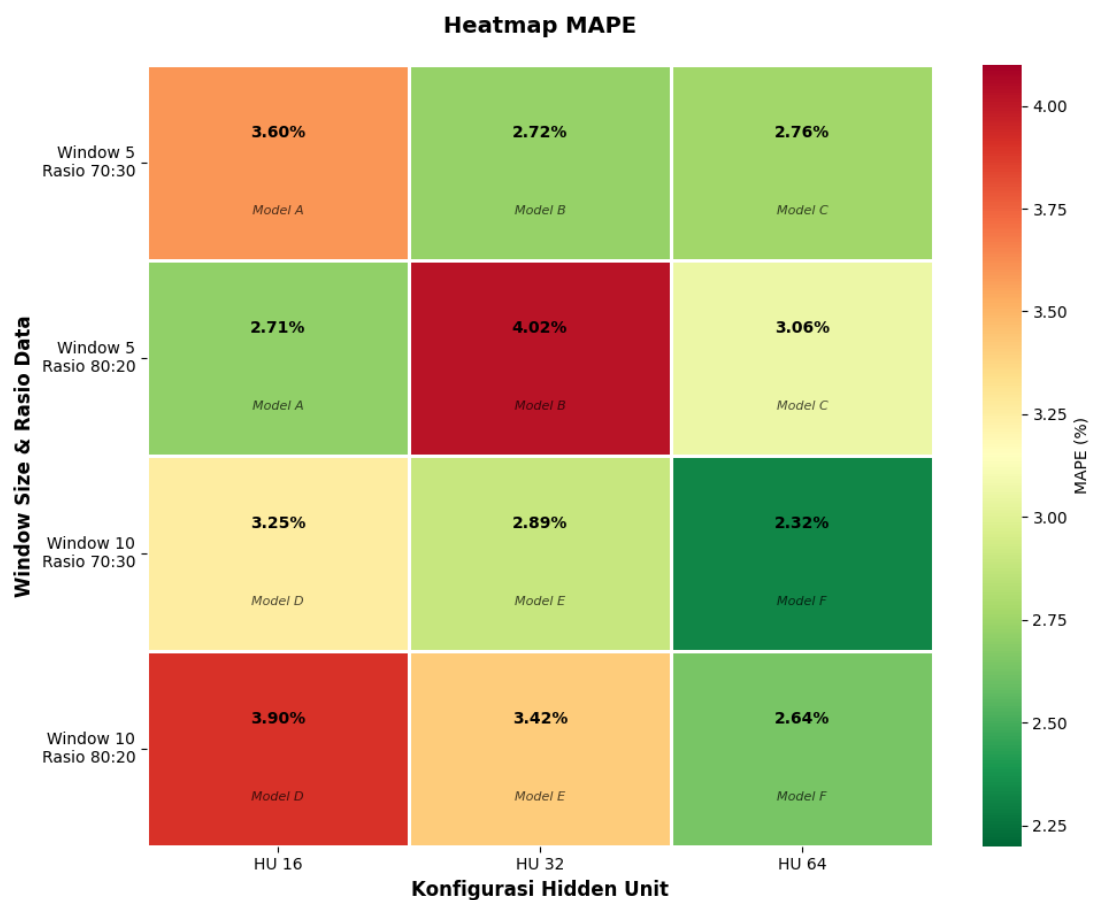
4.3.2 Evaluasi MAPE



Gambar 4.27 Perbandingan MAPE Antar Rasio

Perbandingan nilai MAPE pada Gambar 4.29 menunjukkan bahwa Model F (dengan *window size* 10 dan rasio 70:30) mencatatkan performa terbaik dengan eror terendah sebesar 2,32%. Meskipun Model F menggunakan 64 unit GRU, hasil ini membuktikan bahwa kombinasi *window size* 10 dan rasio 70:30 jauh lebih efektif dalam memprediksi harga saham dibandingkan konfigurasi lainnya.

Sebaliknya, nilai MAPE tertinggi sebesar 4,02% dihasilkan oleh Model B dengan *window size* 5 dan rasio 70:30. Fenomena ini mengindikasikan bahwa penggunaan *window size* yang pendek cenderung memperbesar kesalahan prediksi. Oleh karena itu, pemilihan *window size* yang lebih besar terbukti memberikan hasil prediksi harga saham yang jauh lebih akurat dan stabil.

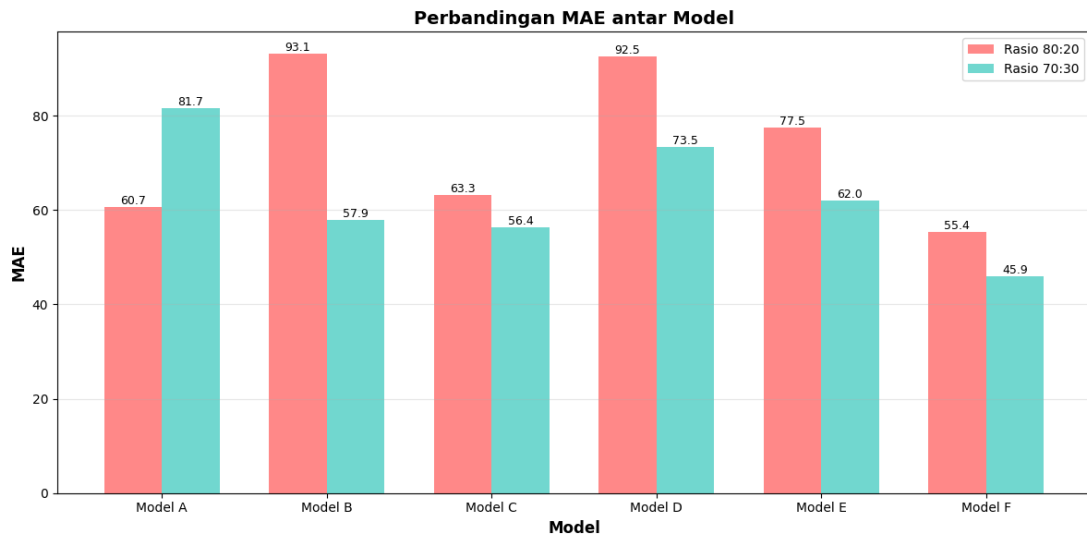


Gambar 4.28 Heatmap MAPE berdasarkan Parameter Model

Heatmap MAPE pada Gambar 4.30 mengilustrasikan bagaimana kombinasi antara *window size*, rasio pembagian data, dan konfigurasi *hidden unit* memengaruhi nilai eror yang dihasilkan. Model yang menggunakan *window size* 10 (baik pada rasio 80:20 maupun 70:30) terbukti memberikan hasil yang jauh lebih baik daripada model dengan *window size* 5. Sebagai contoh, Model F (64 unit GRU) dengan *window size* 10 dan rasio 70:30 mencatatkan nilai MAPE sebesar 2,32%, angka ini jauh lebih rendah jika dibandingkan dengan nilai MAPE Model F saat menggunakan *window size* 5.

Selain itu, grafik ini juga memperlihatkan bahwa meskipun penambahan jumlah *hidden unit* (seperti 64 atau 128 unit) bisa meningkatkan akurasi, performa Model D dengan 128 *hidden unit* ternyata tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan jika disandingkan dengan Model D yang menggunakan 64 *hidden unit*. Fenomena ini mengindikasikan bahwa faktor ukuran *window size* dan penentuan rasio data memiliki pengaruh yang jauh lebih kuat terhadap nilai MAPE ketimbang kapasitas dari model itu sendiri. Secara menyeluruh, *heatmap* ini menegaskan bahwa pemilihan ukuran *window size* yang tepat menjadi kunci utama dalam meminimalkan kesalahan prediksi harga saham.

4.3.3 Evaluasi MAE

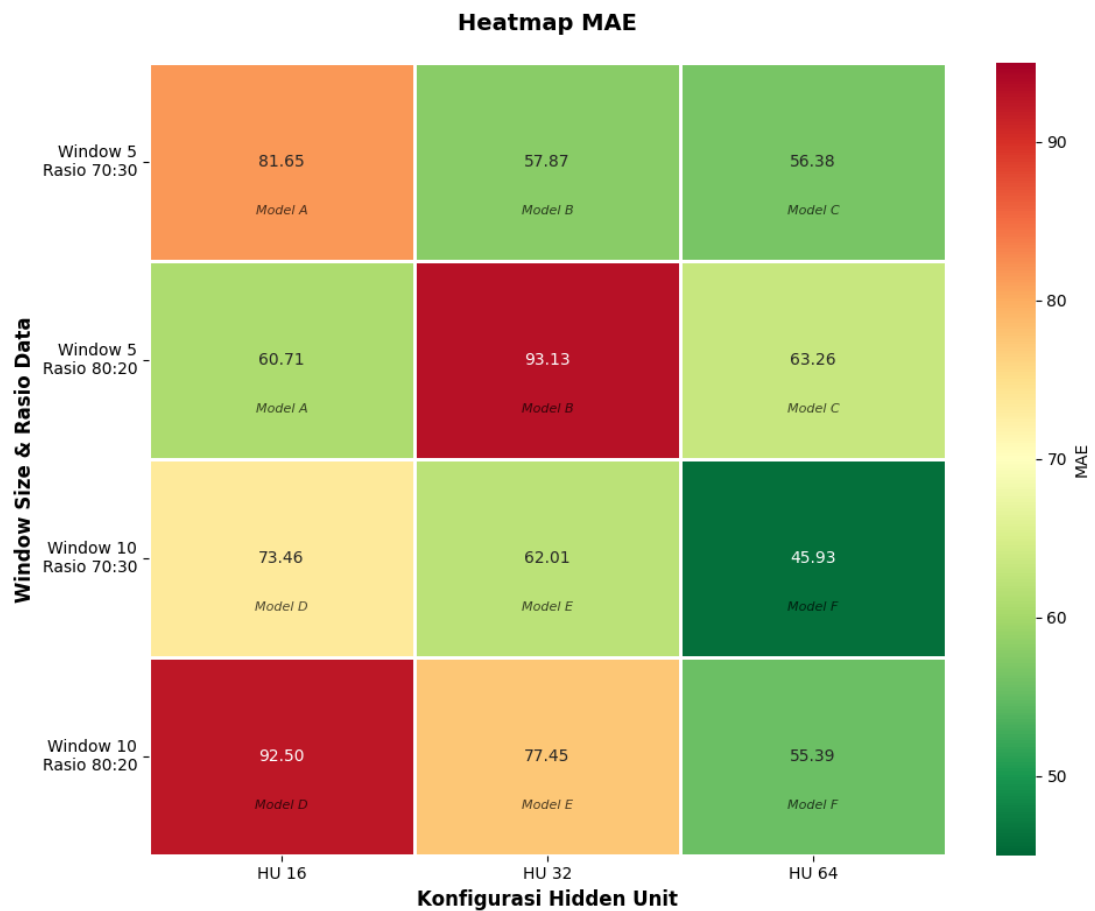


Gambar 4.29 Perbandingan MAE Antar Rasio

Gambar 4.31 menyajikan grafik perbandingan MAE dari berbagai model yang diuji menggunakan dua skema pembagian data, yaitu rasio 80:20 dan 70:30. Melalui visualisasi tersebut, terlihat bahwa Model A mencatatkan nilai MAE terendah pada skema rasio 80:20 dengan skor 60,7, sementara Model F berhasil memperoleh nilai MAE paling rendah pada rasio 70:30 dengan skor 45,9. Secara umum, nilai MAE cenderung lebih rendah ketika model diuji pada rasio 70:30. Hal ini mengindikasikan bahwa model bekerja secara lebih efektif apabila porsi data yang dialokasikan untuk fase pelatihan jauh lebih banyak.

Di sisi lain, model yang dikonfigurasi dengan ukuran *window size* 5 menghasilkan nilai MAE yang lebih tinggi jika disandingkan dengan model berukuran *window size* 10. Kondisi ini kemungkinan besar disebabkan oleh sempitnya konteks rentang waktu (*temporal*) pada *window size* 5, sehingga model mengalami kesulitan dalam menangkap pola pergerakan harga jangka panjang dengan baik. Sebaliknya, Model E dan Model F yang menerapkan *window size* 10

beserta dukungan 64 unit GRU mampu menunjukkan performa yang jauh lebih optimal, khususnya pada rasio data 70:30 dengan perolehan nilai MAE yang relatif lebih rendah.



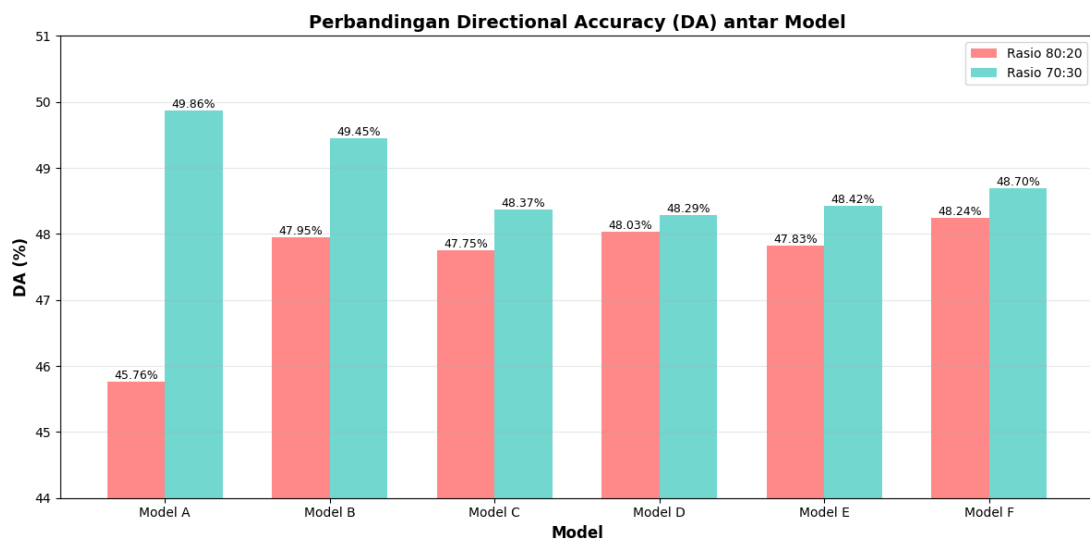
Gambar 4.30 Heatmap MAE berdasarkan Parameter Model

Heatmap MAE pada Gambar 4.32 menggambarkan hasil pengujian error untuk setiap model berdasarkan kombinasi *window size* dan jumlah *hidden unit*. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa Model A dengan *window size* 5 dan rasio 80:20 menghasilkan nilai MAE tertinggi. Sebaliknya, Model F dengan *window size* 10 dan kapasitas 64 unit GRU mencatatkan nilai MAE terendah. Hal ini menunjukkan bahwa kapasitas model yang lebih besar, baik dari segi jumlah unit GRU maupun

ukuran *window size* yang lebih panjang, memberikan kemampuan yang lebih baik dalam memprediksi harga saham.

Selain itu, grafik *heatmap* ini juga memperlihatkan bahwa model dengan jumlah unit yang lebih besar cenderung memberikan performa yang lebih optimal. Meskipun pada beberapa kasus model dengan *window size* 5 menunjukkan hasil yang kurang bagus dibandingkan dengan *window size* 10, secara umum kapasitas unit yang memadai membuat hasil prediksi harga menjadi lebih stabil dan akurat, terutama ketika diterapkan pada data dengan skema pembagian 70:30.

4.3.4 Evaluasi DA

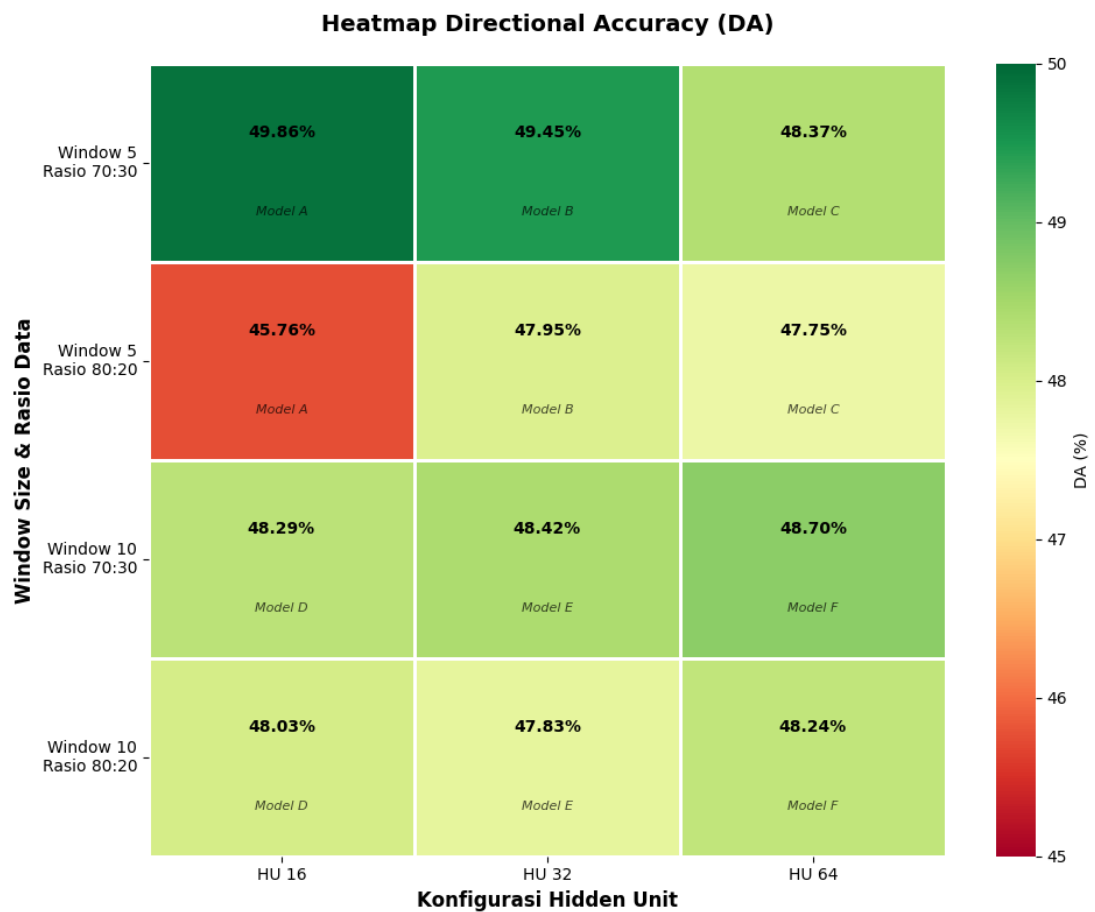


Gambar 4.31 Perbandingan RMSE Antar Rasio

Hasil metrik DA menunjukkan Model A (*window size* 5, rasio 80:20) mencatatkan performa terbaik dengan akurasi arah tertinggi sebesar 49,86%. Namun, saat diuji pada rasio 70:30, skor DA model ini turun menjadi 45,76%. Hal ini membuktikan bahwa perbedaan pembagian data memengaruhi hasil prediksi arah harga saham. Di sisi lain, performa Model B dan Model C cenderung stabil di

berbagai konfigurasi, meskipun belum bisa menandingi Model A. Sementara Model D, E, dan F menunjukkan kinerja yang lebih rendah hampir di semua pengujian.

Berdasarkan *Heatmap* DA pada Gambar 4.32, hubungan antara *window size*, rasio data, dan *hidden unit* terlihat lebih jelas. Model A tetap memimpin dengan DA 49,86% pada *window size* 5 dan rasio 80:20, sedangkan Model B turun menjadi 47,95% pada rasio 70:30. Menariknya, meskipun Model D, E, dan F sudah menggunakan *window size* 10, ketiganya tetap tidak mampu mendongkrak nilai DA melebihi angka 48%. Fenomena ini menunjukkan bahwa memperbesar kapasitas model tidak selalu menjamin peningkatan akurasi dalam memprediksi arah tren harga.



Gambar 4.32 *Heatmap* DA berdasarkan Parameter Model

Hasil pada Gambar 4.32 menunjukkan bahwa model dengan *window size* 5 justru lebih unggul di sebagian besar konfigurasi, di mana Model A menghasilkan DA tertinggi sebesar 49,86% pada rasio 80:20. Sebaliknya, Model D, E, dan F memberikan hasil yang lebih bervariasi dengan nilai DA yang cenderung lebih rendah pada *window size* 10 dan rasio 70:30. Fenomena ini membuktikan bahwa ukuran *window size* yang lebih besar tidak selalu menjamin peningkatan akurasi arah prediksi secara signifikan.

Pada grafik *heatmap* tersebut, beberapa model dengan *window size* 10 seperti Model D dan E menghasilkan nilai DA yang lebih rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa kapasitas model yang lebih besar belum tentu efektif dalam meningkatkan kemampuan memprediksi arah tren harga saham. Menariknya, meskipun sama-sama menggunakan *window size* 10, Model F mampu mencatatkan nilai DA yang sedikit lebih tinggi daripada Model D dan E, khususnya pada rasio 70:30. Perbedaan ini menunjukkan adanya variasi kinerja yang nyata antar model meskipun dikonfigurasi dengan ukuran *window* yang sama.

4.3.5 Hasil Tuning Model

Berdasarkan hasil evaluasi dari seluruh model yang telah diuji, Model F dengan skema rasio 70:30 menunjukkan kinerja terbaik dalam hal akurasi prediksi harga saham. Model ini berhasil mencatatkan nilai RMSE terendah sebesar 71,6581 dan MAPE terkecil sebesar 2,3236%. Angka ini membuktikan bahwa Model F sangat efektif dalam memproyeksikan harga saham dengan tingkat kesalahan yang sangat minim. Selain itu, perolehan nilai MAE yang relatif rendah sebesar 45,93

semakin mempertegas bahwa hasil estimasi harga yang dihasilkan tergolong sangat akurat.

Dari segi metrik DA, meskipun nilai DA pada Model F (48,6968%) sedikit di bawah Model E, selisih perbedaan tersebut tidak begitu signifikan dan masih berada dalam batas yang wajar. Kondisi ini menunjukkan bahwa walaupun ada sedikit penurunan dalam kemampuan memprediksi arah pergerakan tren, Model F jauh lebih dominan dalam akurasi numeriknya. Hal inilah yang membuat Model F lebih unggul dalam menyajikan estimasi nilai harga yang tepat.

Jika dibandingkan secara menyeluruh, Model F dengan rasio 70:30 merupakan konfigurasi yang paling seimbang antara rendahnya tingkat galat dan tingginya akurasi prediksi harga saham. Meskipun Model E sedikit lebih unggul dalam membaca arah pergerakan harga (DA), Model F terbukti jauh lebih optimal dalam meminimalkan kesalahan angka nominal. Alasan tersebut menjadikannya sebagai pilihan model terbaik untuk memprediksi harga saham ANTM.

4.4 Integrasi Islam

Setelah memperoleh model terbaik yang dapat memberikan hasil prediksi yang optimal dalam penelitian ini, tidak hanya aspek teknis dan matematis yang diperhatikan. Penelitian ini juga memiliki dimensi kemanfaatan sosial dan moral yang penting untuk dikaitkan dengan nilai-nilai Islam, agar hasilnya tidak hanya bermanfaat secara ilmiah tetapi juga memberikan kontribusi bagi kemaslahatan umat.

Pelaksanaan penelitian ini berlandaskan pada nilai-nilai Islam yang bersumber dari Al-Qur'an, sehingga diharapkan penelitian ini dapat memberikan

pemahaman tentang pentingnya penerapan etika berinvestasi sesuai dengan prinsip syariah, serta menumbuhkan kesadaran akan tanggung jawab manusia dalam mengelola harta secara halal sebagai bentuk amanah yang diberikan oleh Allah Subhanahu wa Ta'ala.

4.4.1 Muamalah Ma'annas

Dalam prinsip muamalah ma'annas, Islam mengajarkan untuk selalu menumbuhkan sikap tolong-menolong dan berbuat baik kepada sesama. Penelitian ini juga mengandung kontribusi ilmiah yang bertujuan untuk memberikan manfaat tidak hanya kepada peneliti, tetapi juga bagi pelaku ekonomi, investor, dan lembaga keuangan dalam mengambil keputusan yang lebih tepat, efisien, dan berbasis data yang valid.

Hal ini sejalan dengan firman Allah Subhanahu wa Ta'ala dalam QS Al-Imran ayat 134:

المُحْسِنِينَ الَّذِينَ يُنْفِقُونَ فِي السَّرَّاءِ وَالضَّرَّاءِ وَالْكَاطِمِينَ الْغَيْظَ وَالْعَافِينَ عَنِ النَّاسِ وَاللَّهُ يُحِبُّ
 ١٣٤

“(yaitu) orang-orang yang selalu berinfak, baik di waktu lapang maupun sempit, orang-orang yang mengendalikan kemurkaannya, dan orang-orang yang memaafkan (kesalahan) orang lain. Allah mencintai orang-orang yang berbuat kebaikan.” (Q.S. Al-Imran: 134)

Ayat ini mengajarkan nilai ihsan dalam berinteraksi dengan sesama, di mana setiap tindakan harus dilandasi dengan kebaikan dan kemanfaatan bagi orang lain. Dalam konteks penelitian ini, kontribusi ilmiah yang diberikan bertujuan untuk membantu masyarakat dalam mengambil keputusan yang lebih bijak, khususnya di

sektor ekonomi dan keuangan, dengan menggunakan data yang valid dan terpercaya.

Seiring dengan itu, peneliti juga dituntut untuk berbuat sebaik mungkin, menghindari manipulasi data, dan memastikan bahwa penelitian ini bermanfaat untuk kemaslahatan umat.

Sebagaimana dijelaskan dalam Tafsir Al-Mishbah, perintah untuk berbuat baik dan menolong sesama mencerminkan pengabdian terhadap masyarakat yang mencakup sikap memaafkan dan mengendalikan amarah dalam setiap tindakan. Prinsip ini mendorong setiap individu untuk tidak hanya mencari keuntungan pribadi, tetapi juga memberikan manfaat yang lebih besar bagi banyak orang.

4.4.2 Muamalah Mu'allah

Dalam penerapan nilai muamalah mu'allah, setiap individu diajarkan untuk selalu bertakwa kepada Allah Subhanahu wa Ta'ala dan memiliki kesadaran untuk mengevaluasi setiap perbuatannya serta merencanakan langkah yang bijaksana. Salah satu prinsip dasar yang tercermin dalam ayat Al-Qur'an adalah pertanggungjawaban pribadi terhadap perbuatan yang telah dilakukan.

Seperti yang dijelaskan dalam QS Al-Muddatstsir ayat 38:

﴿۳۸﴾ كُلُّ نَفْسٍ بِمَا كَسَبَتْ رَهِيْنَةٌ

"Setiap orang bertanggung jawab atas apa yang telah ia lakukan." (Q.S. Al-Muddatstsir: 38)

Ayat ini mengandung prinsip muhasabah (introspeksi diri) dan perencanaan masa depan. Dalam tafsir Al-Mishbah (Shihab, 2002), perintah "hendaklah setiap orang memperhatikan apa yang telah diperbuatnya untuk hari esok" mengajarkan kita untuk evaluasi diri dan memperbaiki perbuatan. Setiap individu bertanggung jawab atas dirinya, dan amal baik menjadi cara untuk menebus diri. Ayat ini menggambarkan bahwa manusia seperti berhutang kepada Allah, dan mengembalikan hutang itu melalui amal saleh yang dilakukan dengan penuh kesadaran dan perencanaan.

Sebagai peneliti yang beriman, kita dituntut untuk tidak hanya menilai performa model dari sisi teknis, tetapi juga memastikan bahwa data yang digunakan adalah jujur dan transparan, serta memperhatikan dampaknya terhadap masyarakat. Hal ini mengingatkan bahwa setiap hasil yang dihasilkan tidak hanya memiliki konsekuensi teknis, tetapi juga sosial.

Prinsip pertanggungjawaban ini juga mencakup kejujuran dalam penyajian hasil penelitian, agar apa yang disampaikan tidak menyesatkan dan dapat memberi manfaat yang maksimal bagi umat, sesuai dengan ajaran Islam tentang tanggung jawab sosial.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini dilakukan untuk membangun model prediksi harga saham PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) dengan menerapkan metode GRU. Proses evaluasi diarahkan untuk menemukan konfigurasi model yang paling optimal berdasarkan empat metrik pengujian, yaitu RMSE, MAPE, MAE, dan DA. Eksperimen dijalankan dengan memvariasikan beberapa parameter, meliputi *window size*, jumlah *hidden unit*, ukuran *batch size*, serta skema rasio pembagian data (80:20 dan 70:30).

Merujuk pada hasil pengujian, Model F dengan skema 70:30 terbukti memberikan kinerja terbaik dalam hal akurasi prediksi nilai saham. Model ini berhasil mencatatkan nilai RMSE terendah sebesar 71,6581 dan skor MAPE terkecil sebesar 2,3236%, yang mengindikasikan tingkat kesalahan prediksi yang sangat minim. Selain itu, perolehan nilai MAE yang rendah sebesar 45,93 semakin mempertegas ketepatan hasil estimasi yang dihasilkan model ini.

Dari sudut pandang metrik DA, meskipun nilai akurasi arah pada Model F sedikit di bawah Model E, selisih angkanya tidak begitu jauh dan masih di kisaran 48,6968%. Karakteristik ini menunjukkan bahwa Model F jauh lebih superior dalam menyajikan akurasi angka nominal, walaupun sedikit kurang presisi dalam menebak orientasi arah pergerakan harga.

Secara keseluruhan, konfigurasi Model F tidak hanya mampu meminimalkan nilai eror prediksi, tetapi juga cukup andal dalam memproyeksikan

tren harga saham. Didukung oleh efektivitas penggunaan *window size* 10, hasil eksperimen ini membuktikan bahwa metode GRU sangat mampu memodelkan pola pergerakan harga saham dengan baik, baik dari segi akurasi nilai maupun arah pergerakannya.

5.2 Saran

Penulis menyadari bahwa penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diteliti lebih lanjut. Beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan hasil dan performa model pada penelitian berikutnya adalah sebagai berikut:

1. Menambah variabel input tambahan seperti Open, High, dan Low.
2. Menambah jumlah unit tersembunyi atau lapisan GRU untuk meningkatkan kemampuan model untuk mempelajari pola yang lebih kompleks.
3. Menggabungkan GRU dengan algoritma seperti Random Forest atau Slope Forest.

DAFTAR PUSTAKA

- Aan, A., Matnin, As'ad, A., Faqih, M., & Rahman, K. (2024). Analisis Aspek Hukum Islam Dalam Perdagangan Saham Di Bursa Efek Indonesia Pasca Penggabungan Bursa Efek Jakarta Dan Bursa Efek Surabaya. *Prospeks: Prosiding Pengabdian Ekonomi Dan Keuangan Syariah*, 3(1), 527–538. <https://doi.org/10.32806/ppsv3i1.309>
- Agusta, A., Ernawati, I., & Muliawati, A. (2021). Prediksi Pergerakan Harga Saham Pada Sektor Farmasi Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory. *Informatik: Jurnal Ilmu Komputer*, 17(2), 164. <https://doi.org/10.52958/iftk.v17i2.3651>
- Alkahfi, C., Kurnia, A., & Saefuddin, A. (2024). Performance Comparison of RNN-Based Models in Forecasting Indonesian Economic and Financial Data Perbandingan Kinerja Model Berbasis RNN pada Peramalan Data Ekonomi dan Keuangan Indonesia. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(October), 1235–1243. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i4.1415>
- An Duy Huynh, & Thanh Khuong Nguyen. (2024). The Comparison of GRU and LSTM in Solar Power Generation Forecasting Application. *International Journal of Science and Research Archive*, 13(1), 1360–1370. <https://doi.org/10.30574/ijrsra.2024.13.1.1831>
- Anugrah Putra, M., & Andryana, S. (2025). Perbandingan Algoritma Arima Dan Lstm Dalam Peramalan Tingkat Konsentrasi Co2 Emisi Atmosfer Untuk Masa Mendatang. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(3), 4150–4157. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i3.13511>
- Anwar, R., & Rasiyanti, L. (2025). Analisis Komparasi Model Peramalan Prophet Dan Arima Dalam Memprediksi Harga Saham Penutupan PT ANTM. *Lattice Journal: Journal of Mathematics Education and Applied*, 5(1), 57–74. <https://doi.org/10.30983/lattice.v5i1.9478>
- Ayu, H. A. dan I. (2024). Jurnal Ekonomi Akuntansi. *Jurnal Ekonomi Akuntansi*, 2, 19–26.
- Cho, K., van Merriënboer, B., Bahdanau, D., & Bengio, Y. (2014). On the properties of neural machine translation: Encoder–decoder approaches. *Proceedings of SSST 2014 - 8th Workshop on Syntax, Semantics and Structure in Statistical Translation*, 103–111. <https://doi.org/10.3115/v1/w14-4012>

- Jk, B., Diagnostic, P., Dan, A., & Tam, R. (2025). *DIAGNOSTIC ANALYTICS APPROACH AND TAM REFLECTION*. 8, 866–876.
- Khalis Sofi, Aswan Supriyadi Sunge, Sasmitoh Rahmad Riady, & Antika Zahrotul Kamalia. (2021). Perbandingan Algoritma *Linear Regression*, *Lstm*, Dan *Gru* Dalam Memprediksi Harga Saham Dengan Model *Time series*. *Seminastika*, 3(1), 39–46. <https://doi.org/10.47002/seminastika.v3i1.275>
- Mangiri, N. J. S., & Sasabone, L. (2023). JIMEA | Jurnal Ilmiah MEA (Manajemen, Ekonomi, dan Akuntansi). *Jurnal Ilmiah MEA (Manajemen, Ekonomi, Dan Akuntansi)*, 7(2), 1346–1352.
- Manik, I. T., Christiani Joice Siallagan, Siregar, R. R., & Elang Putri Sekar Arum. (2025). Suku Bunga Stokastik Dalam Analisis Saham Dan Pengambilan Keputusan Investasi. *Statmat: Jurnal Statistika Dan Matematika*, 7(1), 7–15. <https://doi.org/10.32493/sm.v7i1.48617>
- Marwondo, M., & Hidayah, T. (2023). Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dan *GATED RECURRENT UNIT* (GRU) Untuk Prediksi Harga Emas Dunia. *In Search*, 21(2), 230–239. <https://doi.org/10.37278/insearch.v21i2.600>
- Meriani, A. P., & Rahmatulloh, A. (2024a). *PERBANDINGAN GATED RECURRENT UNIT (GRU) DAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) LINEAR REFRESSION DALAM PREDIKSI HARGA EMAS*. 12(1).
- Meriani, A. P., & Rahmatulloh, A. (2024b). Perbandingan *GATED RECURRENT UNIT* (Gru) Dan Algoritma Long Short Term Memory (Lstm) Linear Refression Dalam Prediksi Harga Emas Menggunakan Model *Time series*. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(1). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i1.3808>
- Mostafa, S., & Reza, A. (2025). Machine Learning with Applications Key technical indicators for stock market prediction. *Machine Learning with Applications*, 20(October 2024), 100631. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2025.100631>
- Munir, N., Amang, B., & Pramukti, A. (2024). Antara Berkah Dan Materi: Keputusan Investasi Pada Saham Syariah. *JEMMA (Journal of Economic, Management and Accounting)*, 7(1), 31. <https://doi.org/10.35914/jemma.v7i1.2637>
- Nilsen, A. (2022). Memprediksi HargPerbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalama Saham-Saham LQ45. *Jurnal*

Statistika Dan Aplikasinya, 6(1), 137–147.
<https://doi.org/10.21009/jsa.06113>

Perdana, Y., Hanum, N. R., Rabiula, A., Anzari, Y., Studi, P., Elektro, T., Jambi, U., Teknologi, P., Universitas, I., & Hamzah, N. (2021). *Analisis Perbandingan Model Gru Dan Lstm Untuk*. 54–60.

Pratama, A. R., & Firdaus. (2024). Perbandingan Metode Arima Dengan Fuzzy *Time series* Model Chen Pada Peramalan Curah Hujan Di Kota Bengkulu. *Jurnal Math-UMB.EDU*, 11(3), 154–166.
<https://doi.org/10.36085/mathumbedu.v11i3.6480>

Suranata, I. W. A. (2023). Pengembangan Model Prediksi Curah Hujan di Kota Denpasar Menggunakan Metode LSTM dan GRU. *Jurnal Sistem Dan Informatika (JSI)*, 18(1), 64–73.
<https://doi.org/10.30864/jsi.v18i1.603>

Suwandi, A. (2020). Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Single Moving Average. *JITEKH*, 8(1), 32–36.
<https://doi.org/10.35447/jitek.v8i1.194>

Suwarso, D. K. T., Rizki, A., Rahmi, S. D., Mahesa, H. Z., Gunawan, W., Fitri, Z. I., Angraini, Y., Putri, A., & Nurhambali, M. R. (2025). Perbandingan Performa Arimax-Garch Dan Lstm Pada Data Harga Penutupan Saham PT Aneka Tambang Tbk (ANTM.JK). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 12(3), 695–704.
<https://doi.org/10.25126/jtiik.20258756>

Trimono, T., Mas Diyasa, I. G. S., Hindrayani, K. M., & Idhom, M. (2021). Model ARIMA-ARCH/GARCH dan Ensemble ARIMA-ARCH/GARCH untuk Prediksi Kerugian pada Harga Komoditas Pertanian. *Prosiding Seminar Nasional Sains Data*, 1(01), 1–11.
<https://doi.org/10.33005/senada.v1i01.11>

Vhiny Kurniawan, Titin Agustin Nengsih, F. (2023). Pengaruh Rasio Likuiditas Terhadap Harga Saham Syariah yang Terdaftar di Jakarta Islamic Index (JII) (Studi Kasus Pt. Unilever Indonesia Tbk Periode 2008-2014). *Jurnal Ekonomi, Bisnis Dan Manajemen*, 2(1), 192–213.

Zidan Rusminto, M., Adi Wibowo, S., & Santi Wahyuni, F. (2024). Peramalan Harga Saham Menggunakan Metode Arima (Autoregressive Integrated Moving Average) *Time series*. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1263–1270. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.9089>

Shihab, M. Q. (2002). *Tafsir Al-Mishbah: Pesan, Kesan, dan Keserasian Al-Qur'an* (Jilid 7). Lentera Hati. (Shihab, 2002).

Shihab, M. Q. (2016). *Tafsir Al-Mishbah: Pesan, Kesan, dan Keserasian Al-Qur'an* (Jilid 2). Lentera Hati. (Shihab, 2016).