



SKRIPSI

**OPTIMASI *HYPERPARAMETER* UNTUK PREDIKSI
HARGA SAHAM DENGAN MENGGUNAKAN
MODEL GRU (*GATED RECURRENT UNIT*)**

MOHAMMAD FAIZAL AKMAL

NPM 21081010231

DOSEN PEMBIMBING

Dr. I Gede Susrama Mas Diyasa, S.T., M.T., IPU

Achmad Junaidi, S.Kom., M.Kom

KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

SURABAYA

2025



SKRIPSI

OPTIMASI *HYPERPARAMETER* UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM DENGAN MENGUNAKAN MODEL GRU (*GATED RECURRENT UNIT*)

MOHAMMAD FAIZAL AKMAL

NPM 21081010231

DOSEN PEMBIMBING

Dr. I Gede Susrama Mas Diyasa, S.T., M.T., IPU

Achmad Junaidi, S.Kom., M.Kom

KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

SURABAYA

2025

Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN

OPTIMASI *HYPERPARAMETER* UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM DENGAN MENGGUNAKAN MODEL GRU (*GATED RECURRENT UNIT*)

Oleh:

MOHAMMAD FAIZAL AKMAL

NPM. 21081010231

Telah dipertahankan dihadapan dan diterima oleh Tim Penguji Skripsi Prodi Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur Pada Tanggal 16 Mei 2025

Dr. I Gede Susrama Mas Diyasa, S.T., M.T., IPU

NIP. 19700619 202121 1 009

(Pembimbing I)

Achmad Junaidi, S.Kom., M.Kom

NPT. 3 7811 04 0199 1

(Pembimbing II)

Yisti Vita Via, S.ST., M.Kom.

NIP. 19860425 202121 2 001

(Penguji I)

Afina Lina Nurlaili, S.Kom., M.Kom.

NIP. 1993121 3202203 2 010

(Penguji II)

Mengetahui,
Dekan Fakultas Ilmu Komputer

Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, M.T.

NIP. 1968112 6199403 2 001

Halaman ini sengaja dikosongkan

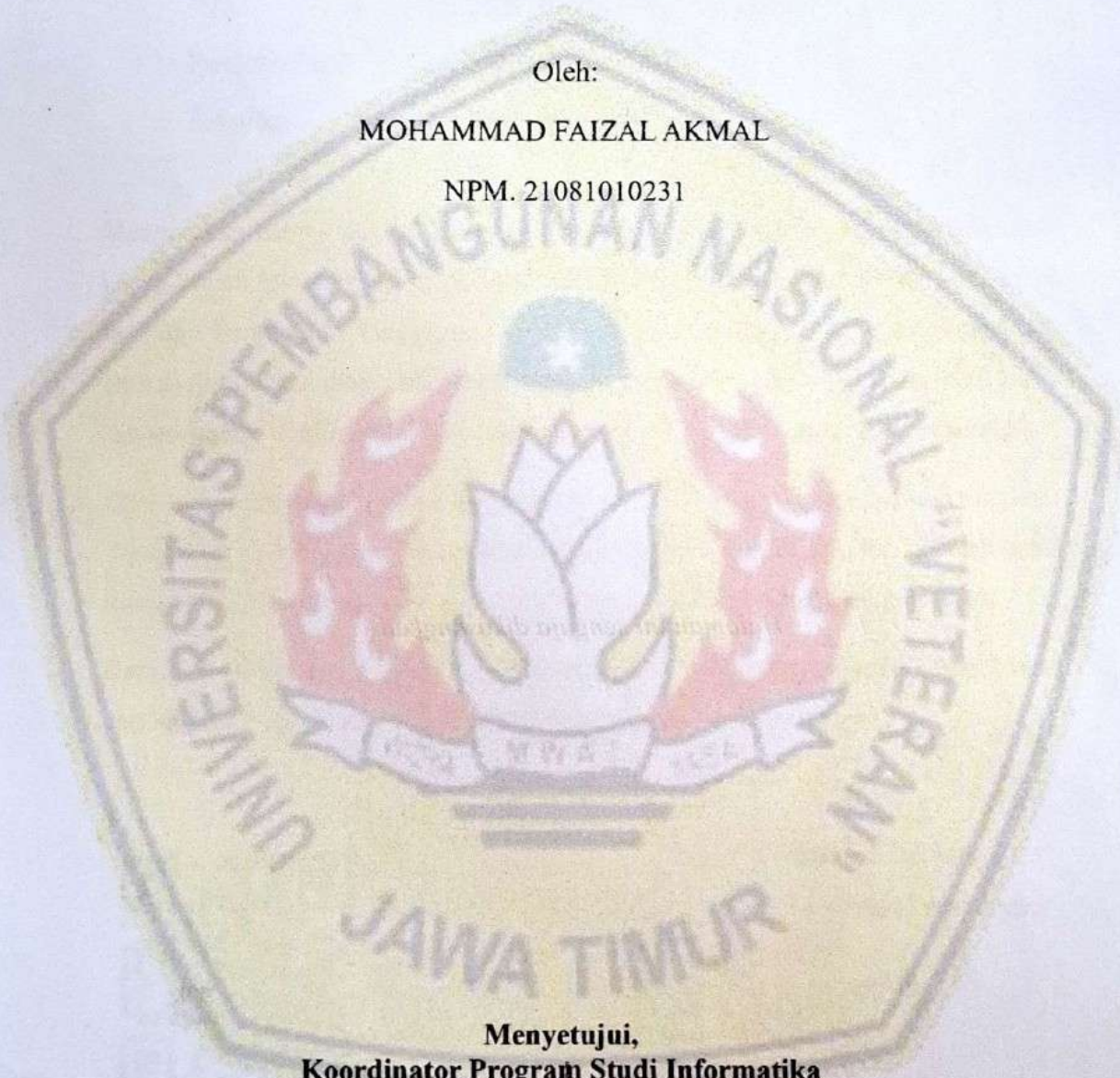
LEMBAR PERSETUJUAN

**OPTIMASI *HYPERPARAMETER* UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM
DENGAN MENGGUNAKAN MODEL GRU (*GATED RECURRENT UNIT*)**

Oleh:

MOHAMMAD FAIZAL AKMAL

NPM. 21081010231



**Menyetujui,
Koordinator Program Studi Informatika**

Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom.
NIP. 1982021 12021212 005

Halaman ini sengaja dikosongkan

PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Yang bertandatangan dibawah ini:

Nama Mahasiswa : Mohammad Faizal Akmal
NPM : 21081010231
Program Studi : Informatika
Fakultas : Ilmu Komputer

Menyatakan bahwa dalam dokumen ilmiah Skripsi ini tidak terdapat bagian dari karya ilmiah lain yang telah diajukan untuk memperoleh gelar akademik di suatu lembaga Pendidikan Tinggi, dan juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang/lembaga lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam dokumen ini dan disebutkan secara lengkap dalam daftar pustaka.

Dan saya menyatakan bahwa dokumen ilmiah ini bebas dari unsur-unsur plagiasi. Apabila adikemudian hari ditemukan indikasi plagiat pada Skripsi ini, saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya tanpa ada paksaan dari siapapun juga dan untuk dipergunakan sebagaimana mestinya.



Surabaya, 16 Mei 2025

Yang Membuat Pernyataan,



MOHAMMAD FAIZAL AKMAL

NPM. 21081010231

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRAK

Nama Mahasiswa/NPM : Mohammad Faizal Akmal/21081010231
Judul : Optimasi *Hyperparameter* Untuk Prediksi Harga Saham Dengan Menggunakan Model GRU (*Gated Recurrent Unit*)
Dosen Pembimbing : 1. Dr. I Gede Susrama Mas Diyasa, S.T., M.T., IPU
2. Achmad Junaidi, S.Kom., M.Kom

Peningkatan minat terhadap investasi saham sektor *Fast-Moving Consumer Goods* memerlukan model prediksi yang akurat untuk mendukung keputusan investasi strategis. Penelitian ini mengusulkan penggunaan model *Gated Recurrent Unit* yang dioptimalkan melalui *hyperparameter tuning Bayesian Optimization* untuk meningkatkan kinerja prediksi harga saham.

Dataset yang digunakan telah melalui *preprocessing*, termasuk pembersihan data, normalisasi, dan pembentukan sekuens data *time series* dengan pendekatan *sliding window* selama 30 hari. *Tuning* dilakukan untuk memperoleh kombinasi *hyperparameter* terbaik. Model GRU dilatih dan diuji dalam beberapa skenario eksperimen dengan variasi rasio pembagian data dan jenis *Optimizer*. Evaluasi dilakukan menggunakan tiga metrik utama, yaitu RMSE, MAE, dan MAPE. Konfigurasi terbaik diperoleh dengan pembagian data 70% data *train*, 15% data *validation*, dan 15% data *test*, serta penggunaan *Optimizer Nadam*.

Hasil evaluasi menunjukkan RMSE sebesar 15.16, MAE sebesar 9.43, dan MAPE sebesar 1.29%, yang menunjukkan bahwa *Bayesian Optimization* meningkatkan akurasi model. Visualisasi hasil prediksi memperlihatkan kesesuaian tinggi antara prediksi dan nilai aktual. Penelitian ini membuktikan potensi integrasi GRU dan *Bayesian Optimization* untuk sistem prediksi *time series* yang efisien di bidang keuangan.

Kata Kunci: *Harga Saham, Gated Recurrent Unit, Optimasi Hyperparameter, Bayesian Optimization*

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Nama Mahasiswa/NPM : Mohammad Faizal Akmal/21081010231

Judul : *Hyperparameter Optimization for Stock Price Prediction Using GRU (Gated Recurrent Unit)*

Dosen Pembimbing : 1. Dr. I Gede Susrama Mas Diyasa, S.T., M.T., IPU
2. Achmad Junaidi, S.Kom., M.Kom

The growing interest in Fast-Moving Consumer Goods sector stock investments necessitates the development of accurate predictive models to support strategic investment decision-making. This study proposes an optimized Gated Recurrent Unit model enhanced through Bayesian Optimization hyperparameter tuning to improve stock price prediction performance.

The dataset underwent preprocessing, including data cleaning, normalization, and the formation of time-series sequences using a 30-day sliding window approach. The tuning process was conducted to identify the optimal hyperparameter configuration. The GRU model was then trained and tested across multiple experimental scenarios, with varying data split ratios and Optimizer types.

Evaluation was performed using three key metrics: Root Mean Square Error, Mean Absolute Error, and Mean Absolute Percentage Error. The best performance was achieved with a data split of 70% training data, 15% validation data, and 15% testing data, along with the Nadam Optimizer. The evaluation results yielded an RMSE of 15.16, MAE of 9.43, and MAPE of 1.29%, demonstrating that Bayesian Optimization significantly enhanced model accuracy. Furthermore, predictive output visualizations revealed a strong alignment between forecasted and actual values, indicating high model reliability. This study confirms the potential of integrating GRU and Bayesian Optimization in constructing efficient and precise time-series forecasting systems for financial applications.

Keywords: *Stock Price, Gated Recurrent Unit, Hyperparameter Optimization, Bayesian Optimization*

Halaman ini sengaja dikosongkan

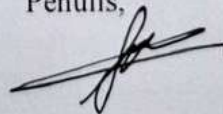
KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas segala limpahan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Dengan segala kerendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Dr. I Gede Susrama MD, S.T., M.T., IPU selaku Dosen Pembimbing I dan Bapak Achmad Junaidi, S.Kom., M.Kom selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan bimbingan dan arahan yang sangat berarti selama proses penyusunan skripsi ini.
2. Orang tua tercinta, Bapak Ir. Mohammad Abdoeh dan Ibu Dr. Rina Harimurti, S.Pd., M.T. yang telah memberikan dukungan moril dan materiil tiada henti. Doa dan dukungan yang selalu menyertai penulis memberikan kekuatan yang tidak ternilai dalam dalam setiap langkah perjalanan ini.
3. Dzul, selaku adik tersangar yang selalu memberikan dukungan dan semangat.
4. Najwa Laila Anggraini, S.Kom., partner terbaik yang selalu memberikan support serta menampung keluh kesah dari awal hingga akhir pembuatan skripsi.
5. Teman-teman SMA, Epri, Bayek, Mimin, Penceng, Kiplong, Soni, Dewa, Tukul, Alde dan masih banyak lagi yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu. Tak susul rek.
6. Teman-teman kuliah, Iqbal, Firhan, Rapli, Mbing, Napis, Ahill, Dido, Adhim, Bagus, Elang, Blek, Kukur, Erik, Yazid, Verdy, Bagus, dan masih banyak lagi yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu. Favorit kon kabeh rek.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan, oleh karena itu kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk perbaikan di masa depan.

Surabaya, 16 Mei 2025
Penulis,



Mohammad Faizal Akmal

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR PERSETUJUAN	v
PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI	vii
ABSTRAK	ix
<i>ABSTRACT</i>	xi
KATA PENGANTAR.....	xiii
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR GAMBAR	xix
DAFTAR TABEL	xxv
DAFTAR PSEUDOCODE.....	xxvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 LATAR BELAKANG	1
1.2 RUMUSAN MASALAH.....	4
1.3 TUJUAN PENELITIAN.....	4
1.3.1. Tujuan Umum.....	4
1.3.2. Tujuan Khusus.....	5
1.4 MANFAAT PENELITIAN	5
1.5 BATASAN MASALAH.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 PENELITIAN TERDAHULU	7
2.2 LANDASAN TEORI.....	14
2.2.1. Prediksi Harga Saham	14
2.2.2. <i>Gated Recurrent Unit</i> (GRU)	16
2.2.3. Optimasi	21
2.2.4. <i>Bayesian Optimization</i>	22
2.2.5. <i>Random Search</i>	25
2.2.6. <i>Optimizer</i>	26
2.2.7. Evaluasi	30
2.2.8. <i>Root Mean Squared Error</i> (RMSE)	30
2.2.9. <i>Mean Absolute Error</i> (MAE).....	32

2.2.10.	<i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i>	32
BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM		35
3.1	METODE PENELITIAN	35
3.2	DATA AKUISISI	36
3.3	DATA <i>PREPROCESSING</i>	38
3.3.1	<i>Data Cleaning</i>	38
3.3.2	<i>Data Splitting</i>	39
3.3.3	Normalisasi Data	40
3.3.4	<i>Data Sequencing</i>	41
3.4	<i>Gated Recurrent Unit (GRU)</i>	43
3.5	<i>HYPERPARAMETER TUNING</i>	46
3.6	EVALUASI	49
3.6.1.	<i>Root Mean Square Error (RMSE)</i>	50
3.6.2.	<i>Mean Absolute Error (MAE)</i>	51
3.6.3.	<i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i>	51
3.7	SKENARIO PENGUJIAN	52
3.7.1	Proporsi Pembagian Data	53
3.7.2	<i>Hyperparameter Tuning</i>	53
3.7.3	<i>Optimizer</i>	53
3.7.1	Tampilan Skema	54
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		57
4.1.	PENGUMPULAN DATASET	57
4.2.	PEMANGGILAN DATASET	58
4.3.	DATA <i>PREPROCESSING</i>	59
4.3.1.	<i>Data cleaning</i>	59
4.3.2.	<i>Data Splitting</i>	62
4.3.3.	Data Normalisasi	63
4.3.4.	<i>Data Sequencing</i>	64
4.4.	<i>HYPERPARAMETER TUNING</i>	67
4.4.1.	Pembangunan <i>Bayesian Optimization</i>	68
4.4.2.	Inisialisasi <i>Bayesian Optimization</i>	71
4.4.3.	Pembangunan <i>Random Search</i>	73

4.4.4.	Inisialisasi <i>Random Search</i>	76
4.5	ARSITEKTUR MODEL	78
4.5.1.	Model GRU dengan <i>Hyperparameter Tuning</i>	78
4.5.2.	Kompilasi Model dengan <i>Hyperparameter Tuning</i>	80
4.5.3.	Model GRU Tanpa <i>Hyperparameter Tuning</i>	81
4.5.4.	Kompilasi Model Tanpa <i>Hyperparameter Tuning</i>	82
4.6	PELATIHAN dan EVALUASI MODEL	82
4.6.1	Pelatihan Model.....	82
4.6.2	Evaluasi Hasil	84
4.7	Uji Coba dan Analisis Hasil.....	86
4.7.1	Uji Coba dan Hasil Pengujian dengan <i>Bayesian Optimization</i>	86
4.7.2	Uji Coba dan Hasil Pengujian dengan <i>Random Search</i>	114
4.7.3	Uji Coba dan Hasil Pengujian Tanpa <i>Hyperparameter Tuning</i> .	142
4.8	KONFIGURASI MODEL TERBAIK.....	168
4.10	IMPLEMENTASI MODEL	169
BAB V	PENUTUP	171
5.1.	KESIMPULAN.....	171
5.2.	SARAN.....	171
DAFTAR PUSTAKA.....		173

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Gerbang GRU	17
Gambar 2.2 Candidate Hidden State	18
Gambar 2.3 Final Hidden State	19
Gambar 3.1 Tahap Penelitian.....	35
Gambar 3.2 Website Sumber Dataset	36
Gambar 3.3 Alur Data Preprocessing	38
Gambar 3.4 Data Sekuens	42
Gambar 3.5 Arsitektur Ringkas GRU.....	43
Gambar 3.6. Alur Hyperparameter Tuning.....	47
Gambar 4.1 Dataset Saham dari Tahun 2019-2025	57
Gambar 4.2 Beberapa Baris Data Pertama	58
Gambar 4.3 Tipe Data Sebelum Konversi	60
Gambar 4.4 Setelah Konversi Tipe Data	60
Gambar 4.5 Hasil Filter Data.....	61
Gambar 4.6 Pembagian Dataset.....	63
Gambar 4.7 Perbandingan Data Sebelum dan Sesudah Normalisasi	64
Gambar 4.8 Sekuens Input dan Target.....	66
Gambar 4.9 Sliding Window	67
Gambar 4.10 Hasil Pencarian Bayesian Optimization	72
Gambar 4.11 Hasil Pencarian Random Search	77
Gambar 4.12 Arsitektur Model yang Digunakan dengan Hyperparameter Tuning	79
Gambar 4.13 Arsitektur Model yang Digunakan Tanpa Hyperparameter Tuning	81
Gambar 4.14 Ringkasan Pelatihan Model	83
Gambar 4.15 Train dan Validation Loss	84
Gambar 4.16 Hasil Evaluasi	85
Gambar 4.17 Hasil Pencarian (Bayesian Optimization, 60:20:20, Adam)	86
Gambar 4.18 Catatan Pelatihan (Bayesian Optimization, 60:20:20, Adam)	87
Gambar 4.19 Train Loss (Bayesian Optimization, 60:20:20, Adam)	87
Gambar 4.20 Hasil Evaluasi Model (Bayesian Optimization, 60:20:20, Adam)	88
Gambar 4.21 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Bayesian Optimization, 60:20:20, Adam).....	89
Gambar 4.22 Hasil Pencarian (Bayesian Optimization, 60:20:20, RMSProp) ...	90
Gambar 4.23 Catatan Pelatihan (Bayesian Optimization, 60:20:20, RMSProp)	90
Gambar 4.24 Train Loss (Bayesian Optimization, 60:20:20, RMSProp).....	90
Gambar 4.25 Hasil Evaluasi Model (Bayesian Optimization, 60:20:20, RMSProp)	91
Gambar 4.26 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Bayesian Optimization, 60:20:20, RMSProp)	92
Gambar 4.27 Hasil Pencarian (Bayesian Optimization, 60:20:20, Nadam)	93

Gambar 4.28 Catatan Pelatihan (Bayesian Optimization, 60:20:20, Nadam)	93
Gambar 4.29 Train Loss (Bayesian Optimization, 60:20:20, Nadam).....	93
Gambar 4.30 Hasil Evaluasi Model (Bayesian Optimization, 60:20:20, Nadam)	94
Gambar 4.31 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Bayesian Optimization, 60:20:20, Nadam)	95
Gambar 4.32 Hasil Pencarian (Bayesian Optimization, 70:15:15, Adam)	96
Gambar 4.33 Catatan Pelatihan (Bayesian Optimization, 70:15:15, Adam)	96
Gambar 4.34 Train Loss (Bayesian Optimization, 70:15:15, Adam).....	96
Gambar 4.35 Hasil Evaluasi Model (Bayesian Optimization, 70:15:15, Adam).	97
Gambar 4.36 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Bayesian Optimization, 70:15:15, Adam)	98
Gambar 4.37 Hasil Pencarian (Bayesian Optimization, 70:15:15, RMSProp)	99
Gambar 4.38 Catatan Pelatihan (Bayesian Optimization, 70:15:15, RMSProp).	99
Gambar 4.39 Train Loss (Bayesian Optimization, 70:15:15, RMSProp)	99
Gambar 4.40 Hasil Evaluasi Model (Bayesian Optimization, 70:15:15, RMSProp).....	100
Gambar 4.41 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Bayesian Optimization, 70:15:15, RMSProp).....	101
Gambar 4.42 Hasil Pencarian (Bayesian Optimization, 70:15:15, Nadam)	102
Gambar 4.43 Catatan Pelatihan (Bayesian Optimization, 70:15:15, Nadam) ...	102
Gambar 4.44 Train Loss (Bayesian Optimization, 70:15:15, Nadam).....	103
Gambar 4.45 Hasil Evaluasi Model (Bayesian Optimization, 70:15:15, Nadam)	104
Gambar 4.46 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Bayesian Optimization, 70:15:15, Nadam)	104
Gambar 4.47 Hasil Pencarian (Bayesian Optimization, 80:10:10, Adam)	105
Gambar 4.48 Catatan Pelatihan (Bayesian Optimization, 80:10:10, Adam)	106
Gambar 4.49 Train Loss (Bayesian Optimization, 80:10:10, Adam).....	106
Gambar 4.50 Hasil Evaluasi Model (Bayesian Optimization, 80:10:10, Adam)	107
Gambar 4.51 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Bayesian Optimization, 80:10:10, Adam)	108
Gambar 4.52 Hasil Pencarian (Bayesian Optimization, 80:10:10, RMSProp) ..	109
Gambar 4.53 Catatan Pelatihan (Bayesian Optimization, 80:10:10, RMSProp)	109
Gambar 4.54 Train Loss (Bayesian Optimization, 80:10:10, RMSProp)	109
Gambar 4.55 Hasil Evaluasi Model (Bayesian Optimization, 80:10:10, RMSProp).....	110
Gambar 4.56 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Bayesian Optimization, 70:15:15, RMSProp).....	111
Gambar 4.57 Hasil Pencarian (Bayesian Optimization, 80:10:10, Nadam)	112
Gambar 4.58 Catatan Pelatihan (Bayesian Optimization, 80:10:10, Nadam) ...	112
Gambar 4.59 Train Loss (Bayesian Optimization, 80:10:10, Nadam).....	112
Gambar 4.60 Hasil Evaluasi Model (Bayesian Optimization, 80:10:10, RMSProp).....	113

Gambar 4.61 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Bayesian Optimization, 70:15:15, Nadam).....	114
Gambar 4.62 Hasil Pencarian (Random Search, 60:20:20, Adam)	115
Gambar 4.63 Catatan Pelatihan (Random Search, 60:20:20, Adam)	116
Gambar 4.64 Train Loss (Random Search, 60:20:20, Adam)	116
Gambar 4.65 Hasil Evaluasi Model (Random Search, 60:20:20, Adam).....	117
Gambar 4.66 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Random Search, 60:20:20, Adam).....	117
Gambar 4.67 Hasil Pencarian (Random Search, 60:20:20, RMSProp).....	118
Gambar 4.68 Catatan Pelatihan (Random Search, 60:20:20, RMSProp).....	119
Gambar 4.69 Train Loss (Random Search, 60:20:20, RMSProp).....	119
Gambar 4.70 Hasil Evaluasi Model (Random Search, 60:20:20, RMSProp) ...	120
Gambar 4.71 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Random Search, 60:20:20, RMSProp)	120
Gambar 4.72 Hasil Pencarian (Random Search, 60:20:20, Nadam)	121
Gambar 4.73 Catatan Pelatihan (Random Search, 60:20:20, Nadam)	122
Gambar 4.74 Train Loss (Random Search, 60:20:20, Nadam)	122
Gambar 4.75 Hasil Evaluasi Model (Random Search, 60:20:20, Nadam).....	123
Gambar 4.76 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Random Search, 60:20:20, Nadam).....	123
Gambar 4.77 Hasil Pencarian (Random Search, 70:15:15, Adam)	124
Gambar 4.78 Catatan Pelatihan (Random Search, 70:15:15, Adam)	125
Gambar 4.79 Train Loss (Random Search, 70:15:15, Adam)	125
Gambar 4.80 Hasil Evaluasi Model (Random Search, 70:15:15, Adam).....	126
Gambar 4.81 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Random Search, 70:15:15, Adam).....	126
Gambar 4.82 Hasil Pencarian (Random Search, 70:15:15, RMSProp).....	127
Gambar 4.83 Catatan Pelatihan (Random Search, 70:15:15, RMSProp).....	128
Gambar 4.84 Train Loss (Random Search, 70:15:15, RMSProp).....	128
Gambar 4.85 Hasil Evaluasi Model (Random Search, 70:15:15, RMSProp) ...	129
Gambar 4.86 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Random Search, 70:15:15, RMSProp)	129
Gambar 4.87 Hasil Pencarian (Random Search, 70:15:15, Nadam)	130
Gambar 4.88 Catatan Pelatihan (Random Search, 70:15:15, Nadam)	131
Gambar 4.89 Train Loss (Random Search, 70:15:15, Nadam)	131
Gambar 4.90 Hasil Evaluasi Model (Random Search, 70:15:15, Nadam).....	132
Gambar 4.91 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Random Search, 70:15:15, Nadam).....	132
Gambar 4.92 Hasil Pencarian (Random Search, 80:10:10, Adam)	133
Gambar 4.93 Catatan Pelatihan (Random Search, 80:10:10, Adam)	134
Gambar 4.94 Train Loss (Random Search, 80:10:10, Adam)	134
Gambar 4.95 Hasil Evaluasi Model (Random Search, 80:10:10, Adam).....	135

Gambar 4.96 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Random Search, 80:10:10, Adam)	135
Gambar 4.97 Hasil Pencarian (Random Search, 80:10:10, RMSProp)	136
Gambar 4.98 Catatan Pelatihan (Random Search, 80:10:10, RMSProp)	137
Gambar 4.99 Train Loss (Random Search, 80:10:10, RMSProp)	137
Gambar 4.100 Hasil Evaluasi Model (Random Search, 80:10:10, RMSProp)..	138
Gambar 4.101 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Random Search, 80:10:10, RMSProp).....	138
Gambar 4.102 Hasil Pencarian (Random Search, 80:10:10, Nadam).....	139
Gambar 4.103 Catatan Pelatihan (Random Search, 80:10:10, Nadam).....	140
Gambar 4.104 Train Loss (Random Search, 80:10:10, Nadam).....	140
Gambar 4.105 Hasil Evaluasi Model (Random Search, 80:10:10, Nadam)	141
Gambar 4.106 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Random Search, 80:10:10, Nadam)	141
Gambar 4.107 Hasil Pelatihan (Default, 60:20:20, Adam)	143
Gambar 4.108 Train Loss (Default, 60:20:20, Adam)	143
Gambar 4.109 Hasil Evaluasi Model (Default, 60:20:20, Adam).....	144
Gambar 4.110 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Default, 60:20:20, Adam) ..	144
Gambar 4.111 Hasil Pelatihan (Default, 60:20:20, RMSProp)	145
Gambar 4.112 Train Loss (Default, 60:20:20, RMSProp)	145
Gambar 4.113 Hasil Evaluasi Model (Default, 60:20:20, RMSProp)	146
Gambar 4.114 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Default, 60:20:20, RMSProp)	147
Gambar 4.115 Hasil Pelatihan (Default, 60:20:20, Nadam)	148
Gambar 4.116 Train Loss (Default, 60:20:20, Nadam).....	148
Gambar 4.117 Hasil Evaluasi Model (Default, 60:20:20, Nadam)	149
Gambar 4.118 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Default, 60:20:20, Nadam)	149
Gambar 4.119 Hasil Pelatihan (Default, 70:15:15, Adam)	150
Gambar 4.120 Train Loss (Default, 70:15:15, Adam)	150
Gambar 4.121 Hasil Evaluasi Model (Default, 70:15:15, Adam).....	151
Gambar 4.122 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Default, 70:15:15, Adam) ..	152
Gambar 4.123 Hasil Pelatihan (Default, 70:15:15, RMSProp).....	153
Gambar 4.124 Train Loss (Default, 70:15:15, RMSProp).....	153
Gambar 4.125 Hasil Evaluasi Model (Default, 70:15:15, RMSProp)	154
Gambar 4.126 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Default, 70:15:15, RMSProp)	154
Gambar 4.127 Hasil Pelatihan (Default, 70:15:15, Nadam)	155
Gambar 4.128 Train Loss (Default, 70:15:15, Nadam)	155
Gambar 4.129 Hasil Evaluasi Model (Default, 70:15:15, Nadam).....	156
Gambar 4.130 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Default, 70:15:15, Nadam)	157
Gambar 4.131 Hasil Pelatihan (Default, 80:10:10, Adam)	158
Gambar 4.132 Train Loss (Default, 80:10:10, Adam)	158
Gambar 4.133 Hasil Evaluasi Model (Default, 80:10:10, Adam).....	159

Gambar 4.134 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Default, 80:10:10, Adam) .	159
Gambar 4.135 Hasil Pelatihan (Default, 80:10:10, RMSProp)	160
Gambar 4.136 Train Loss (Default, 80:10:10, RMSProp)	160
Gambar 4.137 Hasil Evaluasi Model (Default, 80:10:10, RMSProp).....	161
Gambar 4.138 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Default, 80:10:10, RMSProp)	162
Gambar 4.139 Hasil Pelatihan (Default, 80:10:10, Nadam).....	163
Gambar 4.140 Train Loss (Default, 80:10:10, Nadam).....	163
Gambar 4.141 Hasil Evaluasi Model (Default, 80:10:10, Nadam)	164
Gambar 4.142 Perbandingan Prediksi dan Aktual (Default, 80:10:10, Nadam)	164
Gambar 4.143 Hasil Prediksi.....	169

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu	7
Tabel 3.1 Contoh Dataset.....	37
Tabel 3.2 Hasil Data Cleaning	39
Tabel 3.3 Hasil Normalisasi.....	41
Tabel 3.4 Data Historis	42
Tabel 3.5 Data Sekuens	42
Tabel 3.6 Input Bayesian Optimization	47
Tabel 3.7 Hasil Hyperparameter Optimal.....	49
Tabel 3.8 Contoh Hasil Prediksi	50
Tabel 3.9 Kombinasi Skenario Pertama	52
Tabel 3.10 Skenario Pengujian	54
Tabel 4.1 Hasil Skenario Penelitian.....	165
Tabel 4.2 Konfigurasi Model Terbaik.....	168

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PSEUDOCODE

Pseudocode 1 Pemanggilan Dataset.....	58
Pseudocode 2 Data Cleaning	59
Pseudocode 3 Data Splitting	62
Pseudocode 4 Data Normalisasi	64
Pseudocode 5 Data Sequencing	65
Pseudocode 6 Penentuan Fungsi Objektif.....	68
Pseudocode 7 Penentuan Optimizer.....	69
Pseudocode 8 Ruang Pencarian Hyperparameter.....	70
Pseudocode 9 Inisialisasi Bayesian Optimization.....	72
Pseudocode 10 Penentuan Fungsi Objektif.....	74
Pseudocode 11 Penentuan Optimizer	74
Pseudocode 12 Ruang Pencarian Hyperparameter.....	75
Pseudocode 13 Inisialisasi Random Search	77
Pseudocode 14 Membangun Model GRU dengan Hyperparameter Tuning.....	79
Pseudocode 15 Kompilasi Model dengan Hyperparameter Tuning.....	80
Pseudocode 16 Membangun Model GRU Tanpa Hyperparameter Tuning.....	81
Pseudocode 17 Kompilasi Model.....	82
Pseudocode 18 Pelatihan Model	83
Pseudocode 19 Evaluasi Hasil.....	85

Halaman ini sengaja dikosongkan