

**PERBANDINGAN PERFORMA ALGORITMA LONG-SHORT
TERM MEMORY (LSTM) DAN GATE RECURRENT UNIT
(GRU) PADA PREDIKSI PENGGUNAAN LISTRIK
MENGUNAKAN EVALUASI RMSE**

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Teknik Komputer



disusun oleh

MUFIDATUL NGAZIZAH

21.83.0740

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2025**

**PERBANDINGAN PERFORMA ALGORITMA LONG-SHORT
TERM MEMORY (LSTM) DAN GATE RECURRENT UNIT
(GRU) PADA PREDIKSI PENGGUNAAN LISTRIK
MENGUNAKAN EVALUASI RMSE**

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Teknik Komputer



disusun oleh

MUFIDATUL NGAZIZAH

21.83.0740

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2025

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

**PERBANDINGAN PERFORMA ALGORITMA LONG-SHORT TERM
MEMORY (LSTM) DAN GATE RECURRENT UNIT (GRU) PADA
PREDIKSI PENGGUNAAN LISTRIK MENGGUNAKAN EVALUASI
RMSE**

yang disusun dan diajukan oleh

Mufidatul Ngazizah

21.83.0740

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 24 Juni 2024

Dosen Pembimbing,



Norhikmah, S.Kom., M.Kom

NIK. 190302245

HALAMAN PENGESAHAN

SKRIPSI

**PERBANDINGAN PERFORMA ALGORITMA LONG-SHORT TERM
MEMORY (LSTM) DAN GATE RECURRENT UNIT (GRU) PADA
PREDIKSI PENGGUNAAN LISTRIK MENGGUNAKAN EVALUASI
RMSE**

yang disusun dan diajukan oleh

Mufidatul Ngazizah

21.83.0740

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 24 Juni 2025

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Muhammad Koprari, S.Kom., M.Eng.
NIK. 190302454

Jeki Kuswanto, S.Kom., M.Eng.
NIK. 190302456

Norhikmah, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302245



Skrripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 24 Juli 2025

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Mufidatul Ngazizah
NIM : 21.83.0740

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

Perbandingan Performa Algoritma Long-Short Term Memory (LSTM) dan Gate Recurrent Unit (GRU) Pada Prediksi Penggunaan Listrik Menggunakan Evaluasi RMSE

Dosen Pembimbing : Norhikmah, S.Kom., M.Kom

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 24 Juni 2025

Yang Menyatakan,



Mufidatul Ngazizah

HALAMAN PERSEMBAHAN

Skripsi ini adalah bagian dari perjalanan akademik saya, namun tanpa bantuan dari Allah Swt saya tidak akan pernah bisa menyelesaikan skripsi ini. Skripsi ini saya persembahkan kepada :

1. Semua orang tua saya Bapak Mulyantoro, Ibu Siti Munawaroh dan Mama Wiji Khayati yang telah mencurahkan kasih sayang dan doa agar saya dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Ibu Dosen Norhikmah, S.Kom., M.Kom yang senantiasa membimbing saya saat mengalami kesulitan dalam mengerjakan penelitian ini dan seluruh dosen yang pernah mengajar saya di Universitas Amikom.
3. Teman-teman saya di Jogja yang menemani dan menjadi tempat berkeluh kesah saat pusing mengerjakan skripsi.
4. Adek saya Ridwan Irsyadi yang saya sayangi.
5. Teman-teman dan saudara saya di rumah.
6. Dan untuk Universitas Amikom Yogyakarta

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa telah memberikan kelancaran, kekuatan, dan petunjuk-Nya sehingga penulisan skripsi ini dapat terselesaikan penulis tidak akan mampu menyelesaikan karya ini. Skripsi ini merupakan bagian dari perjalanan akademik dalam meraih gelar sarjana pada program studi Teknik Komputer. Dengan penuh rasa syukur, penulis telah menyelesaikan skripsi dengan judul "Perbandingan Performa Algoritma Long Short Term Memory dan Gate Recurrent Unit Pada" sebagai bagian dari persyaratan untuk memperoleh gelar sarjana pendidikan. Selama proses penulisan skripsi, saya mendapat bantuan dari banyak pihak. Saya ucapkan terima kasih kepada :

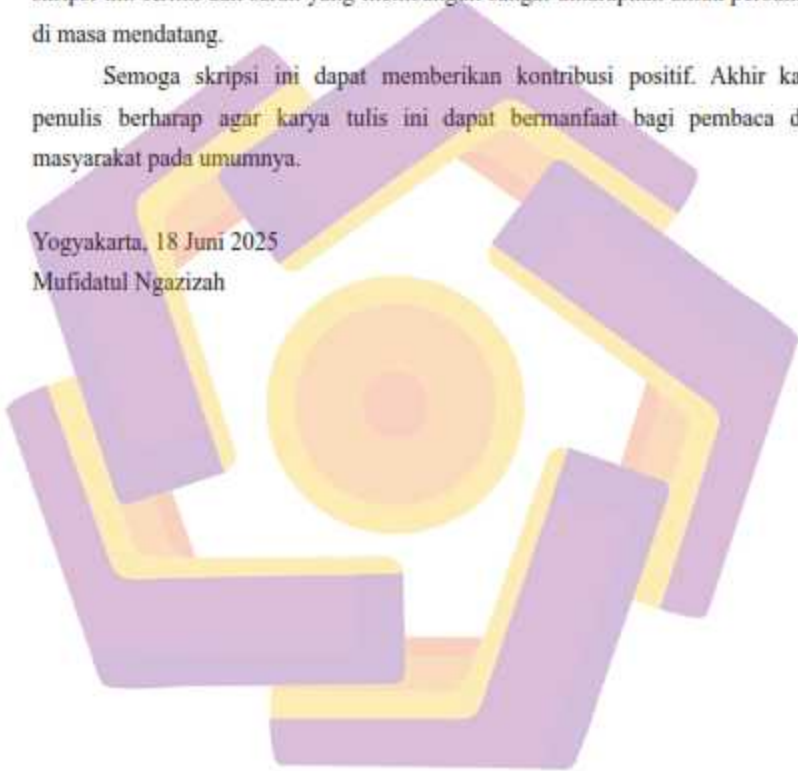
1. Prof. Dr M. Suyanto, MM, selaku Rektor Universitas Amikom Yogyakarta beserta staff dan jajarannya. Prof. Dr. Kusri, M.Kom selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer
2. Norhikmah, S.Kom., M.Kom selaku dosen pembimbing yang telah memberikan saran dan masukan pada proses pengerjaan skripsi ini.
3. Segenap Dosen Fakultas Ilmu Komputer yang telah mendidik dan memberikan ilmu selama kuliah dan seluruh staf serta karyawan di Universitas Amikom Yogyakarta yang selalu sabar melayani segala administrasi selama proses perkuliahan.
4. Universitas Amikom Yogyakarta yang telah memberikan kesempatan kepada saya untuk berkuliah dan menyelesaikan skripsi dengan tepat waktu.
5. Teman-teman organisasi di Amikom Computer Club yang selalu suportif dalam mengembangkan diri.
6. Teman-teman kelas TK-03 angkatan 2021 yang menemani setiap perjalanan masa perkuliahan penulis.

Dalam skripsi ini, penulis berusaha melakukan penelitian terhadap penggunaan algoritma *Long Short Term Memory* dan *Gate Recurrent Unit* untuk melakukan prediksi listrik. Penulis mengakui bahwa karya ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, dengan kerendahan hati, penulis menyampaikan permohonan maaf apabila terdapat kekurangan atau kesalahan dalam penulisan skripsi ini. Kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk perbaikan di masa mendatang.

Semoga skripsi ini dapat memberikan kontribusi positif. Akhir kata, penulis berharap agar karya tulis ini dapat bermanfaat bagi pembaca dan masyarakat pada umumnya.

Yogyakarta, 18 Juni 2025

Mufidatul Ngazizah



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN	xii
DAFTAR ISTILAH	xiii
INTISARI	xiv
ABSTRACT	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Studi Literatur.....	7
2.2 Dasar Teori.....	13
BAB III METODE PENELITIAN.....	19
3.1 Objek Penelitian.....	19
3.2 Alur Penelitian.....	20

3.3	Alat dan Bahan.....	23
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		25
4.1.	Pengambilan Dataset.....	25
4.2.	<i>Feature Selection</i>	26
4.3.	<i>Data Cleaning</i>	26
4.4.	Eksplorasi Data Analyst.....	28
4.5.	Visualisasi Data.....	32
4.6.	Feature Engineering.....	34
4.7	Normalisasi Data.....	35
4.8	Windowing.....	37
4.9	Train Test Split.....	38
4.10.	Struktur Model.....	39
4.11	Hasil Training dan Evaluasi Model.....	41
BAB V PENUTUP.....		47
5.1	Kesimpulan.....	47
5.2	Saran.....	47
REFERENSI.....		65
LAMPIRAN.....		49
DAFTAR PUSTAKA.....		50

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Keaslian Penelitian	7
Tabel 3.1 Spesifikasi Hardware	26
Tabel 3.2 Spesifikasi Software	27
Tabel 4.1 Perbandingan Performa Training Model LSTM dengan Normalisasi Min Max Scaling dan Z-Score	49
Tabel 4.2 Perbandingan Performa Training Model GRU dengan Normalisasi Min Max Scaling dan Z-Score	55

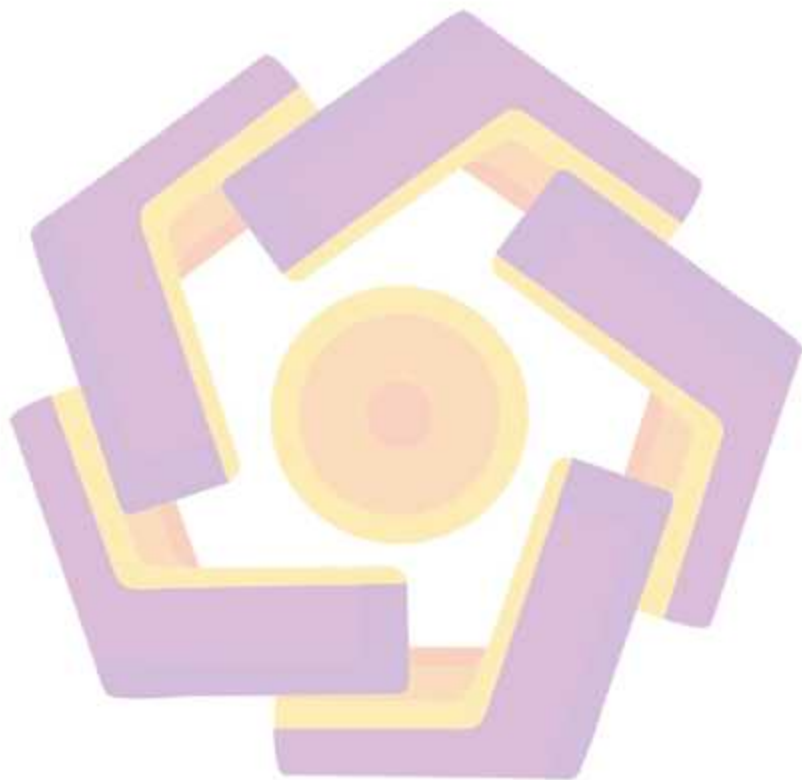


DAFTAR GAMBAR

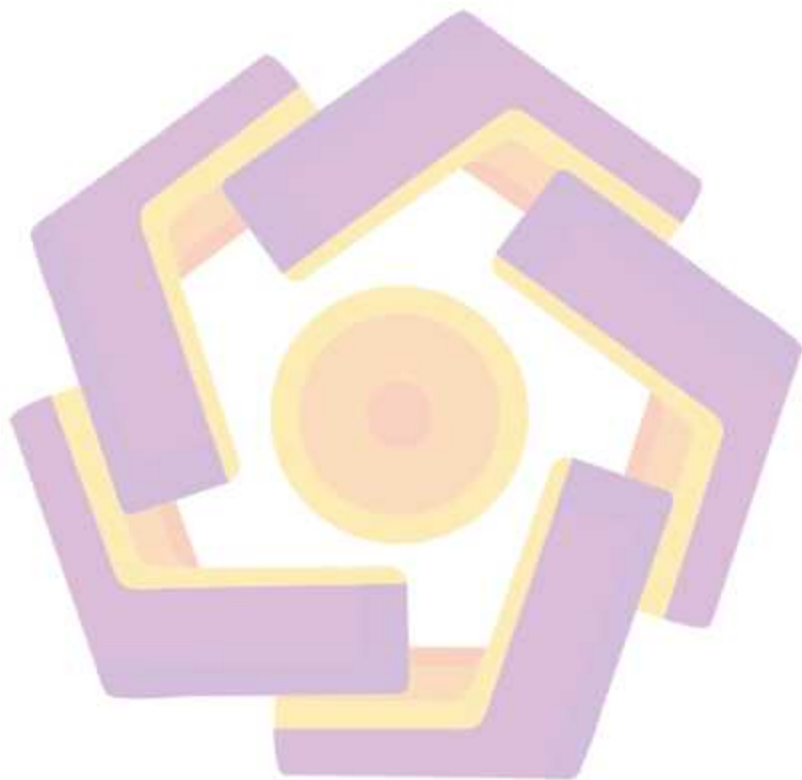
Gambar 2.1	Arsitektur Jaringan LSTM	15
Gambar 2.2	Komponen Arsitektur Jaringan GRU	17
Gambar 3.1	Alur Penelitian	19
Gambar 4.1	Lima Baris Data Teratas	24
Gambar 4.2	Mengubah Tipe Data	25
Gambar 4.3	Mengubah Nama Kolom	25
Gambar 4.4	Mengecek Nilai Null dan NaN	26
Gambar 4.5	Grafik Boxplot National Demand	27
Gambar 4.6	Total Kolom pada Data	28
Gambar 4.7	Deskripsi Data	30
Gambar 4.8	Grafik Histogram National Demand	30
Gambar 4.9	Grafik National Demand Tahun 2009-2024	31
Gambar 4.10	Permintaan Listrik Nasional Tahun 2009-2024	32
Gambar 4.10	Grafik Permintaan Listrik pada Tahun 2011	33
Gambar 4.11	Grafik Permintaan Listrik pada Tahun 2020	33
Gambar 4.12	Grafik Permintaan Listrik Tahun 2024	33
Gambar 4.13	Grafik Metrik Evaluasi RMSE Algoritma LSTM Data Frekuensi 30 Menit Normalisasi Min Max Scaling	40
Gambar 4.14	Grafik Loss Function Algoritma LSTM Data Frekuensi 30 Menit Normalisasi Min Max Scaling	41
Gambar 4.15	Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma LSTM Data Frekuensi 24 Jam Normalisasi Min Max Scaling	41
Gambar 4.16	Grafik Loss Function Algoritma LSTM Data Frekuensi 24 Jam Normalisasi Min Max Scaling	42
Gambar 4.17	Grafik Training History Algoritma LSTM National Demand Frekuensi Data 30 Hari	42
Gambar 4.18	Grafik Loss Function Algoritma LSTM National Demand Frekuensi Data 30 Hari	43
Gambar 4.19	Grafik Training History Algoritma LSTM National Demand Frekuensi Data 1 Tahun	44
Gambar 4.20	Grafik Loss Function Algoritma LSTM National Demand Frekuensi Data 1 Tahun	44
Gambar 4.21	Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma LSTM Data Frekuensi 30 Menit Normalisasi Z-Score	45
Gambar 4.22	Grafik Loss Function Algoritma LSTM Data Frekuensi 30 Menit Normalisasi Z-Score	45
Gambar 4.23	Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma LSTM Data Frekuensi 24 Jam Normalisasi Z-Score	46
Gambar 4.24	Grafik Loss Function Algoritma LSTM Data Frekuensi 24 Jam Normalisasi Z-Score	47
Gambar 4.25	Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma LSTM Data Frekuensi 30 Hari Normalisasi Z-Score	47
Gambar 4.26	Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma LSTM Data	

Frekuensi 30 Hari Normalisasi Z-Score	48
Gambar 4.27 Grafik Loss Fuction Algoritma LSTM Data Frekuensi 1 Tahun Normalisasi Z-Score	49
Gambar 4.28 Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma GRU Data Frekuensi 30 Menit Normalisasi Min Max Scaler	50
Gambar 4.29 Grafik Loss Function Algoritma GRU Data Frekuensi 30 Menit Normalisasi <i>Min Max Scaler</i>	51
Gambar 4.30 Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma GRU Data Frekuensi 24 Jam Normalisasi <i>Min Max Scaler</i>	51
Gambar 4.31 Grafik Loss Function Algoritma GRU Data Frekuensi 24 Jam Normalisasi <i>Min Max Scaler</i>	52
Gambar 4.32 Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma GRU Data Frekuensi 30 Hari Normalisasi <i>Min Max Scaler</i>	52
Gambar 4.33 Grafik Loss Function Algoritma GRU Data Frekuensi 30 Hari Normalisasi <i>Min Max Scaler</i>	53
Gambar 4.34 Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma GRU Data Frekuensi 1 Tahun Normalisasi <i>Min Max Scaler</i>	54
Gambar 4.35 Grafik Loss Function Algoritma GRU Data Frekuensi 1 Tahun Normalisasi <i>Min Max Scaler</i>	54
Gambar 4.36 Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma GRU Data Frekuensi 30 Menit Normalisasi Z-Score	55
Gambar 4.37 Grafik Loss Function Algoritma GRU Data Frekuensi 30 Menit Normalisasi Z-Score	55
Gambar 4.38 Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma GRU Data Frekuensi 24 Jam Normalisasi Z-Score	56
Gambar 4.39 Grafik Loss Function Algoritma GRU Data Frekuensi 24 Jam Normalisasi Z-Score	56
Gambar 4. 40 Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma GRU Data Frekuensi 30 Hari Normalisasi Z-Score	57
Gambar 4. 41 Grafik Loss Function Algoritma GRU Data Frekuensi 30 Hari Normalisasi Z-Score	58
Gambar 4. 42 Grafik Matrik Evaluasi RMSE Algoritma GRU Data Frekuensi 1 Tahun Normalisasi Z-Score	58
Gambar 4. 43 Grafik Loss Function Algoritma GRU Data Frekuensi 1 Tahun Normalisasi Z-Score	59
Gambar 4.44 Loss Function (MSE) Algoritma LSTM Data Frekuensi 24 Jam	61
Gambar 4.45 Nilai RMSE Algoritma LSTM Data Frekuensi 24 Jam	61
Gambar 4.46 Waktu Training Algoritma LSTM Data Frekuensi 24 Jam	62
Gambar 4.47 Loss Function Algoritma GRU Data Frekuensi 24 Jam	62
Gambar 4.48 Nilai RMSE Algoritma GRU Data Frekuensi 24 Jam	63
Gambar 4.49 Waktu Training Algoritma GRU Data Frekuensi 24 Jam	63
Gambar 4.50 Nilai RMSE Algoritma LSTM Data Frekuensi 30 Menit	64
Gambar 4.51 Loss Function Algoritma LSTM Data Frekuensi 30 Menit	64
Gambar 4.52 Waktu Training Algoritma LSTM Data Frekuensi 30 Menit	65
Gambar 4.53 Nilai RMSE Algoritma GRU Data Frekuensi 30 Menit	65
Gambar 4.54 Loss Function Algoritma GRU Data Frekuensi 30 Menit	66

Gambar 4.55 Waktu Training Algoritma GRU Data Frekuensi 30 Menit	66
Gambar 4.56 Perbandingan Data Permintaan Listrik Nasional Aktual dan Prediksi Algoritma LSTM	69
Gambar 4.57 Perbandingan Data Permintaan Listrik Nasional Aktual dan Prediksi Algoritma GRU	69
Gambar 4.58 Development System Menggunakan Streamlit	70

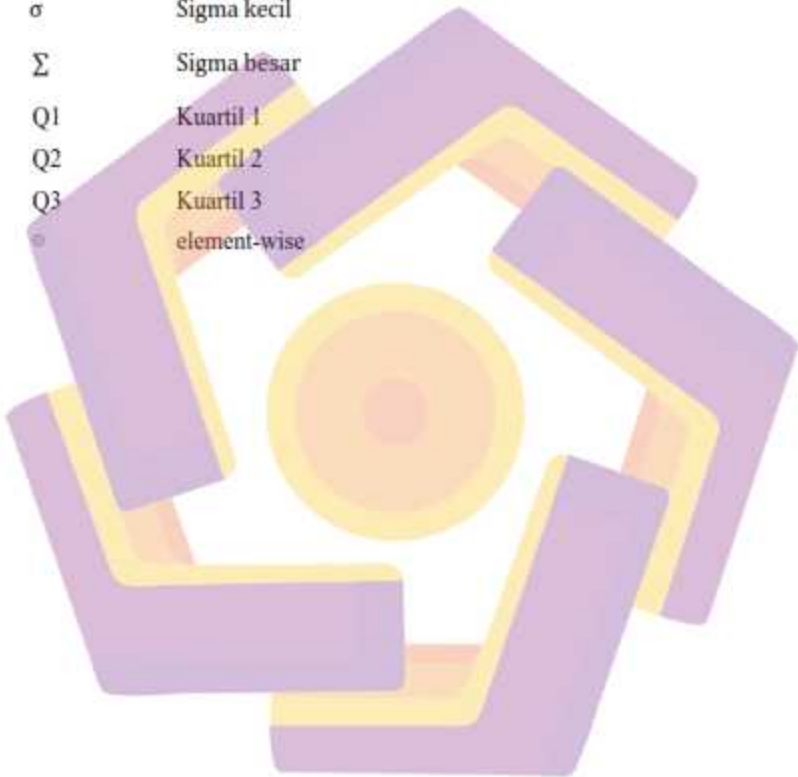


DAFTAR LAMPIRAN



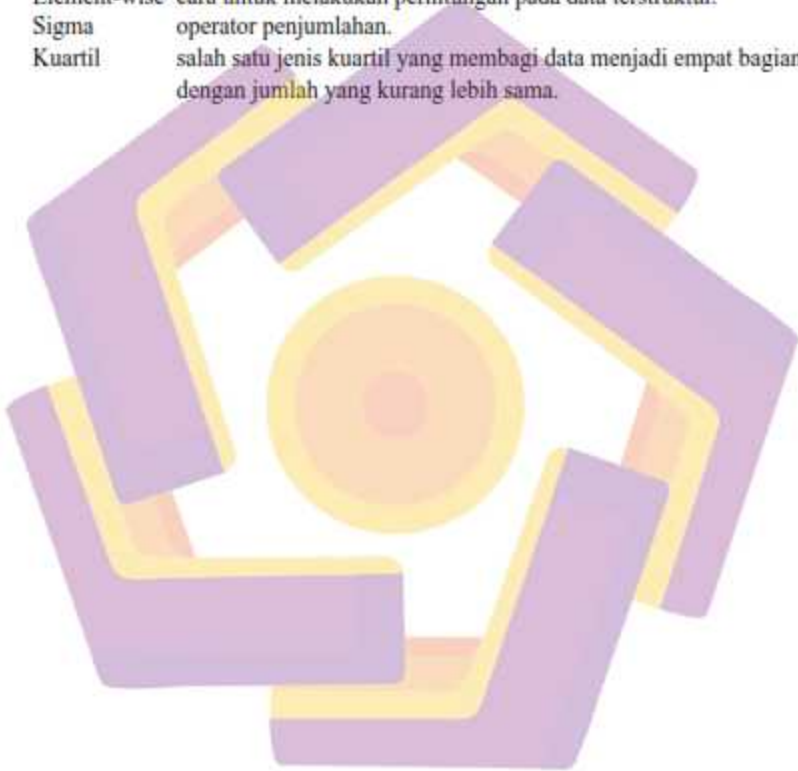
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

LSTM	Long-Short Term Memory
GRU	Gate Recurrent Unit
V	Volt
I	Arus
σ	Sigma kecil
Σ	Sigma besar
Q1	Kuartil 1
Q2	Kuartil 2
Q3	Kuartil 3
$\bullet$	element-wise



DAFTAR ISTILAH

Vektor	besaran yang mempunyai arah.
Volt	satuan turunan di dalam Standar Internasional (SI) untuk mengukur perbedaan tegangan listrik.
Element-wise	cara untuk melakukan perhitungan pada data terstruktur.
Sigma	operator penjumlahan.
Kuartil	salah satu jenis kuartil yang membagi data menjadi empat bagian dengan jumlah yang kurang lebih sama.



INTISARI

Energi listrik telah menjadi bagian penting dalam kehidupan di era modern. Penyedia listrik dituntut untuk mampu menyediakan pasokan listrik secara tepat waktu dan sesuai kebutuhan. Oleh sebab itu, diperlukan suatu sistem prediksi yang dapat memperkirakan konsumsi listrik berdasarkan data historis penggunaannya. Dalam penelitian ini digunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dan *Gate Recurrent Unit* (GRU), yang merupakan teknik dalam *deep learning*. Kedua metode ini efektif dalam mengolah dan memprediksi data *time series*. Tahapan implementasi meliputi transformasi data, normalisasi data, pembangunan model, pelatihan, serta evaluasi hasil prediksi menggunakan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE). Hasil penerapan model GRU dan LSTM pada data *time series* dengan normalisasi *min max scaling* mendapatkan nilai error dalam RMSE jauh lebih kecil dibandingkan dengan normalisasi *z-score*. Model LSTM mendapatkan nilai RMSE paling kecil pada data frekuensi setengah jam yaitu 0.0175, sedangkan model GRU mendapatkan nilai error lebih besar dari LSTM meskipun gapnya tidak terlalu tinggi yaitu 0.0192. Sedangkan, GRU dapat mengungguli LSTM pada data frekuensi harian dengan nilai evaluasi RMSE 0.0424 dan waktu training yang lebih cepat. Sementara LSTM memperoleh nilai 0.0445.

Kata kunci: LSTM, GRU, RMSE, *Time Series*, *Deep Learning*.

ABSTRACT

Electrical energy has become an essential part of life in the modern era. Electricity providers are required to provide an electricity supply on time and as needed. Therefore, a prediction system is required that can estimate electricity consumption based on historical data of its use. In this research, Long Short Term Memory (LSTM) and Gate Recurrent Unit (GRU) methods are used, which are techniques in deep learning. Both methods are effective in processing and predicting time series data. Implementation stages include data transformation, data normalization, model building, training, and evaluation of prediction results using the Root Mean Square Error (RMSE) metric. The results of applying the GRU and LSTM models to time series data with min-max scaling normalization get an error value in RMSE much smaller than with z-score normalization. The LSTM model gets the smallest RMSE value on half-hourly frequency data with a value of 0.0175, while the GRU model gets an error value greater than LSTM although the gap is not too high at 0.0192. Meanwhile, GRU can outperform LSTM on daily frequency data with an RMSE evaluation value of 0.0424 and a faster training time. While LSTM obtained a value of 0.0445.

Keyword: LSTM, GRU, RMSE, Time Series, Deep Learning.