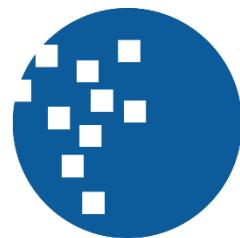


**PERBANDINGAN KINERJA MODEL DEEP LEARNING  
UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM SUBSEKTOR MINYAK  
DAN GAS**



**UMN**  
UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA

Skripsi

**Aldiansyah Satria Zachradhi**

**00000061028**

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI  
FAKULTAS TEKNIK DAN INFORMATIKA  
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA  
TANGERANG  
2025**

**PERBANDINGAN KINERJA MODEL DEEP LEARNING  
UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM SUBSEKTOR MINYAK  
DAN GAS**



Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh  
Gelar Sarjana Komputer

**Aldiansyah Satria Zachradhi**

**00000061028**

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI  
FAKULTAS TEKNIK DAN INFORMATIKA  
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA**

**TANGERANG**

**2025**

## **HALAMAN PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT**

Dengan ini saya,

Nama : Aldiansyah Satria Zachradhi

Nomor Induk Mahasiswa : 00000061028

Program Studi : Sistem Informasi

Skripsi dengan judul:

**PERBANDINGAN KINERJA MODEL DEEP LEARNING UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM SUBSEKTOR MINYAK DAN GAS** Merupakan hasil karya saya sendiri bukan plagiat dari laporan karya tulis ilmiah yang ditulis oleh orang lain, dan semua sumber, baik yang dikutip maupun dirujuk, telah saya nyatakan dengan benar serta dicantumkan di Daftar Pustaka.

Jika di kemudian hari terbukti ditemukan kecurangan/penyimpangan, baik dalam pelaksanaan maupun dalam penulisan laporan karya tulis ilmiah, saya bersedia menerima konsekuensi dinyatakan TIDAK LULUS untuk mata kuliah yang telah saya tempuh.

Tangerang, 5 Juni 2025



(Aldiansyah Satria Zachradhi)

## HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi dengan judul

PERBANDINGAN KINERJA MODEL DEEP LEARNING UNTUK PREDIKSI  
HARGA SAHAM SUBSEKTOR MINYAK DAN GAS

Oleh

Nama : Aldiansyah Satria Zachradhi  
NIM : 00000061028  
Program Studi : Sistem Informasi  
Fakultas : Teknik dan Informatika

Telah diujikan pada hari Rabu, 11 Juni 2025

Pukul 15.00 s.d 17.00 dan dinyatakan

LULUS

Dengan susunan penguji sebagai berikut.

Ketua Sidang

Rudi Sutomo, S.Kom., M.Si., M.Kom.  
0222057501

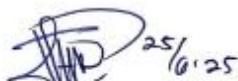
Penguji

Dr. Erick Fernando, S.Kom., M.S.I.  
1029118501

Pembimbing

Dr. Irmawati, S.Kom., M.M.S.I.  
0805097703

Ketua Program Studi Sistem Informasi

 25/6/25

Ririn Ikana Desanti, S.Kom., M.Kom.  
0313058001

## HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Aldiansyah Satria Zachradhi

NIM : 00000061028

Program Studi : Sistem Informasi

Jenjang : S1

Judul Karya Ilmiah : PERBANDINGAN KINERJA MODEL DEEP LEARNING DALAM MELAKUKAN PREDIKSI HARGA SAHAM SUBSEKTOR MINYAK DAN GAS

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa saya bersedia\* (**pilih salah satu**):

- Saya bersedia memberikan izin sepenuhnya kepada Universitas Multimedia Nusantara untuk mempublikasikan hasil karya ilmiah saya ke dalam repositori Knowledge Center sehingga dapat diakses oleh Sivitas Akademika UMN/Publik. Saya menyatakan bahwa karya ilmiah yang saya buat tidak mengandung data yang bersifat konfidensial.
- Saya tidak bersedia mempublikasikan hasil karya ilmiah ini ke dalam repositori Knowledge Center, dikarenakan: dalam proses pengajuan publikasi ke jurnal/konferensi nasional/internasional (dibuktikan dengan *letter of acceptance*) \*\*.
- Lainnya, pilih salah satu:
  - Hanya dapat diakses secara internal Universitas Multimedia Nusantara
  - Embargo publikasi karya ilmiah dalam kurun waktu 3 tahun.

Tangerang, 5 Juni 2025



(Aldiansyah Satria Zachradhi)

\* Pilih salah satu

\*\* Jika tidak bisa membuktikan LoA jurnal/HKI, saya bersedia mengizinkan penuh karya ilmiah saya untuk dipublikasikan ke KC UMN dan menjadi hak institusi UMN.

## KATA PENGANTAR

Puji Syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala Rahmat, karunia, dan petunjuknya seiring dengan berjalannya penulisan dalam menyelesaikan laporan skripsi dengan judul “PERBANDINGAN KINERJA MODEL DEEP LEARNING UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM SUBSEKTOR MINYAK DAN GAS” secara tepat waktu. Saya menyadari tanpa adanya bimbingan saya sangatlah kesulitan untuk menyelesaikan laporan skripsi ini. Oleh karena itu, saya ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Dr. Andrey Andoko, M.Sc., phD., selaku Rektor Universitas Multimedia Nusantara.
2. Dr. Eng. Niki Prastomo, S.T M.Sc., selaku Dekan Fakultas Teknik dan Informatika Universitas Multimedia Nusantara.
3. Ririn Ikana Desanti, S.Kom., M.Kom., selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi Universitas Multimedia Nusantara.
4. Dr. Irmawati, S.Kom., M.M.S.I., sebagai pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi atas terselesaiya tugas akhir ini.
5. Keluarga saya yang telah memberikan bantuan dukungan material dan moral, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.
6. Teman-teman saya yang memberikan semangat dan dukungan selama proses penyusunan tugas akhir ini.

Semoga karya ilmiah ini dapat bermanfaat sebagai informasi untuk pengetahuan, sumber, dan referensi bagi pembaca.

Tangerang, 5 Juni 2025



Aldiansyah Satria Zachradhi

# **PERBANDINGAN KINERJA MODEL DEEP LEARNING UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM SUBSEKTOR MINYAK DAN GAS**

(Aldiansyah Satria Zachradhi)

## **ABSTRAK**

Pergerakan harga saham subsektor minyak dan gas di Indonesia sangat dipengaruhi oleh volatilitas harga minyak global, fluktuasi nilai tukar rupiah, dan kebijakan subsidi energi. Sektor ini memegang peran krusial dalam pendapatan nasional dan industri, sehingga memerlukan prediksi yang akurat untuk membantu investor dan pembuat kebijakan. PT Perusahaan Gas Negara Tbk (PGAS), PT Medco Energi Internasional Tbk (MEDC), PT AKR Corporindo Tbk (AKRA), dan PT Rukun Raharja Tbk (RAJA) dipilih sebagai objek penelitian karena kapitalisasi pasarnya dan sensitivitas terhadap risiko pasar.

Penelitian ini menggunakan kerangka CRISP-DM untuk menstrukturkan proses, dimulai dari pemahaman bisnis hingga deployment. Data historis harian periode 2014–2024 diambil dari situs Investing.com untuk empat emiten subsektor migas. Tiga algoritma deep learning diterapkan: Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), dan 1-Dimensional Convolutional Neural Network (1D-CNN). Model dilatih dengan window sekuensial 60 hari untuk memprediksi harga penutupan hari ke-61, kemudian dievaluasi menggunakan metrik RMSE, MAE, MAPE, dan  $R^2$ .

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM memberikan kinerja terbaik pada tiga dari empat emiten (PGAS, MEDC, RAJA) dengan  $R^2$  di atas 0,93 dan MAPE terendah 1,28%. Untuk emiten AKRA, GRU menunjukkan akurasi tertinggi ( $R^2=0,9449$ ; MAPE=1,53%), sedangkan 1D-CNN menempati posisi kedua. Studi ini merekomendasikan LSTM sebagai “all-round” dan menyarankan eksplorasi model hybrid serta penambahan fitur eksternal untuk meningkatkan akurasi pada emiten dengan volatilitas tinggi.

## **NUSANTARA**

**Kata kunci:** Convolutional Neural Network, Gated Recurrent Unit, Long Short-Term Memory, Prediksi Harga Saham, Subsektor Minyak dan Gas

# COMPARISON OF DEEP LEARNING MODELS IN PREDICTIVE STOCK PRICES IN OIL AND GAS SUB- SECTORS

(Aldiansyah Satria Zachradhi)

## ABSTRACT (English)

The movement of stock prices in the oil and gas sub-sector in Indonesia is greatly influenced by global oil price volatility, rupiah exchange rate fluctuations, and energy subsidy policies. This sector plays a crucial role in national and industrial income, so it requires accurate predictions to help investors and policy makers. PT Perusahaan Gas Negara Tbk (PGAS), PT Medco Energi Internasional Tbk (MEDC), PT AKR Corporindo Tbk (AKRA), and PT Rukun Raharja Tbk (RAJA) were selected as research objects due to their market capitalization and sensitivity to market risk.

This study uses the CRISP-DM framework to structure the process, starting from business understanding to deployment. Daily historical data for the period 2014–2024 is taken from the Investing.com website for four oil and gas sub-sector issuers. Three deep learning algorithms are applied: Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), and 1-Dimensional Convolutional Neural Network (1D-CNN). The model was trained with a 60-day sequential window to predict the closing price of the 61st day, then evaluated using RMSE, MAE, MAPE, and  $R^2$  metrics.

The results showed that the LSTM model provided the best performance on three of the four issuers (PGAS, MEDC, RAJA) with  $R^2$  above 0.93 and the lowest MAPE of 1.28%. For the AKRA issuer, GRU showed the highest accuracy ( $R^2=0.9449$ ; MAPE=1.53%), while 1D-CNN was in second place. This study recommends LSTM as an “all-rounder” and suggests exploring hybrid models and adding external features to improve accuracy on issuers with high volatility.

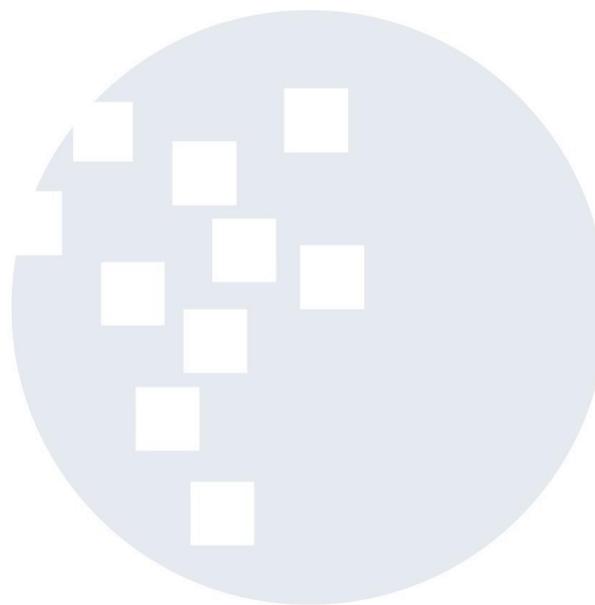
**Keywords:** Convolutional Neural Network, Gated Recurrent Unit, Long Short-Term Memory, Oil and Gas Subsector, Stock Price Prediction

## **DAFTAR ISI**

<b>HALAMAN PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT .....</b>	ii
<b>HALAMAN PENGESAHAN .....</b>	iii
<b>HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH .....</b>	iv
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	v
<b>ABSTRAK .....</b>	vi
<b><i>ABSTRACT (English)</i>.....</b>	vii
<b>DAFTAR ISI.....</b>	viii
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	xi
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	xii
<b>DAFTAR RUMUS .....</b>	xiv
<b>DAFTAR LAMPIRAN .....</b>	xv
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	1
1.1    Latar Belakang .....	1
1.2    Rumusan Masalah.....	6
1.3    Batasan Masalah.....	6
1.4    Tujuan dan Manfaat Penelitian .....	6
1.4.1    Tujuan Penelitian .....	6
1.4.2    Manfaat Penelitian .....	7
1.5    Sistematika Penulisan .....	7
<b>BAB II LANDASAN TEORI .....</b>	9
2.1    Penelitian Terdahulu .....	9
2.2    Tinjauan Teori.....	17
2.2.1    PT Perusahaan Gas Negara Tbk (PGAS).....	17
2.2.2    PT Medco Energi Internasional Tbk (MEDC).....	18
2.2.3 PT AKR Corporindo Tbk (AKRA) .....	18
2.2.4 PT Rukun Raharja Tbk (RAJA).....	18
2.2.5 Saham Subsektor Minyak dan Gas .....	19
2.2.6 Deep Learning.....	19
2.3    Teori tentang Framework/Algoritma yang digunakan .....	19
2.3.1 Long Short Term Memory (LSTM).....	20

2.3.2 Gated Recurrent Unit (GRU).....	22
2.3.3 1-Dimensional Convolutional Neural Network (1D-CNN).....	25
2.4 Teori Metrik Evaluasi.....	27
2.4.1 Root Mean Squared Error (RMSE) .....	27
2.4.2 Mean Absolute Error (MAE).....	27
2.4.3 Mean Absolute Percentage Error (MAPE) .....	28
2.4.5 <i>R-Squared</i> (R2).....	28
2.5 CRISP-DM .....	29
2.6 Teori tentang tools/software yang digunakan.....	30
2.6.1 Python .....	30
2.6.2 Google Colab .....	30
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN .....</b>	<b>32</b>
3.1 Gambaran Umum Objek Penelitian .....	32
3.2 Metode Penelitian.....	32
3.2.1 Alur Penelitian .....	32
3.2.2 Metode Penelitian .....	33
3.2.3 Metode Pengolahan Data .....	35
3.3 Teknik Pengumpulan Data .....	37
3.4 Teknik Analisis Data .....	38
<b>BAB IV ANALISIS DAN HASIL PENELITIAN .....</b>	<b>40</b>
4.1 <i>Business Understanding</i> .....	40
4.2 <i>Data Understanding</i> .....	40
4.3 <i>Data Preparation</i> .....	43
4.3.1 <i>Data Pre-Processing</i> .....	44
4.4 <i>Modeling</i> .....	50
4.5     Evaluasi.....	60
4.6 <i>Deployment</i> .....	61
4.6.1     Tampilan LSTM.....	62
4.6.2     Tampilan GRU.....	65
4.6.3     Tampilan 1D-CNN.....	69
4.3     Hasil dan Diskusi .....	74
<b>BAB V SIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>77</b>

5.1	Simpulan .....	77
5.2	Saran .....	78
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>		<b>79</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>		<b>83</b>



**UMN**  
UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA

## **DAFTAR TABEL**

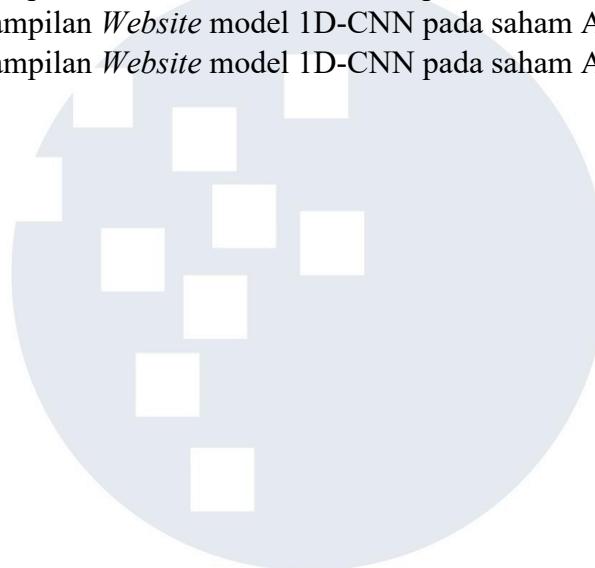
Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu .....	9
Tabel 3. 1 Perbandingan <i>Framework</i> .....	34
Tabel 3. 2 Perbandingan Algoritma .....	35
Tabel 3. 3 Perbandingan Bahasa Pemograman .....	38
Tabel 4. 1 Variabel pada <i>dataset</i> .....	40
Tabel 4. 2 Evaluasi performa metrik akurasi model LSTM .....	54
Tabel 4. 3 Evaluasi performa metrik akurasi model GRU.....	57
Tabel 4. 4 Evaluasi performa metrik akurasi model 1D-CNN.....	59
Tabel 4. 5 Tabel Perbandingan Model .....	60
Tabel 4. 6 Hasil Penelitian .....	74



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Data Kapitalisasi .....	3
Gambar 2. 1 Proses LSTM.....	20
Gambar 2. 2 Proses GRU .....	23
Gambar 2. 3 TensorFlow 1D-CNN.....	26
Gambar 2. 4 Tahapan CRISP-DM .....	29
Gambar 3. 2 Alur Penelitian.....	32
Gambar 4. 1 <i>Import Libraries dan Load Data</i> .....	42
Gambar 4. 2 Pemahaman data.....	43
Gambar 4. 3 <i>Data Cleaning</i> .....	44
Gambar 4. 4 <i>Data Cleaning</i> .....	44
Gambar 4. 5 <i>Data Cleaning</i> .....	44
Gambar 4. 6 <i>Data Cleaning</i> .....	45
Gambar 4. 7 <i>Data Cleaning</i> .....	45
Gambar 4. 8 <i>Data Cleaning</i> .....	45
Gambar 4. 9 Data Cleaning.....	45
Gambar 4. 10 Setelah <i>Data Cleaning</i> .....	46
Gambar 4. 11 Mengurutkan data per ticker berdasarkan tanggal dan split train-test .....	47
Gambar 4. 12 Hasil <i>Split Data</i> .....	48
Gambar 4. 13 Membuat Sequence Data.....	49
Gambar 4. 14 Proses data per Ticker .....	49
Gambar 4. 15 hasil <i>Ticker</i> .....	50
Gambar 4. 16 <i>Library Tensorflow</i> .....	50
Gambar 4. 17 Mengambil Data PGAS.....	51
Gambar 4. 18 Membangun Model LSTM .....	51
Gambar 4. 19 Latih Model LSTM .....	52
Gambar 4. 20 Visualisasi Hasil Prediksi LSTM Saham PGAS .....	52
Gambar 4. 21 Visualisasi Hasil Prediksi LSTM Saham MEDC .....	53
Gambar 4. 22 Visualisasi Hasil Prediksi LSTM Saham AKRA .....	53
Gambar 4. 23 Visualisasi Hasil Prediksi LSTM Saham RAJA .....	54
Gambar 4. 24 Visualisasi Hasil Prediksi GRU Saham PGAS .....	55
Gambar 4. 25 Visualisasi Hasil Prediksi GRU Saham PGAS .....	55
Gambar 4. 26 Visualisasi Hasil Prediksi GRU Saham AKRA .....	56
Gambar 4. 27 Visualisasi Hasil Prediksi GRU Saham RAJA .....	56
Gambar 4. 28 Visualisasi Hasil Prediksi 1D-CNN Saham PGAS .....	57
Gambar 4. 29 Visualisasi Hasil Prediksi 1D-CNN Saham MEDC .....	58
Gambar 4. 30 Visualisasi Hasil Prediksi 1D-CNN Saham AKRA .....	58
Gambar 4. 31 Visualisasi Hasil Prediksi 1D-CNN Saham RAJA .....	59
Gambar 4. 32 Tampilan <i>Website</i> .....	61
Gambar 4. 33 Tampilan <i>Website</i> model LSTM pada saham PGAS .....	62
Gambar 4. 34 Tampilan <i>Website</i> model LSTM pada saham MEDC .....	63

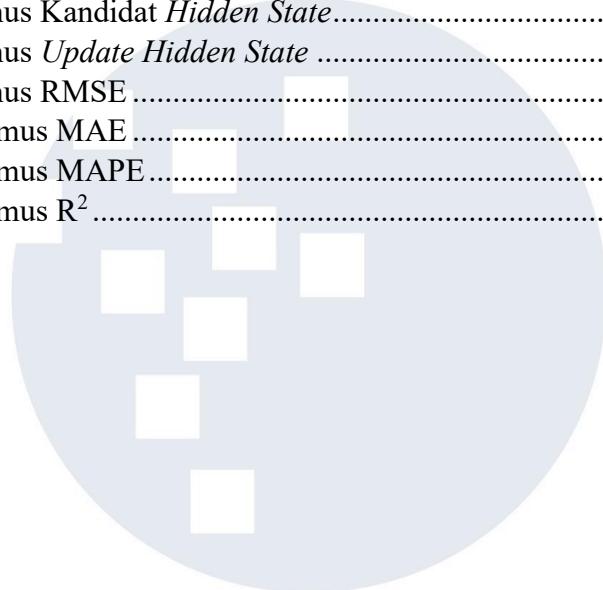
Gambar 4. 35 Tampilan <i>Website</i> model LSTM pada saham AKRA .....	64
Gambar 4. 36 Tampilan <i>Website</i> model LSTM pada saham RAJA .....	65
Gambar 4. 37 Tampilan <i>Website</i> model GRU pada saham PGAS .....	66
Gambar 4. 38 Tampilan <i>Website</i> model GRU pada saham MEDC .....	67
Gambar 4. 39 Tampilan <i>Website</i> model GRU pada saham AKRA .....	68
Gambar 4. 40 Tampilan <i>Website</i> model GRU pada saham RAJA.....	69
Gambar 4. 41 Tampilan <i>Website</i> model 1D-CNN pada saham PGAS .....	70
Gambar 4. 42 Tampilan <i>Website</i> model 1D-CNN pada saham MEDC .....	71
Gambar 4. 43 Tampilan <i>Website</i> model 1D-CNN pada saham AKRA .....	72
Gambar 4. 44 Tampilan <i>Website</i> model 1D-CNN pada saham AKRA .....	73



**UMN**  
UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA

## **DAFTAR RUMUS**

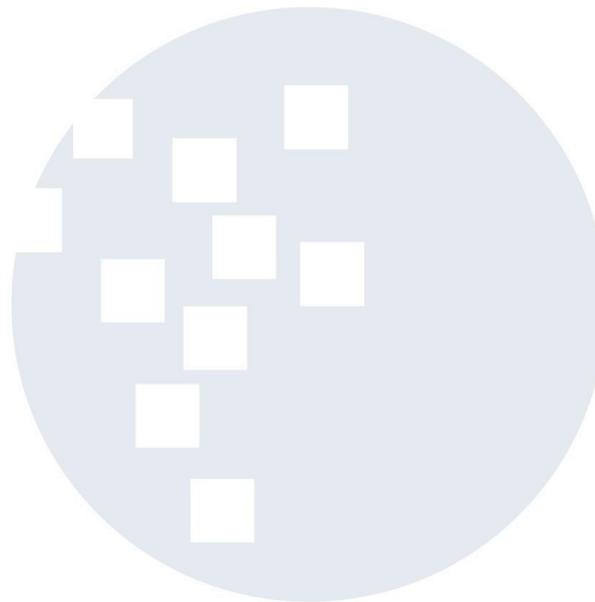
Rumus 2. 1 Rumus <i>Forget Gate</i> .....	21
Rumus 2. 2 Rumus <i>Input Gate</i> .....	21
Rumus 2. 3 Rumus <i>Update Cell State</i> .....	22
Rumus 2. 4 Rumus <i>Output Gate</i> .....	22
Rumus 2. 5 Rumus <i>Update Gate</i> .....	23
Rumus 2. 6 <i>Reset Gate</i> .....	24
Rumus 2. 7 Rumus Kandidat <i>Hidden State</i> .....	24
Rumus 2. 8 Rumus <i>Update Hidden State</i> .....	25
Rumus 2. 9 Rumus RMSE .....	27
Rumus 2. 10 Rumus MAE .....	28
Rumus 2. 11 Rumus MAPE.....	28
Rumus 2. 12 Rumus $R^2$ .....	29



**UMN**  
UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA

## **DAFTAR LAMPIRAN**

Lampiran A Hasil Turnitin.....	83
Lampiran B Form Bimbingan Skripsi.....	89



**UMN**  
UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA