



SKRIPSI

PREDIKSI PERFORMA SUMUR MINYAK MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT- TERM MEMORY (LSTM) (STUDI KASUS : PT ELNUSA TBK)

RENDI CAHYA SAPUTRA
NPM 20081010246

DOSEN PEMBIMBING
Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom.
Agung Mustika Rizki, S.Kom, M.Kom.

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
SURABAYA
2024**



SKRIPSI

PREDIKSI PERFORMA SUMUR MINYAK MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT- TERM MEMORY (LSTM) (STUDI KASUS : PT ELNUSA TBK)

RENDI CAHYA SAPUTRA
NPM 20081010094

DOSEN PEMBIMBING
Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom.
Agung Mustika Rizki, S.Kom, M.Kom.

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
SURABAYA
2024**

LEMBAR PENGESAHAN

PREDIKSI PERFORMA SUMUR MINYAK MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) (STUDI KASUS : PT ELNUSA TBK)

Oleh :
RENDI CAHYA SAPUTRA
NPM. 20081010246

Telah dipertahankan dihadapan dan diterima oleh Tim Penguji Skripsi Prodi Informatika
Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur Pada
tanggal 6 Desember 2024

Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19820211 2021212 005

(Pembimbing I)

Agung Mustika Rizki, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19930725 2022031 008

(Pembimbing II)

Eka Prakarsa Mandiyartha, ST, M.Kom.
NIP. 19880525 2018031 001

(Ketua Penguji)

Fawwaz Ali Akbar, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19920317 2018031 002

(Anggota Penguji)

Mengetahui,
Dekan Fakultas Ilmu Komputer



Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT.
NIP. 19681126 199403 2 001

Halaman ini sengaja dikosongkan

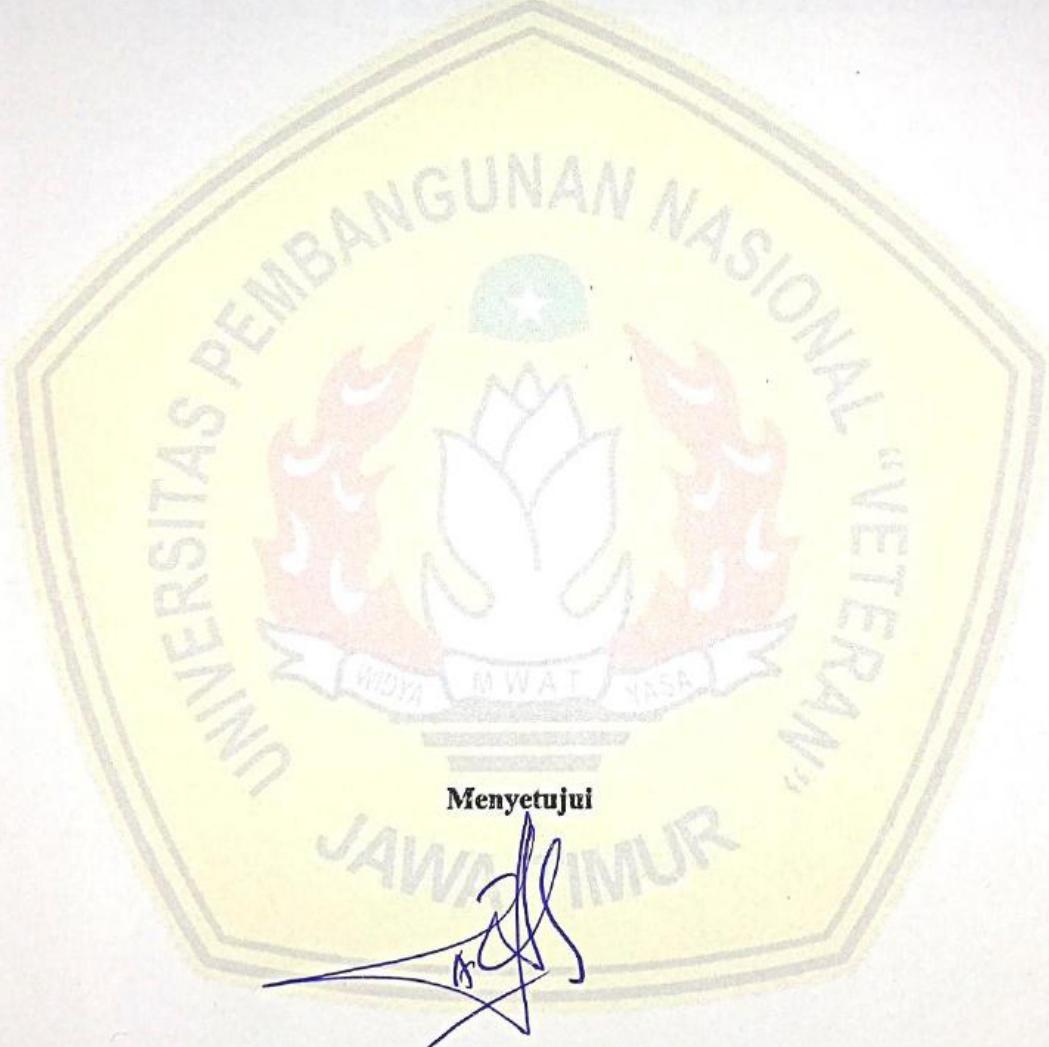
LEMBAR PERSETUJUAN

**PREDIKSI PERFORMA SUMUR MINYAK MENGGUNAKAN
ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)
(STUDI KASUS : PT ELNUSA TBK)**

Oleh :

RENDI CAHYA SAPUTRA

NPM. 20081010246



Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19820211 2021212 005

Halaman ini sengaja dikosongkan

SURAT PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertandatangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : RENDI CAHYA SAPUTRA
Program Studi : Informatika
Dosen Pembimbing : 1. Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom
2. Agung Mustika Rizki, S.Kom, M.Kom

dengan ini menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan disertasi dengan judul:

PREDIKSI PERFORMA SUMUR MINYAK MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) (STUDI KASUS : PT ELNUSA TBK)

adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diizinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri. Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.



Surabaya, 6 Desember 2024
Yang Membuat Pernyataan,



RENDI CAHYA SAPUTRA
NPM. 20081010246

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRAK

Nama Mahasiswa / NPM : Rendi Cahya Saputra / 20081010246
Judul Skripsi : Prediksi Performa Sumur Minyak Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)
(Studi Kasus : PT Elnusa Tbk)
Dosen Pembimbing : 1. Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom
2. Agung Mustika Rizki, S.Kom., M.Kom

Well testing adalah proses yang penting dalam industri permifyakan hal ini karena well testing berfungsi untuk memprediksi produksi minyak dan gas, yang memungkinkan perusahaan membuat keputusan strategis mengenai optimasi produksi dan alokasi sumber daya. Metode konvensional untuk *well testing* membutuhkan waktu dan biaya yang besar. LSTM, jenis *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan penambahan *memory cell* agar dapat menyimpan informasi jangka panjang, diharapkan dapat mengatasi kelemahan ini. penelitian ini menggunakan data time series, yang digunakan untuk mempelajari pola produksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM dengan skenario terbaik pada choke 38 didapatkan pada pembagian data 90%, *hidden size* 150 dan 250, dengan nilai MSE 0.001 dan nilai RMSE 0.044, untuk choke 40 didapatkan pada pembagian data 90%, *hidden size* 150, dengan nilai MSE 0.006 dan nilai RMSE 0.078, dan untuk choke 42 didapatkan pada pembagian data 90%, *hidden size* 150, dengan nilai MSE 0.007 dan nilai RMSE 0.086, hasil penelitian juga menunjukkan bahwa hasil produksi menggunakan choke 42 menunjukkan performa terbaik dibandingkan dengan kedua choke lainnya. Penelitian ini menunjukkan bahwa LSTM adalah metode yang efektif untuk prediksi well testing dan dapat menjadi alternatif bagi perusahaan minyak dalam mengoptimalkan produksi dan pengambilan keputusan dalam melakukan produksi sumur.

Kata kunci : Prediksi, *Time Series*, LSTM, Perminyakan

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Nama Mahasiswa / NPM : Rendi Cahya Saputra / 20081010246
Judul Skripsi : Oil Well Performance Prediction Using Long Short-Term Memory (LSTM) Algorithm (Case Study : PT Elnusa Tbk)
Dosen Pembimbing : 1. Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom
2. Agung Mustika Rizki, S.Kom., M.Kom

Well testing is an important process in the petroleum industry because well testing serves to predict oil and gas production, which allows companies to make strategic decisions regarding production optimization and resource allocation. Conventional methods for well testing are time-consuming and costly. LSTM, a type of Recurrent Neural Network (RNN) with the addition of memory cells in order to store long-term information, is expected to overcome this weakness. This research uses time series data, which is used to study production patterns. The results showed that the LSTM model with the best scenario at choke 38 was obtained at 90% data split, hidden size 150 and 250, with MSE value 0.001 and RMSE value 0.044, for choke 40 was obtained at 90% data split, hidden size 150, with MSE value 0.006 and RMSE value 0.078, and for choke 42 obtained at 90% data split, hidden size 150, with MSE value 0.007 and RMSE value 0.086, the results also show that the production results using choke 42 show the best performance compared to the other two chokes. This research shows that LSTM is an effective method for predicting well testing and can be an alternative for oil companies in optimizing production and making decisions on well production.

Keywords : Prediction, *Time Series*, LSTM, Petroleum

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas segala rahmat, hidayah dan karunia-Nya kepada penulis sehingga skripsi dengan judul **“Prediksi Performa Sumur Minyak Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) (Studi Kasus : PT Elnusa Tbk)”** dapat terselesaikan dengan baik.

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing utama dan Agung Mustuka Rizki, S.Kom., M.Kom., yang telah meluangkan waktunya untuk memberikan bimbingan, nasihat dan motivasi kepada penulis. Dan penulis juga banyak menerima bantuan dari berbagai pihak, baik itu berupa moril, spiritual maupun materi. Untuk itu penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Allah SWT, yang telah memberikan rahmat, hidayah, serta karunia-Nya sehingga penelitian dan laporan skripsi ini dapat diselesaikan.
2. Orang tua dan kedua adik penulis, serta seluruh keluarga penulis yang selalu mendoakan dan memberikan dukungan selama proses penulisan skripsi ini.
3. Ibu Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.
4. Ibu Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom., selaku Ketua Program Studi Informatika Fakultas Ilmu Sosial Dan Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.
5. Bapak Fawwaz Ali Akbar, S.Kom., M.Kom, selaku dosen wali yang sering kali nasihat dan saran kepada penulis selama masa perkuliahan.
6. Seluruh Dosen Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur yang telah memberikan ilmunya kepada penulis selama perkuliahan.
7. Bapak Rendra Andwi Saputra selaku Supervisor PT. Elnusa Tbk.

8. Teman-teman yang selalu memberikan arahan, bimbingan serta dukungan pada proses penelitian dan penulisan skripsi.

Penulis menyadari bahwa di dalam penyusunan skripsi ini banyak terdapat kekurangan. Untuk itu kritik dan saran yang membangun dari semua pihak sangat diharapkan demi kesempurnaan penulisan skripsi ini. Akhirnya, dengan segala keterbatasan yang penulis miliki semoga laporan ini dapat bermanfaat bagi semua pihak umumnya dan penulis pada khususnya.

Surabaya, 6 Desember 2024

Penulis

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

LEMBAR JUDUL SKRIPSI	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
LEMBAR PERSETUJUAN	v
SURAT PERNYATAAN ORISINALITAS	vii
ABSTRAK.....	ix
KATA PENGANTAR	xiii
DAFTAR ISI	xvi
DAFTAR TABEL.....	xix
DAFTAR GAMBAR.....	xx
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan	4
1.4 Manfaat.....	4
1.5 Batasan Masalah	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Penelitian Sebelumnya	7
2.2 Perminyakan	8
2.3 Forecasting	9
2.4 Time Series	10
2.5 Machine Learning.....	10
2.6 Neural Network	11
2.6.1 <i>Input Layer</i>	11
2.6.2 <i>Hidden Layer</i>	12

2.6.3 <i>Output Layer</i>	12
2.6.4 <i>Deep Learning</i>	13
2.7 <i>Reccurent Neural Network</i>	14
2.8 <i>Long-Short Term Memory</i>	16
2.8.1 <i>Forget Gate</i>	17
2.8.2 <i>Input Gate</i>	17
2.8.3 <i>Cell State</i>	18
2.8.4 <i>Output Gate</i>	19
2.9 Normalisasi Data.....	19
2.9.1 <i>Min-Max Normalization</i>	20
2.10 <i>Mean Square Error</i>	20
2.11 <i>Root Mean Square Error</i>	21
BAB III METODOLOGI.....	23
3.1 Alur Penelitian.....	23
3.2 <i>Pre-processing Data</i>	27
3.2.1 Ekstrasi Fitur	28
3.2.2 Normalisasi Data.....	28
3.2.3 Split Data.....	28
3.3 Pemodelan LSTM	29
3.4 Pengujian.....	33
3.4.1 Pembagian Dataset	34
3.4.2 Melakukan Prediksi.....	34
3.4.3 Denormalisasi Data	34
3.4.4 Menampilkan Ploting	34
3.5 Skenario Penelitian.....	35

3.6 Evaluasi Hasil Prediksi.....	37
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	39
4.1 Hasil.....	39
4.1.1 <i>Pre-processing Data</i>	39
4.1.2 Hasil Pelatihan Data	49
4.1.3 Hasil Evaluasi Data	58
4.1.4 Hasil Keakuratan Prediksi	178
4.1.5 Hasil Perbandingan Learning Rate	182
4.2 Pembahasan	183
4.2.1 Pembahasan Hasil Pre-processing	183
4.2.2 Pembahasan Pelatihan Data.....	184
4.2.3 Pembahasan Hasil Evaluasi Data	184
BAB V PENUTUP	187
5.1 Kesimpulan.....	187
5.2 Saran	187
DAFTAR PUSTAKA	189
LAMPIRAN	191

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Hasil Ekstrasi Fitur.....	28
Tabel 3. 2 Skenario Penelitian.....	36
Tabel 4. 1 Pembagian Dataset Berdasarkan Choke.....	40
Tabel 4. 2 Parameter LSTM	50
Tabel 4. 3 Hasil Pelatihan Choke 38	54
Tabel 4. 4 Hasil Pelatihan Choke 40	55
Tabel 4. 5 Hasil Pelatihan Choke 42	56
Tabel 4. 6 Skenario Evaluasi Hasil Prediksi Choke 38	178
Tabel 4. 7 Skenario Evaluasi Hasil Prediksi Choke 40	179
Tabel 4. 8 Skenario Evaluasi Hasil Prediksi Choke 42	181
Tabel 4. 9 Evaluasi Perbandingan Learning Rate	182
Tabel 4. 10 Evaluasi Rata-rata Split Data	184
Tabel 4. 11 Evaluasi Rata-rata Hidden Size.....	184

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 <i>Architecture Neural Network</i>	11
Gambar 2. 2 <i>Deep Learning architecture</i>	14
Gambar 2. 3 <i>Reccurent Neural Network Architecture</i>	15
Gambar 2. 4 Long-Short Term Memory Architecture	17
Gambar 3. 1 Alur Penelitian	23
Gambar 3. 2 Sampel Dataset	24
Gambar 3. 3 Flowmeter.....	26
Gambar 3. 4 Choke Manifold.....	27
Gambar 3. 5 Diagram Alur LSTM.....	29
Gambar 3. 6 Plot Hasil Prediksi	35
Gambar 4. 1 Dataset Penelitian	40
Gambar 4. 2 Data Choke 38	41
Gambar 4. 3 Data Choke 40	42
Gambar 4. 4 Data Choke 42	42
Gambar 4. 5 Normalisasi Data Choke 38	43
Gambar 4. 6 Normalisasi Data Choke 40	44
Gambar 4. 7 Normalisasi Data Choke 42	44
Gambar 4. 8 Hasil Transformasi Data Choke 38.....	46
Gambar 4. 9 Hasil Transformasi Data Choke 40.....	46
Gambar 4. 10 Hasil Transformasi Data Choke 42.....	47
Gambar 4. 11 Split Data 90%	48
Gambar 4. 12 Split Data 80%.....	49
Gambar 4. 13 Split Data 70%.....	49
Gambar 4. 14 Plot Loss Choke 38, Train 70%, HS 50	58
Gambar 4. 15 Plot Loss Choke 40, Train 70%, HS 50	58
Gambar 4. 16 Plot Loss Choke 42, Train 70%, HS 50	59
Gambar 4. 17 Hasil Prediksi Choke 38, Train 70%, HS 50	59
Gambar 4. 18 Hasil Prediksi Choke 40, Train 70%, HS 50	60
Gambar 4. 19 Hasil Prediksi Choke 42, Train 70%, HS 50	61

Gambar 4. 20 Perbandingan Total, Data Train 70%, HS 50	62
Gambar 4. 21 Perbandingan Rata-rata, Data Train 70%, HS 50.....	62
Gambar 4. 22 Plot Loss Choke 38, Train 70%, HS 100	63
Gambar 4. 23 Plot Loss Choke 40, Train 70%, HS 100	63
Gambar 4. 24 Plot Loss Choke 42, Train 70%, HS 100	64
Gambar 4. 25 Hasil Prediksi Choke 38, Train 70%, HS 100	64
Gambar 4. 26 Hasil Prediksi Choke 40, Train 70%, HS 100	65
Gambar 4. 27 Hasil Prediksi Choke 42, Train 70%, HS 100	66
Gambar 4. 28 Perbandingan Total, Data Train 70%, HS 100	67
Gambar 4. 29 Perbandingan Rata-rata, Data Train 70%, HS 100.....	67
Gambar 4. 30 Plot Loss Choke 38, Train 70%, HS 150	68
Gambar 4. 31 Plot Loss Choke 40, Train 70%, HS 150	68
Gambar 4. 32 Plot Loss Choke 42, Train 70%, HS 150	69
Gambar 4. 33 Hasil Prediksi Choke 38, Train 70%, HS 150	69
Gambar 4. 34 Hasil Prediksi Choke 40, Train 70%, HS 150	70
Gambar 4. 35 Hasil Prediksi Choke 42, Train 70%, HS 150	71
Gambar 4. 36 Perbandingan Total, Data Train 70%, HS 150	72
Gambar 4. 37 Perbandingan Rata-rata, Data Train 70%, HS 150.....	72
Gambar 4. 38 Plot Loss Choke 38, Train 70%, HS 200	73
Gambar 4. 39 Plot Loss Choke 40, Train 70%, HS 200	73
Gambar 4. 40 Plot Loss Choke 42, Train 70%, HS 200	74
Gambar 4. 41 Hasil Prediksi Choke 38, Train 70%, HS 200	74
Gambar 4. 42 Hasil Prediksi Choke 40, Train 70%, HS 200	75
Gambar 4. 43 Hasil Prediksi Choke 40, Train 70%, HS 200	76
Gambar 4. 44 Perbandingan Total, Data Train 70%, HS 200	77
Gambar 4. 45 Perbandingan Rata-rata, Data Train 70%, HS 200.....	77
Gambar 4. 46 Plot Loss Choke 38, Train 70%, HS 250	78
Gambar 4. 47 Plot Loss Choke 40, Train 70%, HS 250	78
Gambar 4. 48 Plot Loss Choke 42, Train 70%, HS 250	79
Gambar 4. 49 Hasil Prediksi Choke 38, Train 70%, HS 250	79
Gambar 4. 50 Hasil Prediksi Choke 40, Train 70%, HS 250	80

Gambar 4. 51 Hasil Prediksi Choke 42, Train 70%, HS 250	81
Gambar 4. 52 Perbandingan Total, Data Train 70%, HS 250.....	82
Gambar 4. 53 Perbandingan Rata-rata, Data Train 70%, HS 250	82
Gambar 4. 54 Plot Loss Choke 38, Train 70%, HS 300	83
Gambar 4. 55 Plot Loss Choke 40, Train 70%, HS 300	83
Gambar 4. 56 Plot Loss Choke 42, Train 70%, HS 300	84
Gambar 4. 57 Hasil Prediksi Choke 38, Train 70%, HS 300	84
Gambar 4. 58 Hasil Prediksi Choke 40, Train 70%, HS 300	85
Gambar 4. 59 Hasil Prediksi Choke 42, Train 70%, HS 300	86
Gambar 4. 60 Perbandingan Total, Data Train 70%, HS 300.....	87
Gambar 4. 61 Perbandingan Rata-rata, Data Train 70%, HS 300	87
Gambar 4. 62 Plot Loss Choke 38, Train 70%, HS 350	88
Gambar 4. 63 Plot Loss Choke 40, Train 70%, HS 350	88
Gambar 4. 64 Plot Loss Choke 42, Train 70%, HS 350	89
Gambar 4. 65 Hasil Prediksi Choke 38, Train 70%, HS 350	89
Gambar 4. 66 Hasil Prediksi Choke 40, Train 70%, HS 350	90
Gambar 4. 67 Hasil Prediksi Choke 42, Train 70%, HS 350	91
Gambar 4. 68 Perbandingan Total, Data Train 70%, HS 350.....	92
Gambar 4. 69 Perbandingan Rata-rata, Data Train 70%, HS 350	92
Gambar 4. 70 Plot Loss Choke 38, Train 70%, HS 400	93
Gambar 4. 71 Plot Loss Choke 40, Train 70%, HS 400	93
Gambar 4. 72 Plot Loss Choke 42, Train 70%, HS 400	94
Gambar 4. 73 Hasil Prediksi Choke 38, Train 70%, HS 400	94
Gambar 4. 74 Hasil Prediksi Choke 40, Train 70%, HS 400	95
Gambar 4. 75 Hasil Prediksi Choke 42, Train 70%, HS 400	96
Gambar 4. 76 Perbandingan Total, Data Train 70%, HS 400.....	97
Gambar 4. 77 Perbandingan Rata-rata, Data Train 70%, HS 400	97
Gambar 4. 78 Plot Loss Choke 38, Train 80%, HS 50	98
Gambar 4. 79 Plot Loss Choke 40, Train 80%, HS 50	98
Gambar 4. 80 Plot Loss Choke 42, Train 80%, HS 50	99
Gambar 4. 81 Hasil Prediksi Choke 38, Train 80%, HS 50	99

Gambar 4. 82 Hasil Prediksi Choke 40, Train 80%, HS 50	100
Gambar 4. 83 Hasil Prediksi Choke 42, Train 80%, HS 50	101
Gambar 4. 84 Perbandingan Total, Data Train 80%, HS 50	102
Gambar 4. 85 Perbandingan Rata-rata, Data Train 80%, HS 50	102
Gambar 4. 86 Plot Loss Choke 38, Train 80%, HS 100	103
Gambar 4. 87 Plot Loss Choke 40, Train 80%, HS 100	103
Gambar 4. 88 Plot Loss Choke 42, Train 80%, HS 100	104
Gambar 4. 89 Hasil Prediksi Choke 38, Train 80%, HS 100	104
Gambar 4. 90 Hasil Prediksi Choke 40, Train 80%, HS 100	105
Gambar 4. 91 Hasil Prediksi Choke 42, Train 80%, HS 100	106
Gambar 4. 92 Perbandingan Total, Data Train 80%, HS 100	107
Gambar 4. 93 Perbandingan Rata-rata, Data Train 80%, HS 100.....	107
Gambar 4. 94 Plot Loss Choke 38, Train 80%, HS 150	108
Gambar 4. 95 Plot Loss Choke 40, Train 80%, HS 150	108
Gambar 4. 96 Plot Loss Choke 42, Train 80%, HS 150	109
Gambar 4. 97 Hasil Prediksi Choke 38, Train 80%, HS 150	109
Gambar 4. 98 Hasil Prediksi Choke 40, Train 80%, HS 150	110
Gambar 4. 99 Hasil Prediksi Choke 42, Train 80%, HS 150	111
Gambar 4. 100 Perbandingan Total, Data Train 80%, HS 150	112
Gambar 4. 101 Perbandingan Rata-rata, Data Train 80%, HS 150.....	112
Gambar 4. 102 Plot Loss Choke 38, Train 80%, HS 200	113
Gambar 4. 103 Plot Loss Choke 40, Train 80%, HS 200	113
Gambar 4. 104 Plot Loss Choke 42, Train 80%, HS 200	114
Gambar 4. 105 Hasil Prediksi Choke 38, Train 80%, HS 200	114
Gambar 4. 106 Hasil Prediksi Choke 40, Train 80%, HS 200	115
Gambar 4. 107 Hasil Prediksi Choke 42, Train 80%, HS 200	116
Gambar 4. 108 Perbandingan Total, Data Train 80%, HS 200	117
Gambar 4. 109 Perbandingan Rata-rata, Data Train 80%, HS 200.....	117
Gambar 4. 110 Plot Loss Choke 38, Train 80%, HS 250.....	118
Gambar 4. 111 Plot Loss Choke 40, Train 80%, HS 250.....	118
Gambar 4. 112 Plot Loss Choke 42, Train 80%, HS 250.....	119

Gambar 4.	113 Hasil Prediksi Choke 38, Train 80%, HS 250.....	119
Gambar 4.	114 Hasil Prediksi Choke 40, Train 80%, HS 250.....	120
Gambar 4.	115 Hasil Prediksi Choke 42, Train 80%, HS 250.....	121
Gambar 4.	116 Perbandingan Total, Data Train 80%, HS 250	122
Gambar 4.	117 Perbandingan Rata-rata, Data Train 80%, HS 250	122
Gambar 4.	118 Plot Loss Choke 38, Train 80%, HS 300	123
Gambar 4.	119 Plot Loss Choke 40, Train 80%, HS 300	123
Gambar 4.	120 Plot Loss Choke 42, Train 80%, HS 300	124
Gambar 4.	121 Hasil Prediksi Choke 38, Train 80%, HS 300	124
Gambar 4.	122 Hasil Prediksi Choke 40, Train 80%, HS 300	125
Gambar 4.	123 Hasil Prediksi Choke 42, Train 80%, HS 300	126
Gambar 4.	124 Perbandingan Total, Data Train 80%, HS 300.....	127
Gambar 4.	125 Perbandingan Rata-rata, Data Train 80%, HS 300	127
Gambar 4.	126 Plot Loss Choke 38, Train 80%, HS 350	128
Gambar 4.	127 Plot Loss Choke 40, Train 80%, HS 350	128
Gambar 4.	128 Plot Loss Choke 42, Train 80%, HS 350	129
Gambar 4.	129 Hasil Prediksi Choke 38, Train 80%, HS 350	129
Gambar 4.	130 Hasil Prediksi Choke 40, Train 80%, HS 350	130
Gambar 4.	131 Hasil Prediksi Choke 42, Train 80%, HS 350	131
Gambar 4.	132 Perbandingan Total, Data Train 80%, HS 350.....	132
Gambar 4.	133 Perbandingan Rata-rata, Data Train 80%, HS 350	132
Gambar 4.	134 Plot Loss Choke 38, Train 80%, HS 400	133
Gambar 4.	135 Plot Loss Choke 40, Train 80%, HS 400	133
Gambar 4.	136 Plot Loss 42, Train 80%, HS 400	134
Gambar 4.	137 Hasil Prediksi Choke 38, Train 80%, HS 400	134
Gambar 4.	138 Hasil Prediksi Choke 40, Train 80%, HS 400	135
Gambar 4.	139 Hasil Prediksi Choke 42, Train 80%, HS 400	136
Gambar 4.	140 Perbandingan Total, Train 80%, HS 400	137
Gambar 4.	141 Perbandingan Rata-rata, Train 80%, HS 400.....	137
Gambar 4.	142 Plot Loss Choke 38, Train 90%, HS 50	138
Gambar 4.	143 Plot Loss Choke 40, Train 90%, HS 50	138

Gambar 4. 144 Plot Loss Choke 42, Train 90%, HS 50	139
Gambar 4. 145 Hasil Prediksi Choke 38, Train 90%, HS 50	139
Gambar 4. 146 Hasil Prediksi Choke 40, Train 90%, HS 50	140
Gambar 4. 147 Hasil Prediksi Choke 42, Train 90%, HS 50	141
Gambar 4. 148 Perbandingan Total, Train 90%, HS 50	142
Gambar 4. 149 Perbandingan Rata-rata, Train 90%, HS 50	142
Gambar 4. 150 Plot Loss Choke 38, Train 90%, HS 100	143
Gambar 4. 151 Plot Loss Choke 40, Train 90%, HS 100	143
Gambar 4. 152 Plot Loss Choke 42, Train 90%, HS 100	144
Gambar 4. 153 Hasil Prediksi Choke 38, Train 90%, HS 100	144
Gambar 4. 154 Hasil Prediksi Choke 40, Train 90%, HS 100	145
Gambar 4. 155 Hasil Prediksi Choke 42, Train 90%, HS 100	146
Gambar 4. 156 Perbandingan Total, Train 90%, HS 100	147
Gambar 4. 157 Perbandingan Rata-rata, Train 90%, HS 100	147
Gambar 4. 158 Plot Loss Choke 38, Train 90%, HS 150	148
Gambar 4. 159 Plot Loss Choke 40, Train 90%, HS 150	148
Gambar 4. 160 Plot Loss Choke 42, Train 90%, HS 150	149
Gambar 4. 161 Hasil Prediksi Choke 38, Train 90%, HS 150	149
Gambar 4. 162 Hasil Prediksi Choke 40, Train 90%, HS 150	150
Gambar 4. 163 Hasil Prediksi Choke 42, Train 90%, HS 150	151
Gambar 4. 164 Perbandingan Total, Train 90%, HS 150	152
Gambar 4. 165 Perbandingan Rata-rata, Train 90%, HS 150	152
Gambar 4. 166 Plot Loss Choke 38, Train 90%, HS 200	153
Gambar 4. 167 Plot Loss Choke 40, Train 90%, HS 200	153
Gambar 4. 168 Plot Loss Choke 42, Train 90%, HS 200	154
Gambar 4. 169 Hasil Prediksi Choke 38, Train 90%, HS 200	154
Gambar 4. 170 Hasil Prediksi Choke 40, Train 90%, HS 200	155
Gambar 4. 171 Hasil Prediksi Choke 42, Train 90%, HS 200	156
Gambar 4. 172 Perbandingan Total, Train 90%, HS 200	157
Gambar 4. 173 Perbandingan Rata-rata, Train 90%, HS 200	157
Gambar 4. 174 Plot Loss Choke 38, Train 90%, HS 250	158

Gambar 4.	175 Plot Loss Choke 40, Train 90%, HS 250	158
Gambar 4.	176 Plot Loss Choke 42, Train 90%, HS 250	159
Gambar 4.	177 Hasil Prediksi Choke 38, Train 90%, HS 250	159
Gambar 4.	178 Hasil Prediksi Choke 40, Train 90%, HS 250	160
Gambar 4.	179 Hasil Prediksi Choke 42, Train 90%, HS 250	161
Gambar 4.	180 Perbandingan Total, Train 90%, HS 250	162
Gambar 4.	181 Perbandingan Rata-rata, Train 90%, HS 250.....	162
Gambar 4.	182 Plot Loss Choke 38, Train 90%, HS 300	163
Gambar 4.	183 Plot Loss Choke 40, Train 90%, HS 300	163
Gambar 4.	184 Plot Loss Choke 42, Train 90%, HS 300	164
Gambar 4.	185 Hasil Prediksi Choke 38, Train 90%, HS 300	164
Gambar 4.	186 Hasil Prediksi Choke 40, Train 90%, HS 300	165
Gambar 4.	187 Hasil Prediksi Choke 42, Train 90%, HS 300	166
Gambar 4.	188 Perbandingan Total, Train 90%, HS 300	167
Gambar 4.	189 Perbandingan Rata-rata, Train 90%, HS 300.....	167
Gambar 4.	190 Plot Loss Choke 38, Train 90%, HS 350	168
Gambar 4.	191 Plot Loss Choke 40, Train 90%, HS 350	168
Gambar 4.	192 Plot Loss Choke 42, Train 90%, HS 350	169
Gambar 4.	193 Hasil Prediksi Choke 38, Train 90%, HS 350	169
Gambar 4.	194 Hasil Prediksi Choke 40, Train 90%, HS 350	170
Gambar 4.	195 Hasil Prediksi Choke 42, Train 90%, HS 350	171
Gambar 4.	196 Perbandingan Total, Train 90%, HS 350	172
Gambar 4.	197 Perbandingan Rata-rata, Train 90%, HS 350.....	172
Gambar 4.	198 Plot Loss Choke 38, Train 90%, HS 400	173
Gambar 4.	199 Plot Loss Choke 40, Train 90%, HS 400	173
Gambar 4.	200 Plot Loss Choke 42, Train 90%, HS 400	174
Gambar 4.	201 Hasil Prediksi Choke 38, Train 90%, HS 400	174
Gambar 4.	202 Hasil Prediksi Choke 40, Train 90%, HS 400	175
Gambar 4.	203 Hasil Prediksi Choke 42, Train 90%, HS 400	176
Gambar 4.	204 Perbandingan Total, Train 90%, HS 400	177
Gambar 4.	205 Perbandingan Rata-rata, Train 90%, HS 400.....	177

Gambar 4. 206 Perbandingan Prediksi Antar Choke 178

