



TUGAS AKHIR - TF 141581

**PREDIKSI KETINGGIAN GELOMBANG LAUT
MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF
TIRUAN - *PARTICLE SWARM*
*OPTIMIZATION***

Magfiroh Fatwaning Ukhti
NRP 0231144000043

Dosen Pembimbing
Dr.Ir. Syamsul Arifin, MT

DEPARTEMEN TEKNIK FISIKA
Fakultas Teknologi Industri
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018



FINAL PROJECT - TF 141581

WAVE HEIGHT PREDICTION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK - PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

Magfiroh Fatwaning Ukhti
NRP 0231144000043

Supervisor
Dr.Ir. Syamsul Arifin, MT

DEPARTMENT OF ENGINEERING PHYSICS
Faculty of Industrial Technology
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2018

PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Magfiroh Fatwaning Ukhti
NRP : 02311440000043
Departemen / Prodi : Teknik Fisika / S1 Teknik Fisika
Fakultas : Fakultas Teknologi Industri
Perguruan Tinggi : Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul “Prediksi Ketinggian Gelombang Laut Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan – *Particle Swarm Optimization*” adalah benar karya saya sendiri dan bukan plagiat dari karya orang lain. Apabila di kemudian hari terbukti terdapat plagiat pada Tugas Akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 26 Juli 2018
Yang membuat pernyataan,



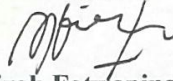
Magfiroh Fatwaning Ukhti
NRP. 02311440000043

LEMBAR PENGESAHAN

**PREDIKSI KETINGGIAN GELOMBANG LAUT
MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN –
PARTICLE SWARM OPTIMIZATION**

TUGAS AKHIR

Oleh:



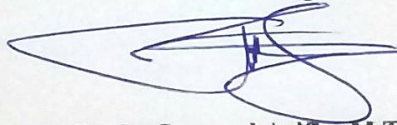
Magfiroh Fatwaning Ukhti

NRP. 0231144000043

Surabaya, 26 Juli 2018

Mengetahui/ Menyetujui

Pembimbing



Dr. Ir. Syamsul Arifin, M.T.

NIP 196309071989031004

**Kepala Departemen
Teknik Fisika FTI – ITS**



Agus Muhammad Hatta, S.T., M.Si., Ph.D

NIP: 19650309199021001

LEMBAR PENGESAHAN

PREDIKSI KETINGGIAN GELOMBANG LAUT MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN – *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION*





TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Teknik
Pada
Bidang Studi Rekayasa Instrumentasi
Program Studi S-1 Departemen Teknik Fisika
Fakultas Teknologi Industri
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

Magfiroh Fatwaning Ukhti
NRP. 0231144000043

Disetujui oleh Tim Penguji tugas Akhir:

1. Dr. Ir. Syamsul Arifin, MT  (Pembimbing)
2. Andi Rahmadiansyah, ST, MT  (Ketua Penguji)
3. Prof. Dr. Ir. Aulia Siti Aisjah, MT  (Penguji)
4. Dr. Suyanto, ST, MT  (Penguji)

SURABAYA
Juli 2018

PREDIKSI KETINGGIAN GELOMBANG LAUT MENGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN - *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION*

Nama Mahasiswa : Magfiroh Fatwaning Ukhti
NRP : 0231144000043
Departemen : Teknik Fisika FTI-ITS
Dosen Pembimbing : Dr. Ir. Syamsul Arifin, M.T.
ABSTRAK

Indonesia merupakan negara kepulauan dengan potensi maritim yang tersebar di wilayah Indonesia. Dalam kegiatan masyarakat untuk memanfaatkan potensi laut tersebut di pengaruhi oleh kondisi alam, iklim, dan cuaca, salah satunya gelombang laut. Informasi mengenai ketinggian gelombang laut merupakan hal yang penting bagi keberlangsungan kegiatan di laut seperti transportasi, perikanan, dan berbagai industri, sehingga prediksi ketinggian gelombang laut perlu dilakukan dengan metode yang tepat. Pada Tugas Akhir ini dilakukan penelitian prediksi ketinggian gelombang laut menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dioptimasi dengan *Particle Swarm Optimization* (PSO) dibandingkan dengan Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt (LM). Variasi jumlah *hidden node* diberikan untuk mendapatkan nilai MSE minimum untuk pemilihan arsitektur jaringan terbaik. Didapatkan bahwa algoritma JST(LM) arsitektur 3-10-1 dengan MSE 0,0033 memberikan hasil prediksi lebih baik dibandingkan JST-PSO arsitektur 3-3-1 dengan MSE 0,0048. Hal ini dapat disebabkan oleh kebutuhan waktu yang lama bagi JST-PSO untuk mencapai konvergensi dibandingkan dengan JST(LM). Hasil validasi memberikan nilai hasil prediksi ketinggian gelombang dengan JST(LM) selama tiga hari yaitu sebesar 0,04 m; 0,12 m; dan 0,15 m dengan nilai MSE 0,0035. Hasil prediksi ketinggian gelombang dengan JST-PSO selama tiga hari 0,11 m; 0,14 m; dan 0,12 m dengan nilai MSE 0,0044.

Kata Kunci : Gelombang laut, Jaringan Syaraf Tiruan, *Particle Swarm Optimization*, Levenberg-Marquardt.

WAVE HEIGHT PREDICTION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK - PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

Name : Magfiroh Fatwaning Ukhti
NRP : 0231144000043
Department : Teknik Fisika FTI-ITS
Supervisor : Dr. Ir. Syamsul Arifin, M.T.

ABSTRACT

Indonesia is an archipelagic country with maritime potential spreads across Indonesia. The Activities exploring the potential is influenced by natural conditions, climate, and weather, including sea waves. Information about sea wave height is important for the sustainability of marine activities such as transportation, fisheries, and industries. Thus, wave height prediction should be done with appropriate method. In this final project, sea wave height prediction is researched using Artificial Neural Network (ANN) optimized by Particle Swarm Optimization (PSO) compared to Artificial Neural Network with Levenberg-Marquardt (LM) training algorithm. The variable number of hidden node is manipulated to determine minimum MSE values for selection of the best network architecture. The result shows that the algorithm JST (LM) architecture 3-10-1 with MSE 0.0033 gives better prediction than JST-PSO architecture 3-3-1 with MSE 0.0048. It could be caused by the long-term need for the ANN-PSO to achieve convergence compared to ANN (LM). The validation result gives the waveform prediction value using JST (LM) for three days are of 0.04 m; 0.12 m; and 0.15 m with MSE 0.0035. Results of wave height prediction using JST-PSO for three days are 0.11 m; 0.14 m; and 0.12 m with MSE 0.0044.

Keywords : Sea Waves, Artificial Neural Network, Particle Swarm Optimization, Levenberg-Marquardt

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Allah SWT, karena atas karunia, nikmat, dan rahmat-Nya sehingga penulis diberikan kesehatan dan kelancaran dalam menyelesaikan tugas akhir dengan judul:

“PREDIKSI KETINGGIAN GELOMBANG LAUT MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN – *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION*”

Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini tidak mungkin terwujud tanpa bantuan dari berbagai pihak. Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Agus M. Hatta, S.T., M.Si, Ph.D selaku kepala departemen Teknik Fisika ITS dan segenap bapak/ibu dosen pengajar di departemen Teknik Fisika - ITS.
2. Dr. Ir. Syamsul Arifin, MT. selaku dosen pembimbing dan dosen wali yang telah meluangkan waktunya membimbing dan memberikan saran dan dukungan selama pengerjaan tugas akhir penulis.
3. Pihak BMKG Maritim Perak II Surabaya (bapak Fajar, dkk) sebagai penyuplai data sekunder dan memberikan informasi yang dibutuhkan dalam penyelesaian tugas akhir.
4. Keluarga penulis yang selalu memberikan dukungan dan do'a.
5. Tim tugas akhir buoyweather, Mochi, Srestha, Fathur, Denan, dan Kaka yang banyak membantu dan mendukung selama pengerjaan tugas akhir
6. Sahabat-sahabat, Safira, Ilvy, Fatma, Ardi, dan Hito yang selalu menyemangati dan menemani penulis.

7. Teman-teman seperjuangan dalam mengerjakan tugas akhir yang telah memberikan semangat dan bantuan dalam penyelesaian tugas akhir.
8. Rekan-rekan mahasiswa Teknik Fisika - ITS, yang memberikan motivasi.

Semoga Allah SWT senantiasa membalas segala amal dan kebaikan pihak-pihak tersebut. Penulis juga menyadari bahwa pada tugas akhir ini masih terdapat banyak kekurangan. Oleh karena itu, segala kritik dan saran yang membangun akan diterima dengan senang hati. Semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat dan berguna bagi penulis, para pembaca, dan pihak-pihak yang membutuhkan.

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
COVER PAGE.....	iii
ABSTRAK.....	xi
ABSTRACT.....	xiii
KATA PENGANTAR	xv
DAFTAR ISI.....	xvii
DAFTAR GAMBAR.....	xxi
DAFTAR TABEL.....	xxiii
DAFTAR NOTASI.....	xxv
DAFTAR ISTILAH.....	xxix
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	2
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Batasan Masalah.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Cuaca Maritim.....	5
2.2 Gelombang Laut	7
2.3 Jaringan Syaraf Tiruan.....	12
2.4 Algoritma Pelatihan Levenberg-Marquardt.....	18
2.4 Optimasi.....	20
2.5 Optimasi <i>Particle Swarm Optimization</i>	21

2.6	Buoyweather Station Type II.....	24
BAB III METODE PENELITIAN		25
3.1	Studi Literatur.....	26
3.2	Identifikasi dan perumusan masalah.....	26
3.3	Penentuan variabel penelitian	27
3.4	Pengumpulan Data Sekunder untuk Pelatihan JST.....	27
3.5	Evaluasi dan Pengolahan Data.....	28
3.6	Pelatihan sistem prediksi ketinggian gelombang laut menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt).....	31
3.7	Pelatihann sistem prediksi ketinggian gelombang laut menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan - Particle Swarm Optimization	35
3.8	Perbandingan Hasil.....	39
3.9	Validasi Menggunakan Pengambilan Data dari Buoyweather Station Type II.....	39
3.10	Analisis dan pembahasan.....	42
3.11	Kesimpulan dan Saran	42
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		43
4.1	Prediksi Ketinggian Gelombang Laut Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan.....	43
4.2	Prediksi Ketinggian Gelombang Laut Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan – Particle Swarm Optimization	49
4.3	Perbandingan Hasil antara Metode JST(LM) dan JST-PSO	55

4.4	Validasi Menggunakan Pegambilan Data dari Buoyweather Station Type II.....	58
BAB V PENUTUP		63
5.1	Kesimpulan.....	63
5.2	Saran.....	64
DAFTAR RUJUKAN.....		65
LAMPIRAN.....		69
Lampiran A. Grafik Pelatihan dan Pengujian Menggunakan JST(LM)		69
Lampiran B. Grafik Pelatihan dan Pengujian Menggunakan JST-PSO		86
Lampiran C. Kode Program.....		101
BIODATA PENULIS		113

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Klasifikasi gelombang laut berdasarkan periode (Word Meteorological Organization, 1998). ...	9
Gambar 2. 2 Distribusi gelombang laut (Chakraborty, 2018).	9
Gambar 2. 3 Feed forward network (Jain, Deo, & Rajendran, 2011).	13
Gambar 2. 4 Arsitektur backpropagation (Fausset, 1994)...	14
Gambar 2. 5 Sigmoid biner (Fausset, 1994).....	15
Gambar 2. 6 Sigmoid bipolar (Fausset, 1994).....	15
Gambar 2. 7 Ilustrasi pembaruan posisi dan kecepatan pada partikel (Hassan, Cohanim, & Weck, 2004)..	22
Gambar 2. 8 Buoyweather Station Type II.....	24
Gambar 3. 1 Diagram alir metodologi penelitian	25
Gambar 3. 2 Diagram alir pelatihan jaringan syaraf tiruan .	33
Gambar 3. 3 Arsitektur jaringan syaraf tiruan 3-10-1	32
Gambar 3. 4 Jaringan Syaraf Tiruan dengan arsitektur 3-3-1	36
Gambar 3. 5 Diagram blok jaringan syaraf tiruan - <i>particle swarm optimization</i>	36
Gambar 3. 6 Diagram alir algoritma pelatihan jaringan syaraf tiruan - <i>particle swarm optimization</i>	38
Gambar 4. 1 Hasil pelatihan JST(LM) untuk arsitektur 3-10-1.	45
Gambar 4. 2 Hasil pengujian JST(LM) untuk arsitektur 3-10-1.	45
Gambar 4. 3 Hasil pengujian tambahan JST(LM) untuk arsitektur 3-10-1.....	46
Gambar 4. 4 Grafik performansi pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan dengan arsitektur 3-10-1.....	47

Gambar 4. 5 arsitektur JST(LM) 3-10-1 dengan faktor bobot	48
Gambar 4. 6 Grafik performansi pelatihan JST-PSO ketinggian gelombang laut dengan arsitektur 3- 3-1	51
Gambar 4. 7 Arsitektur JST-PSO 3-3-1 dengan faktor bobot	52
Gambar 4. 8 Hasil Pelatihan JST-PSO dengan arsitektur 3-3- 1	53
Gambar 4. 9 Hasil Pengujian JST-PSO dengan arsitektur 3-3- 1	54
Gambar 4. 10 Hasil Pengujian Tambahan JST-PSO dengan arsitektur 3-3-1.....	55
Gambar 4. 11 <i>Grafik prediksi ketinggian gelombang (keluaran JST) dengan data validasi hasil pengukuran (target).</i>	59
Gambar 4. 12 Grafik prediksi ketinggian gelombang (keluaran JST) dengan data validasi hasil pengukuran (target).....	61

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Klasifikasi curah hujan (Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika, n.d.).....	6
Tabel 2. 2 Kecepatan Angin Skala Beufort (Word Meteorological Organization, 1998).	6
Tabel 2. 3 Standar tinggi gelombang signifikan oleh (Word Meteorological Organization, 1998).....	10
Tabel 2. 4 Skala akurasi prediksi berdasarkan MAPE (Klimberg, Sillup, Boyle, & Tavva, 2010).	18
Tabel 3. 1 Lokasi pengukuran Buoy RAMA dan Buoy TAO	28
Tabel 3. 2 Hasil uji <i>missing data</i>	29
Tabel 3. 3 Hasil uji data <i>outlier</i>	30
Tabel 3. 4 Pembagian data untuk pengujian dan pelatihan jaringan	31
Tabel 3. 5 Performansi parameter laju pelatihan dan fungsi aktivasi	34
Tabel 3. 6 Parameter pelatihan jaringan syaraf tiruan (LM)	35
Tabel 3. 7 Parameter pelatihan JST-PSO	37
Tabel 3. 8 Data kecepatan angin	39
Tabel 3. 9 Data tekanan udara.....	40
Tabel 3. 10 Data suhu udara.....	40
Tabel 3. 11 Data suhu permukaan laut	41
Tabel 3. 12 Data ketinggian gelombang.....	41
Tabel 3. 13 Data variabel cuaca dari Buoyweather Station Type II.....	42
Tabel 4. 1 Nilai MSE prediksi ketinggian gelombang laut menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan.....	43
Tabel 4. 2 Nilai bobot pada JST(LM) arsitekur 3-10-1	49
Tabel 4. 3 MSE hasil pelatihan JST-PSO.....	50
Tabel 4. 4 Nilai bobot optimal JST-PSO arsitektur 3-3-1	52

Tabel 4. 5	Perbandingan hasil JST(LM) dan JST-PSO	56
Tabel 4. 6	Hasil pengukuran dan prediksi keluaran dari prediktor JST(LM)	59
Tabel 4. 7	Hasil pengukuran dan prediksi keluaran dari prediktor JST-PSO	60

DAFTAR NOTASI

Notasi	Nama	Satuan
Y atau y	Output Jaringan Saraf Tiruan berupa prediksi ketinggian gelombang di suatu lokasi	m
X_i atau x_i	Input (kecepatan angin, tekanan udara, atau beda suhu antara udara dan permukaan laut)	Knot atau mbar atau $^{\circ}\text{C}$
v_{ij}	Bobot Jaringan Saraf Tiruan dari input ke <i>hidden layer</i>	-
w_k	Bobot Jaringan Saraf Tiruan dari <i>hidden layer</i> ke output	-
z_{in_j}	Keluaran <i>hidden layer</i> Jaringan Saraf Tiruan sebelum diberi fungsi aktivasi	-
y_{in_k}	Keluaran <i>output layer</i> Jaringan Saraf Tiruan sebelum diberi fungsi aktivasi	-
z_j	Keluaran <i>hidden layer</i> Jaringan Saraf Tiruan setelah diberi fungsi aktivasi	-
y_k	Keluaran <i>output layer</i> Jaringan Saraf Tiruan setelah diberi fungsi aktivasi	-
w_k (Algoritma LM)	Bobot Jaringan Saraf Tiruan seluruhnya	-
J_k	Matriks jacobian turunan pertama dari error jaringan terhadap bobot dan bias jaringan	-
H	Matriks hessian turunan kedua fungsi kesalahan, evaluasi yang	-

	pada perubahan vektor gradien.	
μ	Konstanta pembelajaran	-
I	Matriks identitas	-
$d_{p,m}$	Output yang diharapkan	m
$o_{p,m}$	Target	m
$E(x, w)$ atau SSE	<i>Sum Square Error</i> atau evaluasi proses pelatihan	-
e	<i>Error</i> pelatihan di output	-
α	Konstanta pembelajaran	-
n	Jumlah data	-
x_i (dalam PSO)	Posisi partikel	-
v_i (dalam PSO)	Kecepatan partikel	-
p_i (dalam PSO)	<i>Personal best</i> atau nilai terbaik partikel	
g (dalam PSO)	<i>Global best</i> atau nilai terbaik dari semua partikel	
w (dalam PSO)	Bobot inersia	-
$c1$ (dalam PSO)	Koefisien akselerasi kognitif	-
$c2$ (dalam PSO)	Koefisien akselerasi sosial	-
$R1$ & $R2$ (dalam PSO)	Angka random	-
MSE	<i>Mean Squared Error</i> atau parameter untuk mengevaluasi hasil prediktor terhadap target	m
T	Suhu interpolasi di titik penelitian	$^{\circ}\text{C}$
T_b	Suhu di <i>buoy</i> RAMA	$^{\circ}\text{C}$
T_a	Suhu di <i>buoy</i> TAO	$^{\circ}\text{C}$

X	Jarak dari <i>buoy</i> RAMA ke lokasi Laut Jawa	km
Xb	Jarak awal dari <i>buoy</i> RAMA	km
Xa	Jarak dari <i>buoy</i> RAMA ke <i>buoy</i> TAO	km
x' (normalisasi)	Data hasil normalisasi	-
a (normalisasi)	Data maksimal	Knot atau mbar atau $^{\circ}\text{C}$
b (normalisasi)	Data minimal	Knot atau mbar atau $^{\circ}\text{C}$
x (normalisasi)	Data asli	Knot atau mbar atau $^{\circ}\text{C}$

DAFTAR ISTILAH

Backpropagation

Salah satu algoritma pembelajaran untuk memperkecil tingkat *error* dengan cara menyesuaikan bobotnya berdasarkan perbedaan output dan target yang diinginkan.

Buoy

Wahana apung berisi sensor-sensor pengukuran untuk mengobservasi keadaan laut secara *real time*

Buoyweather tipe II

Wahana apung berisi sensor-sensor pengukuran yang diteliti oleh Dr. Ir. Syamsul Arifin, M.T. Jenis wahana apung ini merupakan modifikasi dari penelitian sebelumnya sehingga dinamakan tipe II

Fungsi aktivasi

Keluaran model jaringan dengan menggunakan ambang batas tertentu

Hidden layer

Lapisan yang terletak di antara input dan output Jaringan Saraf Tiruan untuk meningkatkan kapabilitas komputasi

Hidden node

Unit-unit tersembunyi yang ada di *hidden layer*

Jaringan Saraf Tiruan

Generalisasi model matematika dari jaringan saraf biologi

Particle Swarm Optimization (PSO)

Metode optimasi yang menirukan perilaku sosial organisme seperti kawanan burung atau ikan.

National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA)

Sebuah badan ilmiah di Departemen Perdagangan Amerika Serikat yang berfokus pada kondisi samudera dan atmosfer.

Tinggi gelombang signifikan

Tinggi rata-rata gelombang sepertiga tertinggi dalam spektrum gelombang

Tropical Atmosphere Ocean (TAO)

Salah satu *buoy* yang dikembangkan oleh NOAA untuk mengobservasi keadaan laut di Samudera Pasifik

Research Moored Array for African –Asian-Australian Monsoon Analysis and Prediction (RAMA)

Salah satu *buoy* yang dikembangkan oleh NOAA untuk mengobservasi keadaan laut di Samudera Hindia

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia sebagai negara kepulauan tropis memiliki rasio wilayah teritorial laut sekitar 62% dibanding darat 38%. Dengan besar perbandingan seperti itu, tentu kondisi laut-laut kepulauan besar pengaruhnya terhadap iklim Indonesia (Aldrian, 2008). Kegiatan masyarakat sehari-hari untuk memanfaatkan potensi laut di pengaruhi oleh kondisi alam termasuk faktor iklim dan cuaca. Cuaca yang buruk dan ekstrem akan mengganggu dan menghambat aktivitas di perairan laut

Gelombang laut merupakan salah satu fenomena alam yang penting bagi keberlangsungan kegiatan di laut seperti transportasi, perikanan, pelabuhan, dan berbagai industri. Pada industri minyak dan gas lepas pantai dibutuhkan untuk melakukan teknik desain, analisis *fatigue* dan operasi kelautan juga membutuhkan karakteristik gelombang yang akan datang di laut terbuka, untuk merencanakan dan melakukan operasi yang efisien. Ketinggian gelombang juga sangat penting dalam proses iklim karena memainkan peran besar dalam pertukaran panas, energi, gas dan partikel antara lautan dan atmosfer (Kumar, Savitha, & Mamun, 2017).

Prediksi ketinggian gelombang laut perlu dilakukan dengan metode yang tepat agar mampu memberikan informasi yang akurat dan bermanfaat. Salah satunya dapat dilakukan menggunakan algoritma kecerdasan buatan Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan ini untuk prediksi ketinggian gelombang laut pada beberapa penelitian sebelumnya dibandingkan dengan model numerik, jaringan syaraf tiruan dapat menyederhanakan panjang dan rumitnya perhitungan yang ada pada model numerik (Krasnopolsky, Chalikov, & Tolman, 2002). Pada (Browne, et al., 2007) untuk memperkirakan gelombang alun di daerah pesisir dari lingkungan

lepas pantai lepas Australia dibandingkan dengan model numerik menemukan bahwa JST lebih baik dalam hal akurasi.

Sehingga pada proposal Tugas Akhir ini dilakukan penelitian untuk prediksi gelombang laut menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan dengan dua metode. Metode pertama yaitu Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt. Algoritma Levenberg-Marquardt (LM) merupakan algoritma jaringan syaraf tiruan yang memberikan waktu konvergensi paling cepat dibandingkan dengan algoritma pelatihan yang lain, seperti Gradien Descent, Conjugate Gradient, dll (Sharma & Venugopalan, 2014).

Metode kedua yaitu Jaringan Syaraf Tiruan dioptimasi menggunakan *Particle Swarm Optimization*. Di mana *Particle Swarm Optimization* (PSO) merupakan algoritma evolusioner yang menjadi alat penting untuk optimasi dan penyelesaian masalah kompleks. PSO adalah teknik komputasi yang menarik dengan kemampuan tinggi dan aplikasi praktis karena memiliki prinsip kerja sederhana dan mudah digunakan dalam berbagai bidang (Khare & Rangnekar, 2013). Prediksi ketinggian gelombang laut diharapkan membantu kegiatan kelautan diberbagai bidang dan dapat mengurangi resiko keselamatan di laut.

1.2 Perumusan Masalah

Permasalahan yang diangkat dalam Tugas Akhir ini yaitu,

- a. Apakah prediksi ketinggian gelombang menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan yang dioptimasi dengan *Particle Swarm Optimization* menghasilkan *Mean Squared Error* (MSE) lebih kecil dibandingkan dengan Jaringan Syaraf Tiruan (dengan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt)?
- b. Berapa hasil prediksi ketinggian gelombang yang dihasilkan dengan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan yang dioptimasi

degan *Particle Swarm Optimization* dan Jaringan Syaraf Tiruan (dengan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt)?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari Tugas Akhir ini antara lain,

- c. Mengetahui peromansi prediksi ketinggian menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan yang dioptimasi dengan *Particle Swarm Optimization* dibandingkan dengan Jaringan Syaraf Tiruan (dengan algoritma Levenberg Marquardt).
- d. Mengetahui hasil prediksi ketinggian gelombang yang dihasilkan dengan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan yang dioptimasi dengan *Particle Swarm Optimization* dan Jaringan Syaraf Tiruan (dengan algoritma Levenberg Marquardt).

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian Tugas Akhir ini antara lain,

- a. Variabel yang mempengaruhi gelombang laut yang digunakan, yaitu kecepatan angin, perbedaan suhu udara terhadap suhu laut, dan tekanan atmosfer. Variabel tersebut dipilih dari berbagai variabel yang dapat mempengaruhi ketinggian gelombang laut berdasarkan ketersediaan data.
- b. Ketinggian gelombang yang diprediksi yaitu ketinggian gelombang laut signifikan di sekitar selat Madura (koordinat $112,84^0$ BT dan $7,22^0$ LU).

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Cuaca Maritim

Kamus Besar Bahasa Indonesia menyatakan bahwa cuaca yaitu keadaan udara (tentang temperatur, cahaya matahari kelembapan, kecepatan angin, dan sebagainya) pada satu tempat tertentu dengan jangka waktu terbatas. Cuaca merupakan kondisi udara yang terjadi di suatu daerah atau wilayah dalam periode waktu tertentu. Terdapat unsur-unsur yang mempengaruhi keadaan cuaca disuatu wilayah. Berikut merupakan unsur-unsur cuaca maritim yaitu yang mempengaruhi cuaca di laut diantaranya curah hujan, arah angin, kecepatan angin, kelembapan udara, suhu udara, dan ketinggian gelombang.

a. Curah hujan

Aktivitas di permukaan laut yaitu curah hujan dan penguapan memegang peranan penting dalam menentukan tingkat salinitas dan suhu di lautan. Curah hujan dan evaporasi mempengaruhi iklim di daerah tropis. Curah hujan untuk wilayah tropis, misalnya Indonesia lebih tinggi dari evaporasinya, sehingga wilayahnya memiliki tutupan awan yang tinggi dan menyebabkan jumlah radiasi yang sampai permukaan rendah (Aldrian, 2008). Tren curah hujan di Indonesia hasil observasi BMKG sejak tahun 1981 hingga 2016, memiliki tren yang bernilai positif. Di beberapa wilayah bernilai negatif dengan besaran yang bervariasi. (Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika, n.d.). Klasifikasi hujan berdasarkan curah hujan menurut Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) dapat dilihat di Tabel 2. 1. Klasifikasi curah hujan berdasarkan kuantitasnya dapat dibagi menjadi empat parameter, yaitu ringan, sedang, lebat, dan sangat lebat.

Tabel 2. 1 Klasifikasi curah hujan (Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika, n.d.).

Jenis Hujan	Kuantitas (mm/hari)
Ringan	5-20
Sedang	20-50
Lebat	50-100
Sangat Lebat	> 100

b. Angin dan Tekanan Udara

Suhu dari masa udara dipengaruhi oleh permukaan dimana udara tersebut diam atau bergerak. Daerah tropis selain dipengaruhi oleh curah hujan dan evaporasi, juga ditandai dengan lemahnya angin permukaan dan tigginya tekanan udara. Perubahan Tekanan udara relatif kecil dibanding skala perubahan waktu, sehingga pembentukan angin kencang sulit terjadi. Daerah tropis di antara 10 LU dan 10 LS tidak mungkin terjadi lintasan siklon tropis, tetapi mendapat pengaruh dari ekornya (Aldrian, 2008).

World Meteorological Organization (WMO) menggunakan klasifikasi kecepatan angin berdasarkan skala Beaufort. Skala beaufort adalah sistem yang menafsirkan laporan kecepatan angin berdasarkan efek yang ditimbulkan dari kecepatan angin tersebut. Jenis klasifikas kecepatan angin dapat dilihat pada Tabel 2. 2. Skala Beaufort menunjukkan semakin besar angka pada skalanya maka angin berhembus semakin kencang dan bisa semakin merusak.

Tabel 2. 2 Kecepatan Angin Skala Beufort (Word Meteorological Organization, 1998).

Skala Beaufort	Kecepatan Angin	Nama

	m/dt	knot	
0	0 - 1	0 - 3	<i>Calm</i>
1	2 - 3	3 - 6	<i>Light Air</i>
2	3 - 5	6 - 9	<i>Light Breeze</i>
3	5 - 7	9 - 12	<i>Gentle Breeze</i>
4	7 - 9	13 - 16	<i>Moderate Breeze</i>
5	9 - 12	17 - 22	<i>Fresh Breeze</i>
6	12 - 14	22 - 27	<i>Strong Breeze</i>
7	14 - 17	27 - 32	<i>Near Gale</i>
8	17 - 19	32 - 38	<i>Gale</i>
9	19 - 23	38 - 43	<i>Strong Gale</i>
10	23 - 26	44 - 51	<i>Storm</i>
11	26 - 31	51 - 58	<i>Violent Storm</i>
12	≥ 31	≥ 58	<i>Hurricane</i>

c. Kelembaban Udara

Kelembaban adalah tingkat kebasahan udara (jumlah air yang terkandung di udara) yang dinyatakan dengan persentase nisbi/relatif terhadap titik jenuhnya. Satuan kelembaban yang umum digunakan adalah RH, yaitu Relative Humidity atau kelembaban relatif. Relative Humidity menggambarkan jumlah titik-titik air di udara pada suhu tertentu yang dibandingkan dengan jumlah maksimum titik-titik air yang dapat dikandung di udara pada suhu tersebut. RH dinyatakan dalam nilai persentase. Tingkat kelembaban yang ideal adalah 50-55% RH. 50% RH menunjukkan bahwa udara terisi setengah dari kapasitas maksimum air yang bisa ditampung di udara.

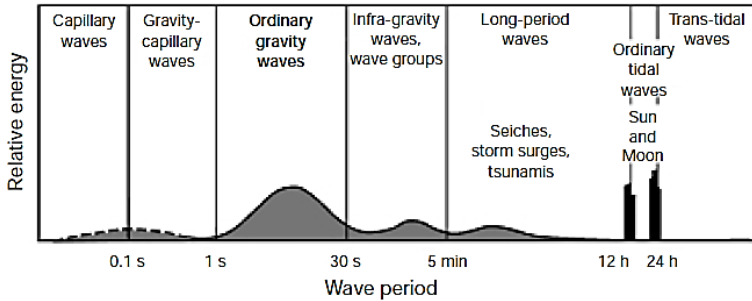
2.2 Gelombang Laut

Gelombang permukaan laut terjadi karena gaya yang bekerja di lautan. Gaya alami yang dominan yaitu tekanan atau tekanan dari atmosfer (terutama melalui angin), gempa bumi, gravitasi bumi dan benda langit (Bulan dan Matahari), gaya Coriolis

(akibat rotasi bumi) dan tegangan permukaan. Karakteristik gelombang bergantung pada kekuatan gaya pengendali gelombangnya.

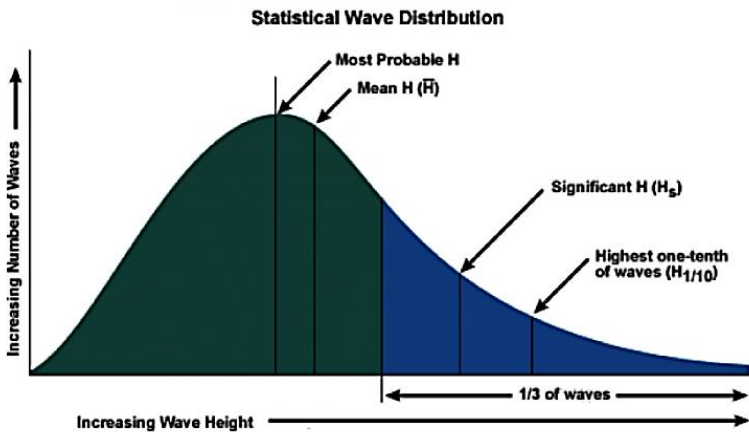
Pembentukan gelombang laut oleh angin terjadi ketika angin bertiup melintasi permukaan laut menciptakan tegangan permukaan, menghasilkan sebagian besar gelombang laut. Proses pembangkitan gelombang karena angin dimulai dengan *wavelet* kecil yang muncul di permukaan air. Hal ini meningkatkan daya tarik, yang memungkinkan gelombang pendek tumbuh. Gelombang pendek ini terus tumbuh sampai akhirnya pecah dan energinya mereda. Perkembangannya laut atau badai dimulai dengan frekuensi tinggi, menciptakan spektrum dengan puncak pada frekuensi yang relatif tinggi. Sebuah badai yang telah berlangsung lama sekali dikatakan menciptakan laut yang berkembang sepenuhnya. Setelah angin berhenti, frekuensi rendah merusak laut atau membentuk alun. Gelombang panjang ini membentuk spektrum gelombang dengan frekuensi puncak rendah. Jika gelombang dari satu badai berinteraksi dengan gelombang dari badai lain, spektrum gelombang dengan dua frekuensi puncak dapat diamati. Dengan demikian, proses pembangkitan gelombang adalah proses yang kompleks dengan banyak kekuatan dan pemodelan proses peramalan yang diperlukan untuk mengidentifikasi berbagai parameter yang mempengaruhi energi gelombang (Kumar, Savitha, & Mamun, 2017).

Gelombang dapat dilihat dari periodenya. Periode adalah waktu yang dibutuhkan oleh puncak gelombang berturut-turut untuk melewati titik tetap. Jenis dan skala gaya yang bekerja untuk menciptakan gelombang biasanya tercermin dalam periode tersebut. Klasifikasi gelombang laut berdasarkan periodenya dapat dilihat pada Gambar 2. 1.



Gambar 2. 1 Klasifikasi gelombang laut berdasarkan periode (Word Meteorological Organization, 1998).

Gelombang terbentuk oleh angin bertiup di sepanjang permukaan air. Tinggi gelombang tergantung pada a) kecepatan angin; b) panjang *fetch*, jarak yang ditempuh oleh angin atau gelombang pada laut terbuka; dan c) durasi waktu angin bertiup secara konsisten pada *fetch*. Gelombang angin pendek, berombak, dan cenderung pecah (tutup putih) saat angin mencapai sekitar 15 knot.



Gambar 2. 2 Distribusi gelombang laut (Chakraborty, 2018).

Spektrum gelombang merupakan fenomena yang sangat kompleks. Hal ini sangat penting bagi pelaut untuk memahami bagaimana spektrum ketinggian gelombang ini disampaikan kepada pada saya informasi cuaca laut. Nilai tinggi gelombang dalam perkiraan NOAA dan dilaporkan oleh kapal dan pelampung disebut tinggi gelombang signifikan. Tinggi gelombang signifikan (H_s) didefinisikan sebagai tinggi rata-rata gelombang sepertiga tertinggi dalam spektrum gelombang. Hal ini terjadi berkorelasi sangat baik dengan tinggi gelombang yang diamati oleh pengamat terampil dalam spektrum gelombang.

Pada Tabel 2. 3 tinggi gelombang signifikan berdasarkan WMO terbagi menjadi 10 kategori yaitu *glassy, rippled, smooth, slight, moderate, rough, very rough, high, very high, phenomenal*. Semakin besar tinggi gelombangnya, maka semakin berbahaya untuk pelayaran kapal

Tabel 2. 3 Standar tinggi gelombang signifikan oleh (Word Meteorological Organization, 1998)

Kode	Tinggi Gelombang (m)	Nama Karakteristik
0	0	Glassy
1	0 – 0,1	Rippled
2	0,1 – 0,5	Smooth
3	0,5 – 1,25	Slight
4	1,25 – 2,5	Moderate
5	2,5 – 4	Rough
6	4 – 6	Very Rough
7	6- 9	High
8	9 – 14	Very High
9	> 14	Phenomenal

Permukaan air bergelombang terdiri dari ribuan gelombang interaksi yang berasal dari tempat yang berbeda dan melakukan perjalanan dengan arah yang berbeda pada kecepatan yang

berbeda. Pada Gambar 2. 2 distribusi gelombang dengan ketinggian yang berbeda akan menghasilkan grafik kurva lonceng. Setiap titik mewakili gelombang dalam spektrum dengan tinggi H . Grafik menunjukkan jumlah gelombang kecil yang relatif rendah (sisi kiri grafik) dan sejumlah kecil gelombang sangat besar (sisi kanan grafik). Jumlah gelombang terbesar (N) dalam spektrum ini berada pada kisaran pertengahan ketinggian (berpusat di bawah H_m). Gelombang tertinggi sepertiga (33,3%) gelombang dalam spektrum ini diarsir pada grafik. Tinggi rata-rata gelombang pada kelompok berarsir ini adalah tinggi gelombang signifikan, H_s (Ainsworth, 2017).

Gerak gelombang yang paling sederhana dapat diwakili oleh gelombang progresif sinusoidal, disebut *long-crested* pada Gambar 2. 1 Klasifikasi gelombang laut berdasarkan periode. Pengertian sinusoidal berarti bahwa gelombang berulang dengan sendirinya dan memiliki bentuk kurva sinus yang halus. *Long-crested* menyatakan bahwa gelombang adalah rangkaian puncak gelombang panjang dan paralel yang semuanya sama tingginya, dan berjarak sama satu sama lain. Sifat progresif terlihat dalam pergerakannya pada kecepatan konstan dalam arah yang tegak lurus terhadap puncak dan tanpa perubahan bentuk (World Meteorological Organization, 1998).

Pada peramalan gelombang laut penting untuk melakukan analisis dan perkiraan angin permukaan yang akurat. Analisis rinci tentang angin dan perkembangannya dari masa lalu ke masa depan diperlukan. Efek dari kesalahan kecepatan angin akan kumulatif terhadap waktu, dan efeknya pada tinggi gelombang perkiraan mungkin cukup besar. Sebagai contoh bahwa angin 15 m/s (29 knot) mampu meningkatkan ketinggian laut 4 m setelah 12 jam dan tinggi 5 m setelah 24 jam. Kesalahan awal sebesar 16 persen dalam kecepatan angin akan menyebabkan kesalahan 25-30 persen di ketinggian gelombang perkiraan. Perbedaan ketinggian ombak pada skala ini umumnya sangat penting bagi operasi kelautan dan, karena alasan ini, peramal gelombang harus

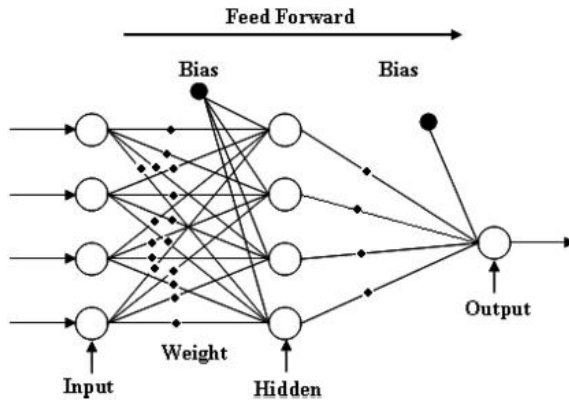
menyadari sumber kesalahan dalam ramalannya dan dia juga harus dapat melakukan penilaian besarnya (World Meteorological Organization, 1998).

Hal-hal yang mempengaruhi pembangkitan gelombang dalam peramalan dapat berupa garis lintang dan garis bujur stasiun cuaca, kecepatan angin, bulan, perbedaan suhu udara terhadap laut, tekanan atmosfer, dan tinggi gelombang. Peramalan gelombang laut memerlukan variabel-variabel yang vital dalam mempengaruhi pembentukan gelombang tersebut, yaitu garis lintang dan bujur stasiun, kecepatan angin, bulan, perbedaan suhu udara terhadap laut, kedalaman air, tekanan atmosfer, dan ketinggian gelombang sebelumnya (Kumar, Savitha, & Mamun, 2017).

2.3 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau *Artificial Neural Network* (ANN) merupakan teknik pengolahan yang terinspirasi oleh cara memproses dari sistem syaraf biologis. Konsep dasarnya pengolahan informasi terdiri dari sejumlah besar elemen pengolah atau neuron yang saling terhubung. JST ini dikonfigurasi secara spesifik untuk klarifikasi data atau pengenalan pola melalui proses belajar yang disebut training. Sistem pembelajaran melibatkan penyesuaian koneksi sinaptik antar neuron (Shaban, El-Hag, & Matveev, 2016).

Tipikal jaringan syaraf tiruan terdiri dari interkoneksi elemen komputasi yang disebut neuron. Setiap neuron menggabungkan input, menambahkan bias, dan menentukan kekuatan kombinasi dengan melewatkannya melalui fungsi pemindahan non-linier dan mengeluarkan hasilnya sebanding dengan bobot tersebut. Arsitektur jaringan syaraf tiruan *feedforward* dapat dilihat pada Gambar 2. 3.

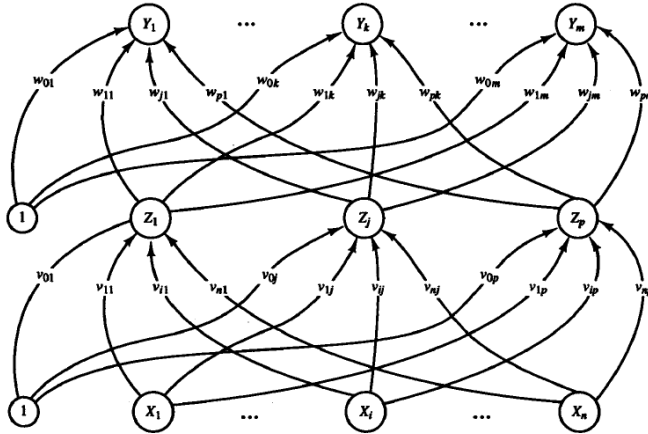


Gambar 2. 3 *Feed forward network (Jain, Deo, & Rajendran, 2011).*

Sebagian besar aplikasi yang dibuat dalam rekayasa laut sejauh ini melibatkan jenis *feed-forward* dari jaringan sebagai *feedback* atau *recurrent*. Jaringan multi-layer *feed forwarded* akan terdiri dari lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi dan lapisan output neuron seperti ditunjukkan pada Gambar 2. 3. Pelatihan jaringan melibatkan penentuan nilai bobot koneksi dan bias biasanya melalui proses iteratif yang berdasarkan algoritma pelatihan. (Jain, Deo, & Rajendran, 2011)

Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* memiliki beberapa unit dalam satu atau lebih layer tersembunyi, dapat dilihat pada Gambar 2. 4 adalah arsitektur *Back Propagation* dengan sebanyak i masukan, j unit tersembunyi dan k unit keluaran.

Dalam *backpropagation*, fungsi aktivasi yang digunakan harus memenuhi syarat kontinyu, dapat terdiferensial dengan mudah, dan merupakan fungsi yang tidak turun. Fungsi aktivasi yang sering digunakan yaitu fungsi aktivasi sigmoid biner dan sigmoid bipolar (Siang, 2005).



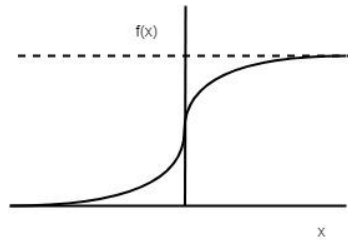
Gambar 2. 4 Arsitektur backpropagation (Fausset, 1994).

Fungsi aktivasi sigmoidal bertindak sebagai fungsi yang mengompres fungsi input saat dibutuhkan nilai positif yang besar atau nilai negatif yang besar. Nilai positif yang besar secara asimtotik mendekati satu, sementara nilai negatif yang besar terkompres ke nol (Fausset, 1994). Fungsi aktivasi sigmoidal biner diberikan oleh persamaan 2.1 dan 2.2 dan grafik fungsi dapat dilihat pada Gambar 2. 5.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-(x)}} \quad (2. 1)$$

Dengan fungsi turunannya,

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (2. 2)$$



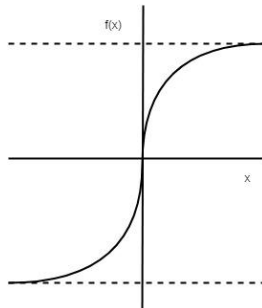
Gambar 2. 5 Sigmoid biner (*Fausset, 1994*).

Fungsi aktivasi sigmoid bipolar diberikan grafik fungsi pada Gambar 2. 6 dengan persamaan sebagai berikut.

$$f(x) = \frac{2}{1+e^{-(x)}} - 1 \quad (2. 3)$$

Dengan fungsi turunannya,

$$f'(x) = \frac{1}{2}(1 + f(x))(1 - f(x)) \quad (2. 4)$$



Gambar 2. 6 Sigmoid bipolar (*Fausset, 1994*).

Algoritma jaringan syaraf tiruan *backpropagation* memiliki algoritma pembelajaran dengan langkah-langkah sebagai berikut.

- | | |
|-----------|--|
| Langkah 1 | Inisialisasi bobot dengan nilai acak |
| Langkah 2 | Untuk setiap <i>epoch</i> lakukan langkah 3-10 |
| Langkah 3 | Untuk setiap bobot lakukan langkah 4-9 |
| Langkah 4 | Setiap input X_i , di mana $i = 1, \dots, n$ mendapat sinyal input x_i masukkan sinyal pada tiap unit tersembunyi pada <i>layer</i> setelahnya |

- Langkah 5 Setiap unit tersembunyi Z_j , di mana $j=1, \dots, n$ tambahkan bobot sinyal inputnya

$$z_{-inj} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.5)$$
Aplikasikan fungsi aktivasinya, sehingga sinyal output

$$z_j = f(z_{-inj}) \quad (2.6)$$
Kirimkan sinyal ke *layer* berikutnya
- Langkah 6 Untuk setiap unit output Y_k , di mana $k = 1, \dots, m$ tambahkan sinyal input bobotnya

$$y_{-ink} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (2.7)$$
Aplikasikan fungsi aktivasinya, sehingga sinyal output

$$y_k = f(y_{-ink}) \quad (2.8)$$
Kirimkan sinyal ke *layer* berikutnya
- Langkah 7 Untuk setiap unit output Y_k mendapatkan pola target yang dipengaruhi oleh pola pelatihan input, dihitung *error*nya sebagai berikut

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{-ink}) \quad (2.9)$$
Dihitung koreksi bobotnya untuk mengupdate w_{jk}

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (2.10)$$
Menghitung koreksi bias

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (2.11)$$
Kemudian sinyal dikirim ke *layer* di bawahnya
- Langkah 8 Untuk setiap unit tersembunyi Z_j tambahkan delta input

$$\delta_{-inj} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (2.12)$$
Kalikan dengan derivative fungsi aktivasi, sehingga didapat *error*

$$\delta_j = \delta_{-inj} f'(z_{-inj}) \quad (2.13)$$
Dihitung koreksi bobotnya untuk mengupdate w_{jk}

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.14)$$
Menghitung koreksi bias

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (2.15)$$

Langkah 9 Kemudian sinyal dikirim ke layer di bawahnya
 Untuk update bobot dan bias
 Untuk tiap unit output update bobot dan bias sebagai berikut

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (2.16)$$

Untuk tiap unit output update bobot dan bias sebagai berikut

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (2.17)$$

Langkah 10 Selesai

Untuk mengukur performansi jaringan syaraf tiruan dpat digunakan nilai *Mean Square Error* (MSE) atau *Error* rata-rata kuadrat yang diberikan oleh

$$E = \sum_p \sum_i \frac{1}{2p} e_i^2 \quad (2.18)$$

Dimana E adalah fungsi *error* rata-rata kuadrat, e adalah selisih antara keluaran yang diinginkan dan yang dihitung, p adalah jumlah pola dalam data pelatihan, dan i adalah jumlah keluaran yang diinginkan (Santosh, Gopika, Ghosh, & Fernandes, 2018).

Secara sederhana MSE dihitung sebagai rata-rata jumlah kuadrat dari perkiraan kesalahan,

$$MSE = \frac{\sum(Y_t - T_t)^2}{n} \quad (2.19)$$

Di mana, t adalah periode waktu, n adalah jumlah yang diprediksi, Y adalah nilai aktual yang diprediksi, dan T adalah nilai target yang dituju.

Nilai MSE mengukur jumlah dispersi dari kesalahan. Semakin kecil nilai MSE semakin baik. Semakin kecil nilai, semakin akurat model peramalannya, dan sebaliknya. Akar kuadrat dari hasil MSE dalam standar deviasi dari kesalahan atau Standar *Error* (Se) dan disebut *root mean square error* (RMSE). Pada sebagian besar peramalan mengikuti asumsi bahwa

kesalahan mengikuti distribusi normal dengan rata-rata nol (yang akan diukur oleh bias) dan standar deviasi tertentu yang diperkirakan oleh Se (Klimberg, Sillup, Boyle, & Tavva, 2010).

Tabel 2. 4 Skala akurasi prediksi berdasarkan MAPE (Klimberg, Sillup, Boyle, & Tavva, 2010).

MAPE	Pertimbangan akurasi prediksi
Kurang dari 10%	Sangat akurat
11% - 20%	Baik
21% - 50%	Wajar
51% atau lebih	Tidak akurat

Perfomansi jaringan syaraf tiruan juga dapat dilihat dari *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang memberikan persentase akurasi hasil prediksi. Parameter MAPE dalam skala Lewis dapat dilihat pada Tabel 2.4.

2.4 Algoritma Pelatihan Levenberg-Marquardt

Ada beberapa cara algoritma pelatihan yang dapat digunakan untuk melakukan pelatihan jaringan syaraf tiruan. Tipe algoritma yang digunakan yaitu algoritma Gradient Descent, Conjugate Gradient, dan Quasi Newton. Algoritma pelatihan yang digunakan dalam penelitian ini yaitu algoritma Levenberg-Marquardt yang merupakan bagian dari tipe algoritma Quasi Newton. Algoritma pelatihan backpropagation Levenberg-Marquardt (LM) menempatkan nilai minimum fungsi multivariate yang dapat diekspresikan sebagai jumlah dari akar fungsi nilai real non linear. Teknik ini bekerja dengan mengurangi fungsi performansinya di setiap iterasi (Sharma & Venugopalan, 2014).

Algoritma LM dianggap sebagai gabungan dari steepest descent dan metode Gauss-Newton. Algoritma steepest descent yang secara luas dipakai dianggap kurang efisien karena lambatnya untuk mencapai konvergensi. Hal ini dikarenakan perlunya ukuran langkah yang tepat untuk gradien menuju konvergen. Kemudian dengan menggunakan metode Gauss-

Newton, evaluasi gradient permukaan kesalahan dapat dilakukan menggunakan fungsi turunan orde kedua sehingga menemukan ukuran langkah yang tepat dan konvergen dengan cepat. Algoritma LM sebagai gabungan dari kedua metode tersebut bekerja sebagai berikut: apabila hasil prediksi jauh dari target maka algoritma bekerja sebagai metode steepest descent, sedangkan apabila hasil prediksi mendekati target, ia berlaku sebagai metode Gauss Newton (Yaqub, Eren, & Eyüpoğlu, 2016; Yu & Wilamowski, 2011).

Algoritma LM memberikan pendekatan pada matriks Hessian dengan parameter koefisien kombinasi. Matriks Hessian di sini memberikan perhitungan nilai perubahan bobot pada jaringan.

$$H \approx J^T J + \mu I \quad (2.20)$$

Di mana, μ adalah koefisien kombinasi (selalu bernilai positif), I adalah matriks identitas, dan J adalah matriks Jacobian. Sehingga persamaan pembaruan bobot untuk algoritma LM yaitu

$$w_{k+1} = w_k - (J_k^T J_k + \mu I)^{-1} J_k e_k \quad (2.21)$$

Sehingga ketika μ sangat kecil (mendekati nol) maka pembaruan bobot mendekati algoritma Gauss-Newton. Sedangkan ketika μ sangat besar, maka pembaruan bobot mendekati metode steepest descent. Dan apabila μ sangat besar dapat dianggap sebagai koefisien pembelajaran pada metode steepest descent.

$$\alpha = \frac{1}{\mu} \quad (2.22)$$

Proses perhitungan untuk matriks Jacobian pada algoritma LM dapat diatur sesuai dengan perhitungan backpropagation tradisional dalam algoritma orde pertama tetapi untuk setiap pola, dalam algoritma EBP, hanya satu proses backpropagation yang diperlukan, sedangkan dalam algoritma Levenberg-Marquardt proses backpropagation harus diulang. Untuk perhitungan matriks Jacobian. Input node y dapat dihitung dalam *forward*

computation. Sementara parameter *error* δ diperoleh dalam perhitungan mundur / *Backward computation* (Yu & Wilamowski, 2011).

Secara singkat, proses pelatihan algoritma LM adalah sebagai berikut.

- a. Evaluasi *sum square error* (SSE) menggunakan bobot awal. Penurunan persamaan algoritma sebagai berikut.

$$E(x, w) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M e^2_{p,m} \quad (2. 23)$$

dan fungsi *error* pelatihan diberikan oleh

$$e_{p,m} = d_{p,m} - o_{p,m} \quad (2. 24)$$

di mana, p indeks pola, m indeks output, I dan j mengindikasikan bobot, x vector input, w bobot, d adalah target dan o adalah output sebenarnya dari jaringan.

- b. Lakukan pembaruan bobot berdasarkan algoritma LM
- c. Evaluasi SSE dengan bobot baru
- d. Jika SSE baru meningkat, maka ambil langkah (mengatur ulang vector bobot ke nilai tertentu) dan meningkatkan nilai μ dengan factor 10 atau factor lainnya. Kemudian lanjutkan ke langkah b dan perbarui lagi.
- e. Jika SSE baru menurun, maka lakukan langkah (menjaga vector bobot baru sebagai yang sekarang) dan menurunkan nilai μ dengan faktor 10 atau yang lainnya.
- f. Lanjutkan ke langkah b dengan bobot baru dan SSE baru yang lebih kecil dari nilai yang ditargetkan atau kondisi yang diinginkan sudah terpenuhi.

2.4 Optimasi

Optimasi yaitu suatu tindakan untuk menentukan hasil terbaik dalam suatu keadaan yang diberikan. Dalam sistem keteknikan, perlu diambil banyak keputusan dengan tujuan untuk meminimalkan usaha yang diperlukan atau memaksimalkan

keuntungan yang diinginkan. Optimasi dapat didefinisikan sebagai proses untuk menemukan keadaan yang memberikan fungsi nilai maksimal atau minimal, di mana usaha yang diperlukan dan keuntungan yang diinginkan tersebut dapat dinyatakan dalam fungsi dari variabel keputusan tertentu.

Ada beberapa jenis metode optimasi yang telah dikembangkan untuk menyelesaikan jenis permasalahan yang berbeda. Metode pencarian optimal juga dikenal sebagai teknik pemrograman matematika dan secara umum dipelajari sebagai bagian dari riset operasi. Metode optimasi modern merupakan metode yang kuat dan populer pada saat ini untuk menyelesaikan masalah-masalah optimasi rekayasa kompleks. Metode ini meliputi algoritma genetika, simulasi annealing, *particle swarm optimization*, optimasi koloni semut, dan optimasi berbasis *neural network*, dan optimasi fuzzy (Rao, 2009).

2.5 Optimasi *Particle Swarm Optimization*

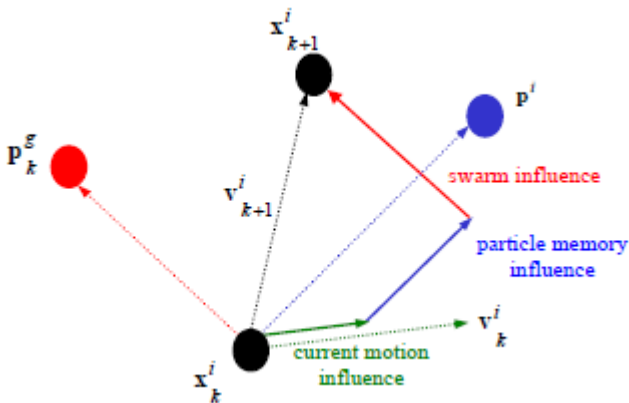
Algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) menirukan perilaku sosial organisme seperti kawanan burung atau ikan. Algoritma ini pertama kali diusulkan oleh Kennedy dan Eberhart pada tahun 1995 (Rao, 2009). Pada (Hassan, Cohanim, & Weck, 2004) metode optimasi PSO menghasilkan solusi yang berkualitas tinggi sama dengan metode optimasi Genetik Algoritma (GA). Secara komputasional bahwa PSO untuk mencapai solusi yang berkualitas tinggi memerlukan upaya yang lebih kecil daripada GA.

Particle Swarm Optimization memiliki hubungan dengan kehidupan buatan secara umum, sekawanan burung, dan khususnya teori berkerumun. Juga berkaitan dengan perhitungan evolusioner dan memiliki kaitan baik pada algoritma genetika dan pemrograman evolusioner (Kennedy & Eberhart, 1995). PSO merupakan algoritma yang sederhana yang dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan optimasi pada berbagai fungsi pada *range* yang luas. Ilustrasi perpindahan partikel yang dipengaruhi

oleh kecepatan berdasarkan inersia, kognitif, dan social pada *particle swarm optimization* diberikan pada Gambar 2. 7.

Particle Swarm Optimization (PSO) menirukan perilaku burung dalam kawanan mengikuti aturan sebagai berikut:

- Mencoba untuk tidak terlalu dekat dengan burung lain.
- Mengarah ke arah rata-rata burung lain.
- Mencoba untuk menyesuaikan "posisi rata-rata" antara burung-burung lain tanpa celah lebakawanan.



Gambar 2. 7 Ilustrasi pembaruan posisi dan kecepatan pada partikel (*Hassan, Cohanim, & Weck, 2004*).

Perilaku kawanan atau kumpulan didasarkan pada kombinasi dari 3 faktor yaitu kohesi, pemisahan, dan alignment. Kemudian PSO dikembangkan berdasarkan pada model berikut:

- Ketika seekor burung menempatkan target maka otomatis mengirimkan informasi ke semua burung lainnya.
- Semua burung lainnya tertarik pada target tetapi tidak secara langsung.
- Ada komponen dari pemikiran independen masing-masing burung memiliki memori masa lalu.

Dengan demikian, secara bertahap semakin banyak iterasi, burung-burung terbang semakin mendekati target (yaitu fungsi maksimum atau fungsi obyektif) (Rao, 2009).

Skema algoritma PSO sebagai berikut (Marini & Walczak, 2015):

- Langkah 1 Inisialisasi setiap jumlah n partikel
1. Inisialisasi posisi
 2. Inisialisasi posisi terbaik (*best position*) dan posisi awal
 3. Dihitung fitness untuk setiap partikel dan inisialisasi *global best*.
- Langkah 2 Diulangi langkah-langkah berikut hingga kriteria stop
1. Update kecepatan partikel
 2. Update posisi partikel
 3. Evaluasi fitness $f(xi(t + 1))$
 4. Update personal best
 5. Update global best
- Langkah 3 Pada akhir proses iterasi, solusi terbaik direpresentasikan oleh global best

Persamaan update posisi dan kecepatan diberikan pada persamaan 2.6 dan 2.7

$$xi(t + 1) = xi(t) + vi(t + 1) \quad (2.25)$$

$$vi(t + 1) = w \times vi(t) + c1(pi - xi(t))R1 + c2(g - xi(t))R2$$

(2.26)

Update personal best jika

$$f(xi(t + 1)) \geq f(pi) \quad (2.27)$$

maka *personal best*

$$pi = xi(t + 1) \quad (2.28)$$

dan update *global best* jika

$$f(xi(t + 1)) \geq f(g) \quad (2. 29)$$

maka *global best*

$$g = xi (t + 1) \quad (2. 30)$$

2.6 Buoyweather Station Type II

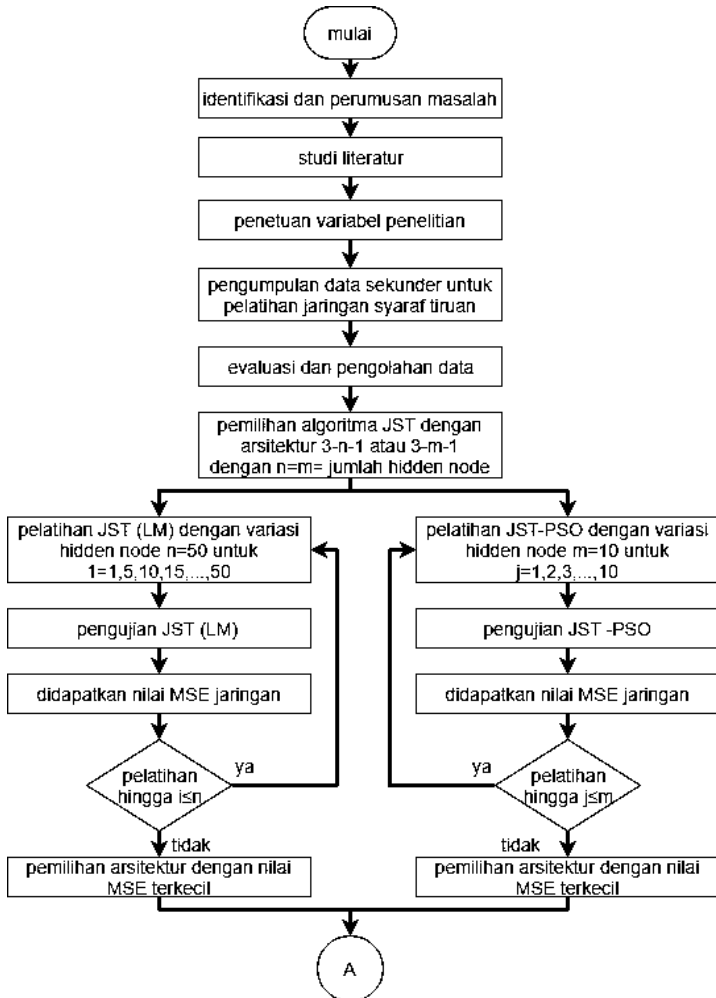
Stasiun stasiun buoy weather yaitu pelampung tetap atau yang terapung di laut yang dilengkapi instrumen untuk mengukur sejumlah parameter meteorology (The Facts On File Science Library, 2006). Buoyweather Station Type II yang digunakan untuk pengambilan data dapat mengukur variabel cuaca antara lain suhu udara, suhu permukaan laut, kecepatan angin, arah angin, tekanan udara, curah hujan, ketinggian gelombang, salinitas air, dan kelembapan udara, serta dilengkapi kompas. Variabel cuaca yang dapat diukur menggunakan Buoyweather ini antara lain suhu udara, kelembapan udara, tekanan udara, kecepatan angin, arah angin, salinitas air, suhu permukaan laut, dan curah hujan. Buoyweather dapat dilihat pada Gambar 2. 8.



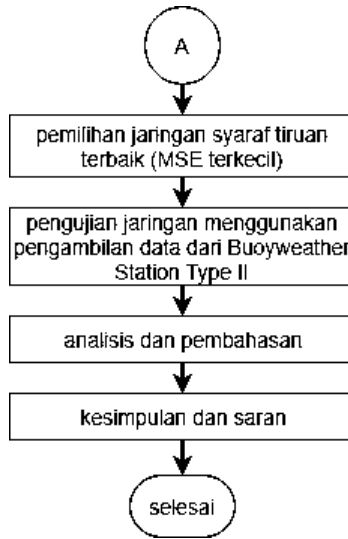
Gambar 2. 8 Buoyweather Station Type II

BAB III METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan diberikan pada diagram alir pada Gambar 3. 1 sebagai berikut.



Gambar 3. 1 Diagram alir metodologi penelitian



Gambar 3. 1 (terusan) Diagram alir metodologi penelitian

3.1 Studi Literatur

Pada penyusunan tugas akhir ini dilakukan studi literatur untuk referensi dalam melakukan pengerjaan dan penyusunan tugas akhir. Oleh karena itu, studi mengenai materi-materi yang berkaitan dilakukan dengan cara mengkaji penelitian-penelitian yang berhubungan dengan tema yang diambil dan metode yang memungkinkan untuk digunakan, variabel-variabel yang mempengaruhi terbentuknya gelombang laut dan metode jaringan syaraf tiruan, optimasi, serta peralatan yang mendukung dalam pengambilan data pengamatan.

3.2 Identifikasi dan perumusan masalah

Perumusan masalah merupakan suatu gagasan terbentuknya penelitian. Pada proposal Tugas Akhir ini rumusan masalah yang diajukan yaitu mengenai performansi prediktor ketinggian gelombang laut menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan yang menggunakan optimasi *Particle Swarm Optimization* untuk

menemukan bobot optimum apakah menghasilkan MSE lebih kecil dibandingkan dengan Jaringan Syaraf Tiruan yang menggunakan pembaruan bobot menggunakan algoritma *Levenberg Marquardt*).

3.3 Penentuan variabel penelitian

Terdapat banyak variabel yang mempengaruhi terjadinya gelombang laut, antara lain yaitu garis lintang dan bujur stasiun, kecepatan angin, bulan, perbedaan suhu udara terhadap laut, kedalaman air, tekanan atmosfer, dan ketinggian gelombang sebelumnya (Kumar, Savitha, & Mamun, 2017). Dalam penelitian ini digunakan variabel-variabel dengan data yang mudah di dapat dan tersedia di lingkungan sekitar peneliti maupun dari data literatur yaitu kecepatan angin, perbedaan suhu udara dan laut, serta tekanan udara.

3.4 Pengumpulan Data Sekunder untuk Pelatihan JST

Pengumpulan data dapat dilakukan melalui literature dan lembaga-lembaga terkait yang memiliki data tersebut seperti Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) dan situs internet *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOOA). Data dikumpulkan dalam bentuk data per hari selama rentang tahun 2011-2017

Data yang dikumpulkan berupa data suhu udara dan kecepatan angin berasal dari situs internet data online BMKG Indonesia. Data tekanan udara dan ketinggian gelombang dikumpulkan dari kantor BMKG Maritim Perak II Surabaya.

Data untuk suhu permukaan laut bukan merupakan data yang mewakili suhu permukaan laut selat Madura pada titik koordinat $112,84^{\circ}$ BT dan $7,22^{\circ}$ LU, sehingga perlu dilakukan interpolasi ruang. Untuk melakukan interpolasi suhu permukaan laut dibutuhkan data suhu permukaan laut / *Sea Surface Temperature* (SST) dari Buoy RAMA di Samudra Pasifik (90° BT 12° LU) dan Buoy TAO di Samudra Hindia (125° BB 8° LS). Data SST tersebut diambil dari situs internet NOAA.

Tabel 3. 1 Lokasi pengukuran Buoy RAMA dan Buoy TAO

Lokasi	Kordinat	Jarak ke BuoyRAMA
Selat Madura	112,84 BT 2,22 LS	2557 km
Buoy TAO	125 BB 8 LS	3853 km
Buoy RAMA	90 BT 12 LU	0 km

Lokasi masing-masing Buoy RAMA dan Buoy TAO terhadap selat Madura sebagai data interpolasi ruang diberikan pada Tabel 3. 1 di atas.

Pada data yang didapat dilakukan interpolasi Langrange orde 1 untuk perkiraan suhu di titik $112,84^0$ BT dan $7,22^0$ LU dari dua titik berbeda yaitu sebagai berikut .

$$T = \frac{X-Xa}{Xb-Xa} Tb + \frac{X-Xb}{Xa-Xb} Ta \quad (3. 1)$$

di mana,

T = Suhu permukaan laut hasil interpolasi

Tb = Suhu permukaan laut Buoy RAMA

Ta = Suhu permukaan laut Buoy TAO

X = Jarak Buoy RAMA ke selat Madura

Xb = Jarak acuan Buoy RAMA = 0

Xa = Jarak Buoy RAMA ke Buoy TAO

3.5 Evaluasi dan Pengolahan Data

Data sekunder yang telah dikumpulkan dilakukan evaluasi kelayakan data dan pengujian data secara statistik. Data yang digunakan yaitu data selama tahun 2014 hingga 2017. Hal ini dikarenakan tidak tersedianya data variabel tekanan udara pada tahun 2011 hingga 2013. Pengujian data dilakukan dalam dua tahap, yaitu uji data *outlier* dan *missing value* menggunakan *software* IBM SPSS 22.

Uji *missing data* memberikan hasil untuk masing-masing yang disajikan pada Tabel 3. 2. Pada table dapat diketahui jumlah data yang tersedia pada masing-masing variabel serta rata-rata dan standar deviasinya. Standar deviasa menunjukkan sebaran

data dan seberapa dekat nilai tiap titik data individu ke nilai rata-rata.

Tabel 3. 2 Hasil uji *missing data*

Variabel	Jumlah data tersedia	Rata-rata	Standar deviasi	Data <i>missing</i>	
				Jumlah data	Persentase (%)
Kecepatan angin	1412	2,88	1,28	49	3,40
Tekanan udara	1434	1009,44	2,95	27	1,80
Ketinggian gelombang	789	0,51	0,76	672	46
Suhu udara	1379	29,00	1,12	82	5,60
Suhu permukaan laut (TAO)	1415	27,11	0,96	46	3,10
Suhu permukaan laut (RAMA)	1457	29,07	0,95	4	0,30

Persentase data yang hilang paling besar yaitu pada variabel ketinggian gelombang yaitu 46% dengan jumlah data yang hilang 672. Namun, data tersebut tetap digunakan dikarenakan sulitnya ketersediaan data dari berbagai sumber. Data yang hilang tersebut kemudian dilakukan pengisian data / *imputation data* dengan metode interpolasi linear.

Setelah dilakukan *imputation data*, kemudian dilakukan uji data *outlier*. Hasil uji data *outlier* disajikan pada Tabel 3. 3. Pada Tabel tersebut menunjukkan jumlah dan persentase data *outlier* dan data ekstrem. Variabel kecepatan angin mengandung 0,0027% data *outlier*. Variabel tekanan udara mengandung 0,0068% data *outlier* dan 0,0096% data ekstrem. Variabel

ketinggian gelombang dan suhu permukaan laut dari buoy TAO tidak memiliki *outlier* maupun data ekstrem. Variabel suhu udara mengandung 0,0014% data *outlier*. Variabel suhu permukaan laut dari buoy RAMA mengandung 0,0055% pada masing-masing *dataoutlier* dan data ekstrem. Perlakuan yang diberikan yaitu data *outlier* dan data ekstrem tersebut dipertahankan karena dianggap variabel memang mengalami fenomena yang menghasilkan data tersebut.

Data yang siap digunakan yaitu data pada pada bulan Januari 2014 sampai Februari 2017 kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji. Data latih terdiri dari 80% dan data uji terdiri dari 20% data. Namun dikarenakan data uji mengandung *missing value* yang sudah dilakukan *imputation data*, menghasilkan pola data yang sedikit berbeda dengan pola data latih, sehingga dibuatlah data uji tambahan. Data uji tambahan yang tidak mengandung *missing value* yang sudah dilakukan *imputation data* digunakan yaitu dalam rentang bulan Oktober sampai Desember 2017. Pembagian data dapat dilihat pada Tabel 3. 4 berikut.

Tabel 3. 3 Hasil uji data *outlier*

Variabel	Data <i>outlier</i>		Data ekstrem	
	Jumlah	Persentase (%)	Jumlah	Persentase (%)
Kecepatan angin	4	0.0027	0	0
Tekanan udara	10	0.0068	14	0.0096
Ketinggian gelombang	0	0	0	0
Suhu udara	2	0.0014	0	0
Suhu permukaan laut (TAO)	0	0	0	0
Suhu permukaan laut (RAMA)	8	0.0055	8	0.0055

Tabel 3. 4 Pembagian data untuk pengujian dan pelatihan jaringan

Jenis data	Rentang data
Data latih	Januari 2014 – Februari 2017
Data uji	Maret 2017 – Desember 2017
Data uji tambahan	Oktober 2017 – Desember 2017

Sebelum digunakan pada proses pelatihan jaringan syaraf tiruan, data pada setiap variabel dinormalisasi pada rentang 0,1 – 0,9 dengan perhitungan sebagai berikut.

$$x' = \frac{0,8(x-b)}{(a-b)} + 0,1 \quad (3.2)$$

di mana,

x' = data hasil normalisasi

x = data asli

a = nilai maksimum data asli

b = nilai minimum data asli

Setelah dilakukan pelatihan jaringan, data prediksi hasil keluaran jaringan kemudian dikembalikan pada nilainya semula, dengan cara denormalisasi sebagai berikut.

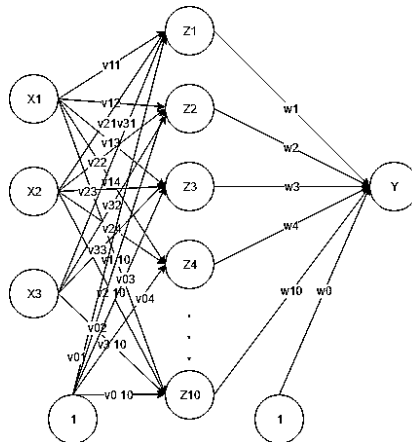
$$x = \left(\frac{(x'-0,1)(a-b)}{0,8} \right) + b \quad (3.3)$$

3.6 Pelatihan sistem prediksi ketinggian gelombang laut menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt)

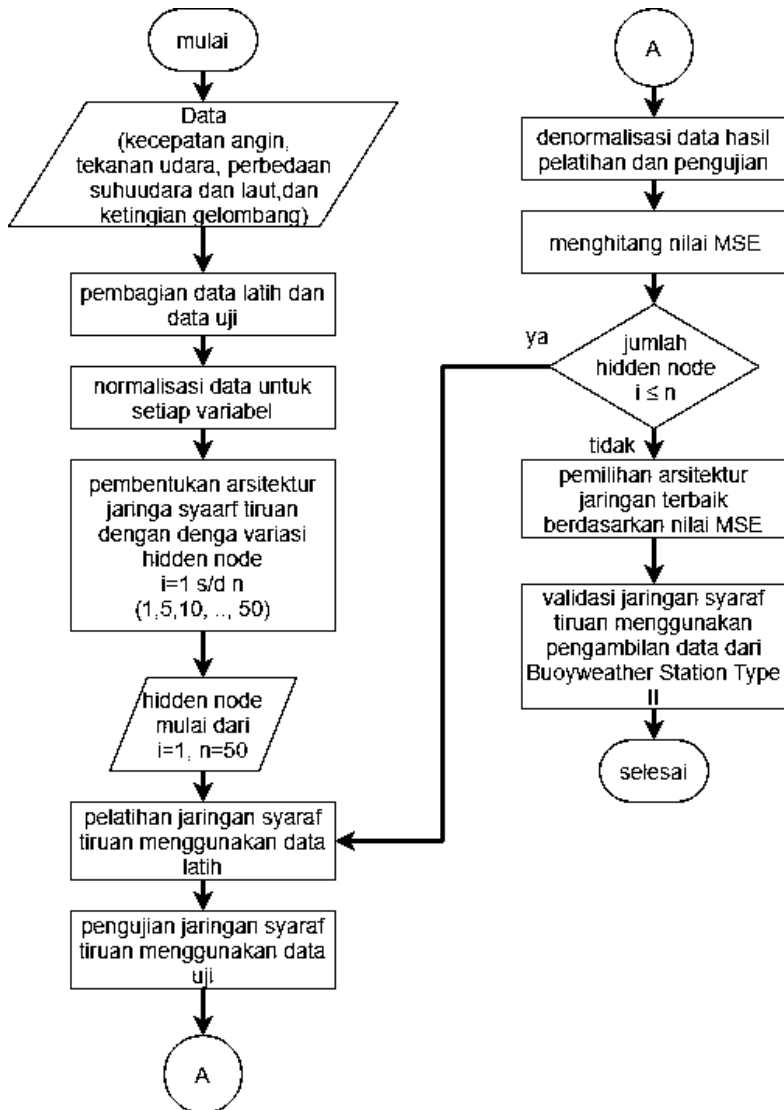
Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) menggunakan arsitektur satu *input layer*, satu *hidden layer*, dan satu *output layer*. Algoritma JST yang digunakan yaitu algoritma Lavenberg-Marquardt (LM).

Variabel kecepatan angin, tekanan udara, dan perbedaan suhu udara dengan permukaan laut dijadikan sebagai unit input pada *input layer*. Ketinggian gelombang laut merupakan unit output pada *output layer*. Pada *hidden layer* terdapat *hidden node* yang divariasikan antara 1 hingga 50 *hidden node* dengan faktor penambahan 5. Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt (LM) dilakukan dengan arsitektur 3-n-1. Arsitektur jaringan syaraf tiruan dapat dilihat pada Gambar 3.3. Notasi X1 adalah variabel kecepatan angin, X2 adalah variabel tekanan udara, dan X3 adalah variabel beda suhu antara laut dan udara. Pada gambar tersebut *hidden layer* terdiri dari 10 *hidden node* yaitu Z1 – Z10. Keluaran hasil prediksi jaringan ditunjukkan oleh unit output Y.

Dari pelatihan yang telah dilakukan dipilih arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan yang memiliki nilai *Mean Square Error* (MSE) terkecil dan paling cocok untuk digunakan sebagai prediksi ketinggian gelombang laut. Di mana n adalah jumlah *hidden* yang divariasikan. Secara ringkas, diagram alir pelatihan algoritma jaringan syaraf tiruan ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3. 2 Arsitektur jaringan syaraf tiruan 3-10-1



Gambar 3.3 Diagram alir pelatihan jaringan syaraf tiruan

Pelatihan jaringan syaraf tiruan dilakukan dengan menentukan nilai parameter laju pelatihan dan fungsi aktivasi yang digunakan. Laju pelatihan divariasikan dengan memberikan nilai 0,01 ; 0,05; 0,1; dan 0,15. Fungsi aktivasi yang divariasikan yaitu fungsi aktivasi logsig (sigmoid biner) dan tansig (sigmoid bipolar). Dengan melakukan variasi laju pelatihan dan jenis fungsi aktivasi, dilakukan uji coba untuk memilih jaringan yang menghasilkan MSE terkecil. Pada Tabel 3.5 menunjukkan nilai MSE hasil performansi jaringan berdasarkan laju pelatihan dan fungsi aktivasinya. ilai MSE terkecil yang didapat dari Tabel 3.5 adalah 0,00332. Sehingga laju pelatihan (α) yang digunakan yaitu 0,05 dan fungsi aktivasi logsig-logsig.

Tabel 3. 5 Performansi parameter laju pelatihan dan fungsi aktivasi

Fungsi aktivasi		MSE (m)			
		$\alpha = 0,15$	$\alpha = 0,1$	$\alpha = 0,05$	$\alpha = 0,01$
Input ke <i>hidden layer</i>	<i>Hidden ke output layer</i>				
logsig	logsig	0,00349	0,00350	0,00332	0,00345
logsig	tansig	0,00351	0,00346	0,00348	0,00356
tansig	logsig	0,00343	0,00351	0,00339	0,00346
tansig	tansig	0,00344	0,00351	0,00343	0,00346

Keterangan : α = laju pelatihan

Parameter yang digunakan pada pelatihan JST(LM) diberikan pada Tabel 3. 6. *Epoch* maksimal yang diberikan yaitu 30 *epoch*. Laju pelaihan 0,05 dan fungsi aktivasi logig-logsig berdasarkan pemilihan parameter yang ditunjukkan pada Tabel 3.5. *Error goal* deiberikan sekecil-kecilnya yaitu 0,0001.

Tabel 3. 6 Parameter pelatihan jaringan syaraf tiruan (LM)

No	Parameter	Nilai
1	<i>Epoch</i>	30
2	Laju pelatihan (α)	0,05
3	<i>Error goal</i>	10^{-4}
4	Fungsi aktivasi input ke <i>hidden layer</i>	Logsig (Sigmod biner)
5	Fungsi aktivasi <i>hidden</i> ke output <i>layer</i>	Logsig (Sigmoid biner)

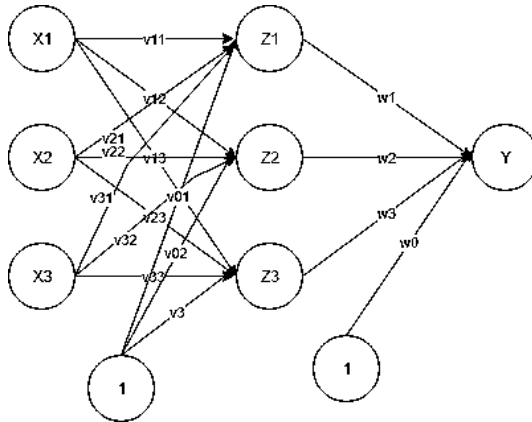
3.7 Pelatihann sistem prediksi ketinggian gelombang laut menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan - Particle Swarm Optimization

Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) menggunakan arsitektur satu *input layer*, satu *hidden layer*, dan satu *output layer*. Algoritma JST dioptimasi menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk menemukan nilai bobot optimum pada pelatihan. Variabel kecepatan angin, tekanan udara, dan perbedaan suhu udara dengan permukaan laut sebagai unit input pada *input layer*. Ketinggian gelombang laut merupakan unit output pada *output layer*.

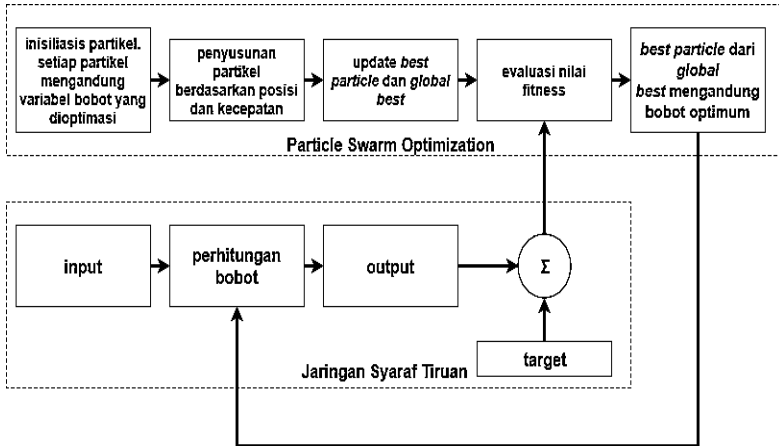
Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan yang dioptimasi menggunakan *Particle Swarm Optimization* untuk menentukan nilai bobot optimalnya. Arsitektur yang digunakan yaitu 3-m-1 di mana m adalah jumlah *hidden node*. Jaringan terdiri dari satu *input layer* yang terdiri dari 3 unit input, satu *hidden layer* yang terdiri dari *hidden node* dengan variasi jumlah *hidden node* 1-10, dan satu *output layer* yang terdiri dari 1 unit output ketinggian gelombang laut.

Arsitektur jaringan dapat dilihat pada Gambar 3.4. Pada arsitektur tersebut terdapat tiga variabel input yaitu: X1 adalah variabel kecepatan angin, X2 adalah variabel tekanan udara, dan X3 adalah variabel beda suhu antara laut dan udara. *Hidden layer*

pada gambar tersebut terdiri dari 3 *hidden node* yaitu Z1 – Z3. Keluaran hasil prediksi jaringan ditunjukkan oleh unit output Y.



Gambar 3. 4 Jaringan Syaraf Tiruan dengan arsitektur 3-3-1



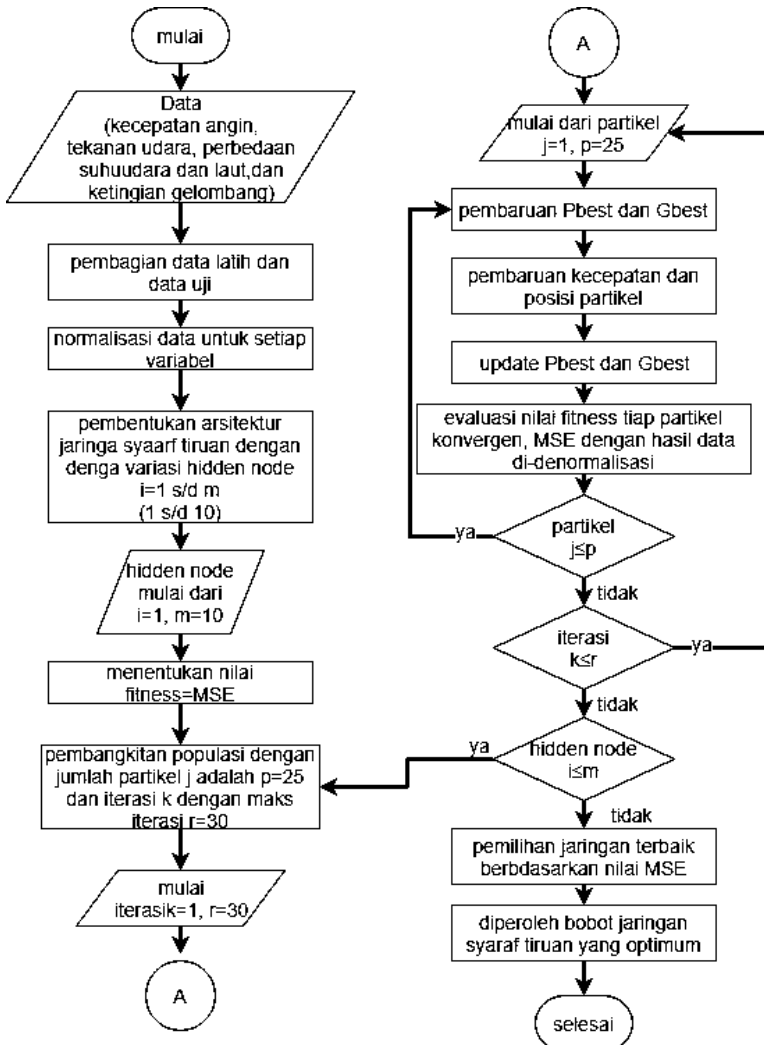
Gambar 3. 5 Diagram blok jaringan syaraf tiruan - *particle swarm optimization*

Dalam pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan – *Particle Swarm Optimization* dilakukan dalam dua tahap, yaitu penentuan fungsi objektif dan optimasi berdasarkan fungsi objektif tersebut. Fungsi objektif berupa nilai *Mean Square Error* (MSE) didapatkan dari perhitungan algoritma jaringan syaraf tiruan *back propagation* dengan variabel yang dioptimasi adalah nilai bobot dari masing-masing koneksi jaringan . Optimasi yang dilakukan yaitu untuk mendapatkan bobot optimal sebagai variabel perhitungan algoritma untuk mendapatkan nilai MSE minimum. Secara ringkas, diagram blok untuk pelatihan JST-PSO disajikan pada Gambar 3.5 dan diagram alir algoritma pelatihan JST-PSO disajikan pada Gambar 3.6.

Pelatihan JST-PSO dilakukan dengan banyak populasi yang dibangkitkan sebanyak 25 partikel di mana masing-masing partikel mengandung banyaknya bobot yang berbeda yang digunakan pada setiap arsitektur jaringan berdasarkan jumlah *hidden node*. Batas *epoch* yang diberikan pada pelatihan yaitu 30 *epoch*. Bobot inersia yang mempengaruhi kecepatan partikel sebesar 1 dengan redamannya sebesar 0,99. Koefisien percepatan kognitif sebesar 1,5 dan koefisien percepatan social sebesar 2. Parameter yang digunakan untuk pelatihan algoritma JST-PSO diberikan pada Tabel 3. 7 sebagai berikut.

Tabel 3. 7 Parameter pelatihan JST-PSO

No	Parameter	Nilai
1	Jumlah partikel	25
2	<i>Epoch</i> maksimum	30
3	Bobot inersia	1
4	Redaman bobot inersia	0,99
5	Koefisien percepatan kognitif	1,5
6	Koefisien percepatan sosial	2



Gambar 3. 6 Diagram alir algoritma pelatihan jaringan syaraf tiruan - particle swarm optimization

3.8 Perbandingan Hasil

Hasil pelatihan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dengan fungsi pembaruan pelatihan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt dibandingkan dengan jaringan syaraf tiruan dengan optimasi bobot menggunakan *Particle Swarm Optimization*. Kemudian dipilih arsitektur jaringan terbaik yaitu dengan nilai MSE terkecil untuk digunakan sebagai prediktor ketinggian gelombang laut

3.9 Validasi Menggunakan Pengambilan Data dari Buoyweather Station Type II

Validasi dilakukan dengan menguji prediktor ketinggian gelombang JST(LM) dan JST-PSO dengan data hasil pengukuran menggunakan Buoyweather Station Type II yang dilakukan di selat Madura selama tiga hari, pada tanggal 4-5 Juni dan 1 Juli 2018.

Tabel 3. 8 Data kecepatan angin

Tanggal	Lama pengambilan data (jam)	Kecepatan angin terendah (knot)	Kecepatan angin tertinggi (knot)	Kecepatan angin rata-rata (knot)
4/6/18	10	1,06	1,69	1,29
5/6/18	23	0,21	2,74	1,71
1/7/18	3	0,11	22,06	13,16

Pengambilan data kecepatan angin dapat dilihat pada Tabel 3.8. Pengukuran kecepatan angin dengan sensitivitas 0,01 knot. Dapat diketahui dari bahwa kecepatan angin paling besar pada hari ketika yaitu 22,06 knot dan terendah pada hari ketiga juga yaitu 0,11 knot. Besarnya kecepatan angin yang digunakan sebagai variabel input jaringan yaitu besar kecepatan angina rata-rata setiap hari.

Tabel 3. 9 Data tekanan udara

Tanggal	Lama pengambilan data (jam)	Tekanan udara terendah (mbar)	Tekanan udara tertinggi (mbar)	Tekanan udara rata-rata (mbar)
4/6/18	10	100,58	100,74	1006,70
5/6/18	23	100,49	100,96	964,4
1/7/18	3	100,68	100,88	1007,78

Pengambilan data tekanan udara dapat dilihat pada Tabel 3.9. Pengukuran tekanan udara dengan sensitivitas 0,01 KPa. Dapat diketahui dari bahwa tekanan udara tertinggi pada hari kedua yaitu 100,96 mbar dan terendah pada hari kedua yaitu 100,49 mbar. Besarnya tekanan yang digunakan sebagai variabel input jaringan yaitu besar tekanan udara rata-rata setiap hari.

Beda suhu udara dan permukaan laut sebagai variabel input jaringan dihitung dari selisih suhu udara dan suhu permukaan laut Data suhu udara dan suhu permukaan laut dapat dilihat pada Tabel 3.10 dan Tabel 3.11. Pengukuran udara dan suhu permukaan laut dengan ensitivitas 0,01 °C. Dapat diketahui bahwa suhu udara yan tertinggi pada hari kedua sebesar 33,76 °C dan terenda pada hari kedua sebesar 27,24 °C. Pada suhu permukaan laut tertinggi pada hari pertama yaitu 30,19 °C dan terendah pada hari pertama dan kedua sama 28,44 °C.

Tabel 3. 10 Data suhu udara

Tanggal	Lama pengambilan data (jam)	Suhu udara terendah (°C)	Suhu udara tertinggi (°C)	Suhu udara rata-rata (°C)
4/6/18	10	27,44	32,05	28,17
5/6/18	23	27,24	33,76	29,03
1/7/18	3	27,84	33,08	30,68

Tabel 3. 11 Data suhu permukaan laut

Tanggal	Lama pengambilan data (jam)	Suhu permukaan laut terendah (°C)	Suhu permukaan laut tertinggi (°C)	Suhu permukaan laut rata-rata (°C)
4/6/18	10	28,44	30,19	29,05
5/6/18	23	28,44	28,62	28,49
1/7/18	3	27,94	29,31	28,78

Data ketinggian gelombang dapat dilihat pada Tabel 3.12. Pengukuran ketinggian gelombang dengan sensitivitas 0,01 dm, Gelombang laut paling tinggi terjadi pada hari ketiga yaitu 0,567 m dan terendah pada hari kedua 0,009 meter. Ketinggian gelombang yang digunakan sebagai target jaringan adalah ketinggian gelombang signifikan setiap harinya. Ketinggian gelombang signifikan dihitung dari rata-rata gelombang sepertiga tertinggi dalam spektrum gelombang dilihat pada Gambar 2. 2.

Tabel 3. 12 Data ketinggian gelombang

Tanggal	Lama pengambilan data (jam)	Ketinggian gelombang terendah (m)	Ketinggian gelombang tertinggi (m)	Ketinggian gelombang signifikan (m)
4/6/18	10	0,012	0,099	0.058
5/6/18	23	0,009	0,043	0.210
1/7/18	3	0,001	0,567	0,191

Pengambilan data dari berbagai variabel yang telah disebutkan di atas yang digunakan sebagai data untuk validasi jaringan dapat dilihat pada Tabel 3.13. Data kecepatan angin, tekanan udara, dan beda suhu antara udara dan laut sebagai input jaringan. Data pengukuran ketinggian gelombang sebagai target keluaran jaringan.

Tabel 3. 13 Data variabel cuaca dari Buoyweather Station Type II

Tanggal	Lama pengambilan data (jam)	Kecepatan angin rata-rata (knot)	tekanan udara rata-rata (mbar)	Beda suhu laut dan udara rata-rata (°C)	Tinggi gelombang signifikan (m)
4/6/18	10	1,29	1006,70	1,27	0,06
5/6/18	23	1,71	964,4	0,62	0,21
1/7/18	3	13,16	1007,78	1,96	0,19

3.10 Analisis dan pembahasan

Hasil yang didapat dari penelitian yang telah dilakukan dianalisis dan dilakukan pembahasan mengenai performansi penelitian dan berbagai faktor yang mempengaruhi penelitian untuk kemudian ditarik kesimpulan.

3.11 Kesimpulan dan Saran

Penarikan kesimpulan berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dan memberikan rekomendasi untuk penelitian selanjutnya. Hasil penelitian disusun dalam sebuah laporan Tugas Akhir.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Prediksi Ketinggian Gelombang Laut Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan

Nilai MSE untuk pelatihan dan pengujian data dari prediksi ketinggian gelombang laut menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan berdasarkan variasi *hidden node* disajikan pada Tabel 4. 1. Terdapat tiga macam nilai MSE yang disajikan, antara lain: kolom MSE latih adalah nilai MSE pada saat pelatihan jaringan menggunakan data latih; kolom MSE uji yaitu nilai MSE pada saat pengujian menggunakan data uji; kolom MSE uji tambahan menunjukkan nilai MSE pada saat pengujian menggunakan data uji tambahan.

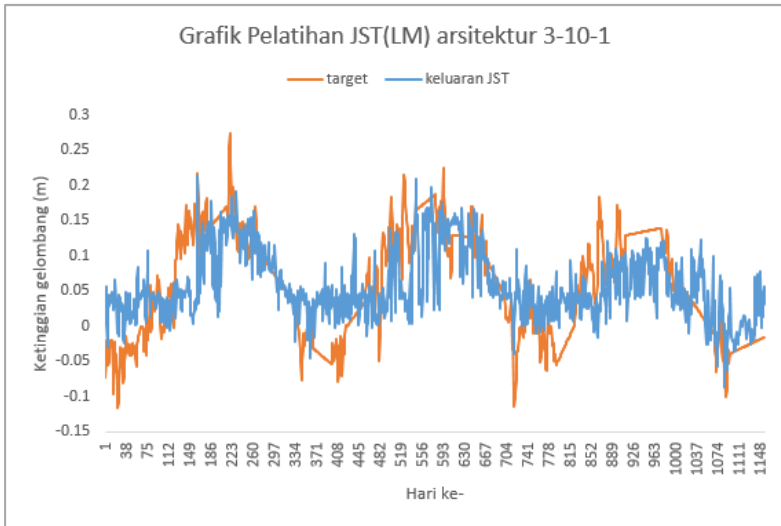
Tabel 4. 1 Nilai MSE prediksi ketinggian gelombang laut menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan

<i>hidden node</i>	MSE latih (m)	MSE uji (m)	MSE uji tambahan (m)
1	0,004184	0,001392	0,003463
5	0,003592	0,001558	0,0035
10	0,003317	0,001884	0,002989
15	0,003426	0,001695	0,003843
20	0,003244	0,002399	0,005571
25	0,003206	0,002504	0,004659
30	0,003093	0,002594	0,004217
35	0,003021	0,002553	0,005581
40	0,003022	0,002634	0,004329
45	0,002936	0,002440	0,004985
50	0,002930	0,002918	0,006453

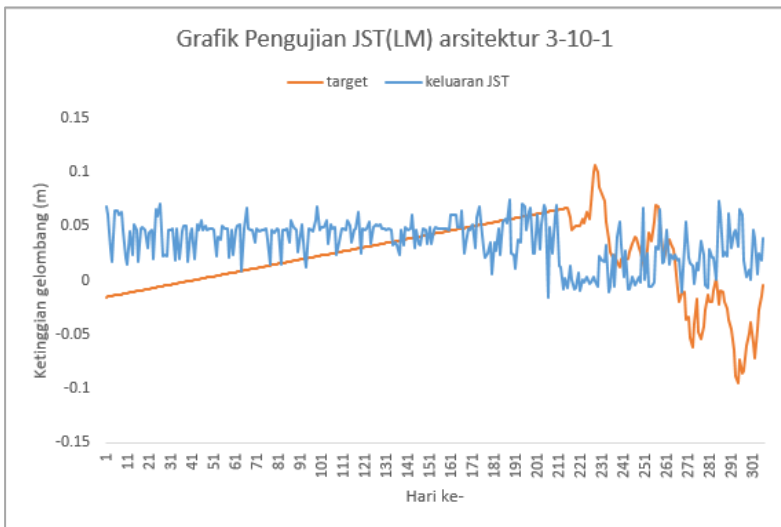
Berdasarkan nilai MSE yang terkecil dan kesesuaian keluaran jaringan untuk mengikuti target pada grafik pola pelatihan dan pola pengujian, maka arsitektur jaringan terbaik yaitu menggunakan jumlah *hidden node* 10. Perbandingan pola grafik masing-masing *hidden node* dapat dilihat di lampiran. Pada Tabel 4. 1 dapat diketahui bahwa dengan arsitektur 3-10-1 didapatkan nilai MSE pelatihan sebesar 0,0033; nilai MSE pengujian sebesar 0,0018; dan MSE pengujian tambahan sebesar 0,0030. Sehingga dapat dikatakan jaringan dengan arsitektur terbaik 3-10-1 memberikan hasil prediksi MSE pelatihan sebesar 0,0033. Apabila dihitung menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), persentase *error* 1,26%. Sehingga berdasarkan klasifikasi skala Lewis (Tabel 2.4), prediktor dapat dikatakan sangat akurat.

Grafik hasil pelatihan dan pengujian dengan arsitektur 3-10-1 dapat dilihat Gambar 4. 1 dan Gambar 4. 2, serta grafik pola pengujian tambahan pada Gambar 4. 3. Pada Gambar 4. 1 grafik hasil pelatihan dapat dilihat bahwa ketinggian gelombang hasil prediksi (warna biru) memiliki pola kecenderungan berada di tengah-tengah persebaran target ketinggian gelombang asli (warna oranye) namun sudah dapat mengikuti pola targetnya dengan baik.

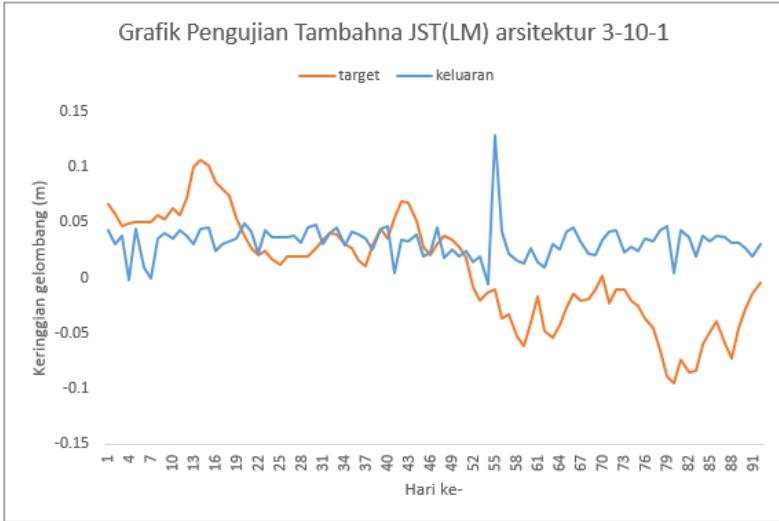
Grafik hasil pengujian pada Gambar 4. 2 menunjukkan pola ketinggian gelombang hasil prediksi (warna biru) memiliki kecenderungan berada di tengah-tengah antara nilai persebaran target ketinggian gelombang (warna oranye). Hingga sekitar hari ke- 200 tetap berada di tengah. Hal ini disebabkan karena pola target data uji ada yang tidak mirip dengan pola target data latih, karena adanya pengisian *missing value* data uji. Keluaran hasil prediksi menyimpan memori dalam bentuk nilai bobot untuk mengikuti pola data latihnya. Namun, hasil prediksi dapat dikatakan baik dengan nilai MSE 0,0018 dan di atas hari ke-200 sudah dapat mengikuti pola target uji.



Gambar 4. 1 Hasil pelatihan JST(LM) untuk arsitektur 3-10-1.



Gambar 4. 2 Hasil pengujian JST(LM) untuk arsitektur 3-10-1.

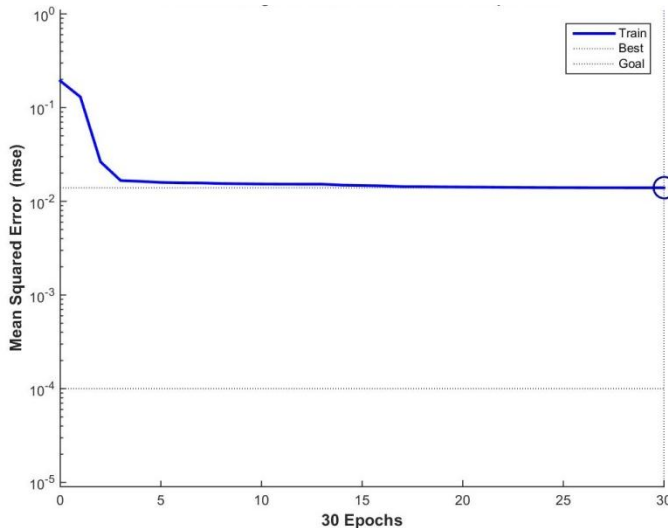


Gambar 4. 3 Hasil pengujian tambahan JST(LM) untuk arsitektur 3-10-1

Gambar 4. 3 menunjukkan grafik pola pengujian tambahan di mana pola yang kurang sesuai pada data uji tidak digunakan. Grafik tersebut menunjukkan bahwa pola keluaran jaringan dapat mengikuti pola target ketinggian gelombang walaupun nilainya masih berada di tengah-tengah pola persebaran nilai target.

Performansi pada pelatihan prediksi menggunakan JST(LM) dengan arsitektur 3-10-1 dapat dilihat pada Gambar 4. 4. Pada gambar tersebut dapat dilihat bahwa nilai MSE semakin menurun hingga *epoch* ke 30. Nilai MSE yang ditargetkan yaitu 10^{-4} , namun nilai tersebut tidak tercapai karena berbagai parameter salah satunya jumlah *epoch* yang dibatasi pada 30 *epoch*. Pada algoritma LM ini pelatihan juga dapat berhenti dengan parameter lain, salah satunya batas minimum gradien yang tercapai, sehingga tidak terjadi perubahan bobot lagi. Dapat dikatakan

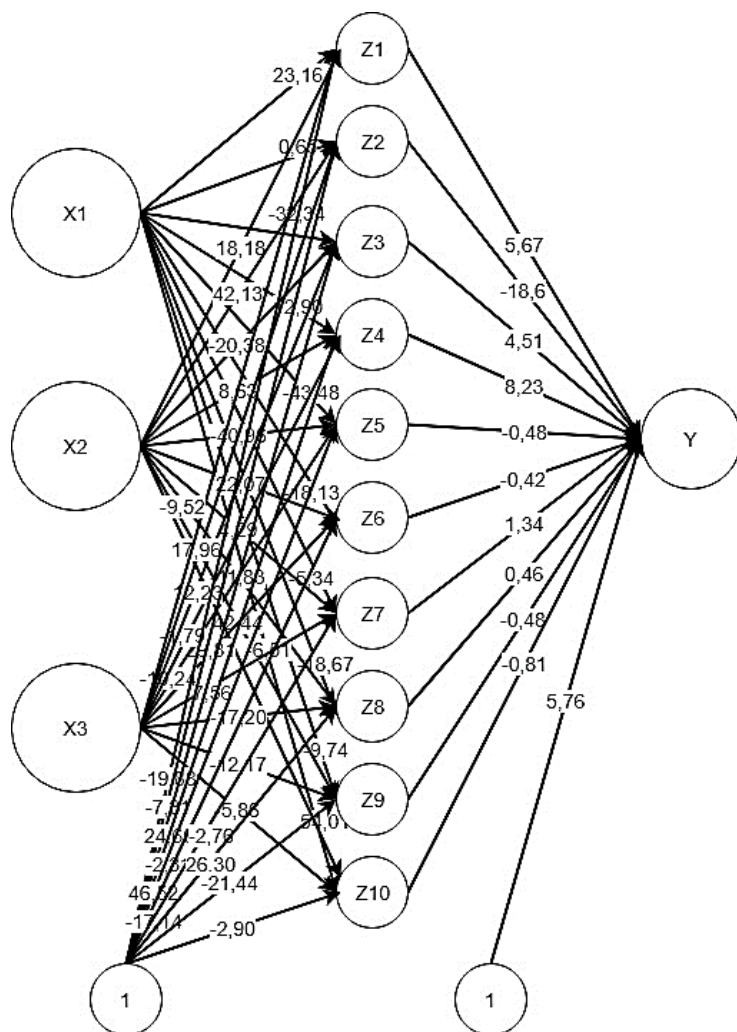
bahwa hasil pelatihan sudah konvergen dan merupakan hasil terbaik yang didapat dengan arsitektur dan parameter tersebut.



Gambar 4. 4 Grafik performansi pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan dengan arsitektur 3-10-1

Arsitektur JST(LM) 3-10-1 dengan faktor bobot dapat dilihat pada Gambar 4.5. Notasi X_1 adalah variabel kecepatan angin, X_2 adalah variabel tekanan udara, dan X_3 adalah variabel beda suhu antara udara dan permukaan laut. *Hidden layer* terdiri dari 10 *hidden node* yaitu $Z_1 - Z_{10}$. Keluaran hasil prediksi jaringan ditunjukkan oleh unit output Y .

Bobot jaringan yang digunakan pada arsitektur 3-10-1 dapat dilihat pada Tabel 4. 2. Bobot v_{ij} adalah bobot dari input ke- i menuju *hidden node* ke- j . Bobot v_{0j} yaitu bobot dari bias ke *hidden node* j . Bobot w_j adalah bobot dari *hidden node* j menuju output. Bobot w_0 yaitu bobot dari bias menuju output.



Gambar 4.5 arsitektur JST(LM) 3-10-1 dengan faktor bobot

Tabel 4. 2 Nilai bobot pada JST(LM) arsitekur 3-10-1

Bobot	Nilai	Bobot	Nilai	Bobot	Nilai
v11	23,1619	v28	-11,8306	v05	46,5205
v12	0,6452	v29	42,4441	v06	-17,1410
v13	-32,3441	v2 10	-6,5144	v07	-2,7575
v14	12,8992	v31	-9,5239	v08	26,2977
v15	-43,4787	v32	17,9610	v09	-21,4495
v16	-18,1328	v33	12,2331	v0 10	-2,8967
v17	-5,3358	v34	-1,7944	w1	5,6798
v18	-18,6739	v35	-10,2395	w2	-18,6048
v19	-9,7450	v36	29,8116	w3	4,5080
v1 10	54,0107	v37	7,5615	w4	8,2271
v21	18,1837	v38	-17,2011	w5	-0,4779
v22	42,1291	v39	-12,1782	w6	-0,4193
v23	-20,3750	v3 10	-5.8586	w7	1,3430
v24	8,6258	v01	-19,8841	w8	0,4574
v25	-40,9575	v02	-7,3095	w9	-0,4762
v26	22,0734	v03	24,6552	w10	-0,8077
v27	4,2901	v04	-2,31200	w0	5,7583

4.2 Prediksi Ketinggian Gelombang Laut Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan – Particle Swarm Optimization

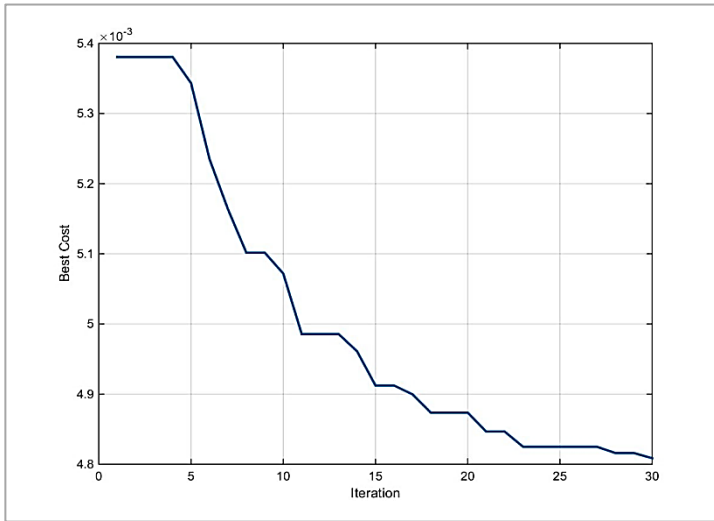
Hasil performansi nilai MSE pelatihan dengan metode JST-PSO dapat dilihat pada Tabel 4. 3. Terdapat tiga macam nilai MSE yang disajikan, antara lain: kolom MSE latih adalah nilai MSE pada saat pelatihan jaringan menggunakan data latih; kolom MSE uji yaitu nilai MSE pada saat pengujian menggunakan data uji; kolom MSE uji tambahan menunjukkan nilai MSE pada saat pengujian menggunakan data uji tambahan.

Tabel 4. 3 MSE hasil pelatihan JST-PSO

Jumlah <i>hidden node</i>	MSE latih (m)	MSE uji (m)	MSE uji tambahan (m)
1	0,00524	0,001465	0,002173
2	0,005171	0,001490	0,002303
3	0,004809	0,001176	0,002157
4	0,005188	0,001457	0,002277
5	0,004949	0,001325	0,002128
6	0,019422	0,001109	0,002300
7	0,019809	0,001123	0,002146
8	0,019281	0,001068	0,002173
9	0,019098	0,001058	0,002352
10	0,022086	0,001331	0,002202

Berdasarkan Tabel 4.3 tersebut dapat diketahui bahwa dari berbagai variasi jumlah *hidden node* yang digunakan didapatkan nilai MSE pelatihan terbaik pada jumlah *hidden node* 3. Jaringan memberikan hasil prediksi dengan arsitektur terbaik 3-3-1 menghasilkan MSE pelatihan 0,00481. Apabila dihitung menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), persentase *error* 3,53%. Sehingga berdasarkan klasifikasi skala Lewis (Tabel 2.4), prediktor dapat dikatakan sangat akurat.

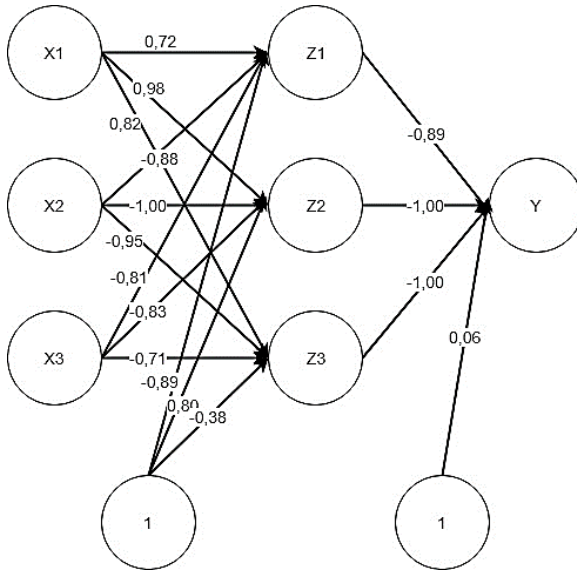
Grafik performansi pelatihan JST-PSO ditunjukkan pada Gambar 4.6 di bawah ini. Nilai *Best Cost* pada grafik yaitu nilai fitness dari persamaan fungsi objektif. Fungsi objektif yang digunakan yaitu nilai MSE. Pada grafik tersebut menunjukkan penurunan nilai *Global Best*, yaitu nilai terbaik dari seluruh populasi dari 25 partikel yang mengandung nilai bobot masing-masing. Partikel terbaik yaitu yang menghasilkan *Global Best* memiliki nilai bobot yang paling optimum di antara partikel yang lainnya.



Gambar 4. 6 Grafik performansi pelatihan JST-PSO ketinggian gelombang laut dengan arsitektur 3-3-1

Arsitektur terbaik JST-PSO 3-3-1 dengan faktor bobot dapat dilihat pada Gambar 4.7. Notasi $X1$ adalah variabel kecepatan angin, $X2$ adalah variabel tekanan udara, dan $X3$ adalah variabel beda suhu antara udara dan permukaan laut. *Hidden layer* terdiri dari 3 *hidden node* yaitu $Z1, Z2$, dan $Z3$. Keluaran hasil prediksi jaringan ditunjukkan oleh unit output Y .

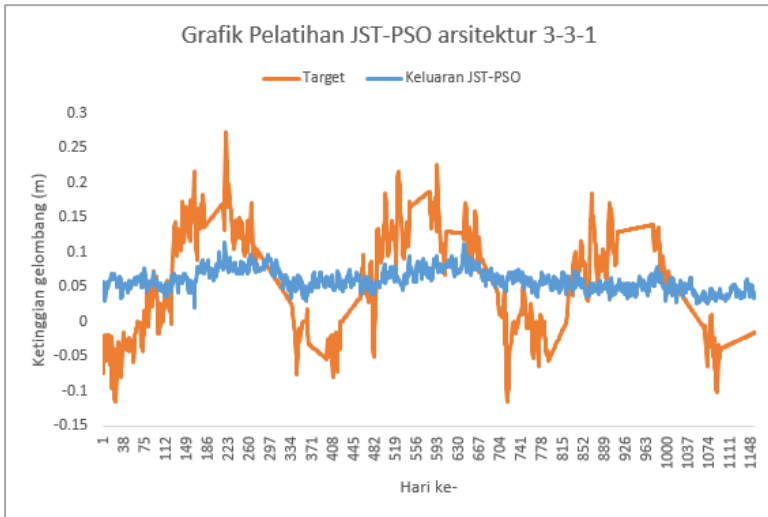
Dari hasil pelatihan JST-PSO yang telah dilakukan, pada arsitektur 3-3-1 didapatkan nilai bobot optimal yang disajikan pada Tabel 4.4. Bobot v_{ij} adalah bobot dari input ke- i menuju *hidden node* ke- j . Bobot v_{0j} yaitu bobot dari bias ke *hidden node* j . Bobot w_j adalah bobot dari *hidden node* j menuju output. Bobot w_0 yaitu bobot dari bias menuju output.



Gambar 4. 7 Arsitektur JST-PSO 3-3-1 dengan faktor bobot

Tabel 4. 4 Nilai bobot optimal JST-PSO arsitektur 3-3-1

Bobot	Nilai	Bobot	Nilai
V11	0,721974	V31	-0,80971
V21	0,985497	V32	-0,83461
V31	0,823731	V33	0,710088
V01	-0,88761	V03	-0,38010
V21	-0,87673	W1	0,894544
V22	-1,00000	W2	-1,00000
V23	-0,94957	W3	-1,00000
V02	0,800324	W0	0,064036

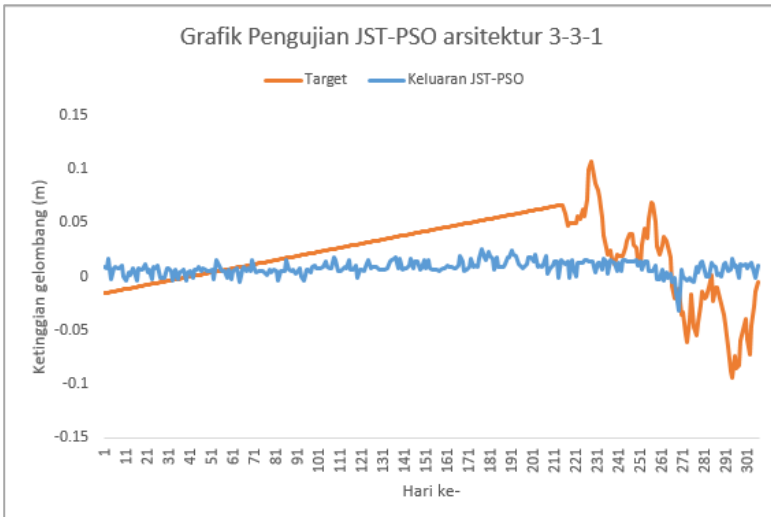


Gambar 4. 8 Hasil Pelatihan JST-PSO dengan arsitektur 3-3-1

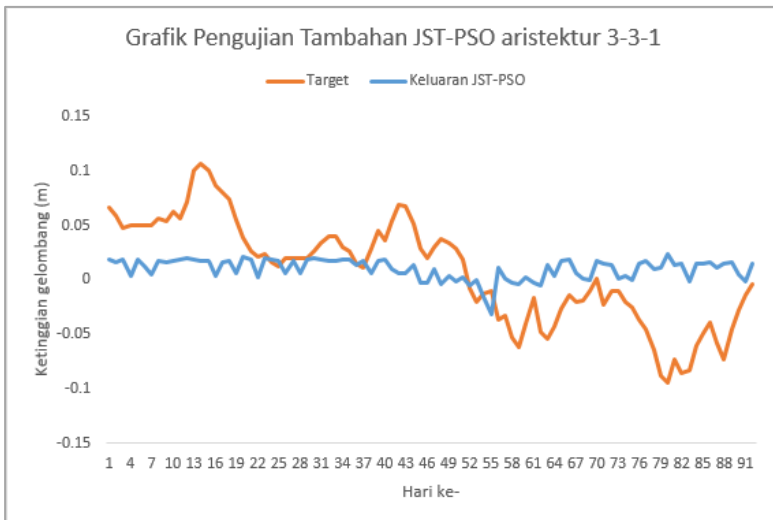
Grafik pelatihan JST-PSO untuk arsitektur 3-3-1 ditunjukkan pada Gambar 4.8. Pada grafik hasil pelatihan dapat dilihat bahwa ketinggian gelombang hasil prediksi (warna biru) memiliki pola kecenderungan berada di tengah-tengah pola persebaran target ketinggian gelombang (warna oranye). Dapat dilihat bahwa pola keluaran jaringan dapat mengikuti kelengkungan naik turun target walaupun tidak dapat dikatakan mengikuti pola tersebut dengan baik. Walaupun nilai MSE nya bernilai 0.00481, merupakan nilai yang cukup baik apabila disandingkan dengan nilai MSE pada pelatihan JST(LM) namun grafik pelatihnnya masih lebih buruk. Hal ini dapat dikarenakan hasil pelatihan yang belum optimal, nilai variabel, dan juga pengaruh distribusi variansi pada perhitungan *error* MSE. Nilai satuan variabel dngan kisaran nilai decimal 10^{-2} menghasilkan nilai MSE dengan kisaran tersebut atau lebih kecil. Distribusi variansi juga mempengaruhi nilai MSE tersebut. Variansi menunjukkan seberapa jauh sebuah kumpulan data tersebar.

Variansi yang rendah mengindikasikan bahwa data tidak jauh dari reratanya. Oleh karena itu, pada prediksi ini masih dapat dikatakan konvergen karena distribusi kesalahan (*error*) kecil walaupun hasil prediksi dapat dilihat belum bisa mengikuti pola target yang diberikan.

Grafik hasil ditampilkan pengujian pada Gambar 4.9 walaupun dengan nilai MSE yang kecil yaitu 0,0012, pada grafik hasil pelatihan dapat dilihat bahwa ketinggian gelombang hasil prediksi (warna biru) memiliki pola kecenderungan berada di tengah-tengah pola persebaran target ketinggian gelombang (warna oranye) namun tidak mengikuti pola target yang diberikan dengan baik. Walaupun begitu pada sekitar hari ke-271 masih ada pola lengkungan turun yang sangat kecil dapat mengikuti pola lengkungan target.



Gambar 4. 9 Hasil Pengujian JST-PSO dengan arsitektur 3-3-1



Gambar 4. 10 Hasil Pengujian Tambahan JST-PSO dengan arsitektur 3-3-1

Grafik hasil pengujian tambahan disajikan pada Gambar 4.10, dapat dilihat bahwa pola ketinggian gelombang hasil prediksi (warna biru) masih berada di tengah persebaran target ketinggian gelombang (warna oranye) namun tidak mengikuti pola target yang diberikan dengan baik. Walaupun begitu, pada sekitar hari ke-55 ada lengkungan turun yang sangat kecil dapat mengikuti pola lengkungan target.

4.3 Perbandingan Hasil antara Metode JST(LM) dan JST-PSO

Arsitektur jaringan terbaik yang telah didapatkan dari kedua metode JST(LM) dan JST-PSO kemudian dibandingkan berdasarkan nilai MSE dan waktu pelatihan dapat dilihat pada Tabel 4. 5 berikut.

Tabel 4. 5 Perbandingan hasil JST(LM) dan JST-PSO

Metode	MSE (m)	<i>Epoch</i>	Lama waktu pelatihan (menit)
JST(LM) 3-10-1	0,00332	30	0,0083
JST-PSO 3-3-1	0,00481	30	85

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt (LM) menghasilkan prediktor terbaik pada arsitektur 3-10-1 dengan nilai MSE pelatihan 0,00332. Jaringan Syaraf Tiruan yan dioptimasi dengan Particle Swarm Optimization (PSO) menghasilkan prediktor terbaik pada arsitektur 3-3-1 dengan nilai MSE 0,00481.

Dari Tabel 4.5 dapat diketahui bahwa nilai MSE terkecil didapatkan saat menggunakan metode JST dengan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt. Metode yang terbaik yaitu dengan nilai MSE yang paling kecil, di mana semakin mendekati nol maka semakin baik (Klimberg, Sillup, Boyle, & Tavva, 2010).

Berdasarkan grafik pola pelatihannya yang telah dibahas pada sub bab sebelumnya, dibandingkan JST-PSO bahwa JST(LM) memiliki grafik pola pelatihan yang lebih baik yaitu hasil prediksi ketinggian gelombang dapat mengikuti pola target nilai ketinggian gelombang yang asli. Pola pelatihan ini perlu diperhatika karena menunjukkan nilai hasil prediksi yang sama atau semakin mendekati nilai sebenarnya.

Berdasarkan lamanya waktu pelatihan, JST(LM) membutuhkan waktu 0,083 menit atau 0,05 detik dengan 30 *epoch* sedangkan JST-PSO membutuhkan waktu 85 menit untuk 30 *epoch*. Hal ini menunjukkan bahwa pelatihan menggunakan JST-PSO kurang efisien dibandingkan dengan JST(LM).

Berdasarkan perbandingan tersebut pada penelitian ini Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi variabel ketinggian gelombang laut dengan optimasi menggunakan PSO untuk mendapatkan nilai bobot optimal ternyata masih kurang efisien dibandingkan perhitungan nilai bobot yang dilakukan oleh algoritma pelatihan Levenbergg-Marquardt. Hal ini dapat dipengaruhi oleh beberapa hal seperti parameter pelatihan dan kebutuhan lama waktu konvergesinya.

Optimasi PSO untuk menentukan nilai bobot optimal dapat memberikan hasil klasifikasi yang akurat sebanding dengan waktu konvergensi yang dapat diterima. Arsitektur jaringan, pemilihan parameter pada PSO, dan banyaknya data seperti jumlah *hidden node* yang memberikan banyaknya variabel bobot yang dioptimasi mempengaruhi performansi dan kecepatan waktu konvergensinya. (Hamed, Shamsuddin, & Salim, 2008). Meskipun JST-PSO membutuhkan iterasi/*epoch* yang lebih sedikit daripada JST, namun waktu yang dibutuhkan untuk satu *epoch* tersebut membutuhkan waktu yang lebih lama daripada JST (Muhtar, Mustika, & Suharyanto, 2017). Program komputasi yang meminta nilai *best cost* di setiap partikel dan iterasi juga dapat mempengaruhi kecepatannya. Sedangkan algoritma Levenberg-Marquardt merupakan algoritma jaringan syaraf tiruan yang memberikan waktu konvergensi paling cepat dibandingkan dengan algoritma pelatihan yang lain (Sharma & Venugopalan, 2014).

LM mengandung penggabungan dua metode steepest descent dan Gauss-Newton di dalamnya bekerja secara efisien dalam mencapai konvergensi dengan bertindak dalam dua peran berdasarkan pembaruan nilai *error*nya. Proses optimasi di dalam PSO mengandalkan kecepatan partikel. Bobot inersia dan redamannya serta koefisien percepatan kognitif maupun sosial memerlukan nilai yang tepat untuk mencapai hasil terbaik. Kecepatan partikel yang lambat memberikan iterasi yang banyak

untuk konvergen, sedangkan kecepatan partikel yang terlalu besar juga dapat menyebabkan menjauhi posisi terbaik sehingga perjalanan partikel pun membutuhkan iterasi yang lebih banyak pula. Di mana iterasi berpengaruh pada lama waktu mencapai konvergensi. Banyaknya partikel dan variabel yang dioptimasi juga memberikan pengaruh.

Performansi yang kurang baik dari JST-PSO dibandingkan JST(LM) pada penelitian ini dapat dikarenakan banyaknya variabel yang dioptimasi berdasarkan variasi jumlah *hidden node*, yaitu sebanyak 6 hingga 51 variabel. Jumlah partikel 25, di mana masing-masing partikel mengandung sebanyak variabel bobot yang dioptimasi tersebut. Batas *constrain* minimal dan maksimal nilai bobot yang digunakan yaitu -1 sampai 1 mempengaruhi besarnya range nilai bobot yang didapatkan kurang luas, sehingga pelatihan jaringan mendapatkkn hasil yang kurang akurat. Selain itu, banyaknya iterasi maksimal yang diberikan yaitu 30 iterasi juga memberikan pengaruh. Apabila dilihat dari grafik performansinya dengan iterasi yang bertambah maka nilai *best cost* semakin menurun, berarti nilai MSE semakin baik.

Jenis data variabel yang berbeda yang diprediksi juga dapat memberikan hasil pengaruh yang berbeda pada pelatihan, karena setiap variabel memiliki pola unik masing-masing. Merujuk pada penelitian sebelumnya, (Hartantyo, 2017) memberikan hasil JST-PSO untuk memprediksi variabel cuaca di daerah bandara yaitu visibilitas dan kecepatan angin memberikan hasil lebih baik dibandingkan dengan JST. Pelatihannya menggunakan 13 iterasi untuk visibilitas dan 11 iterasi untuk kecepatan angin. Parameter pelatihan yang berbeda juga memberikan hasil yang berbeda.

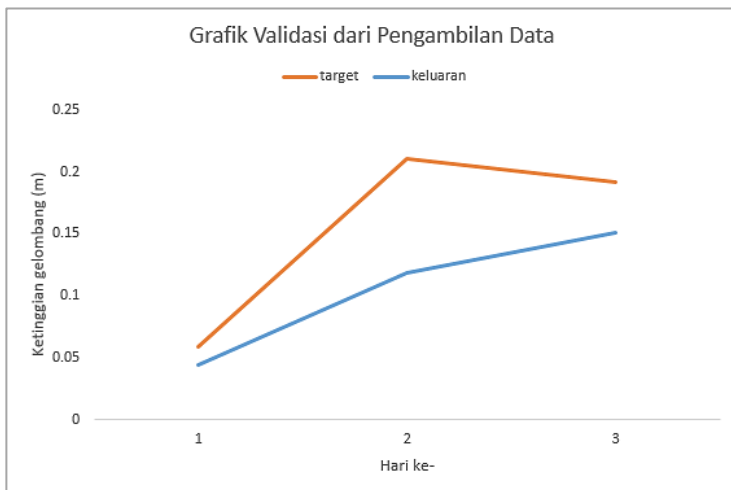
4.4 Validasi Menggunakan Pegambilan Data dari Buoyweather Station Type II

Hasil validasi prediksi ketinggian gelombang menggunakan JST(LM) arsitektur 3-10-1 dapat dilihat pada Tabel 4. 6. Nilai signifikan dua angka di belakang koma menunjukkan sensitivitas

pengukuran dari variabel cuaca yang digunakan. Pengukuran ketinggian gelombang dengan hasil keluaran dari prediksi JST menunjukkan nilai yang mendekati ketinggian gelombang asli dengan nilai MSE 0,0035.

Tabel 4. 6 Hasil pengukuran dan prediksi keluaran dari prediktor JST(LM)

Hari ke-	Kecepatan angin (knot)	tekanan udara (mbar)	Beda suhu laut dan udara ($^{\circ}\text{C}$)	Tinggi gelombang terukur (m)	Tinggi gelombang keluaran JST (m)
1	1,29	1006,70	1,27	0,06	0,04
2	1,71	964,4	0,62	0,21	0,12
3	13,16	1007,78	1,96	0,19	0,15



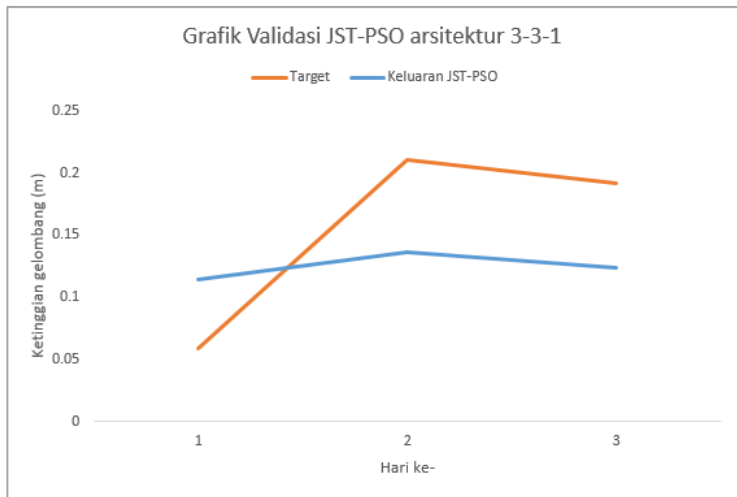
Gambar 4. 11 Grafik prediksi ketinggian gelombang (keluaran JST) dengan data validasi hasil pengukuran (target).

Grafik perbandingan hasil pengukuran ketinggian gelombang dengan nilai keluaran prediksi JST dapat dilihat pada Gambar 4.11. Dapat dilihat pada grafik bahwa hasil prediksi keluaran JST dapat mengikuti pola dari ketinggian gelombang terukur sebagai target. Pada grafik nilai hasil prediksi cenderung memiliki nilai lebih kecil daripada hasil pengukuran biasa. Pada hari pertama dapat dilihat perbedaan nilai target dan hasil prediksi memiliki jarak yang dekat, sehingga dapat dikatakan nilai prediksi mendekati nilai target. Hari kedua pada hasil keluaran mengikuti kenaikan target dengan nilai ketinggian gelombang semakin besar, namun memiliki nilai *error* dengan jarak yang lebih besar. Pada hari ketiga, nilai keluaran pada grafik semakin naik sedangkan pada nilai target semakin menurun, hasil prediksi mendekati nilai target dapat dilihat dari *error* dengan jarak titik target dan prediksi yang dekat.

Hasil validasi prediksi ketinggian gelombang menggunakan jaringan syaraf tiruan JST-PSO arsitektur 3-3-1 dapat dilihat pada Tabel 4.7. Nilai signifikan dua angka di belakang koma menunjukkan sensitivitas pengukuran dari variabel cuaca yang digunakan. Pengukuran ketinggian gelombang dengan hasil keluaran dari prediksi JST menunjukkan nilai yang mendekati ketinggian gelombang asli dengan nilai MSE 0.0044.

Tabel 4. 7 Hasil pengukuran dan prediksi keluaran dari prediktor JST-PSO

Hari ke-	Kecepatan angin (knot)	tekanan udara (mbar)	Beda suhu dan udara (°C)	Tinggi gelombang terukur (m)	Tinggi gelombang keluaran JST (m)
1	1,29	1006,70	1,27	0,06	0,11
2	1,71	964,4	0,62	0,21	0,14
3	13,16	1007,78	1,96	0,19	0,12



Gambar 4. 12 Grafik prediksi ketinggian gelombang (keluaran JST) dengan data validasi hasil pengukuran (target)

Grafik perbandingan hasil pengukuran ketinggian gelombang dengan nilai keluaran prediksi JST dapat dilihat pada Gambar 4.112. Dapat dilihat pada grafik bahwa hasil prediksi keluaran JST dapat mengikuti pola dari ketinggian gelombang terukur sebagai target. Pada grafik nilai hasil prediksi cenderung memiliki nilai lebih kecil daripada hasil pengukuran biasa. Pada hari pertama dapat dilihat perbedaan nilai hasil prediksi memiliki nilai yang lebih besar dari target, namun hari kedua pada hasil target mengikuti pola naik dari target yang memiliki nilai ketinggian gelombang lebih besar dari hari pertama. Pada hari ketiga, nilai prediksi pada grafik semakin semakin menurun mengikuti pola target yang memiliki nilai ketinggian gelombang lebih rendah daripada hari kedua. Dalam hal besar *error* dapat dilihat bahwa hasil prediksi JST-PSO memiliki *error* lebih besar dibandingkan JST(LM).

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

- a. Sistem prediksi ketinggian gelombang telah dilakukan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt / JST(LM) dengan arsitektur terbaik 3-10-1 memberikan hasil prediksi MSE pelatihan sebesar 0,0033 dan persentase *error* MAPE 1,26%, sehingga dapat dikatakan prediksi sangat akurat.
- b. Metode JST(LM) digunakan untuk melakukan prediksi ketinggian gelombang pada validasi data memberikan hasil prediksi ketinggian gelombang pada hari ke-1 sebesar 0,04 m, hari ke-2 sebesar 0,12 m, dan hari ke-3 sebesar 0,15 m. Dengan nilai MSE 0,0035.
- c. Sistem prediksi ketinggian gelombang telah dilakukan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan-*Particle Swarm Optimization* dengan arsitektur terbaik 3-3-1 memberikan hasil prediksi dengan MSE pelatihan 0,00481 dengan persentase *error* MAPE 3,53%, sehingga dapat dikatakan prediksi sangat akurat.
- d. Metode JST-PSO digunakan untuk melakukan prediksi ketinggian gelombang pada validasi data memberikan hasil prediksi ketinggian gelombang pada hari ke-1 sebesar 0,11 m, hari ke-2 sebesar 0,14 m, dan hari ke-3 sebesar 0,12 m. Dengan nilai MSE 0,0044.
- e. Perbandingan antara kedua metode tersebut digunakan dalam melakukan prediksi ketinggian gelombang, JST (dengan algoritma LM) memberikan hasil lebih baik, yang ditunjukkan oleh nilai MSE lebih kecil dibandingkan dengan JST-PSO. Meskipun optimasi PSO yang diterapkan pada

jaringan syaraf tiruan memiliki kemungkinan memberikan hasil yang berkualitas tinggi, kebutuhan waktu untuk mencapai konvergensi lebih lama dan parameter lebih kompleks dibandingkan dengan algoritma pelatihan LM.

5.2 Saran

Saran yang diberikan terkait penelitian ini, antara lain:

- a. Pengumpulan data lebih lengkap sehingga kesalahan pada data dapat diminimalisir dan meminimalkan waktu pengolahan data.
- b. Ditambahkan lebih banyak variasi untuk metode JST(LM) maupun JST-PSO untuk mengetahui hasil dari berbagai kemungkinan yang lebih baik.
- c. Nilai bobot pada JST-PSO diberikan *range* yang lebih luas dengan cara merubah parameter posisi minimal dan maksimal partikel.

DAFTAR RUJUKAN

- Ainsworth, T. (2017, Februari). 'Significant Wave Height' A closer look at wave forecasts. Retrieved from Marine Exchange of Alaska:
<https://www.mxak.org/weather/pdfs/waves.pdf>
- Aldrian, E. (2008). *Meteorologi Laut Indonesia*. Jakarta: Badan Meteorologi dan Geofisika.
- Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika. (n.d.). *Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika*. Retrieved from Perubahan Iklim: <http://www.bmkg.go.id/iklim/?p=tren-curah-hujan>
- Browne, M., Castelle, B., Strauss, D., Tomlinson, R., Blumenstein, M., & Lane, C. (2007). Near shore estimation from a global wind-wave model: spectral process, linear, and artiificial neural network models. *Coastal Engineering*.
- Chakraborty, S. . (2018, Juli 15). *Effects of Rogue Waves On Ships*. Retrieved from Marine Insight:
<https://www.marineinsight.com/marine-navigation/effects-of-rogue-wave-on-ships/>
- Fausset, L. (1994). *Fundamentals of Neural Networks*.
- Hamed, H. N., Shamsuddin, S. M., & Salim, N. (2008). Particle Swarm Optimization For Neural Network Learning Enhancement. *Jurnal Teknologi, 49 Universiti Teknologi Malaysia*, 13-26.
- Hartantyo, E. F. (2017). *Prediksi Cuaca untuk Peningkatan Keselamatan Penerbangan dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan dan Particle Swarm Optimization*. Surabaya: Teknik Fisika, FTI, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Hassan, R., Cohanim, B., & Weck, O. d. (2004). A comparison of partical swarm optimizatyon and the genetic algorithm. *American Institute of Aeronautics and Astronautics*.

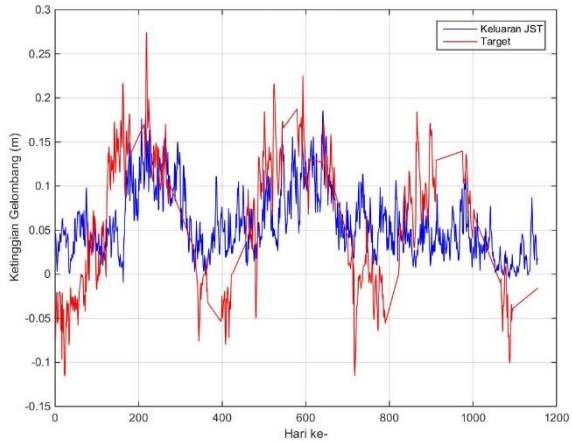
- Jain, P., Deo, M. C., & Rajendran, V. (2011). Real time wave forecasting using wind time history and numerical model. *Ocean Modelling* 36, 26-39.
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on, 1942-1948*.
- Khare, A., & Rangnekar, S. (2013). A review of particle swarm optimization and its applications in Solar Photovoltaic system. *Applied Soft Computing* 13, 2997–3006.
- Klimberg, R., Sillup, G., Boyle, K., & Tavva, V. (2010). Forecasting Performance Measures—What are their practical meaning? *Advances in Business and Management Forecasting* 7, 137-147.
- Krasnopolsky, V. M., Chalikov, D. V., & Tolman, H. L. (2002). A neural network technique to improve computational efficiency of numerical oceanic models. *Ocean Modelling* 4, 363-383.
- Kumar, N. K., Savitha, R., & Mamun, A. A. (2017). Regional ocean wave height prediction using sequential learning neural networks. *Ocean Engineering* 129, 605-612.
- Marini, F., & Walczak, B. (2015). Particle swarm optimization (PSO). A tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 153-165.
- Muhtar, A., Mustika, W., & Suharyanto. (2017). The Comparison of ANN-BP and ANN-PSO as Learning Algorithm to Track MPP in PV System. *7th International Annual Engineering Seminar (InAES)*.
- Rao, S. S. (2009). *Engineering Optimization: Theory and Practice*.
- Santosh, T. V., Gopika, V., Ghosh, A. K., & Fernandes, B. G. (2018). An approach for reliability prediction of instrumentation & control cables by artificial neural network

- and Weibull theory for probabilistic safety assessment of NPPs. *Reliability Engineering and System Safety* 170, 31-44.
- Shaban, K., El-Hag, A., & Matveev, A. (2016). A Cascade of Artificial Neural Networks to Predict Transformers Oil Parameters. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Volume 16*.
- Sharma, B., & Venugopalan, K. (2014). Comparison of Neural Network Training Functions for Hematoma Classification in Brain CT Images. *IOSR Journal of Computer Engineering*, 31-35.
- Siang, J. J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- World Meteorological Organization. (1998). *Guide to Wave Analysis and Forecasting* (2 ed.). Geneva, Switzerland.
- Yaqub, M., Eren, B., & Eyüpoğlu, V. (2016). Assessment of neural network training algorithms for the prediction of polymeric inclusion membranes efficiency. *SAÜ Fen Bil Der*, 533-542.
- Yu, H., & Wilamowski, B. M. (2011). LevenbergMarquardt Training Industrial Electronics Handbook CHapter 12. In H. Yu, & B. M. Wilamowski, *LevenbergMarquardt Training Industrial Electronics Handbook, vol. 5 Intelligent Systems, 2nd Edition* (pp. 12-1 to 12-15). CRS Press.

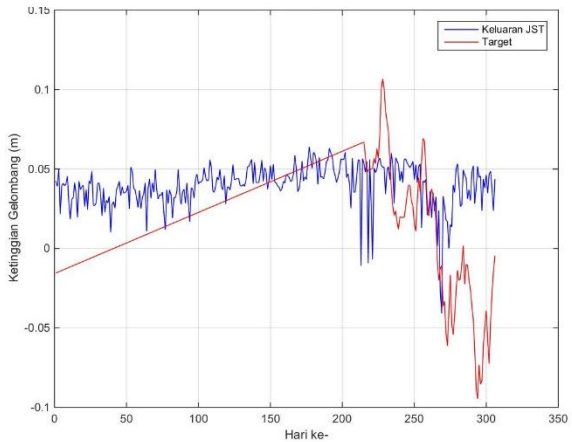
Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN

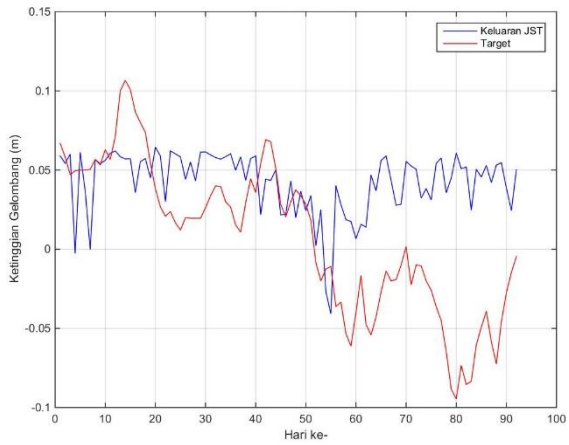
Lampiran A. Grafik Pelatihan dan Pengujian Menggunakan JST(LM)



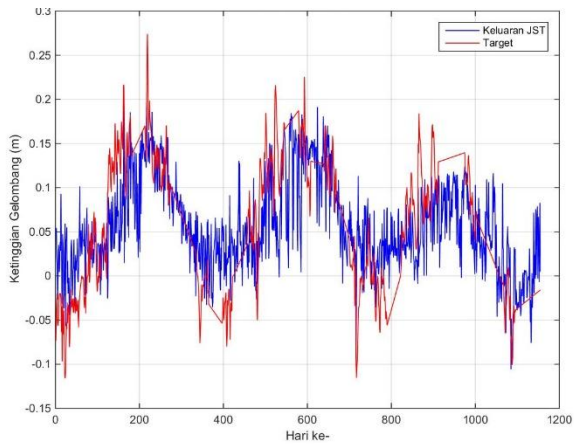
Gambar Lampiran A. 1 Hasil pelatihan arsitektur 3-1-1



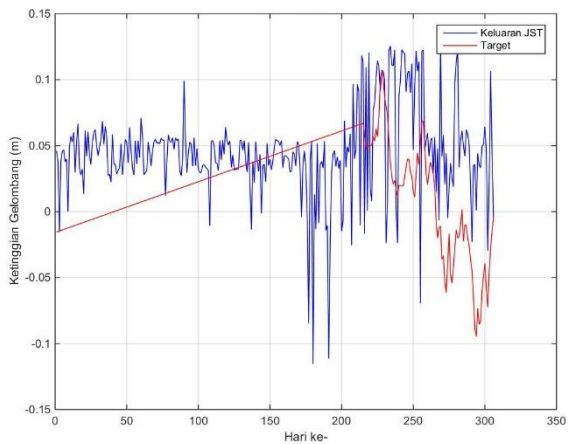
Gambar Lampiran A. 2 Hasil pengujian arsitektur 3-1-1



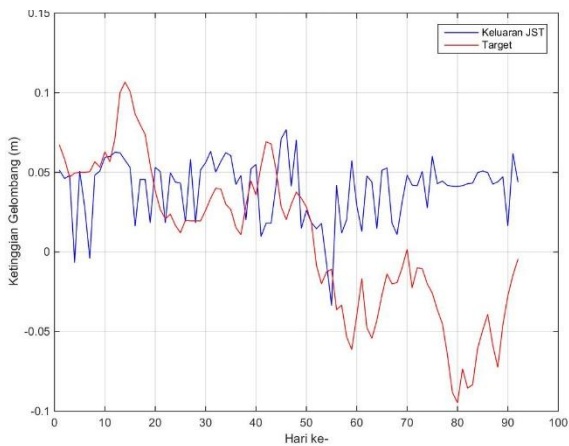
Gambar Lampiran A. 3 Hasil pengujian tambahan arsitektur 3-1-1



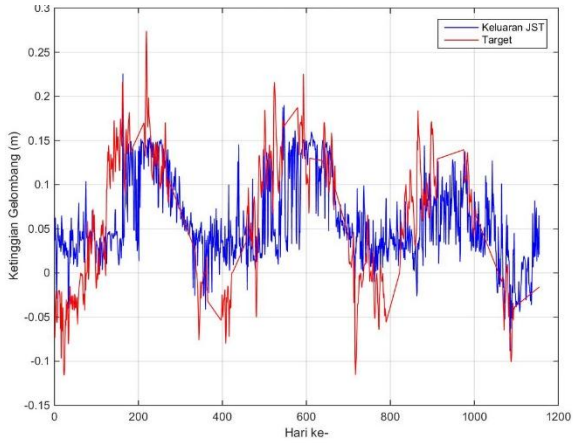
Gambar Lampiran A. 4 Hasil pelatihan arsitektur 3-5-1



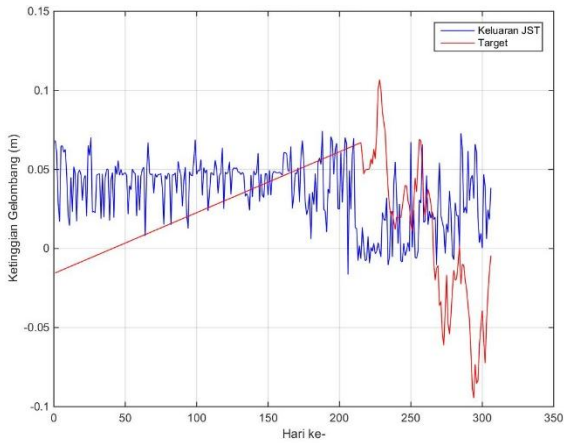
Gambar Lampiran A. 5 Hasil pengujian arsitektur 3-5-1



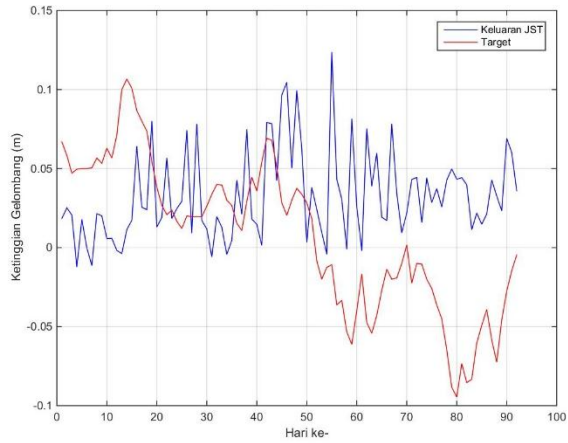
Gambar Lampiran A. 6 Hasil pengujian tambahan arsitektur 3-5-1



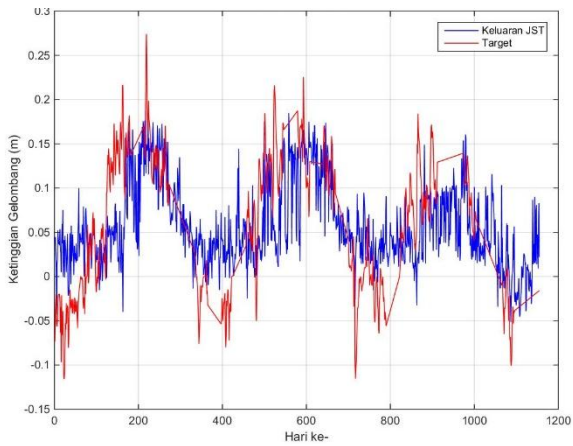
Gambar Lampiran A. 7 Hasil pelatihan arsitektur 3-10-1



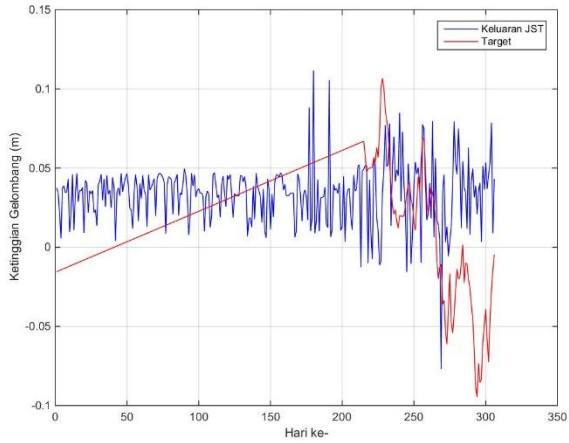
Gambar Lampiran A. 8 Hasil pengujian arsitektur 3-10-1



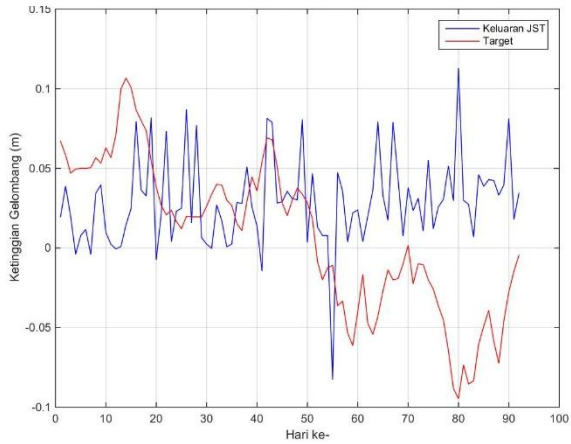
Gambar Lampiran A. 9 Hasil pengujian tambahan arsitektur 3-10-1



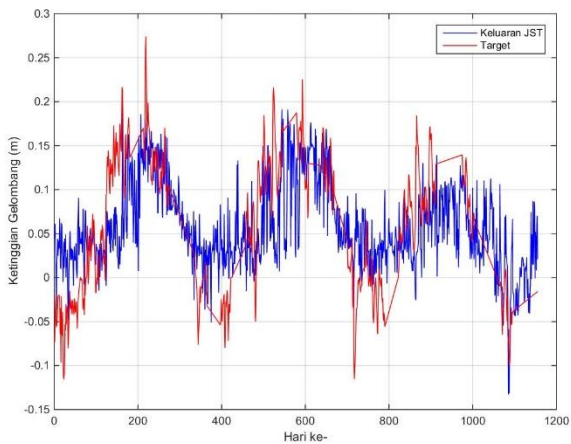
Gambar Lampiran A. 10 Hasil pelatihan arsitektur 3-15-1



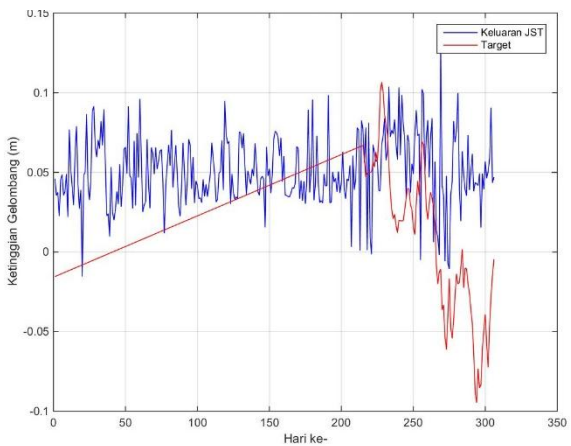
Gambar Lampiran A. 11 Hasil pengujian arsitektur 3-15-1



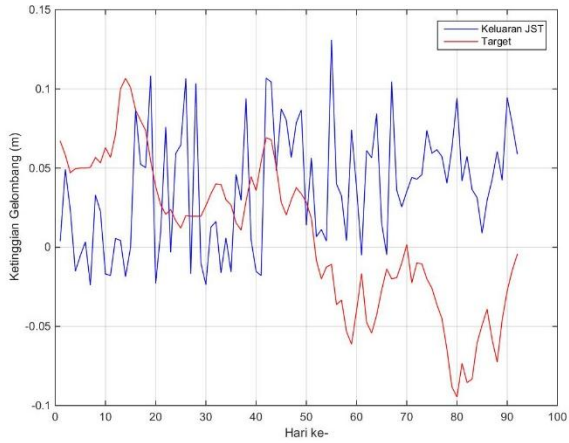
Gambar Lampiran A. 12 Hasil pengujian tambahan arsitektur 3-15-1



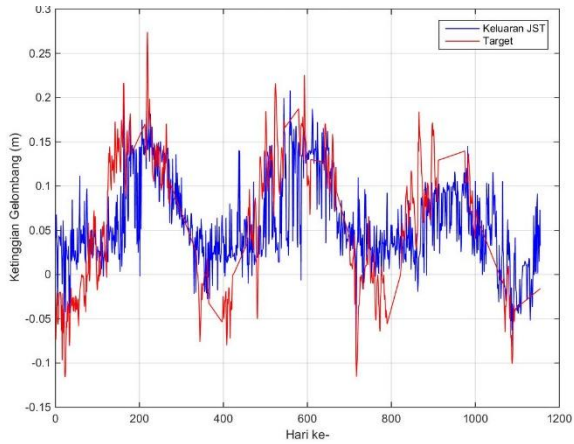
Gambar Lampiran A. 13 Hasil pelatihan arsitektur 3-20-1



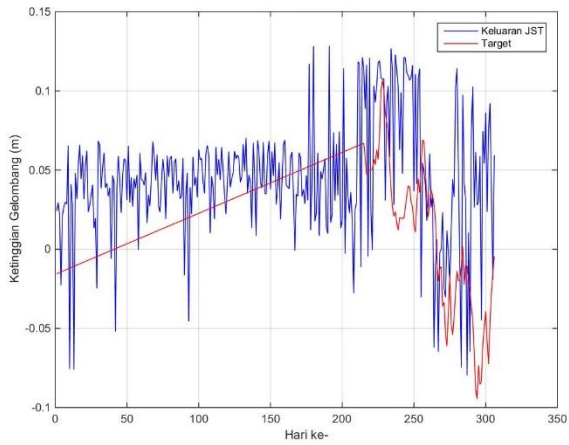
Gambar Lampiran A. 14 Hasil pengujian arsitektur 3-20-1



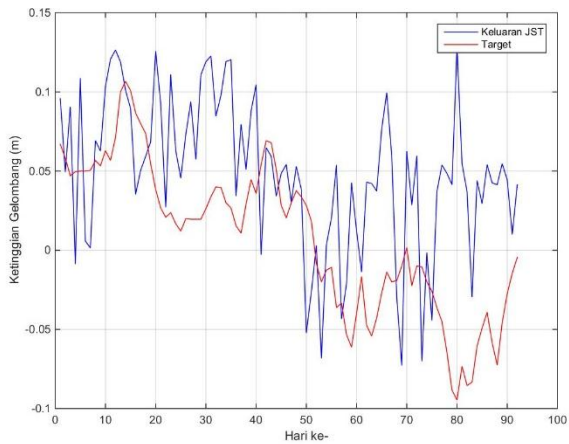
Gambar Lampiran A. 15 Hasil pengujian tambahan arsitektur 3-20-1



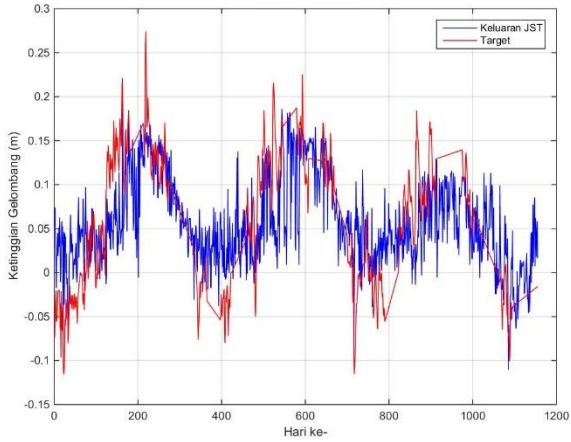
Gambar Lampiran A. 16 Hasil pelatihan arsitektur 3-25-1



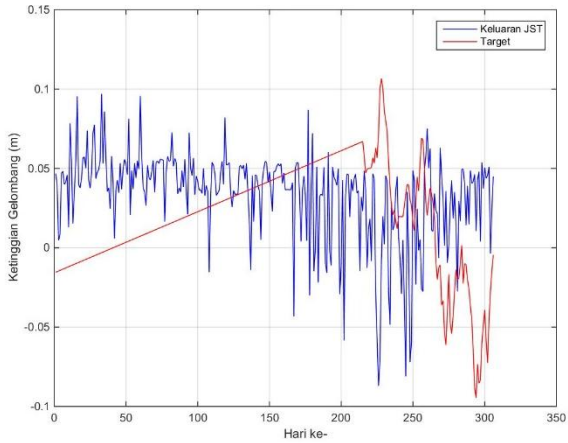
Gambar Lampiran A. 17 Hasil pengujian arsitektur 3-25-1



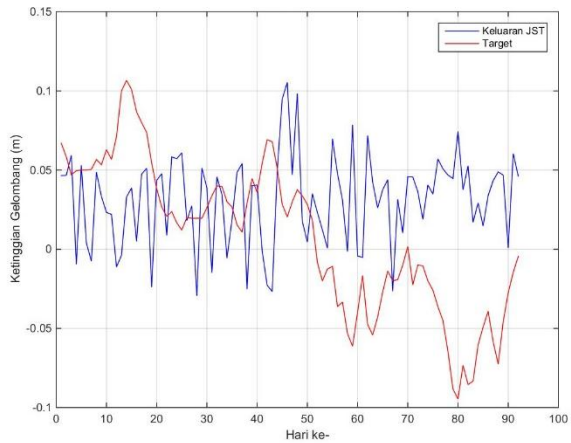
Gambar Lampiran A. 18 Hasil pengujian tambahan arsitektur 3-25-1



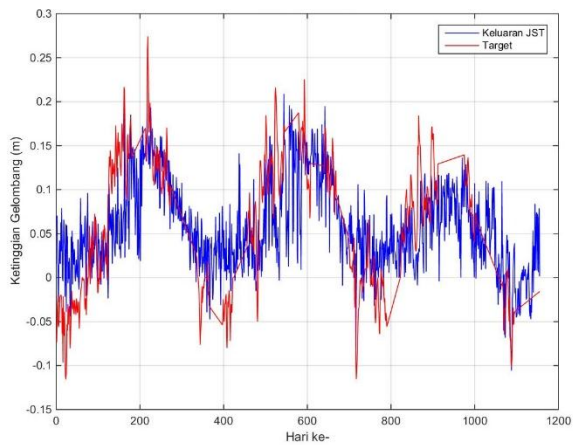
Gambar Lampiran A. 19 Hasil pelatihan arsitektur 3-30-1



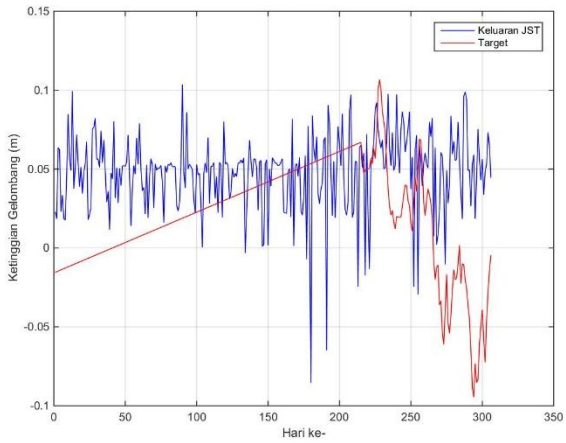
Gambar Lampiran A. 20 Hasil pengujian arsitektur 3-30-1



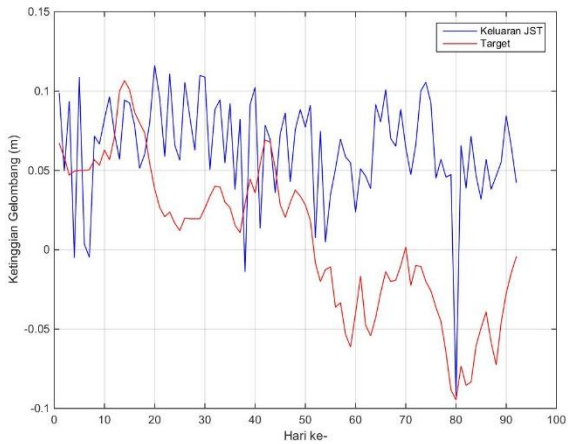
Gambar Lampiran A. 21 Hasil pengujian tambahan arsitektur 3-30-1



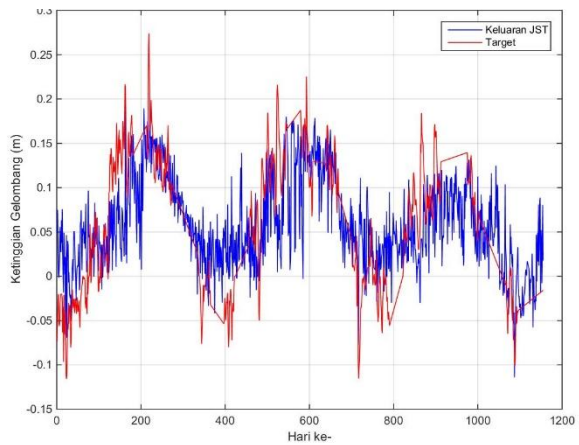
Gambar Lampiran A. 22 Hasil pelatihan arsitektur 3-35-1



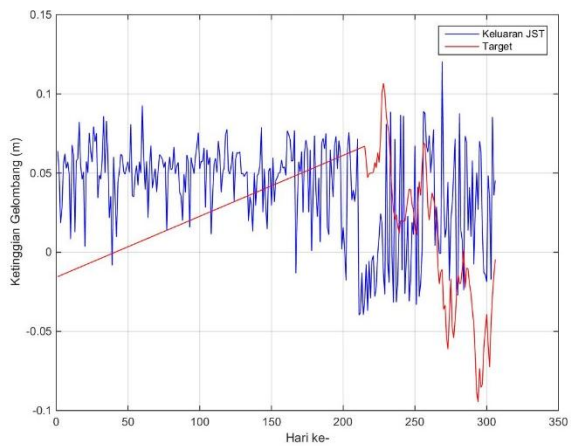
Gambar Lampiran A. 23 Hasil pengujian arsitektur 3-35-1



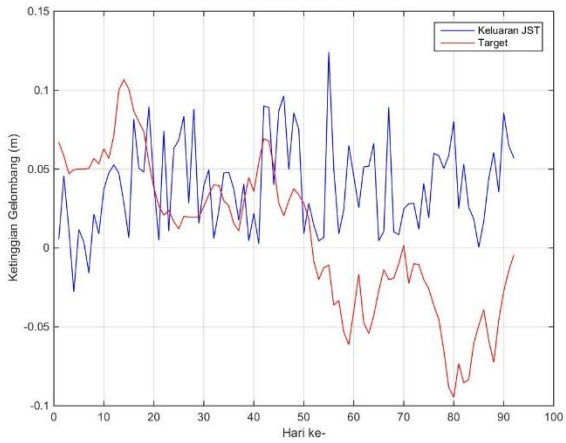
Gambar Lampiran A. 24 Hasil pengujian tambahan arsitektur 3-35-1



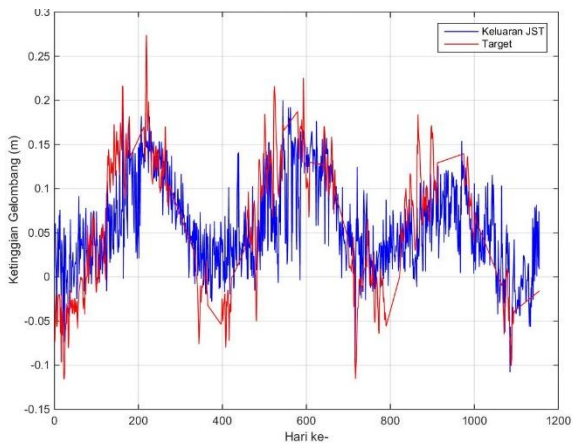
Gambar Lampiran A. 25 Hasil pelatihan arsitektur 3-40-1



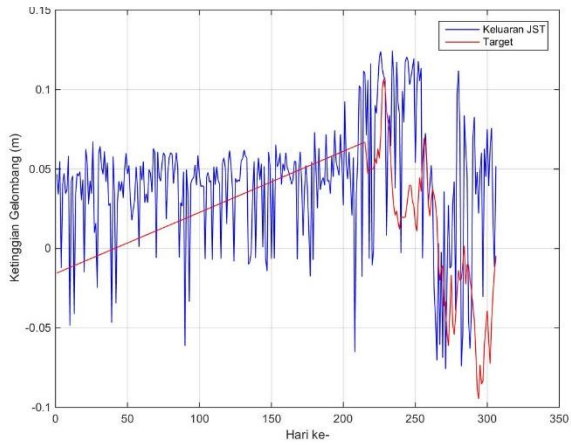
Gambar Lampiran A. 26 Hasil pengujian arsitektur 3-40-1



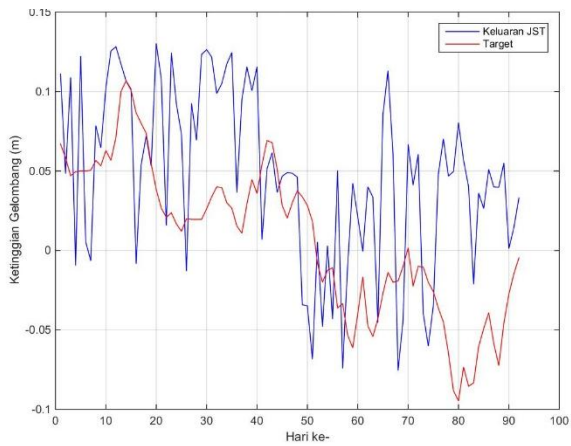
Gambar Lampiran A. 27 Hasil pengujian tambahan arsitektur 3-40-1



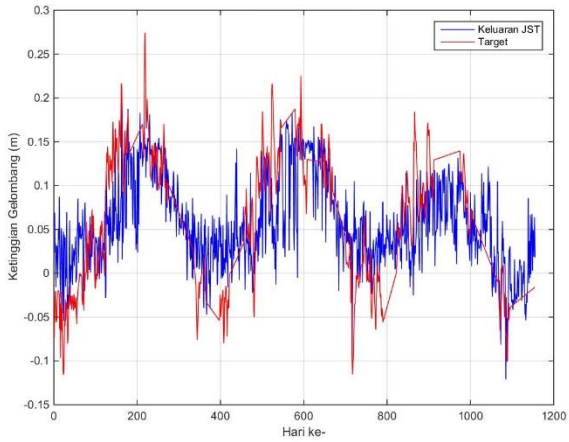
Gambar Lampiran A. 28 Hasil pelatihan arsitektur 3-45-1



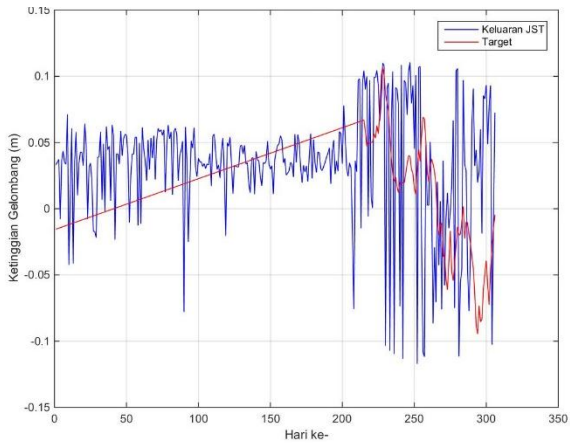
Gambar Lampiran A. 29 Hasil pengujian arsitektur 3-45-1



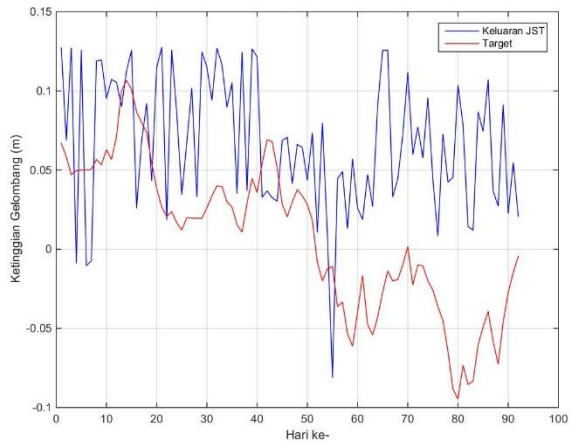
Gambar Lampiran A. 30 Hasil pengujian tambahan arsitektur 3-45-1



Gambar Lampiran A. 31 Hasil pelatihan arsitektur 3-50-1

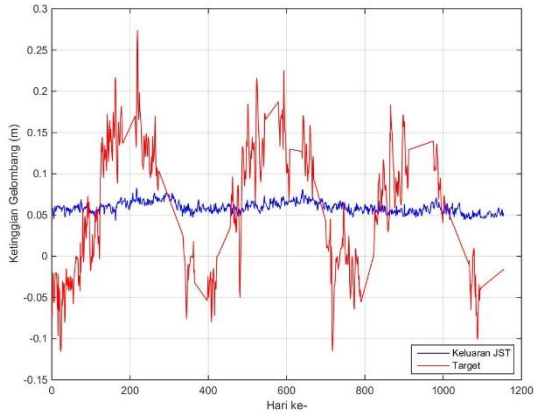


Gambar Lampiran A. 32 Hasil pengujian arsitektur3-50-1

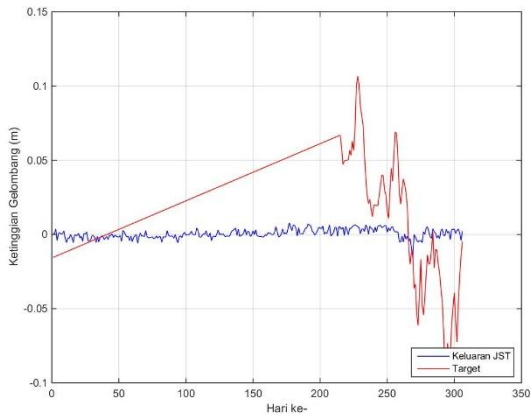


Gambar Lampiran A. 33 Hasil pengujian tambahan arsitektur 3-50-1

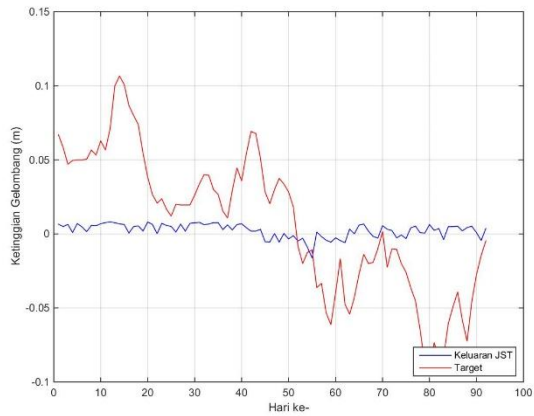
Lampiran B. Grafik Pelatihan dan Pengujian Menggunakan JST-PSO



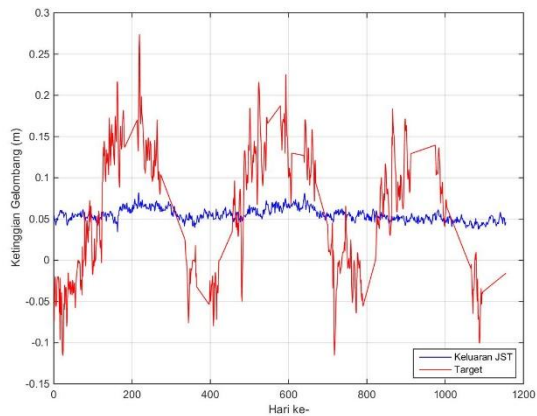
Gambar Lampiran B. 1 Hasil pelatihan JST-PSO arsitektur 3-1-1



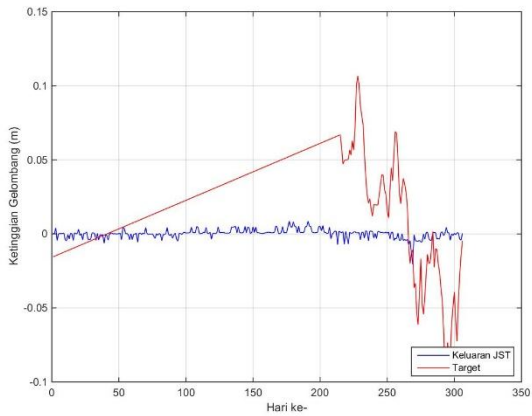
Gambar Lampiran B. 2 Hasil pengujian JST-PSO arsitektur 3-1-1



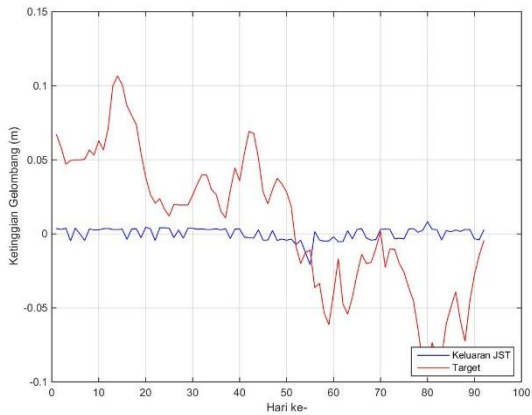
Gambar Lampiran B. 3 Hasil pengujian tambahan JST-PSO arsitektur 3-1-1



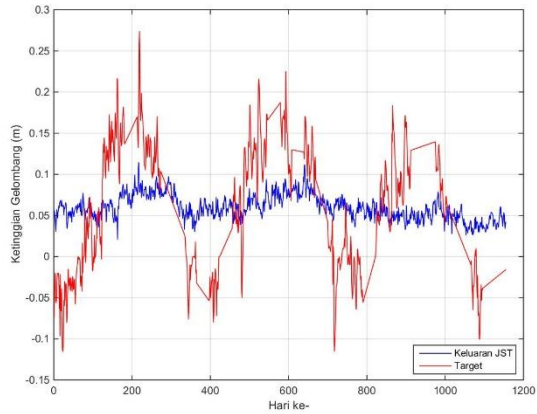
Gambar Lampiran B. 4 Hasil pelatihan JST-PSO arsitektur 3-2-1



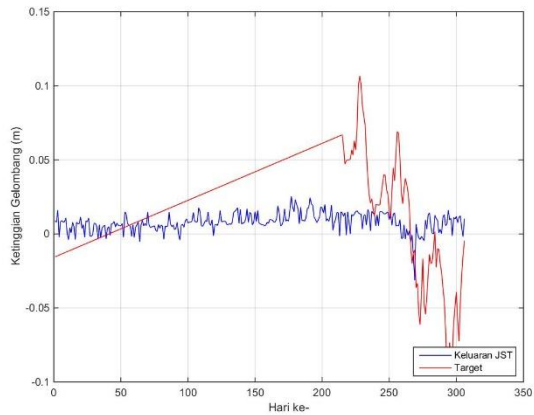
Gambar Lampiran B. 5 Hasil pengujian JST-PSO arsitektur 3-2-1



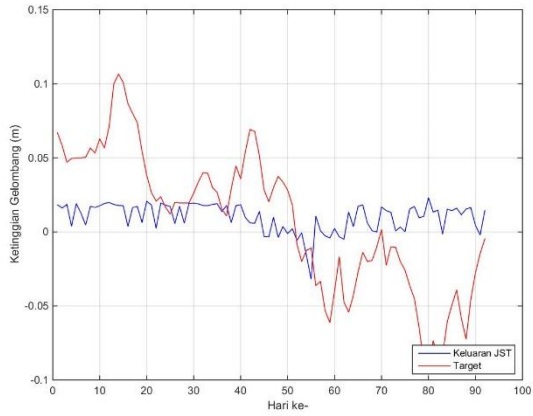
Gambar Lampiran B. 6 Hasil pengujian tambahan JST-PSO arsitektur 3-2-1



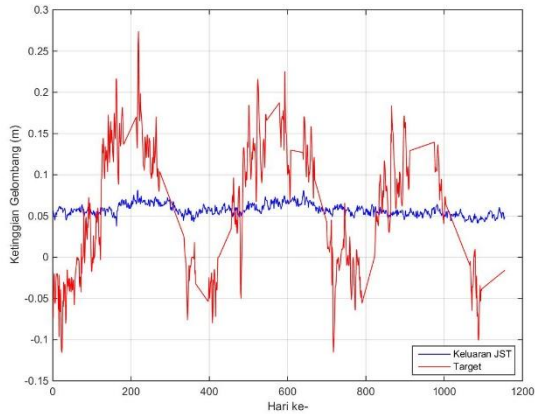
Gambar Lampiran B. 7 Hasil pelatihan JST-PSO arsitektur 3-3-1



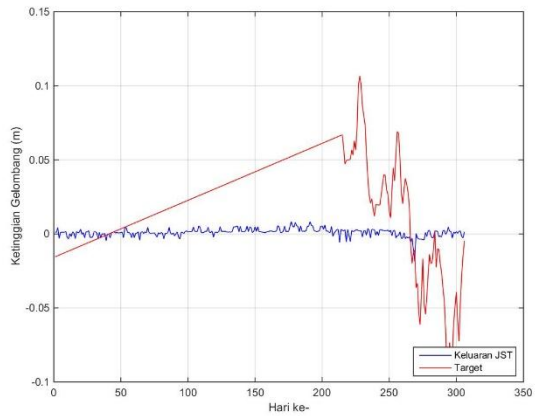
Gambar Lampiran B. 8 Hasil pengujian JST-PSO arsitektur 3-3-1



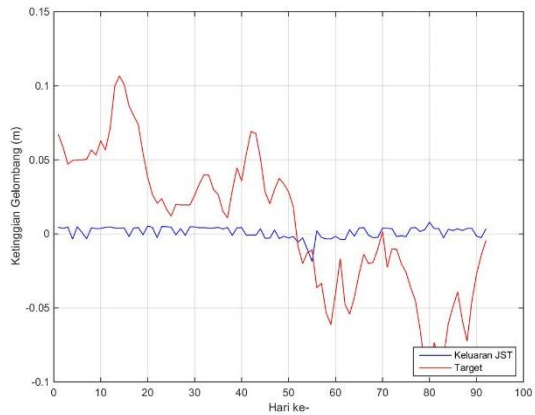
Gambar Lampiran B. 9 Hasil pengujian tambahan JST-PSO arsitektur 3-3-1



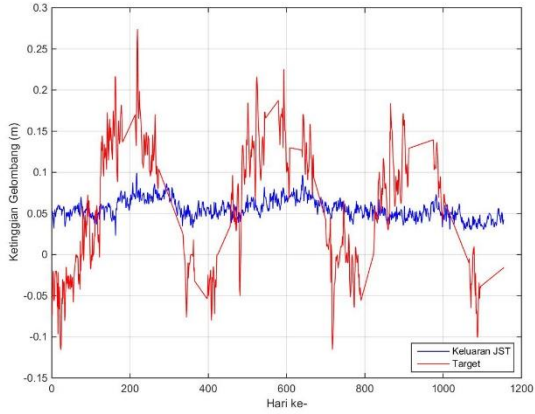
Gambar Lampiran B. 10 Hasil pelatihan JST-PSO arsitektur 3-4-1



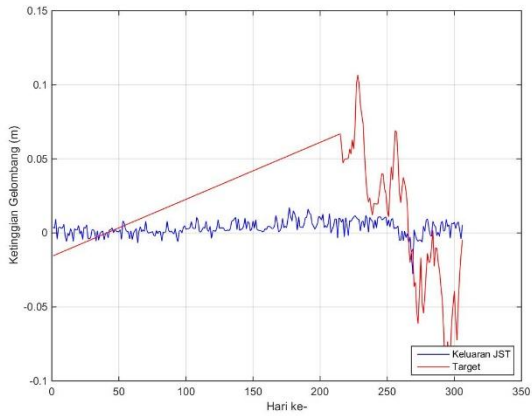
Gambar Lampiran B. 11 Hasil pengujian JST-PSO arsitektur 3-4-1



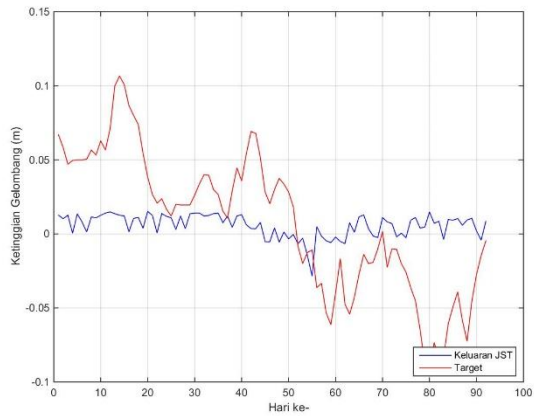
Gambar Lampiran B. 12 Hasil pengujian tambahan JST-PSO arsitektur 3-4-1



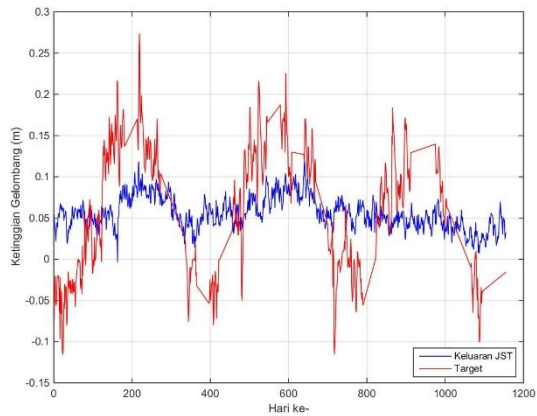
Gambar Lampiran B. 13 Hasil pelatihan JST-PSO arsitektur 3-5-1



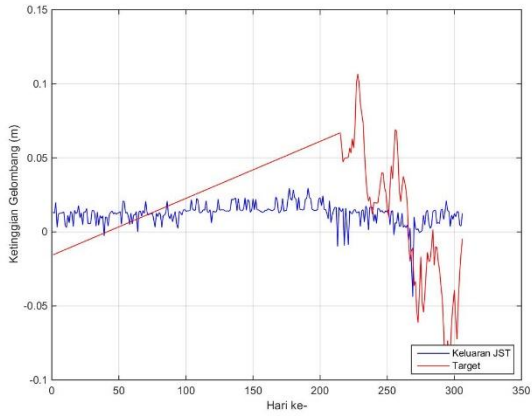
Gambar Lampiran B. 14 Hasil pengujian JST-PSO arsitektur 3-5-1



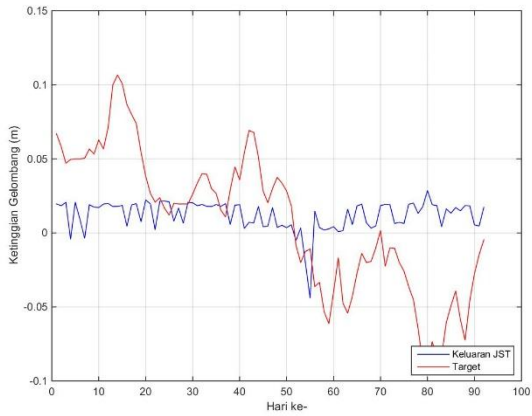
Gambar Lampiran B. 15 Hasil pengujian tambahan JST-PSO arsitektur 3-5-1



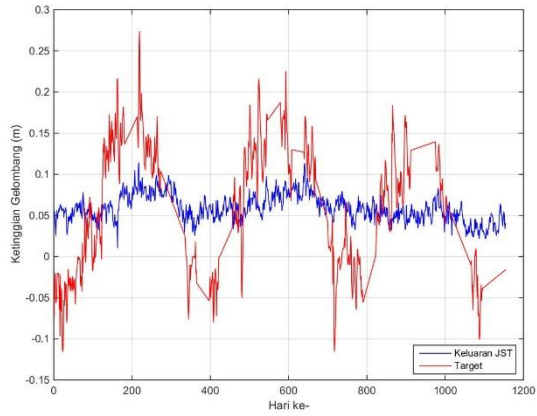
Gambar Lampiran B. 16 Hasil pelatihan JST-PSO arsitektur3-6-1



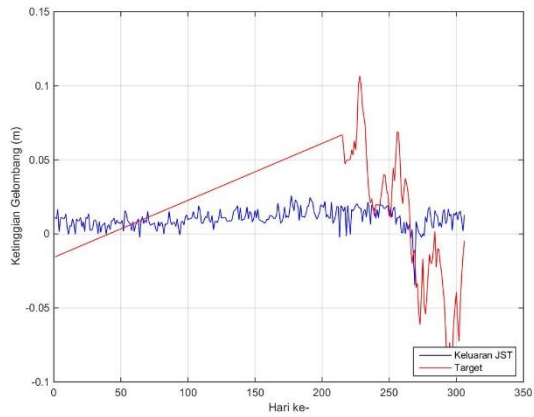
Gambar Lampiran B. 17 Hasil pengujian JST-PSO arsitektur 3-6-1



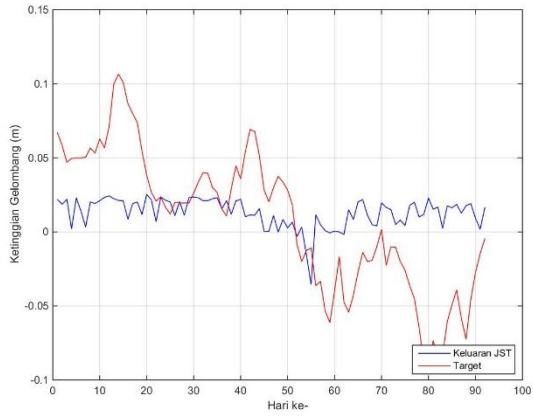
Gambar Lampiran B. 18 Hasil pengujian tambahan JST-PSO arsitektur 3-6-1



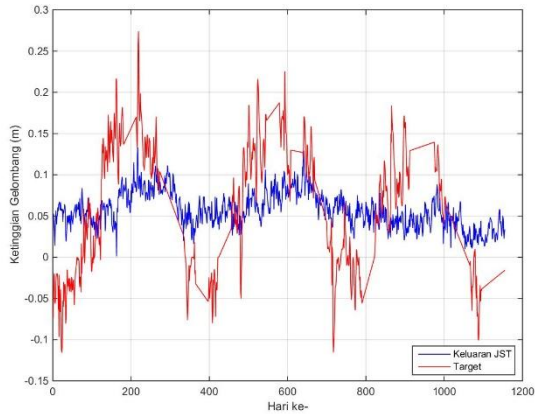
Gambar Lampiran B. 19 Hasil pelatihan JST-PSO arsitektur 3-7-1



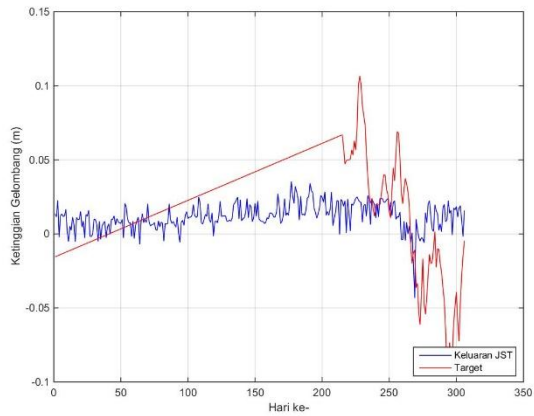
Gambar Lampiran B. 20 Hasil pengujian JST-PSO arsitektur 3-7-1



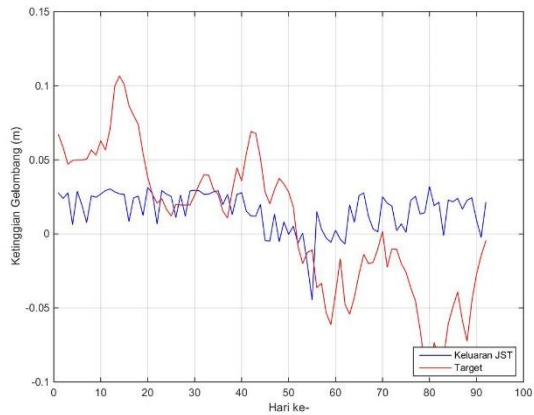
Gambar Lampiran B. 21 Hasil pengujian tambahan JST-PSO arsitektur 3-7-1



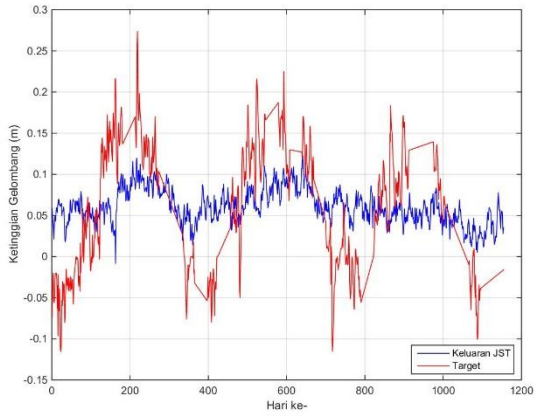
Gambar Lampiran B. 22 Hasil pelatihan JST-PSO arsitektur3-8-1



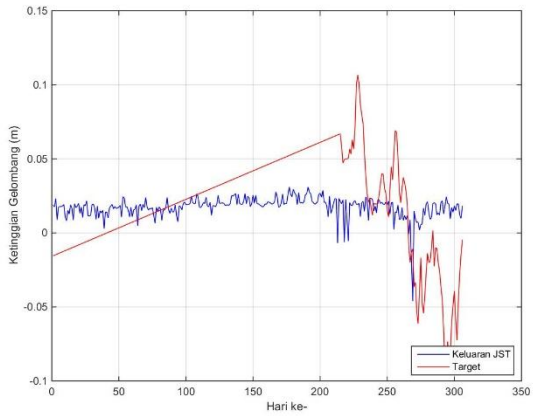
Gambar Lampiran B. 23 Hasil pengujian JST-PSO arsitektur 3-8-1



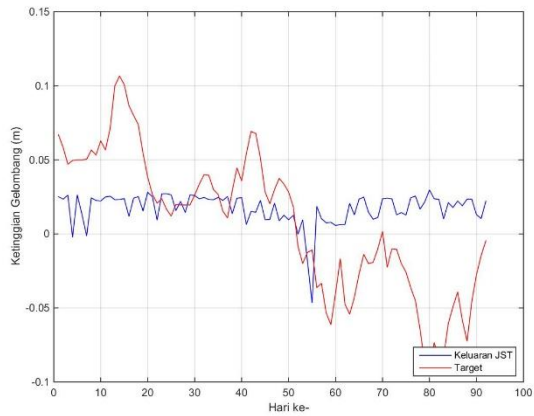
Gambar Lampiran B. 24 Hasil pengujian tambahan JST-PSO arsitektur 3-8-1



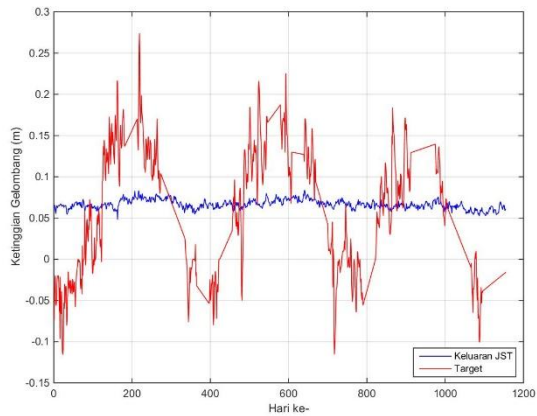
Gambar Lampiran B. 25 Hasil pelatihan JST-PSO arsitektur 3-9-1



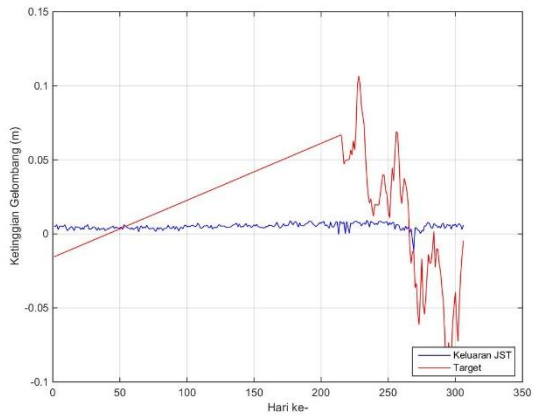
Gambar Lampiran B. 26 Hasil pengujian JST-PSO arsitektur 3-9-1



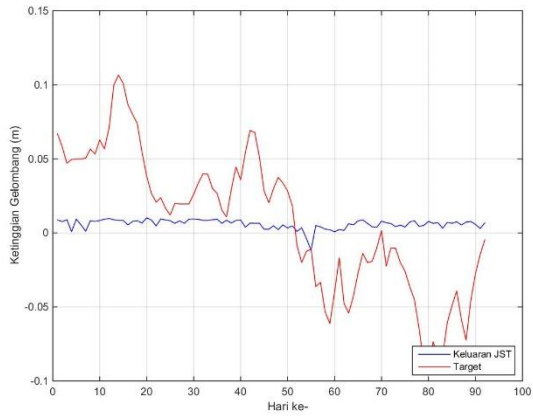
Gambar Lampiran B. 27 Hasil pengujian tambahan JST-PSO arsitektur 3-9-1



Gambar Lampiran B. 28 Hasil pelatihan JST-PSO arsitektur3-10-1



Gambar Lampiran B. 29 Hasil pengujian JST-PSO arsitektur 3-10-1



Gambar Lampiran B. 30 Hasil pengujian tambahan JST-PSO arsitektur 3-10-1

Lampiran C. Kode Program

Pelatihan menggunakan JST (LM)

```

clc; clear; close all; warning off;

% proses pembacaan data latih dari excel dengan
data normalisasi
filename = 'training_test.xlsx';
sheet = 9;
xlRange = 'J2:M1156';

Data = xlsread(filename, sheet, xlRange);
input_latih = Data(:,1:3)'; %akses kolom 1-3
target_latih = Data(:,4)'; %akses kolom 4
[m,n] = size(input_latih);

%max dan min data ketinggian gelombang (target)
max_data = 0.27417;
min_data = -0.1158;

%pembuatan jaringan
net =
newff(minmax(input_latih), [5,1], {'logsig', 'logsig'}, 'trainlm');

%parameter pelatihan
net.performFcn = 'mse';
net.trainParam.goal = 1e-4;
net.trainParam.show = 25;
net.trainParam.epochs = 1000;
net.trainParam.lr = 0.05;
net.trainParam.min_grad = 10e-20;

%proses training
[net_output, tr, Y, E] =
train(net, input_latih, target_latih);

%hasil pelatihan

```

```

bobot_hidden1 = net_output.IW{1,1};
bobot_keluaran = net_output.LW{2,1};
bias_hidden1 = net_output.b{1};
bias_keluaran = net_output.b{2};
jumlah_epoch = tr.num_epochs
nilai_output = Y;
nilai_error = E;
error_MSE = (1/n)*sum(nilai_error.^2) %error
data normalisasi

%menyimpan jaringan
save net.mat net_output

%hasil prediksi
hasil_latih = sim(net_output,input_latih);
hasil_latih_asli = ((hasil_latih -
0.1)*(max_data-min_data))/0.8)+min_data;

%nilai target asli
filename = 'training_test.xlsx';
sheet = 9;
xlRange = 'E2:E1156';
target_latih_asli = xlsread(filename, sheet,
xlRange);

Y1 = hasil_latih_asli;
T1 = transpose(target_latih_asli);
E1 = abs(Y1-T1); %error
dengan data asli (denormalisasi)
error_MSE1 = (1/n)*sum(E1.^2) %MSE data
data asli (denormalisasi)

%gambar plot regresi
figure,
plotregression(T1,hasil_latih_asli,'Regression')
;

%gambar performansi jaringan

```

```
figure,  
plotperform(tr);  
  
%plot hasil vs target  
figure,  
plot(hasil_latih_asli,'b-');  
hold on;  
plot (target_latih_asli,'r-');  
hold off;  
grid on;  
title(strcat(['MSE = ',...  
             num2str(error_MSE1) ]));  
xlabel('Hari ke-');  
ylabel('Ketinggian Gelombang (m)');  
legend('Keluaran JST', 'Target');  
  
%menyimpan data pelatihan  
save('training_351.mat')
```

Pengujian menggunakan JST(LM)

```

clc; clear; close all; warning off;

%load jaringan yang sudah dibuat pada proses
pelatihan
load net.mat

%proses membaca data uji dari excel yang sudah
dinormalisasi
filename = 'training_test.xlsx';
sheet = 10;
xlRange = 'J2:M307';

Data = xlsread(filename, sheet, xlRange);
input_uji = Data(:,1:3)'; %akses kolom 1-3
target_uji = Data(:,4)'; %akses kolom 4
[m,n] = size(input_uji);

%Hasil prediksi
hasil_uji=sim(net_output,input_uji);
nilai_error = hasil_uji-target_uji;

%max dan min data target
max_data = 0.10667;
min_data = -0.09458;
hasil_uji_asli = (((hasil_uji - 0.1) * (max_data-
min_data))/0.8)+min_data;

%performansi hasil prediksi
error_MSE = (1/n)*sum(nilai_error.^2) %MSE
data normalisasi

%pembacaan data target asli
filename = 'training_test.xlsx';
sheet = 10;
xlRange = 'E2:E307';

target_uji_asli =
xlsread(filename, sheet, xlRange);

```

```

Y1 = hasil_uji_asli;
T1 = transpose(target_uji_asli);
E1 = abs(Y1-T1); %error
dengan data asli
error_MSE1 = (1/n)*sum(E1.^2) %MSE data
asli (denormalisasi

%gambar keluaran jaringan vs target
figure,
plot(hasil_uji_asli,'b-');
hold on;
plot (target_uji_asli,'r-');
hold off;
grid on;
title(strcat(['MSE = ',...
             num2str(error_MSE1) ]));
xlabel('Hari ke-');
ylabel('Ketinggian Gelombang (m)');
legend('Keluaran JST','Target');

```

Fungsi Objektif Pelatihan Menggunakan JST-PSO

Hidden node 3

```
function MSE=objf3(x)

%pembacaan data dari excel
inputs=xlsread('C:\Users\PoPay\Documents\MATLAB\
training_test.xlsx','training 5','J2:L1156');
targets=xlsread('C:\Users\PoPay\Documents\MATLAB
\training_test.xlsx','training 5','M2:M1156');

data=1155 ;

%1 partikel mengandung seluruh bobot (3 hidden
nodes = 16 bobot)

t1=x(1);
t2=x(2);
t3=x(3);
t4=x(4);

t5=x(5);
t6=x(6);
t7=x(7);
t8=x(8);

t9=x(9);
t10=x(10);
t11=x(11);
t12=x(12);

t13=x(13);
t14=x(14);
t15=x(15);
t16=x(16);

%input ke hidden
a1= inputs(1:data,1)*t1;
b1= inputs(1:data,2)*t2;
```



```
c1= inputs(1:data,3)*t3;
d1= ones(data,1)*t4;

hn1= [a1 b1 c1 d1];

a2= inputs(1:data,1)*t5;
b2= inputs(1:data,2)*t6;
c2= inputs(1:data,3)*t7;
d2= ones(data,1)*t8;

hn2= [a2 b2 c2 d2];

a3= inputs(1:data,1)*t9;
b3= inputs(1:data,2)*t10;
c3= inputs(1:data,3)*t11;
d3= ones(data,1)*t12;

hn3= [a3 b3 c3 d3];

%fungsi aktivasi hidden node

for i=1:data;
    nilaihn1(i,1)=sum(hn1(i,1:4));
end

for i=1:data;
    nilaihn2(i,1)=sum(hn2(i,1:4));
end

for i=1:data;
    nilaihn3(i,1)=sum(hn3(i,1:4));
end

%hidden ke output
fhn1=logsig(nilaihn1)*t13;
fhn2=logsig(nilaihn2)*t14;
```

```

fhn3=logsig(nilaihn3)*t15;
fhn4=ones(data,1)*t16;

matrix=[fhn1,fhn2,fhn3,fhn4];

for i=1:data;
    nilaion(i,1)=sum(matrix(i,1:4));
end

%fungsi aktivasi output layer
prediksi=logsig(nilaion);

min_data=-0.11583;
max_data= 0.27417;
prediksi_asli=((prediksi - 0.1)*(max_data-
min_data))/0.8)+min_data;

%pembacaan data target asli
filename = 'training_test.xlsx';
sheet = 9;
xlRange = 'E2:E1156';
target_asli = xlsread(filename, sheet, xlRange);

%objective function
selisih = prediksi_asli - target_asli;
selisihkuadrat = selisih.^2;
MSE = (sum(selisihkuadrat))/data;

```

Kode Program JST-PSO

Hidden node 3

```

clc;
clear all;
close all;

%pemanggilan fungsi objektif
CostFunction = @(x) objf3(x);

nVar=16;                               %jumlah bobot yang
dioptimasi
VarSize=[1 nVar];

mins = -1;
maks = 1;
VarMin = repmat (mins,1,nVar);
VarMax = repmat (maks,1,nVar);

%PSO parameters
MaxIt=30;                               %iterasi maksimal
nPop=25;                                %banyaknya partikel

w=10 ;                                  %bobot inersia
wdamp=0.99;                              %redaman bobot inersia
c1=1.5;                                  %koefisien percepatan
kognitif
c2=2.0;                                  %koefisien percepatan sosial

%Velocity
VelMax=0.1*(VarMax-VarMin);
VelMin=-VelMax;

%Inisialisai
empty_particle.Position=[];
empty_particle.Cost=[];
empty_particle.Velocity=[];
empty_particle.Best.Position=[];
empty_particle.Best.Cost=[];

```

```

particle= repmat(empty_particle, nPop, 1);

GlobalBest.Cost=inf;

for i=1:nPop
    particle(i).Position = unifrnd(VarMin,
    VarMax, VarSize);

    particle(i).Velocity=zeros(VarSize);

    particle(i).Cost =
    CostFunction(particle(i).Position);

particle(i).Best.Position=particle(i).Position;
    particle(i).Best.Cost=particle(i).Cost;

    if particle(i).Best.Cost<GlobalBest.Cost
        GlobalBest=particle(i).Best;
    end
end

BestCost=zeros(MaxIt,1);

%PSO
%untuk setiap partikel dilakukan perhitungan
posisi dan kecepatan
%disimpan nilai best particle dan global best
for it=1:MaxIt
    for i=1:nPop

        particle(i).Velocity =
w*particle(i).Velocity ...
        +
c1*rand(VarSize).*(particle(i).Best.Position -
particle(i).Position) ...

```

```

        + c2*rand(VarSize).*(GlobalBest.Position
- particle(i).Position);

    particle(i).Velocity =
max(particle(i).Velocity, VelMin);
    particle(i).Velocity =
min(particle(i).Velocity, VelMax);

    particle(i).Position = particle(i).Position
...
    + particle(i).Velocity;

    IsOutside=(particle(i).Position<VarMin |
particle(i).Position>VarMax);
    particle(i).Velocity(IsOutside)=-
particle(i).Velocity(IsOutside);

    particle(i).Position =
max(particle(i).Position, VarMin);
    particle(i).Position =
min(particle(i).Position, VarMax);

    %Evaluation

particle(i).Cost=CostFunction(particle(i).Positi
on);

    %Update personal best
    if particle(i).Cost<particle(i).Best.Cost

particle(i).Best.Position=particle(i).Position;
    particle(i).Best.Cost=particle(i).Cost;

    if particle(i).Best.Cost<GlobalBest.Cost

        GlobalBest=particle(i).Best;

```

```
        end
    end

    a=particle(i).Best.Position;
    end

    BestCost(it)=GlobalBest.Cost;

    disp(['Iteration' num2str(it) ':Best Cost ='
num2str(BestCost(it))])
    w=w*wdamp;
end

mse_value = GlobalBest

figure,
plot(BestCost,'LineWidth',2)
xlabel('Iteration')
ylabel('Best Cost')
grid on
```

BIODATA PENULIS



Penulis mempunyai nama lengkap **Magfiroh Fatwaning Ukhti**, lahir di Sidoarjo pada tanggal 10 April 1996, merupakan anak pertama dari dua bersaudara. Penulis menempuh pendidikan sekolah dasar di SD Negeri Jimbaran Kulon, pendidikan menengah pertama di SMP Negeri 3 Sidoarjo, dan melanjutkan pendidikan menengah atas di SMA Negeri 1 Sidoarjo yang kemudian dilanjutkan ke ITS Jurusan Teknik Fisika pada tahun 2014. Hingga pada tahun 2018 penulis akhirnya melaksanakan Tugas Akhir sebagai syarat untuk menyelesaikan studi S1 di Departemen Teknik Fisika dengan judul “**Prediksi Ketinggian Gelombang Laut Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan – Particle Swarm Optimization**”. Bagi pembaca yang memiliki saran, kritik, atau ingin berdiskusi lebih lanjut tentang Tugas Akhir ini, maka bisa menghubungi penulis melalui magfi.ukhti@gmail.com.