

# **Aplikasi Neural Network Untuk Prediksi Runup Gelombang Pada Terumbu Karang**

**Proposal Tugas Akhir**

**Kelas TA 1**

**Yana Agun Siswanto**

**NIM: 1301150773**



**Program Studi Sarjana Teknik Informatika**

**Fakultas Informatika**

**Universitas Telkom**

**Bandung**

**2018**

## Lembar Persetujuan

Aplikasi Neural Network Untuk Prediksi Runup Gelombang Pada  
Terumbu Karang

*Neural Network Application For Predicting Wave Runup On  
Fringing Reef*

Yana Agun Siswanto  
NIM: 1301150773

Proposal ini diajukan sebagai usulan pembuatan tugas akhir pada  
Program Studi Sarjana Teknik Informatika  
Fakultas Informatika Universitas Telkom

Bandung, 22 Agustus 2018  
Menyetujui

Calon Pembimbing 1

Calon Pembimbing 2

Dr. Didit Aditya, S.Si, M.Si  
NIP: 16830005

Dr. Putu Harry Gunawan, S.Si., M.Si., M.Sc.  
NIP: 16860043

## Abstrak

Terumbu karang adalah ekosistem bawah laut yang terbentuk dari sekumpulan karang. Selain berfungsi sebagai ekosistem di bawah laut, terumbu karang juga berfungsi sebagai pemecah gelombang. Selama ini metode yang ada untuk memprediksi tinggi gelombang *runup* pada terumbu karang dengan menggunakan Pembelajaran Mesin masih tergolong baru. Metode yang saat ini digunakan dibagi menjadi 2. Metode pertama dilakukan dengan pendekatan klasik, yakni dengan melakukan eksperimen dan observasi, lalu dicari model matematisnya. Sedangkan model yang kedua dilakukan dengan pendekatan *soft computing*. Pada Tugas Akhir ini akan menggunakan Pembelajaran Mesin untuk memprediksi *runup* gelombang di atas terumbu karang, dengan metode yang dipakai adalah *Artificial Neural Network*. Data yang digunakan adalah data dari hasil eksperimen yang dilakukan oleh Demirbilek (2007) [3] yang dilakukan pada laboratorium dinamika untuk meneliti redaman gelombang oleh terumbu karang.

**Kata Kunci:** Terumbu karang, Gelombang Air Laut, Neural Network.

# Daftar Isi

<b>Abstrak</b>	<b>i</b>
<b>Daftar Isi</b>	<b>ii</b>
<b>I Pendahuluan</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang . . . . .	1
1.2 Perumusan Masalah . . . . .	2
1.3 Tujuan . . . . .	2
1.4 Batasan Masalah . . . . .	3
1.5 Rencana Kegiatan . . . . .	3
1.6 Jadwal Kegiatan . . . . .	3
<b>II Kajian Pustaka</b>	<b>4</b>
2.1 Runup Gelombang . . . . .	4
2.2 Pembelajaran Mesin . . . . .	5
2.2.1 Supervised Learning . . . . .	5
2.2.2 Neural Network . . . . .	6
<b>III Metodologi dan Desain Sistem</b>	<b>8</b>
3.1 Deskripsi Data . . . . .	8
3.1.1 Kondisi Eksperimen . . . . .	8
3.1.2 Hasil Analisa Data . . . . .	10
3.2 Model Artificial Neural Network . . . . .	10
3.3 Flowchart Sistem TA . . . . .	11
3.3.1 Flowchart Sistem Utama . . . . .	11
3.3.2 Flowchart Komponen Training Dan Testing . . . . .	13
<b>IV Preliminary Results</b>	<b>15</b>
<b>Daftar Pustaka</b>	<b>16</b>
<b>Lampiran</b>	<b>18</b>

# Bab I

## Pendahuluan

### 1.1 Latar Belakang

Terumbu karang adalah ekosistem bawah laut yang terbentuk dari sekumpulan karang. Selain berfungsi sebagai ekosistem di bawah laut, terumbu karang juga berfungsi sebagai pemecah gelombang. Sebagian besar kepulauan di wilayah pasific di kelilingi oleh terumbu karang yang tumbuh di laut dangkal yang dekat dengan pantai [2].



Gambar 1.1: Terumbu Karang di tepi pantai di sekitar Hawaii.

Gelombang yang melewati terumbu karang akan teredam kecepatannya [3]. Hal ini akan mempengaruhi naiknya gelombang ke daratan di atas batas normal, atau dalam literatur lain disebut *runup* gelombang [11]. Teredamnya kecepatan gelombang disebabkan oleh bertumbuhannya dasar gelombang dengan

karang. Dalam beberapa kasus, hal ini menyebabkan pecahnya gelombang [3]

Namun efektifitas dari terumbu karang dalam meredam gelombang masih menjadi perdebatan para peneliti. Yang selama ini dilakukan dalam mempelajari redaman dari terumbu karang adalah eksperimen di laboratorium. Seperti yang dilakukan Yau et al (2012)[16], dia mengerjakannya dengan menggunakan model *Boussinesq* 1 dimensi untuk memodelkan transformasi gelombang saat melewati terumbu karang. Namun cara mempelajari ini tergolong mahal dan membutuhkan pemodelan matematika yang dalam untuk memodelkan pecahnya gelombang.

Selama ini metode yang ada untuk memprediksi tinggi gelombang *runup* pada terumbu karang masih tergolong baru. Metodenya sendiri terbagi menjadi 2. Metode yang pertama dilakukan dengan pendekatan klasik, dan dilakukan secara analitis. Yakni dengan melakukan eksperimen dan observasi, lalu di cari model matematika yang tepat. Model yang demikian sulit untuk dikembangkan dan beradaptasi dengan kondisi lingkungan yang berbeda. Prediksi yang didapat dari model yang demikian pun masih belum sempurna [2]. Sedangkan metode yang kedua dilakukan dengan pendekatan *soft computing*.

Pada TA ini kami menggunakan Pembelajaran Mesin untuk memprediksi *runup* gelombang. Metode yang digunakan disini adalah *supervised learning*, dengan menggunakan data dari Demirbilek et al (2007)[3]. Dari data hasil *training* dan *testing* dengan konfigurasi neural network. Diharapkan mendapatkan model dengan akurasi yang tinggi.

## 1.2 Perumusan Masalah

Rumusan masalah yang ingin yang angkat pada TA ini adalah

1. Bagaimana melakukan pemodelan supervised learning dengan data eksperimen yang dilakukan di laboratorium?
2. Bagaimana akurasi dari model prediksi runup gelombang yang telah dibuat?

## 1.3 Tujuan

Berikut adalah tujuan yang ingin dicapai pada penulisan proposal/TA.

1. Memodelkan data hasil eksperimen di laboratorium menggunakan *supervised learning*
2. Mengetahui akurasi Artificial Neural Network untuk prediksi *runup* gelombang pada terumbu karang.

## 1.4 Batasan Masalah

Untuk memastikan hasil yang cukup akurat. Lingkupan masalah diperkecil menjadi:

1. Data berasal dari eksperimen pada laboratorium dinamika oleh Demerbilek (2007).
2. Metode yang digunakan pada eksperimen ini adalah Artificial Neural Network.

## 1.5 Rencana Kegiatan

Rencana kegiatan yang akan saya lakukan adalah sebagai berikut:

- Studi literatur: Pengumpulan informasi dan referensi.
- Penentuan Topik
- Analisis dan Perancangan Sistem
- Implementasi Sistem
- Analisa Hasil Implementasi
- Penulisan Laporan

## 1.6 Jadwal Kegiatan

Laporan proposal ini akan dijadwalkan sesuai dengan tabel berikut:

Tabel 1.1: Jadwal kegiatan proposal tugas akhir

No	Kegiatan	Bulan ke-																							
		1				2				3				4				5				6			
1	Studi Literatur																								
2	Analisis dan Perancangan Sistem																								
3	Implementasi Sistem																								
4	Analisa Hasil Implementasi																								
5	Penulisan Laporan																								

## Bab II

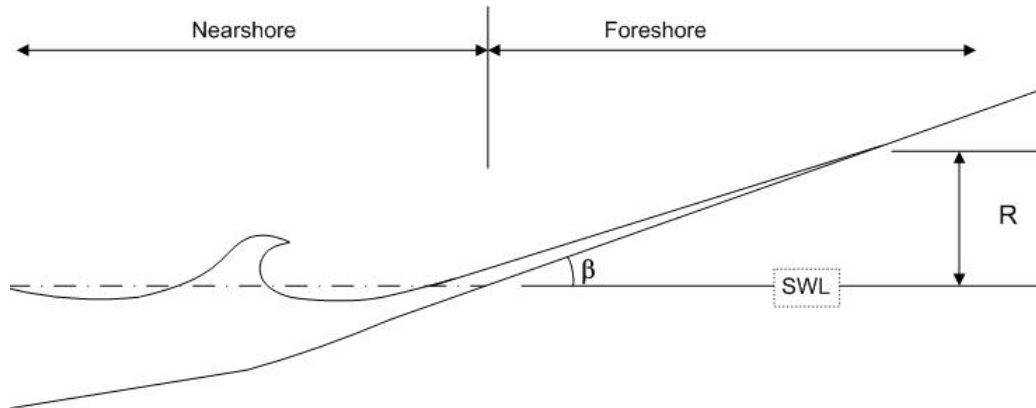
### Kajian Pustaka

Pembelajaran mesin sudah banyak dipakai di berbagai bidang keilmuan. Mulai dari Pemrosesan Citra seperti yang dilakukan oleh Lawrence et al (2007)[8]. Beliau menggunakan *neural network* dengan tipe *Convolutional Neural Network* untuk mendeteksi wajah. Van Gent et al (2007) [15], beliau menggunakan *Neural Network* untuk menganalisa *overtopping* gelombang pada struktur di wilayah pantai. Yau et al (2012)[16], dia mengerjakannya dengan menggunakan model *Boussinesq* 1 dimensi untuk memodelkan transformasi gelombang saat melewati terumbu karang. Pada bab ini akan dijelaskan model *runup* gelombang pada terumbu karang menggunakan Pembelajaran Mesin.

#### 2.1 Runup Gelombang

Runup gelombang adalah jarak vertikal maksimum dari kenaikan gelombang pada pantai atau struktur di atas *SWL* [14]. Pada TA ini, data observasi ketinggian *runup* gelombang diukur mulai ketinggian *swl*, hingga maksimum ketinggian air di daratan. Penjelasan lebih lanjut tentang pengambilan data akan dijelaskan pada bagian Kondisi Eksperimen. Runup gelombang dapat diilustrasikan dengan gambar berikut:





Gambar 2.1: Ilustrasi *Runup* gelombang oleh Mike Swenson, Coastal Morphology, University of Wisconsin-Madison [10]. *SWL* (*Sea Water Level*) adalah ketinggian Air Normal ketika tidak gelombang. Wilayah Pantai (*Foreshore*), dimulai dari titik *SWL* yang berpotongan dengan daratan. Wilayah lautan *Nearshore*, dimulai dari titik *SWL* yang berpotongan dengan air. Ketika titik potong air dengan daratan berada di atas *SWL*, dinamakan *runup*. Ketinggian *runup* dinotasikan dengan  $R$ .

## 2.2 Pembelajaran Mesin

Pembelajaran mesin adalah bidang studi yang memberikan kemampuan komputer untuk belajar, tanpa harus di program secara khusus [13]. Mesin dikatakan belajar dari pengalaman ( $E$ ) terhadap tugas ( $T$ ) dan ukuran kinerja ( $P$ ), jika kinerja pada tugas ( $T$ ), yang di ukur berdasarkan ( $P$ ), berkembang berdasarkan pengalaman ( $E$ ). Dalam TA ini, akan dibuat suatu program yang dapat belajar dari data gelombang hasil observasi ( $T$ ). Lalu dievaluasi hasilnya dengan menggunakan  $MSE$  ( $P$ ), sehingga dapat di lihat seberapa besar galatnya. Lalu diperkecil galatnya dengan metode optimasi.

### 2.2.1 Supervised Learning

Sebelum data dimasukan ke dalam program, data tersebut diberikan label. Label tersebut bisa berupa *input*, yakni  $H$  (*Significant Height* Gelombang),  $T$  (*Spectral Peak Periods*), dan  $WL$  (*Wave Length*). Dan label untuk *output*. Karna pada TA kali ini, akan digunakan regresi linear. Maka tidak ada label untuk *output*. Parameter *input* yang berpasangan dengan *output* tertentu, selanjutnya dinamakan contoh. Pembelajaran Mesin yang demikian dinamakan *Supervised Learning*. *Supervised Learning* Merupakan bagian dari pembelajaran mesin yang memetaan *input* ke *output* yang berdasar pada contoh pasangan *input* dan *output*[12].

### 2.2.2 Neural Network

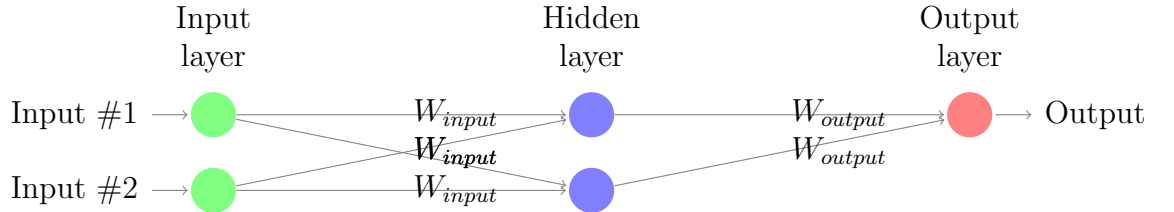
Selanjutnya data tersebut dimasukan kedalam suatu sistem untuk belajar. Pada TA ini, sistem yang digunakan untuk pembelajaran adalah *Neural Network*. Model *neural network* sederhana di definisikan oleh McCulloch-Pitts [9]. Dimana persamaan memiliki  $M$  himpunan *Input* ( $I$ ) (*input neuron*), dan satu *output* ( $y$ ), dengan  $y$  merupakan bagian dari  $\{0, 1\}$ . Atau dengan kata lain,  $y$  adalah fungsi yang hanya memiliki *output* 0 dan 1.

$$y = f(z) \quad (2.1)$$

dimana

$$z = \sum_{i=1}^N I_i W_i \quad (2.2)$$

Di TA ini, *output* yang akan dihasilkan tidak terbatas pada 0 dan 1. Sehingga di *neuron output*, fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi linear. Model *Neural Network*nya dapat direpresentasikan sebagai berikut:



Dimana  $W$  adalah peubah yang menyatakan berat. Masing masing *input* akan *didot productkan* dengan  $W_{input}$  *hidden layer* tertentu untuk menghasilkan nilai pada *hidden layer neuron* tersebut. Selanjutnya, nilai hasil aktivasi di *hidden layer*, akan di *dot productkan* dengan  $W_{output}$ . Untuk selanjutnya menjadi *output*, yakni prediksi dari runup gelombang.

#### Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi digunakan untuk mengubah level aktivasi pada suatu neuron menjadi sebuah sinyal output [6]. Pada TA ini, terdapat 2 fungsi aktivasi yang digunakan. Pada hidden layer, digunakan fungsi aktivasi *Rectified Linear Unit (RELU)*. Fungsi aktivasi *RELU* didefinisikan dengan[5]:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.3)$$

RELU menjadi pilihan karna memiliki performa konvergensi yang lebih baik dibanding sigmoid [7]. Untuk selanjutnya, pada neuron *output*, digunakan fungsi aktivasi linear. Fungsi aktivasi linear didefinisikan dengan[1]:

$$f(x) = x \quad (2.4)$$

### **Estimasi Galat / *Cost* / *Lost Function***

Kalkulasi galat sangat penting untuk menentukan seberapa besar akurasi yang dimiliki model prediksi pada TA ini. Fungsi estimasi galat yang digunakan adalah *Mean Square Error (MSE)*.

$$\text{MSE}(\hat{\theta}) = E_{\hat{\theta}} \left[ (\hat{\theta} - \theta)^2 \right] \quad (2.5)$$

*MSE* dipilih sifatnya yang selalu positif. Sifatnya yang selalu positif cocok digunakan pada TA ini karna prediksi pada model yang akan dibuat bisa berupa bilangan negatif.

## Bab III

### Metodologi dan Desain Sistem

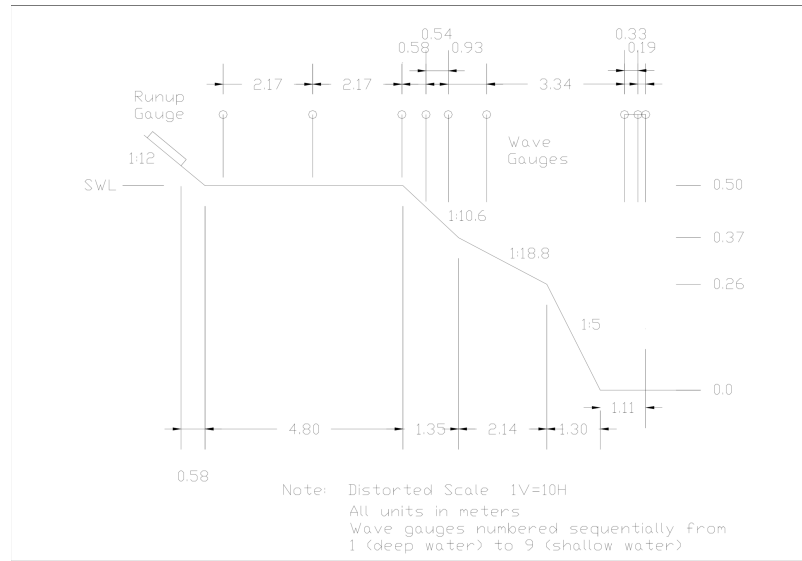
Metode yang akan digunakan pada TA ini adalah Artificial Neural Network. Data hasil analisa Demirbilek et al (2007) [3] akan dibagi 2. Yakni 80 persen untuk training, dan 20 persen untuk testing. Masing masing, akan disimpan ke dalam file csv. Sistem akan membaca data training langsung dari file, lalu dimasukkannya sebagai input ke dalam algoritma ANN. Setelah training, sistem akan menghasilkan suatu model dengan matriks dengan attribut  $W_{input}$  dan  $W_{output}$  di dalamnya. Tujuannya adalah mendapatkan suatu model yang cukup baik untuk menghasilkan prediksi yang cukup akurat.

#### 3.1 Deskripsi Data

Data yang akan digunakan dalam aplikasi neural network di TA ini adalah data hasil analisis dari eksperimen yang di lakukan oleh US Army Corps of Engineer pada Agustus - September 2006. Analisa dilakukan oleh Demirbilek et al. dan di tulis dalam laporan yang berjudul "*Laboratory Study of Wind Effect on Runup over Fringing Reefs*".

##### 3.1.1 Kondisi Eksperimen

Eksperimen dibagi menjadi 3 bagian. Eksperimen pertama dilakukan hanya menggunakan variabel gelombang, dengan kecepatan angin 0. Eksperimen kedua, dilakukan hanya menggunakan variabel angin. Selanjutnya eksperimen ketiga adalah gabungan dari perubahan variable gelombang dan variabel angin.



Gambar 3.1

Pada eksperimen ini ada 9 sensor gelombang, 2 sensor kecepatan angin, dan 1 sensor *runup* gelombang. Wilayah penyebaran sensor gelombang dikelompokkan menjadi 2. Wilayah pertama berada di atas karang dan wilayah kedua berada di laut.. Wilayah karang merupakan gabungan dari wilayah karang yang datar *Reef Flat* dan wilayah karang yang miring. Wilayah karang datar memiliki panjang mulai dari *SWL* hingga 4.8 meter ke arah laut. Wilayah karang yang miring *Reef Slope* di mulai dari bibir karang datar hingga 4.79 meter ke arah laut. Laut didefinisikan dengan wilayah dengan dasar terdalam. Untuk sensor 1, 2, dan 3 tersebar di wilayah laut, sensor 4, 5, dan 6 tersebar di wilayah *reef slope*, dan untuk sensor 7, 8, dan 9 tersebar di wilayah *reef flat*.

TestId	H	T	WL	$R_{max}$	Wind
Test99	5.5	1.25	50.0	1.5	7.1
Test100	6.0	1.0	50.0	1.6	6.9
Test101	3.3	1.0	50.0	0.7	5.3
Test102	8.2	2.5	53.1	8.4	7.0
Test103	8.6	2.0	53.1	7.8	7.1
Test104	8.0	1.75	53.1	6.7	5.8
Test105	7.8	1.5	53.1	5.9	6.3
Test106	5.4	1.5	53.1	4.0	6.7
Test107	6.3	1.25	53.1	4.5	6.8
Test108	6.6	1.0	53.1	6.4	6.7
Test109	3.8	1.0	53.1	5.3	6.5

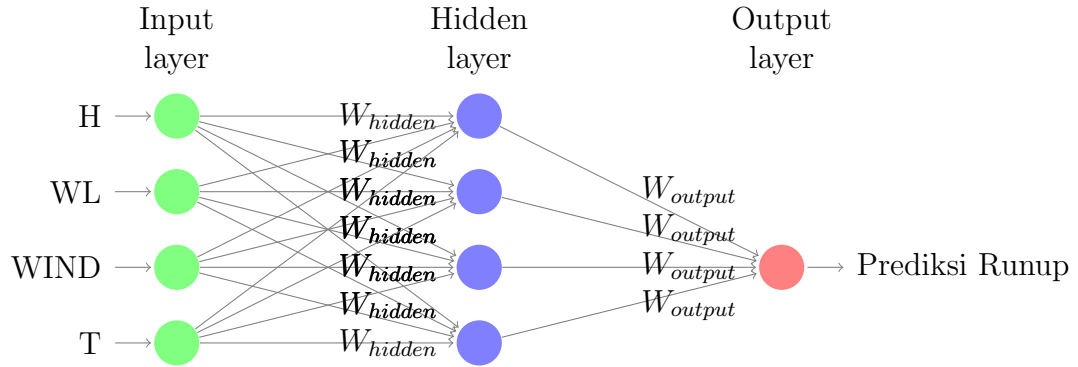
Tabel 3.1: Sampel data hasil analisa.

### 3.1.2 Hasil Analisa Data

Dari laporan "*Laboratory Study of Wind Effect on Runup over Fringing Reefs*" [3] data yang di hasilkan berupa data hasil analisa yang berasal dari raw data yang merupakan time series. Pada table tersebut  $H$  merupakan tinggi gelombang,  $T$  merupakan spectral peak periods,  $WL$  merupakan Wave Length, dan  $R_{max}$  adalah ketinggian maksimum dari *runup*.  $H$ ,  $WL$ , dan  $R_{max}$  merupakan dalam *cm*.

## 3.2 Model Artificial Neural Network

Pada TA ini, digunakan model ANN dengan 1 hidden layer (*Non-deep Neural Network*). Terdapat 4 input, yang berupa vector dengan masing-masing nilai berupa  $H$  (*Significant Height* Gelombang) dalam *cm*,  $T$  (*Spectral Peak Periods*) dalam *detik*,  $WL$  (*Wave Length*) dalam *cm*, dan  $WIND$  (kecepatan angin) dalam *meter/detik*. Model AAN ini memiliki 1 output dan merupakan model *regressi linear*. Output merupakan prediksi ketinggian *runup* dengan satuan *cm*.



Gambar 3.2: Model ANN yang digunakan pada TA ini.

### 3.3 Flowchart Sistem TA

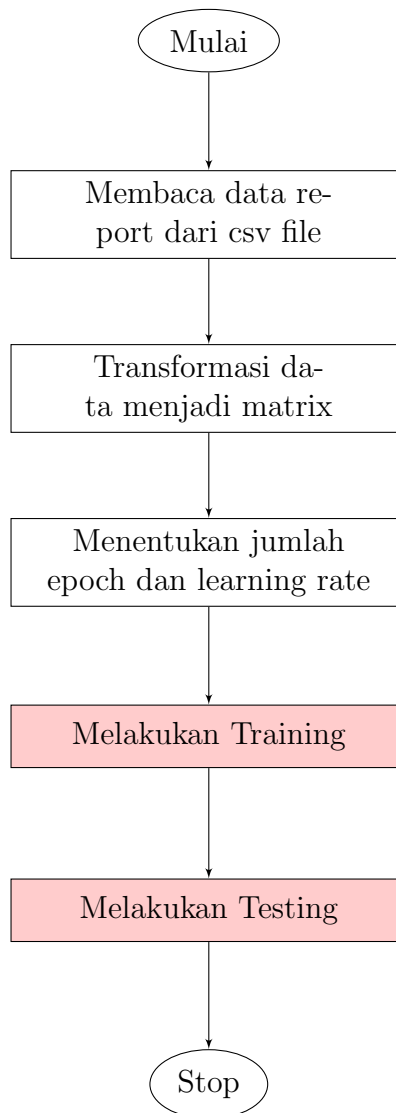
Secara keseluruhan, terdapat bentuk hirarki dalam sistem ini. Hirarki *root* (Hirarki Utama), yakni sistem itu sendiri, bertugas sebagai pengatur. *Root* memiliki anak yang memiliki tugas-tugas tertentu, seperti: *Membaca File*, *Transformasi Data*, *Membagi Data*, atau yang paling penting yakni *Training Data*.

#### 3.3.1 Flowchart Sistem Utama

Sistem utama merupakan pengatur dari komponen-komponen yang ada pada sistem TA ini. Komponen-komponen tersebut termasuk: Pembacaan Data, Transformasi Data, Pembagian Data, Inisialisasi Epoch Dan Learning Rate, Melakukan Training, dan Melakukan Testing.

Sistem dimulai dengan membaca data. Pembacaan data dibagi menjadi 2. Pembacaan data training dan pembacaan data testing. Data training mencakup 80 persen dari seluruh data observasi, sedangkan data training mencakup 20 persen. Hal ini sejalan dengan Fan et al [4], dimana beliau menggunakan rasio 80/20 untuk training dan testing. Setelah melakukan pembacaan data, sistem akan melakukan transformasi data. Mengubah data csv, menjadi matriks dengan panjang kolom 4, yang mewakili  $H$ ,  $T$ ,  $WL$ , dan  $WIND$ . Komponen selanjutnya adalah inisialisasi *epoch* dan *learning rate*. *Epoch* adalah representasi dari keseluruhan data yang digunakan pada training. Sedangkan *learning rate* adalah besaran dari suatu langkah pembelajaran. Nilai dari *learning rate* dan *epoch* selanjutnya akan dimasukkan ke dalam fungsi training.

Gambar 3.3: Flowchart Sistem Utama



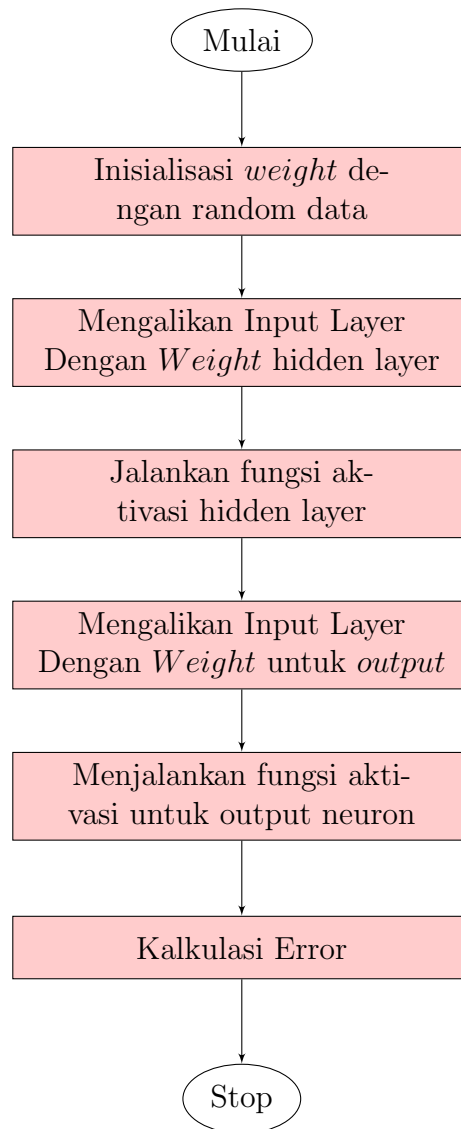


### 3.3.2 Flowchart Komponen Training Dan Testing

Pada bagian training dan testing 3.3, algoritma yang digunakan adalah algoritma ANN. Untuk testing, hanya dilakukan algoritma *Feed Forward*.

Algoritma ANN dimulai dengan inisialisasi weight dengan random data. Selanjutnya, nilai pada *input parameter* akan dikalikan dengan *weight hidden layer*  $W^1$ , sehingga dihasilkan  $a^1$ . Untuk menjadi nilai pada *neuron hidden layer*  $z^1$ ,  $a$  akan diaktifasi dengan fungsi aktivasi *RELU* sehingga nilai  $z^1$  merupakan hasil dari  $relu(a)$ . Untuk menghasilkan nilai prediksi,  $z^1$  dikalikan dengan *weight* pada *output*  $W^2$ , sehingga menghasilkan  $a^2$ . Nilai  $a^2$  merupakan nilai hasil prediksi, karna fungsi aktivasi dari *output* adalah linear ( $f(a) = a$ ).

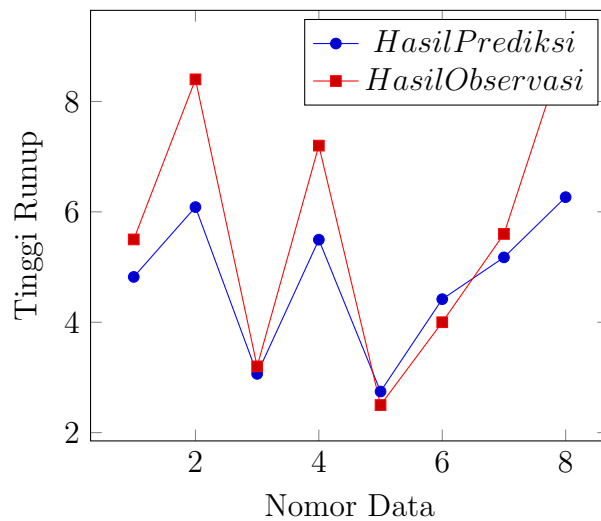
Gambar 3.4: Flowchart Komponen Training Dan Testing



## Bab IV

### Preliminary Results

Berikut adalah preliminary result dari “Aplikasi Neural Network Untuk Prediksi Runup Gelombang Pada Terumbu Karang”. Data yang digunakan dalam preliminary result ini adalah data yang berasal dari data *testing*. Yakni, 8 data, yang merepresentasikan 20 persen dari keseluruhan data hasil observasi.



Gambar 4.1: Hasil Prediksi Dengan Menggunakan Neural Network

Berdasarkan running data test terhadap model yang diproduksi saat *training*, data hasil prediksi memiliki Mean Square Error sebesar 2.07902920991855. Dari 8 data prediksi, terdapat 5 data dengan Square Error dibawah 1.

## Daftar Pustaka

- [1] Christopher M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*. 2006.
- [2] Zeki Demirbilek and Okey G. Nwogu. Boussinesq modeling of wave propagation and runup over fringing coral reefs, model evaluation report. 2007.
- [3] Zeki Demirbilek, Okey G Nwogu, and Donald L. Ward. Laboratory study of wind effect on runup over fringing reefs. 2007.
- [4] Rong-En Fan, Kai-Wei Chang, Cho-Jui Hsieh, Xiang-Rui Wang, and Chih-Jen Lin. Liblinear: A library for large linear classification. *Journal of machine learning research*, 9(Aug):1871–1874, 2008.
- [5] Xavier Glorot, Antoine Bordes, and Yoshua Bengio. Deep sparse rectifier neural networks. In *Proceedings of the fourteenth international conference on artificial intelligence and statistics*, pages 315–323, 2011.
- [6] Bekir Karlik and A Vehbi Olgac. Performance analysis of various activation functions in generalized mlp architectures of neural networks. *Bekir Karlik and A. Vehbi Olgac International Journal of Artificial Intelligence And Expert Systems (IJAE)*, 2018.
- [7] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1*, NIPS’12, pages 1097–1105, USA, 2012. Curran Associates Inc.
- [8] Steve Lawrence, C Lee Giles, Ah Chung Tsoi, and Andrew D Back. Face recognition: A convolutional neural-network approach. *IEEE transactions on neural networks*, 8(1):98–113, 1997.
- [9] Warren S. McCulloch and Walter Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4):115–133, Dec 1943.
- [10] Mike Swenson. Wave runup. [Online; accessed November 19, 2018].

- [11] Peter Nielsen and David J Hanslow. Wave runup distributions on natural beaches. *Journal of Coastal Research*, pages 1139–1152, 1991.
- [12] Peter Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach (3rd Edition)*. Wiley, 2009.
- [13] A. L. Samuel. Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 44(1.2):206–226, Jan 2000.
- [14] Robert M Sorensen. *Basic coastal engineering*, volume 10. Springer Science & Business Media, 2005.
- [15] Marcel RA van Gent, Henk FP van den Boogaard, Beatriz Pozueta, and Josep R Medina. Neural network modelling of wave overtopping at coastal structures. *Coastal Engineering*, 54(8):586–593, 2007.
- [16] Yu Yao, Zhenhua Huang, Stephen G. Monismith, and Edmond Y.M. Lo. 1dh boussinesq modeling of wave transformation over fringing reefs. *Ocean Engineering*, 47:30 – 42, 2012.

## Lampiran