

**IMPLEMENTASI ALGORITMA *FUZZY K-NEAREST*  
*NEIGHBOR* (FK-NN) PADA DETEKSI POTENSI BENCANA  
ALAM TSUNAMI**

**SKRIPSI**

Diajukan untuk memenuhi persyaratan memperoleh gelar Sarjana Komputer



**Disusun oleh :**  
**FARIS FITRIANTO**  
**NIM. 105060801111065**

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN**  
**UNIVERSITAS BRAWIJAYA**  
**PROGRAM TEKNOLOGI INFORMASI DAN ILMU KOMPUTER**  
**PROGRAM STUDI INFORMATIKA/ILMU KOMPUTER**  
**MALANG**

**2014**

**LEMBAR PERSETUJUAN**

**IMPLEMENTASI ALGORITMA *FUZZY K-NEAREST*  
*NEIGHBOR* (FK-NN) PADA DETEKSI POTENSI BENCANA  
ALAM TSUNAMI**

**SKRIPSI**

Diajukan untuk memenuhi persyaratan memperoleh gelar Sarjana Komputer



Disusun Oleh :

**FARIS FITRIANTO**

**NIM. 105060801111065**

Skripsi ini telah diperiksa dan disetujui oleh :

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

**Rekvan Regasari MP, ST., MT.**

**NIK. 7704 14 06 1 2 0253**

**Nurul Hidayat, S.Pd., MSc**

**NIP. 19680430 200212 1 001**



**LEMBAR PENGESAHAN**

**IMPLEMENTASI ALGORITMA *FUZZY K-NEAREST NEIGHBOR*  
(FK-NN) PADA DETEKSI POTENSI BENCANA ALAM TSUNAMI**

**SKRIPSI**

Diajukan untuk memenuhi persyaratan memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun Oleh :

**Faris Fitrianto**

**NIM. 105060801111065**

Skrripsi ini telah diuji dan dinyatakan lulus pada tanggal 29 Desember 2014

Penguji I

Penguji II

**Dian Eka Ratnawati, S.Si., M.Kom**

**Ir. Sutrisno, MT**

**NIP. 19730619 200212 2 001**

**NIP. 19570325 198701 1 001**

Penguji III

**Hurriyatul Fitriyah, ST., M.Sc**

**NIK.**

**NIP. 19680430 200212 1 001**

Mengetahui

Ketua Program Studi Informatika / Ilmu Komputer

**Drs. Marji, MT.**

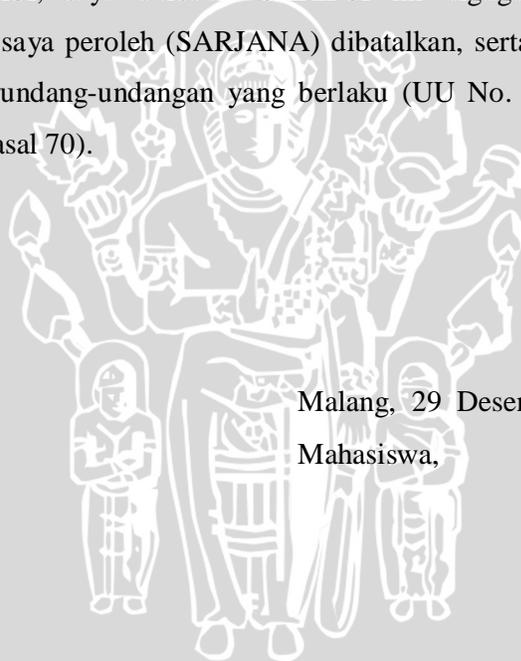
**NIP. 19670801 199203 1 001**



## PERNYATAAN ORISINALITAS SKRIPSI

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, di dalam naskah SKRIPSI ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis dikutip dalam naskah ini dan disebutkan dalam sumber kutipan dan daftar pustaka.

Apabila ternyata di dalam naskah SKRIPSI ini dapat dibuktikan terdapat unsur-unsur PLAGIASI, saya bersedia SKRIPSI ini digugurkan dan gelar akademik yang telah saya peroleh (SARJANA) dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku (UU No. 20 Tahun 2003, Pasal 25 ayat 2 dan Pasal 70).



Malang, 29 Desember 2014

Mahasiswa,

**Faris Fitrianto**

**NIM. 105060801111065**

## KATA PENGANTAR

*Alhamdulillah rabbil 'alamin.* Segala puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas segala rahmat dan hidayahNya-lah penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **“Implementasi Algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN) Pada Deteksi Potensi Bencana Alam Tsunami”**. Shalawat dan salam atas junjungan nabi besar kita, Nabi Muhammad S.A.W. beserta keluarga dan para sahabat sekalian. Skripsi ini disusun untuk memenuhi persyaratan memperoleh gelar Sarjana Komputer di Program Studi Informatika / Ilmu Komputer Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Universitas Brawijaya Malang.

Melalui kesempatan ini, penulis ingin menyampaikan rasa hormat dan terima kasih penulis yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan bantuan baik lahir maupun batin selama penulisan skripsi ini. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan rasa hormat dan terima kasih penulis kepada :

1. Rekyan Regasari MP, S.T, M.T. dan Nurul Hidayat, S. Pd., MSc selaku Dosen Pembimbing Skripsi yang telah berkenan membagi ilmu dan memberikan saran selama pelaksanaan skripsi.
2. Budi Darma Setiawan S.Kom, M.Cs selaku Dosen Penasehat Akademik.
3. Ir. Sutrisno, M.T. selaku Ketua Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
4. Drs. Marji, M.T. selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika dan Ilmu Komputer Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
5. Seluruh Dosen Program Studi Informatika / Ilmu Komputer Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Universitas Brawijaya atas kesediaannya membagi ilmu yang bermanfaat kepada penulis.
6. Seluruh Civitas Akademika Program Studi Informatika / Ilmu Komputer Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Universitas Brawijaya

yang telah banyak memberi bantuan dan dukungan selama penulis menempuh studi di Program Studi Informatika/Ilmu Komputer Universitas Brawijaya dan selama penyelesaian skripsi ini.

7. Ibu saya Siti Marfu'ah serta ayah saya Rubadi beserta seluruh keluarga besar saya yang tiada henti - hentinya memberikan doa, semangat, dan kasih sayang demi terselesaikannya skripsi.
8. Teman - teman seperjuangan Satria Mulya Insanilah, Muhammad Aditya Darmawan, Lipsia Cakra, Rahmanda Fitrianto, Yohanita Usranti Prasetyasih yang selalu berbagi semangatnya dan saling berbagi ilmu untuk menyelesaikan skripsi.
9. Teman – teman angkatan 2010 Program Studi Informatika / Ilmu Komputer, terima kasih atas segala bantuannya selama menempuh studi di Program Studi Informatika / Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
10. Semua pihak yang telah membantu dan berbagi ilmu dalam penyelesaian skripsi, yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan tugas akhir ini masih banyak kekurangan baik format penulisan maupun isinya. Oleh karena itu, saran dan kritik membangun dari para pembaca senantiasa saya harapkan guna pengembangan diri. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak. Amin.

Malang, 29 Desember 2014

Penulis

## ABSTRAK

**Faris Fitrianto. 2014. Implementasi Algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) Pada Deteksi Potensi Bencana Alam Tsunami. Skripsi Program Studi Teknik Informatika / Ilmu Komputer, Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Universitas Brawijaya. Pembimbing Rekyan Regasari Mardi Putri, ST., MT. dan Nurul Hidayat, S. Pd., MSc**

Tsunami yang pernah terjadi di seluruh dunia termasuk di Indonesia telah banyak menimbulkan korban jiwa serta kerugian material. Pada umumnya menurut BMKG penentuan gempa bumi termasuk berpotensi tsunami menggunakan ukuran seperti lokasi epicenter terletak di dasar laut, kedalaman gempa kurang dari 70 km, serta magnitudo lebih dari 7.0 SR dimana ukuran tersebut ternyata tidak selamanya benar karena banyak kejadian tsunami di berbagai belahan bumi ini yang terjadi ketika magnitudo gempa bumi kurang dari 7.0 SR. Klasifikasi dapat digunakan untuk menentukan suatu gempa bumi bawah laut termasuk berpotensi tsunami atau tidak. Salah satu metode klasifikasi yaitu *Fuzzy K - Nearest Neighbor* (FK-NN) digunakan dalam penelitian ini untuk mendeteksi potensi bencana alam tsunami dengan menggunakan beberapa parameter seperti kedalaman gempa (depth), magnitudo momen (mw), magnitudo permukaan (ms), magnitudo bodi (mb), serta skala MMI. Pada penelitian ini dilakukan pengujian menggunakan 300 data dimana masing – masing sebanyak 150 data digunakan sebagai data uji serta data latih. Didapatkan nilai akurasi maksimum sebesar 95.3 % pada pengujian pengaruh nilai k terhadap akurasi. Selain itu didapatkan nilai akurasi maksimum sebesar 94.7 % pada pengujian komposisi data latih dengan perbandingan komposisi 2 : 3 dengan jumlah kelas tsunami sebanyak 60 dan tidak tsunami sebanyak 90. Sedangkan untuk pengujian pengaruh variasi data uji dan data latih terhadap akurasi didapatkan nilai rata – rata akurasi sebesar 91.6 %.

**Kata kunci** : Deteksi potensi tsunami, klasifikasi, *Fuzzy K-Nearest Neighbor*

## ABSTRACT

**Faris Fitrianto. 2014. *Implementation of Algorithms Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN) On the Detection of Potential Tsunami Disaster. Thesis of Engineering Informatics / Computer Science Program, Information Technology and Computer Science Program of Brawijaya University. Advisor Rekyan Regasari Mardi Putri, ST., MT. and Nurul Hidayat, S. Pd., MSc***

*The tsunami that ever happened in the world, including in Indonesia had been many casualties and material loss. In general, according to BMKG determination an earthquakes in category potential tsunami or not is used measurement such as the location of the epicenter on the sea, the depth of the earthquake less than 70 km, as well as the magnitude more than 7.0 SR where the size is not always true because many of tsunami in various location in the world occurs when the earthquake magnitude less than 7.0 SR. Classification can be used to determine an underwater earthquake in category a potential tsunami or not. One method of classification, namely Fuzzy K - Nearest Neighbor (FK-NN) used in this study to detect potential tsunami disaster by using several parameters such as the depth of the earthquake (depth), magnitude moment (mw), magnitude surface (ms), magnitude body (mb), as well as the MMI scale. In this study, using 300 test data that each 150 data is used as the test data and training data. From the testing, the developed algorithm oobtaineda maximum accuracy 95.3% on testing the effect of the k value for accuracy. Besides that obtained maximum accuracy 94.7% on the training data composition testing with the composition ratio of 2: 3 with 60 data is tsunami class and 90 data is no tsunami class. For testing the effect of variation of the test data and training data for accuracy obtained average accuracy 91.6%.*

**Keywords:** *Detection of a potential tsunami, classification, Fuzzy K-Nearest Neighbor*

**DAFTAR ISI**

<b>LEMBAR PERSETUJUAN .....</b>	<b>ii</b>
<b>LEMBAR PENGESAHAN .....</b>	<b>iii</b>
<b>PERNYATAAN ORISINALITAS SKRIPSI .....</b>	<b>iv</b>
<b>KATA PENGANTAR .....</b>	<b>v</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>vii</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI .....</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR GAMBAR .....</b>	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xiv</b>
<b>DAFTAR SOURCE CODE .....</b>	<b>xvi</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN .....</b>	<b>xvii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	3
1.3. Batasan Masalah .....	4
1.4. Tujuan Penelitian .....	4
1.5. Manfaat Penelitian .....	4
1.6. Sistematika Penulisan .....	4
<b>BAB II KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI .....</b>	<b>6</b>
2.1. Kajian Pustaka .....	6
2.2. Dasar Teori .....	7
2.2.1. Tsunami .....	7
2.2.2. Gempa Bumi .....	10
2.2.3. Data Mining .....	13
2.2.4. Klasifikasi ( <i>Classification</i> ) .....	14
2.2.5. <i>K-Nearest Neighbor</i> (K-NN) .....	15
2.2.6. Proses <i>K-Nearest Neighbor</i> .....	15
2.2.7. Logika <i>Fuzzy</i> .....	16

2.2.8. Himpunan <i>Fuzzy</i> .....	17
2.2.9. <i>Fuzzy K-Nearest Neighbor</i> (FK-NN).....	18
2.3. Akurasi Hasil Pengujian .....	19
<b>BAB III METODE PENELITIAN DAN PERANCANGAN</b> .....	<b>21</b>
3.1. Metode Penelitian.....	21
3.1.1. Studi Literatur.....	22
3.1.2. Pengumpulan data.....	22
3.1.3. Analisis dan Perancangan Sistem .....	23
3.1.4. Implementasi Sistem.....	24
3.1.5. Pengujian Sistem .....	24
3.1.6. Analisa Hasil Output.....	25
3.2. Perancangan Sistem.....	25
3.2.1. Proses Klasifikasi .....	25
3.2.2. Normalisasi nilai parameter tsunami .....	27
3.2.3. Proses K-Nearest Neighbor (K-NN).....	29
3.2.4. Proses Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN).....	29
3.2.5. Proses Perhitungan Manual.....	33
3.2.5.1. Normalisasi Nilai Data Uji dan Data Latih .....	36
3.2.5.2. Proses K-Nearest Neighbor.....	38
3.2.5.3. Proses <i>Fuzzy K-Nearest Neighbor</i> (FK-NN).....	41
3.2.6. Perancangan antarmuka .....	43
3.2.7. Perancangan Pengujian .....	50
3.2.7.1. Perancangan Pengujian Pengaruh Nilai k Terhadap Akurasi.....	50
3.2.7.2. Perancangan Pengujian Pengaruh Komposisi Data Latih Terhadap Tingkat Akurasi .....	51
3.2.7.3. Perancangan Pengujian Pengaruh Variasi Data Uji dan Data Latih Terhadap Akurasi.....	52
3.2.7.4. Perancangan Pengujian Pengaruh Jumlah Parameter Terhadap Akurasi .....	54
<b>BAB IV IMPLEMENTASI</b> .....	<b>56</b>
4.1. Lingkungan Implementasi .....	56
4.1.1. Lingkungan Implementasi Perangkat Keras .....	56

4.1.2. Lingkungan Implementasi Perangkat Lunak .....	56
4.2. Implemenatasi Program .....	57
4.2.1. Implementasi Normalisasi Nilai Parameter Tsunami .....	57
4.2.2. Implementasi Proses <i>K-Nearest Neighbor</i> .....	59
4.2.3. Implementasi Proses <i>Fuzzy K-Nearest Neighbor</i> (FK-NN) .....	61
4.3. Implementasi Antarmuka .....	63
4.3.1. Antarmuka Pengimport Data .....	63
4.3.2. Antarmuka Pengklasifikasian Dengan FK-NN .....	66
4.3.3. Antarmuka Pengujian Akurasi .....	67
4.3.4. Antarmuka Daftar Uji Akurasi .....	69
<b>BAB V PENGUJIAN DAN ANALISA</b> .....	<b>71</b>
5.1. Implementasi Pengujian. ....	71
5.1.1. Pengujian Pengaruh Nilai k Terhadap Akurasi .....	71
5.1.2. Pengaruh Komposisi Data Latih Terhadap Tingkat Akurasi .....	73
5.1.3. Pengujian Pengaruh Variasi Data Uji dan Data Latih Terhadap Akurasi .....	74
5.1.4. Pengujian Pengaruh Jumlah Parameter Terhadap Akurasi .....	76
5.1.4.1. Pengujian Pengaruh 2 Parameter (Depth, Mw) Terhadap Akurasi ..	76
5.1.4.2. Pengujian Pengaruh 3 Parameter Terhadap Akurasi .....	77
5.1.4.2.1. Pengujian Pengaruh 3 Parameter (Depth, Mw, Ms) Terhadap Akurasi .....	77
5.1.4.2.2. Pengujian Pengaruh 3 Parameter (Depth, Mw, Mb) Terhadap Akurasi .....	78
5.1.4.2.3. Pengujian Pengaruh 3 Parameter (Depth, Mw, MMI) Terhadap Akurasi .....	80
5.1.4.3. Pengujian Pengaruh 4 Parameter Terhadap Akurasi .....	81
5.1.4.3.1. Pengujian Pengaruh 4 Parameter (Depth, Mw, Ms, Mb) Terhadap Akurasi .....	81
5.1.4.3.2. Pengujian Pengaruh 4 Parameter (Depth, Mw, Ms, MMI) Terhadap Akurasi .....	82
5.1.4.3.3. Pengujian Pengaruh 4 Parameter (Depth, Mw, Mb, MMI) Terhadap Akurasi .....	83

5.1.4.4. Pengujian Pengaruh 5 Parameter (Depth, Mw, Ms, Mb, MMI) Terhadap Akurasi.....85

5.2. Analisa Hasil.....86

5.2.1. Analisa Hasil Pengaruh Nilai k Terhadap Akurasi.....86

5.2.2. Analisa Hasil Pengaruh Komposisi Data Latih Terhadap Tingkat Akurasi.....87

5.2.3. Analisa Hasil Pengaruh Variasi Data Uji dan Data Latih Terhadap Akurasi.....89

5.2.4. Analisa Hasil Pengaruh Jumlah Parameter Terhadap Akurasi.....91

**BAB VI PENUTUP** .....94

6.1. Kesimpulan.....94

6.2. Saran.....95

**DAFTAR PUSTAKA** .....96

**LAMPIRAN** .....98



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Alur tahapan penelitian .....	21
Gambar 3.2 Proses klasifikasi secara umum .....	26
Gambar 3.3 Proses normalisasi nilai parameter .....	28
Gambar 3.4 Proses <i>K-Nearest Neighbor</i> .....	30
Gambar 3.5 Pencarian <i>euclidean distance</i> .....	31
Gambar 3.7 Interface halaman home .....	43
Gambar 3.8 Interface tentang tsunami .....	44
Gambar 3.9 Interface input data uji .....	45
Gambar 3.10 Interface import data latihan .....	46
Gambar 3.11 Interface import data uji .....	47
Gambar 3.12 Interface uji akurasi .....	48
Gambar 3.13 Interface daftar uji akurasi .....	49
Gambar 3.14 Data latihan dan data uji asli .....	53
Gambar 3.15 Variasi data latihan dan variasi data uji .....	53
Gambar 4.1 Interface import data latihan .....	64
Gambar 4.2 Interface hasil import data latihan .....	64
Gambar 4.3 Interface import data uji .....	65
Gambar 4.4 Interface hasil import data uji .....	65
Gambar 4.5 Interface input data uji .....	66
Gambar 4.6 Interface proses klasifikasi FK-NN .....	67
Gambar 4.7 Interface hasil perhitungan menggunakan FK-NN .....	67
Gambar 4.8 Interface pengujian akurasi .....	68
Gambar 4.9 Interface proses pengujian akurasi .....	68
Gambar 4.10 Interface hasil perhitungan akurasi .....	69
Gambar 4.11 Interface daftar hasil uji akurasi .....	69
Gambar 5.1 Grafik pengaruh nilai k terhadap akurasi .....	87
Gambar 5.2 Grafik pengaruh komposisi data latihan terhadap akurasi .....	88
Gambar 5.3 Grafik pengaruh variasi data latihan dan data uji terhadap akurasi .....	90
Gambar 5.4 Grafik pengaruh jumlah parameter terhadap akurasi .....	93

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian tentang deteksi potensi tsunami dengan algoritma lain.....	6
Tabel 2.2 Penelitian menggunakan algoritma FK-NN pada studi kasus yang lainnya.....	7
Tabel 3.1 Data latih gempa bumi asli dari NGDC.....	33
Tabel 3.2 Data uji gempa bumi asli dari NGDC .....	35
Tabel 3.3 Data latih untuk proses klasifikasi. ....	35
Tabel 3.4 Data uji untuk proses klasifikasi .....	36
Tabel 3.5 Range nilai aribut .....	37
Tabel 3.6 Data latih hasil normalisasi.....	37
Tabel 3.7 Data uji hasil normalisasi.....	38
Tabel 3.8 Hasil perhitungan <i>euclidean distance</i> .....	39
Tabel 3.9 Pengurutan dan penentuan nilai k .....	40
Tabel 3.10 Perancangan pengujian pengaruh nilai k .....	50
Tabel 3.11 Perancangan pengujian pengaruh komposisi data latih.....	51
Tabel 3.12 Perancangan pengujian pengaruh variasi data latih dan data uji .....	54
Tabel 3.13 Perancangan pengujian pengaruh jumlah parameter terhadap akurasi.....	55
Tabel 5.1 Pengujian pengaruh nilai k terhadap akurasi .....	72
Tabel 5.2 Pengujian pengaruh komposisi data latih terhadap akurasi.....	74
Tabel 5.3 Pengujian pengaruh variasi data uji dan data latih terhadap akurasi.....	75
Tabel 5.4 Pengujian pengaruh 2 parameter (depth, mw) terhadap akurasi.....	76
Tabel 5.5 Pengujian pengaruh 3 parameter (depth, mw, ms) terhadap akurasi .....	77
Tabel 5.6. Pengujian pengaruh 3 parameter (depth, mw, mb) terhadap akurasi .....	79
Tabel 5.7. Pengujian pengaruh 3 parameter (depth, mw, mmi) terhadap akurasi.....	80
Tabel 5.8. Pengujian pengaruh 4 parameter (depth, mw, ms, mb) terhadap akurasi. .	81
Tabel 5.9. Pengujian pengaruh 4 parameter (depth, mw, ms, mmi) terhadap akurasi. ....	82
Tabel 5.10. Pengujian pengaruh 4 parameter (depth, mw, mb, mmi) terhadap akurasi. ....	84

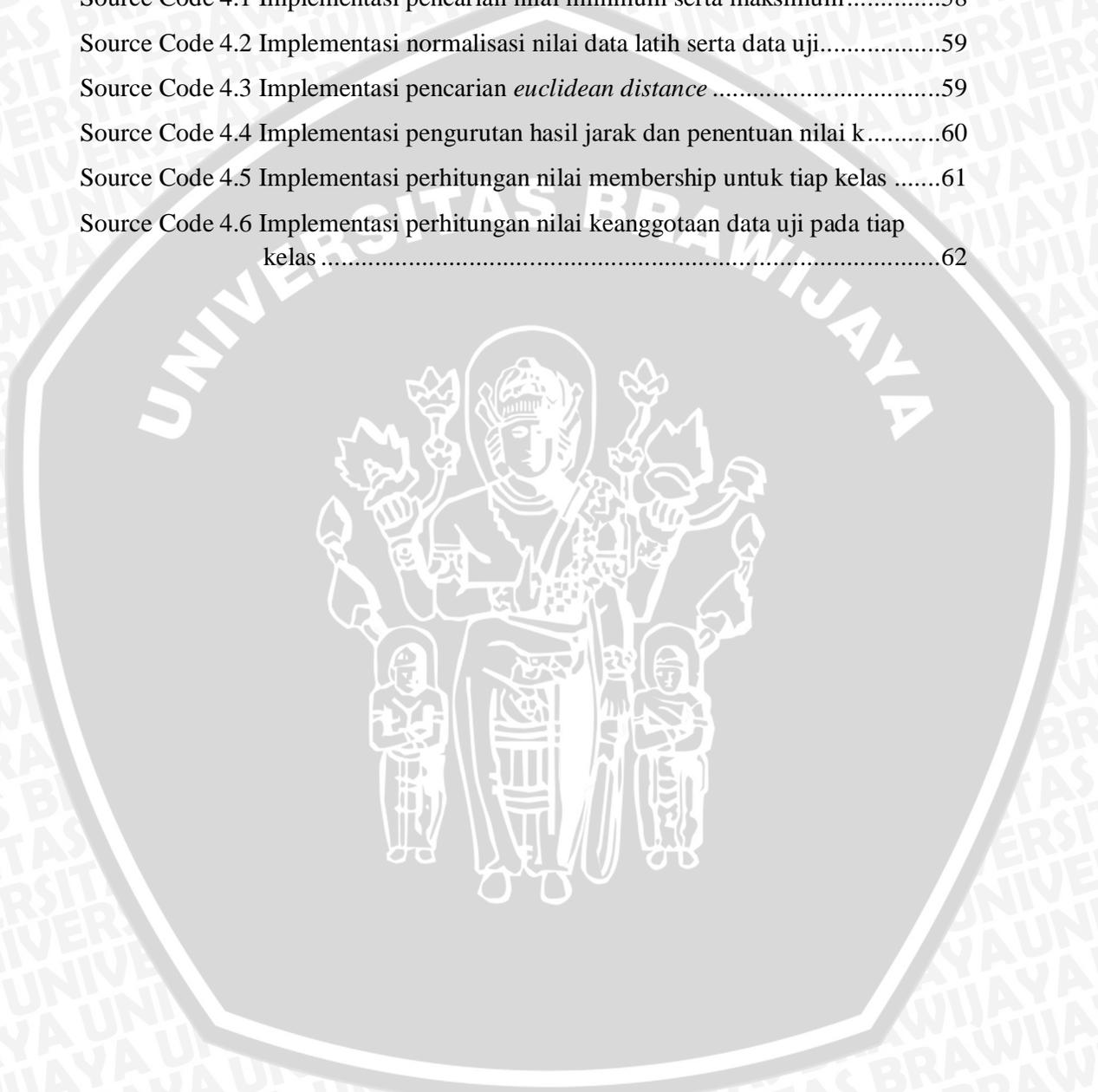
Tabel 5.11. Pengujian pengaruh 5 parameter (depth, mw, ms, mb, mmi) terhadap akurasi .....85

Tabel 5.12. Hasil nilai maksimum serta rata – rata akurasi dengan jumlah parameter yang berbeda.....92



## DAFTAR SOURCE CODE

Source Code 4.1 Implementasi pencarian nilai minimum serta maksimum.....	58
Source Code 4.2 Implementasi normalisasi nilai data latih serta data uji.....	59
Source Code 4.3 Implementasi pencarian <i>euclidean distance</i> .....	59
Source Code 4.4 Implementasi pengurutan hasil jarak dan penentuan nilai k.....	60
Source Code 4.5 Implementasi perhitungan nilai membership untuk tiap kelas .....	61
Source Code 4.6 Implementasi perhitungan nilai keanggotaan data uji pada tiap kelas .....	62



**DAFTAR LAMPIRAN**

Data Training Gempa Bumi Bawah Laut 1991 – 2006.....98



## BAB I

### PENDAHULUAN

#### 1.1. Latar Belakang

Tsunami adalah gelombang laut yang terjadi karena adanya gangguan impulsif pada laut. Gangguan impulsif tersebut terjadi akibat adanya perubahan bentuk dasar laut secara tiba-tiba dalam arah vertikal atau dalam arah horizontal. Perubahan tersebut disebabkan oleh tiga sumber utama, yaitu gempa tektonik, letusan gunung api, atau longsor yang terjadi di dasar laut. Dari ketiga sumber tersebut, di seluruh dunia gempa tektonik merupakan penyebab utama bencana tsunami [INA-10]. Gempa tektonik adalah peristiwa bergetarnya bumi akibat pelepasan energi di dalam bumi secara tiba-tiba yang ditandai dengan patahnya lapisan batuan pada kerak bumi. Akumulasi energi penyebab terjadinya gempa bumi dihasilkan dari pergerakan lempeng-lempeng tektonik. Energi yang dihasilkan dipancarkan ke segala arah berupa gelombang gempa bumi sehingga efeknya dapat dirasakan sampai ke permukaan bumi [BMK-12]. Jika jalur pertemuan lempeng berada di laut sehingga apabila terjadi gempa bumi besar dengan kedalaman dangkal maka akan berpotensi menimbulkan tsunami sehingga Indonesia juga rawan tsunami [INA-10].

Tsunami yang pernah terjadi di seluruh dunia termasuk di Indonesia telah banyak menimbulkan korban jiwa serta kerugian material. Dahsyatnya gelombang tsunami yang menerjang daratan dapat menghancurkan segala sesuatu yang dilaluinya. Kerugian material akibat tsunami tidak dapat diminimalisir karena tsunami hanya berjarak beberapa menit setelah terjadinya gempa bumi. Oleh karena itu diperlukan suatu peringatan dini terhadap potensi terjadinya bencana alam tsunami agar masyarakat dapat segera menyelamatkan diri pasca terjadinya gempa bumi sehingga resiko korban jiwa akibat tsunami dapat diminimalisir. Pada umumnya menurut BMKG penentuan gempa bumi termasuk berpotensi tsunami menggunakan ukuran seperti lokasi *epicenter* terletak di dasar laut, kedalaman gempa kurang dari 70 km, serta *magnitude* lebih dari 7.0 SR [BMK-

12]. Ukuran tersebut ternyata tidak selamanya karena banyak kejadian tsunami di berbagai belahan bumi ini yang terjadi ketika *magnitude* gempa bumi kurang dari 7.0 SR [NGD-12].

Salah satu teknik data mining yaitu klasifikasi dapat digunakan untuk menentukan suatu gempa bumi bawah laut termasuk berpotensi tsunami atau tidak. Klasifikasi adalah suatu proses mengelompokkan sejumlah data ke dalam kelas tertentu yang diberikan berdasarkan sifat dan pola yang terdapat dalam data pembelajaran. Ada metode klasifikasi yang membangun model terlebih dahulu, seperti *support vector machine* (SVM) [HAN-06], dan ada pula metode klasifikasi yang secara langsung menggunakan data pembelajaran untuk menentukan kategori dari data baru yang ingin ditentukan kategorinya. Salah satunya yaitu metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) [HAN-06].

Metode *K-Nearest Neighbor* melakukan klasifikasi pada data baru yang masih belum diketahui kelasnya untuk masuk ke dalam salah satu kelas yang ada pada data latih atau data pembelajaran dengan mayoritas kelas sejumlah  $k$  yang letaknya terdekat dengan data baru tersebut [JNI-96]. Pada kasus tsunami dalam melakukan klasifikasi gempa bumi bawah laut tidak cukup hanya dengan menggunakan metode K-NN. Dengan K-NN suatu data gempa bumi bawah laut diklasifikasikan secara tegas atau penuh pada salah satu kelas prediksi yaitu berpotensi tsunami dan tidak berpotensi tsunami sehingga gempa bumi tidak mempunyai nilai keanggotaan atau nilai kemungkinan pada setiap kelas prediksi. Selain itu juga metode K-NN mempunyai permasalahan pada saat sejumlah kelas prediksi sebanyak  $k$  mempunyai jumlah yang sama antara kelas  $x$  dan kelas  $y$  dimana hal tersebut akan menimbulkan hasil yang ambigu pada penentuan kelas prediksi.

Untuk memperbaiki kelemahan yang ada pada metode K-NN maka digabungkanlah dengan logika fuzzy menjadi metode *Fuzzy Nearest Neighbor* (FK-NN). FK-NN adalah pengembangan dari metode K-NN yang digabungkan dengan teori *fuzzy* dalam memberikan pemberian label kelas pada data uji yang diprediksi. Metode FK-NN mempunyai beberapa keunggulan diantaranya mampu mempertimbangkan sifat ambigu dari tetangga jika ada. Selain itu mampu memberikan kekuatan atau kepercayaan kepada suatu instance pada suatu kelas

karena sebuah instance memiliki derajat nilai keanggotaan [KEL-85]. Dengan metode FK-NN, 5 parameter gempa bumi bawah laut (*depth*, *mw*, *ms*, *mb*, *MMI*) yang didapat dari *National Geophysical Data Center*, 2 parameter diantaranya yaitu *depth* dan *mw* akan difuzzykan setelah melalui proses K-NN. Parameter tersebut difuzzykan agar mempunyai nilai keanggotaan atau nilai kekuatan pada tiap kelas prediksi sehingga dalam menentukan potensi tsunami dari gempa bumi bawah laut dapat ditentukan dengan melihat nilai keanggotaan pada masing – masing kelas prediksi dimana nilai keanggotaan tersebut menunjukkan tingkat kepercayaan terhadap potensi terjadinya bencana alam tsunami.

Penelitian sebelumnya tentang tsunami ialah meneliti tentang penentuan potensi tsunami akibat gempa bumi bawah laut [ADE-2013]. Ketiga parameter tersebut yaitu kedalaman gempa (km), *magnitudo* (SR), dan letak *epicenter* gempa bumi. Dalam penelitian tersebut digunakan teknik klasifikasi *Modified K-Nearest Neighbor* (MKNN) dengan menggunakan dua kriteria output, berpotensi tsunami dan tidak berpotensi tsunami. Dari penelitian tersebut menghasilkan akurasi maksimum sebesar 73.74 %.

Pada skripsi kali ini mencoba untuk mengimplementasikan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN). Oleh karena itu judul yang diambil untuk skripsi ini yaitu **“Implementasi Algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) pada Deteksi Potensi Bencana Alam Tsunami”**.

## 1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang ada, maka didapatkan rumusan masalah sebagai berikut :

1. Bagaimana implementasi algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) untuk deteksi potensi bencana alam tsunami.
2. Berapa tingkat akurasi algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) untuk deteksi potensi bencana alam tsunami.
3. Berapa tingkat akurasi dari setiap kombinasi jumlah parameter gempa bumi bawah laut penyebab tsunami?

### 1.3. Batasan Masalah

Pada skripsi ini terdapat beberapa batasan masalah yaitu antara lain :

1. Data gempa bumi yang digunakan dalam penelitian ini yaitu berasal dari database *National Geophysical Data Center* : <http://www.ngdc.noaa.gov/>
2. Data tsunami yang digunakan hanya berasal dari aktivitas gempa bumi bawah laut.
3. Parameter yang digunakan dalam penentuan potensi bencana alam tsunami ada 5 yaitu antara lain : kedalaman gempa (*depth*), magnitudo momen (*mw*), magnitudo permukaan (*ms*), magnitudo bodi (*mb*), serta skala MMI.

### 1.4. Tujuan Penelitian

Beberapa tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini yaitu antara lain :

1. Mengimplementasikan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) dengan menjadikan sebuah aplikasi untuk deteksi potensi bencana alam tsunami.
2. Mengukur tingkat akurasi algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) untuk deteksi potensi bencana alam tsunami.
3. Mengukur tingkat akurasi dari setiap kombinasi jumlah parameter gempa bumi bawah laut penyebab tsunami.

### 1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dalam penelitian ini yaitu agar hasil penelitian ini dapat dijadikan referensi bagi BMKG dalam menciptakan suatu sistem deteksi potensi bencana alam tsunami yang lebih akurat.

### 1.6. Sistematika Penulisan

1. BAB I : PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan.

2. BAB II : KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Bab ini terdiri dari kajian pustaka beserta teori – teori yang mendasari topik penulisan skripsi tentang algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) maupun tentang bencana alam tsunami.

3. **BAB III : METODE PENELITIAN DAN PERANCANGAN**

Bab ini terdiri dari metode yang digunakan dan perancangan penelitian tentang implementasi algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) pada deteksi potensi bencana alam tsunami.

4. **BAB IV : IMPLEMENTASI**

Bab ini berisi implementasi aplikasi untuk implementasi algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) pada deteksi potensi bencana alam tsunami.

5. **BAB V : PENGUJIAN DAN ANALISA**

Bab ini terdiri dari pengujian aplikasi deteksi potensi bencana alam tsunami menggunakan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) dengan digunakannya beberapa data uji serta analisis hasil keluaran dari aplikasi tersebut.

6. **BAB VI : PENUTUP**

Bab ini terdiri dari kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan serta saran terhadap penelitian agar lebih baik ke depannya.

## BAB II

### KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai kajian pustaka beserta dasar teori yang mendasari serta mendukung penelitian ini.

#### 2.1. Kajian Pustaka

Penelitian terhadap deteksi potensi tsunami sudah pernah dilakukan sebelumnya dengan menggunakan data latih dari <http://itic.ioc-unesco.org/> dan menggunakan metode *Modified K-Nearest Neighbor* (MKNN). Penelitian sebelumnya tentang tsunami ditunjukkan pada tabel 2.1.

Tabel 2.1 Penelitian tentang deteksi potensi tsunami dengan algoritma lain.

Author	Algoritma	Tingkat Akurasi Maksimum	Keterangan
[ADE-2013]	MKNN	73,74 %	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Menggunakan beberapa parameter gempa bumi antara lain :               <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Lokasi pusat gempa bumi (<i>Epicenter</i>).</li> <li>✓ Kedalaman pusat gempa bumi (<i>Depth</i>)</li> <li>✓ Kekuatan gempa bumi (<i>Magnitude</i>)</li> </ul> </li> <li>• Output dari sistem yaitu berpotensi tsunami dan tidak berpotensi tsunami.</li> </ul>

Sumber : Kajian Pustaka

Pada tabel 2.1 ditunjukkan bahwa penelitian tentang deteksi potensi tsunami dengan menggunakan metode MKNN menghasilkan tingkat akurasi maksimum sebesar 73,74 %.

Untuk metode *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) yang akan digunakan pada penelitian kali ini telah digunakan dalam beberapa penelitian sebelumnya diantaranya oleh [SEL-13] yang digunakan untuk diagnosis penyakit diabetes melitus. Selain itu telah digunakan oleh [YAN-13] untuk menentukan status

evaluasi kinerja karyawan. Penelitian sebelumnya dengan menggunakan metode FK-NN ditunjukkan pada tabel 2.2.

Tabel 2.2 Penelitian menggunakan algoritma FK-NN pada studi kasus yang lainnya.

Author	Objek atau Studi kasus	Tingkat Akurasi Maksimum	Keterangan
[SEL-13]	diagnosis penyakit diabetes melitus	98 %	<ul style="list-style-type: none"> <li>Menggunakan beberapa parameter berupa jumlah hamil, 2 jam PP (OGTT), tekanan diastolik, tebal kulit trisep (TSFT), 2 jam serum insulin (INS), indeks massa badan (IMB), riwayat diabetes keluarga (DPF) dan usia.</li> <li>Output dari diagnosa resiko DM pada sistem yaitu positif DM (1) dan negatif DM (0).</li> </ul>
[YAN-13]	menentukan status evaluasi kinerja karyawan	66 %	<ul style="list-style-type: none"> <li>Atribut yang digunakan antara lain : kooperatif, kehadiran, ketepatan waktu, keandalan, inisiatif, sikap, judgement, komunikasi, hubungan antar manusia.</li> <li>Output dari sistem yaitu : mengikuti training / pelatihan dan tidak mengikuti training / tidak pelatihan</li> </ul>

Sumber : Kajian Pustaka

## 2.2. Dasar Teori

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai dasar teori dari tsunami, gempa bumi, data mining, K-NN, logika *fuzzy* dan seterusnya yang mendasari teori dari penelitian ini.

### 2.2.1. Tsunami

Tsunami adalah gelombang laut yang terjadi karena adanya gangguan impulsif pada laut. Gangguan impulsif tersebut terjadi akibat adanya perubahan bentuk dasar laut secara tiba-tiba dalam arah vertikal atau dalam arah horizontal. Perubahan tersebut disebabkan oleh gempa bumi bawah laut, gunung berapi

meletus, atau hantaman meteor di laut. [INA-10]. Tsunami tidak terlihat saat masih berada jauh di tengah lautan, namun begitu mencapai wilayah dangkal, gelombangnya yang bergerak cepat ini akan semakin membesar. Tenaga setiap tsunami adalah tetap terhadap fungsi ketinggian dan kelajuannya. Apabila gelombang menghampiri pantai, ketinggiannya meningkat sementara kelajuannya menurun. Gelombang tersebut bergerak pada kelajuan tinggi, hampir tidak dapat dirasakan efeknya oleh kapal laut (misalnya) saat melintasi di laut dalam, tetapi meningkat ketinggian hingga 30 meter atau lebih di daerah pantai [TRI-08].

Tsunami dapat dipicu oleh bermacam - macam gangguan (*disturbance*) berskala besar terhadap air laut, misalnya gempa bumi, pergerseran lempeng, meletusnya gunung berapi di bawah laut, atau tumbukan benda langit. Namun 90 % tsunami adalah akibat gempa bumi bawah laut. Dalam rekaman sejarah beberapa tsunami diakibatkan oleh gunung meletus, misalnya ketika meletusnya Gunung Krakatau. Tsunami dapat terjadi apabila dasar laut bergerak secara tiba - tiba dan mengalami perpindahan vertikal.

Gerakan vertikal pada kerak bumi dapat mengakibatkan dasar laut naik atau turun secara tiba - tiba, yang mengakibatkan gangguan kesetimbangan air yang berada di atasnya. Hal ini mengakibatkan terjadinya aliran energi air laut, yang ketika sampai di pantai menjadi gelombang besar yang mengakibatkan terjadinya tsunami.

Gerakan vertikal terjadi pada patahan bumi atau sesar. Gempa bumi juga banyak terjadi di daerah subduksi, dimana lempeng samudera menelusup ke bawah lempeng benua. Tanah longsor yang terjadi di dasar laut serta runtuh gunung api juga dapat mengakibatkan gangguan air laut yang dapat menghasilkan tsunami. Gempa yang menyebabkan gangguan air laut yang dapat menghasilkan tsunami. Gempa yang menyebabkan gerakan tegak lurus lapisan bumi. Akibatnya, dasar laut naik turun secara tiba - tiba sehingga keseimbangan air laut yang berada di atasnya terganggu.

Demikian pula halnya dengan benda kosmis atau meteor yang jatuh dari atas. Jika ukuran meteor atau longsor ini cukup besar, dapat terjadi mega tsunami yang tingginya mencapai ratusan meter.

Beberapa penyebab terjadinya tsunami akan dijelaskan sebagai berikut [TRI-2008]:

a) Longsoran Lempeng Bawah Laut (*Undersea Landslides*)

Gerakan yang besar pada kerak bumi biasanya terjadi di perbatasan antar lempeng tektonik. Celah retakan antara kedua lempeng tektonik ini disebut dengan sesar (*fault*). Sebagai contoh, di sekeliling tepian Samudera Pasifik yang biasa disebut dengan Lingkaran Api (*Ring of Fire*), lempeng samudera yang lebih padat menunjam masuk ke bawah lempeng benua. Proses ini dinamakan dengan penunjaman (*subduction*). Gempa subduksi sangat efektif membangkitkan gelombang tsunami.

b) Gempa Bumi Bawah Laut (*Undersea Earthquake*)

Gempa tektonik merupakan salah satu gempa yang diakibatkan oleh pergerakan lempeng bumi. Jika gempa semacam ini terjadi di bawah laut, air di atas wilayah lempeng bergerak tersebut berpindah dari posisi ekuilibriumnya. Gelombang muncul ketika air ini bergerak oleh pengaruh gravitasi kembali ke posisi ekuilibriumnya. Apabila wilayah yang luas pada dasar laut bergerak naik ataupun turun, tsunami dapat terjadi.

Berikut ini adalah beberapa persyaratan terjadinya tsunami yang diakibatkan oleh gempa bumi bawah laut menurut BMKG [BMK-12] :

1. Lokasi *epicenter* terletak di laut.
2. Gempa bumi yang berpusat di tengah laut dan dangkal (0-70 km)
3. Gempa bumi dengan kekuatan sekurang - kurangnya 7 skala richter.

c) Aktivitas Vulkanik (*Volcanic Activities*)

Pergeseran lempeng di dasar laut, selain dapat mengakibatkan gempa juga seringkali menyebabkan peningkatan aktivitas vulkanik pada gunung berapi. Kedua hal ini dapat menggoncangkan air laut di atas lempeng tersebut. Demikian pula, meletusnya gunung berapi yang terletak di dasar samudera juga dapat menaikkan air dan membangkitkan gelombang tsunami.

d) Tumbukan Benda Luar Angkasa (*Cosmic-Body Impacts*)

Tumbukan dari benda luar angkasa seperti meteor merupakan gangguan terhadap air laut yang datang dari arah permukaan. Tsunami yang timbul karena sebab ini umumnya terjadi sangat cepat dan jarang mempengaruhi wilayah pesisir

yang jauh dari sumber gelombang. Sekalipun begitu, apabila pergerakan lempeng dan tabrakan benda angkasa luar cukup dahsyat, kedua peristiwa ini dapat menciptakan mega tsunami.

### 2.2.2. Gempa Bumi

Gempa bumi merupakan salah satu penyebab terjadinya tsunami. Gempa bumi bisa disebabkan oleh berbagai sumber, antara lain (1) letusan gunung berapi atau erupsi vulkanik, (2) tubrukan meteor, (3) ledakan bawah tanah (seperti uji nuklir) dan (4) pergerakan kulit bumi. Gempa bumi sering terjadi karena pergerakan kulit bumi, atau disebut gempa tektonik.

Berdasarkan *seismology*, gempa tektonik dijelaskan oleh “Teori Lapisan Tektonik”. Teori ini menyebutkan bahwa lapisan bebatuan terluar yang disebut *lithosphere* mengandung banyak lempengan. Di bawah *lithosphere* ada lapisan yang disebut *atmosphere*, lapisan ini seakan – akan melumasi bebatuan tersebut sehingga mudah bergerak.

Diantara dua lapisan ini, bisa terjadi 3 hal yaitu [MAL-09]:

1. Lempengan bergerak saling menjauh, maka magma dari perut bumi akan keluar menuju permukaan bumi. Magma yang sudah dipermukaan bumi ini disebut lava.
2. Lempengan bergerak saling menekan, maka salah satu lempeng akan naik atau turun, atau dua – duanya naik atau turun. Inilah cikal gunung atau lembah.
3. Lempengan bergerak beralawanan satu sama lain, misalnya satu ke arah selatan satunya ke arah utara.

Ketiga prediksi tersebut akan menimbulkan getaran yang dilewatkan oleh media tanah dan batu. Getaran ini disebut gelombang seismik (*seismic wave*), bergerak ke segala arah. Inilah yang disebut gempa. Lokasi di bawah tanah tempat sumber getaran disebut *hipocenter* atau fokus gempa.

Jika lempengan bergerak saling menekan terjadi di dasar laut, ketika salah satu lempengan naik atau turun, maka volume daerah di atasnya akan mengalami perubahan kondisi stabilnya. Apabila lempengan itu turun, maka volume daerah

itu akan bertambah. Sebaliknya apabila lempengan itu naik, maka volume daerah itu akan berkurang.

Perubahan volume tersebut akan mempengaruhi gelombang laut. Air dari arah pantai akan tersedot ke arah tersebut. Gelombang – gelombang menuju pantai akan terbentuk karena massa air yang berkurang pada daerah tersebut (efek dari hukum *Archimedes*) karena pengaruh gaya gravitasi, air tersebut berusaha kembali mencapai kondisi stabilnya. Ketika daerah tersebut cukup luas, maka gelombang tersebut mendapat tenaga yang lebih dahsyat. Inilah yang disebut dengan tsunami [MAL-09].

Berikut ini adalah beberapa parameter dari gempa bumi bawah laut yang dapat memicu terjadinya tsunami [NGD-12].

a) Kedalaman gempa bumi (*depth*)

Kedalaman gempa adalah jarak *hipocenter* yang dihitung secara tegak lurus dari permukaan bumi (*epicenter*). Kedalaman dinyatakan oleh besaran jarak dalam satuan km. *Hipocenter* adalah pusat gempa bumi, yaitu tempat terjadinya perubahan lapisan batuan atau dislokasi di dalam bumi sehingga menimbulkan gempa bumi. Howell (1969) telah membagi jenis-jenis gempa bumi berdasarkan kedalaman hiposentrumnya, yaitu :

1. Gempa bumi dangkal (normal), pusatnya < 70 km
2. Gempa bumi sedang (intermedier), pusatnya 70 - 300 km
3. Gempa bumi dalam, pusatnya 300 - 700 km

Kebanyakan gempa bumi yang terjadi, pusatnya terletak dekat permukaan bumi pada kedalaman rata-rata 25 km, dan berangsur ke bawah tidak lebih dari 700 km. Gempa bumi dangkal cenderung lebih kuat dari pada gempa bumi dalam, oleh sebab itu gempa bumi dangkal lebih banyak menyebabkan kerusakan.

Apabila *hipocenter* terletak di dasar laut maka getaran gempa bumi yang terjadi dapat menimbulkan gelombang air pasang yang sangat besar dengan ketinggian mencapai puluhan meter. Gelombang air laut yang besar seperti ini dinamakan tsunami, bersifat sangat merusak dan dapat memporak - porandakan segala sesuatu yang diterjangnya di tepi pantai.

b). Magnitudo Momen (*m<sub>w</sub>*)

Magnitudo gempa biasanya diukur menggunakan Skala Richter (SR). SR awalnya hanya dibuat untuk gempa di daerah California Selatan. Dalam perkembangannya, SR banyak diadopsi untuk gempa-gempa di wilayah lain. SR sebetulnya hanya cocok dipakai untuk gempa-gempa dekat dengan magnitudo gempa kurang dari 6.0 SR. Di atas magnitudo itu, perhitungan dengan teknik SR menjadi kurang representatif lagi. Magnitudo Momen diperkenalkan pada 1979 oleh Tom Hanks dan Hiroo Kanamori sebagai pengganti skala Richter dan digunakan oleh seismologis untuk membandingkan energi yang dilepas oleh sebuah gempa bumi. Magnitudo momen didasarkan pada momen gempa (seismic moment), dimana merupakan pengukuran langsung dari faktor-faktor yang menyebabkan terjadinya keruntuhan di sepanjang patahan. Kekuatan gempa bumi sangat berkaitan dengan energi yang dilepaskan oleh sumbernya. Pelepasan energi ini berbentuk gelombang yang menjalar ke permukaan dan bagian dalam bumi.

c). Magnitudo Gelombang Permukaan (*m<sub>s</sub>*)

Magnitudo gelombang permukaan diperkenalkan oleh Guttenberg. Magnitudo ini menggunakan fase gelombang permukaan terutama gelombang R (*Rayleigh*) yang diukur berdasarkan amplitudo gelombang permukaan. Secara praktis, amplitudo gerakan tanah yang dipakai adalah amplitudo maksimum gelombang permukaan yaitu gelombang *Rayleigh* (dalam mikron), seismogram periode panjang, komponen vertikal, periode  $20 \pm 3$  sekon dan periodenya diukur pada gelombang dengan amplitudo maksimum tersebut.

d). Magnitudo Gelombang Badan (*m<sub>b</sub>*)

Magnitudo Gelombang Badan adalah magnitudo gempa yang diperoleh berdasarkan amplitudo gelombang badan, baik P maupun S. yang menjalar melalui bagian dalam bumi. Dalam prakteknya, amplitudo yang dipakai adalah amplitudo gerakan tanah maksimum (dalam mikron) yang diukur pada 3 gelombang yang pertama dari gelombang P (seismogram periode pendek, komponen vertikal), dan periodenya adalah periode gelombang yang mempunyai amplitudo maksimum tersebut.

e). Skala MMI

Selain dinyatakan dalam magnitudo besaran gempa sering dinyatakan dalam intensitas. Intensitas gempa adalah ukuran efek gempa di suatu tempat terhadap manusia, tanah dan struktur atau bangunan. Standar intensitas yang sering digunakan adalah *Modified Mercalli* atau skala MMI. Dalam standar ini skala I adalah gempa yang tidak terasa, skala II adalah gempa yang dirasakan oleh beberapa orang yang sedang dalam posisi istirahat, terutama di bangunan tinggi, demikian seterusnya sampai meningkat ke skala VII untuk gempa yang merusakkan bangunan yang tidak dibangun dengan struktur yang baik tetapi hanya sedikit merusakkan bangunan yang dibangun dengan baik, dan terakhir skala XII untuk gempa yang menyebabkan kerusakan total, dan melemparkan benda – benda ke udara.

### 2.2.3. Data Mining

Pengertian data mining dari beberapa referensi adalah sebagai berikut :

1. Secara sederhana dapat didefinisikan bahwa data mining adalah ekstraksi informasi atau pola yang penting atau menarik dari data yang ada di database yang besar sehingga menjadi informasi yang sangat berharga [GIR-03]
2. Data Mining merupakan proses penemuan yang efisien sebuah pola terbaik yang dapat menghasilkan sesuatu yang bernilai dari suatu koleksi data yang sangat besar [THE-00].
3. Data Mining adalah suatu pola yang menguntungkan dalam melakukan pencarian pada sebuah database yang terdapat pada sebuah model. Proses ini dilakukan berulang - ulang hingga didapat suatu set pola yang memuaskan yang dapat berfungsi sesuai yang diharapkan [CHU-98].
4. Data Mining adalah sebuah kelas dari suatu aplikasi database yang mencari pola - pola yang tersembunyi di dalam sebuah kumpulan data yang dapat digunakan untuk memprediksi perilaku yang akan datang [KHU-07]

Berdasarkan beberapa pengertian tersebut, dapat ditarik kesimpulan bahwa data mining adalah suatu algoritma untuk menggali informasi berharga yang

terpendam atau tersembunyi pada suatu koleksi data (*database*) yang sangat besar sehingga ditemukan suatu pola yang menarik yang sebelumnya tidak diketahui.

Menurut [ZAI-99], metode data mining dibagi ke dalam dua macam yaitu :

1. *Supervised Learning*

Pada pembelajaran ini target tersedia. Dengan kata lain, label atau nama dan nomor kelas pada data training diketahui, kemudian data baru diklasifikasikan berdasarkan data training tersebut. Contoh : Klasifikasi.

2. *Unsupervised Learning*

Pada proses pembelajaran ini, tidak membutuhkan target untuk keluarannya. Dengan kata lain, tidak terdapat label atau nama kelas pada data training atau bahkan tidak diketahui nomor kelasnya. Data training dikelompokkan berdasarkan ukuran kesamaan oleh karena itu tidak ada perbandingan yang dilakukan dengan respon ideal yang ditetapkan sebelumnya. Rangkaian pelatihan hanya berisi vektor masukan saja.

Contoh : *Clustering*

#### 2.2.4. Klasifikasi (*Classification*)

Klasifikasi adalah suatu proses mengelompokkan sejumlah data ke dalam kelas tertentu yang diberikan berdasarkan sifat dan pola yang terdapat dalam data pembelajaran. Menurut [KUS-07] *classification* adalah suatu teknik dengan melihat pada kelakuan data dan atribut dari kelompok yang telah diklasifikasikan. Teknik ini dapat memberikan klasifikasi pada data baru dengan melakukan manipulasi data yang telah didefinisikan dan dengan menggunakan hasilnya untuk memberikan sejumlah aturan. Proses klasifikasi biasanya dibagi menjadi dua fase yaitu [KUS-07]:

1. Learning

Pada fase ini sebagian data yang telah diketahui kelas datanya diumpamakan membentuk model pemikiran.

2. Test

Pada fase model yang sudah terbentuk diuji dengan sebagian data lainnya untuk mengetahui akurasi dari model tersebut. Jika akurasinya mencukupi, model ini dapat digunakan untuk prediksi kelas data yang belum diketahui.

Adapun metode yang dipakai dalam melakukan klasifikasi antara lain yaitu *decision tree*, *Naive Bayes*, *Neural Network*, *SVM* serta *K-Nearest Neighbor*.

### 2.2.5. *K-Nearest Neighbor* (K-NN)

Salah satu metode klasifikasi yang sering digunakan adalah metode *K-Nearest Neighbor*. Penggunaan *K-Nearest Neighbor* bertujuan untuk mengklasifikasikan objek baru berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek baru tersebut. Teknik algoritma *K-Nearest Neighbor* mudah untuk diimplementasikan. Dalam hal ini jumlah data atau biasa disebut dengan tetangga terdekat ditentukan oleh user yang dinyatakan oleh  $k$ . Misalkan ditentukan  $k = 5$ , maka setiap data uji dihitung jarak kedekatannya terhadap data latih. Untuk  $k = 5$  berarti data latih yang dipilih adalah sebanyak lima yang jaraknya paling dekat terhadap data uji. Selanjutnya dipilih kelompok kelas terbanyak dari sebanyak  $k = 5$  yang telah ditentukan. Dari sebanyak  $k = 5$  tersebut kelompok kelas yang memiliki frekuensi terbanyak adalah hasil kelas prediksi yang diharapkan dari metode K-NN [SHO-12].

### 2.2.6. Proses *K-Nearest Neighbor*

Langkah pertama untuk melakukan proses perhitungan jarak antara *record* data uji dan data latih perlu dilakukan *praprocessing* data pada setiap atribut terlebih dahulu. *Praprocessing* data tersebut berupa normalisasi data. Hal ini bertujuan untuk standarisasi skala nilai pada semua atribut / parameter data yang digunakan dalam perhitungan. Proses normalisasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *Min-Max normalization*. Perhitungan *Min-Max normalization* ditunjukkan pada persamaan 2-1.

$$V' = \frac{V(x) - \min(x)}{\text{Range}(x)} \quad (2-1)$$

$$\text{Range}(x) = \text{Nilai dari } (\max(x) - \min(x)) \quad (2-2)$$

Keterangan :

$V'$  = Hasil normalisasi yang nilainya berkisar antara 0 dan 1

$V(x)$  = Nilai atribut yang akan dinormalisasikan

$Max(x)$  = Nilai maksimum dari suatu atribut / parameter

$Min(x)$  = Nilai minimum dari suatu atribut / parameter

Selanjutnya dihitung jarak kedekatan antara data uji dan data latih terlebih dahulu. Untuk perhitungan jarak terdekat digunakan fungsi *euclidean distance* yang ditunjukkan pada persamaan 2-3.

$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_{2i} - x_{1i})^2} \quad (2-3)$$

Keterangan :

$d_i$  = Jarak kedekatan

$p$  = Jumlah atribut data

$x_1$  = Data latih

$x_2$  = Data uji

Variabel  $x_1$  dan  $x_2$  merupakan dua *record* dengan  $n$  atribut. Perhitungan dengan menggunakan persamaan (2-3) bertujuan untuk mengetahui jarak antara data  $x_1$  dan  $x_2$  pada masing – masing *record*.

### 2.2.7. Logika Fuzzy

Logika *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Prof. Lotfi A. Zadeh, seorang profesor dari University of California pada tahun 1965. Logika *fuzzy* digunakan sebagai suatu cara untuk memetakan permasalahan dari *input* ke *output* yang diharapkan. Logika *fuzzy* bekerja menggunakan derajat keanggotaan dari sebuah nilai yang kemudian digunakan untuk menentukan hasil yang ingin dihasilkan berdasarkan atas spesifikasi yang telah ditentukan [KUS-10].

Dalam konsepnya, logika *fuzzy* meniru cara berpikir manusia dengan menggunakan konsep sifat kesamaan suatu nilai. Dengan menggunakan logika *fuzzy*, nilai yang dihasilkan bukan hanya 1 (iya, *high*, *on*) atau 0 (tidak, *low*, *off*) tetapi seluruh kemungkinan antara 0 dan 1.

Menurut Cox (1994), alasan mengapa orang menggunakan logika *fuzzy*, di antaranya :

1. Konsep logika *fuzzy* mudah dimengerti karena menggunakan dasar teori himpunan dan konsep matematis yang mendasari penalarannya.
2. Logika *fuzzy* sangat fleksibel.
3. Logika *fuzzy* memiliki toleransi terhadap data yang tidak tepat.
4. Logika *fuzzy* mampu memodelkan fungsi nonlinier yang sangat kompleks.
5. Logika *fuzzy* dapat membangun dan mengaplikasikan pengalaman para pakar secara langsung tanpa melalui proses pelatihan.
6. Logika *fuzzy* dapat bekerja sama dengan teknik kendali secara konvensional seperti teknik mesin dan teknik elektro.
7. Logika *fuzzy* didasarkan pada bahasa alami (bahasa sehari – hari).

### 2.2.8. Himpunan Fuzzy

Himpunan tegas (*crisp*), nilai keanggotaan  $x$  dalam himpunan  $A$ , sering ditulis  $\mu_A(x) = 1$ , memiliki dua kemungkinan [KUS-10], yaitu :

1. Satu (1) artinya suatu item menjadi anggota dalam suatu himpunan.
2. Nol (0) artinya suatu item tidak menjadi anggota dalam suatu himpunan.

Jika di himpunan tegas, nilai keanggotaan hanya ada 0 dan 1, pada himpunan *fuzzy* nilai keanggotaan terletak pada rentang 0 sampai 1. Apabila  $x$  memiliki nilai keanggotaan *fuzzy*  $\mu_A(x) = 1$ , artinya  $x$  menjadi anggota penuh himpunan  $A$ . Himpunan *fuzzy* memiliki 2 atribut, yaitu [KUS-10] :

1. Linguistik, yaitu penamaan suatu grup yang mewakili suatu keadaan atau kondisi tertentu dengan menggunakan bahasa alami, seperti : muda, parobaya, tua.
2. Numeris, yaitu suatu angka yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel seperti : 40, 25, 50 dan sebagainya.

### 2.2.9. Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN)

Fuzzy K-NN merupakan metode klasifikasi yang menggabungkan teknik fuzzy dengan *K-Nearest Neighbor Classifier*. Algoritma Fuzzy *K-Nearest Neighbor* memberikan nilai keanggotaan kelas pada data uji bukan menempatkan data uji pada kelas tertentu. FK-NN merupakan metode klasifikasi yang digunakan untuk memprediksi data uji menggunakan nilai derajat keanggotaan data uji pada setiap kelas. Kemudian diambil kelas dengan nilai derajat keanggotaan terbesar dari data uji sebagai kelas hasil prediksi. Keuntungannya adalah nilai – nilai keanggotaan pada kelas data uji memberikan tingkat jaminan pada hasil klasifikasi. Sebagai contoh jika vektor diberikan nilai keanggotaan 0,9 pada kelas pertama dan 0,1 pada dua kelas lainnya peneliti dapat cukup yakin bahwa kelas dengan nilai keanggotaan 0,9 adalah kelas milik vektor tersebut. Di sisi lain, jika sebuah vektor diberi nilai keanggotaan 0,55 pada kelas pertama, 0,44 pada kelas kedua dan 0,01 pada kelas ketiga, maka peneliti harus ragu – ragu untuk menetapkan vektor berdasarkan hasil ini. Namun, dapat diyakinkan bahwa vektor tersebut bukan milik kelas ketiga. Dalam kasus seperti ini, perlu diperiksa lebih lanjut untuk menentukan klasifikasinya, karena memiliki derajat keanggotaan yang tinggi pada dua kelas yaitu satu dan dua. Pemberian nilai keanggotaan oleh algoritma ini jelas berguna dalam proses klasifikasi.

Sebuah data memiliki nilai keanggotaan pada setiap kelas yang berbeda dengan nilai derajat keanggotaan dalam interval  $[0,1]$ . Teori himpunan fuzzy menggeneralisasi teori K-NN klasik dengan mendefinisikan nilai keanggotaan sebuah data pada masing – masing kelas. Untuk mencari nilai Fuzzy *K-Nearest Neighbor* pada suatu data digunakan persamaan 2-5. Tetapi sebelum mencari nilai keanggotaan tiap kelas  $u_i(x)$ , terlebih dahulu  $u_{ij}$  diproses dengan menggunakan persamaan 2-4.

$$u_{ij} = \begin{cases} 0,51 + (n_j/n) * 0,49, & \text{jika } j = i \\ (n_j/n) * 0,49, & \text{jika } j \neq i \end{cases} \quad (2-4)$$

Keterangan :

$n_j$  = Jumlah anggota kelas  $j$  pada suatu data latih  $n$

$n$  = Jumlah data latih yang digunakan

$j$  = Kelas data ( $1 = \text{tsunami}$ ,  $0 = \text{tidak tsunami}$ )

Selanjutnya barulah nilai keanggotaan tiap kelas dapat dicari dengan menggunakan persamaan 2-5

$$u_i(x) = \frac{\sum_{j=1}^k u_{ij} (|x-x_j|^{-2/(m-1)})}{\sum_{j=1}^k (|x-x_j|^{-2/(m-1)})} \quad (2-5)$$

Keterangan :

$u_i(x)$  = Nilai keanggotaan suatu data  $x$  ke dalam kelas  $i$

$k$  = Jumlah tetangga terdekat.

$u_{ij}$  = Nilai keanggotaan kelas  $i$  pada vektor  $j$

$x - x_j$  = Selisih jarak data uji  $x$  ke data latih  $x_j$  dalam  $k$  tetangga terdekat

$m$  = Bobot pangkat (*weight exponent*) yang besarnya 2.

### 2.3. Akurasi Hasil Pengujian

Dalam peneitian ini akurasi dapat diartikan sebagai tingkat jumlah kelas prediksi pada data uji yang sama dengan jumlah kelas yang sebenarnya pada data uji. Akurasi dihitung berdasarkan data uji yang diproses dengan menggunakan metode yang telah ditentukan yaitu dengan cara jumlah data uji yang sesuai dibagi dengan jumlah total data uji. Tingkat akurasi diperoleh dengan perhitungan sesuai dengan persamaan 2-6.

$$\text{Akurasi (\%)} = \frac{\sum \text{data uji sesuai}}{\sum \text{total data uji}} \times 100\% \quad (2-6)$$

Jumlah data sesuai adalah jumlah *record* data uji yang diprediksi kelasnya menggunakan metode klasifikasi dan hasilnya sama dengan kelas sebenarnya. Sedangkan jumlah total data uji adalah jumlah keseluruhan *record* yang diprediksi kelasnya (seluruh data uji).

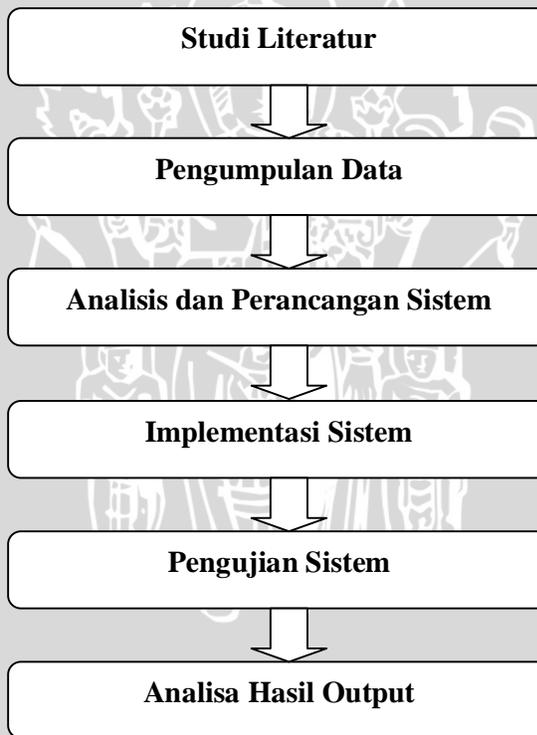


## BAB III

### METODE PENELITIAN DAN PERANCANGAN

#### 3.1. Metode Penelitian

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai metode penelitian yang bertujuan untuk mengetahui alur dari pembuatan sistem mulai dari studi literatur hingga sampai kepada pengujian serta analisa hasil. Metode penelitian pada pembuatan sistem deteksi potensi tsunami pada umumnya terdiri beberapa tahapan yang ditunjukkan oleh gambar 3.1.



Gambar 3.1 Alur tahapan penelitian

Sumber : Perancangan

Dari gambar 3.1 tersebut dapat diketahui alur dari tahapan penelitian dimana tiap tahapan mempunyai fungsi serta tugas masing – masing yang saling

berkaitan dari satu tahapan ke tahapan berikutnya. Sehingga dalam melakukan penelitian untuk membangun sebuah sistem harus melewati tahapan demi tahapan tersebut. Adapun penjelasan dari tiap tahapan tersebut yaitu :

### 3.1.1. Studi Literatur

Studi literatur di sini pada penelitian bertujuan untuk mencari suatu referensi yang relevan berkaitan dengan penelitian atau permasalahan agar peneliti mampu meningkatkan pemahaman serta pengetahuan mengenai permasalahan yang akan diangkat. Pada penelitian ini studi literatur diperoleh untuk memperdalam pemahaman tentang teori yang digunakan dalam penelitian ini. Referensi berupa teori yang didapatkan berkaitan dengan teori bencana tsunami serta gempa bumi kemudian teori tentang metode atau algoritma *K-Nearest Neighbor*, logika *fuzzy* dan *Fuzzy K-Nearest Neighbor*. Teori – teori tersebut didapat dari berbagai sumber seperti buku, jurnal, laporan penelitian, *e-book* serta sumber lainnya yang teorinya dapat mendukung penelitian ini. Selanjutnya setelah mendapat teori yang diperlukan maka teori – teori tersebut dicantumkan dalam dokumen penelitian dengan mencantumkan sumber dari teori tersebut.

### 3.1.2. Pengumpulan data

Pada tahapan ini dilakukan pengumpulan data dari objek yang akan diteliti dimana dalam penelitian tentang tsunami ini dilakukan pengumpulan data training dari database sebuah situs resmi yang mendata bencana tsunami dan gempa bumi di seluruh dunia.

Data pada penelitian ini diperoleh dari situs *National Geophysical Data Center* dengan alamat yaitu <http://www.ngdc.noaa.gov/> yang memuat tentang data tsunami serta gempa bumi yang terjadi di seluruh dunia dalam kurun waktu tertentu. Data latih yang diperoleh berupa data latih gempa bumi bawah laut dengan beberapa parameternya seperti kedalaman gempa (*depth*), magnitudo momen (*mw*), magnitudo permukaan (*ms*), magnitudo bodi (*mb*), serta skala MMI. Dimana dari data latih gempa tersebut terdapat dua kemungkinan yaitu tsunami dan tidak tsunami. Dari data training tersebut digunakan sebagai data

pembelajaran bencana tsunami dengan melakukan klasifikasi menggunakan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor*.

Data training yang ada pada *National Geophysical Data Center* berjumlah sekitar 2000 data. Akan tetapi tidak semuanya data tersebut digunakan. Hal ini disebabkan karena tidak semua data memiliki nilai pada tiap atributnya dimana kelengkapan nilai sangat berpengaruh pada hasil akhirnya. Sehingga data training yang tidak lengkap nilainya akan dihilangkan sehingga nantinya jumlah data training nantinya yang diproses oleh sistem hanya berjumlah 300 data dimana data tersebut adalah data gempa bumi bawah laut antara tahun 1991 hingga 2006. Dari 300 data tersebut, 117 data termasuk kelas tsunami dan 183 data termasuk kelas tidak tsunami. Diantara 117 data kelas tsunami tersebut, 40 data merupakan data tsunami dengan magnitudo kurang dari 7.0 SR.

### 3.1.3. Analisis dan Perancangan Sistem

Pada bagian ini dilakukan analisis serta perancangan sebuah sistem dengan menggunakan metode *Fuzzy K-NN* sebelum nantinya diimplementasikan dengan menggunakan bahasa pemrograman php. Sistem perangkat lunak yang akan dibangun ialah sebuah aplikasi yang mampu mengimplementasikan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* dalam melakukan deteksi potensi bencana alam tsunami. Aplikasi ini bertujuan untuk menentukan apakah gempa bumi bawah laut yang terjadi termasuk dalam kategori berpotensi tsunami atau tidak berpotensi tsunami berdasarkan data latih gempa bumi bawah laut yang didapatkan dari *National Geophysical Data Center*. Data latih tersebut kemudian dilakukan proses klasifikasi dengan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor*.

Data yang akan diproses oleh sistem pada awalnya adalah data latih yang nilai atribut atau parameternya tidak semuanya dalam bentuk numerik. Sehingga nantinya akan dipilih nilai atribut yang berbentuk numerik yang mendukung proses pengklasifikasian menggunakan algoritma yang telah ditentukan. Selain itu data latih yang terdapat *missing value* akan dihilangkan dan tidak diikuti dalam proses klasifikasi. Pada saat proses klasifikasi sistem memperoleh data yang digunakan sebagai data pembelajaran yang tersimpan dalam database. Data numerik yang tersimpan dalam database tersebut dipanggil untuk kemudian

dilakukan normalisasi terlebih dahulu sebelum dapat dilakukan proses klasifikasi menggunakan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor*.

#### 3.1.4. Implementasi Sistem

Pada tahapan ini dilakukan proses implementasi sistem dengan menggunakan sebuah bahasa pemrograman yang telah ditentukan yaitu bahasa pemrograman php yang dapat menjalankan algoritma *Fuzzy K-NNN* untuk deteksi potensi bencana alam tsunami dengan berpedoman pada perancangan sistem yang telah dilakukan pada tahapan sebelumnya.

#### 3.1.5. Pengujian Sistem

Pada tahapan ini dilakukan pengujian terhadap sistem yang telah dibuat menggunakan jumlah data uji dengan dipadukan dengan data latih dengan skenario yang berbeda pada tiap proses pengujian. Pada proses pengujian nantinya sistem akan dicoba menggunakan beberapa skenario sebagai berikut :

1. Dilakukan pengujian dengan nilai  $k$  yang bervariasi mulai dari  $k = 2$  hingga  $k = 50$  menggunakan data latih serta data uji masing - masing berjumlah 150 data dimana komposisi serta variasi datanya sama tiap nilai  $k$  dirubah. Pengujian tersebut bertujuan untuk mengetahui pengaruh nilai  $k$  terhadap tingkat akurasi serta untuk mencari nilai  $k$  terbaik.
2. Selanjutnya dilakukan pengujian menggunakan data latih dengan komposisi yang berbeda di tiap percobaan. Komposisi yang berbeda yang dimaksud ialah dari 150 data latih yang digunakan terdiri atas kelas tsunami dan tidak tsunami dengan jumlah yang berbeda pada tiap percobaan.
3. Pada pengujian yang ketiga digunakan jumlah data latih serta data uji yang sama yaitu 150 data dengan percobaan pengujian sebanyak 20 kali dengan variasi data latih serta data uji yang berbeda - beda tiap kali percobaan.
4. Pengujian yang terakhir yaitu digunakannya kombinasi jumlah parameter pada tiap percobaan dimulai dari percobaan yang pertama menggunakan 2 parameter (*depth, mw*), 3 parameter, 4 parameter, hingga pada percobaan yang terakhir menggunakan 5 parameter (*depth, mw, ms, mb, mmi*).

Untuk mengukur tingkat akurasi nantinya keluaran dari sistem tersebut akan dibandingkan dengan data uji gempa bumi. Dari itu didapat berapa jumlah hasil keluaran yang hasilnya sama dengan data uji yang sebenarnya. Tingkat akurasi maksimum akan didapatkan pada jumlah  $k$  tertentu. Dari itu pula didapatkan tingkat akurasi minimum akan didapatkan pada jumlah  $k$  tertentu.

### 3.1.6. Analisa Hasil Output

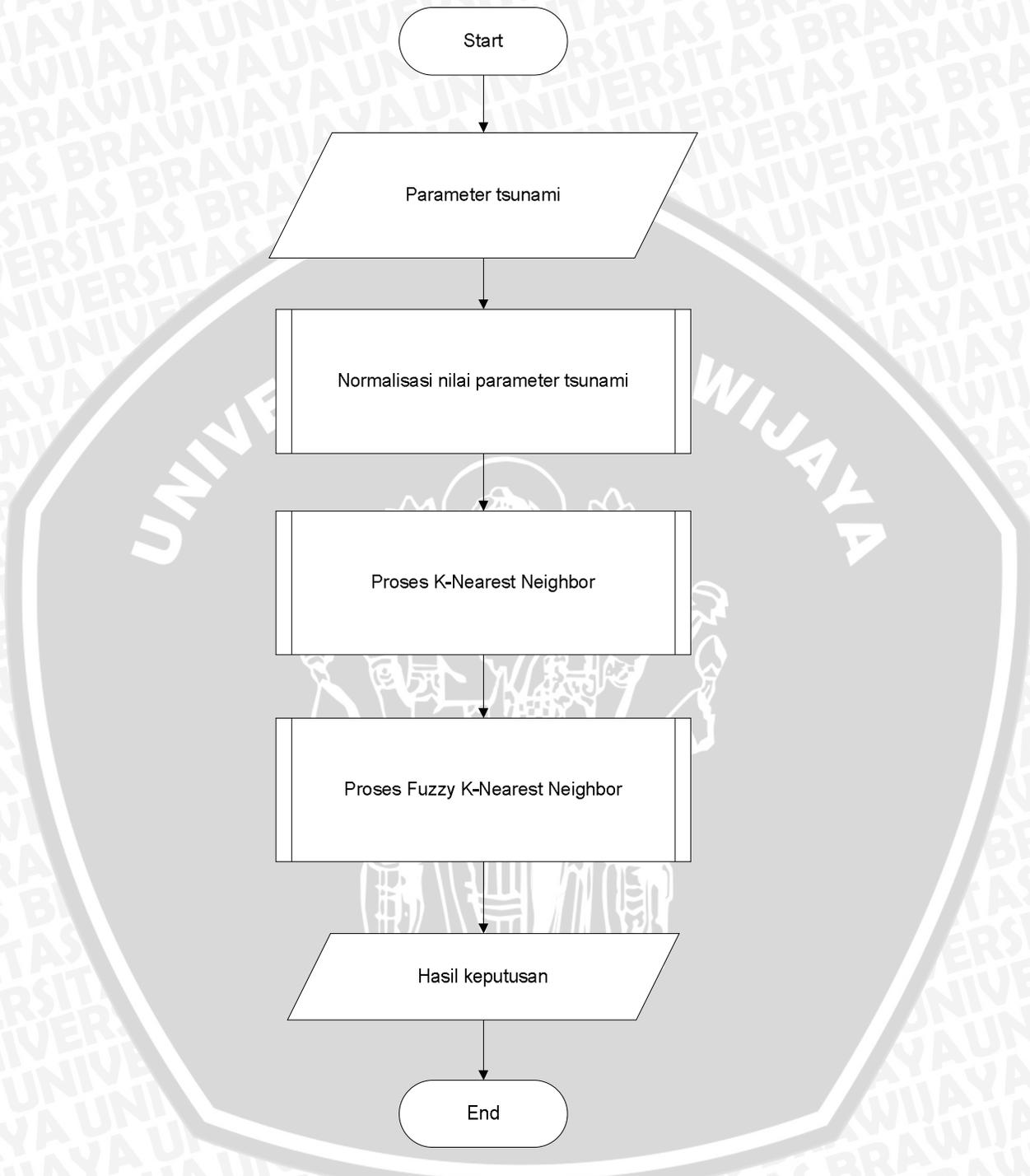
Pada tahapan ini dilakukan analisa terhadap keluaran yang dihasilkan oleh sistem dari hasil pengukuran tingkat akurasi sesuai dengan mekanisme pengujian yang telah dilakukan sebelumnya. Dimana hasil dari akurasi tersebut akan dianalisa untuk diketahui faktor – faktor yang mempengaruhi hasil akurasi tersebut.

## 3.2. Perancangan Sistem

Pada tahap ini dilakukan perancangan terhadap program yang akan dibuat untuk mengimplementasikan metode yang telah ditentukan. Untuk itu dilakukan perancangan alur jalannya program atau flowchart pada setiap bagian program berdasarkan tahapan algoritma yang ditetapkan.

### 3.2.1. Proses Klasifikasi

Pada tahapan ini dijelaskan mengenai alur proses sistem dalam melakukan pemrosesan data uji serta data latih gempa bumi dengan menggunakan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor*. Adapun tahapan dari proses tersebut yaitu ditunjukkan oleh gambar 3.2.



Gambar 3.2 Proses klasifikasi secara umum

Sumber : Perancangan



Berdasarkan Gambar 3.2 proses klasifikasi menggunakan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* terdiri atas tiga proses utama yaitu antara lain :

1. Normalisasi nilai parameter tsunami.

Pada proses ini dilakukan normalisasi terhadap nilai – nilai pada tiap parameter tsunami yaitu pada data latih maupun data uji. Hal ini dilakukan agar nilai antar atribut atau parameter mempunyai skala nilai yang tidak berselisih jauh sehingga sistem dapat melakukan klasifikasi dengan baik.

2. Proses *K-Nearest Neighbor*

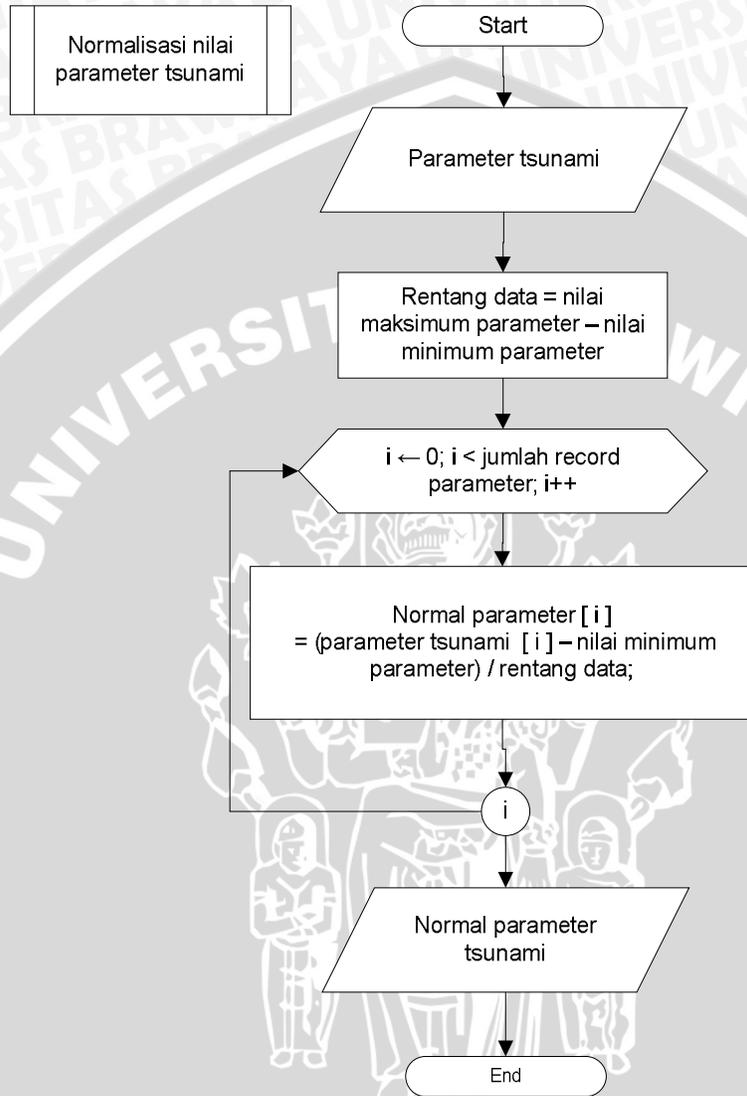
Adalah suatu proses pengklasifikasian terhadap data uji untuk dimasukkan ke dalam suatu kelas yaitu berpotensi tsunami atau tidak berpotensi tsunami. Proses pengklasifikasian tersebut menggunakan jarak *euclidean distance* antara data latih dan data uji. Dan selanjutnya mayoritas kelas pada sejumlah  $k$  (tetangga terdekat) digunakan untuk menentukan data uji masuk ke dalam salah satu kelas prediksi.

3. Proses *Fuzzy K-Nearest Neighbor*

Pada tahapan ini dilakukan proses pemberian nilai keanggotaan pada data uji setelah diproses menggunakan metode K-NN sehingga setiap data uji mempunyai nilai relatif pada setiap kelas dimana kelas dengan nilai keanggotaan yang lebih besar ialah yang menjadi kelas hasil pada proses FK-NN.

### 3.2.2. Normalisasi nilai parameter tsunami

Pada tahapan ini dilakukan proses normalisasi yaitu perubahan terhadap nilai pada setiap atribut atau parameter menjadi nilai yang baku dan mempunyai standar skala nilai yang tidak berjauhan. Proses klasifikasi dilakukan setelah data pada setiap atribut dinormalisasi. Untuk menormalisasikan suatu data terdapat proses mencari nilai terbesar (*max*) dan mencari nilai terkecil (*min*). Proses normalisasi data yang ditunjukkan oleh gambar 3.3.



Gambar 3.3 Proses normalisasi nilai parameter

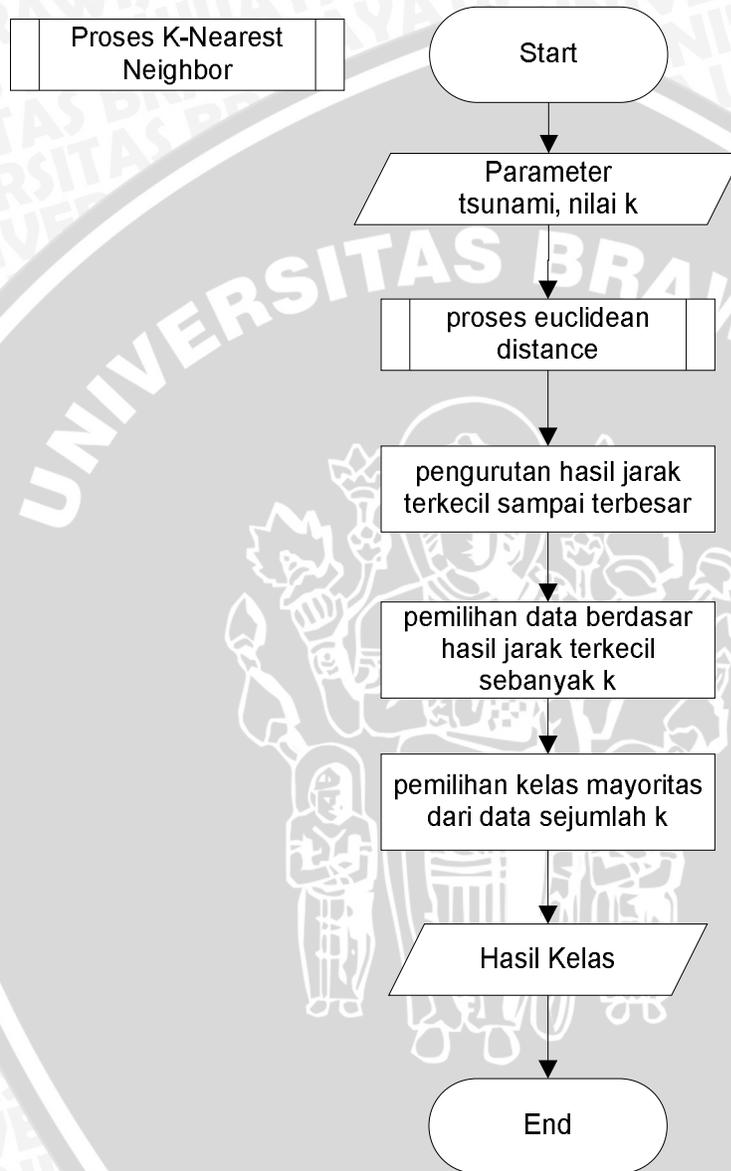
Sumber : Perancangan

### 3.2.3. Proses K-Nearest Neighbor (K-NN)

Pada tahapan ini dilakukan klasifikasi dengan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dimana nantinya akan dilakukan proses klasifikasi dengan menempatkan data uji pada salah satu kelas diantara dua kelas yaitu berpotensi tsunami atau tidak berpotensi tsunami. Dalam menentukan data ke dalam sebuah kelas, pertama – tama digunakan persamaan 2-3 untuk menentukan jarak antar data latih dan data uji hingga kemudian diurutkan mulai dari nilai jarak terkecil hingga terbesar dan selanjutnya ditentukan jumlah  $k$  (tetangga terdekat) untuk didapat jumlah mayoritas kelas yang ada pada sejumlah  $k$  tersebut. Flowchart untuk proses klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN) ditunjukkan oleh Gambar 3.4. dan di dalam proses K-NN terdapat pencarian *euclidean distance* yang ditunjukkan pada gambar 3.5.

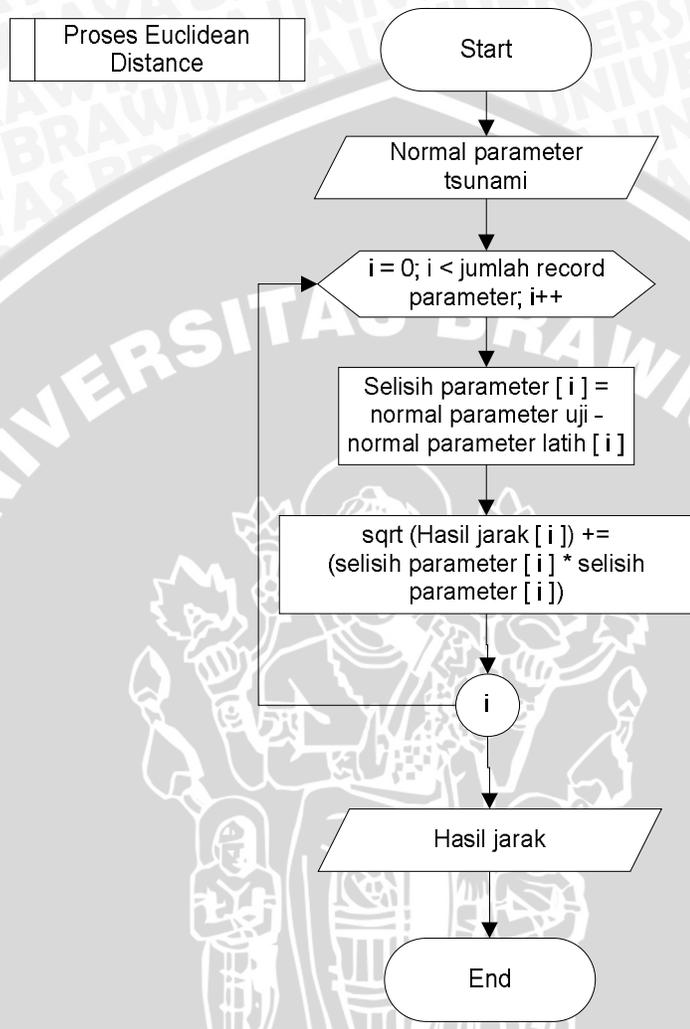
### 3.2.4. Proses Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN)

Pada proses ini pada awal prosesnya sama dengan algoritma *K-Nearest Neighbor*, tetapi setelah proses penentuan nilai  $k$  selanjutnya *Fuzzy K-NN* memberikan nilai derajat keanggotaan pada tiap kelas untuk menentukan kelas data yang baru. Pada algoritma ini nilai keanggotaan tiap kelas dihitung dan diambil keanggotaan terbesar yang digunakan untuk menentukan kelas prediksi fuzzy. Hingga akhirnya output berupa hasil kelas prediksi dari data uji dan nilai keanggotaan tiap kelas. Untuk proses klasifikasi *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) ditunjukkan oleh Gambar 3.6.



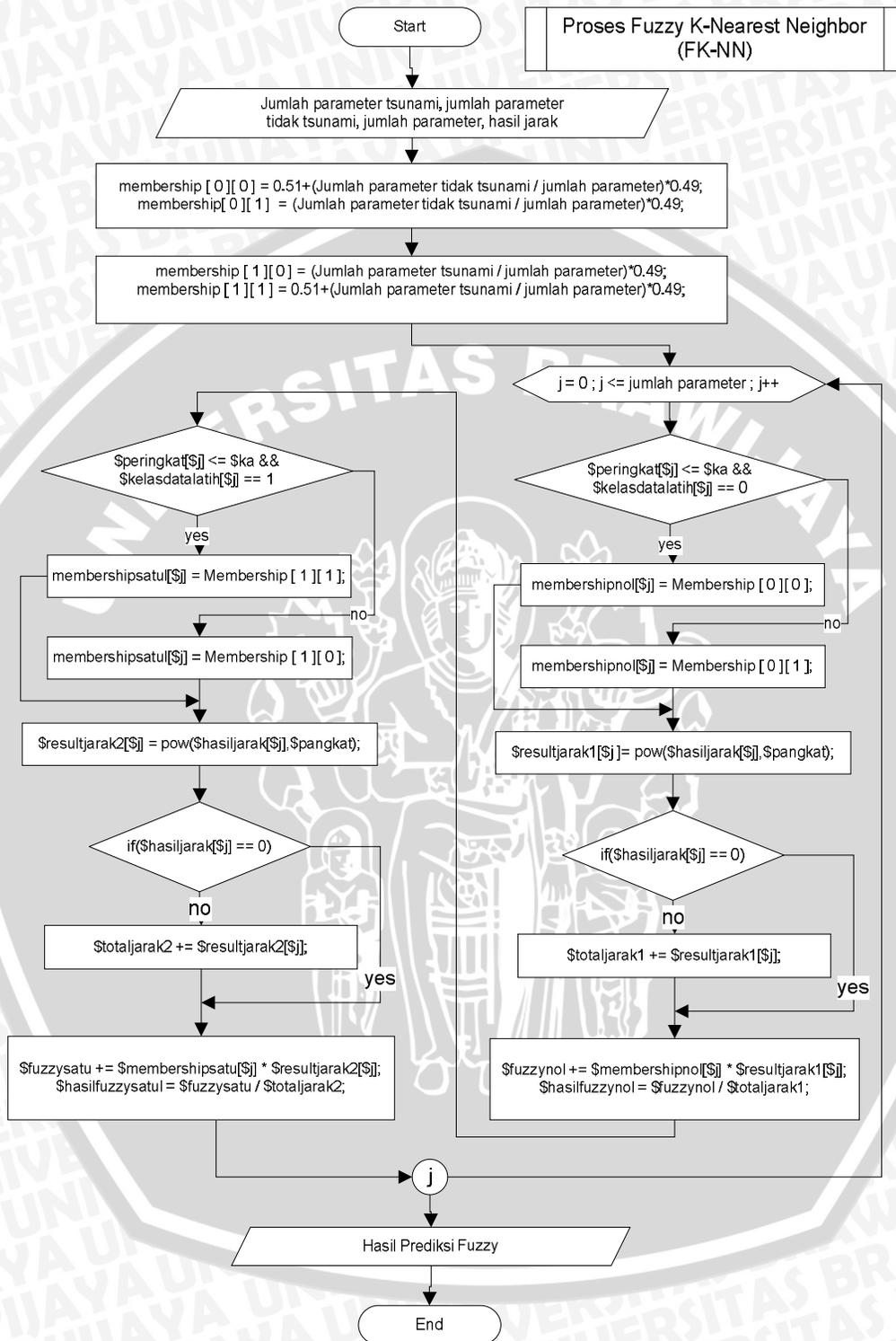
Gambar 3.4 Proses *K-Nearest Neighbor*

Sumber : Perancangan



Gambar 3.5 Pencarian euclidean distance

Sumber : Perancangan



Gambar 3.6 Proses FK-NN

Sumber : Perancangan

### 3.2.5. Proses Perhitungan Manual

Pada proses ini dilakukan perhitungan manual mulai dari awal hingga akhir. Tidak seperti perhitungan dengan menggunakan program yang menggunakan 300 data latih. Pada perhitungan manual hanya digunakan 20 data latih agar proses perhitungan simpel dan mudah dipahami. Selain itu digunakan pula data uji sebanyak satu data untuk menguji data tersebut masuk ke dalam kelas berpotensi tsunami atau tidak berpotensi tsunami. Data latih asli yang didapatkan dari *National Geophysical Data Center* seperti yang ditunjukkan pada tabel 3.1.

Tabel 3.1 Data latih gempa bumi asli dari NGDC

No	Tahun	Bulan	Hari	Lokasi	Latitude	Longitude	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Tsunami
1	1993	3	25	WASHINGTON-OREGON BORDER	45.035	-122.607	21	5.6	5.4	5.5	7	Tidak
2	1993	7	12	JAPAN: HOKKAIDO; RUSSIA: SOUTHEAST; SOUTH KOREA	42.851	139.197	17	7.7	7.6	6.6	8	Ya
3	1993	8	8	GUAM: TUMAN BAY, APR A HARBOR	12.982	144.801	59	7.8	8.0	7.1	9	Ya
4	1993	9	21	OREGON: KLAMATH FALLS	42.314	-122.012	11	6.0	5.8	5.7	7	Tidak
5	1993	9	29	INDIA: LATUR-OSMANABAD, KILLARI	18.066	76.451	7	6.2	6.2	6.3	8	Tidak
6	1994	1	17	CALIFORNIA: NORTHRIDGE	34.213	-118.537	18	6.7	6.8	6.4	9	Ya
7	1994	2	3	WYOMING: AFTON	42.762	-110.976	8	5.8	5.5	5.4	7	Tidak
8	1994	9	1	CALIFORNIA: NORTH: HONEYDEW	40.402	-125.680	10	7.0	7.0	6.6	6	Ya
9	1994	10	4	RUSSIA: KURIL ISLANDS; JAPAN: HOKKAIDO	43.773	147.321	14	8.3	8.1	7.3	9	Ya
10	1995	2	23	CYPRUS: PAPHOS, NICOSIA, ARODHES,	35.046	32.279	10	5.9	5.7	5.8	7	Tidak

				PERISTERONA								
11	1995	5	13	GREECE: GREVENA- KOZANI, THESSALONIKI, YUGOSLAVIA	40.149	21.695	14	6.6	6.6	6.2	8	Ya
12	1995	6	15	GREECE: AIYION, ERATINI	38.401	22.283	14	6.5	6.5	6.1	7	Ya
13	1995	10	1	TURKEY: DINAR, EVCILER	38.063	30.134	33	6.4	6.2	5.8	8	Tidak
14	1996	3	28	ECUADOR: COTO PAXI, PASTAZA, TUNGURAHUA, AMBATO	-1.036	-78.737	33	5.9	5.2	5.8	6	Tidak
15	1996	5	3	CHINA: NEI MONGOL: BAOTOU, BEIJING, HOHHOT	40.774	109.661	26	6.0	6.0	5.5	8	Tidak
16	1997	2	28	IRAN: ARDABIL	38.075	48.050	10	6.1	6.1	5.5	7	Tidak
17	1997	3	26	JAPAN: KYUSHU, KAGOSHIMA	31.920	130.429	10	6.1	5.9	5.6	6	Tidak
18	1997	7	9	VENEZUELA: CARIACO- CUMANA	10.598	-63.486	20	7.0	6.8	6.2	5	Ya
19	1997	9	26	ITALY: CENTRAL: MARCHE, UMBRIA	43.048	12.879	10	5.7	5.6	5.5	8	Tidak
20	1997	9	26	ITALY: CENTRAL: MARCHE, UMBRIA	43.084	12.812	10	6.0	6.0	5.7	1 0	Tidak

Sumber : [NGD-12]

Kemudian data uji asli didapatkan dari *National Geophysical Data Center* seperti yang ditunjukkan pada tabel 3.2.

Tabel 3.2 Data uji gempa bumi asli dari NGDC

No	Tahun	Bulan	Hari	Lokasi	Latitude	Longitude	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Tsunami
1	1999	4	3	PERU: CAMANA, AREQUIPA	-16.660	-72.662	87	6.8	6.2	6.1	6	?

Sumber : [NGD-12]

Pada tabel 3.1 dan tabel 3.2 adalah contoh data latih asli dan data uji asli yang berasal dari NGDC. Dalam proses klasifikasi FK-NN nantinya data yang diperlukan 5 atribut. Yakni dari contoh data latih dan data uji pada tabel 3.1 dan 3.2 akan diambil 5 atribut untuk proses klasifikasi seperti yang ditunjukkan oleh table 3.3 dan 3.4

Tabel 3.3 Data latih untuk proses klasifikasi.

No	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Tsunami
1	21	5,6	5,4	5,5	7	Tidak
2	17	7,7	7,6	6,6	8	Ya
3	59	7,8	8,0	7,1	9	Ya
4	11	6,0	5,8	5,7	7	Tidak
5	7	6,2	6,2	6,3	8	Tidak
6	18	6,7	6,8	6,4	9	Ya
7	8	5,8	5,5	5,4	7	Tidak
8	10	7,0	7,0	6,6	6	Ya
9	14	8,3	8,1	7,3	9	Ya
10	10	5,9	5,7	5,8	7	Tidak
11	14	6,6	6,6	6,2	8	Ya
12	14	6,5	6,5	6,1	7	Ya
13	33	6,4	6,2	5,8	8	Tidak
14	33	5,9	5,2	5,8	6	Tidak
15	26	6,0	6,0	5,5	8	Tidak
16	10	6,1	6,1	5,5	7	Tidak
17	10	6,1	5,9	5,6	6	Tidak
18	20	7,0	6,8	6,2	5	Ya
19	10	5,7	5,6	5,5	8	Tidak
20	10	6,0	6,0	5,7	10	Tidak

Sumber : Perancangan

Tabel 3.4 Data uji untuk proses klasifikasi

No	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Tsunami
1	87	6,8	6,2	6,1	6	?

Sumber : Perancangan

### 3.2.5.1. Normalisasi Nilai Data Uji dan Data Latih

Setelah didapatkan contoh data latih serta data uji maka selanjutnya dilakukan normalisasi pada setiap nilai atribut. Normalisasi ini sangat diperlukan agar nilai antar atribut mempunyai range jarak yang tidak berjauhan. Normalisasi yang digunakan menggunakan *min – max normalization* seperti pada persamaan 2-1.

Pada proses normalisasi secara manual kali ini digunakan satu sampel yaitu nilai pada record pertama pada data latih. Sehingga untuk data selanjutnya menggunakan cara yang sama. Record yang dijadikan contoh normalisasi yaitu pada atribut depth (kedalaman) pada baris pertama yaitu yang bernilai 21. Seperti diketahui data nilai 21 pada atribut depth memiliki komponen sebagai berikut :

$$\begin{aligned} V(x) &= 21 \\ \text{Nilai min} &= 7 \\ \text{Nilai max} &= 87 \\ \text{Range Nilai} &= 87 - 7 = 80 \end{aligned}$$

Nilai minimum serta maksimum dari atribut depth didapatkan dari data latih sebanyak 20 baris data dengan ditambah 1 baris data uji sehingga nilai minimum serta maksimum tersebut dicari dari 21 baris data. Hal tersebut dikarenakan data uji juga akan dinormalisasikan sebelum diproses secara bersamaan dengan data latih menggunakan algoritma FK-NN. Dan cara yang sama juga dilakukan untuk atribut yang lainnya.

Untuk mempermudah perhitungan tiap *record* data maka nilai min, max serta range nilai setiap atribut ditunjukkan pada tabel 3.5.

Tabel 3.5 Range nilai atribut

	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI
Nilai Max	87	8.3	8.1	7.3	10
Nilai Min	7	5.6	5.2	5.4	5
Range	80	2.7	2.9	1.9	5

Sumber : Perancangan

Setelah diketahui nilai min, max serta range nilai setiap atribut selanjutnya record pertama tinggal dihitung nilai normalisasinya menggunakan persamaan 2-1. Sehingga didapatkan nilai normalisasi untuk *record* pertama sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 V' &= 21 - 7 / 80 \\
 &= 14 / 80 \\
 &= 0,175
 \end{aligned}$$

Kemudian setiap *record* data pada tabel 3.3 dan table 3.4 dapat dilakukan normalisasi dengan menggunakan cara yang sama sehingga mendapatkan hasil seperti tabel 3.6 dan tabel 3.7

Tabel 3.6 Data latih hasil normalisasi

No	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Kategori Tsunami
1	0.175	0.000	0.069	0.053	0.400	Tidak
2	0.125	0.778	0.828	0.632	0.600	Ya
3	0.650	0.815	0.966	0.895	0.800	Ya
4	0.050	0.148	0.207	0.158	0.400	Tidak
5	0.000	0.222	0.345	0.474	0.600	Tidak
6	0.138	0.407	0.552	0.526	0.800	Ya
7	0.013	0.074	0.103	0.000	0.400	Tidak
8	0.038	0.519	0.621	0.632	0.200	Ya
9	0.088	1.000	1.000	1.000	0.800	Ya
10	0.038	0.111	0.172	0.211	0.400	Tidak
11	0.088	0.370	0.483	0.421	0.600	Ya
12	0.088	0.333	0.448	0.368	0.400	Ya
13	0.325	0.296	0.345	0.211	0.600	Tidak

14	0.325	0.111	0.000	0.211	0.200	Tidak
15	0.238	0.148	0.276	0.053	0.600	Tidak
16	0.038	0.185	0.310	0.053	0.400	Tidak
17	0.038	0.185	0.241	0.105	0.200	Tidak
18	0.163	0.519	0.552	0.421	0.000	Ya
19	0.038	0.037	0.138	0.053	0.600	Tidak
20	0.038	0.148	0.276	0.158	1.000	Tidak

Sumber : Perancangan

Tabel 3.7 Data uji hasil normalisasi

No	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Kategori Tsunami
1	1.000	0.444	0.345	0.368	0.200	?

Sumber : Perancangan

### 3.2.5.2. Proses K-Nearest Neighbor

Langkah selanjutnya setelah dilakukan normalisasi ialah melakukan proses perhitungan K-NN. Dengan menggunakan persamaan 2-3 tiap baris data latih yang terdiri atas 5 atribut dihitung jaraknya dengan data uji yang telah disiapkan. Dan berikut ini adalah contoh perhitungan *euclidean distance* pada data record yang pertama dengan menggunakan persamaan 2-3.

$$d_1 = \sqrt{(1.000 - 0.175)^2 + (0.444 - 0)^2 + (0.345 - 0.069)^2 + (0.368 - 0.053)^2 + (0.200 - 0.400)^2}$$

$$= 1.046$$

Cara yang sama dilakukan untuk setiap *record* data latih terhadap data uji tersebut sehingga didapatkan nilai jarak yang berbeda – beda tiap baris data. Hasil dari perhitungan *euclidean distance* untuk semua *record* data ditunjukkan oleh tabel 3.8

Tabel 3.8 Hasil perhitungan *euclidean distance*

No	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Euclidean Distance	Urutan jarak terkecil	Kategori Tsunami
1	0.175	0.000	0.069	0.053	0.400	1.046	10	Tidak
2	0.125	0.778	0.828	0.632	0.600	1.157	16	Ya
3	0.650	0.815	0.966	0.895	0.800	1.132	15	Ya
4	0.050	0.148	0.207	0.158	0.400	1.046	9	Tidak
5	0.000	0.222	0.345	0.474	0.600	1.105	14	Tidak
6	0.138	0.407	0.552	0.526	0.800	1.083	13	Ya
7	0.013	0.074	0.103	0.000	0.400	1.160	17	Tidak
8	0.038	0.519	0.621	0.632	0.200	1.038	8	Ya
9	0.088	1.000	1.000	1.000	0.800	1.526	20	Ya
10	0.038	0.111	0.172	0.211	0.400	1.064	11	Tidak
11	0.088	0.370	0.483	0.421	0.600	1.010	6	Ya
12	0.088	0.333	0.448	0.368	0.400	0.946	4	Ya
13	0.325	0.296	0.345	0.211	0.600	0.814	1	Tidak
14	0.325	0.111	0.000	0.211	0.200	0.843	2	Tidak
15	0.238	0.148	0.276	0.053	0.600	0.966	5	Tidak
16	0.038	0.185	0.310	0.053	0.400	1.065	12	Tidak
17	0.038	0.185	0.241	0.105	0.200	1.036	7	Tidak
18	0.163	0.519	0.552	0.421	0.000	0.890	3	Ya
19	0.038	0.037	0.138	0.053	0.600	1.181	18	Tidak
20	0.038	0.148	0.276	0.158	1.000	1.305	19	Tidak

Sumber : Perancangan

Selanjutnya *record* diurutkan berdasarkan nilai *euclidean distance* dari nilai terkecil hingga terbesar. Kemudian setelah diurutkan dilakukan penentuan nilai k (tetangga terdekat) dimana pada perhitungan ini ditentukan sebanyak 5. Pada tabel 3.9 untuk mempermudah pemahaman maka yang ditampilkan hanya atribut nomor data, *euclidean distance*, urutan jarak terkecil, serta ketogori tsunami. Pada atribut kategori tsunami diubah menjadi nilai 1 = untuk “Ya” serta nilai 0 untuk “Tidak”. Hal tersebut agar dapat diproses dalam algoritma.

Tabel 3.9 Pengurutan dan penentuan nilai k

No	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Euclidean Distance	Urutan jarak terkecil	Kategori Tsunami
13	0.325	0.296	0.345	0.211	0.600	0.814	1	0
14	0.325	0.111	0.000	0.211	0.200	0.843	2	0
18	0.163	0.519	0.552	0.421	0.000	0.890	3	1
12	0.088	0.333	0.448	0.368	0.400	0.946	4	1
15	0.238	0.148	0.276	0.053	0.600	0.966	5	0
11	0.088	0.370	0.483	0.421	0.600	1.010	6	1
17	0.038	0.185	0.241	0.105	0.200	1.036	7	0
8	0.038	0.519	0.621	0.632	0.200	1.038	8	1
4	0.050	0.148	0.207	0.158	0.400	1.046	9	0
1	0.175	0.000	0.069	0.053	0.400	1.046	10	0
10	0.038	0.111	0.172	0.211	0.400	1.064	11	0
16	0.038	0.185	0.310	0.053	0.400	1.065	12	0
6	0.138	0.407	0.552	0.526	0.800	1.083	13	1
5	0.000	0.222	0.345	0.474	0.600	1.105	14	0
3	0.650	0.815	0.966	0.895	0.800	1.132	15	1
2	0.125	0.778	0.828	0.632	0.600	1.157	16	1
7	0.013	0.074	0.103	0.000	0.400	1.160	17	0
19	0.038	0.037	0.138	0.053	0.600	1.181	18	0
20	0.038	0.148	0.276	0.158	1.000	1.305	19	0
9	0.088	1.000	1.000	1.000	0.800	1.526	20	1

Sumber : Perancangan

Pada tabel 3.9 dapat dilihat kelas mayoritas dari sejumlah  $k = 5$  dimana kelas 1 (tsunami) yaitu sebanyak 2. Sedangkan kelas 0 (tidak tsunami) sebanyak 3. Dari hasil tersebut terlihat bahwa jumlah kelas 0 (tidak tsunami) lebih besar daripada kelas 1 (tsunami) sehingga untuk proses K-NN menghasilkan keputusan 0 atau tidak berpotensi tsunami.

### 3.2.5.3. Proses Fuzzy *K-Nearest Neighbor* (FK-NN)

Setelah proses penentuan nilai  $k$  maka akan dilakukan proses fuzzy dimana proses tersebut bertujuan untuk mencari nilai keanggotaan data uji pada masing - masing kelas (berpotensi tsunami atau tidak berpotensi tsunami) dengan menggunakan persamaan 2-4. Untuk itu perlu diketahui nilai  $n$  (jumlah data latih) = 20, kemudian  $n_0$  (kelas tidak tsunami) = 12, dan juga  $n_1$  (kelas tsunami) = 8 dimana komponen tersebut diperlukan untuk mendapatkan nilai *membership* pada tiap kelas.

$$\begin{aligned}U_{0(0)} &= 0,51 + \left(\frac{12}{20}\right) * 0,49 \\ &= 0,804\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}U_{0(1)} &= \left(\frac{12}{20}\right) * 0,49 \\ &= 0,294\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}U_{1(0)} &= \left(\frac{8}{20}\right) * 0,49 \\ &= 0,196\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}U_{1(1)} &= 0,51 + \left(\frac{8}{20}\right) * 0,49 \\ &= 0,706\end{aligned}$$

Setelah didapatkan nilai *membership* untuk masing – masing kelas, dilakukan perhitungan nilai keanggotaan data uji pada tiap kelas menggunakan persamaan 2-5, dimana pada perhitungan di sini digunakan nilai  $m = 2$ .

$$U_0(x) = \frac{\left(0,804 \left(0,8142^{-\frac{-2}{-1}}\right)\right) + \left(0,804 \left(0,8432^{-\frac{-2}{-1}}\right)\right) + \left(0,294 + \left(0,8902^{-\frac{-2}{-1}}\right)\right) + \left(0,294 \left(0,9462^{-\frac{-2}{-1}}\right)\right) + \left(0,804 \left(0,9662^{-\frac{-2}{-1}}\right)\right)}{\left(0,8142^{-\frac{-2}{-1}}\right) + \left(0,8432^{-\frac{-2}{-1}}\right) + \left(0,8902^{-\frac{-2}{-1}}\right) + \left(0,9462^{-\frac{-2}{-1}}\right) + \left(0,9662^{-\frac{-2}{-1}}\right)}$$

$$= \frac{3,905}{6,366}$$

$$= 0,613$$

$$U_1(x) = \frac{\left(0,196 \left(0,8142^{-\frac{-2}{-1}}\right)\right) + \left(0,196 \left(0,8432^{-\frac{-2}{-1}}\right)\right) + \left(0,706 + \left(0,8902^{-\frac{-2}{-1}}\right)\right) + \left(0,706 \left(0,9462^{-\frac{-2}{-1}}\right)\right) + \left(0,196 \left(0,9662^{-\frac{-2}{-1}}\right)\right)}{\left(0,8142^{-\frac{-2}{-1}}\right) + \left(0,8432^{-\frac{-2}{-1}}\right) + \left(0,8902^{-\frac{-2}{-1}}\right) + \left(0,9462^{-\frac{-2}{-1}}\right) + \left(0,9662^{-\frac{-2}{-1}}\right)}$$

$$= \frac{2,461}{6,366}$$

$$= 0,387$$

Dari perhitungan tersebut didapatkan nilai keanggotaan dari tiap kelas. Dimana akhirnya didapatkan untuk nilai keanggotaan data uji (x) untuk kelas tsunami bernilai = 0,387. Sedangkan untuk nilai keanggotaan data uji (x) pada kelas tidak tsunami didapatkan nilai 0,613. Dari perhitungan tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai keanggotaan tidak tsunami > nilai keanggotaan tsunami, sehingga dapat disimpulkan bahwa data uji yang dimasukkan termasuk dalam kelas **tidak berpotensi tsunami**.

### 3.2.6. Perancangan antarmuka

Pada perancangan antarmuka ini akan dijelaskan tentang tampilan program yang akan dibuat. Dimana nantinya antarmuka program terdiri atas bagian – bagian yang mempunyai fungsi masing – masing. Dimulai dari antarmuka program pada halaman home yang ditunjukkan oleh gambar 3.7.



Gambar 3.7 Interface halaman home

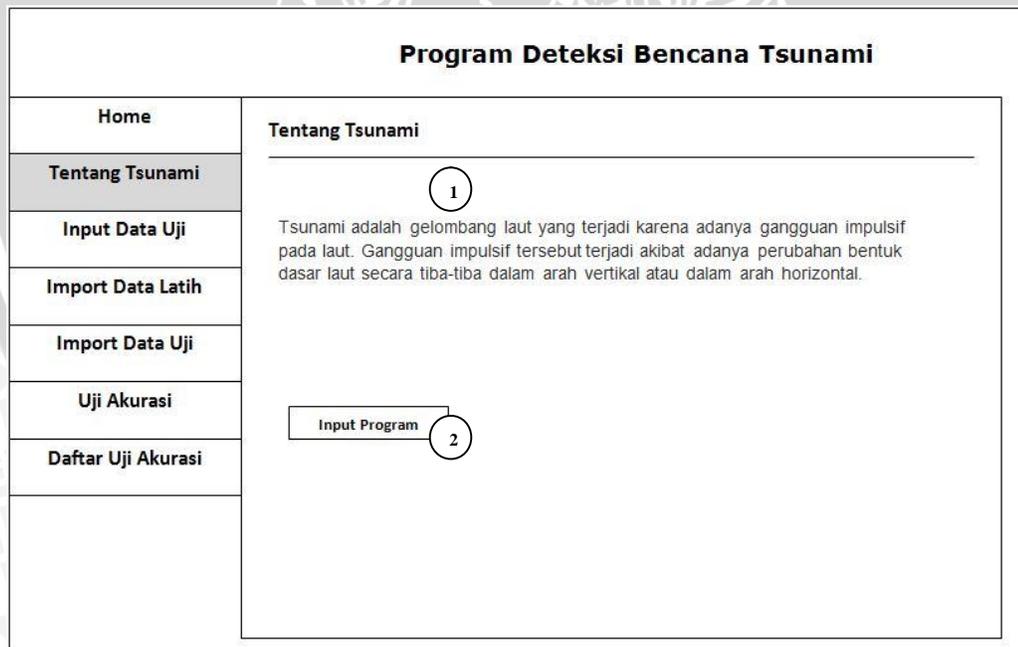
Sumber : Perancangan

Berikut ini adalah penjelasan dari Gambar 3.7

1. Menu Home berfungsi mengarahkan user pada halaman awal program.
2. Menu Tentang Tsunami berfungsi menampilkan informasi tentang tsunami.
3. Menu Input Data Uji berfungsi mengarahkan user untuk inputan data uji tsunami.
4. Menu Import data latih berfungsi mengarahkan user pada fungsi memasukkan sekumpulan data latih dalam format excel ke dalam database program.

5. Menu Import data uji berfungsi mengarahkan user pada fungsi memasukkan sekumpulan data uji dalam format excel ke dalam database program.
6. Menu Uji Akurasi berfungsi mengarahkan user pada fungsi inputan nilai k untuk memproses sekumpulan data uji dan data latihan dengan menggunakan algoritma yang telah ditetapkan dengan tujuan untuk mengukur tingkat akurasi.
7. Menu Daftar Uji Akurasi berfungsi mengarahkan user pada tampilan daftar hasil uji akurasi yang pernah dilakukan.
8. Mempunyai fungsi yang sama dengan menu nomor 2
9. Mempunyai fungsi yang sama dengan menu nomor 3

Selanjutnya setelah tampilan home terdapat tampilan tentang tsunami yang ditunjukkan oleh gambar 3.8.



Gambar 3.8 Interface tentang tsunami

Sumber : Perancangan

Berikut ini adalah penjelasan dari Gambar 3.8

1. Ruang untuk penjelasan tentang tsunami
2. Menu Input Program berfungsi untuk mengarahkan user pada inputan data uji tsunami.

Kemudian terdapat halaman yang berfungsi menginputkan data uji yang ditunjukkan oleh gambar 3.9.

Program Deteksi Bencana Tsunami	
Home	<b>Input Data Uji Tsunami</b> <hr/> <p>Nilai Kedalaman</p> <input type="text"/> <p>Nilai Mw</p> <input type="text"/> <p>Nilai Ms <span style="border: 1px solid black; border-radius: 50%; padding: 2px;">1</span></p> <input type="text"/> <p>Nilai Mb</p> <input type="text"/> <p>Nilai MMI</p> <input type="text"/> <p>Proses <span style="border: 1px solid black; border-radius: 50%; padding: 2px;">2</span></p>
Tentang Tsunami	
<b>Input Data Uji</b>	
Import Data Latih	
Import Data Uji	
Uji Akurasi	
Daftar Uji Akurasi	

Gambar 3.9 Interface input data uji

Sumber : Perancangan

Berikut ini adalah penjelasan dari Gambar 3.9

1. Textbox untuk menginputkan nilai data uji parameter tsunami.
2. Button Proses berfungsi untuk menjalankan proses perhitungan data uji dengan sekumpulan data latih.

Kemudian terdapat halaman yang berfungsi untuk mengimport data latihan dari bentuk file excel agar tersimpan dalam database program yang ditunjukkan oleh gambar 3.10.

Program Deteksi Bencana Tsunami	
Home	<b>Import Data Latihan Tsunami</b>  Silahkan Pilih File Excel <input type="button" value="Pilih File"/> 1 <input type="button" value="Proses"/> 2
Tentang Tsunami	
Input Data Uji	
<b>Import Data Latihan</b>	
Import Data Uji	
Uji Akurasi	
Daftar Uji Akurasi	

Gambar 3.10 Interface import data latihan

Sumber : Perancangan

Berikut ini adalah penjelasan dari Gambar 3.10

1. Button pilih file digunakan untuk mencari data latihan berupa file excel pada alamat tertentu pada komputer user dengan ditampilkannya kotak dialog saat user mencari file tersebut.
2. Button proses berfungsi untuk menjalankan fungsi proses memasukkan data latihan berupa file excel ke dalam database program.

Kemudian terdapat halaman yang berfungsi untuk mengimport data uji dari bentuk file excel agar tersimpan dalam database program yang ditunjukkan oleh gambar 3.11.

Program Deteksi Bencana Tsunami	
Home	<b>Import Data Uji Tsunami</b> <hr/> <p>Silahkan Pilih File Excel</p> <p>Pilih File 1</p> <p>Proses 2</p>
Tentang Tsunami	
Input Data Uji	
Import Data Latih	
<b>Import Data Uji</b>	
Uji Akurasi	
Daftar Uji Akurasi	

Gambar 3.11 Interface import data uji

Sumber : Perancangan

Berikut ini adalah penjelasan dari Gambar 3.11

1. Button pilih file digunakan untuk mencari data uji berupa file excel pada alamat tertentu pada komputer user dengan ditampilkannya kotak dialog saat user mencari file tersebut.
2. Button proses berfungsi untuk menjalankan fungsi proses memasukkan data uji berupa file excel ke dalam database program.

Kemudian terdapat halaman yang berfungsi menjalankan proses uji akurasi dengan memasukkan nilai k yang ditunjukkan oleh gambar 3.12

**Program Deteksi Bencana Tsunami**

<b>Home</b>	<b>Proses Metode</b>						
<b>Tentang Tsunami</b>							
<b>Input Data Uji</b>	<b>Data Latih Tsunami</b>						
<b>Import Data Latih</b>	Id	Kedalaman	Mw	Mw	Mb	MMI	Hasil
<b>Import Data Uji</b>				1			
<b>Uji Akurasi</b>	<b>Data Uji Tsunami</b>						
<b>Daftar Uji Akurasi</b>	Id	Kedalaman	Mw	Mw	Mb	MMI	Hasil
				2			
	Masukkan Nilai K (Jumlah Tetangga Terdekat)						
	3	Proses	4				

Gambar 3.12 Interface uji akurasi

Sumber : Perancangan

Berikut ini adalah penjelasan dari Gambar 3.12

1. Tabel data latihan tsunami berfungsi untuk menampilkan sekumpulan data latihan yang tersimpan dalam database yang telah dimasukkan oleh user dari file excel.
2. Tabel data uji tsunami berfungsi untuk menampilkan sekumpulan data uji yang tersimpan dalam database yang telah dimasukkan oleh user dari file excel.
3. Textbox berfungsi untuk mengisikan nilai k (jumlah tetangga terdekat).
4. Button proses berfungsi untuk menjalankan proses pengujian akurasi menggunakan data uji beserta data latihan dengan algoritma yang telah ditetapkan.

Selanjutnya dari setiap percobaan uji akurasi yang telah dilakukan oleh user semuanya disimpan dalam database program dan selanjutnya ditampilkan pada halaman daftar uji akurasi yang ditunjukkan oleh gambar 3.13.

Program Deteksi Bencana Tsunami							
Home	Daftar Uji Akurasi						
Tentang Tsunami							
Input Data Uji	Tabel Hasil Uji Coba Dengan Fuzzy KNN						
Import Data Latih	Uji Coba Ke-	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Jumlah k	Jumlah Data Sama (FKNN)	Jumlah Data Beda (FKNN)	Akurasi FKNN
Import Data Uji							
Uji Akurasi							
Daftar Uji Akurasi				1			

Gambar 3.13 Interface daftar uji akurasi

Sumber : Perancangan

Berikut ini adalah penjelasan dari Gambar 3.13

1. Tabel data hasil uji coba berfungsi menampilkan hasil uji coba dengan menggunakan metode FKNN. Dan atribut dari tabel tersebut yaitu antara lain:
  - Uji coba ke - : berfungsi sebagai penanda nomor percobaan.
  - Jumlah data latih : menunjukkan jumlah data latih yang diujicobakan
  - Jumlah data uji : menunjukkan jumlah data latih uji yang diujicobakan
  - Jumlah k : menunjukkan nilai k (jumlah tetangga terdekat) yang diujicobakan.
  - Jumlah data sama (FK-NN) : menunjukkan jumlah yang sama antara hasil kelas data uji yang sebenarnya dengan hasil kelas prediksi data uji yang diproses menggunakan metode FK-NN.

- Jumlah data beda (FKNN) : menunjukkan jumlah yang beda antara hasil kelas data uji yang sebenarnya dengan hasil kelas prediksi data uji yang diproses menggunakan metode FKNN.
- Akurasi FKNN : menunjukkan tingkat akurasi data menggunakan metode FKNN

### 3.2.7. Perancangan Pengujian

Setelah dilakukan perancangan antarmuka maka selanjutnya dilakukan perancangan terhadap pengujian atau uji coba terhadap sistem yang nantinya dibuat. Perancangan pengujian bertujuan untuk mengetahui bagaimana cara user untuk menguji sistem sehingga didapatkan tingkat akurasi yang dipengaruhi oleh beberapa kriteria. Terdapat empat macam pengujian akurasi pada sistem deteksi potensi bencana tsunami ini. Yaitu antara lain pengujian pengaruh nilai k terhadap akurasi, pengujian pengaruh komposisi data latih, pengujian pengaruh variasi data uji dan data latih, serta pengujian pengaruh kombinasi jumlah parameter.

#### 3.2.7.1. Perancangan Pengujian Pengaruh Nilai k Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini digunakan data uji dan data latih dengan jumlah yang tetap yaitu sebanyak 150 data dengan melakukan variasi terhadap nilai k (tetangga terdekat). Berikut ini adalah tabel pengujian nilai k yang ditunjukkan pada tabel 3.10.

Tabel 3.10 Perancangan pengujian pengaruh nilai k

Nilai k	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji
1	150	150
2	150	150
3	150	150
4	150	150
....	150	150
49	150	150
50	150	150

Sumber : Perancangan

### 3.2.7.2. Perancangan Pengujian Pengaruh Komposisi Data Latih Terhadap Tingkat Akurasi

Pada pengujian digunakan data latih dengan komposisi yang berbeda di tiap percobaan. Komposisi yang berbeda yang dimaksud ialah dari 150 data latih yang digunakan terdiri atas kelas tsunami dan tidak tsunami dengan jumlah yang berbeda pada tiap percobaan. Data Latih yang digunakan pada percobaan ke – 1, ke – 2, ke – 3, hingga ke – 4 mempunyai komposisi yang berbeda – beda. Pada percobaan ke - 1 dari sebanyak 150 data latih dibuat komposisi perbandingan 1 : 4 sehingga komposisi kelas tsunami sebanyak 30 sedangkan kelas tidak tsunami sebanyak 90. Begitu seterusnya untuk percobaan ke - 2 dengan perbandingan 2 : 3, percobaan ke – 3 perbandingan 3 : 2 dan percobaan ke – 4 dengan perbandingan 4 : 1

Nilai k yang digunakan pada pengujian ini adalah nilai k yang menghasilkan nilai akurasi tertinggi dan stabil pada pengujian yang pertama. Tabel pengujian pengaruh komposisi data latih terhadap tingkat akurasi ditunjukkan pada tabel 3.11.

Tabel 3.11 Perancangan pengujian pengaruh komposisi data latih

Percobaan ke -	Jumlah Data Latih		Jumlah Data Uji
	Tsunami	Tidak Tsunami	
1	30	120	150
2	60	90	150
3	90	60	150
4	120	30	150

Sumber : Perancangan

### 3.2.7.3. Perancangan Pengujian Pengaruh Variasi Data Uji dan Data Latih Terhadap Akurasi

Pada pengujian kali ini digunakan nilai  $k$  yang menghasilkan akurasi maksimum pada pengujian pertama. Dimana nilai  $k$  tersebut digunakan pada pengujian menggunakan jumlah data latih dan data uji yang sama yaitu sebesar 150 dengan variasi yang berbeda – beda pada tiap pengujian. Mekanisme pengacakan data latih dan data uji dilakukan secara manual dimana pengacakan dilakukan dengan mengambil data per 5 baris pada data latih dan data uji pada percobaan ke -1, tiap 10 baris data pada percobaan ke – 2, tiap 15 baris data pada percobaan ke – 3, dan seterusnya hingga percobaan ke – 20. Pengacakan tersebut mempunyai aturan record data yang telah menjadi data latih tidak boleh merangkap menjadi data uji pada saat yang bersamaan begitu pula sebaliknya.

Contoh mekanisme pengacakan pada percobaan ke – 1 dapat dilihat pada gambar 3.14 dan gambar 3.15 dimana pada gambar 3.14 adalah data latih dan data uji yang masih asli belum dilakukan pengacakan. Selanjutnya variasi data latih didapatkan dari tiap 5 baris data latih dan data uji yang asli. Dimana baris 1 – 5 diambil dari data latih asli, baris 6 – 10 dari data uji asli, baris 11 – 15 kembali diambil dari data latih asli, dan baris 16 – 20 diambil kembali dari data uji asli. Cara yang sama dilakukan untuk variasi data uji dimana diambil dari tiap 5 baris data yang diambil dari data uji asli terlebih dahulu. Data latih dan data uji asli ditunjukkan pada gambar 3.14 sedangkan variasi data latih dan variasi data uji ditunjukkan pada gambar 3.15.

Data Latih Asli							Data Uji Asli						
id	depth	mw	ms	mb	mmi	kelas	id	depth	mw	ms	mb	mmi	kelas
1	10	6.1	5.9	5.5	7	0	1	10	6.1	5.9	5.5	7	0
2	33	6.4	6.3	6.1	6	0	2	33	6.4	6.3	6.1	6	0
3	10	6.5	6.5	6.0	8	1	3	10	6.5	6.5	6.0	8	1
4	10	6.8	7.1	6.3	7	1	4	10	6.8	7.1	6.3	7	1
5	10	5.0	4.9	4.9	6	0	5	10	5.0	4.9	4.9	6	0
6	34	6.5	6.7	6.1	7	0	6	34	6.5	6.7	6.1	7	0
7	10	6.7	6.8	5.8	7	1	7	10	6.7	6.8	5.8	7	1
8	33	5.1	4.5	5.2	5	0	8	33	5.1	4.5	5.2	5	0
9	17	6.5	6.4	6.0	7	0	9	17	6.5	6.4	6.0	7	0
10	33	8.0	8.2	6.0	8	1	10	33	8.0	8.2	6.0	8	1
11	30	7.8	7.8	6.2	6	1	11	30	7.8	7.8	6.2	6	1
12	33	7.8	8.0	6.2	7	1	12	33	7.8	8.0	6.2	7	1
13	10	6.0	5.8	5.1	7	0	13	10	6.0	5.8	5.1	7	0
14	33	7.5	7.2	6.4	6	0	14	33	7.5	7.2	6.4	6	0
15	60	7.7	7.8	6.4	6	1	15	60	7.7	7.8	6.4	6	1
16	10	6.6	6.5	5.5	7	1	16	10	6.6	6.5	5.5	7	1
17	52	6.8	6.6	6.5	6	0	17	52	6.8	6.6	6.5	6	0
18	50	6.8	6.5	6.4	6	0	18	50	6.8	6.5	6.4	6	0
19	10	5.7	5.4	5.2	6	0	19	10	5.7	5.4	5.2	6	0
20	33	8.4	8.2	6.7	7	1	20	33	8.4	8.2	6.7	7	1

Gambar 3.14 Data latih dan data uji asli

Variasi Data Latih							Variasi Data Uji						
id	depth	mw	ms	mb	mmi	kelas	id	depth	mw	ms	mb	mmi	kelas
1	10	6.1	5.9	5.5	7	0	1	10	6.1	5.9	5.5	7	0
2	33	6.4	6.3	6.1	6	0	2	33	6.4	6.3	6.1	6	0
3	10	6.5	6.5	6.0	8	1	3	10	6.5	6.5	6.0	8	1
4	10	6.8	7.1	6.3	7	1	4	10	6.8	7.1	6.3	7	1
5	10	5.0	4.9	4.9	6	0	5	10	5.0	4.9	4.9	6	0
6	34	6.5	6.7	6.1	7	0	6	34	6.5	6.7	6.1	7	0
7	10	6.7	6.8	5.8	7	1	7	10	6.7	6.8	5.8	7	1
8	33	5.1	4.5	5.2	5	0	8	33	5.1	4.5	5.2	5	0
9	17	6.5	6.4	6.0	7	0	9	17	6.5	6.4	6.0	7	0
10	33	8.0	8.2	6.0	8	1	10	33	8.0	8.2	6.0	8	1
11	30	7.8	7.8	6.2	6	1	11	30	7.8	7.8	6.2	6	1
12	33	7.8	8.0	6.2	7	1	12	33	7.8	8.0	6.2	7	1
13	10	6.0	5.8	5.1	7	0	13	10	6.0	5.8	5.1	7	0
14	33	7.5	7.2	6.4	6	0	14	33	7.5	7.2	6.4	6	0
15	60	7.7	7.8	6.4	6	1	15	60	7.7	7.8	6.4	6	1
16	10	6.6	6.5	5.5	7	1	16	10	6.6	6.5	5.5	7	1
17	52	6.8	6.6	6.5	6	0	17	52	6.8	6.6	6.5	6	0
18	50	6.8	6.5	6.4	6	0	18	50	6.8	6.5	6.4	6	0
19	10	5.7	5.4	5.2	6	0	19	10	5.7	5.4	5.2	6	0
20	33	8.4	8.2	6.7	7	1	20	33	8.4	8.2	6.7	7	1

Gambar 3.15 Variasi data latih dan variasi data uji

Perancangan pengujian pengaruh variasi data uji dan data latih terhadap akurasi ditunjukkan oleh tabel 3.12.

Tabel 3.12 Perancangan pengujian pengaruh variasi data latih dan data uji

Percobaan ke -	Jumlah Data Latih (150 data)		Jumlah Data Uji (150 data)	
	Tsunami	Tidak Tsunami	Tsunami	Tidak Tsunami
1	57	93	60	90
2	59	91	58	92
3	64	86	53	97
4	55	95	62	88
....	.....	.....	.....	.....
19	64	86	53	53
20	51	99	66	66
Rata – Rata Akurasi				

Sumber : Perancangan

#### 3.2.7.4. Perancangan Pengujian Pengaruh Jumlah Parameter Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini dilakukan pengujian dengan menggunakan jumlah parameter yang berbeda dimana maksimum parameter yang digunakan ialah sebanyak 5 parameter (depth, mw, ms, mb, mmi) sedangkan minimum parameter yang digunakan ialah sebanyak 2 parameter (depth, mw). Perancangan pengujian pengaruh jumlah parameter terhadap akurasi ditunjukkan pada tabel 3.13.

Tabel 3.13 Perancangan pengujian pengaruh jumlah parameter terhadap akurasi

Percobaan ke -1	Jumlah Parameter Yang Digunakan
1	2 Parameter (Depth, Mw)
2	3 Parameter (Depth, Mw, Ms)
3	3 Parameter (Depth, Mw, Mb)
4	3 Parameter (Depth, Mw, MMI)
5	4 Parameter (Depth, Mw, Ms, Mb)
6	4 Parameter (Depth, Mw, Ms, MMI)
7	4 Parameter (Depth, Mw, Mb, MMI)
8	5 Parameter (Depth, Mw, Ms, Mb, MMI)

Sumber : Perancangan



## BAB IV

### IMPLEMENTASI

Bab ini berisi implementasi sistem. Implementasi sistem berisi penerapan dari perancangan sistem yang sudah dibahas pada BAB III sebelumnya.

#### 4.1. Lingkungan Implementasi

Lingkungan implementasi yang dijelaskan dalam sub bab ini adalah lingkungan implementasi perangkat keras dan perangkat lunak.

##### 4.1.1. Lingkungan Implementasi Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan dalam implementasi metode *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) pada deteksi potensi bencana alam tsunami ini adalah sebagai berikut :

1. Prosesor Intel Core i3-2350M CPU 2.30 GHz
2. Memori 2.00 GB
3. Harddisk kapasitas 500 GB
4. Monitor 14"
5. Keyboard
6. Mouse

##### 4.1.2. Lingkungan Implementasi Perangkat Lunak

Perangkat Lunak yang digunakan dalam implementasi *Fuzzy K-Nearest Neighbor* pada deteksi potensi bencana alam tsunami adalah sebagai berikut :

1. Sistem Operasi Microsoft Windows 7
2. XAMPP
3. Apache Web Server
4. PHP
5. HTML5
6. Microsoft Office Excel 2007

7. MySQL
8. Internet Browser

#### 4.2. Implementasi Program

Sesuai dengan pembahasan pada BAB III, proses pada sistem meliputi normalisasi nilai parameter tsunami, proses *K-Nearest Neighbor*, proses *Fuzzy K-Nearest Neighbor*. Pada bab ini akan dijelaskan implementasi dari proses – proses tersebut.

##### 4.2.1. Implementasi Normalisasi Nilai Parameter Tsunami

Langkah awal pada implementasi program yaitu pengambilan data uji serta data latih dari database dimana selanjutnya dari kedua data tersebut dilakukan normalisasi sebelum diproses menggunakan metode FK-NN. Dalam melakukan normalisasi pada awalnya data tsunami dicari nilai minimum serta maksimum pada setiap atribut data latih ditambah data uji. Barulah selanjutnya setiap record pada data latih dan data uji dapat dinormalisasi. Dan berikut ini adalah baris program yang menunjukkan proses pencarian nilai minimum serta maksimum yang ditunjukkan pada source code 4.1.

```
//proses mengambil data latih dari database
$querylatih = mysql_query("SELECT * FROM datalatihstunami
order by id");
    $jumlahlatih = mysql_num_rows($querylatih);
    for ($i=1;$i<=$jumlahlatih;$i++) {
        $barislatih = mysql_fetch_array($querylatih);
//proses menyimpan setiap nilai parameter data latih ke
dalam variabel array
        $depthlatih[$i] = $barislatih['depth'];
        $mwlatih[$i] = $barislatih['mw'];
        $mslatih[$i] = $barislatih['ms'];
        $mblatih[$i] = $barislatih['mb'];
        $mmilatih[$i] = $barislatih['mmi'];
    }
//proses menyimpan nilai parameter data uji ke dalam
variabel array
    $depthlatih[$jumlahlatih+1] = $depthuji;
    $mwlatih[$jumlahlatih+1] = $mwuji;
```

```

    $mslatih[$jumlahlatih+1] = $msuji;
    $mblatih[$jumlahlatih+1] = $mbuji;
    $mmilatih[$jumlahlatih+1] = $mmiuji;
//proses mencari nilai minimum serta maksimum pada tiap
parameter data.
    $mindepth=min($depthlatih);
    $maxdepth=max($depthlatih);
//proses mencari range nilai pada tiap parameter data.
    $rangedepth=$maxdepth-$mindepth;

    $minmw=min($mwlatih);
    $maxmw=max($mwlatih);
    $rangemw=$maxmw-$minmw;

    $minms=min($mslatih);
    $maxms=max($mslatih);
    $rangems=$maxms-$minms;

    $minmb=min($mblatih);
    $maxmb=max($mblatih);
    $rangemb=$maxmb-$minmb;

    $minmmi=min($mmilatih);
    $maxmmi=max($mmilatih);
    $rangemmi=$maxmmi-$minmmi;

```

Source Code 4.1 Implementasi pencarian nilai minimum serta maksimum

Sumber : Implementasi

Setelah diketahui nilai minimum, maksimum serta range dari tiap atribut atau parameter maka selanjutnya data latihan serta data uji dapat dinormalisasikan yang ditunjukkan oleh source code 4.2.

```

for ($i=1;$i<=$jumlahlatih;$i++) {
//proses menormalisasi nilai tiap parameter data latihan
    $normaldepthlatih[$i]=($depthlatih[$i]-
    $mindepth)/$rangedepth;
    $normalmwlatih[$i]=($mwlatih[$i]-$minmw)/$rangemw;
    $normalmslatih[$i]=($mslatih[$i]-$minms)/$rangems;
    $normalmblatih[$i]=($mblatih[$i]-$minmb)/$rangemb;
    $normalmmilatih[$i]=($mmilatih[$i]-$minmmi)/$rangemmi;
}

```

```
//proses menormalisasi nilai tiap parameter data uji
$normaldepthuji=($depthuji-$mindepth)/$rangedepth;
$normalmwuji=($mwuji-$minmw)/$rangemw;
$normalmsuji=($msuji-$minms)/$rangems;
$normalmbuji=($mbuji-$minmb)/$rangemb;
$normalmmiuji=($mmiuji-$minmmi)/$rangemmi;
```

Source Code 4.2 Implementasi normalisasi nilai data latih serta data uji

Sumber : Implementasi

#### 4.2.2. Implementasi Proses *K-Nearest Neighbor*

Setelah nilai parameter tsunami ternormalisasi kemudian masuk ke proses *K-Nearest Neighbor* dimana dalam proses tersebut terdapat pencarian *euclidean distance*. Pencarian *euclidean distance* ditunjukkan oleh oleh source code 4.3.

```
for ($i=1;$i<=$jumlahlatih;$i++) {
//proses mencari selisih antara data latih dan data uji

$hasildepth[$i] = $normaldepthuji -
$normaldepthlatih[$i];
$hasilmw[$i] = $normalmwuji - $normalmwllatih[$i];
$hasilms[$i] = $normalmsuji - $normalmslatih[$i];
$hasilmb[$i] = $normalmbuji - $normalmbllatih[$i];
$hasilmmi[$i] = $normalmmiuji - $normalmmilatih[$i];

//proses mencari jarak antara data latih dan data uji
$jarak[$i] = ($hasildepth[$i] * $hasildepth[$i]) +
($hasilmw[$i] * $hasilmw[$i]) + ($hasilms[$i] *
$hasilms[$i]) + ($hasilmb[$i] * $hasilmb[$i]) +
($hasilmmi[$i] * $hasilmmi[$i]);

$hasiljarak[$i] = sqrt($jarak[$i]);
}
```

Source Code 4.3 Implementasi pencarian *euclidean distance*

Sumber : Implementasi

Setelah pencarian *euclidean distance* maka diketahui hasil jarak tiap baris data. Dari hasil jarak tersebut diurutkan berdasarkan nilai terkecil hingga terbesar dimana hasil jarak terkecil diberi nomor urut 1 dan seterusnya. Berikut ini adalah

proses pengurutan hasil jarak dan penentuan nilai k yang ditunjukkan oleh source code 4.4.

```
$x=$hasiljarak;
sort($x);
for($i=1;$i<=count($hasiljarak);$i++){
//memberi peringkat berdasarkan hasil jarak
    foreach($x as $key => $data){
        if($hasiljarak[$i] == $data)
            $peringkat[$i] = $key+1;
    }
}

$datatsunami=0;
$datatidaktsunami=0;
$distance = 1;
$kelastsunami = 0;
$kelastidaktsunami = 0;
$querylatih1 = mysql_query("SELECT * FROM
datalatih tsunami order by id");

while($barislatih = mysql_fetch_assoc($querylatih1)){

    $a = $barislatih['id'];
    $b = $barislatih['depth'];
    $c = $barislatih['mw'];
    $d = $barislatih['ms'];
    $e = $barislatih['mb'];
    $f = $barislatih['mmi'];
    $j=number_format($hasiljarak[$distance],3);
    $k = $peringkat[$distance];
//menghitung jumlah kelas tsunami dan tidak tsunami
    if($barislatih['hasil'] == 1) $datatsunami++;
    else $datatidaktsunami++;
//menandai data yang masuk dalam range nilai k
    if ($peringkat[$distance] <= $ka){
        if($barislatih['hasil'] == 1) $kelastsunami++;
        else $kelastidaktsunami++;$kaa = 'ya';
    }
    else $kaa = '-';

    $distance++;
}
}
```

Source Code 4.4 Implementasi pengurutan hasil jarak dan penentuan nilai k

Sumber : Implementasi

#### 4.2.3. Implementasi Proses *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN)

Setelah dilakukan proses K-NN selanjutnya hasil kelas dari proses K-NN tersebut diproses ke dalam *fuzzy* dimana pertama – tama dilakukan proses perhitungan nilai *membership* ke dalam masing - masing kelas. Contohnya ialah nilai *membership* tidak tsunami pada kelas tidak tsunami, nilai *membership* tsunami pada kelas tidak tsunami, nilai *membership* tidak tsunami pada kelas tsunami, nilai *membership* tsunami pada kelas tsunami. Prosesnya ditunjukkan oleh source code 4.5.

```
//proses perhitungan nilai membership pada tiap kelas
$Unolnol=0.51+($datatidaktsunami/$jumlahlatih)*0.49;
$Unolsatu=($datatidaktsunami/$jumlahlatih)*0.49;
$Usatunol=($datatsunami/$jumlahlatih)*0.49;
$Usatusatu=0.51+($datatsunami/$jumlahlatih)*0.49;

$querylatih2 = mysql_query("select * from
datalatihstunami order by id");
for ($i=1;$i<=$jumlahlatih;$i++) {
$barislatih = mysql_fetch_array($querylatih2);
$kelasdatalatih[$i] = $barislatih['hasil'];
}
}
```

Source Code 4.5 Implementasi perhitungan nilai membership untuk tiap kelas

Sumber : Implementasi

Setelah didapatkan nilai *membership* pada tiap kelas selanjutnya dihitung nilai keanggotaan data uji pada tiap kelas. Proses tersebut ditunjukkan oleh source code 4.6.

```
//proses perhitungan nilai keanggotaan data uji pada kelas
tidak tsunami
for($j=1;$j<=$jumlahlatih;$j++){
if ($peringkat[$j]<=$ka &&
$kelasdatalatih[$j]==0)$membershipnol[$j]=$Unolnol;els
e if ($peringkat[$j]<=$ka && $kelasdatalatih[$j]==
1)$membershipnol[$j]=$Unolsatu;else
{$membershipnol[$j] = 0;$hasiljarak[$j]=0;}

$pangkat=-2;
```

```
$resultjarak1[$j]=pow($hasiljarak[$j],$pangkat);
if($hasiljarak[$j]==0)continue;
$totaljarak1+=$resultjarak1[$j];
$fuzzynol+= $membershipnol[$j]*$resultjarak1[$j];
$hasilfuzzynol=$fuzzynol/$totaljarak1;

//proses perhitungan nilai keanggotaan data uji pada kelas
tsunami
if ($peringkat[$j]<=$ka &&
$kelasdatalatih[$j]==1)$membershipsatu[$j]=$Usatusatu;
else if ($peringkat[$j]<=$ka && $kelasdatalatih[$j]==
0)$membershipsatu[$j]=$Usatunol;else
{$membershipsatu[$j] = 0; $hasiljarak[$j]=0;}

$resultjarak2[$j]=pow($hasiljarak[$j],$pangkat);
if($hasiljarak[$j]==0)continue;
$totaljarak2+=$resultjarak2[$j];
$fuzzysatu+= $membershipsatu[$j]*$resultjarak2[$j];
$hasilfuzzysatu=$fuzzysatu/$totaljarak2;

}

if($hasilfuzzysatu>$hasilfuzzynol)$prediksifuzzy='BERP
OTENSI TSUNAMI'; else $prediksifuzzy = 'TIDAK
BERPOTENSI TSUNAMI';
```

Source Code 4.6 Implementasi perhitungan nilai keanggotaan data uji pada tiap

kelas

Sumber : Implementasi

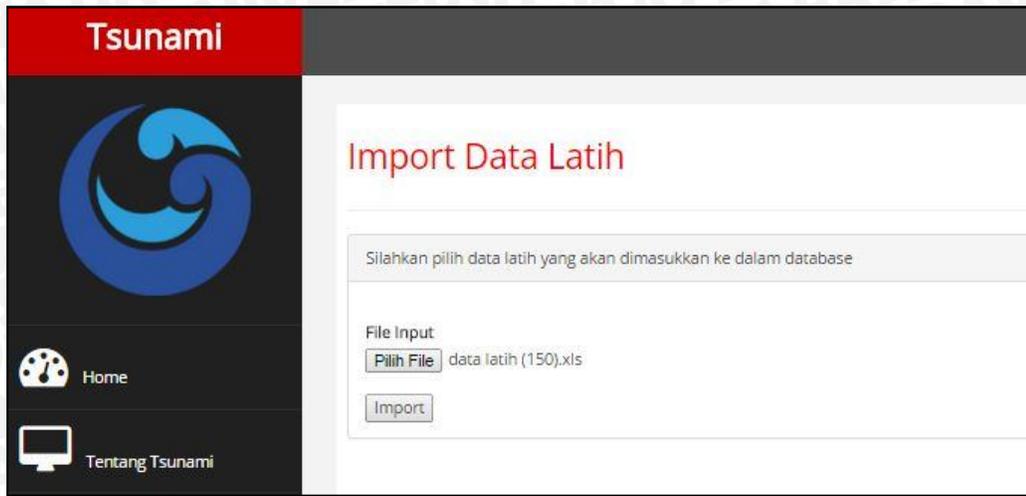
### 4.3. Implementasi Antarmuka

Implementasi Interface (antarmuka) dari program deteksi potensi tsunami terdiri dari beberapa bagian utama yaitu :

1. Antarmuka pengimpor data  
Antar muka ini bertujuan untuk mengimpor data uji dan data latih dalam bentuk file excel untuk dimasukkan ke dalam database program.
2. Antarmuka pengklasifikasian dengan FK-NN  
Antarmuka ini bertujuan untuk melakukan input data uji tunggal per atribut untuk selanjutnya dapat diproses menggunakan metode FK-NN
3. Antarmuka pengujian akurasi  
Antarmuka ini bertujuan untuk melakukan uji akurasi dengan memproses sekumpulan data uji dan data latih dengan nilai k tertentu sehingga dapat diketahui tingkat akurasi dengan cara menghitung jumlah data uji yang hasilnya sesuai dengan hasil yang sebenarnya.
4. Antarmuka daftar uji akurasi  
Antarmuka ini bertujuan untuk menampilkan daftar pengujian akurasi yang pernah dilakukan sebelumnya. Dari daftar tabel tersebut dapat diketahui pengaruh variasi data uji, data latih serta nilai k terhadap tingkat akurasi.

#### 4.3.1. Antarmuka Pengimport Data

Antarmuka ini terdiri dari dua bagian yaitu impor data latih serta impor data uji. Keduanya sama dari segi fungsi dan prosesnya. Perbedaannya hanya terletak pada tabel penyimpanan yang berbeda pada database. Jika import data latih, file excel yang diimpor akan disimpan di tabel datalatihtsunami pada database programtsunami. Sedangkan impor data uji, file excel yang diimport akan disimpan di tabel dataujitsunami pada database programtsunami. Interface import data latih tsunami ditunjukkan pada gambar 4.1



Gambar 4.1 Interface import data latih

Sumber : Implementasi

Dari gambar 4.1 terlihat bahwa contoh file yang akan dimasukkan ialah file data latih (150).xls. Setelah file tersebut dipilih melalui kotak dialog pencarian, selanjutnya user menekan tombol Import agar file tersebut diproses untuk disimpan di dalam tabel datalatihtsunami pada database programtsunami. Hasil import data latih ditunjukkan pada gambar 4.2.



Gambar 4.2 Interface hasil import data latih

Sumber : Implementasi

Selanjutnya interface dari import data uji yang bertujuan menyimpan data uji di dalam tabel dataujitsunami pada database programtsunami ditunjukkan pada gambar 4.3.



Gambar 4.3 Interface import data uji

Sumber : Implementasi

Dari gambar 4.3 terlihat bahwa contoh file yang akan dimasukkan ialah file data uji (150).xls. Setelah file tersebut dipilih melalui kotak dialog pencarian, selanjutnya user menekan tombol Import agar file tersebut diproses untuk disimpan di dalam tabel dataujitsunami pada database programtsunami. Hasil import data uji ditunjukkan pada gambar 4.4.



Gambar 4.4 Interface hasil import data uji

Sumber : Implementasi

#### 4.3.2. Antarmuka Pengklasifikasian Dengan FK-NN

Pada bagian ini pada awalnya user diarahkan pada antarmuka input data uji yang bertujuan untuk memasukkan data uji tunggal secara manual per atribut untuk selanjutnya diproses atau diklasifikasikan dengan sekumpulan data latihan menggunakan metode FK-NN. Nilai atribut yang dimasukkan yaitu antara lain depth (kedalaman), mw, ms, mb, mmi. Untuk nilai k (tetangga terdekat) tidak diinputkan karena nilai k didapatkan dari proses komputasi sehingga nilai k yang diproses dalam klasifikasi adalah nilai k yang paling optimum. Semua nilai atribut tersebut wajib diisi oleh user sebelum menekan tombol proses. Antarmuka input data uji ditunjukkan pada gambar 4.5.

Silahkan Masukkan Data Uji Tsunami Tiap Atribut	
Nilai Kedalaman	<input type="text" value="87"/>
Nilai Mw	<input type="text" value="6.8"/>
Nilai Ms	<input type="text" value="6.2"/>
Nilai Mb	<input type="text" value="6.1"/>
Nilai MMI	<input type="text" value="6"/>
<input type="button" value="Proses"/>	

Gambar 4.5 Interface input data uji

Sumber : Implementasi

Selanjutnya user menekan tombol proses agar data uji yang diinputkan diproses atau diklasifikasikan dengan sekumpulan data latihan menggunakan metode FK-NN. Setelah tombol proses ditekan maka user akan ditampilkan kepada antarmuka yang ditunjukkan pada gambar 4.6.

id	Kedalaman	MW	MS	MB	MMI	Jarak Dengan Data Uji	Peringkat Jarak	Kelas Hasil	Termasuk K terdekat?
1	21	5.6	5.4	5.5	7	1.046	10	0	-
2	17	7.7	7.6	6.6	8	1.157	16	1	-
3	59	7.8	8	7.1	9	1.132	15	1	-
4	11	6	5.8	5.7	7	1.046	9	0	-
5	7	6.2	6.2	6.3	8	1.105	14	0	-
6	18	6.7	6.8	6.4	9	1.083	13	1	-
7	8	5.8	5.5	5.4	7	1.160	17	0	-
8	10	7	7	6.6	6	1.038	8	1	-
9	14	8.3	8.1	7.3	9	1.526	20	1	-
10	10	5.9	5.7	5.8	7	1.064	11	0	-
11	14	6.6	6.6	6.2	8	1.010	6	1	-
12	14	6.5	6.5	6.1	7	0.946	4	1	ya
13	33	6.4	6.2	5.8	8	0.814	1	0	ya
14	33	5.9	5.2	5.8	6	0.843	2	0	ya

Gambar 4.6 Interface proses klasifikasi FK-NN

Sumber : Implementasi

Dan selanjutnya bagian paling bawah pada gambar 4.6 terdapat hasil perhitungan dengan FK-NN yang ditunjukkan pada gambar 4.7

Perhitungan Jumlah Kelas Mayoritas  
 Jumlah Data Kelas Tsunami dari k sebanyak 5 ==>> 2  
 Jumlah Data Kelas Tidak Tsunami dari k sebanyak 5 ==>> 3

Perhitungan Nilai Membership Tiap Kelas  
 Nilai Membership Tidak Tsunami pada kelas Tidak Tsunami U[0][0] ==>> 0.804  
 Nilai Membership Tsunami pada kelas Tidak Tsunami U[0][1] ==>> 0.294  
 Nilai Membership Tidak Tsunami pada kelas Tsunami U[1][0] ==>> 0.196  
 Nilai Membership Tsunami pada kelas Tsunami U[1][1] ==>> 0.706

Perhitungan Nilai Keanggotaan Satu Data Uji [x] Pada Tiap Kelas  
 Nilai Keanggotaan Data Uji pada kelas Tidak Tsunami U0[x] ==>> 0.613  
 Nilai Keanggotaan Data Uji pada kelas Tsunami U1[x] ==>> 0.387

Hasil Kelas Prediksi  
 Hasil Prediksi Dengan Algoritma Fuzzy KNN ==>> TIDAK BERPOTENSI TSUNAMI

Gambar 4.7 Interface hasil perhitungan menggunakan FK-NN

Sumber : Implementasi

### 4.3.3. Antarmuka Pengujian Akurasi

Pada bagian ini user diarahkan pada antarmuka yang berisi inputan nilai k pada bagian paling bawah dengan di atasnya terdapat dua table data uji dan data

latih yang telah diimport dari file excel ke dalam database program. Mekanisme pengujian yaitu dengan memasukkan nilai k (tetangga terdekat) yang akan mengklasifikasikan sekumpulan data uji ke dalam salah satu hasil kelas diantara dua kelas yaitu berpotensi tsunami dan tidak berpotensi tsunami. Selanjutnya dari hasil kelas sekumpulan data uji yang berasal dari proses klasifikasi tersebut dapat diukur akurasi dengan membandingkannya dengan hasil dari data uji yang sebenarnya. Pengujian akurasi ditunjukkan pada gambar 4.8.



Gambar 4.8 Interface pengujian akurasi.

Sumber : Implementasi

Selanjutnya setelah user menginputkan nilai k dimana pada contoh gambar 4.8 user menginputkan nilai k = 30 maka tombol proses diklik agar masuk ke dalam proses pengujian akurasi. Proses pengujian akurasi ditunjukkan pada gambar 4.9.



Gambar 4.9 Interface proses pengujian akurasi

Sumber : Implementasi

Pada bagian bagian paling bawah gambar 4.9 terdapat hasil perhitungan FK-NN yang menunjukkan tingkat akurasi dari pengujian menggunakan nilai k = 30. Hasil pengujian akurasi ditunjukkan pada gambar 4.10.

146	17	5.5	4.9	5.4	6	29	1	0.773	0.227	TIDAK TSUNAMI	TIDAK TSUNAMI
147	13	6.3	6.2	6	7	20	10	0.603	0.397	TIDAK TSUNAMI	TIDAK TSUNAMI
148	140	6.3	6.5	5.9	6	27	3	0.753	0.247	TIDAK TSUNAMI	TIDAK TSUNAMI
149	34	7.7	7.2	6.1	6	8	22	0.415	0.585	TSUNAMI	TSUNAMI
150	22	5.6	5.2	5.7	6	29	1	0.773	0.227	TIDAK TSUNAMI	TIDAK TSUNAMI

Hasil Perhitungan Akurasi Metode Fuzzy KNN

Jumlah persamaan hasil data asli dengan hasil Fuzzy KNN ==>> 140

Jumlah perbedaan hasil data asli dengan hasil Fuzzy KNN ==>> 10

Tingkat akurasi Fuzzy KNN dengan menggunakan jumlah k = 30 ==>> 93.3 %

Gambar 4.10 Interface hasil perhitungan akurasi

Sumber : Implementasi

#### 4.3.4. Antarmuka Daftar Uji Akurasi

Setelah user melakukan pengujian akurasi dengan menginputkan nilai k maka hasil dari pengujian akurasi tersebut disimpan dalam tabel hasil percobaan dalam database program tsunami dan ditampilkan pada interface daftar hasil uji akurasi yang ditunjukkan pada gambar 4.11.

24	150	150	24	141	9	94%
25	150	150	25	141	9	94%
26	150	150	26	140	10	93.3%
27	150	150	27	140	10	93.3%
28	150	150	28	140	10	93.3%
29	150	150	29	141	9	94%
30	150	150	30	140	10	93.3%
31	150	150	31	140	10	93.3%
32	150	150	32	140	10	93.3%
33	150	150	33	140	10	93.3%
34	150	150	34	140	10	93.3%
35	150	150	35	140	10	93.3%
36	150	150	36	140	10	93.3%

Gambar 4.11 Interface daftar hasil uji akurasi

Sumber : Implementasi

Pada gambar 4.11 terlihat daftar pengujian akurasi yang telah dilakukan sebelumnya dimana tiap kali pengujian hasil akurasinya berbeda – beda tergantung variasi jumlah data uji dan data latih serta nilai  $k$  yang bervariasi pula.



## BAB V

### PENGUJIAN DAN ANALISA

Pada bab ini dilakukan proses pengujian dan analisis dari hasil implementasi algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* pada deteksi potensi bencana alam tsunami.

#### 5.1. Implementasi Pengujian.

Pada pengujian implementasi algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* pada deteksi potensi bencana alam tsunami. Terdapat empat macam mekanisme pengujian yaitu pengujian pengaruh nilai  $k$  terhadap akurasi, pengujian pengaruh komposisi data latih terhadap akurasi, pengujian pengaruh variasi data uji dan data latih terhadap akurasi serta pengujian pengaruh jumlah parameter terhadap akurasi. Pada pengujian yang pertama digunakan nilai  $k$  dengan nilai yang bervariasi dengan menggunakan jumlah data latih serta data uji yang tetap yaitu sebanyak 150 data. Setelah didapat nilai  $k$  yang terbaik yang menghasilkan tingkat akurasi tertinggi dan stabil maka nilai  $k$  tersebut digunakan untuk melakukan pengujian yang kedua dan ketiga. Pada pengujian kedua digunakan komposisi data latih yang berbeda dimana setiap percobaan data latih mempunyai komposisi kelas tsunami dan tidak tsunami yang berbeda – beda. Selanjutnya pada pengujian yang ketiga digunakan variasi data uji serta data latih secara acak untuk menentukan tingkat akurasi. Dan pengujian yang terakhir digunakan kombinasi jumlah parameter yang berbeda untuk mengukur tingkat akurasi.

##### 5.1.1. Pengujian Pengaruh Nilai $k$ Terhadap Akurasi

Pada pengujian kali ini digunakan nilai  $k$  dari nilai 1 hingga 50 dimana digunakan jumlah data latih serta data uji yang sama yaitu masing – masing sebanyak 150 data. Data latih yang digunakan ialah terdiri dari 65 data kelas tsunami serta 85 data kelas tidak tsunami, sedangkan data uji yang digunakan terdiri dari 52 kelas tsunami dan 98 kelas tidak tsunami. Tabel pengujian nilai  $k$  terhadap akurasi ditunjukkan oleh tabel 5.1.

Tabel 5.1 Pengujian pengaruh nilai k terhadap akurasi

Nilai k	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Tingkat Akurasi
1	150	150	88.7 %
2	150	150	90%
3	150	150	90.70%
4	150	150	91.30%
5	150	150	92%
6	150	150	92%
7	150	150	93.30%
8	150	150	93.30%
9	150	150	94%
10	150	150	94.70%
11	150	150	95.30%
12	150	150	94.70%
13	150	150	94.70%
14	150	150	94.70%
15	150	150	93.30%
16	150	150	94.70%
17	150	150	94%
18	150	150	94.70%
19	150	150	93.30%
20	150	150	93.30%
21	150	150	94%
22	150	150	94%
23	150	150	95.30%
24	150	150	94%
25	150	150	94%
26	150	150	93.30%
27	150	150	93.30%
28	150	150	93.30%
29	150	150	94%
30	150	150	93.30%
31	150	150	93.30%
32	150	150	93.30%
33	150	150	93.30%
34	150	150	93.30%
35	150	150	93.30%
36	150	150	93.30%
37	150	150	93.30%

38	150	150	93.30%
39	150	150	92.70%
40	150	150	93.30%
41	150	150	92.70%
42	150	150	92.70%
43	150	150	92.70%
44	150	150	92.70%
45	150	150	92.70%
46	150	150	92.70%
47	150	150	92.70%
48	150	150	92.70%
49	150	150	92.70%
50	150	150	92.70%

Sumber : Pengujian

Dari pengujian menggunakan nilai  $k$  bervariasi mulai dari  $k = 1$  hingga  $k = 50$  didapatkan nilai akurasi minimum yaitu 88.7 % dengan nilai  $k = 1$ . Sedangkan tingkat akurasi maksimum sebesar 95.30 % yang didapat pada nilai  $k = 11$  dan juga nilai  $k = 23$ .

### 5.1.2. Pengaruh Komposisi Data Latih Terhadap Tingkat Akurasi

Pada pengujian kali ini digunakan data latih dengan komposisi yang berbeda di tiap percobaan. Komposisi yang berbeda yang dimaksud ialah dari 150 data latih yang digunakan terdiri atas kelas tsunami dan tidak tsunami dengan jumlah yang berbeda pada tiap percobaan.

Data Latih yang digunakan pada percobaan ke – 1 yaitu sebanyak 150 data digunakan perbandingan 1 : 4 dengan komposisi 30 data tsunami dan 120 data tidak tsunami, percobaan ke – 2 sebanyak 150 data digunakan perbandingan 2 : 3 dengan 60 data tsunami dan 90 data tidak tsunami, percobaan ke – 3 sebanyak 150 data digunakan perbandingan 3 : 2 dengan 90 data tsunami 60 data tidak tsunami, percobaan ke – 4 sebanyak 150 data digunakan perbandingan 4 : 1 dengan 120 data tsunami 30 data tidak tsunami. Pada pengujian kali ini digunakan nilai  $k = 11$  dan 23 dimana merupakan nilai  $k$  yang menghasilkan akurasi maksimum pada pengujian yang pertama. Pada pengujian ini digunakan data uji dengan komposisi yang sama pada tiap percobaan yaitu dengan rincian sebanyak 150 data yang

terdiri dari 52 kelas tsunami dan 98 kelas tidak tsunami. Pengujian pengaruh komposisi data latih terhadap tingkat akurasi ditunjukkan pada tabel 5.2.

Tabel 5.2 Pengujian pengaruh komposisi data latih terhadap akurasi

Percobaan ke -	Jumlah Data Latih (150 data)		Jumlah Data Uji	Tingkat Akurasi	
	Tsunami	Tidak Tsunami		Nilai k = 11	Nilai k = 23
1	30	120	150	86 %	82.7 %
2	60	90	150	94.7 %	94 %
3	90	60	150	91.3 %	87.3 %
4	120	30	150	80.7 %	79.3 %

Sumber : Pengujian

Dari tabel 5.2 didapatkan nilai akurasi yang berbeda pada tiap komposisi data latih dimana tingkat akurasi terendah ada pada percobaan ke – 4 dengan nilai akurasi 79.3 % dengan k = 23. Sedangkan akurasi tertinggi terdapat pada percobaan ke – 2 sebesar 94.7 % dengan k = 11.

### 5.1.3. Pengujian Pengaruh Variasi Data Uji dan Data Latih Terhadap Akurasi

Pada pengujian kali ini digunakan nilai k = 11 dan 23 dimana dari pengujian pertama telah menghasilkan tingkat akurasi maksimum. Pengujian ini menggunakan jumlah data latih dan data uji yang sama yaitu sebesar 150 dengan variasi data yang berbeda – beda pada tiap percobaan. Pengujian pengaruh variasi data uji dan data latih terhadap akurasi ditunjukkan oleh tabel 5.3.

Tabel 5.3 Pengujian pengaruh variasi data uji dan data latih terhadap akurasi

Percobaan ke -	Jumlah Data Latih (150 data)		Jumlah Data Uji (150 data)		Tingkat Akurasi	
	Tsunami	Tidak Tsunami	Tsunami	Tidak Tsunami	Nilai k = 11	Nilai k = 23
1	57	93	60	90	91.3 %	90.7 %
2	59	91	58	92	93.3 %	93.3 %
3	64	86	53	97	92 %	92 %
4	55	95	62	88	89.3 %	91.3 %
5	60	90	57	93	90 %	90.7 %
6	57	93	60	90	93.3 %	94 %
7	52	98	65	85	93.3 %	92.7 %
8	55	95	62	88	92 %	91.3 %
9	53	97	64	86	91.3 %	91.3 %
10	66	84	51	99	92.7 %	91.3 %
11	60	90	57	93	89.3 %	90.7 %
12	58	92	59	91	92 %	91.3 %
13	53	97	64	86	90 %	89.3 %
14	62	88	55	95	92.7 %	94 %
15	57	93	60	90	92 %	92 %
16	60	90	57	93	92 %	91.3 %
17	65	85	52	98	92 %	92 %
18	62	88	55	95	91.3 %	90.7 %
19	64	86	53	97	92 %	93.3%
20	51	99	66	84	90.7 %	90.7 %
Rata – rata akurasi					91.625 %	91.695 %

Sumber : Pengujian

Dari tabel 5.3 menunjukkan bahwa pengujian yang dilakukan sebanyak 20 kali dengan tiap percobaan digunakan variasi data latih serta data uji yang berbeda - beda didapatkan nilai akurasi yang berbeda – beda pula. Akurasi minimum yang didapat yaitu pada percobaan ke – 4, ke – 11, ke – 13 dengan nilai akurasi 89.3 % sedangkan nilai akurasi maksimum didapat pada percobaan ke – 6 dan ke - 14 dengan nilai k = 23 dimana akurasinya yaitu sebesar 94 % . Sedangkan akurasi rata – ratanya yaitu 91.625 % untuk nilai k = 11 dan 91.695 % untuk k = 23.

#### 5.1.4. Pengujian Pengaruh Jumlah Parameter Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini dilakukan dengan menggunakan jumlah parameter yang berbeda dimana maksimum parameter yang digunakan ialah sebanyak 5 parameter (depth, mw, ms, mb, mmi) sedangkan minimum parameter yang digunakan ialah sebanyak 2 parameter (depth, mw). Khusus untuk dua parameter yaitu depth dan mw akan selalu ada untuk setiap kombinasi jumlah parameter karena dua parameter tersebut adalah parameter mutlak yang harus ada dalam klasifikasi terhadap gempa bumi termasuk berpotensi tsunami atau tidak. Pada tiap pengujian digunakan nilai k yang berbeda – beda dimulai dari nilai k = 1 hingga nilai k = 25 untuk kemudian dicari nilai rata – rata akurasi.

##### 5.1.4.1. Pengujian Pengaruh 2 Parameter (Depth, Mw) Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini digunakan 2 buah parameter yaitu depth dan mw untuk mengukur tingkat akurasi dengan menggunakan dua parameter tersebut. Pengujian pengaruh 2 parameter (depth, mw) terhadap akurasi ditunjukkan oleh tabel 5.4.

Tabel 5.4 Pengujian pengaruh 2 parameter (depth, mw) terhadap akurasi

Nilai k	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Tingkat Akurasi
1	150	150	72.7 %
2	150	150	78 %
3	150	150	78 %
4	150	150	82 %
5	150	150	83.3 %
6	150	150	86 %
7	150	150	83.3 %
8	150	150	84 %
9	150	150	85.3 %
10	150	150	84.7 %
11	150	150	85.3 %
12	150	150	84.7 %
13	150	150	84.7 %
14	150	150	84.7 %
15	150	150	84.7 %

16	150	150	84.7 %
17	150	150	85.3 %
18	150	150	85.3 %
19	150	150	85.3 %
20	150	150	84.7 %
21	150	150	84.7 %
22	150	150	84.7 %
23	150	150	84.7 %
24	150	150	84.7 %
25	150	150	84.7 %
Rata – Rata Akurasi			83.6 %

Sumber : Pengujian

Pada tabel 5.4 dapat dilihat dengan menggunakan dua parameter nilai akurasi tertinggi sebesar 86 % yang didapatkan pada nilai  $k = 6$  dan menghasilkan nilai rata – rata akurasi sebesar 83.6 %.

#### 5.1.4.2. Pengujian Pengaruh 3 Parameter Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini dibagi menjadi 3 kombinasi jumlah parameter dimana seperti sebelumnya parameter depth dan mw merupakan satu kesatuan.

##### 5.1.4.2.1. Pengujian Pengaruh 3 Parameter (Depth, Mw, Ms) Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini digunakan 3 parameter yaitu depth, mw dan ms untuk mengukur tingkat akurasi. Pengujian pengaruh 3 parameter (depth, mw, ms) terhadap akurasi ditunjukkan oleh tabel 5.5.

Tabel 5.5 Pengujian pengaruh 3 parameter (depth, mw, ms) terhadap akurasi

Nilai k	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Tingkat Akurasi
1	150	150	86 %
2	150	150	85.3 %
3	150	150	87.3 %
4	150	150	86.7 %
5	150	150	87.3 %

6	150	150	88 %
7	150	150	87.3 %
8	150	150	88.7 %
9	150	150	88.7 %
10	150	150	88 %
11	150	150	89.3 %
12	150	150	88.7 %
13	150	150	89.3 %
14	150	150	89.3 %
15	150	150	88.7 %
16	150	150	90 %
17	150	150	89.3 %
18	150	150	89.3 %
19	150	150	90 %
20	150	150	90 %
21	150	150	90.7 %
22	150	150	90.7 %
23	150	150	90.7 %
24	150	150	90.7 %
25	150	150	90.7 %
Rata – Rata Akurasi			88.8 %

Sumber : Pengujian

Pada tabel 5.5 dapat dilihat dengan menggunakan 3 parameter depth, mw serta ms diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 90.7 % yang didapatkan pada nilai k = 21, 22, 23, 24, 25. Sedangkan nilai rata – rata akurasi diperoleh sebesar 88.8 %.

#### 5.1.4.2.2. Pengujian Pengaruh 3 Parameter (Depth, Mw, Mb) Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini digunakan 3 parameter yaitu depth, mw dan mb untuk mengukur tingkat akurasi. Pengujian pengaruh 3 parameter (depth, mw, mb) terhadap akurasi ditunjukkan oleh tabel 5.6.

Tabel 5.6. Pengujian pengaruh 3 parameter (depth, mw, mb) terhadap akurasi

Nilai k	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Tingkat Akurasi
1	150	150	86 %
2	150	150	85.3 %
3	150	150	87.3 %
4	150	150	86.7 %
5	150	150	87.3 %
6	150	150	88 %
7	150	150	87.3 %
8	150	150	88.7 %
9	150	150	88.7 %
10	150	150	88 %
11	150	150	89.3 %
12	150	150	88.7 %
13	150	150	89.3 %
14	150	150	89.3 %
15	150	150	88.7 %
16	150	150	90 %
17	150	150	89.3 %
18	150	150	89.3 %
19	150	150	90 %
20	150	150	90 %
21	150	150	90.7 %
22	150	150	90.7 %
23	150	150	90.7 %
24	150	150	90.7 %
25	150	150	90.7 %
Rata – Rata Akurasi			90.5 %

Sumber : Pengujian

Pada tabel 5.6 dapat dilihat dengan menggunakan 3 parameter depth, mw serta mb diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 92 % yang didapatkan pada nilai k = 12, 13, 20, 21, 22, 23, 25. Sedangkan nilai rata – rata akurasi diperoleh sebesar 90.5 %.

### 5.1.4.2.3. Pengujian Pengaruh 3 Parameter (Depth, Mw, MMI) Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini digunakan 3 parameter yaitu depth, mw dan mmi untuk mengukur tingkat akurasi. Pengujian pengaruh 3 parameter (depth, mw, mmi) terhadap akurasi ditunjukkan oleh tabel 5.7.

Tabel 5.7. Pengujian pengaruh 3 parameter (depth, mw, mmi) terhadap akurasi.

Nilai k	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Tingkat Akurasi
1	150	1	86 %
2	150	2	85.3 %
3	150	3	87.3 %
4	150	4	86.7 %
5	150	5	87.3 %
6	150	6	88 %
7	150	7	87.3 %
8	150	8	88.7 %
9	150	9	88.7 %
10	150	10	88 %
11	150	11	89.3 %
12	150	12	88.7 %
13	150	13	89.3 %
14	150	14	89.3 %
15	150	15	88.7 %
16	150	16	90 %
17	150	17	89.3 %
18	150	18	89.3 %
19	150	19	90 %
20	150	20	90 %
21	150	21	90.7 %
22	150	22	90.7 %
23	150	23	90.7 %
24	150	24	90.7 %
25	150	25	90.7 %
Rata – Rata Akurasi			89.7 %

Sumber : Pengujian

Pada tabel 5.7 dapat dilihat dengan menggunakan 3 parameter depth, mw serta mmi diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 90.7 % yang didapatkan pada nilai k = 12, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25. Sedangkan nilai rata – rata akurasi diperoleh sebesar 89.7 %.

#### 5.1.4.3. Pengujian Pengaruh 4 Parameter Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini dibagi menjadi 4 kombinasi jumlah parameter dimana seperti sebelumnya parameter depth dan mw merupakan satu kesatuan.

##### 5.1.4.3.1. Pengujian Pengaruh 4 Parameter (Depth, Mw, Ms, Mb) Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini digunakan 4 parameter yaitu depth, mw, ms dan mb untuk mengukur tingkat akurasi. Pengujian pengaruh 4 parameter (depth, mw, ms, mb) terhadap akurasi ditunjukkan oleh tabel 5.8

Tabel 5.8. Pengujian pengaruh 4 parameter (depth, mw, ms, mb) terhadap akurasi.

Nilai k	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Tingkat Akurasi
1	150	150	86.7 %
2	150	150	89.3 %
3	150	150	90 %
4	150	150	90.7 %
5	150	150	91.3 %
6	150	150	92 %
7	150	150	91.3 %
8	150	150	92 %
9	150	150	92 %
10	150	150	91.3 %
11	150	150	92 %
12	150	150	93.3 %
13	150	150	92.7 %
14	150	150	94 %
15	150	150	94 %
16	150	150	94 %
17	150	150	93.3 %

18	150	150	93.3 %
19	150	150	93.3 %
20	150	150	93.3 %
21	150	150	93.3 %
22	150	150	93.3 %
23	150	150	94 %
24	150	150	93.3 %
25	150	150	94 %
Rata – Rata Akurasi			92.3 %

Sumber : Pengujian

Pada tabel 5.8 dapat dilihat dengan menggunakan 4 parameter depth, mw, ms serta mb diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 94 % yang didapatkan pada nilai k = 14, 15, 16, 23, 25. Sedangkan nilai rata – rata akurasi diperoleh sebesar 92.3 %.

#### 5.1.4.3.2. Pengujian Pengaruh 4 Parameter (Depth, Mw, Ms, MMI) Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini digunakan 4 parameter yaitu depth, mw, ms dan mmi untuk mengukur tingkat akurasi. Pengujian pengaruh 4 parameter (depth, mw, ms, mmi) terhadap akurasi ditunjukkan oleh tabel 5.9.

Tabel 5.9. Pengujian pengaruh 4 parameter (depth, mw, ms, mmi) terhadap akurasi.

Nilai k	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Tingkat Akurasi
1	150	150	91.3 %
2	150	150	90.7 %
3	150	150	93.3 %
4	150	150	92 %
5	150	150	93.3 %
6	150	150	94 %
7	150	150	94 %
8	150	150	94 %
9	150	150	92.7 %

10	150	150	94 %
11	150	150	94 %
12	150	150	93.3 %
13	150	150	93.3 %
14	150	150	93.3 %
15	150	150	93.3 %
16	150	150	94 %
17	150	150	94 %
18	150	150	94 %
19	150	150	94 %
20	150	150	94 %
21	150	150	93.3 %
22	150	150	94 %
23	150	150	94 %
24	150	150	94 %
25	150	150	94 %
Rata – Rata Akurasi			93.4 %

Sumber : Pengujian

Pada tabel 5.9 dapat dilihat dengan menggunakan 4 parameter depth, mw, ms serta mmi diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 94 % yang didapatkan pada nilai k = 7, 8, 10, 11, 16, 17, 18, 19, 20, 22, 23, 24, 25 . Sedangkan nilai rata – rata akurasi diperoleh sebesar 93.4 %.

#### **5.1.4.3.3. Pengujian Pengaruh 4 Parameter (Depth, Mw, Mb, MMI) Terhadap Akurasi**

Pada pengujian ini digunakan 4 parameter yaitu depth, mw, mb dan mmi untuk mengukur tingkat akurasi. Pengujian pengaruh 4 parameter (depth, mw, mb, mmi) terhadap akurasi ditunjukkan oleh tabel 5.10.

Tabel 5.10. Pengujian pengaruh 4 parameter (depth, mw, mb, mmi) terhadap akurasi.

Nilai k	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Tingkat Akurasi
1	150	150	86 %
2	150	150	87.3 %
3	150	150	88 %
4	150	150	89.3 %
5	150	150	90 %
6	150	150	90 %
7	150	150	90 %
8	150	150	91.3 %
9	150	150	90.7 %
10	150	150	91.3 %
11	150	150	91.3 %
12	150	150	90 %
13	150	150	90.7 %
14	150	150	91.3 %
15	150	150	92 %
16	150	150	91.3 %
17	150	150	92.7 %
18	150	150	92.7 %
19	150	150	93.3 %
20	150	150	92.7 %
21	150	150	92.7 %
22	150	150	92.7 %
23	150	150	92.7 %
24	150	150	92.7 %
25	150	150	90.7 %
Rata – Rata Akurasi			90.9 %

Sumber : Pengujian

Pada tabel 5.10 dapat dilihat dengan menggunakan 4 parameter depth, mw, mb serta mmi diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 93.3 % yang didapatkan pada nilai k = 19. Sedangkan nilai rata – rata akurasi diperoleh sebesar 90.9 %.

#### 5.1.4.4. Pengujian Pengaruh 5 Parameter (Depth, Mw, Ms, Mb, MMI) Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini digunakan 5 parameter yaitu depth, mw, ms, mb dan mmi untuk mengukur tingkat akurasi. Pengujian pengaruh 5 parameter (depth, mw, ms, mb, mmi) terhadap akurasi ditunjukkan oleh tabel 5.11.

Tabel 5.11. Pengujian pengaruh 5 parameter (depth, mw, ms, mb, mmi) terhadap akurasi.

Nilai k	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Tingkat Akurasi
1	150	150	86 %
2	150	150	87.3 %
3	150	150	88 %
4	150	150	89.3 %
5	150	150	90 %
6	150	150	90 %
7	150	150	90 %
8	150	150	91.3 %
9	150	150	90.7 %
10	150	150	91.3 %
11	150	150	91.3 %
12	150	150	90 %
13	150	150	90.7 %
14	150	150	91.3 %
15	150	150	92 %
16	150	150	91.3 %
17	150	150	92.7 %
18	150	150	92.7 %
19	150	150	93.3 %
20	150	150	92.7 %
21	150	150	92.7 %
22	150	150	92.7 %
23	150	150	92.7 %
24	150	150	92.7 %
25	150	150	90.7 %
Rata – Rata Akurasi			93.4 %

Sumber : Pengujian

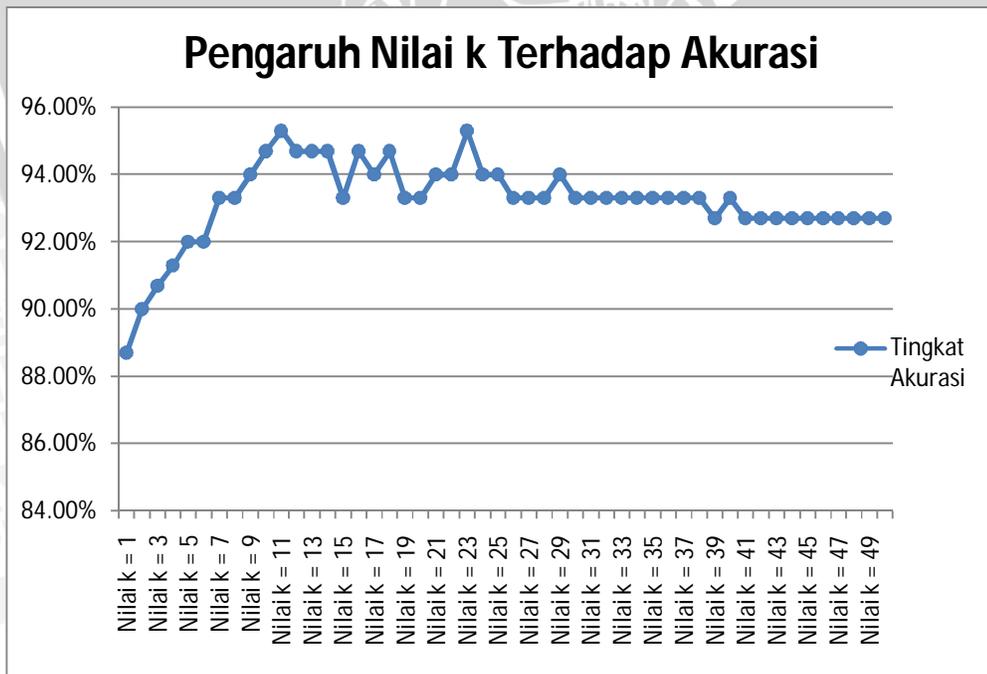
Pada tabel 5.11 dapat dilihat dengan menggunakan 5 parameter depth, mw, ms, mb serta mmi diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 95.3 % yang didapatkan pada nilai k = 11, 23. Sedangkan nilai rata – rata akurasi diperoleh sebesar 93.4 %.

**5.2. Analisa Hasil**

Pada bagian ini akan dianalisa pengujian yang telah dilakukan sebelumnya analisa yang dilakukan yaitu tentang pengaruh nilai k terhadap akurasi, analisa pengaruh komposisi data latih terhadap akurasi, analisa pengaruh variasi data latih dan data uji terhadap akurasi, analisa pengaruh jumlah parameter terhadap akurasi.

**5.2.1. Analisa Hasil Pengaruh Nilai k Terhadap Akurasi**

Pada analisa hasil pengaruh nilai k terhadap akurasi digunakan nilai k yang bervariasi mulai dari nilai k = 1 hingga k = 50. Dimana data latih serta data uji yang digunakan berjumlah sama yaitu 150 data. Hasil pengujian pengaruh nilai k ditampilkan dalam sebuah grafik yang dapat dilihat pada gambar 5.1.



Gambar 5.1 Grafik pengaruh nilai k terhadap akurasi.

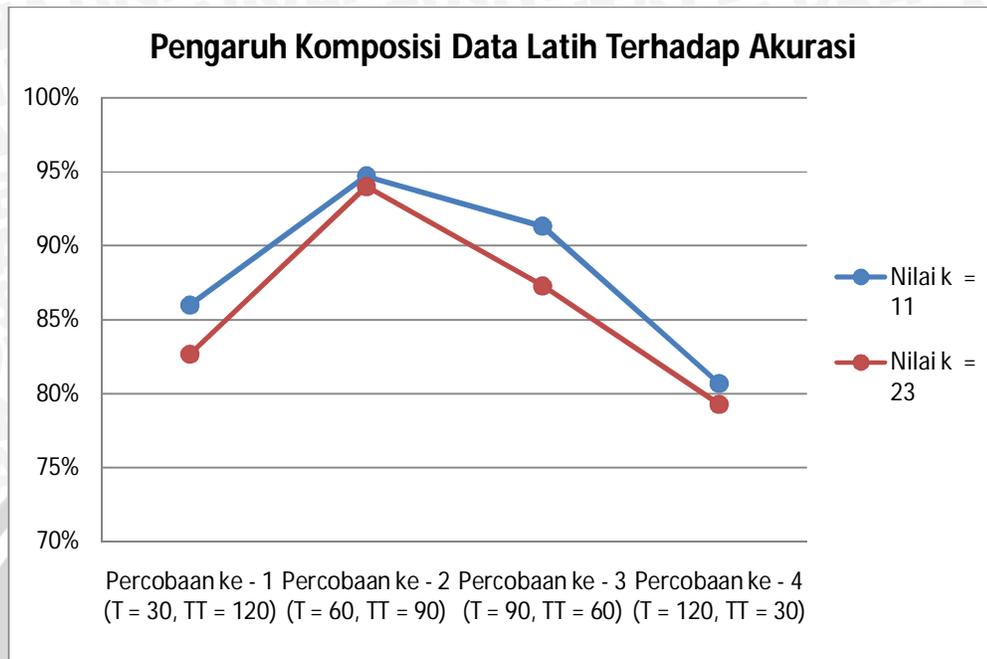
Sumber : Pengujian

Pada gambar grafik 5.1 terlihat bahwa tingkat akurasi mengalami kenaikan dimulai dari  $k = 1$  hingga mencapai akurasi maksimum sebesar 95.3 % pada nilai  $k = 11$ . Setelah itu mengalami akurasi naik turun hingga mencapai maksimum kembali pada nilai  $k = 23$ . Kemudian akurasi turun pada  $k = 24$ , turun kembali pada  $k = 26$ , sempat mengalami kenaikan pada nilai  $k = 29$ , akan tetapi turun kembali pada  $k = 30$ . Dari  $k = 30$  hingga  $k = 40$  menghasilkan tingkat akurasi yang sama sebesar 93.3 % hingga akhirnya kembali turun pada  $k = 41$  menjadi 92.7 %. Pada  $k = 41$  hingga  $k = 50$  menghasilkan tingkat akurasi yang sama.

Dari hasil tersebut dapat dilihat bahwa nilai  $k$  yang semakin bertambah hingga pada nilai tertentu menghasilkan akurasi yang semakin tinggi hingga akhirnya mengalami penurunan akurasi seiring dengan bertambahnya nilai  $k$  setelah mencapai akurasi maksimum meskipun penurunan akurasi tidak begitu besar dan cenderung stabil. Nilai  $k$  yang bertambah hingga pada nilai tertentu yaitu  $k = 11$  dan  $k = 23$  diikuti dengan akurasi yang meningkat hingga mencapai maksimum dikarenakan semakin besar nilai  $k$  semakin banyak pula komposisi kelas mayoritas yang mendekati kelas prediksi. Dimana dengan semakin banyaknya komposisi kelas mayoritas, tingkat kesalahan prediksi akan semakin kecil sehingga memberikan akurasi yang semakin tinggi. Meskipun penambahan nilai  $k$  yang terlampaui besar juga menyebabkan penurunan tingkat akurasi dimana ditunjukkan pada nilai  $k = 24$  dan seterusnya akan tetapi penurunannya tidak terlalu signifikan dan masih berada di atas 90 %.

### **5.2.2. Analisa Hasil Pengaruh Komposisi Data Latih Terhadap Tingkat Akurasi**

Pada analisa hasil yang kedua ini digunakan komposisi data latih yang berbeda – beda pada empat kali percobaan. Grafik hasil pengujian pengaruh komposisi data latih dapat dilihat pada gambar 5.2.



Gambar 5.2 Grafik pengaruh komposisi data latih terhadap akurasi.

Sumber : Pengujian

Pada gambar 5.2 dapat dilihat bahwa komposisi data latih berpengaruh pada tingkat akurasi dengan menghasilkan tingkat akurasi minimum pada percobaan ke - 4 dengan komposisi data latih tsunami = 120, tidak tsunami = 30 menghasilkan akurasi sebesar 79.3 % untuk  $k = 23$  dan sebesar 80.7 % untuk  $k = 11$ . Sedangkan yang menghasilkan akurasi tertinggi ialah pada percobaan ke - 2 dengan komposisi data latih tsunami = 60, tidak tsunami = 90 dimana menghasilkan akurasi sebesar 94.7 % untuk  $k = 11$  dan sebesar 94 % untuk  $k = 23$ .

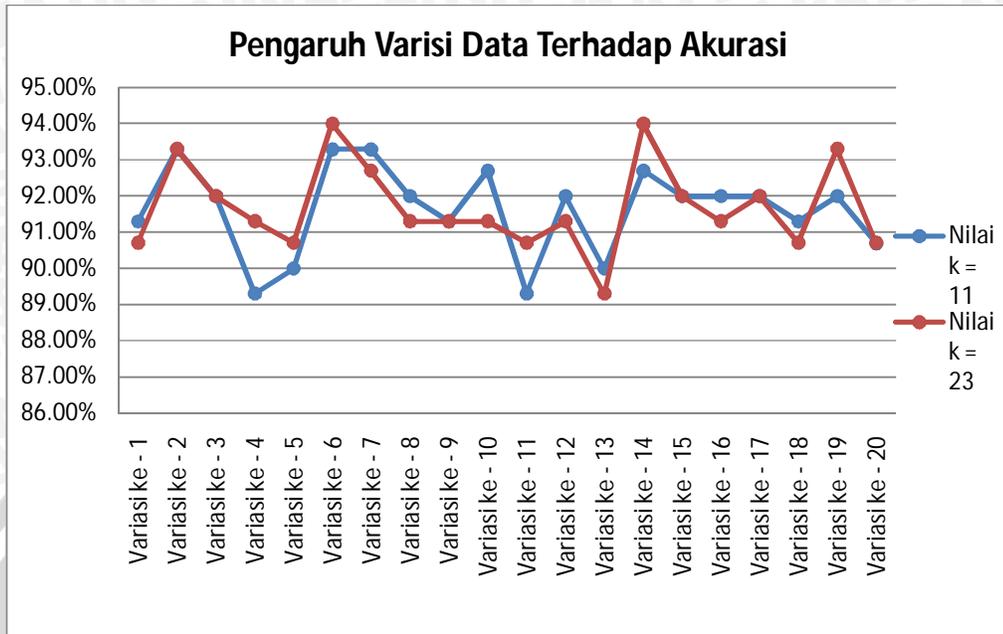
Tingkat akurasi yang rendah ditunjukkan pada komposisi data latih sebanyak 1 : 4 (tsunami = 30, tidak tsunami = 120) dan 4 : 1 (tsunami = 120, tidak tsunami = 30). Keduanya mempunyai selisih perbandingan yang sangat jauh antara kelas tsunami dan tidak tsunami. Untuk komposisi 1 : 4 kelas tidak tsunami sangat mendominasi data latih sehingga dalam proses klasifikasi suatu data uji akan condong ke dalam kelas tidak tsunami karena metode FK-NN berhubungan dengan kelas mayoritas yang termasuk dalam  $k$  (tetangga terdekat). Berbanding terbalik dengan data latih komposisi 4 : 1 dimana kelas tsunami paling

mendominasi sehingga dalam proses klasifikasi suatu data uji akan lebih condong ke kelas tsunami. Komposisi 1 : 4 dan komposisi 4 :1 meskipun sama – sama rendah dalam akurasi akan tetapi komposisi 1 : 4 terlihat sedikit lebih tinggi dibanding komposisi 4 : 1. Hal tersebut dikarenakan karena pada dasarnya dataset yang didapatkan dari NGDC mempunyai komposisi kelas tsunami yang lebih sedikit daripada kelas tidak tsunami.

Pada proses klasifikasi dengan menggunakan perbandingan komposisi data latih sebesar 2 : 3 untuk kelas tsunami dan tidak tsunami menghasilkan akurasi paling tinggi dibandingkan dengan data latih dengan perbandingan komposisi lainnya. Hal ini disebabkan karena data latih dengan komposisi tersebut mempunyai selisih perbandingan komposisi yang tidak berjauhan sehingga salah satu kelas dalam data latih tersebut tidak ada yang mendominasi secara signifikan. Hal ini akan berpengaruh pada proses klasifikasi dengan mempertimbangkan dua kelas secara lebih berimbang pada data latih.

### **5.2.3. Analisa Hasil Pengaruh Variasi Data Uji dan Data Latih Terhadap Akurasi**

Pada analisa hasil yang ketiga ini digunakan jumlah data latih serta data uji yang sama yaitu 150 data dengan percobaan pengujian sebanyak 20 kali dengan variasi data latih serta data uji yang berbeda - beda pada tiap percobaan. Hasil pengujian pengaruh variasi data uji dan data latih ditampilkan dalam sebuah grafik yang dapat dilihat pada gambar 5.3.



Gambar 5.3 Grafik pengaruh variasi data latih dan data uji terhadap akurasi.

Sumber : Pengujian

Pada gambar 5.3 terlihat dari percobaan dengan menggunakan nilai  $k = 11$  menunjukkan tingkat akurasi yang bervariasi mulai dari percobaan ke - 1 hingga ke - 20. Tingkat akurasi cenderung naik turun pada tiap percobaan dimulai dari percobaan ke - 1 dengan akurasi 91.3 % kemudian mencapai titik akurasi minimum pada percobaan ke - 4 dan ke - 11 sebesar 89.3 %. Selanjutnya mencapai titik akurasi maksimum pada percobaan ke - 2, ke - 6, dan ke - 7 sebesar 93.3 %. Untuk percobaan dengan menggunakan nilai  $k = 23$  juga menunjukkan tingkat akurasi yang bervariasi. Tingkat akurasi cenderung naik turun pada tiap percobaan dimulai dari percobaan ke - 1 dengan akurasi sebesar 90.7 % kemudian mencapai titik akurasi minimum pada percobaan ke - 13 sebesar 89.3 %. Selanjutnya mencapai tingkat akurasi maksimum pada percobaan ke - 6 dan ke - 14 yaitu sebesar 94 %.

Pada percobaan ke - 5 dan ke - 11 terlihat mempunyai akurasi yang berbeda pada  $k = 11$  padahal komposisi data latih yang digunakan sama. Hal ini disebabkan karena meskipun komposisi yang digunakan sama akan tetapi variasi datanya berbeda dimana pada percobaan ke - 5 mempunyai variasi data latih yang

dengan jarak yang lebih berdekatan dengan data uji dibandingkan data latih pada percobaan ke – 11 sehingga menghasilkan akurasi yang lebih tinggi.

Dari dua macam percobaan dengan menggunakan nilai  $k = 11$  dan nilai  $k = 23$  menunjukkan tren akurasi naik turun yang sebagian besar hampir sama meskipun sempat terdapat sedikit perbedaan tren akurasi. Perubahan pada variasi data latih serta data uji pada tiap percobaan jelas menunjukkan pengaruh pada tingkat akurasi yang cenderung naik turun. Akan tetapi perbedaan tingkat akurasi yang terjadi tidak cukup besar dalam pengertian bahwa selisih akurasi dari tiap percobaan tidak lebih dari 5 %. Selisih tingkat akurasi yang cukup rendah tersebutlah yang membuat rata – rata tingkat akurasi masih cukup tinggi yaitu sebesar 91 %.

Perbedaan variasi data latih dan data uji jelas memberikan perbedaan tingkat akurasi. Hal ini disebabkan karena perbedaan variasi tersebut juga akan mempengaruhi nilai jarak antara data uji dan data latih. Dimana jarak tersebut yang menentukan peringkat kelas prediksi dalam proses algoritma. Jika dalam suatu variasi data latih mempunyai kumpulan nilai jarak yang berdekatan dengan data uji maka hal tersebut akan berdampak pada akurasi yang semakin tinggi. Akan tetapi jika dalam suatu variasi data latih mempunyai kumpulan nilai jarak yang berjauhan dengan data uji maka hal tersebut akan berdampak pada akurasi yang semakin rendah.

#### **5.2.4. Analisa Hasil Pengaruh Jumlah Parameter Terhadap Akurasi**

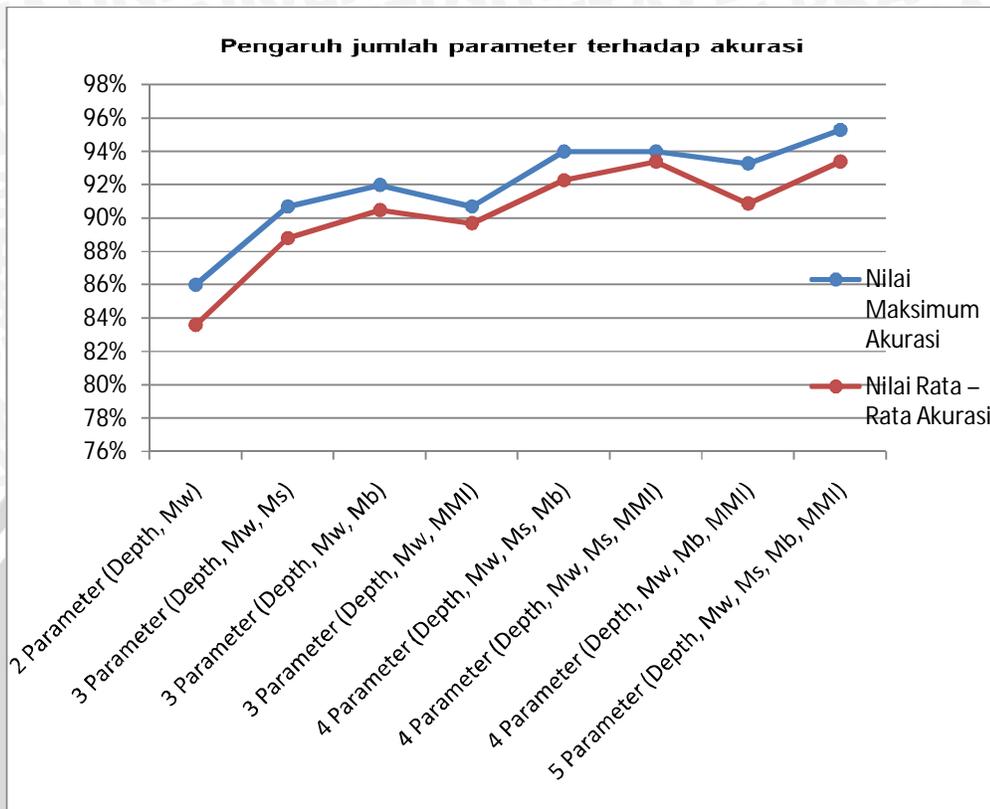
Dari beberapa pengujian yang telah dilakukan sebelumnya tentang pengujian pengaruh jumlah parameter terhadap akurasi didapatkan tabel yang berisi nilai maksimum serta rata – rata akurasi dari tiap pengujian yang ditunjukkan pada tabel 5.12.

Tabel 5.12. Hasil nilai maksimum serta rata – rata akurasi dengan jumlah parameter yang berbeda.

Percobaan ke -1	Jumlah Parameter Yang Digunakan	Nilai Maksimum Akurasi	Nilai Rata – Rata Akurasi
1	2 Parameter (Depth, Mw)	86 %	83.6 %
2	3 Parameter (Depth, Mw, Ms)	90.7 %	88.8 %
3	3 Parameter (Depth, Mw, Mb)	92 %	90.5 %
4	3 Parameter (Depth, Mw, MMI)	90.7 %	89.7 %
5	4 Parameter (Depth, Mw, Ms, Mb)	94 %	92.3 %
6	4 Parameter (Depth, Mw, Ms, MMI)	94 %	93.4 %
7	4 Parameter (Depth, Mw, Mb, MMI)	93.3 %	90.9 %
8	5 Parameter (Depth, Mw, Ms, Mb, MMI)	95.3 %	93.4 %

Sumber : Pengujian

Dari tabel 5.12 selanjutnya dapat dibuat sebuah grafik agar tren naik turun akurasi dapat terlihat dengan jelas dan dapat dianalisa dengan tepat. Hasil pengujian jumlah parameter terhadap akurasi ditampilkan dalam sebuah grafik yang dapat dilihat pada gambar 5.4.



Gambar 5.4 Grafik pengaruh jumlah parameter terhadap akurasi.

Sumber : Pengujian

Pada gambar 5.4. terlihat bahwa nilai akurasi maksium serta nilai rata – rata akurasi mengalami kenaikan dimulai dari jumlah parameter yang terkecil hingga yang terbesar. Hal ini menunjukkan proses klasifikasi dengan jumlah parameter yang lebih banyak memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan proses klasifikasi dengan menggunakan parameter yang lebih sedikit. Sehingga semua parameter gempa bumi (depth, mw, ms, mb, mmi) memberikan akurasi paling optimum dan sangat berpengaruh dalam proses penentuan gempa bumi bawah laut termasuk berpotensi atau tidak sehingga dapat dijadikan referensi bagi BMKG dalam menentukan potensi bencana alam tsunami di Indonesia.

## BAB VI

### PENUTUP

#### 6.1. Kesimpulan

Setelah melakukan penelitian tentang implementasi algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) pada deteksi potensi bencana alam tsunami maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbor telah diimplementasikan untuk deteksi potensi bencana alam tsunami dengan menggunakan beberapa parameter seperti kedalaman gempa (*depth*), magnitudo momen (*mw*), magnitudo permukaan (*ms*), magnitudo bodi (*mb*), serta skala MMI. Pada klasifikasi dengan FKNN meliputi beberapa tahapan yaitu normalisasi nilai parameter tsunami, pencarian *euclidean distance*, proses pengurutan jarak, proses pemilihan data dengan menggunakan nilai  $k = 1 - 50$ , pemilihan kelas mayoritas, hingga kemudian diproses ke dalam fuzzy untuk mendapatkan kelas hasil keputusan.
2. Algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* menghasilkan tingkat akurasi yang baik untuk deteksi potensi bencana alam tsunami dimana pada beberapa mekanisme pengujian menghasilkan tingkat akurasi antara lain :
  - a) Didapatkan nilai akurasi maksimum sebesar 95.3 % dengan nilai  $k = 11$  dan  $k = 23$  pada pengujian pengaruh nilai  $k$  terhadap akurasi dengan menggunakan jumlah data latih dan data uji yang sama pada tiap percobaan. Dimana tingkat akurasi maksimum tersebut didapatkan karena semakin besar nilai  $k$  semakin banyak pula komposisi kelas mayoritas yang mendekati kelas prediksi. Dimana dengan semakin banyaknya komposisi kelas mayoritas, tingkat kesalahan prediksi akan semakin kecil sehingga memberikan akurasi yang semakin tinggi.
  - b) Didapatkan nilai akurasi maksimum sebesar 94.7 % pada pengujian komposisi data latih dengan perbandingan komposisi 2 : 3 dengan jumlah kelas tsunami sebanyak 60 dan tidak tsunami sebanyak 90. Hal ini disebabkan karena data latih dengan komposisi tersebut mempunyai

selisih perbandingan komposisi yang tidak berjauhan sehingga salah satu kelas dalam data latih tersebut tidak ada yang mendominasi secara signifikan. Hal ini akan berpengaruh pada proses klasifikasi dengan mempertimbangkan dua kelas secara lebih berimbang pada data latih.

c) Didapatkan nilai rata – rata akurasi sebesar 91.6 % pada pengujian pengaruh variasi data uji dan data latih terhadap akurasi dimana perbedaan variasi data latih dan data uji jelas memberikan perbedaan tingkat akurasi. Hal ini disebabkan karena perbedaan variasi tersebut juga akan mempengaruhi nilai jarak antara data uji dan data latih. Dimana jarak tersebut yang menentukan peringkat kelas prediksi dalam proses algoritma. Jika dalam suatu variasi data latih mempunyai kumpulan nilai jarak yang berdekatan dengan data uji maka hal tersebut akan berdampak pada akurasi yang semakin tinggi.

3. Pada pengujian pengaruh jumlah parameter terhadap akurasi atau optimasi parameter menunjukkan bahwa proses klasifikasi dengan jumlah parameter yang lebih banyak memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan proses klasifikasi dengan menggunakan parameter yang lebih sedikit. Sehingga semua parameter gempa bumi (depth, mw, ms, mb, mmi) memberikan akurasi paling optimum dan sangat berpengaruh dalam proses penentuan gempa bumi bawah laut termasuk berpotensi tsunami atau tidak sehingga dapat dijadikan referensi bagi BMKG dalam menentukan potensi bencana alam tsunami di Indonesia.

## 6.2. Saran

Saran penulis untuk penelitian selanjutnya adalah agar penelitian selanjutnya dapat digunakan kelas keputusan yang lebih banyak seperti terjadi tsunami, waspada, siaga, awas, serta tidak tsunami dan digunakan teknik K-Fold Cross-Validation dalam menentukan nilai k yang paling optimum pada proses klasifikasi. Dan diharapkan untuk penelitian yang lebih lanjut dapat digunakan algoritma lain yang belum pernah digunakan untuk penentuan potensi bencana alam tsunami seperti SVM dan lain sebagainya.

## DAFTAR PUSTAKA

- [INA-10] INATEWS. 2010. Tentang Tsunami. From [https://inatews.bmkg.go.id/new/tentang\\_tsunami/](https://inatews.bmkg.go.id/new/tentang_tsunami/) [Diakses 17 Mei 2014]
- [BMK-12] BMKG. 2012 .Gempa Bumi. From [http://www.bmkg.go.id/BMKG\\_Pusat/Gempabumi\\_-\\_Tsunami/Gempabumi.bmkg](http://www.bmkg.go.id/BMKG_Pusat/Gempabumi_-_Tsunami/Gempabumi.bmkg) [Diakses 17 Mei 2014]
- [NGD-12] NGDC. 2012. Significant Earthquake. From : <http://www.ngdc.noaa.gov/nndc/struts/results> [Diakses 13 April 2014]
- [HAN-06] Han, J, Dan Kamber, M. 2006. Data Mining : Concepts dan Techniques, Second Edition, Morgan kaufmann Publishers. San Francisco.
- [JNI-96] J.Nilsson, Nill. "Introduction To Machine Learning". 1996. Standford University: Standford. CA 94305
- [KEL-85] Keller, James. 1985. A Fuzzy K-Nearest Neighbor. IEEE vol. SMC-15, No. 4
- [ADE-13] Adelia, Farisa. 2013. "Penentuan Potensi Tsunami Akibat Gempa Bumi Bawah Laut Dengan Metode Modified K – Nearest Neighbor (Mkn)". Skripsi. Universitas Brawijaya.
- [SEL-13] Selly, Yanita. 2013. "Perbandingan K-Nearest Neighbor dan Fuzzy K-Nearest Neighbor pada Diagnosis Penlkit Diabetes Melitus". Skripsi. Universitas Brawijaya.
- [KUS-10] Kusumadewi, Sri dan Hari Purnomo. 2010. Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan. Jakarta.:Penerbit Graha Ilmu
- [TRI-08] Trianawati, Nanin. 2008. Buku Geografi Tentang Tsunami. Universitas Pendidikan Indonesia. Bandung. [http://file.upi.edu/Direktori/FPIPS/JUR. PEND.GEOGRAFI/1983](http://file.upi.edu/Direktori/FPIPS/JUR._PEND.GEOGRAFI/1983)

- 04032008012-NANIN TRIANA SUGITO/TSUNAMI.pdf  
[Diakses 23 Juni 2014]
- [MAL-09] Malik Yakub. 2009. Gempa Bumi dan Tsunami.  
<http://file.upi.edu/Direktori/FPIPS/JUR. PEND. GEOGRAFI/195901011989011-YAKUB MALIK/TSUNAMI-PENGAYAAN GEOLOGI.pdf> [Diakses 23 Juni 2014]
- [GIR-03] Giri, Yudho, S. 2003. Data Mining - Menggali Informasi yang Terpendam.<http://ikc.dinus.ac.id/populer/yudho/yudho-datamining.zip>. [Diakses : 20 Juni 2014]
- [THE-2000] Thearling, Kurt. 2000. Data Mining and Customer Relationship.  
<http://thearling.com/index.html>. [Diakses 28 Juni 2014]
- [CHU-98] Chung, Christna. 1998. Applying Data Mining to Data Security.  
<http://sirius.cs.ucdavis.edu/teaching/289F/>. [Diakses 28 Juni 2014]
- [ZAI-99] Zaine, Osmar R. 1999. Principles of Knowledge Discovery in Databases. University of Alberta.  
<http://www.cs.ualberta.ca/zaiane/courses/cmput690/slides/Chapter8> [Diakses 10 Juli 2014]
- [KUS-07] Kusnawi. 2007. Pengantar Solusi Data Mining. STIMIK AMIKOM. Yogyakarta.  
<http://mfile.narotama.ac.id/files/Tubagus%20Purworusmiadi/Kumpulan%20File%20PDF/56%20-%20PENGANTAR%20SOLUSI%20DATA%20MINING.pdf>  
[Diakses 20 Juni 2014]
- [SHO-12] Shouman, Mai; Turner, Tim; Stocker, Rob. 2012. Applying K-Nearest Neighbor in Diagnosing Heart Disease Patients, International Journal of Information Technology, Vol 2 No 3, June 2012.
- [KUS-10] Kusumadewi, S dan Purnomo, H. 2010. Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan : Jilid 2. Graha Ilmu. Jogjakarta.

## LAMPIRAN

## Data Training Gempa Bumi Bawah Laut Tahun 1991 - 2006

No	Tahun	Bulan	Hari	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Hasil
1	1991	12	22	24	7.6	7.4	6.3	7	tsunami
2	1992	12	12	28	7.8	7.5	6.5	6	tsunami
3	1993	1	15	102	7.6	7.1	6.9	7	tidak
4	1993	2	7	11	6.3	6.2	6.3	7	tsunami
5	1993	3	12	10	6.4	6.4	6.0	8	tsunami
6	1993	3	25	21	5.6	5.4	5.5	7	tidak
7	1993	4	18	106	6.3	5.8	6.0	7	tidak
8	1993	6	8	71	7.5	7.3	6.4	7	tidak
9	1993	6	18	20	6.6	6.6	6.2	7	Tsunami
10	1993	6	22	33	5.4	4.8	5.5	5	tidak
11	1993	7	10	20	5.8	5.6	5.3	5	tidak
12	1993	7	12	17	7.7	7.6	6.6	8	tsunami
13	1993	7	14	23	5.6	5.5	5.3	6	tidak
14	1993	8	7	13	6.3	6.1	6.2	8	tidak
15	1993	8	8	59	7.8	8.0	7.1	9	tsunami
16	1993	9	10	34	7.2	7.3	6.2	6	tidak
17	1993	9	21	11	6.0	5.8	5.7	7	tidak
18	1993	9	29	7	6.2	6.2	6.3	8	tidak
19	1993	11	13	34	7.0	7.0	6.5	7	tsunami
20	1994	1	17	18	6.7	6.8	6.4	9	tsunami
21	1994	1	21	20	7.0	7.2	6.2	7	tsunami
22	1994	2	3	8	5.8	5.5	5.4	7	tidak
23	1994	2	15	23	6.9	7.0	5.9	7	tsunami
24	1994	3	2	59	5.4	5.0	5.2	5	tidak
25	1994	4	8	13	6.4	6.3	6.0	6	tidak
26	1994	5	1	19	6.1	6.3	6.0	6	tidak
27	1994	5	24	16	6.5	6.7	6.2	8	tsunami
28	1994	6	2	18	7.8	7.2	5.7	8	tsunami
29	1994	6	3	26	6.6	6.4	6.1	7	tsunami
30	1994	6	5	11	6.4	6.6	6.1	6	tidak
31	1994	6	5	17	6.1	6.3	5.7	6	tidak
32	1994	6	6	12	6.8	6.6	6.4	7	tidak
33	1994	6	18	14	6.8	7.1	6.2	9	tsunami
34	1994	8	18	9	5.9	5.9	5.7	7	tidak
35	1994	9	1	10	7.0	7.0	6.6	6	tsunami
36	1994	10	4	14	8.3	8.1	7.3	9	tsunami
37	1994	10	8	17	6.8	6.8	6.4	7	tsunami
38	1994	10	9	33	7.3	7.1	6.5	7	tsunami

No	Tahun	Bulan	Hari	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Hasil
39	1994	11	14	32	7.1	7.1	6.1	7	tidak
40	1994	12	26	23	5.5	5.0	5.1	6	tidak
41	1994	12	28	27	7.8	7.5	6.4	8	tsunami
42	1995	1	16	22	6.9	6.8	6.3	10	tsunami
43	1995	1	19	17	6.5	6.6	6.3	6	tidak
44	1995	2	5	21	7.1	7.5	6.5	7	tsunami
45	1995	2	23	10	5.9	5.7	5.8	7	tidak
46	1995	3	19	33	6.9	7.1	6.2	7	tsunami
47	1995	4	1	11	5.4	4.9	5.8	5	tidak
48	1995	4	7	21	7.4	8.0	6.8	8	tsunami
49	1995	4	21	21	7.2	7.3	6.3	7	tsunami
50	1995	4	21	23	6.8	6.9	5.6	8	tsunami
51	1995	5	13	14	6.6	6.6	6.2	8	tsunami
52	1995	6	15	14	6.5	6.5	6.1	7	tsunami
53	1995	7	30	46	8.0	7.3	6.6	6	tsunami
54	1995	8	16	30	7.7	7.8	6.5	7	tsunami
55	1995	9	14	23	7.4	7.2	6.4	8	tsunami
56	1995	10	1	33	6.4	6.2	5.8	8	tidak
57	1995	10	3	24	7.0	7.0	6.5	6	tidak
58	1995	10	6	9	6.0	5.8	5.7	6	tidak
59	1995	10	6	33	6.8	6.9	5.8	7	tsunami
60	1995	10	9	33	8.0	7.4	6.6	7	tsunami
61	1995	10	18	28	7.1	6.9	6.4	6	tidak
62	1995	10	19	20	6.8	6.9	6.3	7	tsunami
63	1995	11	1	20	6.7	6.4	6.3	8	tsunami
64	1995	11	22	10	7.2	7.3	6.2	8	tsunami
65	1995	12	3	33	7.9	7.9	6.6	7	tsunami
66	1996	1	1	24	7.9	7.6	6.3	6	tsunami
67	1996	2	17	33	8.2	8.1	6.5	7	tsunami
68	1996	2	21	10	7.5	6.6	5.8	8	tsunami
69	1996	2	25	50	7.1	6.9	6.1	6	tidak
70	1996	3	28	33	5.9	5.2	5.8	6	tidak
71	1996	4	29	44	7.2	7.5	6.3	6	tidak
72	1996	5	3	26	6.0	6.0	5.5	8	tidak
73	1996	6	10	24	7.3	7.1	5.9	7	tsunami
74	1996	9	4	33	5.7	5.1	5.4	5	tsunami
75	1996	9	5	10	6.9	7.0	6.2	8	tsunami
76	1996	9	5	10	6.0	6.0	5.6	6	tidak
77	1996	10	18	10	6.6	6.6	6.0	8	tsunami
78	1996	10	19	22	6.7	6.6	6.3	8	tsunami
79	1996	11	12	33	7.7	7.3	6.5	7	tsunami
80	1996	12	2	49	6.7	6.6	6.0	6	tidak
81	1997	1	9	22	5.8	5.8	5.7	6	tidak
82	1997	1	11	33	7.2	6.9	6.5	7	tsunami

No	Tahun	Bulan	Hari	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Hasil
83	1997	2	4	10	6.5	6.8	5.9	6	tidak
84	1997	2	27	33	7.1	7.3	6.3	6	tsunami
85	1997	2	28	10	6.1	6.1	5.5	7	tidak
86	1997	3	26	10	6.1	5.9	5.6	6	tidak
87	1997	4	21	33	7.7	7.9	6.4	7	tsunami
88	1997	4	22	5	6.7	6.5	6.0	8	tsunami
89	1997	7	9	20	7.0	6.8	6.2	5	tsunami
90	1997	8	20	33	6.0	6.0	5.9	6	tidak
91	1997	9	26	10	5.7	5.6	5.5	8	tidak
92	1997	9	26	10	6.0	6.0	5.7	10	tidak
93	1997	9	28	33	5.9	5.5	5.6	6	tidak
94	1997	9	30	10	6.2	6.5	5.5	7	tidak
95	1997	10	15	58	7.1	6.8	6.8	7	tidak
96	1997	11	18	33	6.6	6.4	5.9	6	tidak
97	1997	11	25	24	7.0	6.8	6.1	7	tsunami
98	1997	12	5	33	7.8	7.6	6.3	6	tsunami
99	1998	1	10	33	6.6	6.2	6.1	6	tidak
100	1998	2	3	33	6.3	6.2	6.0	6	tidak
101	1998	3	25	10	8.1	8.0	6.6	8	tsunami
102	1998	4	3	10	5.2	4.8	5.1	6	tidak
103	1998	4	12	10	5.7	5.7	5.3	7	tidak
104	1998	5	3	33	7.5	7.3	6.4	7	tsunami
105	1998	5	22	24	6.6	6.6	5.9	8	tsunami
106	1998	6	27	33	6.3	6.2	5.8	7	tidak
107	1998	7	9	10	6.2	6.0	5.7	6	tidak
108	1998	7	17	13	5.7	5.4	5.5	5	tidak
109	1998	7	17	44	7.0	7.1	5.8	6	tidak
110	1998	8	4	63	7.2	7.1	6.2	7	tidak
111	1998	9	29	10	5.5	5.3	5.2	6	tidak
112	1998	9	30	10	5.3	5.1	5.0	6	tidak
113	1998	11	29	33	7.7	7.7	6.5	7	tsunami
114	1999	1	25	17	6.2	5.7	5.9	6	tidak
115	1999	4	3	87	6.8	6.2	6.1	6	tidak
116	1999	6	4	33	5.4	5.0	5.4	5	tidak
117	1999	6	15	70	7.0	6.5	6.4	7	tidak
118	1999	6	21	69	6.3	5.8	6.0	6	tidak
119	1999	7	11	10	6.7	6.6	6.0	8	tsunami
120	1999	8	17	17	7.6	7.8	6.3	7	tsunami
121	1999	8	31	10	5.2	4.9	5.2	6	tidak
122	1999	9	7	10	6.0	5.8	5.6	4	tidak
123	1999	9	13	13	5.8	5.8	5.8	5	tidak
124	1999	9	20	33	7.7	7.7	6.5	7	tsunami
125	1999	9	25	17	6.5	6.4	6.2	6	tidak
126	1999	9	30	61	7.5	7.5	6.5	7	tidak

No	Tahun	Bulan	Hari	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Hasil
127	1999	10	22	33	5.9	5.6	5.7	6	tidak
128	1999	11	11	22	5.7	5.5	5.5	7	tidak
129	1999	11	12	10	7.2	7.5	6.3	9	tsunami
130	1999	11	26	33	5.3	4.8	5.2	6	tidak
131	1999	11	26	33	7.5	7.3	6.4	7	tsunami
132	1999	12	3	19	5.7	5.5	5.3	6	tidak
133	1999	12	11	33	7.3	7.1	6.5	7	tsunami
134	1999	12	21	56	6.5	6.3	6.2	6	tidak
135	1999	12	22	10	5.6	5.5	5.4	6	tidak
136	2000	2	2	33	5.3	5.3	5.1	5	tidak
137	2000	3	28	127	7.6	7.6	6.8	7	tidak
138	2000	4	5	38	5.5	5.4	5.3	5	tidak
139	2000	5	4	26	7.6	7.5	6.7	7	tsunami
140	2000	5	17	10	5.4	5.3	5.4	6	tidak
141	2000	6	4	33	7.9	8.0	6.8	7	tsunami
142	2000	6	6	10	6.0	6.1	5.5	7	tidak
143	2000	6	7	33	6.7	6.7	6.1	7	tidak
144	2000	6	10	33	6.4	6.2	6.2	5	tidak
145	2000	6	17	10	6.5	6.6	5.7	6	tidak
146	2000	6	18	10	7.9	7.8	6.8	8	tsunami
147	2000	6	21	10	6.5	6.6	6.1	8	tsunami
148	2000	7	1	10	6.1	6.1	6.0	6	tidak
149	2000	7	6	33	5.4	5.1	5.0	6	tidak
150	2000	7	12	33	5.4	5.0	5.2	5	tidak
151	2000	7	15	10	6.1	5.9	5.5	7	tidak
152	2000	7	16	33	6.4	6.3	6.1	6	tidak
153	2000	7	30	10	6.5	6.5	6.0	8	tsunami
154	2000	8	4	10	6.8	7.1	6.3	7	tsunami
155	2000	9	3	10	5.0	4.9	4.9	6	tidak
156	2000	10	2	34	6.5	6.7	6.1	7	tidak
157	2000	10	6	10	6.7	6.8	5.8	7	tsunami
158	2000	10	30	33	5.1	4.5	5.2	5	tidak
159	2000	11	8	17	6.5	6.4	6.0	7	tidak
160	2000	11	16	33	8.0	8.2	6.0	8	tsunami
161	2000	11	16	30	7.8	7.8	6.2	6	tsunami
162	2000	11	17	33	7.8	8.0	6.2	7	tsunami
163	2000	12	15	10	6.0	5.8	5.1	7	tidak
164	2001	1	1	33	7.5	7.2	6.4	6	tidak
165	2001	1	13	60	7.7	7.8	6.4	6	tsunami
166	2001	2	13	10	6.6	6.5	5.5	7	tsunami
167	2001	2	28	52	6.8	6.6	6.5	6	tidak
168	2001	3	24	50	6.8	6.5	6.4	6	tidak
169	2001	5	8	10	5.7	5.4	5.2	6	tidak
170	2001	6	23	33	8.4	8.2	6.7	7	tsunami

No	Tahun	Bulan	Hari	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Hasil
171	2001	6	25	5	5.5	4.9	5.2	6	tidak
172	2001	7	7	33	7.6	7.3	6.6	7	tsunami
173	2001	7	26	10	6.5	6.6	6.0	7	tsunami
174	2001	8	9	33	5.8	5.5	5.4	5	tidak
175	2001	10	12	77	7.0	7.3	6.7	7	tidak
176	2001	10	19	33	7.5	7.3	6.3	7	tsunami
177	2001	12	18	14	6.8	7.3	6.3	8	tsunami
178	2002	1	2	21	7.2	7.5	6.3	7	tsunami
179	2002	1	10	11	6.7	6.6	6.0	8	tsunami
180	2002	1	14	33	5.6	5.2	5.5	6	tidak
181	2002	2	3	5	6.5	6.4	5.7	7	tidak
182	2002	2	17	33	5.4	5.0	5.6	5	tidak
183	2002	2	22	7	5.5	5.5	5.4	6	tidak
184	2002	3	5	31	7.5	7.2	6.3	7	tsunami
185	2002	3	26	33	6.4	6.6	5.8	8	tsunami
186	2002	3	31	33	7.1	7.4	6.4	7	tsunami
187	2002	4	12	10	5.9	5.9	5.8	6	tidak
188	2002	4	20	11	5.2	4.2	5.2	5	tidak
189	2002	4	24	10	5.7	5.6	5.6	6	tidak
190	2002	4	24	33	5.4	5.2	5.2	5	tidak
191	2002	4	26	86	7.1	6.0	6.5	7	tidak
192	2002	5	28	22	6.0	5.7	6.0	6	tidak
193	2002	7	31	10	6.5	6.4	6.0	7	tsunami
194	2002	8	14	30	6.5	6.4	6.1	7	tidak
195	2002	8	15	10	6.2	5.8	5.7	6	tidak
196	2002	9	6	5	6.0	5.5	5.8	6	tidak
197	2002	9	8	13	7.6	7.8	6.5	8	tsunami
198	2002	9	13	21	6.5	6.7	6.2	7	tsunami
199	2002	9	20	10	6.4	6.4	5.9	5	tidak
200	2002	9	25	6	5.3	4.7	5.2	6	tidak
201	2002	9	25	10	5.6	5.1	5.5	5	tidak
202	2002	10	10	10	7.6	7.7	6.5	8	tsunami
203	2002	10	23	4	6.7	6.7	6.0	9	tsunami
204	2002	10	31	10	5.7	5.6	5.3	6	tidak
205	2002	11	1	33	5.4	5.3	5.3	6	tidak
206	2002	11	2	95	7.3	7.6	6.2	7	tidak
207	2002	11	3	5	7.9	8.5	7.0	9	tsunami
208	2002	11	20	33	6.3	6.5	5.7	5	tidak
209	2002	11	27	33	5.9	5.8	5.6	6	tidak
210	2002	12	2	10	5.7	5.4	5.2	6	tidak
211	2003	1	20	33	7.3	7.8	6.7	7	tsunami
212	2003	1	22	24	7.5	7.6	6.5	7	tsunami
213	2003	1	23	33	5.5	5.1	5.3	5	tidak
214	2003	1	27	10	6.1	6.0	5.6	6	tidak

No	Tahun	Bulan	Hari	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Hasil
215	2003	2	15	10	5.8	5.6	5.4	5	tidak
216	2003	2	15	10	6.3	6.2	5.8	6	tidak
217	2003	2	22	12	5.2	4.8	4.9	5	tidak
218	2003	3	25	33	6.5	6.1	6.2	7	tidak
219	2003	3	25	47	5.5	4.8	4.8	5	tidak
220	2003	4	10	10	5.7	5.6	5.6	6	tidak
221	2003	5	1	10	6.4	6.4	5.7	5	tidak
222	2003	5	21	12	6.8	6.9	6.5	8	tsunami
223	2003	5	26	50	7.0	7.1	6.5	7	tidak
224	2003	5	27	8	5.7	5.5	5.5	7	tidak
225	2003	6	20	33	6.8	6.8	6.4	7	tsunami
226	2003	7	26	10	5.7	5.5	5.5	5	tidak
227	2003	8	11	10	6.0	5.6	5.7	6	tidak
228	2003	8	13	54	5.4	5.2	5.0	5	tidak
229	2003	8	14	10	6.3	6.2	5.6	6	tidak
230	2003	8	21	28	7.2	7.5	6.6	7	tsunami
231	2003	9	14	10	5.3	5.2	5.1	6	tidak
232	2003	9	21	10	6.6	6.9	6.1	7	tsunami
233	2003	9	22	10	6.4	6.6	6.2	6	tidak
234	2003	9	25	27	8.3	8.1	6.9	8	tsunami
235	2003	9	27	16	7.3	7.5	6.5	7	tsunami
236	2003	10	31	10	7.0	6.8	6.1	6	tidak
237	2003	11	17	33	7.8	7.2	6.2	7	tsunami
238	2003	11	18	35	6.5	6.5	6.1	6	tidak
239	2003	12	10	10	6.8	6.7	6.0	9	tsunami
240	2003	12	25	33	6.5	6.4	6.0	6	tidak
241	2003	12	27	10	6.1	5.9	5.9	8	tidak
242	2004	1	1	45	5.8	5.4	5.5	6	tidak
243	2004	1	1	29	6.1	5.7	5.6	6	tidak
244	2004	1	28	17	6.7	6.5	6.0	8	tsunami
245	2004	2	4	29	6.1	5.9	5.6	6	tidak
246	2004	2	5	68	7.0	7.1	6.1	5	tidak
247	2004	2	7	10	7.3	7.5	6.2	8	tsunami
248	2004	2	11	27	5.3	4.8	5.1	6	tidak
249	2004	2	16	56	5.1	4.5	5.2	6	tidak
250	2004	2	22	42	6.0	5.7	6.3	5	tidak
251	2004	5	3	21	6.6	6.5	5.9	6	tidak
252	2004	5	19	35	5.2	4.1	4.8	5	tidak
253	2004	6	15	38	5.9	5.4	5.7	6	tidak
254	2004	7	18	5	5.4	5.1	5.1	7	tidak
255	2004	9	5	14	7.2	7.0	6.7	8	tsunami
256	2004	9	5	10	7.4	7.1	6.2	9	tsunami
257	2004	9	7	22	6.1	6.1	6.1	5	tidak
258	2004	9	28	9	6.0	5.8	5.4	7	tidak

No	Tahun	Bulan	Hari	Depth	Mw	Ms	Mb	MMI	Hasil
259	2004	10	15	94	6.6	6.0	6.4	7	tidak
260	2004	10	23	16	6.6	6.3	6.4	7	tsunami
261	2004	10	27	14	5.9	5.4	5.7	6	tidak
262	2004	11	2	5	6.6	6.4	5.8	8	tsunami
263	2004	11	8	10	5.5	5.0	5.6	6	tidak
264	2004	11	11	10	7.5	7.3	6.5	8	tsunami
265	2004	11	20	16	6.4	6.3	6.2	6	tidak
266	2004	11	21	14	6.3	6.1	6.3	7	tidak
267	2004	11	22	10	7.1	7.1	6.4	7	tsunami
268	2004	11	26	77	7.1	7.2	6.2	6	tidak
269	2004	11	28	39	7.0	6.7	6.4	6	tidak
270	2004	12	2	49	5.8	5.3	5.4	6	tidak
271	2004	12	6	55	6.8	6.5	6.5	7	tidak
272	2004	12	14	10	5.8	5.3	5.8	6	tidak
273	2004	12	23	10	8.1	7.7	6.5	7	tsunami
274	2004	12	26	30	9.1	8.8	7.0	7	tsunami
275	2005	1	19	28	6.6	6.4	5.8	6	tidak
276	2005	1	20	39	5.3	5.0	5.2	5	tidak
277	2005	1	23	11	6.3	5.9	5.8	7	tidak
278	2005	3	28	30	8.6	8.4	7.2	7	tsunami
279	2005	4	10	19	6.7	6.7	6.4	7	tidak
280	2005	6	13	116	7.7	7.0	6.8	8	tidak
281	2005	6	15	10	7.2	7.1	6.2	7	tsunami
282	2005	7	5	21	6.7	6.8	6.2	8	tsunami
283	2005	7	9	32	5.9	5.5	5.6	5	tidak
284	2005	7	23	61	5.9	6.0	6.1	7	tidak
285	2005	8	14	11	5.8	5.5	5.7	6	tidak
286	2005	8	16	56	7.2	6.8	6.5	7	tsunami
287	2005	9	9	90	7.7	6.8	6.3	7	tidak
288	2005	9	26	115	7.5	7.0	6.7	7	tidak
289	2005	10	31	40	5.4	5.2	5.4	5	tidak
290	2005	11	14	11	7.0	6.8	6.7	7	tsunami
291	2006	1	27	397	7.6	7.0	7.0	7	tidak
292	2006	3	7	10	5.5	5.1	5.2	5	tidak
293	2006	3	14	30	6.7	6.7	6.4	8	tsunami
294	2006	3	28	30	4.8	5.2	5.0	6	tidak
295	2006	5	3	55	7.9	7.8	7.2	8	tsunami
296	2006	5	12	17	5.5	4.9	5.4	6	tidak
297	2006	5	26	13	6.3	6.2	6.0	7	tidak
298	2006	6	11	140	6.3	6.5	5.9	6	tidak
299	2006	7	17	34	7.7	7.2	6.1	6	tsunami
300	2006	8	5	22	5.6	5.2	5.7	6	tidak