

## ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI

**Iqbal Aditya Haqi<sup>1</sup>, M Ulil Albab<sup>2</sup>, Adi Prasetyo<sup>3</sup>, Nurrofiqi Ankisqiantari<sup>4</sup>**

Universitas PGRI Yogyakarta<sup>1</sup>, Institut Teknologi Bisnis dan Kesehatan Bhakti  
Putra Bangsa Indonesia<sup>2</sup>

e-mail: [iqbalee@upy.ac.id](mailto:iqbalee@upy.ac.id) , [ulil@ibisa.ac.id](mailto:ulil@ibisa.ac.id) , [adipras@upy.ac.id](mailto:adipras@upy.ac.id) , [isqia@upy.ac.id](mailto:isqia@upy.ac.id)

### **Intisari**

Tsunami merupakan salah satu bentuk bencana alam yang berpotensi menyebabkan kerusakan dengan tingkat keparahan yang sangat tinggi. Tsunami didefinisikan sebagai gelombang laut besar dan diproduksi oleh kegiatan geologis seperti gempa dasar laut, letusan gunung berapi, dan lempeng tektonik. Tsunami memiliki kecepatan dan kekuatan yang luar biasa, sehingga dapat memiliki efek fatal seperti banjir besar dan kerusakan serius di daerah pesisir yang luas.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui potensi tsunami dari setiap gempa yang terjadi. Kemudian dari yang berpotensi tsunami itu dimanakah daerah yang harus diprioritaskan untuk dilakukan proses evakuasi.

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan metodologis, meliputi studi literatur, observasi lapangan, proses pengumpulan data, analisis data, pengembangan sistem, dan tahap validasi metode. Adapun kriteria yang digunakan dalam pengambilan keputusan ini adalah Potensi Tsunami, Jarak dari air laut, Jarak menuju dataran tinggi dan Jumlah Kepala Keluarga (KK). Dataset terdiri dari 30 baris yang akan dibagi menjadi 30% data uji dan 70% data latih. Adapun algoritma yang digunakan adalah K-NN untuk klasifikasi dan Weighted Product untuk pengambilan keputusannya.

**Kata Kunci: K-NN, Sistem Pendukung Keputusan, Bencana alam, Tsunami, Gempa**

# ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI

Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.

## ***Abstract***

*Tsunamis are among the many types of natural disasters that can cause severe and often fatal destruction. A tsunami is defined as a large ocean wave generated by geological activities such as earthquakes, volcanic eruptions, or the shifting of underwater tectonic plates. Due to their high speed and immense power, tsunamis can result in massive flooding and extensive damage to coastal areas.*

*The objective of this study is to assess the tsunami potential of each earthquake event. Furthermore, for those earthquakes identified as having tsunami potential, the study aims to determine which areas should be prioritized for evacuation efforts.*

*This research employs several methods, including literature review, field study, data collection, data analysis, system development, and method validation. The decision-making criteria used in this study include tsunami potential, distance from the sea, distance to high ground, and the number of households. The dataset consists of 30 records, of which 70% are designated for training, while the remaining 30% are set aside for testing purposes. The algorithms applied are K-Nearest Neighbors (K-NN) for classification and the Weighted Product method for decision-making.*

***Keywords: K-NN, Decision Support System, Natural Disasters, Tsunami, Earthquake***

## PENDAHULUAN

Bencana alam merupakan fenomena yang tak dapat dihindari, karena sudah menjadi takdir. Namun, manusia masih bisa melakukan upaya pencegahan untuk meminimalkan dampaknya. Salah satu jenis bencana yang kerap terjadi adalah gempa bumi [1]. Gempa bumi umumnya terjadi di wilayah perairan dan bisa memicu tsunami sebagai bencana susulan. Tidak semua gempa menimbulkan tsunami; hal ini tergantung pada kekuatan, kedalaman, dan jaraknya dari daratan. Jika tsunami terjadi, kerugian besar bisa timbul, sehingga diperlukan langkah pencegahan agar dampaknya dapat dikurangi. Salah satu cara mengurangi kerugian adalah dengan melakukan evakuasi di wilayah rawan tsunami. Oleh karena itu, penentuan prioritas evakuasi sangat penting agar penanganan bencana menjadi lebih tepat dan kerugian dapat ditekan. Di era teknologi canggih saat ini, berbagai ilmu dapat dimanfaatkan untuk menganalisis dan meneliti bencana gempa [2]. Dari analisis tersebut, dapat diketahui potensi bencana dan langkah prioritas untuk meminimalkan kerugiannya. Tsunami merupakan salah satu jenis bencana alam yang berpotensi menyebabkan kerusakan yang sangat besar dan berdampak fatal. Secara ilmiah, tsunami dapat dijelaskan sebagai gelombang laut berskala besar yang terbentuk akibat gangguan mendadak di dasar laut, seperti aktivitas seismik, erupsi gunung api bawah laut, atau longsor dasar laut, yang memicu perpindahan massa air secara cepat dan menghasilkan gelombang berenergi tinggi yang menyebar ke berbagai arah. Kecepatan dan kekuatan tsunami dapat sangat mematikan, menyebabkan banjir besar dan merusak wilayah pesisir yang luas.

Bencana alam tsunami telah terjadi sepanjang sejarah manusia dan dikenal sebagai salah satu bencana alam paling mematikan. Peristiwa-peristiwa tersebut telah menimbulkan banyak korban, kehilangan harta benda, dan membuat ribuan orang harus mengungsi dari rumah mereka. Walaupun banyak kemajuan dalam sistem peringatan tsunami, infrastruktur, dan teknologi, bencana alam ini masih mengancam kehidupan manusia.

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui potensi tsunami dari setiap gempa dan menentukan wilayah prioritas evakuasi. Rumusan masalah mencakup cara

# **ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI**

**Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.**

memprediksi kelas potensi tsunami dan menetapkan prioritas evakuasi wilayah terdampak. Batasan penelitian mencakup penggunaan data dari BMKG yang memiliki atribut Lintang, Bujur, Magnitudo, Kedalaman, dan Wilayah. Kelima atribut ini digunakan untuk klasifikasi potensi tsunami. Selanjutnya, prioritas evakuasi ditentukan berdasarkan kriteria Potensi Tsunami, jarak ke laut, jarak ke dataran tinggi, dan jumlah kepala keluarga. Dataset berjumlah 30 baris, dengan pembagian 70% data latih dan 30% data uji. Algoritma yang digunakan adalah K-NN untuk klasifikasi dan Weighted Product untuk pengambilan keputusan.

## **TINJAUAN PUSTAKA**

### **2.1. Klasifikasi**

Klasifikasi adalah proses mengelompokkan objek, ide, atau data secara sistematis ke dalam kategori tertentu berdasarkan kesamaan karakteristik atau atribut yang dimiliki [4]. Proses ini bertujuan untuk menyusun data yang semula tidak teratur menjadi lebih terstruktur sesuai dengan jenis atau cirinya. Klasifikasi juga dapat dipahami sebagai metode untuk mengelompokkan data atau objek baru berdasarkan variabel-variabel yang diamati, dengan tujuan untuk memprediksi kelas atau kategori yang belum diketahui sebelumnya [5]. Dalam konteks data mining, klasifikasi digunakan untuk menganalisis karakteristik dari kelompok data yang telah diketahui guna membangun aturan atau model, yang selanjutnya diterapkan pada data baru untuk menentukan kelas atau kategori yang sesuai [6].

### **2.2. Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN)**

K-Nearest Neighbors (KNN) merupakan metode supervised learning yang memerlukan data pelatihan (training data) untuk mengklasifikasikan data berdasarkan kedekatan jaraknya. Prinsip dasar dari KNN adalah mengukur jarak antara data baru dengan data pada dataset pelatihan, kemudian mengidentifikasi sejumlah  $k$  data terdekat. Semua data dalam metode ini harus memiliki label, sehingga ketika data baru dimasukkan, sistem membandingkannya dengan data yang sudah ada dan menetapkan label berdasarkan mayoritas label dari tetangga terdekat yang paling mirip [7],[8],[9].

Adapun langkah - langkah dari algoritma KNN adalah sebagai berikut :

1. Tentukan nilai K
2. Lakukan perhitungan jarak Euclidean antara data uji dan data latih dengan menggunakan rumus yang tercantum pada Persamaan 2

$$D(x_i, y_i) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

(1)

Keterangan :

$X_i$  = Data Training

$Y_i$  = Data Testing

$D(X_i, Y_i)$  = Jarak

$i$  = Variable data

$n$  = Dimensi data

3. Jarak yang telah dihitung kemudian disusun dalam urutan menurun
4. Memilih sejumlah jarak terdekat hingga mencapai nilai parameter K
5. Menentukan kelas dengan frekuensi tertinggi, kemudian menetapkan hasil klasifikasinya berdasarkan kelas tersebut.

### 2.3. Algoritma Weighted Product

Metode Weighted Product (WP) adalah pendekatan yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan Multi Attribute Decision Making (MADM) dan memiliki kemiripan dengan metode Weighted Sum (WS). Namun, perbedaannya terletak pada penggunaan operasi perkalian dalam proses perhitungannya. Selain itu, metode WP juga dikenal sebagai teknik analisis yang tidak memerlukan proses normalisasi data [10]. Langkah - langkah menganalisis metode WP menurut Marbun dkk [11]:

1. Menetapkan kriteria-kriteria yang akan digunakan sebagai dasar dalam proses pengambilan keputusan, yang dilambangkan dengan  $C_i$ .
2. Menentukan bobot awal untuk setiap kriteria yang akan digunakan dalam proses penilaian:

$$W_j = \frac{w_j}{\sum w_j}$$

(2)

## ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI

Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.

$W_j$  merupakan index ke  $j$ . Dan  $\sum W_j$  merupakan jumlah dari bobot.

### 3. Menentukan vektor S

Nilai vektor S diperoleh dengan mengalikan setiap nilai pada alternatif berdasarkan rating kecocokan, yang dipangkatkan secara positif sesuai dengan hasil penyesuaian bobot yang telah dilakukan [12]. Hasil perhitungan nilai vektor  $S_i$  untuk masing-masing alternatif dapat disajikan sebagai berikut:

$$S_i = \prod_{j=1}^n x_{ij}^{w_{ij}} \quad (3)$$

dimana :

- S : Preferensi suatu alternatif dianalogikan sebagai vektor S, yang merepresentasikan tingkat kelayakan atau nilai dari alternatif tersebut
- X : Nilai kriteria
- W : Bobot kriteria/subkriteria
- i : Alternatif
- j : Kriteria
- n : Banyaknya kriteria

### 4. Menentukan Vektor V

Hasil perhitungan vektor V digunakan sebagai dasar acuan dalam menentukan peringkat setiap alternatif.

$$V_i = \frac{\prod_{j=1}^n x_{ij}^{w_{ij}}}{\prod_{j=1}^n (x_{ij*})^{w_{ij}}} \quad (4)$$

Nilai  $V_i$  yang lebih besar mengidentifikasi bahwa alternatif  $A_i$  akan lebih terpilih [13].

## 2.4. Confusion Matrix

Pengukuran terhadap kinerja suatu sistem klasifikasi merupakan hal yang penting. Kinerja sistem klasifikasi menggambarkan seberapa baik sistem dalam

mengklasifikasikan data. *Confusion matrix* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Secara prinsip, confusion matrix menyajikan informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh sistem dengan klasifikasi yang sebenarnya atau yang diharapkan. Contoh confusion matrix untuk klasifikasi biner ditampilkan pada Tabel berikut, yang menggambarkan perbandingan antara prediksi model dan kelas sebenarnya Tabel 1

Tabel 1, Confusion Matrix

| Kelas   | Klasifikasi Positif | Klasifikasi Negatif |
|---------|---------------------|---------------------|
| Positif | True Positif        | False Negatif       |
| Negatif | False Positif       | True Negatif        |

Berdasarkan tabel di atas, dapat dijelaskan bahwa True Negative (TN) mengacu pada data yang tergolong negatif dan berhasil diklasifikasikan dengan tepat, sementara False Positive (FP) menunjukkan data yang seharusnya positif namun secara keliru diklasifikasikan sebagai negatif. Di sisi lain, True Positive (TP) merupakan data positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan False Negative (FN) adalah data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif. Dengan demikian, akurasi dapat didefinisikan sebagai rasio antara jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar (True Positive dan True Negative) terhadap total keseluruhan data. Nilai akurasi dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{Total} \times 100\%$$

(5)

Sedangkan nilai presisi merupakan rasio antara jumlah data kategori positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar terhadap total data yang diprediksi sebagai positif. Presisi menunjukkan seberapa akurat model dalam mengidentifikasi data positif. Presisi dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

## ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI

Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.

$$Presisi = \frac{TP}{FP + TP} \times 100\%$$

(6)

Sementara itu, recall mengukur persentase data dalam kategori positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh sistem. Recall menunjukkan sejauh mana model mampu mendeteksi seluruh data positif yang sebenarnya.

$$Recall = \frac{TP}{FN + TP} \times 100\%$$

(7)

### 2.5. Mean Absolute Percentage Error

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan ukuran rata-rata dari selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual, yang dinyatakan dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual. MAPE digunakan untuk menilai tingkat akurasi hasil peramalan, di mana semakin kecil nilai MAPE, maka semakin tinggi tingkat ketepatan antara data prediksi dengan data realisasi. Dengan demikian, MAPE menjadi salah satu indikator penting dalam evaluasi performa model peramalan [3]. Perhitungan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dapat dilakukan melalui persamaan berikut ini [14]:

$$MAPE = \frac{\sum |x_t - y_t|}{\sum x_t} \times 100\%$$

(8)

Dimana :

$x_t$  = nilai actual

$y_t$  = nilai prediksi

$n$  = jumlah data

### 2.6. Mean Absolute Error

Mean Absolute Error (MAE) adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengevaluasi tingkat akurasi suatu model peramalan. Nilai MAE merepresentasikan rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual [15]. Secara umum, MAE dapat dihitung menggunakan persamaan berikut :



$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i|$$

(9)

dimana :

$f_i$  = Nilai prediksi

$y_i$  = Nilai aktual

$n$  = Banyaknya jumlah data

## 2.7. Mean Squared Error

Cara menghitung mean square error (MSE) adalah dengan mengurangi nilai data aktual dengan data ramalan, dikuadratkan hasil kemudian menjumlahkan dan membaginya dengan jumlah data yang ada.

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}$$

(10)

dimana :

$A_t$  = Nilai Aktual permintaan

$F_t$  = Nilai hasil peramalan

$n$  = banyaknya data

## 2.8. Root Mean Squared Error

Root Mean Square Error (RMSE) merupakan ukuran yang dihitung dari jumlah selisih kuadrat antara nilai aktual dan nilai prediksi. RMSE menunjukkan seberapa besar kesalahan prediksi dalam bentuk akar rata-rata dari kuadrat selisih tersebut. Adapun rumus RMSE dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\sqrt{\sum \frac{(y^l - y)^2}{n}}$$

(11)

dimana :

$y^l$  = Nilai prediksi

# ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI

Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.

y = Nilai Sebenarnya

n = Jumlah data

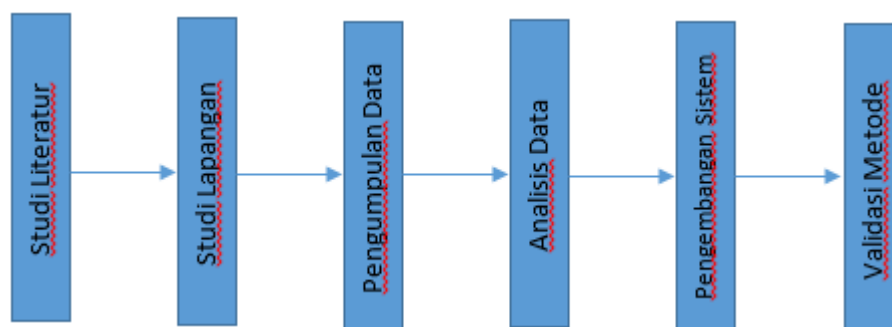
## METODE PENELITIAN

1. Studi Literatur : Studi literatur dilakukan sebagai langkah awal untuk mengumpulkan informasi dan data yang relevan terkait potensi tsunami, dengan menelaah berbagai sumber seperti buku, jurnal ilmiah, laporan penelitian, serta publikasi lain yang mendukung. Peneliti dapat mengumpulkan informasi tentang karakteristik daerah terdampak potensi tsunami, data historis dan pengalaman terdahulu tentang tsunami, serta pengetahuan tentang metode penentuan prioritas evakuasi yang telah teruji secara efektif.
2. Studi Lapangan : Studi lapangan dilakukan untuk mendapatkan informasi yang lebih mendalam mengenai kondisi daerah yang berpotensi terdampak tsunami. Peneliti dapat mempelajari kondisi topografi, struktur bangunan, dan aksesibilitas ke daerah terdampak. Selain itu, peneliti juga dapat melakukan wawancara dengan pemangku kepentingan serta masyarakat setempat guna memperoleh informasi penting yang mungkin belum terdokumentasi secara formal dalam literatur atau publikasi tertulis.
3. Pengumpulan Data : Data yang dikumpulkan terdiri dari data spasial dan non-spasial. Data spasial mencakup peta yang merepresentasikan topografi, tata guna lahan, serta wilayah rawan bencana. Sementara itu, data non-spasial mencakup informasi mengenai karakteristik sosial masyarakat, potensi kerusakan, dan tingkat aksesibilitas. Seluruh data tersebut kemudian diolah dan dianalisis menggunakan pendekatan Sistem Informasi Geografis (SIG) guna memperoleh informasi yang lebih komprehensif dan mendalam dalam konteks analisis potensi bencana.
4. Analisis Data : Data yang telah dikumpulkan dan diproses selanjutnya dianalisis guna menetapkan prioritas evakuasi di wilayah yang berpotensi

terdampak tsunami. Proses analisis ini dapat dilakukan dengan menerapkan metode Multi-Criteria Decision Making (MCDM) atau Analytic Hierarchy Process (AHP) untuk mengidentifikasi dan memprioritaskan area yang memiliki tingkat kerentanan tertinggi terhadap dampak tsunami.

5. Pengembangan Sistem : Setelah proses analisis selesai dilakukan, peneliti dapat merancang Sistem Pendukung Keputusan (SPK) sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan terkait penentuan prioritas evakuasi di wilayah yang berpotensi terdampak tsunami. Pengembangan SPK ini didasarkan pada informasi yang diperoleh dari hasil studi literatur, observasi lapangan, serta analisis data yang telah dilakukan sebelumnya.
6. Validasi Metode : Sebelum diterapkan secara luas, metode yang digunakan dalam penelitian ini perlu melalui tahap validasi untuk menguji tingkat keandalan dan akurasi hasil yang dihasilkan. Proses validasi dilakukan dengan memanfaatkan data simulasi atau data historis dari kejadian tsunami yang pernah terjadi. Apabila hasil validasi menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi, maka metode tersebut dapat dijadikan acuan dalam menetapkan prioritas evakuasi bagi wilayah yang berpotensi terdampak tsunami.

Tahapan penelitian secara rinci dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Proses Penelitian

## HASIL PENELITIAN

# ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI

Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.

## 5.1. Hasil Penelitian

Berdasarkan data dan informasi yang telah dikumpulkan, atribut yang dipilih untuk mengolah data kriteria dalam proses klasifikasi ditetapkan sebagai dasar dalam analisis pada tahap tersebut :

### a. Lintang

Merupakan suatu garis atau lokasi pada suatu wilayah tertentu yang ditandai pada suatu titik koordinat. Berikut adalah tabel sub kriteria representasi dari atribut lintang:

Tabel 3, Sub Kriteria Lintang

| Nama Sub Kriteria | Nilai |
|-------------------|-------|
| -12 s/d -5        | 1     |
| -4 s/d -1         | 2     |
| 0 s/d 5           | 3     |
| 6 - 10            | 4     |

### b. Bujur

Bujur merupakan ukuran jarak sudut dari suatu titik di permukaan bumi yang diukur berdasarkan proyeksi garis melintang sepanjang ekuator. Berikut adalah tabel sub kriteria representasi dari atribut bujur:

Tabel 4, Sub Kriteria Bujur

| Nama Sub Kriteria | Nilai |
|-------------------|-------|
| 500 s/d 100       | 1     |
| 101 s/d 130       | 2     |
| 131 s/d 160       | 3     |

|             |   |
|-------------|---|
| 161 s/d 190 | 4 |
|-------------|---|

c. Magnitudo

Magnitudo merupakan indikator untuk mengukur kekuatan gempa bumi yang merepresentasikan jumlah energi seismik yang dilepaskan dari pusat gempa. Berikut adalah tabel sub kriteria representasi dari atribut Magnitudo :

Tabel 5, Sub Kriteria Magnitudo

| Nama Sub Kriteria | Nilai |
|-------------------|-------|
| 0 s/d 3           | 1     |
| 4 s/d 6           | 2     |
| 7 s/d 9           | 3     |
| 10 s/d 12         | 4     |

d. Kedalaman

Merupakan suatu kedalaman dari air laut dalam satuan kilometer (km) yang terjadi bencana gempa. Berikut adalah tabel sub kriteria representasi dari atribut kedalaman :

Tabel 6, Sub Kriteria Kedalaman

| Nama Sub Kriteria | Nilai |
|-------------------|-------|
| 10 km s/d 50 km   | 1     |
| 51 km s/d 100 km  | 2     |
| 101 km s/d 150 km | 3     |
| 151 km s/d 200 km | 4     |

Kemudian dilanjutkan pada kriteria untuk pengambilan keputusan dimana masing - masing dari kriteria tersebut juga memiliki sub kriteria yang

**ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS  
EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI**

**Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.**

memiliki nilai sebagai representasi dari sub kriteria. Adapun kriteria -  
kriterianya adalah :

Tabel 7, Kriteria Pengambilan Keputusan

| Kode | Kriteria                    | Bobot | Normalisasi |
|------|-----------------------------|-------|-------------|
| K1   | Potensi Tsunami             | 25    | 0.25        |
| K2   | Jarak dari air laut         | 25    | 0.25        |
| K3   | Jarak menuju dataran tinggi | 25    | 0.25        |
| K4   | Jumlah KK                   | 25    | 0.25        |

Selanjutnya adalah representasi nilai dari masing - masing kriteria

a. Potensi Tsunami

Tabel 8, Potensi Tsunami

| K1     | Variable | Nilai |
|--------|----------|-------|
| Tinggi | 2        | 2     |
| Rendah | 1        | 1     |

b. Jarak dari air laut

Tabel 9, Jarak dari air laut

| K2                  | Variable      | Nilai |
|---------------------|---------------|-------|
| $K2 \geq 200$       | Sangat Rendah | 4     |
| $150 < K2 < 200$    | Rendah        | 3     |
| $100 \leq K2 < 150$ | Tinggi        | 2     |
| $K2 < 100$          | Sangat Tinggi | 1     |

c. Jarak menuju dataran tinggi

Tabel 10, Jarak menuju dataran tinggi

| K3                   | Variable      | Nilai |
|----------------------|---------------|-------|
| $K3 \geq 1000$       | Sangat Rendah | 4     |
| $1000 > K3 \geq 700$ | Rendah        | 3     |
| $400 \leq K3 < 700$  | Tinggi        | 2     |
| $K3 < 400$           | Sangat Tinggi | 1     |

d. Jumlah KK

Tabel 11, Jumlah KK

| K4                  | Variable      | Nilai |
|---------------------|---------------|-------|
| $K4 \geq 700$       | Sangat Rendah | 4     |
| $700 > K4 \geq 500$ | Rendah        | 3     |
| $500 < K4 \geq 300$ | Tinggi        | 2     |
| $K4 < 300$          | Sangat Tinggi | 1     |

## 5.2 Pembahasan

Pada tahapan pembahasan ini, tim peneliti membagi menjadi 2 tahapan pembahasan, yaitu :

### 1. Klasifikasi K-NN

Proses klasifikasi melibatkan beberapa tahapan, termasuk tahap pelatihan (training) dan pengujian (testing). Data yang digunakan dalam tahap pelatihan ditunjukkan pada tabel berikut :

Tabel 12, Data Training

| No | Nama Alternatif | Lintang | Bujur | Magnitudo | Kedalaman | Kelas |
|----|-----------------|---------|-------|-----------|-----------|-------|
|----|-----------------|---------|-------|-----------|-----------|-------|

**ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS  
EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI**

**Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.**

|    |                     |   |   |   |   |        |
|----|---------------------|---|---|---|---|--------|
| 1  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 1 | 1 | 3 | 2 | Tinggi |
| 2  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 1 | 1 | 3 | 2 | Rendah |
| 3  | MALUKUTENGGARABRT   | 1 | 3 | 3 | 3 | Tinggi |
| 4  | MALUKUTENGGARABRT   | 1 | 2 | 3 | 3 | Rendah |
| 5  | LARANTUKA-NTT       | 1 | 2 | 3 | 1 | Tinggi |
| 6  | LARANTUKA-NTT       | 1 | 2 | 3 | 1 | Tinggi |
| 7  | LARANTUKA-NTT       | 1 | 2 | 3 | 1 | Rendah |
| 8  | LARANTUKA-NTT       | 1 | 2 | 3 | 1 | Rendah |
| 9  | JAILOLO-MALUT       | 3 | 2 | 3 | 2 | Tinggi |
| 10 | JAILOLO-MALUT       | 3 | 2 | 3 | 2 | Tinggi |
| 11 | JAILOLO-MALUT       | 3 | 2 | 3 | 2 | Tinggi |
| 12 | JAILOLO-MALUT       | 3 | 2 | 3 | 2 | Rendah |
| 13 | JAILOLO-MALUT       | 3 | 2 | 3 | 1 | Rendah |
| 14 | SUMUR-BANTEN        | 1 | 2 | 3 | 1 | Tinggi |
| 15 | SUMUR-BANTEN        | 1 | 2 | 3 | 1 | Rendah |
| 16 | TERNATE-MALUT       | 3 | 2 | 3 | 1 | Tinggi |
| 17 | TERNATE-MALUT       | 3 | 2 | 3 | 1 | Rendah |
| 18 | TERNATE-MALUT       | 3 | 2 | 3 | 1 | Rendah |



|    |                    |   |   |   |   |        |
|----|--------------------|---|---|---|---|--------|
| 19 | BANGGAIKEP-SULTENG | 2 | 2 | 2 | 1 | Tinggi |
| 20 | BANGGAIKEP-SULTENG | 2 | 2 | 2 | 1 | Rendah |
| 21 | DONGGALA-SULTENG   | 2 | 2 | 3 | 1 | Rendah |

Kemudian dilanjutkan pada proses testing menggunakan data testing seperti pada tabel berikut :

Tabel 13, Data Testing

| No | Nama Alternatif   | Lintang | Bujur | Magnitudo | Kedalaman | Kelas |
|----|-------------------|---------|-------|-----------|-----------|-------|
| 1  | Yogyakarta-Bantul | 4       | 3     | 4         | 4         | ?     |

Selanjutnya dilakukan proses perhitungan jarak menggunakan Euclidean Distance dengan perolehan jarak seperti pada tabel berikut :

Tabel 14, Hasil Perhitungan Jarak

| No | Nama Alternatif     | Lintang | Bujur | Magnitudo | Kedalaman | Distance |
|----|---------------------|---------|-------|-----------|-----------|----------|
| 1  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 1       | 1     | 9         | 4         | 3.87     |
| 2  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 1       | 1     | 9         | 4         | 3.87     |
| 3  | MALUKUTENGGARABRT   | 9       | 1     | 1         | 1         | 3.46     |
| 4  | MALUKUTENGGARABRT   | 1       | 4     | 9         | 9         | 4.8      |
| 5  | LARANTUKA-NTT       | 1       | 4     | 9         | 1         | 3.87     |
| 6  | LARANTUKA-NTT       | 1       | 4     | 9         | 1         | 3.87     |
| 7  | LARANTUKA-NTT       | 1       | 4     | 9         | 1         | 3.87     |
| 8  | LARANTUKA-NTT       | 1       | 4     | 9         | 1         | 3.87     |

**ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS  
EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI**

**Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.**

|    |                    |   |   |   |   |      |
|----|--------------------|---|---|---|---|------|
| 9  | JAILOLO-MALUT      | 9 | 4 | 9 | 4 | 5.1  |
| 10 | JAILOLO-MALUT      | 9 | 4 | 9 | 4 | 5.1  |
| 11 | JAILOLO-MALUT      | 9 | 4 | 9 | 4 | 5.1  |
| 12 | JAILOLO-MALUT      | 9 | 4 | 9 | 4 | 5.1  |
| 13 | JAILOLO-MALUT      | 9 | 4 | 9 | 1 | 4.8  |
| 14 | SUMUR-BANTEN       | 1 | 4 | 9 | 1 | 3.87 |
| 15 | SUMUR-BANTEN       | 1 | 4 | 9 | 1 | 3.87 |
| 16 | TERNATE-MALUT      | 9 | 4 | 9 | 1 | 4.8  |
| 17 | TERNATE-MALUT      | 9 | 4 | 9 | 1 | 4.8  |
| 18 | TERNATE-MALUT      | 9 | 4 | 9 | 1 | 4.8  |
| 19 | BANGGAIKEP-SULTENG | 4 | 4 | 4 | 1 | 3.61 |
| 20 | BANGGAIKEP-SULTENG | 4 | 4 | 4 | 1 | 3.61 |
| 21 | DONGGALA-SULTENG   | 4 | 4 | 9 | 1 | 4.24 |

Proses terakhir pada klasifikasi yaitu menghitung nilai jarak terdekat pada  $K = 3$ , dimana 3 data dengan jarak terdekat akan dipilih sebagai hasil dari klasifikasi. Hasil dari jarak diurutkan secara *ascending* kemudian dilakukan perangkingan pada data yang sudah diurutkan secara ascending dan mengambil 3 data terkecil/terdekat. Adapun hasil perangkingan jarak terdekat seperti pada tabel berikut:

Tabel 15, Hasil Perangkingan Jarak

| No | Nama Alternatif | Distance | Rangking | Pilihan | Kelas |
|----|-----------------|----------|----------|---------|-------|
|----|-----------------|----------|----------|---------|-------|

|    |                     |       |    |       |        |
|----|---------------------|-------|----|-------|--------|
| 3  | MALUKUTENGGARABRT   | 3.464 | 1  | Ya    | Tinggi |
| 21 | BANGGAIKEP-SULTENG  | 3.606 | 2  | Ya    | Rendah |
| 20 | BANGGAIKEP-SULTENG  | 3.606 | 3  | Ya    | Tinggi |
| 1  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 3.873 | 4  | Tidak | Tinggi |
| 16 | SUMUR-BANTEN        | 3.873 | 5  | Tidak | Rendah |
| 9  | LARANTUKA-NTT       | 3.873 | 6  | Tidak | Rendah |
| 8  | LARANTUKA-NTT       | 3.873 | 7  | Tidak | Rendah |
| 7  | LARANTUKA-NTT       | 3.873 | 8  | Tidak | Tinggi |
| 6  | LARANTUKA-NTT       | 3.873 | 9  | Tidak | Tinggi |
| 2  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 3.873 | 10 | Tidak | Rendah |
| 15 | SUMUR-BANTEN        | 3.873 | 11 | Tidak | Tinggi |
| 22 | DONGGALA-SULTENG    | 4.243 | 12 | Tidak | Rendah |
| 18 | TERNATE-MALUT       | 4.796 | 13 | Tidak | Rendah |
| 14 | JAILOLO-MALUT       | 4.796 | 14 | Tidak | Rendah |
| 4  | MALUKUTENGGARABRT   | 4.796 | 15 | Tidak | Rendah |
| 17 | TERNATE-MALUT       | 4.796 | 16 | Tidak | Tinggi |
| 19 | TERNATE-MALUT       | 4.796 | 17 | Tidak | Rendah |
| 10 | JAILOLO-MALUT       | 5.099 | 18 | Tidak | Tinggi |

**ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS  
EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI**

**Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.**

|    |               |       |    |       |        |
|----|---------------|-------|----|-------|--------|
| 13 | JAILOLO-MALUT | 5.099 | 19 | Tidak | Rendah |
| 11 | JAILOLO-MALUT | 5.099 | 20 | Tidak | Tinggi |
| 12 | JAILOLO-MALUT | 5.099 | 21 | Tidak | Tinggi |

**2. Pengambilan Keputusan**

Pada proses pengambilan keputusan langkah pertama adalah mengkonversi nilai keputusan dari masing - masing data seperti pada tabel berikut :

**Tabel 16, Nilai Konversi Keputusan**

| No | Nama Alternatif     | Jarak dari air laut | Jarak menuju dataran tinggi | Jumlah KK | Potensi tsunami |
|----|---------------------|---------------------|-----------------------------|-----------|-----------------|
| 1  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 3                   | 3                           | 2         | 2               |
| 2  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 3                   | 3                           | 2         | 1               |
| 3  | MALUKUTENGGARABRT   | 2                   | 2                           | 3         | 2               |
| 4  | MALUKUTENGGARABRT   | 2                   | 1                           | 2         | 1               |
| 5  | LARANTUKA-NTT       | 2                   | 4                           | 4         | 2               |
| 6  | LARANTUKA-NTT       | 2                   | 4                           | 4         | 2               |
| 7  | LARANTUKA-NTT       | 2                   | 4                           | 4         | 1               |
| 8  | LARANTUKA-NTT       | 2                   | 4                           | 3         | 1               |
| 9  | JAILOLO-MALUT       | 2                   | 4                           | 3         | 2               |
| 10 | JAILOLO-MALUT       | 2                   | 4                           | 3         | 2               |
| 11 | JAILOLO-MALUT       | 2                   | 4                           | 3         | 2               |

|    |                    |   |   |   |   |
|----|--------------------|---|---|---|---|
| 12 | JAILOLO-MALUT      | 2 | 4 | 3 | 1 |
| 13 | JAILOLO-MALUT      | 2 | 2 | 3 | 1 |
| 14 | SUMUR-BANTEN       | 2 | 4 | 3 | 2 |
| 15 | SUMUR-BANTEN       | 2 | 4 | 3 | 1 |
| 16 | TERNATE-MALUT      | 2 | 4 | 4 | 2 |
| 17 | TERNATE-MALUT      | 2 | 4 | 4 | 1 |
| 18 | TERNATE-MALUT      | 2 | 4 | 4 | 1 |
| 19 | BANGGAIKEP-SULTENG | 1 | 4 | 2 | 2 |
| 20 | BANGGAIKEP-SULTENG | 1 | 4 | 2 | 1 |
| 21 | DONGGALA-SULTENG   | 1 | 2 | 4 | 1 |

Dari data konversi keputusan dilanjutkan dengan menghitung nilai Vektor S. Kemudian hasil dari nilai Vektor S setiap alternatif di jumlahkan semua seperti pada tabel berikut :

Tabel 17, Nilai Vektor S

| No | Nama Alternatif     | Vektor S |
|----|---------------------|----------|
| 1  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 2.44949  |
| 2  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 2.05977  |
| 3  | MALUKUTENGGARABRT   | 2.21336  |
| 4  | MALUKUTENGGARABRT   | 1.41421  |
| 5  | LARANTUKA-NTT       | 2.82843  |

**ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS  
EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI**

**Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.**

|         |                    |          |
|---------|--------------------|----------|
| 6       | LARANTUKA-NTT      | 2.82843  |
| 7       | LARANTUKA-NTT      | 2.37841  |
| 8       | LARANTUKA-NTT      | 2.21336  |
| 9       | JAILOLO-MALUT      | 2.63215  |
| 10      | JAILOLO-MALUT      | 2.63215  |
| 11      | JAILOLO-MALUT      | 2.63215  |
| 12      | JAILOLO-MALUT      | 2.21336  |
| 13      | JAILOLO-MALUT      | 1.86121  |
| 14      | SUMUR-BANTEN       | 2.63215  |
| 15      | SUMUR-BANTEN       | 2.21336  |
| 16      | TERNATE-MALUT      | 2.82843  |
| 17      | TERNATE-MALUT      | 2.37841  |
| 18      | TERNATE-MALUT      | 2.37841  |
| 19      | BANGGAIKEP-SULTENG | 2        |
| 20      | BANGGAIKEP-SULTENG | 1.68179  |
| 21      | DONGGALA-SULTENG   | 1.68179  |
| Sigma S |                    | 48.15084 |

Proses selanjutnya dilakukan untuk menghitung nilai Vektor V dan menjumlah secara total nilai pada masing - masing vektor V di alternatif. Adapun hasil perhitungan Vektor V adalah seperti pada tabel berikut :

Tabel 18, Nilai Vektor V

| No | Nama Alternatif     | Vektor V |
|----|---------------------|----------|
| 1  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 0.05087  |
| 2  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 0.04278  |
| 3  | MALUKUTENGGARABRT   | 0.04597  |
| 4  | MALUKUTENGGARABRT   | 0.02937  |
| 5  | LARANTUKA-NTT       | 0.05874  |
| 6  | LARANTUKA-NTT       | 0.05874  |
| 7  | LARANTUKA-NTT       | 0.0494   |
| 8  | LARANTUKA-NTT       | 0.04597  |
| 9  | JAILOLO-MALUT       | 0.05466  |
| 10 | JAILOLO-MALUT       | 0.05466  |
| 11 | JAILOLO-MALUT       | 0.05466  |
| 12 | JAILOLO-MALUT       | 0.04597  |
| 13 | JAILOLO-MALUT       | 0.03865  |
| 14 | SUMUR-BANTEN        | 0.05466  |
| 15 | SUMUR-BANTEN        | 0.04597  |
| 16 | TERNATE-MALUT       | 0.05874  |
| 17 | TERNATE-MALUT       | 0.0494   |
| 18 | TERNATE-MALUT       | 0.0494   |
| 19 | BANGGAIKEP-SULTENG  | 0.04154  |

**ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS  
EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI**

**Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.**

|         |                    |         |
|---------|--------------------|---------|
| 20      | BANGGAIKEP-SULTENG | 0.03493 |
| 21      | DONGGALA-SULTENG   | 0.03493 |
| Sigma V |                    | 1       |

Pada tahap terakhir yaitu dilakukan perangkingan dari hasil perhitungan Vektor V dimana Vektor V menjadi nilai dari metode Weighted Product.

Tabel 19, Perangkingan Nilai WP

| ID | Nama Alternatif     | Nilai WP | Rangking |
|----|---------------------|----------|----------|
| 16 | TERNATE-MALUT       | 0.05874  | 1        |
| 5  | LARANTUKA-NTT       | 0.05874  | 2        |
| 6  | LARANTUKA-NTT       | 0.05874  | 3        |
| 11 | JAILOLO-MALUT       | 0.05466  | 4        |
| 14 | SUMUR-BANTEN        | 0.05466  | 5        |
| 10 | JAILOLO-MALUT       | 0.05466  | 6        |
| 9  | JAILOLO-MALUT       | 0.05466  | 7        |
| 1  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 0.05087  | 8        |
| 7  | LARANTUKA-NTT       | 0.0494   | 9        |
| 18 | TERNATE-MALUT       | 0.0494   | 10       |
| 17 | TERNATE-MALUT       | 0.0494   | 11       |



|    |                     |         |    |
|----|---------------------|---------|----|
| 8  | LARANTUKA-NTT       | 0.04597 | 12 |
| 15 | SUMUR-BANTEN        | 0.04597 | 13 |
| 3  | MALUKUTENGGARABRT   | 0.04597 | 14 |
| 12 | JAILOLO-MALUT       | 0.04597 | 15 |
| 2  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 0.04278 | 16 |
| 19 | BANGGAIKEP-SULTENG  | 0.04154 | 17 |
| 13 | JAILOLO-MALUT       | 0.03865 | 18 |
| 20 | BANGGAIKEP-SULTENG  | 0.03493 | 19 |
| 21 | DONGGALA-SULTENG    | 0.03493 | 20 |
| 4  | MALUKUTENGGARABRT   | 0.02937 | 21 |

### 3. Pengujian

Pada tahapan pengujian, tim peneliti melakukan pengujian klasifikasi dan pendukung keputusan dimana pengujian klasifikasi menggunakan Confusion Matrix, sedangkan untuk pengujian sistem pendukung keputusan digunakan perhitungan nilai kesalahan MAE, MAPE dan MSE. Hasil perbandingan klasifikasi K-NN dan perhitungan confusion matrix ditujukan pada tabel berikut :

Tabel 20, Hasil Perbandingan Klasifikasi

| No | Nama Alternatif | Prediksi Kelas | Kelas Asli |
|----|-----------------|----------------|------------|
|----|-----------------|----------------|------------|

**ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS  
EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI**

**Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.**

|   |                       |        |        |
|---|-----------------------|--------|--------|
| 1 | LOMBOKTIMUR-NTB       | Tinggi | Tinggi |
| 2 | LOMBOKTIMUR-NTB       | Tinggi | Tinggi |
| 3 | LOMBOKTIMUR-NTB       | Tinggi | Tinggi |
| 4 | LOMBOKTIMUR-NTB       | Tinggi | Tinggi |
| 5 | LOMBOKTIMUR-NTB       | Tinggi | Rendah |
| 6 | KEPANJEN-MALANG-JATIM | Tinggi | Tinggi |
| 7 | Yogyakarta-Bantul     | Tinggi | Tinggi |

Tabel 21, Confusion Matrix

| Nama          | Jumlah |
|---------------|--------|
| True Positif  | 6      |
| True Negatif  | 1      |
| False Positif | 1      |
| False Negatif | 0      |

Kemudian didapatkan hasil perhitungan Akurasi, Presisi dan Recall seperti pada tabel berikut :

Tabel 22, Hasil Uji Akurasi, Presisi dan Recall

| Nama Uji | Persentase |
|----------|------------|
| Akurasi  | 87.50%     |
| Presisi  | 85.71%     |
| Recall   | 100.00%    |

Untuk pengujian terakhir yaitu pengujian sistem pendukung keputusan dengan membandingkan hasil perangkingan prediksi menggunakan Weighted Product dengan hasil perangkingan dari para ahli. Maka sebagai perbandingan hasil dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 23, Perbandingan Hasil Rank Prediksi dengan Para Ahli

| ID | Nama Alternatif     | Rank Para Ahli | Rank prediksi |
|----|---------------------|----------------|---------------|
| 5  | LARANTUKA-NTT       | 1              | 2             |
| 6  | LARANTUKA-NTT       | 2              | 3             |
| 16 | TERNATE-MALUT       | 3              | 1             |
| 9  | JAILOLO-MALUT       | 4              | 4             |
| 10 | JAILOLO-MALUT       | 5              | 6             |
| 11 | JAILOLO-MALUT       | 6              | 5             |
| 14 | SUMUR-BANTEN        | 7              | 7             |
| 1  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 8              | 8             |
| 7  | LARANTUKA-NTT       | 9              | 9             |
| 17 | TERNATE-MALUT       | 10             | 10            |
| 18 | TERNATE-MALUT       | 11             | 12            |
| 3  | MALUKUTENGGARABRT   | 12             | 11            |
| 8  | LARANTUKA-NTT       | 13             | 13            |

## ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI

Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.

|    |                     |    |    |
|----|---------------------|----|----|
| 12 | JAILOLO-MALUT       | 14 | 14 |
| 15 | SUMUR-BANTEN        | 15 | 15 |
| 2  | KEP-MENTAWAI-SUMBAR | 16 | 17 |
| 19 | BANGGAIKEP-SULTENG  | 17 | 16 |
| 13 | JAILOLO-MALUT       | 18 | 19 |
| 20 | BANGGAIKEP-SULTENG  | 19 | 18 |
| 21 | DONGGALA-SULTENG    | 20 | 20 |
| 4  | MALUKUTENGGARABRT   | 21 | 21 |

Sehingga nilai hasil pengukuran dari MAPE, RMSE, MSE dan MAE. Hasil perhitungan nilai error kesalahan dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 24, Hasil Uji Kesalahan Perangkingan

| Nama Uji                      | Nilai  |
|-------------------------------|--------|
| Mean Percentage Error (MAPE)  | 13.986 |
| Root Mean Square Error (RMSE) | 0.816  |
| Mean Square Error (MSE)       | 0.667  |
| Mean Absolute Error (MAE)     | 0.571  |

## KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

- Hasil perhitungan klasifikasi mengambil 3 data terbaik ascending ( $K=3$ ) yang menggunakan Klasifikasi Nearest Neighbor (K-NN), adapun kesimpulan dari metode adalah Kategori mayoritas (Tinggi) lebih banyak daripada mayoritas

(Rendah), Tinggi berjumlah (2) sedangkan Rendah berjumlah (1), sehingga dapat disimpulkan atas nama (Yogyakarta-Bantul) keputusan prediksi kelas sebagai potensi Tsunami hasilnya : Tinggi.

- b. Nilai akurasi, presisi, dan recall yang diperoleh dari perhitungan confusion matrix menunjukkan hasil yang tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa prediksi kelas yang dilakukan oleh model sebagian besar mendekati kebenaran.
- c. Hasil perhitungan nilai error perbandingan menggunakan pengukuran MAPE, RMSE, MSE dan MAE memperoleh nilai yang kecil, artinya hasil prediksi perbandingan menggunakan metode Weighted Product mampu menghasilkan nilai error kecil dan mendekati nilai aslinya.

### Saran

- a. Pada penelitian selanjutnya masih diperlukan atribut-atribut pendukung lain untuk proses prediksi kelas penentuan potensi gempa. Sehingga memperkaya dataset untuk dapat diolah menggunakan algoritma klasifikasi dengan optimal
- b. Diperlukan penambahan kriteria lainnya dalam proses pengambilan keputusan agar hasil yang diperoleh menjadi lebih optimal dan berkualitas.
- c. Pada penelitian berikutnya disarankan menggunakan algoritma klasifikasi dan pengambilan keputusan yang lainnya untuk sebagai perbandingan manakah algoritma yang paling baik pada kasus ini.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Tehseen, M. S. Farooq, and A. Abid, "Earthquake prediction using expert systems: A systematic mapping study," *Sustain.*, vol. 12, no. 6, 2020, doi: 10.3390/su12062420.
- [2] F. Aden-Antoniów, W. B. Frank, and L. Seydoux, "An Adaptable Random Forest Model for the Declustering of Earthquake Catalogs," *J. Geophys. Res. Solid Earth*, vol. 127, no. 2, pp. 1–19, 2022, doi: 10.1029/2021JB023254.
- [3] I. Nabillah and I. Ranggadara, "Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil Prediksi Komoditas Laut," *JOINS (Journal Inf. Syst.)*, vol. 5, no. 2, pp. 250–255, 2020, doi: 10.33633/joins.v5i2.3900.
- [4] Hamakonda, Towa P; Tairas, J.N.B. (Jan Ngion Benyamin), 1929-2004. (2006). Pengantar Klasifikasi Persepuluhan Dewey / oleh Towa P. Hamakonda dan J.N.B. Taiars. Jakarta :: Gunung Mulia,.
- [5] T. H. Simanjuntak, W. F. Mahmudy, and Sutrisno Sutrisno, "Implementasi Modified KNearest Neighbor Dengan Otomatisasi Nilai K Pada Pengklasifikasian Penyakit Tanaman

**ALGORITMA K-NN SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN PRIORITAS  
EVAKUASI PADA DAERAH TERDAMPAK POTENSI TSUNAMI**

**Iqbal Aditya Haqi, M Ulil Albab, Adi Prasetyo, Nurrofiqi Ankisqiantari.**

- Kedelai,” *Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, No.2, no. 2, pp. 75– 79, 2017, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/15/21>.
- [6] A. R. Isnain, J. Supriyanto, and M. P. Kharisma, “Implementation of K-Nearest Neighbor (K-NN) Algorithm For Public Sentiment Analysis of Online Learning,” *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 15, no. 2, p. 121, 2021, doi: 10.22146/ijccs.65176.
  - [7] I. Arivin, M. Ahsan, and A. Endy Budianto, “Implementasi Metode Simple Additive Weighting Sebagai Sistem Rekomendasi Pemilihan Tanaman Pangan Yang Layak Di Kabupaten Malang,” *RAINSTEK J. Terap. Sains Teknol.*, vol. 2, no. 1, pp. 79–87, 2020, doi: 10.21067/jtst.v2i1.4249.
  - [8] W. N. Adila, R. Regasari, and H. Nurwasito, “Sistem Pendukung Keputusan (SPK) Pemilihan Tanaman Pangan Pada Suatu Lahan Berdasarkan Kondisi Tanah Dengan Metode Promethee,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 5, pp. 2118–2126, 2018.
  - [9] Hamakonda, Towa P; Tairas, J.N.B. (Jan Ngion Benyamin), 1929-2004. (2006). Pengantar Klasifikasi Persepuluhan Dewey / oleh Towa P. Hamakonda dan J.N.B. Taiars. Jakarta :: Gunung Mulia,
  - [10] M. Marbun, M. Ginting, B. Krismoyo, S. T. Imnformatika, and P. Terbaik, “Penerapan Metode Wp Penentuan Penyidik Terbaik Di Sat,” vol. 8, no. 1, pp. 95–99, 2020.
  - [11] Engineering, I., Lingga, D. M., Marbun, M., & Informatika, T. (2019). SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN MENGGUNAKAN METODE WEIGHTED PRODUCT UNTUK PENENTUAN PRIORITAS. 3(2), 79–85.
  - [12] Aini, N., & Agus, F. (2017). Penerapan Metode Weighted Product Dan Analytic Hierarchy Process Untuk Pemilihan Koperasi Berprestasi.
  - [13] Arianto, E. Y., Siahaan, F. B., & Informasi, S. (2018). ANALISA PENILAIAN KINERJA KARYAWAN DENGAN METODE FUZZY SIMPLE ADDITIVE WEIGHTING Pada PT. Unilever Indonesia Tbk. 4(1), 194–204.
  - [14] B. Putro, M. T. Furqon, and S. H. Wijoyo, “Prediksi Jumlah Kebutuhan Pemakaian Air Menggunakan Metode Exponential Smoothing ( Studi Kasus : PDAM Kota Malang ),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komputer Universitas Brawijaya*, vol. 2, no. 11, pp. 4679–4686, 2018.
  - [15] A. A. Suryanto, “Penerapan Metode Mean Absolute Error (Mea) Dalam Algoritma Regresi Linear Untuk Prediksi Produksi Padi,” *Saintekbu*, vol. 11, no. 1, pp. 78–83, 2019, doi: 10.32764/saintekbu.v11i1.298.