

Implementasi Algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier Untuk Prediksi Potensi Tsunami Berbasis Mikrokontroler

Dede Irawan Saputra ^{1*)}, Dadang Lukman Hakim ²⁾

¹⁾Program Studi Teknik Elektro
Universitas Jenderal Achmad Yani

Jalan Terusan Jend. Sudirman PO.BOX 148 Cimahi 40531

²⁾Departemen Pendidikan Teknik Elektro, Universitas Pendidikan Indonesia

^{*)}Korespondensi : dedeirawan.saputra@lecture.unjani.ac.id

Abstrak

Klasifikasi yang dilakukan algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier dapat menggunakan data kontinyu seperti parameter-parameter yang menjadi pertimbangan terjadinya tsunami. Data yang dikumpulkan untuk proses klasifikasi merupakan beberapa data gempa bumi yang terjadi di Indonesia dalam kurun waktu dua puluh tahun terakhir. Data dari terjadinya gempa bumi yang diambil antara lain adalah waktu terjadinya, tempat terjadinya gempa, besar kekuatan gempa, kedalaman terjadinya gempa, dan juga jarak pusat gempa terhadap kota terdekat terjadinya gempa. Adapun parameter yang diperlukan dalam mengimplementasikan proses prediksi adalah nilai rata-rata dari magnitudo, kedalaman pusat gempa, dan jarak episentrum. Berikutnya diperlukan juga nilai dari masing-masing standar deviasi dari magnitudo, kedalaman pusat gempa, dan jarak episentrum. Pada mikrokontroler dapat diimplementasikan persamaan fungsi *Probabilistic Density Function* untuk menghitung potensi tsunami. algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier berbasis mikrokontroler dengan klasifikasi "Berpotensi Tsunami" dan "Tidak Berpotensi Tsunami" memiliki akurasi sebesar 96%.

Kata kunci : Gaussian Naive Bayes Classifier, Potensi Tsunami, Mikrokontroler

Abstract

The classification carried out by the Gaussian Naive Bayes Classifier algorithm can use continuous data such as the parameters that are considered when a tsunami occurs. The data collected for the classification process is some earthquake data that has occurred in Indonesia in the last twenty years. Data from the occurrence of earthquakes that are taken include the time of occurrence, the place where the earthquake occurred, the magnitude of the earthquake, the depth of the earthquake, and also the distance from the epicenter to the nearest city where the earthquake occurred. The parameters needed in implementing the prediction process are the average value of the magnitude, the depth of the epicenter, and the distance to the epicenter. Next, the values of each standard deviation of magnitude, depth of the epicenter, and distance of the epicenter are also required. The microcontroller can implement the Probabilistic Density Function equation to calculate the potential for a tsunami. the microcontroller-based Gaussian Naive Bayes Classifier algorithm with the classification "Tsunami Potential" and "No Tsunami Potential" has an accuracy of 96%.

Keywords : Gaussian Naive Bayes Classifier, Tsunami Potential, Microcontroller

I. PENDAHULUAN

Info Makalah:

Dikirim : 11-28-2022;

Revisi 1 : 12-26-2022;

Diterima : 12-26-2022;

Penulis Korespondensi:

Telp : +62-89623-001126

e-mail : dedeirawan.saputra@lecture.unjani.ac.id

dapat terawasi. Klasifikasi objek pada teknik *supervised learning* dapat digunakan untuk prediksi dengan

Naive Bayes adalah metode yang cocok untuk klasifikasi *binary* dan *multiclass*. Metode ini juga dikenal sebagai Naive Bayes Classifier yang menerapkan salah satu teknik *supervised learning* [1]. Terdapat beberapa cara untuk menyelesaikan masalah prediksi, salah satunya adalah teknik penambangan data. Teknik penambangan data merupakan cara yang mudah dan relatif cepat untuk memperoleh pengetahuan secara otomatis dan pengetahuan sederhana dari sebuah basis data yang besar yang saling berhubungan sehingga proses pembelajaran

menetapkan label kelas menggunakan probabilitas bersyarat dengan ukuran peluang suatu peristiwa yang terjadi berdasarkan peristiwa lain yang telah terbukti [2]. Metode Naive Bayes Classifier dapat digunakan untuk melakukan prediksi di masa depan [3]. Prediksi merupakan proses keilmuan untuk mendapatkan pengetahuan secara berurutan berdasarkan bukti-bukti.

Metode Naive Bayes Classifier juga dapat diterapkan seperti klasifikasi sehingga setiap data diasumsikan sebagai variabel bebas yang dapat mempertimbangkan nilai dari variabel klasifikasi [4]. ketika bekerja dengan data kontinu, asumsi yang sering diambil adalah bahwa nilai kontinu yang diasosiasikan dengan setiap kelas didistribusikan menurut distribusi normal atau Gaussian [5]. Kemungkinan fitur diasumsikan sebagai Gaussian Naive Bayes mendukung fitur bernilai kontinu dan masing-masing model sesuai dengan distribusi Gaussian atau terdistribusi normal.

Seperti contoh pada klasifikasi kekuatan gempa berdasarkan kedalaman hiposentrum yang diperlukan untuk mengetahui potensi kekuatan gempa yang tersebar di wilayah Indonesia [6] dengan hasil rata-rata akurasi algoritma Naive Bayes sebesar 72,3% dan algoritma Naive Bayes dan Adaboost sebesar 85,3% [7]. Pada bidang informasi misalnya dapat diimplementasikan untuk melakukan pengambilan keputusan hasil dari proses pengamatan menggunakan beberapa sensor [8] seperti memantau kondisi laut saat ini yang dilengkapi dengan aplikasi web yang dapat mengklasifikasikan kondisi laut dalam bentuk "Potensi" dan "Tidak Potensial" dengan menggunakan Algoritma Naive Bayes yang dapat memberikan akurasi 95% [8].

Pada makalah ini akan diimplementasikan algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier pada mikrokontroler sebagai alat pendeteksi dini potensi terjadinya tsunami. Informasi yang bersifat faktual dapat langsung diproses dan ditampilkan sesuai pada perancangan prediksi potensi terjadinya tsunami dengan algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier ini dimulai dengan melakukan penginputan dan pengumpulan data klasifikasi dan kelasnya. Data set disini dapat digunakan sebagai variabel input dan juga variabel output. Data set yang sudah dihimpun akan dijadikan data latih, dan tersebut dapat diambil dari laman resmi Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) [9]. Selanjutnya data tersebut diolah dengan algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier agar dapat digunakan untuk menentukan prediksi potensi terjadinya tsunami dari suatu gempa yang terjadi. Dalam perancangan prediksi potensi terjadinya tsunami dengan algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier ini menggunakan 3 variabel input diantaranya adalah magnitudo, kedalaman pusat gempa, dan juga jarak daratan terhadap episentrum gempa [10], ketiga variabel itu digunakan untuk menentukan 1 variabel *output class* yaitu potensi terjadinya tsunami atau tidak terjadi tsunami. Algoritma tersebut kemudian direalisasikan menggunakan bahasa pemrograman C dan Arduino kemudian diimplementasikan pada mikrokontroler dengan papan Arduino Uno [11] sebagai fungsi yang dapat mengeksekusi input dari sensor. Untuk merealisasikan sistem tersebut dibuat berupa prototipe sensor-sensor magnitudo, kedalaman pusat gempa, dan juga jarak daratan terhadap episentrum gempa menggunakan potensiometer serta menampilkan hasil keputusan pada layar LCD.

II. METODE

A. Gaussian Naive Bayes Classifier

Naive Bayes adalah algoritma yang mengklasifikasikan data berdasarkan perhitungan probabilitas kelompok dan menjumlahkan kombinasi nilai dari kumpulan data yang telah dikumpulkan [11]. Klasifikasi Naive Bayes memiliki hasil akurasi yang bagus dan stabil. Namun, Naive Bayes menghasilkan beberapa kondisi yang akan menghasilkan nilai akurasi yang rendah jika ditambahkan fitur dan parameter data [12]. Dalam penelitian ini data yang diolah adalah data numerik, untuk itu dalam menghitung nilai probabilitas kelas dapat menggunakan fungsi *Probability Density Function* (PDF). Dalam fungsi PDF dapat mewakili distribusi data yang diketahui, berikut adalah rumus PDF yang ditunjukkan pada persamaan 1 dan rumus standar deviasi yang ditunjukkan pada persamaan 2. Persamaan tersebut dikenal dengan formula Gaussian Naive Bayes Classifier [8].

$$P(X_i = x_i | Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_i - \bar{x})^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (2)$$

Keterangan:

P : Probabilitas

X_i : Atribut

x_i : nilai atribut

Y : Kelas yang berhubungan

y_j : sub kelas yang berhubungan

\bar{x} : rata-rata

Implementasi Algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier Untuk Prediksi Potensi Tsunami Berbasis Mikrokontroler

(Dede Irawan Saputra, Dadang Lukman Hakim: Halaman 122 - 138)

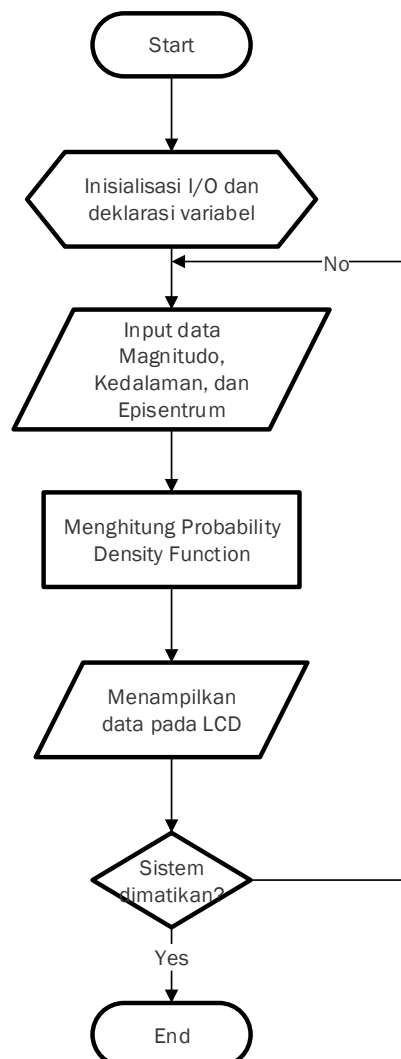
σ : standar deviasi
 n : banyaknya data

Selanjutnya persamaan tersebut akan diimplementasikan pada mikrokontroler dengan membuat sebuah fungsi sebagai berikut:

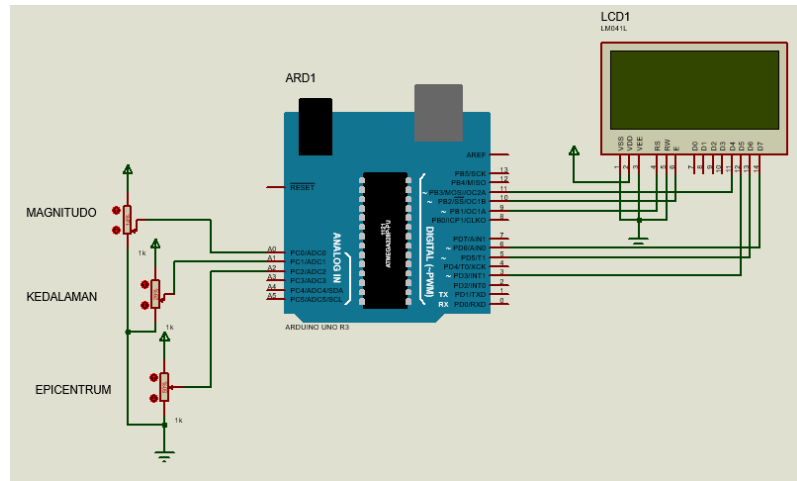
```
float probDensityFunction (float stdDeviasi, float nilaiMean, float input){  
    return (1/(sqrt(2*3.14) * stdDeviasi))*exp(-((pow((input - nilaiMean), 2)))/(2*(pow((stdDeviasi), 2))));  
}
```

B. Perancangan simulasi

Berikut flowchart pemrograman pada mikrokontroler yang ditunjukkan pada Gambar 2.1. algoritma dimulai start, kemudian inialisasi beserta deklarasi berbagai variabel yang digunakan. Selanjutnya adalah memasukan ketiga input variabel yaitu berupa magnitudo, kedalaman, dan jarak episentrum. Dari ketiga input tersebut nantinya akan dicari masing-masing nilai untuk setiap atribut diantaranya nilai rata-rata, standar deviasi dari masing-masing kelas yang berhubungan. Ketiga input tersebut akan dianalogikan menggunakan tiga buah potensiometer, sedangkan algoritma PDF akan diimplementasikan pada papan Arduino Uno, serta output hasil perhitungan ditampilkan pada LCD berupa keputusan “Berpotensi Tsunami” atau “Tidak Berpotensi Tsunami” seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 1 Flowchart implementasi algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier pada mikrokontroler



Gambar 2 Simulasi mikokontroler pada *software* Proteus

C. Variabel penelitian

Pada perancangan prediksi potensi terjadinya tsunami dengan algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier ini menggunakan 3 variabel masukan dengan data yang bersifat kontinyu diantaranya adalah magnitudo, kedalaman pusat gempa, dan juga jarak daratan terhadap episentrum gempa, ketiga variabel itu digunakan untuk menentukan 1 variabel output dengan data bersifat diskrit yaitu “Berpotensi Tsunami” atau “Tidak Berpotensi Tsunami”. Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1 Variabel penelitian

No	Variabel	Definisi Variabel
1	Magnitudo	Nilai besaran gempa bumi dalam satuan Skala Richter
2	Kedalaman pusat gempa	Kedalaman pusat terjadinya pergeseran lempeng tektonik dalam satuan Km
3	Jarak daratan terhadap episentrum gempa	Jarak daratan yang terdekat dengan pusat gempa yang terjadi di darat atau di laut dalam satuan Km
4	Potensi tsunami	Potensi terjadinya tsunami yang disebabkan oleh besarnya magnitudo, kedalaman pusat gempa, dan juga jarak daratan terhadap episentrum gempa

D. Analisis data penelitian

Data yang dikumpulkan untuk data latih merupakan beberapa data gempa bumi yang terjadi di Indonesia dalam kurun waktu 20 tahun terakhir. Data dari terjadinya gempa bumi yang diambil antara lain adalah waktu terjadinya, tempat terjadinya gempa, besar kekuatan gempa, kedalaman terjadinya gempa, dan juga jarak pusat gempa terhadap kota terdekat terjadinya gempa. Data tersebut diambil dari laman BMKG dengan jumlah data set sebanyak 30 buah seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2

Tabel 2 Data set potensi tsunami di Indonesia

No	Tanggal	Magnitudo (SR)	Kedalaman (km)	Jarak Episentrum (km)	Potensi Tsunami	Wilayah
1	26/12/04	9.1	30	160	Ya	Aceh
2	17/07/06	6.8	30	225	Ya	Pangandaran
3	02/09/09	7.3	49	142	Ya	Pangandaran
4	25/10/10	7.2	10	78	Ya	Mentawai
5	15/11/14	7.3	48	160	Ya	Halmahera
6	02/03/16	8.3	10	682	Ya	Mentawai
7	23/07/16	5.6	10	334	Tidak	Bengkulu
8	29/01/17	4.9	10	166	Tidak	Malang
9	01/11/17	3.5	10	5	Tidak	Karo
10	08/11/17	4.2	10	28	Tidak	Aceh
11	05/08/18	7	15	18	Ya	Lombok

Implementasi Algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier Untuk Prediksi Potensi Tsunami Berbasis Mikrokontroler

(Dede Irawan Saputra, Dadang Lukman Hakim: Halaman 122 - 138)

No	Tanggal	Magnitudo (SR)	Kedalaman (km)	Jarak Episentrum (km)	Potensi Tsunami	Wilayah
12	28/09/18	7.4	10	80	Ya	Palu
13	28/12/18	6.1	26	55	Tidak	Manokwari
14	01/01/19	5.2	81	102	Tidak	Rotendao
15	02/08/19	7.4	48	164	Ya	Banten
16	06/05/20	7.3	133	181	Tidak	Maluku
17	07/07/20	6.1	578	53	Tidak	Jepara
18	01/08/20	4.5	12	14	Tidak	Indramayu
19	16/10/20	5	20	57	Tidak	Bengkulu
20	05/06/21	3	3	6.2	Tidak	Sukabumi
21	16/10/21	4.8	10	8	Tidak	Bali
22	01/12/21	3.7	10	23	Tidak	Garut
23	14/12/21	7.5	12	112	Ya	Flores
24	30/12/21	7.4	210	45	Tidak	Maluku
25	14/01/22	6.7	10	44	Tidak	Banten
26	04/02/22	5.5	10	72.2	Tidak	Banten
27	25/02/22	6.5	10	18	Tidak	Pasaman
28	01/03/22	4.5	10	46	Tidak	Paser
29	04/03/22	5.3	10	6	Tidak	Sumba
30	05/03/22	6	10	125	Tidak	Maluku

III. HASIL DAN DISKUSI

A. Identifikasi data set

Berdasarkan ketiga puluh data tersebut dapat dilihat pada atribut magnitudo, kedalaman, dan jarak episentrum memiliki data kontinyu dan pada atribut potensi tsunami memiliki data diskrit yang dibagi menjadi dua kelas yaitu “Ya”, dan “Tidak”. Data tersebut dapat digunakan untuk melakukan proses prediksi menggunakan metode Gaussian Naive Bayes Classifier dengan menentukan standar deviasi dari masing-masing atribut pada kelas potensi tsunami. Berikut data set potensi tsunami yang digunakan yang terdiri dari tiga atribut input dan satu atribut output dengan dua kelas yang ditunjukkan pada Tabel 3

Tabel 3 Data set potensi tsunami tiga kelas input satu kelas output

No	Magnitudo (SR)	Kedalaman (KM)	Jarak Episentrum (KM)	Potensi Tsunami
1	9.1	30	160	Ya
2	6.8	30	225	Ya
3	7.3	49	142	Ya
4	7.2	10	78	Ya
5	7.3	48	160	Ya
6	8.3	10	682	Ya
7	5.6	10	334	Tidak
8	4.9	10	166	Tidak
9	3.5	10	5	Tidak
10	4.2	10	28	Tidak
11	7	15	18	Ya

No	Magnitudo (SR)	Kedalaman (KM)	Jarak Episentrum (KM)	Potensi Tsunami
12	7.4	10	80	Ya
13	6.1	26	55	Tidak
14	5.2	81	102	Tidak
15	7.4	48	164	Ya
16	7.3	133	181	Tidak
17	6.1	578	53	Tidak
18	4.5	12	14	Tidak
19	5	20	57	Tidak
20	3	3	6.2	Tidak
21	4.8	10	8	Tidak
22	3.7	10	23	Tidak
23	7.5	12	112	Ya
24	7.4	210	45	Tidak
25	6.7	10	44	Tidak
26	5.5	10	72.2	Tidak
27	6.5	10	18	Tidak
28	4.5	10	46	Tidak
29	5.3	10	6	Tidak
30	6	10	125	Tidak

B. Gaussian Naive Bayes Classifier

1) Menghitung probabilitas label kelas

Tabel 4 merupakan probabilitas label kelas tsunami “Ya” dengan data sebanyak 10. Sedangkan pada Tabel 5 ditunjukkan probabilitas label kelas tsunami “Tidak” dengan data sebanyak 20. Adapun nilai probabilitas terjadinya tsunami sebesar 0,3333 dan nilai probabilitas tidak terjadi tsunami sebesar 0,6667 seperti yang ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 4 Probabilitas label kelas Tsunami = Ya

No	Potensi Tsunami = Ya		
	Magnitudo (SR)	Kedalaman (KM)	Jarak Episentrum (KM)
1	9,1	30	160
2	6,8	30	225
3	7,3	49	142
4	7,2	10	78
5	7,3	48	160
6	8,3	10	682
7	7	15	18
8	7,4	10	80
9	7,4	48	164
10	7,5	12	112

Tabel 5 Probabilitas label kelas Tsunami = Tidak

No	Potensi Tsunami = Tidak		
	Magnitudo (SR)	Kedalaman (KM)	Jarak Episentrum (KM)
1	5,6	10	334
2	4,9	10	166
3	3,5	10	5
4	4,2	10	28
5	6,1	26	55
6	5,2	81	102
7	7,3	133	181
8	6,1	578	53
9	4,5	12	14
10	5	20	57
11	3	3	6,2
12	4,8	10	8
13	3,7	10	23
14	7,4	210	45
15	6,7	10	44
16	5,5	10	72,2
17	6,5	10	18
18	4,5	10	46
19	5,3	10	6
20	6	10	125

Tabel 6 Probabilitas label potensi tsunami

No	Probabilitas Potensi Tsunami	
	Atribut	Nilai Probabilitas
1	Ya	0,3333
2	Tidak	0,6667

2) *Menghitung mean*

Langkah berikutnya adalah menghitung nilai rata-rata dari masing-masing label kelas untuk atribut potensi tsunami. Perhitungan nilai rata-rata diperlukan karena merupakan bagian dari persamaan *probability density function*. Berikut Tabel 7 menunjukkan nilai rata-rata dari setiap atribut untuk atribut potensi tsunami dengan kelas “Ya”, dan pada Tabel 8 menunjukkan nilai rata dari setiap atribut untuk atribut potensi tsunami dengan kelas “Tidak”. Didapatkan nilai rata-rata untuk label kelas berpotensi tsunami untuk atribut magnitudo sebesar 7,53, untuk atribut kedalaman sebesar 26,20, dan atribut jarak episentrum sebesar 182,10. Sedangkan untuk nilai rata-rata label kelas tidak berpotensi tsunami didapatkan nilai magnitudo sebesar 5,29, untuk atribut kedalaman sebesar 59,15, dan untuk atribut jarak episentrum sebesar 69,42. Hasil perhitungan tersebut dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 7 Mean dari atribut Potensi Tsunami dengan kelas “Ya”

No	Potensi Tsunami = Ya		
	Magnitudo (SR)	Kedalaman (km)	Jarak Episentrum (km)
1	9,1	30	160
2	6,8	30	225

No	Potensi Tsunami = Ya		
	Magnitudo (SR)	Kedalaman (km)	Jarak Episentrum (km)
3	7,3	49	142
4	7,2	10	78
5	7,3	48	160
6	8,3	10	682
7	7	15	18
8	7,4	10	80
9	7,4	48	164
10	7,5	12	112
$\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$	7,53	26,20	182,10

Tabel 8 Probabilitas label kelas Tsunami = Tidak

No	Potensi Tsunami = Tidak		
	Magnitudo (SR)	Kedalaman (KM)	Jarak Episentrum (KM)
1	5,6	10	334
2	4,9	10	166
3	3,5	10	5
4	4,2	10	28
5	6,1	26	55
6	5,2	81	102
7	7,3	133	181
8	6,1	578	53
9	4,5	12	14
10	5	20	57
11	3	3	6,2
12	4,8	10	8
13	3,7	10	23
14	7,4	210	45
15	6,7	10	44
16	5,5	10	72,2
17	6,5	10	18
18	4,5	10	46
19	5,3	10	6
20	6	10	125
$\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$	5,29	59,15	69,42

Tabel 9 Nilai mean dari label kelas Ya dan Tidak

No	Mean			
	Potensi Tsunami	Magnitudo	Kedalaman	Jarak Episentrum
1	Ya	7,53	26,20	182,10
2	Tidak	5,29	59,15	69,42

3) Menghitung standar deviasi

Berikut uraian menghitung nilai standar deviasi untuk masing-masing atribut pada label kelas potensi tsunami. Pada Tabel 1 ditunjukkan perhitungan standar deviasi untuk atribut magnitudo dengan label kelas potensi tsunami “Ya” menghasilkan nilai sebesar 0,6767. Sedangkan pada Tabel 3.10 dapat dilihat perhitungan standar deviasi untuk atribut magnitudo dengan label kelas “Tidak” berpotensi tsunami, menghasilkan nilai sebesar 1,2096.

Tabel 10 Perhitungan standar deviasi Atribut Magnitudo “Ya”

No	Magnitudo (SR) X	Potensi Tsunami	\bar{x}	$x - \bar{x}$	$(x - \bar{x})^2$
1	9,1	YA	7,53	1,57	2,4649
2	6,8	YA	7,53	-0,73	0,5329
3	7,3	YA	7,53	-0,23	0,0529
4	7,2	YA	7,53	-0,33	0,1089
5	7,3	YA	7,53	-0,23	0,0529
6	8,3	YA	7,53	0,77	0,5929
7	7	YA	7,53	-0,53	0,2809
8	7,4	YA	7,53	-0,13	0,0169
9	7,4	YA	7,53	-0,13	0,0169
10	7,5	YA	7,53	-0,03	0,0009
n = 10	$\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2$				4,1210
	$\frac{\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$				0,4579

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} = \sqrt{0,4579} = 0.6767$$

Tabel 11 Perhitungan standar deviasi Atribut Magnitudo “Tidak”

No	Magnitudo (SR) X	Potensi Tsunami	\bar{x}	$x - \bar{x}$	$(x - \bar{x})^2$
1	5,6	TIDAK	5,29	0,31	0,0961
2	4,9	TIDAK	5,29	-0,39	0,1521
3	3,5	TIDAK	5,29	-1,79	3,2041
4	4,2	TIDAK	5,29	-1,09	1,1881
5	6,1	TIDAK	5,29	0,81	0,6561
6	5,2	TIDAK	5,29	-0,09	0,0081
7	7,3	TIDAK	5,29	2,01	4,0401
8	6,1	TIDAK	5,29	0,81	0,6561
9	4,5	TIDAK	5,29	-0,79	0,6241
10	5	TIDAK	5,29	-0,29	0,0841
11	3	TIDAK	5,29	-2,29	5,2441
12	4,8	TIDAK	5,29	-0,49	0,2401

No	Magnitudo (SR) X	Potensi Tsunami	\bar{x}	$x - \bar{x}$	$(x - \bar{x})^2$
13	3,7	TIDAK	5,29	-1,59	2,5281
14	7,4	TIDAK	5,29	2,11	4,4521
15	6,7	TIDAK	5,29	1,41	1,9881
16	5,5	TIDAK	5,29	0,21	0,0441
17	6,5	TIDAK	5,29	1,21	1,4641
18	4,5	TIDAK	5,29	-0,79	0,6241
19	5,3	TIDAK	5,29	0,01	0,0001
20	6	TIDAK	5,29	0,71	0,5041
n = 20	$\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2$				27,7981
	$\frac{\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$				1,4631

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} = \sqrt{1,4631} = 1,2096$$

Pada Tabel 12 ditunjukkan perhitungan standar deviasi untuk atribut kedalaman dengan label kelas potensi tsunami “Ya” menghasilkan nilai sebesar 17,0411. Sedangkan pada Tabel 13 dapat dilihat perhitungan standar deviasi untuk atribut kedalaman dengan label kelas “Tidak” berpotensi tsunami, menghasilkan nilai sebesar 132,7619

Tabel 12 Perhitungan standar deviasi Atribut Kedalaman “Ya”

No	Kedalaman x	Potensi Tsunami	\bar{x}	$x - \bar{x}$	$(x - \bar{x})^2$
1	30	YA	26,20	3,80	14,44
2	30	YA	26,20	3,80	14,44
3	49	YA	26,20	22,80	519,84
4	10	YA	26,20	-16,20	262,44
5	48	YA	26,20	21,80	475,24
6	10	YA	26,20	-16,20	262,44
7	15	YA	26,20	-11,20	125,44
8	10	YA	26,20	-16,20	262,44
9	48	YA	26,20	21,80	475,24
10	12	YA	26,20	-14,20	201,64
n = 10	$\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2$				2613,6
	$\frac{\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$				290,4

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} = \sqrt{290,4} = 17,0411$$

Tabel 13 Perhitungan standar deviasi Atribut Kedalaman “Tidak”

No	Kedalaman (km) X	Potensi Tsunami	\bar{x}	$x - \bar{x}$	$(x - \bar{x})^2$
1	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
2	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
3	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
4	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
5	26	TIDAK	59,15	-33,15	1098,92
6	81	TIDAK	59,15	21,85	477,42
7	133	TIDAK	59,15	73,85	5453,82
8	578	TIDAK	59,15	518,85	2698205,32
9	12	TIDAK	59,15	-47,15	2223,12
10	20	TIDAK	59,15	-39,15	1532,72
11	3	TIDAK	59,15	-56,15	3152,82
12	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
13	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
14	210	TIDAK	59,15	150,58	22755,72
15	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
16	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
17	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
18	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
19	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
20	10	TIDAK	59,15	-49,15	2415,72
n = 20	$\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2$				334888,55
	$\frac{\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$				17625,71

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} = \sqrt{17625,71} = 132,7619$$

Pada Tabel 14 ditunjukkan perhitungan standar deviasi untuk atribut jarak episentrum dengan label kelas potensi tsunami “Ya” menghasilkan nilai sebesar 184,9195. Sedangkan pada Tabel 15 dapat dilihat perhitungan standar deviasi untuk atribut jarak episentrum dengan label kelas “Tidak” berpotensi tsunami, menghasilkan nilai sebesar 80,7493.

Tabel 14 Perhitungan standar deviasi Atribut Jarak Episentrum “Ya”

No	Jarak Episentrum (km) x	Potensi Tsunami	\bar{x}	$x - \bar{x}$	$(x - \bar{x})^2$
1	160	YA	182,10	22,1	488,41
2	225	YA	182,10	41,9	1840,41
3	142	YA	182,10	-40,1	1608,01
4	78	YA	182,10	-104,1	10836,81
5	160	YA	182,10	-22,1	488,41
6	682	YA	182,10	499,9	2449900

No	Jarak Episentrum (km) x	Potensi Tsunami	\bar{x}	$x - \bar{x}$	$(x - \bar{x})^2$
7	18	YA	182,10	-164,1	26928,81
8	80	YA	182,10	-102,1	10424,41
9	164	YA	182,10	-18,1	327,61
10	112	YA	182,10	-70,1	4914,01
n = 10	$\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2$				307757
	$\frac{\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$				34195,2

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} = \sqrt{34195,2} = 184,9195$$

Tabel 15 Perhitungan standar deviasi Atribut Kedalaman “Tidak”

No	Kedalaman (km) X	Potensi Tsunami	\bar{x}	$x - \bar{x}$	$(x - \bar{x})^2$
1	334	TIDAK	69,42	264,58	70002,58
2	166	TIDAK	69,42	96,58	9327,70
3	5	TIDAK	69,42	-64,42	4149,94
4	28	TIDAK	69,42	-41,42	1715,62
5	55	TIDAK	69,42	-14,42	207,94
6	102	TIDAK	69,42	32,58	1061,46
7	181	TIDAK	69,42	111,58	12450,10
8	53	TIDAK	69,42	-16,42	269,62
9	14	TIDAK	69,42	-55,42	3071,38
10	57	TIDAK	69,42	-12,42	154,26
11	6,2	TIDAK	69,42	-63,22	3996,77
12	8	TIDAK	69,42	-61,42	3772,42
13	23	TIDAK	69,42	-46,42	2154,82
14	45	TIDAK	69,42	-24,42	596,34
15	44	TIDAK	69,42	-25,42	646,18
16	72,2	TIDAK	69,42	2,78	7,73
17	18	TIDAK	69,42	-51,42	2644,02
18	46	TIDAK	69,42	-23,42	548,50
19	6	TIDAK	69,42	-63,42	4022,10
20	125	TIDAK	69,42	55,58	3089,14
n = 20	$\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2$				123888,55
	$\frac{\sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$				6520,45

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} = \sqrt{6520,45} = 80,7493$$

4) *Menghitung probability density function*

Berikut merupakan persamaan PDF dari masing-masing atribut dengan label kelas potensi tsunami “Ya” dan “Tidak”.

$$P(\text{Magnitudo}|\text{YA}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(0.6767)}} e^{-\frac{(x_i-7.53)^2}{2(0.6767)^2}} \quad (3)$$

$$P(\text{Kedalaman}|\text{YA}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(17.0411)}} e^{-\frac{(x_i-26.20)^2}{2(17.0411)^2}} \quad (4)$$

$$P(\text{Jarak Epicentrum}|\text{YA}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(184.9195)}} e^{-\frac{(x_i-182.10)^2}{2(184.9195)^2}} \quad (5)$$

$$P(\text{Magnitudo}|\text{TIDAK}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(1.2096)}} e^{-\frac{(x_i-5.29)^2}{2(1.2096)^2}} \quad (6)$$

$$P(\text{Kedalaman}|\text{TIDAK}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(132.7619)}} e^{-\frac{(x_i-29.15)^2}{2(132.7619)^2}} \quad (7)$$

$$P(\text{Jarak Epicentrum}|\text{TIDAK}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(80.7493)}} e^{-\frac{(x_i-69.42)^2}{2(80.7493)^2}} \quad (8)$$

$$P(\text{Tsunami}|\text{YA}) = P(\text{Magnitudo}|\text{YA}) \times P(\text{Kedalaman}|\text{YA}) \times P(\text{Jarak Epicentrum}|\text{YA}) \quad (9)$$

$$P(\text{Tsunami}|\text{TIDAK}) = P(\text{Magnitudo}|\text{TIDAK}) \times P(\text{Kedalaman}|\text{TIDAK}) \times P(\text{Jarak Epicentrum}|\text{TIDAK}) \quad (10)$$

C. Pembuktian Persamaan Probability Density Function

Pada bagian ini dapat dilakukan pengujian menggunakan data test dengan nilai dari atribut magnitudo sebesar 7,2 SR, kedalaman pusat gempa sejauh 10 km, dan jarak episentrum sejauh 78 km.

○ **Label kelas {(Tsunami (ya))}**

➤ Pada *Magnitudo* = 7.2, $\sigma = 0.6767$, $\bar{x} = 7.53$

$$P(\text{Magnitudo}|\text{YA}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(0.6767)}} e^{-\frac{(7.2-7.53)^2}{2(0.6767)^2}} = 0.4307$$

➤ Pada *Kedalaman* = 10, $\sigma = 17.0411$, $\bar{x} = 26.20$

$$P(\text{Kedalaman}|\text{YA}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(17.0411)}} e^{-\frac{(10-26.20)^2}{2(17.0411)^2}} = 0.0615$$

➤ Pada *Episentrum* = 78, $\sigma = 184.9195$, $\bar{x} = 182.10$

$$P(\text{Episentrum}|\text{YA}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(184.9195)}} e^{-\frac{(78-182.10)^2}{2(184.9195)^2}} = 0.0250$$

➤ Probabilitas terjadi tsunami “Ya”

$$P(\text{Tsunami}|\text{YA}) = 0.4307 \times 0.0615 \times 0.0250 = 0.0002212$$

○ **Label kelas {(Tsunami (Tidak))}**

➤ Pada *Magnitudo* 7.2, $\sigma = 1.2096$, $\bar{x} = 5.29$

$$P(\text{Magnitudo}|\text{TIDAK}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(1.2096)}} e^{-\frac{(7.2-5.29)^2}{2(1.2096)^2}} = 0.1043$$

➤ Pada *Kedalaman* = 10, $\sigma = 132.7619$, $\bar{x} = 59.15$

$$P(\text{Kedalaman}|\text{TIDAK}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(132.7619)}} e^{-\frac{(10-59.15)^2}{2(132.7619)^2}} = 0.0323$$

- Pada Jarak Epicentrum = 78, $\sigma = 80.7493$, $\bar{x} = 69.42$

$$P(\text{Episentrum}|\text{TIDAK}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(80.7493)}} e^{-\frac{(78-69.42)^2}{2(80.7493)^2}} = 0.0442$$

- Probabilitas terjadi tsunami “Tidak”

$$P(\text{Tsunami}|\text{TIDAK}) = 0,1043 \times 0,0323 \times 0,0442 = 0,0000993$$

Berdasarkan perhitungan tersebut didapatkan probabilitas untuk masing-masing label kelas terjadi dan tidak terjadi tsunami sebesar 0,0002212 dan 0,0000992. Dari hasil tersebut bahwa $P(\text{Tsunami}|\text{YA}) > P(\text{Tsunami}|\text{TIDAK})$ sehingga hasil keputusannya adalah “Ya” berpotensi tsunami seperti yang ditunjukkan pada Tabel 16.

Tabel 16 Hasil pengujian data set pertama

Potensi Tsunami	Magnitudo	Kedalaman	Jarak Episentrum	Label
Ya	0,4307	0,0615	0,0250	0,0002212
Tidak	0,1043	0,0323	0,0442	0,0000993
Data Uji ke-n	7,2	10	78	Ya

Pada bagian berikutnya dapat dilakukan pengujian menggunakan data test yang kedua dengan nilai dari atribut magnitudo sebesar 5 SR, kedalaman pusat gempa sejauh 20 km, dan jarak episentrum sejauh 57 km.

○ **Label kelas {(Tsunami (ya))}**

- Pada Magnitudo 5, $\sigma = 0.6767$, $\bar{x} = 7.53$

$$P(\text{Magnitudo}|\text{YA}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(0.6767)}} e^{-\frac{(5-7.53)^2}{2(0.6767)^2}} = 0.0004$$

- Pada Kedalaman = 20, $\sigma = 17.0411$, $\bar{x} = 26.20$

$$P(\text{Kedalaman}|\text{YA}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(17.0411)}} e^{-\frac{(20-26.20)^2}{2(17.0411)^2}} = 0.0905$$

- Pada Jarak Epicentrum = 57, $\sigma = 184.9195$, $\bar{x} = 182.10$

$$P(\text{Episentrum}|\text{YA}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(184.9195)}} e^{-\frac{(57-182.10)^2}{2(184.9195)^2}} = 0.0233$$

- Probabilitas terjadi tsunami “Ya”

$$P(\text{Tsunami}|\text{YA}) = 0,0004 \times 0,0905 \times 0,0233 = 0,00000031$$

○ **Label kelas {(Tsunami (Tidak))}**

- Pada Magnitudo 5, $\sigma = 1.2096$, $\bar{x} = 5.29$

$$P(\text{Magnitudo}|\text{TIDAK}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(1.2096)}} e^{-\frac{(5-5.29)^2}{2(1.2096)^2}} = 0.3526$$

- Pada Kedalaman = 20, $\sigma = 132.7619$, $\bar{x} = 59.15$

$$P(\text{Kedalaman}|\text{TIDAK}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(132.7619)}} e^{-\frac{(20-59.15)^2}{2(132.7619)^2}} = 0.0332$$

- Pada Jarak Episentrum = 57, $\sigma = 80.7493$, $\bar{x} = 69.42$

$$P(\text{Episentrum}|\text{TIDAK}) = \frac{1}{\sqrt{2(3.14)(80.7493)}} e^{-\frac{(57-69.42)^2}{2(80.7493)^2}} = 0.0439$$

- Probabilitas terjadi tsunami “Tidak”

$$P(\text{Tsunami}|\text{TIDAK}) = 0,3526 \times 0,0332 \times 0,0439 = 0,00034201$$

Berdasarkan perhitungan tersebut didapatkan probabilitas untuk masing-masing label kelas terjadi dan tidak terjadi tsunami sebesar 0,00000031 dan 0,00034201. Dari hasil tersebut bahwa $P(\text{Tsunami}|\text{YA}) > P(\text{Tsunami}|\text{TIDAK})$ sehingga hasil keputusannya adalah “Tidak” berpotensi tsunami seperti yang ditunjukkan pada Tabel 17.

Tabel 17 Hasil pengujian data set pertama

Potensi Tsunami	Magnitudo	Kedalaman	Jarak Episentrum	Label
Ya	0,0004	0,0905	0,0233	0,00000031
Tidak	0,3526	0,0332	0,0439	0,00034201
Data Uji ke-n	5	20	57	Tidak

D. Simulasi berbasis mikrokontroler

1) Script Arduino IDE

```
void GNBC_PDF(float magnitudoValue, float kedalamanValue, float epicentrumValue){
    float meanMagnitudo_Y = 7.53;
    float meanKedalaman_Y = 26.20;
    float meanEpisentrum_Y = 182.1;

    float meanMagnitudo_T = 5.275;
    float meanKedalaman_T = 59.15;
    float meanEpisentrum_T = 69.42;

    float sDevMagnitudo_Y = 0.6767;
    float sDevKedalaman_Y = 17.0411;
    float sDevEpisentrum_Y = 184.9195;

    float sDevMagnitudo_T = 1.1956;
    float sDevKedalaman_T = 80.7493;
    float sDevEpisentrum_T = 132.7619;

    // probability density function potensi tsunami "Ya"
    PDF_Y_Magnitudo = probDensityFunction(sDevMagnitudo_Y, meanMagnitudo_Y, magnitudoValue);
    PDF_Y_Kedalaman = probDensityFunction(sDevKedalaman_Y, meanKedalaman_Y, kedalamanValue);
    PDF_Y_Epicentrum = probDensityFunction(sDevEpisentrum_Y, meanEpisentrum_Y, epicentrumValue);

    PDF_Y = PDF_Y_Magnitudo*PDF_Y_Kedalaman*PDF_Y_Epicentrum;

    // probability density function potensi tsunami "Tidak"
    PDF_T_Magnitudo = probDensityFunction(sDevMagnitudo_T, meanMagnitudo_T, magnitudoValue);
    PDF_T_Kedalaman = probDensityFunction(sDevKedalaman_T, meanKedalaman_T, kedalamanValue);
    PDF_T_Epicentrum = probDensityFunction(sDevEpisentrum_T, meanEpisentrum_T, epicentrumValue);

    PDF_T = PDF_T_Magnitudo*PDF_T_Kedalaman*PDF_T_Epicentrum;

    probKelasYa = PDF_Y/(PDF_Y+PDF_T);
    probKelasTidak = PDF_T/(PDF_Y+PDF_T);
}
```

Berdasarkan perhitungan yang dilakukan secara manual, dapat diimplementasikan persamaan 1 dan persamaan 2 kedalam code pemrograman menggunakan bahasa C. Adapun parameter yang diperlukan dalam melakukan perhitungan adalah nilai rata-rata dari magnitudo, kedalaman pusat gempa, dan jarak episentrum. Berikutnya diperlukan juga nilai dari masing-masing standar deviasi dari magnitudo, kedalaman pusat gempa, dan jarak episentrum. Pada bagian ini dapat diimplementasikan sintak fungsi *Probabilistic Density Function* untuk menghitung potensi tsunami. Berdasarkan sintak tersebut didapatkan hasil probabilitas kelas “ya” dan probabilitas kelas “tidak” yang akan di komparasikan untuk dijadikan keputusan.

```
void loopPrint(){
    Serial.print(" ");
```

```
Serial.print(magnitudoInput);
Serial.print(" ");
Serial.print(kedalamanInput);
Serial.print(" ");
Serial.print(epicentrumInput);
Serial.print(" ]");
Serial.print(" ---> ");
if(probKelasYa > probKelasTidak){
    Serial.println("BERPOTENSI TSUNAMI");
}
if(probKelasYa < probKelasTidak){
    Serial.println("TIDAK BERPOTENSI TSUNAMI");
}
}
```

Pada sintak berikutnya dapat dilihat hasil keputusan akhir menunjukkan jika hasil perhitungan pada variabel probKelasYa lebih besar daripada yang tersimpan pada variabel probKelasTidak maka menunjukkan “BERPOTENSI TSUNAMI”. Sedangkan jika hasil perhitungan pada variabel probKelasYa lebih kecil daripada yang tersimpan pada variabel probKelasTidak maka menunjukkan “TIDAK BERPOTENSI TSUNAMI”.

2) Data testing menggunakan mikrokontroler

Tabel 18 Percobaan klasifikasi data

No	Magnitudo (SR)	Kedalaman (KM)	Jarak Episentrum (KM)	Potensi Tsunami (https://inatews.bmkg.go.id/)	Potensi Tsunami (Gaussian Naive Bayes Classifier)
1	5.3	90	228	TIDAK	TIDAK
2	5.1	10	207	TIDAK	TIDAK
3	5.6	63	190	TIDAK	TIDAK
4	5.2	89	134	TIDAK	TIDAK
5	5.1	10	25	TIDAK	TIDAK
6	5.6	10	10	TIDAK	TIDAK
7	5.0	10	169	TIDAK	TIDAK
8	5.5	49	51	TIDAK	TIDAK
9	5.3	24	82	TIDAK	TIDAK
10	5.6	10	213	TIDAK	TIDAK
11	6.8	10	187	TIDAK	YA
12	5.0	31	81	TIDAK	TIDAK
13	3.1	10	5	TIDAK	TIDAK
14	4.6	35	60	TIDAK	TIDAK
15	2.7	10	7	TIDAK	TIDAK
16	4.3	5	87	TIDAK	TIDAK
17	7.4	10	113	YA	YA
18	7.5	12	112	YA	YA
19	7.1	73	137	YA	YA
20	7.0	36	133	YA	YA
21	6.9	10	85	YA	YA
22	7.4	11	25	YA	YA
23	7.7	10	27	YA	YA
24	7.0	15	8	YA	YA
25	7.8	10	261	YA	YA

Berdasarkan Tabel 18 didapatkan hasil percobaan validasi menggunakan data yang terdapat pada laman BMKG. Dari 25 data yang di dapatkan terdapat satu data yang tidak valid yang menunjukkan hasil prediksi berbeda dengan hasil yang sebenarnya. Berdasarkan percobaan tersebut akurasi dari algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier yang diimplementasikan pada mikrokontroler adalah 96%.

IV. KESIMPULAN

Sistem mitigasi potensi tsunami dengan parameter magnitudo dalam satuan skala richter, kedalaman pusat terjadinya pergeseran lempeng tektonik dalam satuan Km, serta jarak daratan terhadap episentrum di darat atau di laut dalam satuan Km menggunakan algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier berbasis mikrokontroler dengan klasifikasi “Berpotensi Tsunami” dan “Tidak Berpotensi Tsunami” memiliki akurasi sebesar 96%. Pada mikrokontroler dibuatkan fungsi untuk mengimplementasikan algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier nya menggunakan formula *Probabilistic Density Function* dengan parameter yang digunakan adalah ketiga input dalam bentuk data kontinyu dengan parameter (magnitudo, kedalaman, jarak episentrum), nilai standar deviasi ketiga input parameter pada label kelas “Ya” dan “Tidak”, dan nilai rata-rata ketiga input parameter pada label kelas “Ya” dan “Tidak”. Keputusan akhir dari algoritma Gaussian Naive Bayes Classifier menunjukkan jika hasil perhitungan dalam bentuk diskrit pada probabilitas “Ya” lebih besar daripada probabilitas “Tidak” maka menunjukkan “Berpotensi Tsunami”. Sedangkan jika hasil perhitungan pada probabilitas “Ya” lebih kecil daripada probabilitas “Tidak” maka menunjukkan “Tidak Berpotensi Tsunami”. Hasil dari perhitungan tersebut dapat diimplementasikan pada mikrokontroler sehingga proses pengambilan keputusan dapat segera di sajikan. Pada penelitian berikutnya dapat pula dilakukan proses update data latih sehingga dapat dilakukan secara berkala sehingga akan mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik disesuaikan dengan kondisi terkini. Proses pengumpulan data dapat pula menggunakan media sosial seperti twitter pada laman resmi BMKG yang terus memperbarui informasi seputar gempa dengan informasi parameter utama yaitu magnitudo, kedalaman, dan episentrum.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Handayani and S. Priyadi, “Implementasi Algoritma Naive Bayes Classifier dalam Pengklasifikasian Teks Otomatis Pengaduan dan Pelaporan Masyarakat melalui Layanan Call Center 110,” *J. Tek. Elektro*, vol. 7, no. 1, pp. 19–24, 2015.
- [2] S. Bhatia and J. Malhotra, “Naïve bayes classifier for predicting the novel coronavirus,” in *International Conference on Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks*, 2021, no. Icciv, pp. 880–883, doi: 10.1109/ICICV50876.2021.9388410.
- [3] D. Silahudin, Henderi, and A. Holidin, “Model expert system for diagnosis of COVID-19 using naïve bayes classifier,” in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2020, vol. 1007, no. 1, doi: 10.1088/1757-899X/1007/1/012067.
- [4] H. Kamel, D. Abdulah, and J. M. Al-Tuwaijari, “Cancer Classification Using Gaussian Naive Bayes Algorithm,” in *Proceedings of the 5th International Engineering Conference*, 2019, pp. 165–170, doi: 10.1109/IEC47844.2019.8950650.
- [5] G. Tzanos, C. Kachris, and D. Soudris, “Hardware Acceleration on Gaussian Naive Bayes Machine Learning Algorithm,” in *International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies*, 2019, pp. 1–5, doi: 10.1109/MOCAST.2019.8741875.
- [6] A. Charisma, E. Taryana, D. I. Saputra, M. B. Misuari, A. Setiawan, and F. Dharmawan, “Implementasi Sistem Komunikasi FM Pada Prototype Pendeteksi Dini Gempa,” *PRotek J. Ilm. Tek. Elektro*, vol. 7, no. 2, pp. 60–64, 2020, doi: 10.33387/protk.v7i2.1812.
- [7] R. Prathivi, “Optimasi Algoritme Naive Bayes Untuk Klasifikasi Data Gempa Bumi di Indonesia Berdasarkan Hiposentrum,” *Telematika*, vol. 13, no. 1, pp. 36–43, 2020, doi: 10.35671/telematika.v13i1.928.
- [8] J. Parningotan Sianipar, R. E. Saputra, and C. Setianingsih, “Waves With Multi-Sensor System Based on Web Application Using Naive Bayes Algorithm,” in *e-Proceeding of Engineering*, 2021, vol. 8, no. 5, pp. 6183–6188.
- [9] Badan Meteorologi Klimatologi dan Geoofisika, “Indonesia Tsunami Early Warning System,” *BMKG*, 2022. <https://inatews.bmkg.go.id/web/>.
- [10] F. N. Ernandi and . M., “Analisis Variasi a-Value dan b-Value Dengan Menggunakan Software Zmap V.6 Sebagai Indikator Potensi Gempa Bumi Di Wilayah Nusa Tenggara Barat,” *Inov. Fis. Indones.*, vol. 9, no. 3, pp. 24–30, 2020, doi: 10.26740/ifi.v9n3.p24-30.
- [11] D. Irawan Saputra, S. Sambasri, J. Maulana, C. Andi Mulyadi, and L. Aunillah, “Laboratorium Kit Sederhana Untuk Pengolahan Citra Digital dan Instrumentasi Cerdas,” 2019, doi: 10.5614/sniko.2018.19.