

# Pengelompokkan Wilayah Berdasarkan Tingkat Bencana Banjir Menggunakan Algoritma K-Means Clustering

## *Grouping of Areas Based on Flood Disaster Level Using K-Means Clustering Algorithm*

Maryam Hasan\*  
Program Studi Teknik  
Informatika  
Universitas Ichsan Gorontalo  
Gorontalo, Indonesia  
maryamhasan366@gmail.com\*

Sudirman S. Panna  
Program Studi Teknik  
Informatika  
Universitas Ichsan Gorontalo  
Gorontalo, Indonesia  
sudirmanpanna@unisan.ac.id

Abd. Rahmat Karim Haba  
Program Studi Teknik  
Informatika  
Universitas Ichsan Gorontalo  
Gorontalo, Indonesia  
rkarimhaba@gmail.com

Apriyanto Alhamad  
Program Studi Teknik  
Informatika  
Universitas Ichsan Gorontalo  
Gorontalo, Indonesia  
apriyanto86@gmail.com

Diterima : Juli 2025  
Disetujui : Desember 2025  
Dipublikasi : Januari 2026

**Abstrak**— Provinsi gorontalo memiliki tingkat kerawanan bencana banjir yang tinggi akibat kondisi geografis, curah hujan yang tinggi, serta alih fungsi lahan yang tidak terkontrol. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma K-Means Clustering dalam mengelompokkan wilayah berdasarkan tingkat dampak bencana banjir guna mendukung proses mitigasi dan pengambilan keputusan oleh Badan Nasional Pencarian dan Pertolongan (BNPP) Gorontalo. Data yang digunakan diperoleh dari instansi terkait sebanyak 405 data kejadian bencana yang mencakup jumlah warga terdampak, menderita, luka-luka, meninggal, dan hilang. Proses analisis meliputi pengumpulan data, pemrosesan, perhitungan jarak menggunakan metode Euclidean Distance, serta pembentukan dua klaster berdasarkan tingkat dampaknya. Iterasi berhenti pada tahap ke 2 setelah tercapai kondisi stabil (konvergen). Hasil pengelompokkan menunjukkan bahwa klaster 1 (C1) mencakup wilayah yang terdampak banjir seperti desa Imana, Iloheluma, dan Tudi, sedangkan klaster 2 (C2) mencakup wilayah yang tidak terdampak, seperti Wapalo, Ilomata, Motihelumo, dan lainnya. Implementasi K-Means terbukti efektif dalam membantu identifikasi wilayah prioritas penanganan bencana secara objektif dan berbasis data.

**Kata Kunci**—*Bencana Banjir, Data Mining, K-Means, Clustering*

**Abstract**— *The Province of Gorontalo is highly vulnerable to flood disasters due to its geographical conditions, high rainfall, and uncontrolled land-use changes. This study aims to apply the K-Means Clustering algorithm to classify regions based on flood impact levels to support disaster mitigation and decision-making processes by the National Search and Rescue Agency (BNPP) Gorontalo. The dataset comprises 405 disaster incident records obtained from related institutions, including the number of affected, injured, deceased, and missing individuals. The analysis process involves data collection, preprocessing, distance calculation using the Euclidean Distance method, and the formation of two clusters based on impact levels. The iteration process stopped at the second iteration, indicating that a stable (convergent) condition had been achieved. The results revealed that Cluster 1 (C1) includes areas significantly affected by floods*

*such as Imana, Iloheluma, and Tudi villages, while Cluster 2 (C2) represents unaffected areas like Wapalo, Ilomata, Motihelumo, and others. The implementation of the K-Means algorithm proved effective in identifying disaster-prone regions objectively and data-driven, thus supporting more efficient disaster response planning.*

**Keywords**—*Flood Disaster, Data Mining, K-Means, Clustering*

### I. PENDAHULUAN (HEADING 1)

Bencana alam merupakan peristiwa yang terjadi di luar kebiasaan manusia dan dapat menimbulkan kerusakan lingkungan, kerugian harta benda, gangguan psikologis, bahkan korban jiwa[1]. Provinsi gorontalo merupakan salah satu wilayah di Indonesia yang memiliki tingkat kerentanan terhadap berbagai jenis bencana alam, seperti banjir, gempa bumi, kebakaran hutan, puting beliung, dan tanah longsor[2], [3]. Berdasarkan catatan dari Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB), sejak tahun 2013 hingga awal 2019, telah terjadi lebih dari 80 kejadian bencana di wilayah Provinsi Gorontalo. Kondisi tersebut menuntut adanya peningkatan dalam hal mitigasi bencana dan penyusunan strategi penanggulangan yang lebih akurat dan tepat sasaran[2], [4]. Pemerintah melalui Undang-undang Nomor 24 Tahun 20076 tentang Penanggulangan Bencana telah menegaskan pentingnya pengurangan risiko bencana secara sistematis. Salah satu institusi yang berperan dalam pelaksanaan penanggulangan bencana adalah Badan Nasional Pencarian dan Pertolongan (BNPP) kota gorontalo[5]. Dalam operasionalnya, BNPP memerlukan data cepat, akurat, dan relevan untuk menentukan prioritas daerah penanganan bencana, khususnya banjir yang cenderung meningkat setiap tahun akibat alih fungsi lahan dan perubahan iklim[6]. Untuk mendukung proses pengambilan keputusan yang cepat dan tepat, dibutuhkan sebuah system atau metode analisis data yang mampu mengidentifikasi wilayah-wilayah dengan tingkat kerawanan bencana yang

berbeda[7],[8]. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah algoritma K-Means Clustering. Metode ini termasuk dalam kategori data mining non-hierarki yang dapat digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan karakteristik[9],[10]. Dalam konteks ini K-Means dapat dimanfaatkan untuk mengelompokkan wilayah di provinsi Gorontalo menjadi dua klaster utama, yaitu wilayah rawan banjir dan wilayah yang tidak rawan banjir[11], [12].

Salah satu bencana yang sering terjadi di Provinsi Gorontalo adalah banjir, dan frekuensinya meningkat dalam beberapa tahun terakhir. Peningkatan ini disebabkan oleh kondisi geografi provinsi yang didominasi daratan rendah, keberadaan Sungai Bone sebagai sungai besar, serta curah hujan tinggi sepanjang tahun [2]. Selain itu, perubahan penggunaan lahan seperti konversi hutan menjadi permukiman dan pertanian turut memperparah tingginya debit limpasan permukaan, yang kemudian meningkatkan risiko banjir [3]. Data BPBD dan BNPB menunjukkan bahwa wilayah Kota Gorontalo, Kabupaten Bone Bolango, dan Kabupaten Gorontalo termasuk daerah dengan kejadian banjir tertinggi, terutama pada musim hujan [4]. Hal ini menunjukkan bahwa faktor alam dan faktor antropogenik memiliki peran besar dalam memicu bencana banjir di Gorontalo.

Dalam upaya mitigasi, banjir memerlukan proses pengambilan keputusan yang cepat dan berbasis data. Namun, identifikasi wilayah rawan banjir di banyak daerah di Indonesia masih dilakukan secara manual, sehingga rawan menghasilkan kesalahan, memakan waktu lama, dan kurang akurat [5]. Kondisi ini juga di temukan pada studi pemetaan banjir di sejumlah wilayah, di mana metode manual menyebabkan keterlambatan dalam penentuan wilayah prioritas penanganan [7]. Oleh karena itu, diperlukan metode analisis yang mampu mengelompokkan wilayah berdasarkan tingkat kerawanan secara objektif dan terstruktur.

Algoritma *K-Means Clustering* merupakan salah satu Teknik data mining non-hirarki yang efektif untuk mengelompokkan objek berdasarkan kemiripan karakteristiknya. Metode ini banyak digunakan dalam pemetaan bencana, termasuk penentuan wilayah banjir. Penelitian oleh Isnin Rinjani, Saeful Anwar & Ruli Herdiana menunjukkan bahwa K-Means mampu menghasilkan pengelompokan yang akurat untuk daerah rawan bencana di Indonesia [9]. Dalam penelitian lainnya, Mira Suci Yana, Lathifah Setiawan, Elvitra Mutia Ulfa & Asep Rusyana menggunakan K-Means untuk memetakan intensitas kejadian bencana dan memperoleh kluster yang stabil melalui evaluasi centroid [10]. Sementara itu, Seprina Aulia Putri berhasil mengelompokkan daerah rawan banjir di kabupaten jember dengan tingkat akurasi tinggi menggunakan pendekatan serupa [12].

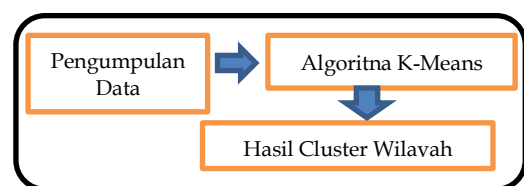
Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas algoritma K-Means dalam pengelompokkan data spasial dan bencana. Gerry Setapati & Dian Hafidh Zulfikar melakukan penelitian tentang Algoritma K-Means Untuk Mengelompokkan Daerah Rawan Bencana. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa wilayah rawan bencana dapat dikelompokkan dalam tiga kategori, yaitu wilayah dengan tingkat kerawanan rendah, sedang dan tinggi[13]. Dede Rohman dkk, melakukan penelitian Clustering Bencana Alam Menggunakan K-Means Pada Wilayah Jawa Barat berdasarkan jenis bencana. Penelitian ini menggunakan tools RapidMiner memperoleh tiga klaster dengan nilai Davies-

Bouldin Index sebesar 0,004. Klaster 0 merepresentasikan wilayah dengan frekuensi kejadian tinggi, klaster 2 mencerminkan wilayah dengan kejadian sedang, dan klaster 1 menunjukkan wilayah dengan tingkat kejadian rendah[14]. Iqbal Alfian melakukan penelitian membangun model pengelompokkan bencana alam di Indonesia dengan menerapkan algoritma K-Means berdasarkan data komentar masyarakat di media social Twiter. Hasil yang didapatkan algoritma K-Means terbukti efektif dalam mengelompokkan topik-topik bencana berdasarkan jarak semantik antara kata pada komentar masyarakat di Twiter[15].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *K-Means Clustering* dalam mengelompokkan wilayah di Provinsi Gorontalo berdasarkan tingkat risiko bencana banjir. Hasil pengklasteran diharapkan dapat menjadi dasar penyediaan informasi berbasis data untuk membantu pemerintah, BNPB, dan BPPBD dalam menentukan wilayah prioritas penanganan, merumuskan strategi mitigasi, serta meningkatkan efektivitas pengurangan risiko bencana di Provinsi Gorontalo.

## II. METODE

Gambar 1, menunjukkan alur metode penelitian yang diawali dengan pengumpulan data sebagai tahapan awal, kemudian data yang telah diperoleh diolah menggunakan algoritma K-Means untuk melakukan proses pengelompokan, sehingga menghasilkan cluster wilayah yang merepresentasikan pola atau karakteristik data berdasarkan tingkat kemiripan tertentu.



Gambar 1 Tahapan Metode Penelitian

### A. Pengumpulan Data

Data Didapatkan dari lokasi penelitian di Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) sebanyak 405 Data

### B. Algoritma K-Means

Setelah data didapatkan, maka akan diolah menggunakan algoritma K-Mean, adapun beberapa langkah yaitu:

- Menentukan jumlah cluster yang diinginkan. Dalam penelitian ini data-data dikelompokkan menjadi dua cluster.
- Setelah diketahui nilai k dan pusat cluster awal selanjutnya mengukur jarak antara pusat cluster menggunakan *Euclidian distance*, kemudian akan didapatkan matriks jarak yaitu C1 dan C2 sebagai berikut:

$$d(x, y) = |x - y| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

- Jarak hasil perhitungan akan dilakukan perbandingan dan dipilih jarak terdekat antara data dengan pusat cluster, jarak ini menunjukkan bahwa data tersebut

berada dalam satu kelompok dengan pusat cluster terdekat.

### C. Hasil Cluster

Hasil Cluster yang akan diperoleh c1 sebagai cluster berdampak dan C2 sebagai Cluster Tidak berdampak

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Pengumpulan Data

Data seperti pada tabel 1 didapatkan dari lokasi sebanyak 405 Data, berikut data yang telah diperoleh :

TABEL 1. DATA PENELITIAN

No	Nama Wilayah	Terendam	Menderita	Luka-luka	Meninggal	Hilang
1	Desa Imana Kec. Atinggola Kab. Gorontalo Utara	158	590	25	2	3
2	Desa Wapalo Kec. Atinggola Kab. Gorontalo Utara	35	210	32	1	2
3	Desa Ilomata Kec. Atinggola Kab. Gorontalo Utara	45	227	56	3	1
4	Desa Iloheluma Kec. Atinggola Kab. Gorontalo Utara	79	395	22	3	5
5	Desa Motihelumo Kec. Sumalata Timur Kab. Gorontalo Utara	16	102	23	1	3
405	Desa Libungo Kec. Suwawa Selatan Kab. Bone Bolango	29	99	62	1	8

### B. Algoritma K-Means

- Jumlah Cluster Pada Penelitian adalah 2 Cluster

TABEL 2. PENENTUAN AWAL CLUSTER

Titik Pusat Awal	Terendam	Menderita	Luka-luka	Meninggal	Hilang
Cluster 1	79	395	22	3	5
Cluster 2	75	330	12	5	2

- Setelah diketahui nilai k dan pusat cluster awal selanjutnya mengukur jarak antara pusat cluster menggunakan *Euclidian distance*, kemudian akan didapatkan matriks jarak yaitu C1 dan C2.

TABEL 3. PERHITUNGAN EUCLIDIAN DISTANCE

	C1					C2					Cluster
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
1	158	590	25	2	3	0	0	0	0	0	1
2	0	0	0	0	0	35	210	32	1	2	2
3	0	0	0	0	0	45	227	56	3	1	2
4	79	395	22	3	5	0	0	0	0	0	1
5	0	0	0	0	0	16	102	23	1	3	2
6	0	0	0	0	0	82	341	29	4	1	2
7	0	0	0	0	0	72	316	32	2	1	2
8	105	401	22	1	3	0	0	0	0	0	1
9	0	0	0	0	0	75	330	12	5	2	2
10	0	0	0	0	0	40	135	32	3	3	2
Σ	342	1386	69	6	11	365	1661	216	19	13	
Jumlah data	3	3	3	3	3	7	7	7	7	7	

Jarak hasil perhitungan akan dilakukan perbandingan dan dipilih jarak terdekat antara data dengan pusat cluster, jarak ini menunjukkan bahwa data tersebut berada dalam satu kelompok dengan pusat cluster terdekat. Dengan cara membandingkan hasil cluster dan diambil yang terkecil. Berikut ini ditampilkan data matriks pengelompokan group, nilai 1 berarti data tersebut berada dalam group (kelompok data)

TABEL 4. PENGELOMPOKAN GROUP

Lokasi Musibah	Terendam	Menderita	Luka-Luka	Meninggal	Hilang	C1	C2	Cluster
1	158	590	25	2	3	210,42814	273,25446	1
2	35	210	32	1	2	190,45734	128,12494	2
3	45	227	56	3	1	174,7913	115,97414	2
4	79	395	22	3	5	0	65,984847	1
5	16	102	23	1	3	299,71153	235,80288	2
6	82	341	29	4	1	54,690036	21,740911	2
7	72	316	32	2	1	80,043738	24,799194	2
8	105	401	22	1	3	26,832816	77,833155	1
9	75	330	12	5	2	65,984847	0	2

Lokasi Musibah	Terendam	Menderita	Luka-Luka	Meninggal	Hilang	C1	C2	Cluster
10	40	135	32	3	3	263,10	199,13	2
						644	563	

Setelah diketahui anggota tiap-tiap cluster kemudian pusat centeroid baru dihitung berdasarkan data anggota tiap-tiap cluster sesuai rumus pusat anggota cluster sebagai berikut:

Centeroid baru ke-1 pada :

$$\begin{aligned} \text{Terendam} &: \frac{158+79+105}{3} = 114 \\ \text{Menderita} &: \frac{590+395+401}{3} = 462 \\ \text{Luka-Luka} &: \frac{25+22+22}{3} = 23 \\ \text{Meninggal} &: \frac{2+3+1}{3} = 2 \\ \text{Hilang} &: \frac{3+5+3}{3} = 3.66667 \end{aligned}$$

Centeroid baru ke-2 pada:

$$\begin{aligned} \text{Terendam} &: \frac{35+45+16+82+72+75+40}{7} = 52,1429 \\ \text{Menderita} &: \frac{210+227+102+341+316+330+135}{7} = 237,286 \\ \text{Luka-Luka} &: \frac{32+56+23+29+32+12+32}{7} = 30,8571 \\ \text{Meninggal} &: \frac{1+3+1+4+2+5+3}{7} = 2,71429 \\ \text{Hilang} &: \frac{2+1+3+1+1+2+3}{7} = 1,85714 \end{aligned}$$

Berikut ini ditampilkan hasil perhitungan centeroid baru ke dalam tabel.

TABEL 5. CENTEROID BARU

Titik Pusat Awal	Terendam	Menderita	Luka-Luka	Meninggal	Hilang
Cluster 1	114	462	23	2	3.6667
Cluster 2	52,1429	237,286	30,8571	2,71429	1,85714

Perhitungan jarak pusat cluster pertama dengan data pertama menggunakan centeroid baru adalah:

$$\begin{aligned} d_{a1} &= \sqrt{(158 - 114)^2 + (590 - 462)^2 + (25 - 23)^2 + (2 - 2)^2 + (3 - 3,6667)^2} \\ &= \sqrt{(44)^2 + (128)^2 + (2)^2 + (0)^2 + (0,66667)^2} \\ &= \sqrt{1936 + 16384 + 4 + 0 + 0,4444488889} \\ &= \sqrt{18324,4444488889} \\ &= 135,367811716408 \end{aligned}$$

Perhitungan jarak pusat cluster pertama dengan data pertama menggunakan centeroid baru adalah:

$$\begin{aligned} d_{b1} &= \sqrt{(158 - 52,1429)^2 + (590 - 237,286)^2 + (25 - 30,8571)^2 + (2 - 2,71429)^2 + (3 - 1,85714)^2} \\ &= \sqrt{(105,8571)^2 + (352,714)^2 + (-5,8571)^2 + (0,71429)^2 + (1,14286)^2} \\ &= \sqrt{11205,72562041 + 124407,165796 + 34,30562041 + 0,5102102041 + 1,3061289796} \\ &= \sqrt{135649,013376} \\ &= 368,305597807 \end{aligned}$$

TABEL 6. HASIL PERHITUNGAN JARAK PUSAT CLUSTER BARU PADA ITERASI KE-2

Lokasi Musibah	Terendam	Menderita	Luka-luka	Meninggal	Hilang	C1	C2	Cluster
1	158	590	25	2	3	135,36781	368,30588	1
2	35	210	32	1	2	264,25325	32,290139	2
3	45	227	56	3	1	247,14998	28,103308	2
4	79	395	22	3	5	75,615989	160,26076	1
5	16	102	23	1	3	373,10246	140,26586	2
6	82	341	29	4	1	125,34796	107,95341	2
...	.....	.....	.....	...	.....	.....	.....	.....
10	40	135	32	3	3	335,39148	103,01704	2

TABEL 7. PENGELOMPOKKAN DATA BERSARKAN CLUSTER PADA LITERASI KE-2

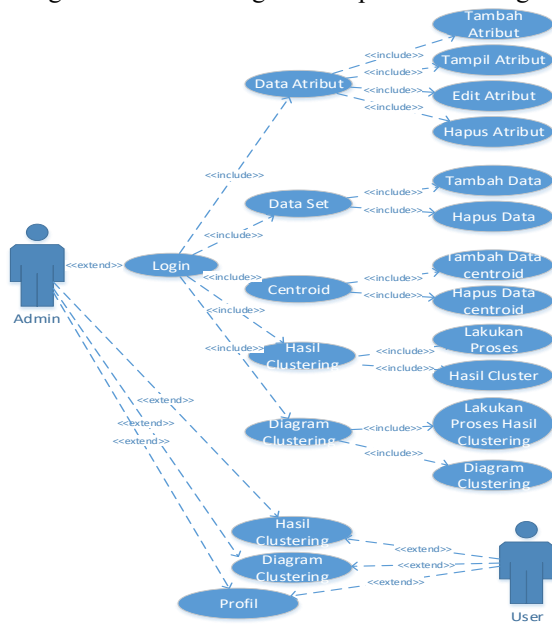
	C1					C2					Cluster
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
1	158	590	25	2	3	0	0	0	0	0	1
2	0	0	0	0	0	35	210	32	1	2	2
3	0	0	0	0	0	45	227	56	3	1	2
4	79	395	22	3	5	0	0	0	0	0	1
5	0	0	0	0	0	16	102	23	1	3	2
6	0	0	0	0	0	82	341	29	4	1	2
7	0	0	0	0	0	72	316	32	2	1	2
8	105	401	22	1	3	0	0	0	0	0	1
9	0	0	0	0	0	75	330	12	5	2	2
10	0	0	0	0	0	40	135	32	3	3	2
Σ	342	1386	69	6	11	365	1661	216	19	13	
Jumlah data	3	3	3	3	3	7	7	7	7	7	
Rata-rata	114	462	23	2	3,6667	52,1429	237,286	30,8571	2,71429	1,85714	

Pada perhitungan ini iterasi berhenti pada iterasi ke-2 karena kelompok data 1 = kelompok data 2 dari hasil clustering dan telah mencapai titik stabil dan konvergen. Dan diperoleh 2 cluster yaitu cluster pertama (C1) yaitu daerah yang terdampak bencana banjir Desa Imana Kecamatan Atinggola Kab. Gorut, Desa Iloheluma Kec. Atinggola Kab. Gorut dan Desa Tudi Kec. Monano Kab. Gorut. Sedangkan cluster kedua (C2) yakni daerah yang tidak terdampak bencana banjir antara lain Desa Wapalo Kab Gorut, Desa Ilomata Kab Gorut, Desa Motihelumo Kab Gorut, Desa

Hotokalo Kab Gorut, Desa Pilohulata Kab. Gorut, Desa Mokonow Kab. Gorut dan Desa Juriati Kab Gorut.

### C. Desain Sistem

Desain sistem Gambar 2, menggambarkan alur kerja aplikasi clustering yang dimulai dari proses login pengguna, pengelolaan data atribut dan data set, penentuan centroid, proses perhitungan clustering, hingga penyajian hasil clustering dalam bentuk diagram dan profil clustering.



Gambar 2. Usecase

### D. Hasil Cluster

Gambar tersebut menampilkan halaman hasil clustering yang membagi wilayah desa di Kabupaten Gorontalo Utara ke dalam dua kelompok berdasarkan tingkat dampak bencana, yaitu Gambar 3 kelompok C1 (Berdampak) yang mencakup 3 desa dengan angka warga menderita dan rumah terendam yang tinggi, serta Gambar 4 kelompok C2 (Tidak Berdampak) yang mencakup 7 desa dengan skala dampak yang lebih rendah. Data pada kedua tabel tersebut dirinci berdasarkan indikator jumlah rumah terendam, warga menderita, luka-luka, korban meninggal, hingga korban hilang untuk memudahkan pemetaan dan penanganan wilayah terdampak.

**C1 Berdampak**

No.	Nama Desa	TERENDAM	MENDERITA	LUKA LUKA	MENINGGAL	HILANG
1	Desa Imana Kec. Atinggola Kab. Gorontalo Utara	158	590	25	2	3
2	Desa Iloheluma Kec. Atinggola Kab. Gorontalo Utara	79	395	22	3	5
3	Desa Tudi Kec. Monano Kab. Gorontalo Utara	105	401	22	1	3

Gambar 3. Halaman hasil Clustering C1

**C2 Tidak Berdampak**

No.	Nama Desa	TERENDAM	MENDERITA	LUKA LUKA	MENINGGAL	HILANG
1	Desa Wapalo Kec. Atinggola Kab. Gorontalo Utara	35	210	32	1	2
2	Desa Ilomata Kec. Atinggola Kab. Gorontalo Utara	45	227	56	3	1
3	Desa Motihelumo Kec. Sumalata Timur Kab. Gorontalo Utara	16	102	23	1	3
4	Desa Hotokalo Kec. Sumalata Kab. Gorontalo Utara	82	341	29	4	1
5	Desa Pilohulata Kec. Monano Kab. Gorontalo Utara	72	316	32	2	1
6	Desa Mokonow Kec. Monano Kab. Gorontalo Utara	75	330	12	5	2
7	Desa Juriati Kec. Monano Kab. Gorontalo Utara	40	135	32	3	3

Gambar 4. Halaman Hasil Clustering C2

## IV. KESIMPULAN

Implementasi data mining dengan algoritma K-Means Clustering untuk pengelompokan wilayah berdasarkan tingkat bencana banjir di Provinsi Gorontalo yang dirancang dapat diterapkan berdasarkan hasil uji sistem didapatkan nilai  $V(G) = CC = 6$ . Sehingga dinyatakan bahwa sistem ini telah memenuhi syarat logika pemrograman dan tidak kompleks. Sedangkan pengujian *Black Box Testing* menyatakan bahwa sistem ini telah bebas dari berbagai kesalahan komponen-komponennya. Dan Hasil K-Means Clustering untuk pengelompokan wilayah berdasarkan tingkat bencana banjir di Provinsi Gorontalo diperoleh dalam 2 cluster yaitu cluster pertama (C1) yaitu daerah yang terdampak bencana banjir di Provinsi Gorontalo Kecamatan Atinggola Kab. Gorut, Desa Iloheluma Kec. Atinggola Kab. Gorut dan Desa Tudi Kec. Monano Kab. Gorut. Sedangkan cluster kedua (C2) yakni daerah yang tidak terdampak bencana banjir antara lain Desa Wapalo Kab Gorut, Desa Ilomata Kab Gurut, Desa Motihelumo Kab Gorut, Desa Hotokalo Kab Gorut, Desa Pilohulata Kab. Gorut, Desa Mokonow Kab. Gorut dan Desa Juriati Kab Gorut.

## REFERENSI

- [1] A. Taryana, M. R. El Mahmudi, and H. Bekti, "Analisis Kesiapsiagaan Bencana Banjir Di Jakartafile," *JANE - J. Adm. Negara*, vol. 13, no. 2, p. 302, 2022.
- [2] Y. I. Arifin and M. Kasim, "Penentuan Zonasi Daerah Tingkat Kerawanan Banjir Di Kota Gorontalo Propinsi Gorontalo Untuk Mitigasi Bencana," *J. Sainstek*, vol. 6, no. 06, 2012, [Online]. Available: <http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/ST/article/view/1153>
- [3] D. D. Tolodo, M. D. Suma, N. J. Yusuf, and I. N. Manyoe, "Analisis Banjir Daerah Iltotidea Kabupaten Gorontalo Menggunakan Data Citra Radar Srtm," *J. Azimut*, vol. 2, no. 1, p. 60, 2019, doi: 10.31317/jaz.v2i1.430.
- [4] BNPB Indonesia, "Data dan Informasi Bencana Indonesia," 2022. <https://bnpb.go.id/>
- [5] S. Mulyani, M. R. Katili, and R. Yusuf, "Sistem Informasi Mitigasi Bencana Banjir Berbasis Android Pada Badan Penanggulangan Bencana Daerah Kota

- Gorontalo,” *Diffus. J. Syst. ...*, vol. 1, no. 2, pp. 150–161, 2022, [Online]. Available: <https://ejurnal.ung.ac.id/index.php/diffusion/article/view/13424%0Ahttps://ejurnal.ung.ac.id/index.php/diffusion/article/download/13424/3952>
- [6] K. Berbasis, “Jurnal Kecerdasan Buatan , Komputasi dan Teknologi Informasi Pengelompokan Data Tingkat Partisipasi Masyarakat Dalam Penanggulangan Hiv / Aids Menggunakan K-Means Berbasis Median Dalam Penentuan Pusat,” vol. 4, no. 1, pp. 1–6, 2023.
- [7] S. F. Susilo, A. Jamaludin, and I. Purnamasari, “Pengelompokan Desa Menggunakan K-Means Untuk Penyelenggaraan Penanggulangan Bencana Banjir,” *JOINS (Journal Inf. Syst.)*, vol. 5, no. 2, pp. 156–167, 2020, doi: 10.33633/joins.v5i2.3709.
- [8] I. A. Purnomo, J. Indra, E. E. Awal, and T. Rohana, “Analisis Prediksi Banjir di Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Random Forest,” vol. 6, no. 1, pp. 219–228, 2026, doi: 10.47065/josh.v6i1.5958.
- [9] Isni Rinjani, Saeful Anwar, and Ruli Herdiana, “Pengelompokan Daerah Bencana Alam Menggunakan Algoritma K-Means Clustering,” *J. Ilm. Sist. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 1, pp. 35–51, 2023, doi: 10.55606/juisik.v3i1.417.
- [10] M. S. Yana, L. Setiawan, E. M. Ulfa, and A. Rusyana, “Penerapan Metode K-Means dalam Pengelompokan Wilayah Menurut Intensitas Kejadian Bencana Alam di Indonesia Tahun 2013-2018,” *J. Data Anal.*, vol. 1, no. 2, pp. 93–102, 2018, doi: 10.24815/jda.v1i2.12584.
- [11] F. Khoirunnisa and Y. Rahmawati, “Komparasi 2 Metode Cluster Dalam Pengelompokan Intensitas Bencana Alam Di Indonesia,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, pp. 68–79, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3619.
- [12] S. A. Putri, “Pengelompokan Daerah Rawan Bencana di Kabupaten Jember Menggunakan Metode K-Means Clustering,” *INFORMAL Informatics J.*, vol. 8, no. 1, p. 22, 2023, doi: 10.19184/isj.v8i1.29542.
- [13] G. Setapati and D. H. Zulfikar, “Algoritma K-Means untuk Mengelompokkan Daerah Rawan Bencana di Sumatera Selatan,” vol. 2, no. 2, pp. 101–111.
- [14] D. Rohman, R. Annisa, D. Indriyana Efendi, and D. Solahudin, “Clustering Bencana Alam Menggunakan K-Means Pada Wilayah Jawa Barat,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 493–500, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8409.
- [15] I. Alfian, “Penerapan Metode K-Means Dalam Melakukan Pengelompokan Bencana Alam di Indonesia Dilakukan dengan Memanfaatkan Teknik Text Mining,” *J. Algoritma.*, vol. 20, no. 1, pp. 139–147, 2023, doi: 10.33364/algoritma/v.20-1.1275.