

Pengelompokan Penerima Bantuan Kerusakan Bangunan Akibat Bencana Alam di Jawa Barat Menggunakan Algoritma *K-Means*

Rizky Maulana Arrasyid¹, Herlawati^{1,*}

* Korespondensi: e-mail: herlawati@ubharajaya.ac.id

¹ Informatika; Universitas Bhayangkara Jakarta Raya; Jalan Raya Perjuangan, Marga Mulya, Bekasi Utara, Jawa Barat 17121, Telp: 021-88955882; e-mail: 202010225308@mhs.ubharajaya.ac.id, herlawati@ubharajaya.ac.id

Submitted : 4 Maret 2024
Revised : 21 Maret 2024
Accepted : 8 April 2024
Published : 31 Mei 2024

Abstract

Disasters have a tremendous impact on society, one of the impacts of natural disasters is building damage, a province that is very prone to natural disasters is West Java province and results in a lot of building damage due to disasters, the solution to this disaster needs building assistance caused by natural disasters. In this study discusses the application of the *K-Means Clustering* algorithm for recipients of aid due to natural disasters, this study took data from West Java open data with a data set of house damage this data consists of 2012-2022 covering 27 districts / cities in West Java Province. This research uses the *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* method which has six stages. The results of the data processed using *K-Means clustering* are divided into 4 clusters, namely, the level of highly prioritized clusters (C0), the level of prioritized clusters (C1), the level of less prioritized clusters (C2), and the level of non-prioritized clusters (C3). In this study, clusters that are highly prioritized in receiving assistance are Bogor Regency, Bandung Regency, Cianjur Regency, Garut Regency, Sukabumi Regency, and Tasikmalaya Regency.

Keywords: *CRISP-DM, K-Means Clustering, Natural Disaster Damage to Buildings, West Java*

Abstrak

Bencana memiliki dampak yang luar biasa terhadap masyarakat salah satu dampak dari bencana alam yaitu kerusakan bangunan, provinsi yang sangat rawan terjadinya bencana alam yaitu provinsi Jawa Barat dan mengakibatkan banyaknya kerusakan bangunan akibat bencana, solusi dari bencana ini perlu adanya bantuan bangunan yang disebabkan oleh bencana alam. Pada penelitian membahas tentang penerapan algoritma *Clustering K-Means* untuk penerima bantuan akibat bencana alam, penelitian ini mengambil data dari open data Jawa Barat dengan data set kerusakan rumah, data dari tahun 2012-2022 meliputi 27 Kabupaten/kota yang ada di Provinsi Jawa Barat. Penelitian ini menggunakan metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* yang memiliki enam tahapan. Hasil data yang diolah dengan menggunakan *K-Means clustering* terbagi menjadi 4 cluster yaitu, tingkat cluster sangat prioritas (C0), tingkat cluster prioritas (C1), tingkat cluster kurang prioritas (C2), dan tingkat cluster tidak prioritas (C3). Dalam penelitian ini cluster yang sangat prioritas dalam penerimaan bantuan adalah Kabupaten Bogor, Kabupaten Bandung, Kabupaten Cianjur, Kabupaten Garut, Kabupaten Sukabumi, dan Kabupaten Tasikmalaya

Kata kunci: *CRISP-DM, K-Means Clustering, Kerusakan Bangunan Akibat Bencana Alam, Jawa Barat*

1. Pendahuluan

Bencana alam merupakan peristiwa yang dapat menimbulkan kerugian besar baik nyawa, harta benda, maupun lingkungan hidup (Adri et al., 2020). Dalam kasus bencana alam, respons yang cepat dan efektif sangat penting untuk membantu para korban. Namun, dalam situasi bencana yang kompleks, sumber daya dan bantuan tidak selalu cukup untuk seluruh masyarakat yang terkena dampak. Selain itu dalam situasi bencana alam, koordinasi dan alokasi sumber daya menjadi tugas yang sangat mendesak. Penting untuk mengidentifikasi dan memberikan bantuan kepada mereka yang paling membutuhkan dengan cepat dan efisien. Namun, penentuan prioritas sering kali rumit karena jumlah korban, lokasi bencana, tingkat kerusakan, dan kebutuhan individu dapat berbeda-beda. Oleh karena itu, memprioritaskan penerima bantuan sangat penting untuk memaksimalkan efektivitas dan efisiensi bantuan (Pranata et al., 2022).

K-Means Clustering adalah salah satu algoritma dalam data mining yang dapat digunakan untuk mengelompokkan data menjadi kelompok-kelompok yang serupa berdasarkan atribut-atribut tertentu (Bastian et al., 2018). Dalam konteks penentuan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam, algoritma *K-Means* dapat digunakan untuk mengelompokkan para korban bencana berdasarkan sejumlah faktor yang relevan, seperti tingkat kerusakan rumah, keparahan luka, kebutuhan medis, akses ke sumber daya, dan lainnya. Dengan demikian, algoritma *K-Means* dapat membantu pihak berwenang dan lembaga kemanusiaan untuk mengidentifikasi kelompok-kelompok yang memerlukan bantuan paling mendesak (Sadewo et al., 2018).

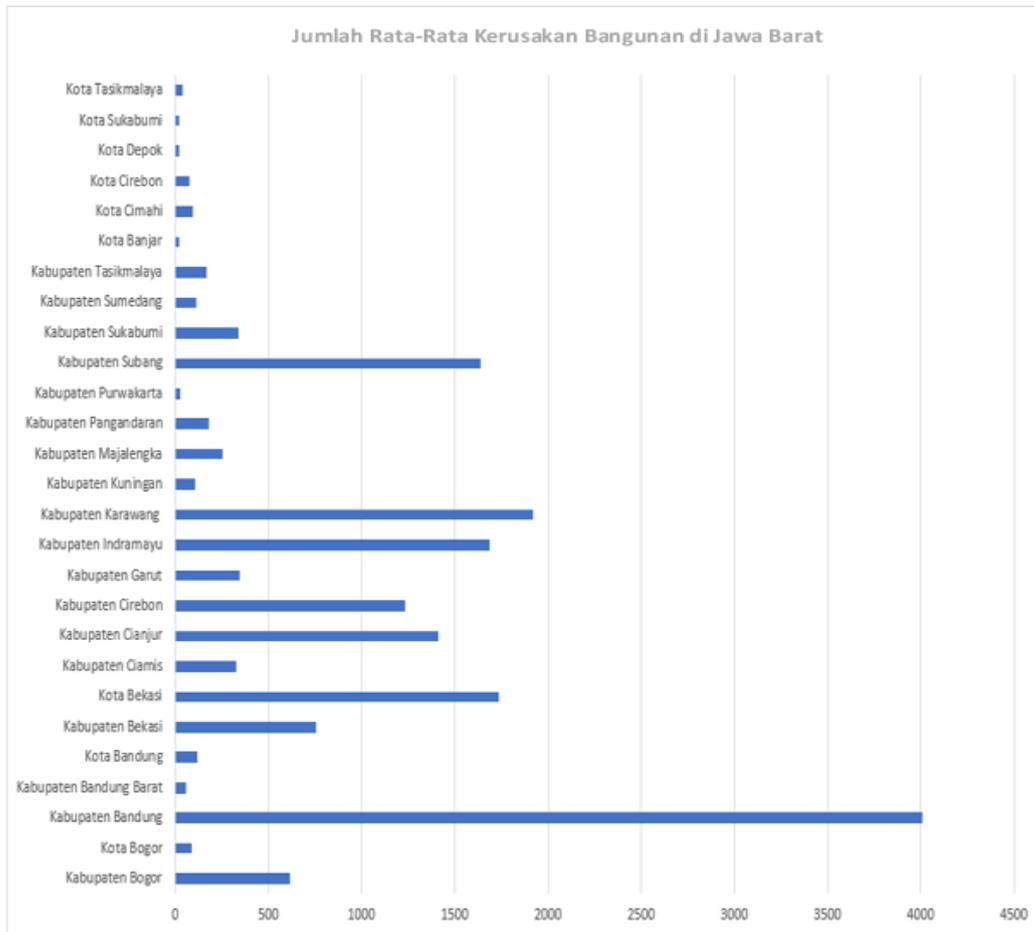
Melalui penggunaan algoritma *K-Means Clustering*, kita dapat mendapatkan kelompok-kelompok daerah yang serupa dalam hal kebutuhan bantuan. Dengan demikian, kita dapat menentukan prioritas penerima bantuan dengan lebih efisien. Hal ini membantu pihak berwenang, lembaga bantuan, dan relawan dalam merencanakan dan mengalokasikan sumber daya mereka dengan lebih cerdas dan cepat (Pratama et al., 2022).

Latar belakang penelitian adalah tantangan terpenting dalam menentukan prioritas manfaat pada saat terjadi bencana alam. Keputusan yang tepat dan cepat dapat menyelamatkan nyawa dan mengurangi penderitaan manusia. Namun seringkali keputusan-keputusan tersebut harus diambil dalam jangka waktu yang sangat singkat dan dalam situasi yang penuh ketidakpastian. Oleh karena itu, penggunaan algoritma pengelompokan *K-Means* untuk mengelompokkan penerima manfaat dapat membantu pihak berwenang mengambil keputusan yang lebih tepat dan berdasarkan data (Ramadhani et al., 2022).

Dengan menggabungkan algoritma *K-Means Clustering* dengan data bencana alam, ketersediaan sumber daya, dan tingkat kebutuhan, kita dapat mengembangkan suatu metode yang lebih efisien dan tepat dalam menentukan prioritas penerima bantuan dalam situasi bencana alam. Dengan demikian, penelitian ini akan membahas penerapan algoritma *K-Means Clustering* sebagai alat untuk membantu organisasi kemanusiaan dalam mengambil keputusan yang lebih tepat dalam mengalokasikan sumber daya bantuan pada masa bencana alam

Pengelompokan Penerima Bantuan Kerusakan Bangunan Akibat Bencana Alam di Jawa Barat Menggunakan Algoritma K-Means

(Murdiaty et al., 2020). Pada penelitian ini dibuat sebuah proses pengolahan data awal berdasarkan data yang ada pada opendata.jabarprov.go.id. Gambar 1 merupakan jumlah rata-rata kerusakan bangunan yang ada di Provinsi Jawa Barat berdasarkan hasil penelitian dari data kerusakan bangunan akibat bencana alam dari tahun 2012-2022 di 27 Kabupaten/kota yang ada di Provinsi Jawa Barat.



Sumber: Hasil Pengolahan Data (2023)

Gambar 1. Grafik Rata-Rata Kerusakan Bangunan di Jawa Barat

Penelitian berkontribusi pada pengembangan solusi teknologi informasi yang dapat digunakan dalam manajemen bencana alam. Dengan mengintegrasikan teknik analisis data seperti *K-Means Clustering*, diharapkan kita dapat lebih baik dalam merespons bencana alam, menyusun strategi bantuan, dan memprioritaskan penerima bantuan sehingga upaya kemanusiaan dapat berjalan dengan lebih efisien dan efektif dalam situasi-situasi darurat (Wahyu & Rushendra, 2022).

2. Metode Penelitian

2.1. Machine Learning

Machine learning merupakan sub dari bidang keilmuan kecerdasan buatan (*Artificial intelligence*) yang banyak diteliti dan digunakan untuk memecahkan berbagai masalah.

Machine learning memiliki fokus pada pengembangan sistem yang mampu belajar sendiri untuk memutuskan sesuatu tanpa harus berulang kali diprogram oleh manusia. Hal ini menjadikan mesin tidak hanya mampu berperilaku mengambil keputusan, namun juga dapat beradaptasi dengan perubahan yang terjadi. Beberapa Algoritma dalam *unsupervised learning* diantaranya *DBSCAN*, *Fuzzy C-Means*, *K - Means*, dan *Self Organizing Map*. *DBSCAN* pengelompokan berdasarkan kepadatan (*density*) data, konsep kepadatan menghasilkan status dari data yaitu *core* (inti), *border* (batas), dan *noise* (Retnoningsih & Pramudita, 2020).

2.2. Data Mining

Data mining adalah proses menemukan pola-pola yang tersembunyi, pengetahuan yang berguna, atau informasi yang sebelumnya tidak diketahui dari kumpulan data besar. Proses ini melibatkan penggunaan berbagai teknik statistik, matematika, dan kecerdasan buatan untuk menganalisis dan menganotasi pola-pola tersebut. Selain itu *data mining* merupakan serangkaian proses untuk menggali nilai tambah berupa informasi yang selama ini tidak diketahui secara manual dari suatu basis data. *Data mining* mulai ada sejak 1990-an sebagai cara yang benar dan tepat untuk mengambil pola dan informasi yang digunakan untuk menemukan hubungan antara data untuk melakukan pengelompokan ke dalam satu atau lebih *cluster* sehingga objek-objek yang berada dalam satu *cluster* akan mempunyai kesamaan yang tinggi antara satu dengan lainnya. *Data mining* merupakan bagian dari proses penemuan pengetahuan dari basis data *Knowledge Discovery in Databases* (Dongga et al., 2023).

2.3. Algoritma K-Means

Algoritma *K-Means clustering* merupakan metode klasifikasi yang cukup bagus karena tingkat akurasi yang sangat baik dibandingkan dengan metode lain. Algoritma *K-Means* merupakan algoritma *clustering* yang masuk ke dalam kelompok *Unsupervised learning* yang dipakai untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa bagian dengan sistem partisi. Kesederhanaan *K-means* menyatakan bahwa algoritma sudah diadopsi di banyak bidang, karena mampu dengan cepat dan efisien dalam mengelompokkan sejumlah data yang besar, termasuk outlier (Filki, 2022). Untuk menghitung jarak antar objek dengan centroid dapat menggunakan *Euclydean Distance* pada rumus 1.

$$d(x,y) = |X - Y| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad (1)$$

Dimana d = jarak antara x dan y ; x = data pusat kluster; y = data pada atribut; i = setiap data; n = jumlah data; x_i = data pada pusat kluster ke i ; y_i = data pada setiap data ke i .

2.4. CRISP-DM

CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) suatu standarisasi pemrosesan data mining yang telah dikembangkan dimana data yang ada akan melewati setiap fase terstruktur dan terdefinisi dengan jelas dan efisien *CRISP-DM* sebagai pemecah masalah yang umum untuk bisnis dan penelitian. Metodologi ini terdiri dari enam tahapan yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modelling*, *Evaluation*, dan *Deployment* (Hasanah et al., 2021).

- a. Pemahaman Bisnis (*Business Understanding*). Selama tahap awal ini, fokus utama adalah memperoleh pemahaman tentang tujuan dan persyaratan bisnis. Setelah itu informasi yang diperoleh digunakan untuk merumuskan definisi masalah *data mining* dan rencana awal yang ditujukan untuk mencapai tujuan bisnis. Pada tahapan pemahaman bisnis menentukan tujuan penelitian yaitu menentukan prioritas penerima bantuan berdasarkan kerusakan rumah akibat bencana alam yang ada di Provinsi Jawa Barat (Pambudi, 2023).
- b. Pemahaman Data (*Data Understanding*). Tahap ini pengumpulan data, proses pendataan menggunakan open data dari Jawa Barat, data yang diambil adalah data kerusakan rumah tahun 2012-2022 (Suhanda et al., 2020).
- c. Persiapan Data (*Data Preparation*). Tahapan ini digunakan untuk membangun data set yang akan dilanjutkan ke tahap pemodelan dari data tersebut, dimulai dari pemilihan tabel, atribut, dan proses pembersihan data (Navisa et al., 2021).
- d. Pemodelan (*Modelling*). Tahapan ini merupakan tahapan pemilihan teknik data mining, metode yang digunakan adalah metode *clustering* dengan menggunakan algoritma *K-means Clustering* (Kurniawan & Yasir, 2022).
- e. Pengujian (*Evaluation*). Dengan melakukan prosedur evaluasi untuk menentukan tingkat optimasi dari masing-masing *cluster*, evaluasi dilakukan berdasarkan kinerja *indeks Davies Bouldin* sehingga dapat dihasilkan jumlah *cluster* yang optimal (Astuti, 2019).
- f. Penyebaran (*Deployment*) Merupakan tahap akhir untuk mengetahui hasil dari pengujian, hasil tersebut dapat berupa pengetahuan dan informasi tentang hasil pengelompokan data kerusakan akibat bencana alam di Provinsi Jawa Barat (Munawwaroh & Primandari, 2022).

2.5. Evaluasi Indeks Davies Bouldin

Indeks Davies-Bouldin (DB) adalah sebuah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur kualitas partisi dalam algoritma *clustering*. Tujuannya adalah untuk mengevaluasi sejauh mana setiap *cluster* mirip dengan *cluster* lainnya dan sejauh mana setiap *cluster* terpisah satu sama lain. Semakin rendah nilai *indeks Davies-Bouldin*, semakin baik kualitas partisi. *Indeks Davies-Bouldin* dihitung dengan cara membandingkan kedekatan antara setiap *cluster* dengan *cluster* terdekat yang berbeda (Khairati et al., 2019). Secara formal, formula DB diberikan oleh persamaan pada rumus 2.

$$DB = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^k \max_{j \neq i} \left(\frac{\sigma_i + \sigma_j}{d(c_i, c_j)} \right) \quad (2)$$

Dimana K = Jumlah *cluster*; c_i = Pusat *cluster* ke- i ; σ_i = rata-rata jarak antara semua titik dalam *cluster* ke- i ke pusat *cluster* c_i ; $d(c_i, c_j)$ = jarak antara pusat *cluster* c_i dan c_j .

2.6. Metode Pengumpulan Data

Pada penelitian digunakan dua metode pengumpulan data yaitu dilakukan dengan observasi dan studi pustaka. Dilakukan observasi non partisipasi atau melakukan pengamatan disitus web www.opendata.jabarprov.go.id untuk melihat data tentang kerusakan akibat bencana alam yang akan dilakukan untuk membantu menentukan hasil dari penelitian dan

mencari sumber referensi mengenai tema yang dipilih dalam penelitian mulai dari membaca e-book, jurnal penelitian terdahulu, serta referensi lainya untuk melengkapi hasil penelitian. Adapun data yang nantinya akan dianalisis dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Jumlah Rata-Rata Kerusakan Bangunan Berdasarkan Atribut

Kode	Nama Kabupaten/Kota	Hancur	Rusak Berat	Rusak Ringan	Rusak Sedang	Terancam	TerendamTertimbun
3201	Kabupaten Bogor	2.36	119.63	613.72	253.9	176.63	2543
3271	Kota Bogor	0.27	22.18	77.9	50.81	194.09	175.27
3204	Kabupaten Bandung	60.27	59.37	240.9	61.72	312.54	19372.72
3217	Kabupaten Bandung Barat	1.9	48.81	107.18	40.63	106.45	59.27
3273	Kota Bandung	1.54	35.9	19.27	148	8.09	487.63
3216	Kabupaten Bekasi	0	12.09	119.09	7.81	2.18	4377.45
3275	Kota Bekasi	0	2.9	22.27	7.72	0.45	10384.9
3207	Kabupaten Ciamis	4.72	157.18	585.63	250.9	81.72	870
3203	Kabupaten Cianjur	1.63	2788.63	3339.27	1790	294.81	270.18
3209	Kabupaten Cirebon	0	5.72	126.36	64	564.27	6629.9
3205	Kabupaten Garut	25.27	162.9	370.45	249.9	197.09	1087.09
3212	Kabupaten Indramayu	2.45	16.36	52.9	27.36	0	10006.9
3215	Kabupaten Karawang	0	51.11	138.18	163.36	20.09	11161.63
3208	Kabupaten Kuningan	0.36	18.9	89.54	25.09	80.18	409.18
3210	Kabupaten Majalengka	0.54	73.45	253.18	25	82.54	1099.81
3218	Kabupaten Pangandaran	0	37	244.18	78	79.18	629.9
3214	Kabupaten Purwakarta	1	16.9	28.27	7.81	25.45	70.09
3213	Kabupaten Subang	0	15.45	103.27	33	5.81	9678.36
3202	Kabupaten Sukabumi	5.18	261.45	978.09	380.81	182	225.09
3211	Kabupaten Sumedang	0.45	29.27	43.18	16.81	143.27	439.72
3206	Kabupaten Tasikmalaya	1.27	72.81	373	175.72	60.45	326.09
3279	Kota Banjar	0	13.45	49.27	59.18	2.54	2.18
3277	Kota Cimahi	0.36	7.81	16.72	7.09	1.72	544.63
3274	Kota Cirebon	0.09	4.36	5.63	1.36	0.45	431.63
3276	Kota Depok	0	2.36	13.9	4.18	0.27	96.81
3272	Kota Sukabumi	0.45	12.18	69.45	26.63	2.63	13.36
3278	Kota Tasikmalaya	0.45	10.09	113	49.18	4.36	59

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

3. Hasil dan Pembahasan

Pembahasan hasil penelitian meliputi penerapan algoritma *K-Means* dalam menentukan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam dengan menggunakan metode *CRISP-DM* yaitu *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modelling*, *evaluation* dan *deployment*.

3.1. Business Understanding

Pada tahapan ini dilakukan pemahaman masalah dimana masalah yang akan dianalisis atau teliti yaitu cara untuk mempermudah dalam menentukan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam dan variabel atau atribut apa saja yang harus digunakan untuk menentukan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam. Dimana peneliti menggunakan data kerusakan bangunan akibat bencana alam yang berada di 27 Kabupaten dan Kota yang ada di Jawa Barat dan dibantu dengan menggunakan algoritma *K-Means* untuk menganalisis data sehingga nantinya didapatkan *cluster-cluster* yang tepat untuk menentukan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam.

3.2. Data Understanding

Penelitian yang dilakukan menghasilkan informasi dan data yang digunakan sebagai acuan peneliti untuk membantu dalam penelitian. Penelitian menggunakan semua data dari data kerusakan bangunan akibat bencana alam di 27 Kabupaten dan Kota di Jawa Barat dari tahun 2012 – 2022 dengan total dataset keseluruhan sebanyak 1782 data yang kemudian data tersebut diolah menjadi 27 data berdasarkan jumlah Kabupaten dan Kota yang ada di Jawa Barat. Untuk membantu menentukan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam peneliti menggunakan 6 atribut atau variabel berdasarkan tingkat kerusakan bangunan akibat bencana yaitu hancur, rusak ringan, rusak sedang, rusak berat, terancam, terendam atau tertimbun. Dengan menggunakan enam atribut atau variabel tersebut peneliti dapat membuat kesimpulan untuk menentukan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam menggunakan algoritma *K-Means* dan Tabel 2 adalah penjelasan tentang atribut-atribut yang digunakan.

Tabel 2. Atribut atau Variabel

No	Atribut / Variabel	Keterangan
1	Hancur	Atribut ini menjelaskan jumlah data kerusakan bangunan yang mengalami kehancuran pada bangunan akibat bencana alam.
2	Rusak Ringan	Atribut ini menampilkan data kerusakan bangunan yang mengalami kerusakan ringan pada bangunan akibat bencana alam.
3	Rusak Sedang	Atribut ini akan menampilkan jumlah data yang mengalami kerusakan pada bangunan dengan kerusakan pada tingkat sedang akibat bencana alam.
4	Rusak Berat	Menampilkan jumlah data tingkat kerusakan pada bangunan yang mengalami kerusakan dalam tingkat berat akibat bencana alam.
5	Terancam	Menampilkan jumlah data bangunan yang terancam mengalami kerusakan akibat bencana alam.
6	Terendam dan Tertimbun	Menampilkan jumlah data bangunan yang terendam atau tertimbun akibat bencana alam.

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Berdasarkan Tabel 2 atribut atau variabel yang akan digunakan untuk membantu penelitian yaitu jenis tingkat kerusakan pada bangunan akibat bencana alam seperti hancur, rusak ringan, rusak sedang, rusak berat, terancam, dan terendam atau tertimbun.

3.3. Data Preparation

Digunakan metode normalisasi MinMaxScaler untuk menormalisasi data sehingga nantinya data dapat dibaca dengan baik saat melakukan proses pengcodingan dengan metode *K-Means*. Berikut ini proses dari normalisasi data dengan metode normalisasi MinMaxScaler dibantu dengan menggunakan *tools Google Colab*.

```
# Melakukan Proses Normalisasi data dengan MinMaxscaler
# Inisialisasi MinMaxScaler
scaler = MinMaxScaler()
# Daftar fitur yang akan dinormalisasi
features = ['Hancur', 'Rusak Berat', 'Rusak Ringan', 'Rusak Sedang', 'Terancam', 'Terendam_Tertimbun']
# Normalisasi setiap fitur
for feature in features:
    scaler.fit(df[[feature]])
df[feature] = scaler.transform(df[[feature]])
df.head()
```

	Kode	Nama KabupatenKota	Hancur	Rusak Berat	Rusak Ringan	Rusak Sedang	Terancam	Terendam_Tertimbun
0	3201	KabupatenBogor	0.039157	0.042089	0.182410	0.141191	0.313024	0.131169
1	3271	KotaBogor	0.004480	0.007113	0.021679	0.027647	0.343967	0.008936
2	3204	KabupatenBandung	1.000000	0.020461	0.070575	0.033746	0.553884	1.000000
3	3217	KabupatenBandungBarat	0.031525	0.016671	0.030462	0.021955	0.188651	0.002947
4	3273	KotaBandung	0.025552	0.012038	0.004092	0.081984	0.014337	0.025061

Sumber: Hasil Pengolahan Data (2024)

Gambar 2. Proses Preparation Data Dengan MinMaxScaler

3.4. Modeling

Digunakan algoritma *K-Means* sebagai metode yang digunakan untuk menganalisis data sehingga nantinya didapatkan hasil tiap *clusternya* sehingga didapatkan suatu informasi untuk menentukan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam di 27 Kabupaten dan Kota yang ada di Jawa Barat. Untuk pemodelan dengan algoritma *K-Means* digunakan *tools Google Colab* untuk melakukan analisis dengan menggunakan metode dari algoritma *K-Means*.

a. Menentukan Jumlah Cluster Optimal

Digunakan rumus indeks *Davies-Bouldin* untuk menentukan jumlah *cluster* yang optimal dan dapat dilihat hasil grafiknya pada Gambar 3.

```
# Menampilkan hasil evaluasi cluster yang baik menggunakan indek davies bouldin
plt.plot(list(results.keys()), list(results.values()))
plt.xlabel("Number of Clusters")
```


Tabel 3. Hasil Analisis

Kode	Nama KabupatenKota	Cluster	Kategori
3201	Kabupaten Bogor	0	Sangat Prioritas
3271	Kota Bogor	1	Prioritas
3204	Kabupaten Bandung	0	Sangat Prioritas
3217	Kabupaten Bandung Barat	2	Kurang Prioritas
3273	Kota Bandung	1	Prioritas
3216	Kabupaten Bekasi	2	Kurang Prioritas
3275	Kota Bekasi	1	Prioritas
3207	Kabupaten Ciamis	3	Tidak Prioritas
3203	Kabupaten Cianjur	0	Sangat Prioritas
3209	Kabupaten Cirebon	3	Tidak Prioritas
3205	Kabupaten Garut	0	Sangat Prioritas
3212	Kabupaten Indramayu	3	Tidak Prioritas
3215	Kabupaten Karawang	2	Kurang Prioritas
3208	Kabupaten Kuningan	3	Tidak Prioritas
3210	Kabupaten Majalengka	3	Tidak Prioritas
3218	Kabupaten Pangandaran	2	Kurang Prioritas
3214	Kabupaten Purwakarta	2	Kurang Prioritas
3213	Kabupaten Subang	2	Kurang Prioritas
3202	Kabupaten Sukabumi	0	Sangat Prioritas
3211	Kabupaten Sumedang	3	Tidak Prioritas
3206	Kabupaten Tasikmalaya	0	Sangat Prioritas
3279	Kota Banjar	1	Prioritas
3277	Kota Cimahi	1	Prioritas
3274	Kota Cirebon	1	Prioritas
3276	Kota Depok	1	Prioritas
3272	Kota Sukabumi	1	Prioritas
3278	Kota Tasikmalaya	1	Prioritas

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat hasil atau informasi untuk menentukan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam yaitu:

- a. Sangat Prioritas (C0): Kab.Bogor, Kab.Bandung, Kab.Cianjur, Kab.Garut, Kab.Sukabumi dan Kab.Tasikmalaya.
- b. Prioritas (C1): Kota Bogor, Kota Bandung, Kota Bekasi, Kota Banjar, Kota Cimahi, Kota Cirebon, Kota Depok, Kota Sukabumi dan Kota Tasikmalaya.
- c. Kurang Prioritas (C2): Kab.Bandung Barat, Kab.Bekasi, Kab.Karawang, Kab.Pangandaran, Kab. Purwakarta, Kab.Subang.
- d. Tidak Prioritas (C3): Kab.Ciamis, Kab.Cirebon, Kab.Kuningan, Kab.Majalengka, Kab.Indramayu dan Kab.Sumedang

3.5. Evaluation

Dilakukan proses evaluasi atau pengujian dengan berdasarkan kinerja Indeks *Davies-Bouldin* sehingga dapat dihasilkan jumlah *cluster* yang optimal. Berikut ini merupakan proses pengujian atau evaluasi berdasarkan Indeks *Davies-Bouldin*. Pada Gambar 5 dapat dilihat hasil evaluasi atau perhitungan dengan menggunakan Indeks *Davies-Bouldin* dimana didapatkan hasil perhitungan untuk jumlah *cluster* dari 2 sampai 10 dimana peneliti memilih menggunakan 4 *cluster* yang berdasarkan hasil perhitungan evaluasi didapatkan skor yang cukup baik yaitu 0.4271923102155959.

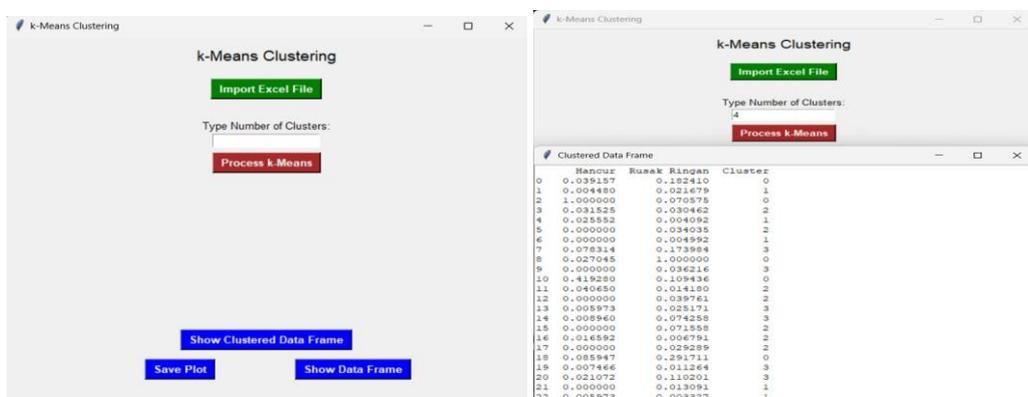
```
results
{2: 0.10432174847422299,
3: 0.36949805101622585,
4: 0.4271923102155959,
5: 0.5279566634037747,
6: 0.5317481479094476,
7: 0.540754577230068,
8: 0.5352680824980114,
9: 0.5418721461846037,
10: 0.5391446411963225}
```

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 5. Nilai *Cluster*

3.6 Deployment

Tahap terakhir yaitu tahap penyebaran hasil dari penelitian berdasarkan pemodelan dan evaluasi pada proses data mining yang sudah dilakukan. Hasil akan disampaikan berupa laporan atau informasi kepada lembaga kemasyarakatan atau pemerintah yang bertugas memberikan bantuan kepada daerah-daerah yang memerlukan bantuan akibat bencana alam sebagai rekomendasi untuk membantu mempermudah dalam memprioritaskan bantuan bencana alam untuk Kota dan Kabupaten yang ada di Jawa Barat khususnya sehingga nantinya bantuan dapat dialokasikan dengan tepat dan lebih efektif. Gambar 6 merupakan GUI (*Graphical User Interface*), Selanjutnya untuk melakukan analisis algoritma k-means dapat memasukan file dalam bentuk excel dengan cara mengklik tombol *import excel file*.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 6. Visualisasi Menu GUI

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mendapatkan hasil sebuah informasi untuk menentukan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam di 27 Kabupaten dan Kota di Jawa Barat berdasarkan hasil *cluster* yang terbentuk dari tiap atribut atau variabel yang digunakan. Dari 6 atribut yang digunakan yaitu tingkat kerusakan bangunan hancur, rusak ringan, rusak sedang, rusak berat, terancam, dan terendam atau tertimbun. Didapatkan hasil kesimpulan tiap *clusternya* dimana untuk menentukan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam ditentukan berdasarkan hasil *clustering* yang terbentuk, yaitu terdapat 6 Kabupaten di Provinsi Jawa Barat yang sangat prioritas untuk menerima bantuan akibat bencana alam diantaranya Kabupaten Bogor, Kabupaten Bandung, Kabupaten Cianjur, Kabupaten Sukabumi, Kabupaten Tasikmalaya dan Kabupaten Garut. Dengan hasil dari *cluster* yang dihasilkan memberikan informasi yang tepat dan akurat berdasarkan analisis dengan algoritma *K-Means* untuk membantu dalam menentukan prioritas penerima bantuan akibat bencana alam di 27 Kabupaten dan Kota yang ada di Jawa Barat. Sehingga dapat meningkatkan efisiensi, manajemen sumber daya, dan mengalokasikan sumber daya yang akan digunakan untuk memberikan bantuan kepada daerah-daerah yang membutuhkan bantuan secara efektif akibat bencana alam khususnya di 27 Kabupaten dan Kota yang ada di Jawa Barat.

Daftar Pustaka

- Adri, K., Rahmat, H. K., Ramadhani, R. M., Najib, A., & Priambodo, A. (2020). Analisis Penanggulangan Bencana Alam dan Natech Guna Membangun Ketangguhan Bencana dan Masyarakat Berkelanjutan di Jepang. *Nusantara: Jurnal Ilmu Pengetahuan Sosial*, 7(2), 361–374. <https://doi.org/10.31604/jips.v7i2.2020.361-374>
- Astuti, D. (2019). Penentuan Strategi Promosi Usaha Mikro Kecil dan Menengah (UMKM) Menggunakan Metode *CRISP-DM* dengan Algoritma *K-Means Clustering*. *Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications (INISTA)*, 1(2), 60–72. <https://doi.org/10.20895/inista.v1i2.71>
- Bastian, A., Sujadi, H., & Febrianto, G. (2018). Penerapan Algoritma *K-Means Clustering* Analisis Pada Penyakit Menular Manusia (Studi Kasus Kabupaten Majalengka). *Jurnal Sistem Informasi*, 14(1), 28–34. <https://doi.org/10.21609/jsi.v14i1.566>
- Dongga, J., Sarungallo, A., Koru, N., & Lante, G. (2023). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus: Toko Swapen Jaya Manokwari). *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(1), 119–126. <https://doi.org/10.33379/gtech.v7i1.1938>
- Filki, Y. (2022). Algoritma *K-Means Clustering* dalam Memprediksi Penerima Bantuan Langsung Tunai (BLT) Dana Desa. *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, 4(4), 166–171. <https://doi.org/10.37034/infec.v4i4.166>
- Hasanah, M. A., Soim, S., & Handayani, A. S. (2021). Implementasi *CRISP-DM* Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan

- Berpotensi Banjir. *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, 5(2), 103–108.
<https://doi.org/10.30871/jaic.v5i2.3200>
- Khairati, A. F., Adlina, A. ., Hertono, G. ., & Handari, B. . (2019). Kajian Indeks Validitas pada Algoritma *K-Means* Enhanced dan *K-Means* MMCA. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 2, 161–170.
<https://journal.unnes.ac.id/sju/prisma/article/view/28906/12636>
- Kurniawan, D., & Yasir, M. (2022). Optimization Sentimen Analysis using *CRISP-DM* and Naive Bayes Methods Implemented on Social Media. *Cyberspace: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 6(2), 74–85. <https://doi.org/10.22373/cj.v6i2.12793>
- Munawwaroh, D. A., & Primandari, A. H. (2022). Implementasi *CRISP-DM* Model Menggunakan Metode Decision Tree Dengan Algoritma Cart Untuk Prediksi Lila Ibu Hamil Berpotensi Gizi Kurang. *Delta: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika*, 10(2), 367–380.
<https://doi.org/10.31941/delta.v10i2.2172>
- Murdiaty, Angela, & Sylvia, C. (2020). Pengelompokan Data Bencana Alam Berdasarkan Wilayah, Waktu, Jumlah Korban dan Kerusakan Fasilitas Dengan Algoritma *K-Means*. *Jurnal Media Informatika Budida*, 4(3), 744–752.
<https://doi.org/http://dx.doi.org/10.30865/mib.v4i3.2213>
- Navisa, S., Hakim, L., & Nabilah, A. (2021). Komparasi Algoritma Klasifikasi Genre Musik pada Spotify Menggunakan *CRISP-DM*. *Jurnal Sistem Cerdas*, 4(2), 114–125.
<https://doi.org/10.37396/jsc.v4i2.162>
- Pambudi, A. (2023). Penerapan *CRISP-DM* Menggunakan MLR K-FOLD Pada Data Saham PT. Telkom Indonesia (Persero) Tbk (TLKM) (Studi Kasus: Bursa Efek Indonesia Tahun 2015-2022). *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 4(1), 1–14.
<https://doi.org/10.33365/jdmsi.v4i1.2462>
- Pranata, Y., Damaputra, E. S., Gunawan, P., & Ratnasari, A. (2022). Sistem Pendukung Keputusan Penerimaan Bantuan Dana Korban Bencana Alam Banjir. *JSil (Jurnal Sistem Informasi)*, 9(2), 207–214. <https://doi.org/10.30656/jsii.v9i2.5110>
- Pratama, Y., Hendrawan, H., Rasywir, E., Carenina, B. T., & Anggraini, D. R. (2022). Penerapan Algoritma *K-Means clustering* Untuk Mengelompokkan Provinsi Berdasarkan Banyaknya Desa/Kelurahan Dengan Upaya Antisipasi/Mitigasi Bencana Alam. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(3), 1232–1240.
<https://doi.org/10.47065/bits.v4i3.2549>
- Ramadhani, D. I., Damayanti, O., Thaushiyah, O., & Kadafi, A. R. (2022). Penerapan Metode *K-Means* Untuk *Clustering* Desa Rawan Bencana Berdasarkan Data Kejadian Terjadinya Bencana Alam. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(3), 749–753.
<https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i3.4326>
- Retnoningsih, E., & Pramudita, R. (2020). Mengenal Machine Learning Dengan Teknik Supervised dan Unsupervised Learning Menggunakan Python. *Bina Insani ICT Journal*, 7(2), 156–165. <http://ejournal->

binainsani.ac.id/index.php/BIICT/article/download/1422/1214/

- Sadewo, M. G., Windarto, A. P., & Wanto, A. (2018). Penerapan Algoritma *Clustering* Dalam Mengelompokan Banyak Desa/Kelurahan Upaya Antisipasi/Mitigasi Bencana Alam Menurut Provinsi Dengan *K-Means*. *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi Dan Komputer)*, 2(1), 311–319. <https://doi.org/10.30865/komik.v2i1.943>
- Suhanda, Y., Kurniati, I., & Norma, S. (2020). Penerapan Metode Crisp-DM Dengan Algoritma *K-Means Clustering* Untuk Segmentasi Mahasiswa Berdasarkan Kualitas Akademik. *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, 6(2), 12–20. <https://doi.org/10.37012/jtik.v6i2.299>
- Wahyu, A., & Rushendra, R. (2022). Klasterisasi Dampak Bencana Gempa Bumi Menggunakan Algoritma *K-Means* di Pulau Jawa. *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 8(1), 174. <https://doi.org/10.26418/jp.v8i1.52260>