

Pengelompokkan Daerah Rawan Bencana Di Kabupaten Boyolali Menggunakan Algoritma K-Means

Muhammad Abdul Aziz ^{a,1*}, Wisnu Sanjaya ^{b,2}, Rama Pratama Z.P. ^{b,3}

^{a,b}Fakultas Ilmu Komunikasi dan Teknik Informatika, Universitas Boyolali, Jalan Pandanarang No. 405, Boyolali 57314, Indonesia

¹ dotacome@gmail.com; ² ramapratamazp1@gmail.com; ³ wisnuksl@gmail.com

* Korespondensi penulis

Submission:29/11/2024, Revision: 29/11/2024, Accepted : 30/11/2024

Abstract

The country of Indonesia, which is located in the Southeast Asia region, faces a high challenge of disasters due to demographic, geological and geographical factors that influence the occurrence of disasters, both those caused by natural, non-natural and human factors. In the Province of Central Java, especially Boyolali, disasters pose a significant threat, especially when the weather is uncertain. However, to identify priority areas for the lowest and highest levels of natural disasters in Boyolali, it is necessary to improve using data mining methods, therefore to facilitate analysis and grouping of data in identifying disaster-prone areas in Boyolali, the K-Means clustering algorithm is used. The method used in this research is qualitative and the data is analyzed using the Rapidminer Studio Ver application. 9.10. Based on the results of the analysis, there is a division of disaster-prone areas into 3 clusters in Boyolali Regency, namely very high vulnerability, medium vulnerability, and low vulnerability. The results of calculations with Rapidminer show that there are 3 sub-districts in cluster 2, 2 sub-districts in cluster 1, and 17 sub-districts in cluster 0. It should be noted that manual calculations can produce differences because the cluster center point or centroid is taken randomly for each calculation method. It is hoped that this grouping of areas can be used as a support for the Boyolali regional BPBD to focus on anticipatory steps to reduce the impact of disasters on society that may occur in the future.

Keywords: Disaster, Clustering, K-Means, Rapidminer

Abstrak

Negara Indonesia yang terletak di kawasan Asia Tenggara menghadapi tantangan bencana yang tinggi dikarenakan faktor demografi, geologi dan geografis yang mempengaruhi terjadinya bencana baik yang disebabkan oleh faktor alam, non alam maupun faktor manusia. Di Provinsi Jawa Tengah khususnya Boyolali bencana menjadi ancaman yang cukup besar terutama pada saat cuaca tidak menentu. Namun untuk mengidentifikasi daerah prioritas tingkat kerawanan bencana alam terendah dan tertinggi di Boyolali perlu ditingkatkan dengan menggunakan metode data mining, oleh karena itu untuk memudahkan dalam melakukan analisis dan pengelompokan data dalam mengidentifikasi daerah rawan bencana di Boyolali digunakan algoritma K-Means clustering. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah kualitatif dan data dianalisis dengan menggunakan aplikasi Rapidminer Studio Ver. 9.10. Berdasarkan hasil analisis terdapat pembagian daerah rawan bencana menjadi 3 cluster di Kabupaten Boyolali yaitu kerentanan sangat tinggi, kerentanan sedang dan kerentanan rendah. Hasil perhitungan dengan Rapidminer menunjukkan bahwa terdapat 3 kecamatan pada klaster 2, 2 kecamatan pada klaster 1, dan 17 kecamatan pada klaster 0. Perlu diketahui bahwa perhitungan secara manual dapat menghasilkan perbedaan karena titik pusat klaster atau centroid diambil secara acak untuk setiap metode perhitungan. Pengelompokan wilayah ini diharapkan dapat digunakan sebagai dukungan bagi BPBD daerah Boyolali untuk fokus pada langkah antisipasi guna mengurangi dampak bencana terhadap masyarakat yang mungkin terjadi di kemudian hari.

Kata kunci: Bencana, Pengelompokkan, K-Means, Rapidminer

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/) license.



1. Pendahuluan

Kabupaten Boyolali adalah salah satu wilayah yang berada di Provinsi Jawa Tengah, yang terletak diantara $110^{\circ} 11'$ - $110^{\circ} 50'$ Bujur Timur dan $7^{\circ} 7'$ - $7^{\circ} 36'$ Lintang Selatan, yang relatif berpotensi terjadi bencana akibat dari cuaca tidak menentu berdasarkan data yang diambil dari Badan Penanggulangan bencana daerah (BPBD) Kabupaten Boyolali tahun 2018-2022. Namun, untuk identifikasi area prioritas untuk taraf bencana alam terendah serta tertinggi di Boyolali perlu dibenahi dengan memakai metode data mining. Maka dari itu, penelitian ini diambil guna untuk membenahi hal tersebut dengan melakukan proses data mining untuk identifikasi area prioritas untuk taraf bencana alam terendah serta tertinggi di Boyolali dengan melakukan analisis clustering menggunakan algoritma K-Means.

Data mining atau pattern recognition artinya prosedur pemecahan yang dipergunakan dalam proses pengolahan data guna mencari pola yang tersembunyi pada data yang diolah. Data yang diolah menggunakan teknik data mining membentuk suatu pengetahuan baru yang bersumber dari data lama yang nantinya dapat dipergunakan untuk menentukan keputusan di masa depan [1].

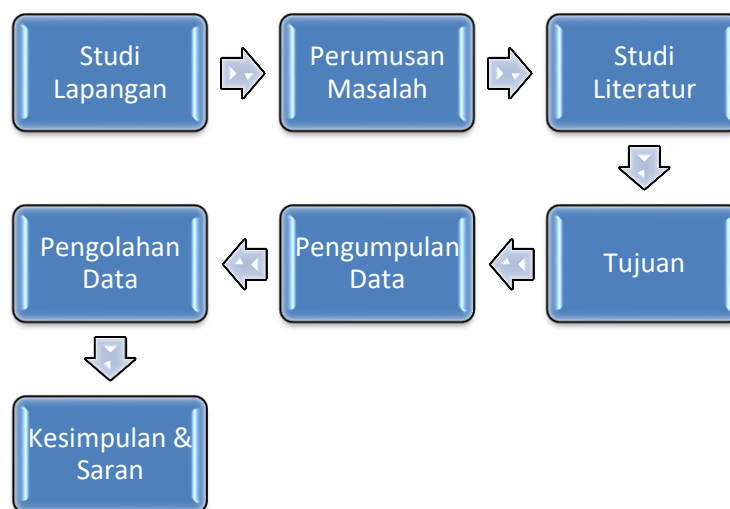
Analisis clustering merupakan salah satu teknik multivariate yang bertujuan untuk membuat, menggabungkan objek berdasar dari karakteristik dan atribut yang dimiliki masing-masing objeknya [2]. Konsep primer dari prosedur pemisahan clustering adalah menemukan pusat dari cluster secara iteratif, yang dimana menentukan pusat dari cluster pada jarak yang minimum antar data di pusat cluster nya. K-Means Clustering merupakan salah satu metode untuk penganalisaan data atau metode untuk data mining yang dimana prosesnya tidak ada pengawasan atau unsupervised serta menjadi salah satu metode untuk pengelompokan yang datanya dilakukan dengan menggunakan sistem partisi.

Pada hal ini peneliti menggunakan data yang bersumber dari Badan Penanggulangan bencana wilayah Boyolali. Topik yang diangkat pada penelitian ini yaitu pengelompokan pada daerah Boyolali menggunakan potensi rawan bencana alam memakai algoritma K-Means clustering. Metode ini digunakan agar mempermudah pada proses analisis dan pengelompokan data untuk mengetahui beberapa daerah rawan bencana di daerah Boyolali. Hasilnya dapat dipergunakan menjadi masukan bagi pemerintah guna menyampaikan fokus yang lebih pada daerah-daerah dengan potensi rawan bencana yang tinggi.

Sebelumnya juga ada penelitian-penelitian yang mempunyai topik yang sama dengan penelitian ini, namun penelitian ini mengambil fokus pada pengelompokan kejadian di tingkat kabupaten yang merupakan tingkatan yang lebih spesifik, berbeda dengan penelitian sebelumnya yang melibatkan daerah tingkat provinsi yang cakupannya lebih luas. Selain itu, penelitian sebelumnya juga terbatas pada hanya 1 atau 2 jenis kejadian, sedangkan dalam penelitian ini mencakup lebih banyak variasi kejadian yang dapat dianalisis untuk memberikan pemahaman yang lebih mendalam.

2. Metode Penelitian

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode kualitatif, dan fokus penelitian ini adalah melakukan pengelompokan daerah rawan bencana di kabupaten Boyolali menggunakan algoritma K-Means clustering, dimana tahapan kegiatan yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Prosedur Kerja Penelitian

Studi lapangan dilakukan sebagai langkah awal dalam penelitian ini, Pada tahap ini peneliti akan melakukan observasi dan mengumpulkan data - data yang terkait dengan model pembelajaran atau penelitian. Penelitian ini dilakukan di kantor BPBD Boyolali, dimana data tentang kejadian bencana yang ada di daerah Kabupaten Boyolali berada. Selanjutnya, untuk perumusan masalah, melakukan identifikasi masalah dalam pembuatan penelitian ini adalah bagaimana caranya untuk merancang dan membangun Clustering Daerah Rawan Bencana agar dapat membantu pihak BPBD Kab. Boyolali dalam menentukan daerah titik fokus yang sangat rawan akan terjadinya kejadian bencana.

Selanjutnya tahap studi literatur, Pada tahap ini, peneliti mempelajari tentang literatur-literatur terkait dengan penelitian ini. Studi literatur ini akan bermanfaat bagi peneliti untuk dijadikan referensi dalam melakukan Clustering Daerah Rawan Bencana di Kantor BPBD Kab. Boyolali. Setelah memahami literatur yang sudah didapat, maka dapat menentukan tujuan, yaitu dapat mengelompokkan daerah rawan bencana di kabupaten Boyolali berdasarkan data jumlah kejadian bencana menggunakan algoritma K-Means.

Tahap berikutnya pada penelitian ini, peneliti mengumpulkan data kejadian bencana yang terjadi di kabupaten Boyolali selama rentang waktu dari tahun 2018 hingga 2022. Data yang peneliti gunakan berasal dari Badan Penanggulangan Bencana Daerah Kabupaten Boyolali, yang memiliki tanggung jawab dalam mencatat dan melaporkan kejadian bencana di wilayah tersebut. Dataset yang peneliti peroleh terdiri dari 770 baris data, yang mencakup informasi tentang kejadian bencana yang terjadi selama periode waktu yang ditentukan. Setiap baris data mengandung 9 atribut yang relevan dengan kejadian bencana, seperti jenis bencana, tanggal dan waktu kejadian, lokasi, dampak yang ditimbulkan, dan informasi terkait lainnya atau seperti pada Tabel 1.

Tabel. 1 Data Kejadian Bencana Yang Telah Dikumpulkan

HARI	TANGGAL	BULAN	TAHUN	DATARAN	JENIS TANAH	DESA	KECAMATAN	JENIS BENCANA
Minggu	2	Januari	2022	Rendah	Lempung	Gondanglegi	Klego	Angin Puting Beliung
Minggu	2	Januari	2022	Rendah	Lempung	Pengkol	Karanggede	Lainnya
Jumat	7	Januari	2022	Rendah	Geluh	Bangak	Banyudono	Lainnya
Minggu	9	Januari	2022	Rendah	Lempung	Gunung	Simo	Banjir
Senin	10	Januari	2022	Rendah	Kapur	Karangjati	Wonosegoro	Banjir
Kamis	13	Januari	2022	Rendah	Gelluh	Guwokajen	Sawit	Tanah Longsor
Kamis	13	Januari	2022	Tinggi	Pasir	Sukabumi	Cepogo	Lainnya

Selanjutnya, data tersebut harus melewati tahap preprocessing data, dimana prosesnya adalah data cleaning dan data transformation. Setelah tahap pengumpulan data kejadian bencana, langkah pertama dalam proses preprocessing data adalah data cleaning. Pada tahap ini, dilakukan penanganan terhadap data yang tidak konsisten dalam penelitian hurufnya, data yang kosong, atau data yang kurang lengkap. Data yang tidak konsisten penelitiannya dapat diperbaiki agar konsisten dan mudah diolah. Sementara itu, data yang kosong atau kurang lengkap dapat dihapus atau dilengkapi dengan informasi yang relevan jika memungkinkan atau bisa dilihat contohnya seperti pada Tabel 2.

Tabel. 2 Contoh Atribut Yang Perlu Dibenahi

Atribut	Perbaiki
KarangGede	Karanggede
TamanSari	Tamansari
Letusan Gunung Api	Gunung Meletus
Angin puting belung	Angin Puting Beliung
Tanah longsor	Tanah Longsor
Lain nya	Lainnya

Selanjutnya, dalam konteks data kejadian bencana tiap desa, data tersebut dikumpulkan dan digabungkan menjadi satu kesatuan berdasarkan kecamatan. Hal ini dilakukan untuk menggabungkan data yang berkaitan dengan kejadian bencana di setiap desa menjadi data yang terkait dengan kecamatan secara keseluruhan. Dalam proses ini, masing-masing parameter atau variabel yang relevan dengan kejadian bencana dijumlahkan berdasarkan kejadiannya. Misalnya, untuk setiap kecamatan, akan dihitung jumlah kejadian bencana angin puting beliung, tanah longsor, kekeringan, banjir, gunung meletus, dan lainnya.

Totalnya, terdapat 6 parameter yang akan diuji dalam implementasi dan pengujian menggunakan aplikasi Rapidminer Studio. Parameter - parameter tersebut meliputi kecamatan, jumlah kejadian bencana angin puting beliung, tanah longsor, kekeringan, banjir, gunung meletus, dan parameter lainnya yang mungkin mencakup jenis bencana lain yang tidak spesifik pada parameter-parameter sebelumnya. Dilanjutkan dengan proses data cleaning untuk mengatasi masalah data yang kosong atau kurang lengkap yang dapat mengganggu proses pengelompokkan. Setelah melalui tahap data cleaning, langkah berikutnya adalah data transformation. Pada tahap ini, data diubah sesuai kebutuhan agar sesuai dengan proses pengelompokkan menggunakan aplikasi Rapidminer Studio.

Pada Tabel 3 menunjukkan hasil dari proses data transformation yang telah dilakukan. Pada tabel tersebut, dapat dilihat bahwa data telah diubah sesuai dengan format atau representasi yang diperlukan untuk proses pengelompokkan menggunakan aplikasi Rapidminer Studio. Transformasi data ini dilakukan agar data sesuai dengan kebutuhan algoritma K-Means yang akan digunakan dalam analisis clustering. Dan data yang sudah selesai dipersiapkan bisa dilihat pada Tabel 3 berikut.

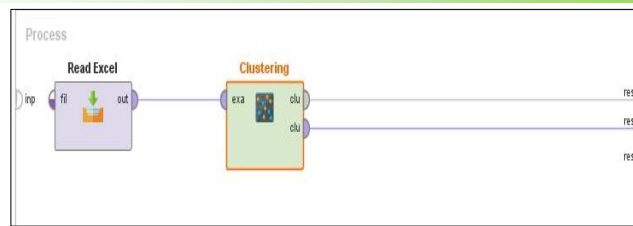
Tabel. 3 Data Setelah Ditransformasi

KODE	K1	K2	K3	K4	K5	K6
BYL01	20	4	0	0	0	4
BYL02	21	2	1	4	0	2
BYL03	0	0	0	5	0	14
BYL04	14	20	0	0	0	49
BYL05	2	44	0	0	0	15
BYL06	2	17	0	1	0	6
BYL07	14	0	1	5	0	2
BYL08	0	0	0	2	0	12
BYL09	17	4	1	14	0	5
BYL10	16	8	0	2	0	11
BYL11	34	5	0	0	0	34
BYL12	2	8	0	0	0	4
BYL13	4	2	0	16	0	6
BYL14	0	2	0	2	0	2
BYL15	0	0	0	2	0	15
BYL16	2	4	0	1	0	11
BYL17	4	41	0	0	36	5
BYL18	42	5	0	2	0	8
BYL19	2	10	0	0	0	4
BYL20	0	2	0	0	0	22
BYL21	16	8	1	7	0	0
BYL22	4	6	1	20	0	10

3. Hasil dan Pembahasan

Rapidminer merupakan aplikasi untuk mengolah data menjadi informasi yang lebih bermanfaat dan berguna. Rapidminer merupakan sebuah perangkat lunak yang digunakan untuk menganalisis data dan juga menjadi alat bantu untuk data mining [3]. Perangkat lunak ini memiliki kemampuan untuk melakukan integrasi dengan produk-produknya sendiri. Rapidminer ditulis dengan menggunakan bahasa pemrograman Java, sehingga dapat berfungsi pada berbagai sistem operasi yang ada.

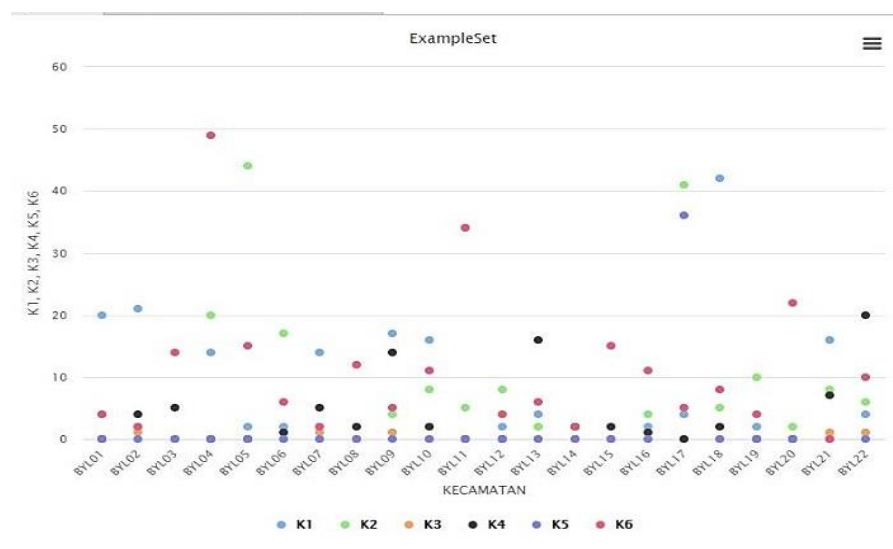
Rapidminer bisa mempermudah penggunaanya dalam melakukan proses perhitungan data yang berjumlah banyak dengan memanfaatkan operator yang ada, operator ini berguna untuk mengubah data [4]. Data dihubungkan dengan node-node pada operator lalu pengguna hanya tinggal menghubungkannya ke node result untuk melihat hasil perhitungannya. Hasil yang ditampilkan Rapidminer juga bisa berbentuk visual dengan menggunakan grafik. Pada penelitian ini penulis menggunakan konfigurasi seperti pada Gambar.2 Berikut.



Gambar. 2 Konfigurasi Rapidminer Yang Siap Diproses

Data sebelumnya sudah melalui seleksi dengan mengambil data yang bukan outlier yang berpotensi masuk ke dalam cluster tertentu. Sebelum data benar-benar di-cluster, terlebih dahulu, dilakukan proses diskritisasi data dengan mengubah data nominal menjadi numerik dikarenakan dalam proses clustering, data yang diproses haruslah data numerik. Setelah itu data kemudian dapat benar-benar di-cluster. Pada proses pengelompokkan itu sendiri, penulis membuat 3 kelompok dan menentukan 3 titik centroid dengan acak.

Dengan konfigurasi operator seperti tadi, selanjutnya langsung menjalankan run untuk melakukan proses perhitungan clustering. Setelah hasil perhitungan dari Rapidminer sudah tampil, Peneliti akan membahas interpretasi kelompok yang dihasilkan dan memperlihatkan bagaimana kelompok-kelompok ini merepresentasikan daerah-daerah yang memiliki tingkat rawan bencana berbeda. Selain itu, hasil dari proses di Rapidminer akan menggambarkan visualisasi hasil clustering dalam bentuk scatter pada Gambar.3 untuk memudahkan pemahaman. Dan hasil perhiutngan clustering daerah rawan bencana dengan menggunakan aplikasi Rapidminer Studio nya adalah seperti pada Tabel 4 berikut.



Gambar. 3 Tampilan Visualization Scatter/Bubble

Tabel. 4 Hasil Clustering Menggunakan Rapidminer

Cluster	Kecamatan
Cluster 0	Ampel, Andong, Banyudono, Gladagsari, Juwangi, Karanggede, Kemusu, Klego, Musuk, Ngemplak, Nogosari, Sambi, Sawit, Tamansari, Teras, Wonosamodro, Wonosegoro
Cluster 1	Cepogo, Selo
Cluster 2	Boyolali, Mojosongo, Simo

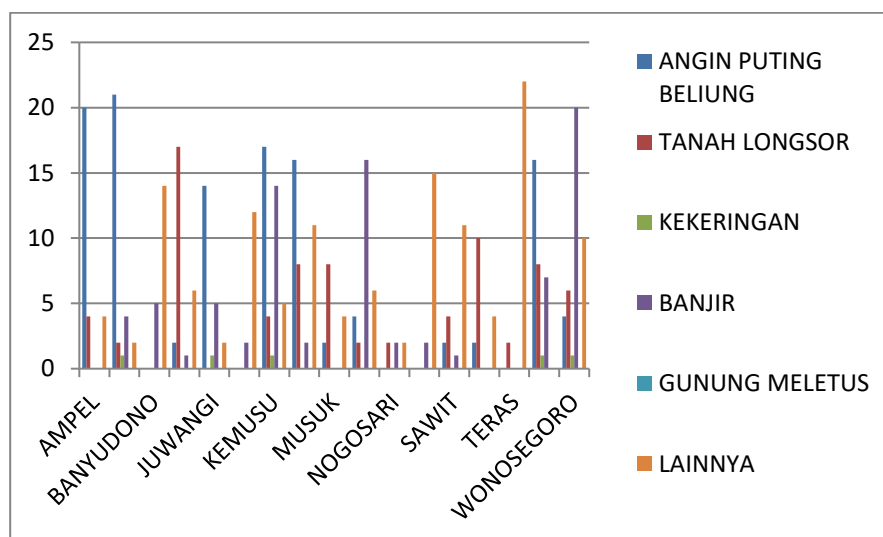
Berdasarkan hasil perhiutngan cluster dengan aplikasi Rapidminer Studio yang telah didapat, bisa dilihat jika cluster 0 berisikan 17 Kecamatan, cluster 1 berisikan 2 Kecamatan, dan cluster 2 berisikan 3 Kecamatan. Dari hasil tersebut, daerah yang termasuk kedalam cluster_0 adalah daerah yang tingkat kerawanan bendananya rendah, daerah yang masuk kedalam cluster_1 adalah daerah yang tingkat kerawanan bendananya sedang dan daerah yang masuk cluster_2 adalah daerah yang tingkat kerawanan bendananya tinggi.

Daerah yang termasuk cluster 0 berjumlah 17 kecamatan, untuk memberikan representasi visual yang lebih jelas dan memudahkan pemahaman terhadap data jumlah kejadian bencana yang terjadi bisa dilihat pada Tabel 5 dan bisa dilihat grafiknya pada Gambar.4.

Tabel. 5 Daerah Cluster 0 dan Jumlah Kejadian Bencananya

Kecamatan	Angin Puting Beliung	Tanah Longsor	Kekeringan	Banjir	Gunung Meletus	Lainnya
AMPEL	20	4	0	0	0	4
ANDONG	21	2	1	4	0	2
BANYUDONO	0	0	0	5	0	14
GLADAGSARI	2	17	0	1	0	6
JUWANGI	14	0	1	5	0	2
KARANGGEDE	0	0	0	2	0	12
KEMUSU	17	4	1	14	0	5
KLEGO	16	8	0	2	0	11
MUSUK	2	8	0	0	0	4
NGEMPLAK	4	2	0	16	0	6
NOGOSARI	0	2	0	2	0	2
SAMBI	0	0	0	2	0	15
SAWIT	2	4	0	1	0	11
TAMANSARI	2	10	0	0	0	4
TERAS	0	2	0	0	0	22
WONOSAMODRO	16	8	1	7	0	0
WONOSEGORO	4	6	1	20	0	10

Dari Table 5, terlihat jumlah kejadian bencana tertinggi untuk kejadian angin puting beliung adalah 21 kejadian, tanah longsor 17 kejadian, kekeringan 1 kejadian, banjir 20 kejadian, gunung meletus 0 kejadian, dan lainnya 22 kejadian.



Gambar. 4 Grafik Kejadian Daerah Cluster

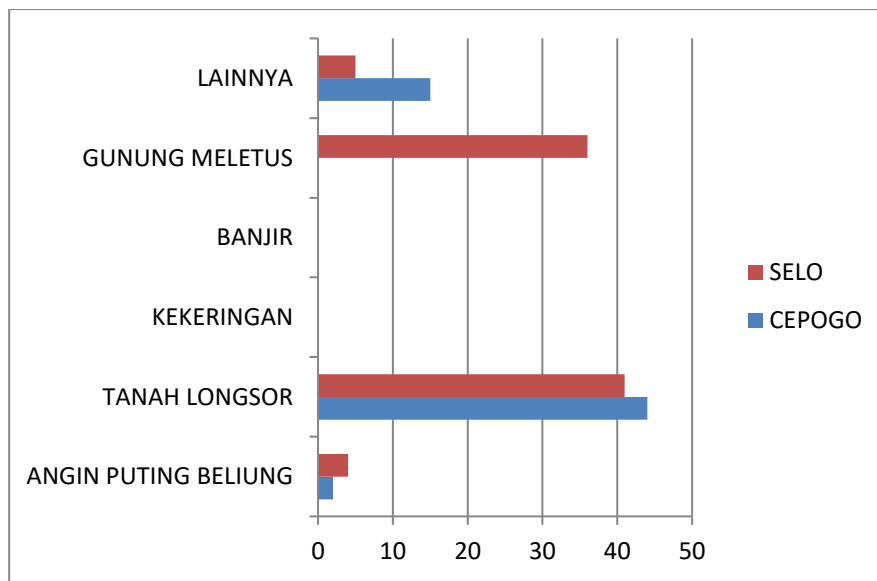
Dari Fig 4 pada grafik tersebut, daerah kecamatan yang termasuk dalam cluster 0 dalam penelitian ini adalah daerah yang rata – rata kejadian bencana angin puting beliung adalah 7 kejadian, tanah longsor 5 kejadian, kekeringan 1 kejadian, banjir 5 kejadian, gunung meletus 0 kejadian, dan lainnya 8 kejadian.

Selanjutnya, daerah yang termasuk cluster 1 berjumlah 2 kecamatan, dan untuk lebih jelasnya untuk jumlah kejadian bencana yang terjadi bisa dilihat pada Tabel 6 dan bisa dilihat grafiknya pada Gambar. 5.

Tabel. 6 Daerah Cluster 1 dan Jumlah Kejadian Bencananya

Kecamatan	Angin Puting Beliung	Tanah Longsor	Kekeringan	Banjir	Gunung Meletus	Lainnya
CEPOGO	2	44	0	0	0	15
SELO	4	41	0	0	36	5

Dari Table 6, terlihat jumlah kejadian bencana tertinggi untuk kejadian angin puting beliung adalah 4 kejadian, tanah longsor 44 kejadian, kekeringan 0 kejadian, banjir 0 kejadian, gunung meletus 36 kejadian, dan lainnya 15 kejadian.



Gambar. 5 Grafik Kejadian Daerah Cluster 1

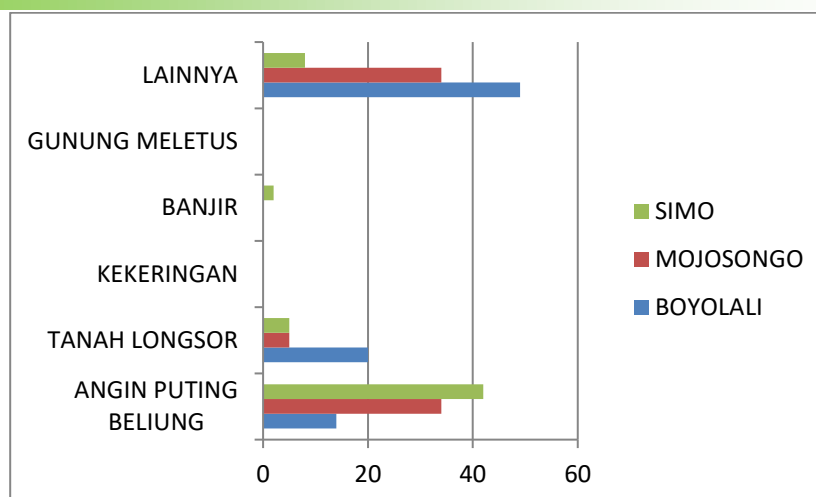
Dari Fig.5 pada grafik tersebut, daerah kecamatan yang termasuk dalam cluster 1 dalam penelitian ini adalah daerah yang rata – rata kejadian bencana angin puting beliung adalah 3 kejadian, tanah longsor 43 kejadian, kekeringan 0 kejadian, banjir 0 kejadian, gunung meletus 18 kejadian, dan lainnya 10 kejadian.

Selanjutnya, daerah yang termasuk cluster 2 berjumlah 3 kecamatan, untuk data jumlah kejadian bencana yang terjadi bisa dilihat pada Tabel 7 dan bisa dilihat visualisasi gambaran grafik datanya pada Gambar.6.

Tabel. 7 Daerah Cluster 0 dan Jumlah Kejadian Bencananya

Kecamatan	Angin Puting Beliung	Tanah Longsor	Kekeringan	Banjir	Gunung Meletus	Lainnya
BOYOLALI	14	20	0	0	0	49
MOJOSONGO	34	5	0	0	0	34
SIMO	42	5	0	2	0	8

Dari Tabel 7, terlihat jumlah kejadian bencana tertinggi untuk kejadian angin puting beliung adalah 42 kejadian, tanah longsor 20 kejadian, kekeringan 1 kejadian, banjir 2 kejadian, gunung meletus 0 kejadian, dan lainnya 49 kejadian.



Gambar. 6 Grafik Kejadian Daerah Cluster 2

Dari Gambar. 6 pada grafik tersebut, daerah kecamatan yang termasuk dalam cluster 2 dalam penelitian ini adalah daerah yang rata – rata kejadian bencana angin puting beliung adalah 30 kejadian, tanah longsor 10 kejadian, kekeringan 0 kejadian, banjir 1 kejadian, gunung meletus 0 kejadian, dan lainnya 30 kejadian.

Dalam melakukan clustering faktor penentuan centroid awal dalam algoritma K-Means ternyata memiliki pengaruh yang signifikan dalam proses pengelompokan data. Saat memulai algoritma K-Means, penentuan titik-titik centroid awal menjadi langkah kritis yang perlu diperhatikan dengan cermat [5]. Hal ini karena titik-titik centroid awal yang dipilih akan menjadi acuan utama dalam menentukan kluster - kulster yang terbentuk selama iterasi berikutnya. Dalam kasus ini, penggunaan metode acak dalam memilih centroid awal menghasilkan variasi hasil antara perhitungan manual dan penggunaan aplikasi Rapidminer Studio.

Dengan demikian, untuk memperoleh hasil yang konsisten dan dapat diandalkan dalam pengelompokan data menggunakan algoritma K-Means, penting untuk mengadopsi pendekatan yang konsisten dalam menentukan titik - titik centroid awal. Menyelaraskan metode pengambilan centroid awal antara perhitungan manual dan penggunaan aplikasi seperti Rapidminer Studio akan membantu mengurangi perbedaan yang timbul akibat perbedaan pemilihan centroid [6]. Dalam hal ini, peneliti perlu mempertimbangkan metode yang sesuai dan dapat diulang untuk menentukan centroid awal, sehingga memastikan kestabilan dan keakuratan hasil pengelompokan yang dihasilkan oleh algoritma K-Means.

Penggunaan algoritma K-Means dalam pengelompokan daerah rawan bencana di Kabupaten Boyolali memiliki sejumlah manfaat yang signifikan. Melalui proses clustering ini, para peneliti dapat membantu Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) Kabupaten Boyolali dalam mengidentifikasi daerah-daerah yang memiliki tingkat kerawanan serupa. Hal ini memungkinkan BPBD untuk mengambil tindakan pencegahan dan mitigasi yang lebih efektif dalam menghadapi potensi bencana.

Dengan menggunakan algoritma K-Means, daerah rawan bencana dapat dikelompokkan berdasarkan karakteristik yang serupa, seperti topografi, kepadatan penduduk, jenis bencana yang sering terjadi, dan faktor - faktor lain yang relevan [7]. Hasil pengelompokan ini memberikan informasi yang berharga bagi BPBD dalam merencanakan penempatan sumber daya dan mengambil langkah-langkah tanggap darurat yang terfokus dan efisien. BPBD dapat mengalokasikan sumber daya secara lebih tepat, baik dalam hal personel, peralatan, maupun logistik, ke daerah-daerah yang memiliki tingkat kerawanan yang serupa.

Selain itu, informasi yang dihasilkan dari proses clustering ini juga dapat disebarkan kepada masyarakat yang tinggal di daerah-daerah yang tingkat kerawanan bencananya sedang hingga tinggi. Hal ini memberikan peringatan secara tidak langsung kepada masyarakat untuk meningkatkan kewaspadaan dan mempersiapkan diri sebelum terjadinya bencana. Dengan mengetahui tingkat kerawanan daerah tempat tinggal mereka, masyarakat dapat mengambil langkah-langkah persiapan yang lebih baik, seperti membangun bangunan yang tahan gempa, mendapatkan pelatihan evakuasi, atau menyimpan persediaan darurat.

Secara keseluruhan, penggunaan algoritma K-Means dalam pengelompokan daerah rawan bencana di Kabupaten Boyolali memberikan manfaat yang berkelanjutan. Selain membantu pihak BPBD dalam pengambilan keputusan yang lebih baik terkait pencegahan dan mitigasi bencana, informasi ini juga berpotensi meningkatkan kesadaran dan kesiapsiagaan masyarakat terhadap bencana, sehingga dapat mengurangi risiko dan dampak yang ditimbulkan.

Penggunaan algoritma K-Means dalam pengelompokan daerah rawan bencana di Kabupaten Boyolali memiliki beberapa batasan dan tantangan yang perlu diperhatikan. Berikut adalah beberapa batasan dan tantangan yang mungkin muncul :

1. Ketidakakuratan Clustering : Algoritma K-Means dapat menghasilkan clustering yang tidak akurat jika data tidak memiliki distribusi yang jelas atau terdapat data yang outliers. Terkadang, terdapat overlap antara daerah rawan bencana yang seharusnya berada dalam kluster yang berbeda. Oleh karena itu, interpretasi hasil clustering perlu dilakukan secara hati-hati dan dapat memerlukan analisis tambahan untuk mengoreksi ketidakakuratan tersebut.
2. Sensitivitas terhadap Inisialisasi Awal : Algoritma K-Means sangat sensitif terhadap pemilihan inisialisasi awal pusat clustering (centroid). Inisialisasi yang buruk dapat menghasilkan kluster yang tidak optimal atau mencapai hasil yang berbeda pada setiap iterasi. Oleh karena itu, pemilihan inisialisasi yang baik menjadi faktor kunci dalam menjaga kestabilan dan konsistensi hasil clustering.
3. Penentuan Jumlah Kluster yang Optimal : Salah satu tantangan penting dalam penggunaan algoritma K-Means adalah menentukan jumlah kluster yang optimal. Jika jumlah kluster yang dipilih terlalu sedikit, informasi yang dihasilkan mungkin tidak terperinci atau relevan. Namun, jika jumlah kluster terlalu banyak, interpretasi dan analisis data menjadi lebih rumit. Peneliti perlu menggunakan metode dan kriteria yang tepat untuk menentukan jumlah kluster yang sesuai dengan konteks analisis daerah rawan bencana di Kabupaten Boyolali.
4. Skala dan Normalisasi Data : Penting untuk memperhatikan skala dan normalisasi data saat menggunakan algoritma K-Means. Fitur-fitur dengan skala yang berbeda-beda dapat memberikan pengaruh yang tidak seimbang dalam perhitungan jarak dan mempengaruhi hasil clustering. Oleh karena itu, normalisasi data menjadi langkah yang penting untuk menjaga keadilan dan validitas hasil clustering.
5. Interpretasi Hasil Clustering : Interpretasi hasil clustering juga menjadi tantangan. Peneliti perlu memiliki pemahaman mendalam tentang data yang dianalisis dan konteks dari daerah rawan bencana di Kabupaten Boyolali. Interpretasi yang keliru atau penafsiran yang salah dapat mengarah pada pengambilan keputusan yang tidak tepat dalam pengelolaan bencana.

Pemahaman yang komprehensif tentang batasan dan tantangan tersebut membantu peneliti dan praktisi dalam mengimplementasikan algoritma K-Means dengan hati-hati, mempertimbangkan aspek-aspek yang relevan, dan mengambil langkah-langkah korektif yang sesuai untuk memastikan hasil clustering yang valid dan bermanfaat dalam pengelompokan daerah rawan bencana di Kabupaten Boyolali.

4. Kesimpulan

Berdasarkan uraian yang sudah dikemukakan pada sebelumnya, maka dapat ditarik sebuah kesimpulan yaitu Metode Clustering dengan algoritma K-Means dapat digunakan untuk mengelompokkan daerah rawan bencana berdasarkan jumlah kejadian bencana, yaitu Sangat Rawan, Rawan, Tidak Rawan. Sehingga pihak dari BPBD dapat mengantisipasi daerah yang sangat rawan ini bagaimana supaya terkondisikan dengan baik, Metode Clustering dapat digunakan untuk membantu BPBD dalam melakukan pengelompokan daerah yang rawan. Hasil pengelompokan menggunakan aplikasi Rapidminer Studio adalah cluster 0 berjumlah 17 kecamatan, cluster 1 berjumlah 2 kecamatan, dan cluster 2 berjumlah 3 kecamatan.

5. Daftar Pustaka

- [1] Eleyan and M. S. Anwar, "Multiresolution Edge Detection Using Particle Swarm Optimization," *Int. J. Eng. Sci. Appl.*, vol. 1, no. 1, pp. 11–17, 2017.
- [2] M. R. Wankhade and N. M. Wagdarikar, "Feature Extraction of Edge Detected Images," *Int. J. Comput. Sci. Mob. Comput.*, vol. 6, no. 6, pp. 336–345, 2017.
- [3] Sunardi, A. Yudhana, and S. Saifullah, "Identity Analysis of Egg Based on Digital and Thermal Imaging: Image Processing and Counting Object Concept," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 7, no. 1, pp. 200–208, 2017.
- [4] D. Herawati and A. R. Kardian, "Analisis Deteksi Tepi Pada Citra Digital Berbasis JPG Dengan Operator Canny Menggunakan Matrix Laboratory," *J. Ilm. Komputasi*, vol. 17, no. 3, pp. 191–208, 2018.
- [5] V. Dohare and M. P. Parsai, "A Review of Speed Performance Evaluation of Various Edge Detection Methods of Images," *Indian J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 128–138, 2017.
- [6] M. B. Saputra, A. Romadhony, and Adiwijaya, "Analisis Kompresi Lossless JPEG dengan Penambahan komplemen terkompresi deflate," 2012.
- [7] R. Pradeep Kumar Reddy and C. Nagaraju, "Improved Canny Edge Detection Technique Using S-membership Function," *Int. J. Eng. Adv. Technol.*, vol. 8, no. 6, pp. 43–49, 2019.
- [8] K. R. O. Recio and R. G. Mendoza, "Three-step Approach to Edge Detection of Texts," *Philipp. J.*

- Sci.*, vol. 148, no. 1, pp. 193–211, 2019.
- [9] S. Dhivya and D. R. Shanmugavadivu, “A Big Data Based Edge Detection Method for Image Pattern Recognition - A Survey,” *Int. J. Eng. Comput. Sci.*, vol. 7, no. 03, pp. 23755–23760, 2018.
- [10] S. Reno and R. Edyal, “Analisa Perbandingan Deteksi Tepi Citra Foto Menggunakan Algoritma Robert dan Prewitt,” *Multinetics*, vol. 2, no. 2, p. 11, 2016.
- [11] M. R. H. Mohd Adnan, A. Mohd Zain, H. Haron, M. Zulfaezal Che Azemin, and M. Bahari, “Consideration of Canny Edge Detection for Eye Redness Image Processing,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 551, no. 1, 2019.
- [12] P. Hidayatullah, *Pengolahan Citra Digital*. Bandung: Informatika Bandung, 2017.
- [13] P. Malathi and M. Pushpa, “Image Edge Detection Algorithms Study,” *Intern. Res. J. Eng. Technol.*, vol. 3, no. 6, pp. 786–789, 2016.
- [14] H. A. E. El-sennary, M. E. Hussien, and A. E. A. Ali, “Edge Detection of an Image Based on Extended Difference of Gaussian,” *Am. J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 2, no. 3, pp. 35–47, 2019.
- [15] Niu, “An Improvement Image Subjective Quality Evaluation Model Based on Just Noticeable Difference,” *Proceeding Twelfth Int. Conf. Intell. Inf. Hiding Multimed. Signal Process.*, vol. 2, pp. 101–110, 2017.