

P-38

ANALISA DAVIES BOULDIN INDEX (DBI) DALAM PENGELOMPOKAN DAERAH RAWAN LONGSOR

ANALYSIS OF THE DAVIES BOULDIN INDEX (DBI) IN GROUPING LANDSLAND-PRONE AREAS

Maria Ulfah^{1*}, Andi Sri Irtawaty², Dinar Retno Sari³, Zulkifli⁴, Yudi Kurniawan⁵

^{1,2,3} Jurusan Rekayasa Elektro Politeknik Negeri Balikpapan

^{4,5} Jurusan Teknik Mesin, Politeknik Negeri Balikpapan

*E-mail:maria.ulfah@poltekba.ac.id

Diterima 12-10-2023	Diperbaiki 13-10-2013	Disetujui 14-10-2023
---------------------	-----------------------	----------------------

ABSTRAK

Bencana alam dapat mengancam seluruh wilayah di Indonesia baik di daratan, pegunungan, maupun pesisir. Bencana alam berpotensi merusak lingkungan, merugikan harta benda, dan menimbulkan korban jiwa. Mitigasi bencana tanah longsor masih belum optimal di Balikpapan. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian untuk menghasilkan pengelompokan tingkat kerawanan tanah longsor di 34 kecamatan. Pengolahan data menggunakan algoritma K-Means dengan tool Rapid Miner. Dalam pengelompokan daerah dilakukan pengujian dari jumlah kluster= 2 hingga kluster=5. Kemudian dilakukan analisa melalui nilai Davies Bouldin Index (DBI) untuk mengetahui hasil pengelompokan terbaik. Dari hasil analisa didapatkan nilai DBI paling terbaik adalah pengelompokan daerah sebanyak 2 yakni rawan dan tidak rawan dengan nilai DBI sebesar 0,001. Kelurahan yang termasuk dalam kelompok daerah rawan bencana longsor adalah kelurahan Sepinggian dan sedangkan 33 kelurahan lainnya termasuk dalam kelompok daerah tidak rawan.

Kata kunci: Davies Bouldin Index, landsland-prone, clusterisation, k-means

ABSTRACT

Natural disasters can threaten all regions in Indonesia, both on land, mountains and coasts. Natural disasters have the potential to damage the environment, harm property and cause loss of life. Landslide disaster mitigation is still not optimal in Balikpapan. Therefore, it is necessary to carry out research to produce a grouping of landslide vulnerability levels in 34 sub-districts. Data processing uses the K-Means algorithm with the Rapid Miner tool. In regional grouping, testing is carried out from the number of clusters = 2 to clusters = 5. Then analysis is carried out using the Davies Bouldin Index (DBI) value to find out the best grouping results. From the analysis results, it was found that the best DBI value was grouping areas into 2, namely vulnerable and not vulnerable with a DBI value of 0.001. The sub-district that is included in the group of areas prone to landslides is Sepinggian sub-district and 33 other sub-districts are included in the non-prone area group..

Keywords: Davies Bouldin Index, tanah longsor, klusterisasi, k-means

PENDAHULUAN

Pada tahun 2020 dan 2021, bencana tanah longsor menempati peringkat ketiga, di bawah banjir dan angin puting beliung, yang paling banyak terjadi di wilayah Indonesia dengan frekuensi kejadian 1054 pada tahun 2020 dan 1321 pada tahun 2021 [1]. Bencana alam tanah longsor, menimbulkan berbagai

dampak buruk baik korban jiwa maupun kerusakan. Kota Balikpapan mempunyai topografi sekitar 85% berbukit dan hanya sekitar 15% berupa daerah datar yang sempit dan terletak di sepanjang pantai. Jenis tanah yang banyak terdapat di kota Balikpapan adalah jenis tanah podsolik merah kuning yang mempunyai tingkat kesuburan yang rendah

karena lapisan tanah lapisan atas tipis dan batumannya masih muda sehingga tanah tidak stabil dan banyak ditemukan di daerah perbukitan dengan kemiringan . di atas 15%. hujan lebat akan menyebabkan tanah menurun dan tergerus akibat erosi [2].

Kondisi topografi kota Balikpapan yang didominasi oleh perbukitan dengan nilai kemiringan yang besar didukung oleh jenis tanah yang labil sehingga mengakibatkan sering terjadi longsor di kota Balikpapan. Hal ini diperkuat sepanjang tahun 2021-2022 Longsor menempati peringkat pertama tempat nomor satu yang terjadi di Balikpapan dibandingkan banjir dan kebakaran pemukiman yaitu 59 kali pada tahun 2021, 54 kali terjadi longsor sepanjang tahun 2022. Hal ini tentu saja mengakibatkan hilangnya nyawa, rumah, dan fasilitas [3] di Kota Balikpapan. Salah satu langkah tepat untuk mengurangi risiko bencana di Kota Balikpapan adalah dengan pemanfaatan teknologi. Pemanfaatan teknologi telah mempermudah respons terhadap tantangan dalam manajemen dan pengurangan risiko bencana.

Untuk dapat mengoptimalkan pelayanan kepada korban bencana. Misalnya, bantuan yang datang membutuhkan waktu lama karena terbatasnya peralatan dan makanan di lokasi bencana. Oleh karena itu perlu dilakukan pemetaan daerah rawan longsor dengan mengklasifikasikan tingkat jumlah kejadian atau kejadian pada tahun tersebut. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengelompokkan daerah rawan longsor, untuk mengetahui titik-titik centroid terbaik sehingga dapat mengelompokkan daerah rawan longsor menjadi berapa cluster. Sehingga penelitian ini dapat menjadi rujukan dalam upaya penanggulangan bencana tanah longsor dan sebagai landasan bagi pemerintah dalam memberikan kebijakan yang tepat.

Berikut penelitian-penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian yang akan dilakukan antara lain: [3] Dari penelitian ini disimpulkan bahwa metode K-Means dapat menentukan pengelompokan daerah rawan longsor berdasarkan jumlah kejadiannya dan dapat mengetahui daerah mana saja yang termasuk sangat kelompok. rentan, rawan dan tidak rentan. Cluster 1 = 24 wilayah, cluster 2 = 1 wilayah dan cluster 3 = 4 wilayah [4]. Diketahui, wilayah rawan bencana di Jawa Barat dikelompokkan menjadi 3 klaster rendah, sedang, dan tinggi, 16 wilayah berpotensi rendah, 2 wilayah sedang, dan 9 wilayah rawan bencana tinggi. [5] Berdasarkan hasil

klasterisasi K-means menunjukkan wilayah yang mengalami luka dan rusak berat termasuk dalam klaster 1 yaitu Jawa Barat dan Jawa Tengah. Berdasarkan hasil clustering K-means, korban meninggal dunia, mengungsi, rusak sedang, rusak ringan, terendam termasuk dalam klaster 1 yaitu provinsi Aceh, Jawa Timur, NTB.

[6] Metode K-Means dipilih untuk memetakan desa sesuai karakteristik dengan jumlah cluster sesuai jumlah optimal yang lebih baik antara metode siku dan siluet. Clustering optimal yang dihasilkan dengan jumlah cluster sebanyak 7 hasil penentuan nilai k dari metode elbow. Dengan ukuran pengelompokan Cluster 1 = 1 desa, Cluster 2 = 2 desa, Cluster 3 = 19 desa, Cluster 4 = 4 desa, Cluster 5 = 5 desa, Cluster 6 = 1 desa, Cluster 7 = 1 desa.

Berdasarkan pengolahan data, diperoleh total 5 Klaster kawasan rawan bencana di Kabupaten Purbalingga dengan kerentanan sangat tinggi, kerentanan tinggi, kerentanan sedang, kerentanan rendah, dan kerentanan sangat rendah. Terdapat 146 desa dengan kerentanan sangat rendah, 7 desa dengan kerentanan rendah, 1 desa dengan kerentanan sedang, 3 desa dengan kerentanan tinggi, dan 1 desa dengan kerentanan sangat tinggi [7]

Sebelumnya telah dilakukan penelitian terdahulu terkait pengelompokan daerah rawan tanah longsor menggunakan algoritma k-Means dengan jumlah kluster sebanyak 3 (tidak rentan, rawan, sangat rawan. Dari hasil penelitian ini disimpulkan bahwa terdapat 1 kecamatan yang sangat rentan tanah longsor yaitu Sepinggian, 4 kecamatan dalam kelompok daerah rentan yakni Sungai Nangka, Baru tengah, Manggar, Baru Ilir. Dan sisanya masuk kelompok daerah tidak rawan tanah longsor dengan nilai Davies Bouldin Index (DBI) sebesar 0,009

Pada penelitian ini, ingin dilanjutkan penelitian dengan bervariasi nilai Davies Bouldin Index (DBI) dengan jumlah kluster dari 2 hingga 5 selanjutnya dianalisa untuk mencari nilai DBI paling baik yakni mendekati nol untuk mengetahui jumlah kluster terbaik.

Data mining digunakan untuk mencari pola dalam menghasilkan informasi dari suatu data. Data mining memiliki berbagai macam metode, salah satunya adalah clustering. Clustering termasuk metode berbasis jarak yang membagi data ke dalam sejumlah klaster yang bekerja pada atribut angka atau numerik

[8]. Pengelompokan ialah proses mengelompokkan satu set objek fisik atau abstrak ke dalam kelas yang mempunyai kesamaan

Algoritma k-means merupakan algoritma untuk metode klastering [9] struktur non hierarki yang mempartisi data yang tersedia menjadi beberapa kelompok [10]. K-Means adalah teknik pengelompokan berbasis jarak yang membagi data menjadi beberapa klaster.

Davies-Bouldin yaitu metode evaluasi internal yang menghitung ukuran evaluasi kelompok berdasarkan nilai kohesi dan separasi. Dalam pengelompokan, kohesi merupakan jumlah kedekatan data dengan centroid klaster yang diikutinya, sementara separasi berdasarkan pada jarak antara klaster centroid. Klaster dengan jarak intra-klaster yang kecil dan jarak antar-klaster besar akan memiliki eksponen Davies Bouldin yang rendah. Clustering yang menghasilkan himpunan klaster dengan indeks Davies-Bouldin terkecil dianggap sebagai algoritma terbaik [11].

METODOLOGI

Metode penelitian yang digunakan adalah dengan melakukan studi literatur dan pengumpulan data dengan menggunakan data Renstra BPBD Kota Balikpapan, dan artikel ilmiah terkait dan setelah dilakukan preprocessing data yaitu pembersihan data maka perhitungannya akan diproses dengan Rapidminer Tools menggunakan K-Means Metode algoritma.

Berikut metode pelaksanaan penelitiannya

1. Data Understanding

Langkah pertama dalam penelitian ini adalah melakukan rencana penelitian. Kegiatan dalam perencanaan ada empat, yaitu menentukan tujuan penelitian, mengidentifikasi masalah, menentukan batasan masalah dan studi literatur. Pada fase data understanding dilakukan pengumpulan dan identifikasi data

2. Data preparation

Pada tahap preprocessing, kegiatan yang dilakukan adalah menyetor kembali data yang diperoleh ke dalam Microsoft Excel untuk mencatat seluruh data yang telah didapatkan. Setelah data disalin pada tahap ini juga akan dilakukan pembersihan data yaitu penghapusan data yang tidak diperlukan. tertulis dengan jelas atau data yang tidak dapat

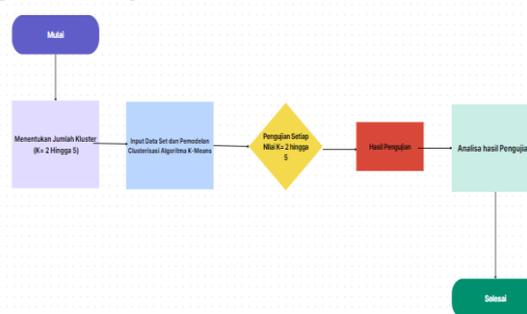
dibaca. Proses pembersihan ini dilakukan guna mendapatkan hasil perhitungan yang benar.

3. Tahap Pengolahan Data

Pengolahan data dengan software rapidminer dan juga pengolahan data berdasarkan identifikasi permasalahan pada penelitian. Dengan menggunakan metode K-Means, dan melalui penerapan al-goritma k-means clustering diharapkan dalam pengolahan data tersebut diharapkan dalam pengolahan data tersebut akan diperoleh hasil yang baik dengan mengelompokkan daerah rentan bencana tanah longsor berdasarkan nilai dampak kejadian. Pengolahan data dengan software Rapidminer

4. Tahap Analisis

Setelah seluruh data terkumpul maka dilakukan tahap analisis. Berikut diagram alir penelitiannya.



Gambar 1. Diagram alir

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Kumpulan Data

Dalam penelitian ini menggunakan data Rencana Strategis BPBD Kota Balikpapan Tahun 2021-2026 mengenai dampak bencana tanah longsor yang merupakan perbandingan luas wilayah terdampak dengan jumlah wilayah terdampak. Sebanyak 34 data dampak longsor di setiap desa. Data ini akan diolah untuk mengetahui hasil klasifikasi daerah rawan longsor di Kota Balikpapan. Pengelompokan data ini dapat menjadi informasi baru bagi BPBD Kota Balikpapan dan untuk memutuskan kebijakan ke depan.

2. Menyajikan Data

Atribut yang digunakan ada 2 (dua) yaitu nama desa dan nilai dampak risiko bencana tanah longsor. Berikut data dampaknya.

Tabel 1. Data Set

No	Daerah	Dampak
1	Damai Bahagia	3
2	Damai Baru	2
3	Gunung Bahagia	0
4	Sepinggan	132
5	Sepinggan Baru	1
6	Sepinggan Raya	1
7	Sungai Nangka	33
8	Lamaru	2
9	Manggar	18
10	Manggar Baru	0
11	Teritip	0
12	Gunung Sari Ilir	10
13	Gunung Sari Ulu	4
14	Mekar Sari	5
15	Karang Rejo	10
16	Sumber Rejo	5
17	Karang Jati	2
18	Prapatan	8

No	Daerah	Dampak
19	Telaga Sari	4
20	Klandasan Ulu	0
21	Klandasan Ilir	8
22	Damai	5
23	Baru Ilir	17
23	Margo Mulyo	4
25	Marga Sari	0
26	Baru Tengah	20
27	Baru Ulu	12
28	Kariangau	0
29	Gunung Samarinda	5
30	Muara Rapak	2
31	Batu Ampar	2
32	Karang Joang	0
33	Gunung Samarinda Baru	2
34	Graha Indah	1

3. Pengolahan Data

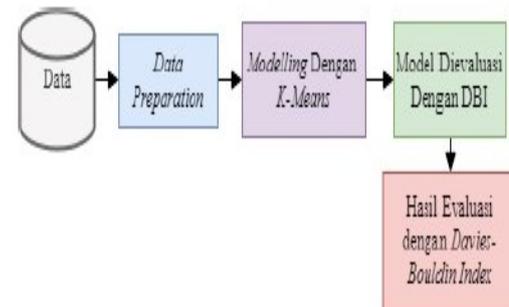
Pada tahap ini menggunakan tools RapidMiner dengan metode K-Means. Tampilan Proses Baru adalah menyiapkan lembar kerja di RapidMiner. Impor data yang akan diuji dalam format .xls atau .xlsx. Berikutnya adalah model untuk mengimpor file Microsoft Excel.



Gambar 2. Import Kumpulan Data

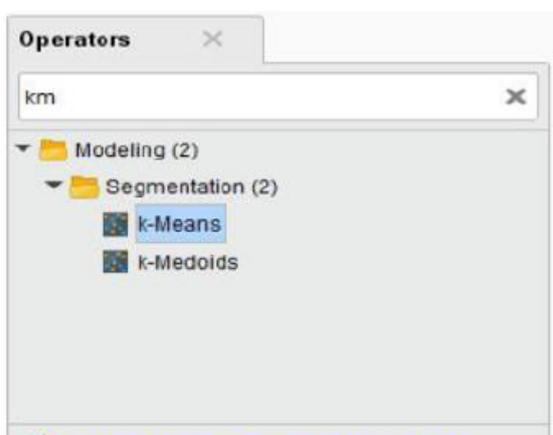
4. Pemodelan dan Evaluasi

Pada tahapan modelling dilakukan pemodelan dengan k-means untuk mengelompokkan daerah rawan terhadap tanah longsor , dengan tahapan pemodelan seperti pada Gambar 3.

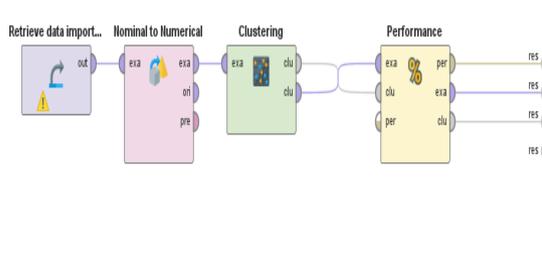


Gambar 3. Pemodelan Penerapan Pengelompokan

Pada tahap ini, tambahkan operator K-Means. melalui klik kanan -> Sisipkan Operator -> Pemodelan -> Segmentasi -> K-Means



Gambar 4. Penambahan Operator K-Means



Gambar 5. Pemodelan Clustering dengan operator K-Means

Pada penelitian ini akan dilakukan beberapa nilai kluster (K) dari 2 hingga 5. Jika nilai DBI yang didapatkan semakin kecil tidak negatif atau lebih dari 0, maka kelompok yang diperoleh dari pengelompokan k-means semakin baik. Hasil pengelompokan berdasarkan nilai K dari 2 hingga K 5 seperti Tabel 2. berikut:

Tabel 2. Hasil Evaluasi DBI

No	Jumlah K	Davies Bouldin Index (DBI)
1	2	0.001
2	3	0.009
3	4	0.010
4	5	0.008

Hasil perhitungan evaluasi dengan DBI dari pengelompokan K=2 sampai dengan K=5 menghasilkan DBI terkecil terletak pada pengelompokan K=2 dengan nilai 0,001 yang menandakan pengelompokan ini merupakan hasil kluster yang baik.

Cluster Model

Cluster 0: 33 items
 Cluster 1: 1 items
 Total number of items: 34

Gambar 6. Hasil Pengelompokan K=2

Gambar 6 merupakan hasil pengelompokan data sebanyak K=2 dimana terdapat 33 daerah yang berada dalam cluster 0 dan 1 daerah yang termasuk cluster 1. Cluster 0 merupakan daerah yang tidak rawan bencana longsor, dan cluster 1 merupakan daerah rawan longsor.

Keanggotaan cluster 0 yakni semua kelurahan selain Sepinggian, sedangkan keanggotaan cluster 1 yakni kelurahan sepinggian yang merupakan daerah rawan bencana longsor.

KESIMPULAN

Dari hasil pengolahan data melalui Aplikasi Rapid Miner dengan variasi nilai Davies Bouldin Index (DBI) dari K=2 hingga K=5 dalam pengelompokan daerah terhadap tingkat kerawanan bencana tanah longsor, K=2 merupakan nilai pengelompokan terbaik dengan nilai DBI sebesar 0,001. Terdapat 33 daerah yang berada dalam cluster 0 dan 1 daerah yang termasuk cluster 1. Cluster 0 merupakan daerah yang tidak rawan bencana longsor yakni selain kelurahan sepinggian, dan cluster 1 merupakan daerah rawan longsor yakni kelurahan sepinggian

SARAN

Dapat dilakukan penelitian lanjutan dengan menggunakan algoritma k-medoid dalam pengelompokan wilayah rawan tanah longsor di Balikpapan. Kemudian melakukan perbandingan hasil penelitiannya dengan penggunaan algoritma k-means

DAFTAR PUSTAKA

[1] BNPB, “Bencana Indonesia 2021,” *Badan Nasional Penanggulangan Bencana*, 2021. <https://bnpb.go.id/infografis/Kejadian-Bencana-Tahun-2021> (Accessed Oct. 15, 2023).

[2] A. Lioni, “PENGARUH PERTAMINA TERHADAP MASYARAKAT KOTA BALIKPAPAN 1957-1975,” 2014. [Online]. Available:

- <https://Eprints.Uny.Ac.Id/21688/10/Ringkasan.Pdf>
- [3] N. Fadilah, "Penerapan Metode Algoritma K-Means Untuk Clustering Daerah Rawan Tanah Longsor Di Provinsi Jawa Tengah," *J. BATIRSI*, Vol. 6, No. 1, Pp. 1–5, 2022, [Online]. Available: <https://Bpbd.Jatengprov.Go.Id/>.
- [4] M. Firman, A. Halik, And L. Septiana, "Analisa Data Untuk Prediksi Daerah Rawan Bencana Alam Di Jawa Barat Menggunakan Algoritma K-Means Clustering," *J. Inf. Syst. Applied, Manag. Account. Res.*, Vol. 6, No. 4, Pp. 856–870, 2022, Doi: 10.52362/Jisamar.V6i4.939.
- [5] A. S. Bayu Priyatna, Topan Trianto, Julifer P Manurung, Nono Heryana, "Information System Journal," *INTERNAL-Information Syatem J.*, Vol. 3, No. 2, Pp. 1–10, 2020, [Online]. Available: Gunawan, Hendra 2019 "Sistem Pendukung Keputusan Penerima Bantuan Sosial Beras Masyarakat Miskin Menggunakan Metode Simple Additive Weighting (Saw)" Vol 2, No 2
- [6] 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.
- [7] D. I. Ramadhani, O. Damayanti, O. Thaushiyah, And A. R. Kadafi, "Penerapan Metode K-Means Untuk Clustering Desa Rawan Bencana Berdasarkan Data Kejadian Terjadinya Bencana Alam," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, Vol. 9, No. 3, P. 749, 2022, Doi: 10.30865/Jurikom.V9i3.4326.
- [8] Z. Nabila, A. Rahman Isnain, And Z. Abidin, "Analisis Data Mining Untuk Clustering Kasus Covid-19 Di Provinsi Lampung Dengan Algoritma K-Means," *J. Teknol. Dan Sist. Inf.*, Vol. 2, No. 2, P. 100, 2021, [Online]. Available: <http://Jim.Teknokrat.Ac.Id/Index.Php/JTSI>
- [9] R. Hasibuan Budiansyah, H. Hafizah, And R. Mahyuni, "Penerapan Data Mining Clustering Dengan Menggunakan Algoritma K-Means Pada Data Nasabah Kredit Bermasalah PT. BPR Milala," *J-SISKO TECH (Jurnal Teknol. Sist. Inf. Dan Sist. Komput. TGD)*, Vol. 5, No. 1, P. 7, 2022, Doi: 10.53513/Jsk.V5i1.4767.
- [10] Y. Suhanda, I. Kurniati, And S. Norma, "Penerapan Metode Crisp-DM Dengan Algoritma K-Means Clustering Untuk Segmentasi Mahasiswa Berdasarkan Kualitas Akademik," *J. Teknol. Inform. Dan Komput.*, Vol. 6, No. 2, Pp. 12–20, 2020, Doi: 10.37012/Jtik.V6i2.299.
- [11] R. Gustrianda And D. I. Mulyana, "Penerapan Data Mining Dalam Pemilihan Produk Unggulan Dengan Metode Algoritma K-Means Dan K-Medoids," *J. Media Inform. Budidarma*, Vol. 6, No. 1, P. 27, 2022, Doi: 10.30865/Mib.V6i1.3294.