



Pengelompokan Daerah Rawan Bencana di Pulau Sumatera dengan Metode *Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise* (DBSCAN)

Clustering of Disaster-Prone Areas in Sumatra Island Using the Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise (DBSCAN)

Aulia Fadhli Boer¹, M. Al Haris², Rochdi Wasono³

^{1,2,3} Program Studi Statistika, Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang
Corresponding author : auliafadhliboer@gmail.com

Abstrak

Pulau Sumatera adalah anggota busur kepulauan sunda yang mencakup kepulauan Andaman-Nicobar sampai Banda. Pulau Sumatera menjadi salah satu daerah tektonik aktif. Aktivitas lempeng membentuk sebuah himpunan pegunungan yang membentang dari utara hingga selatan Sumatera. Dengan topografi yang terdiri dari pegunungan, perbukitan, serta pergerakan lempeng dan iklim yang basah, memungkinkan terjadinya berbagai bencana alam. *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise* (DBSCAN) adalah suatu algoritma yang termasuk pada golongan *density-based clustering*, yakni proses pembentukan *cluster* yang dilakukan berdasarkan tingkat kerapatan objek dalam dataset. Kelebihan algoritma DBSCAN terletak pada kemampuannya menangkap *outlier* atau *noise* dan tidak perlu mengetahui jumlah *cluster* yang terbentuk. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengkaji karakteristik bencana alam yang terjadi di Pulau Sumatera. Berdasarkan hasil analisis penerapan algoritma DBSCAN pada data kejadian bencana alam di kabupaten/kota di Pulau Sumatera, diperoleh 2 *cluster* dengan parameter *MinPts* sebanyak 4 dan *Eps* sebesar 0,18 merupakan *cluster* yang optimal untuk mengelompokkan. Hal tersebut disandarkan pada *cluster* tersebut menghasilkan *coefficient silhouette* dengan nilai sebesar 0,46.

Kata Kunci : Bencana alam, DBSCAN, pulau Sumatera, *silhouette coefficient*.

Abstract

Sumatra Island is a member of the Sunda Arc, which encompasses the Andaman-Nicobar Islands to Banda. Sumatra Island is one of the active tectonic regions. Plate activities form a range of mountains that stretch from north to south of Sumatra. With a topography consisting of mountains, hills, as well as plate movements and a wet climate, various natural disasters can occur. Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) is an algorithm that falls into the category of density-based clustering, which is a process of cluster formation based on the density level of objects in the dataset. The advantage of the DBSCAN algorithm lies in its ability to capture outliers or noise without the need to know the number of clusters formed. The purpose of this research is to examine the characteristics of natural disasters that occur on Sumatra Island. Based on the analysis results of the application of the DBSCAN algorithm on the data of natural disaster incidents in districts/cities on Sumatra Island, 2 clusters were obtained with MinPts parameter of 4 and Eps of 0.18, which is an optimal cluster for grouping. This is based on the fact that this cluster produces a silhouette coefficient value of 0.46.

Keywords : Natural disasters, DBSCAN, Sumatra island, *silhouette coefficient*.

PENDAHULUAN

Indonesia terletak di 6° LU - 11° LS serta 95° BT-141° BT yang berada di daerah khatulistiwa, sehingga mengakibatkan Indonesia menjadi area rawan terjadi bencana (Munir, 2017). Dari aspek geografik, kepulauan Indonesia ada di wilayah cincin api pasifik yang

berbentuk lingkaran mulai dari pulau Sumatera, Jawa, Nusa Tenggara sampai Sulawesi (Nazaruddin, 2015). Hal ini mengakibatkan potensi tingginya bencana alam berupa gempa bumi, tsunami, serta erupsi gunung api (Iqbal Ramadhan & Prihandoko, 2017). Indonesia salah satu negara dengan total gunung api aktif terbanyak di dunia serta curah hujan tinggi dan kemarau panjang akan menaikkan potensi bencana alam lain berupa banjir, tanah longsor, maupun kekeringan (Munir, 2017).

Pulau Sumatera adalah anggota dari busur kepulauan sunda yang mencakup kepulauan Andaman-Nicobar sampai Banda (Faraouk, Witriyono, Deslianti, & Veronika, 2023; Putri, Dewi, & Marlinda, 2022). Pulau Sumatera adalah daerah tektonik aktif. Subduksi berlangsung diantara lempeng Indo-Australia terhadap lempeng Eurasia yang mengakibatkan oblique konvergen. Oblique konvergen sendiri adalah peristiwa dimana lempeng samudera masuk kedalam lempeng benua. Oblique konvergen terbagi jadi dua, yakni bagian dip-slip yang berada di zona subduksi antar lempeng, serta bagian strike-slip di sesar Sumatera (Khoiridah, Ibad, & Setyonegoro, 2017). Aktifitas kedua lempeng membentuk satu gugusan pegunungan yang memanjang dimulai dari utara hingga selatan Sumatera. Dengan geografik berupa pegunungan dan perbukitan, pergerakan lempeng dan iklim basah memungkinkan terjadinya berbagai bencana alam (Zulfli, Simanjuntak, Sari, & Rahmi, 2021).

Kejadian bencana alam bisa terjadi kapan saja sehingga diperlukan sebuah informasi yang dapat memprediksi gejala bencana alam agar masyarakat di wilayah tersebut dapat mempersiapkan langkah antisipasi demi mengurangi dampak bencana tersebut (Arifin, Mulyatno, Marjiyono, & Setianegara, 2014). Diperlukan informasi yang menjelaskan mengenai bencana alam melalui pendekatan *data mining* karena mengingat banyaknya kejadian bencana alam yang terjadi di Pulau Sumatera (Murdiaty, Angela, & Sylvia, 2020). Teknik *clustering* termasuk teknik *data mining* yang bekerja mengelompokkan data berdasarkan persamaan karakteristik data (Cui, Wu, Zhang, Han, & Liu, 2021). Diantara banyaknya algoritma *clustering*, *density based clustering* lebih efektif untuk menetapkan cluster pada data yang kepadatannya berbeda (Yang et al., 2022).

Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) merupakan algoritma yang termasuk golongan *density-based clustering*, yakni proses penyusunan *cluster* yang dikerjakan berlandaskan kadar kedekatan ataupun kerapatan jarak antara objek dalam dataset. Kelebihan yang dimiliki algoritma DBSCAN daripada algoritma *clustering* lain yaitu kemampuan dalam menangkap *outlier* atau *noise* (Dai, Sun, & Che, 2022; Dillon et al., 2021). Penelitian yang dilakukan oleh (Fauzan, Novianti, Ramadhani, & Adhiwibawa, 2022) mengenai pengelompokan kepadatan perhotelan yang menjadi salah satu pendukung ekonomi di Bali dengan metode DBSCAN. Hasil analisis menunjukkan bahwa distribusi hotel di Bali membentuk kelompok dan cenderung mendekati objek wisata di sekitarnya, seperti pantai, pasar kota, dan daerah pegunungan. Informasi tersebut dapat membantu para pengambil kebijakan jika mereka ingin memberikan prioritas pemulihan ekonomi setelah pandemi Covid-19.

Penelitian ini ditujukan untuk mengelompokkan bencana alam di Pulau Sumatera berdasarkan informasi data jumlah bencana dari tahun 2015-2021 dengan memakai algoritma DBSCAN. Hasil penelitian ini diharapkan bisa dimanfaatkan oleh pemerintah pusat maupun pemerintah daerah untuk merancang langkah-langkah yang diambil untuk mencegah ataupun menanggulangi dampak dari bencana pada suatu daerah sesuai dengan jenis bencana yang sering dialami oleh daerah tersebut.

METODE

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari website Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) berupa data bencana alam dari tahun 2015-2021 di Pulau Sumatera tiap kabupaten/kota. Variabel penelitian yang digunakan disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1.
Variabel Penelitian

Nomor	Indikator	Skala Data	Variabel
1	Jumlah kejadian Banjir	Rasio	X ₁
2	Jumlah kejadian Gempa Bumi	Rasio	X ₂
3	Jumlah kejadian Kebakaran Hutan dan Lahan	Rasio	X ₃
4	Jumlah kejadian Kekeringan	Rasio	X ₄
5	Jumlah kejadian Letusan Gunung Api	Rasio	X ₅
6	Jumlah kejadian Puting Beliung	Rasio	X ₆
7	Jumlah kejadian Tanah Longsor	Rasio	X ₇
8	Jumlah kejadian Abrasi	Rasio	X ₈

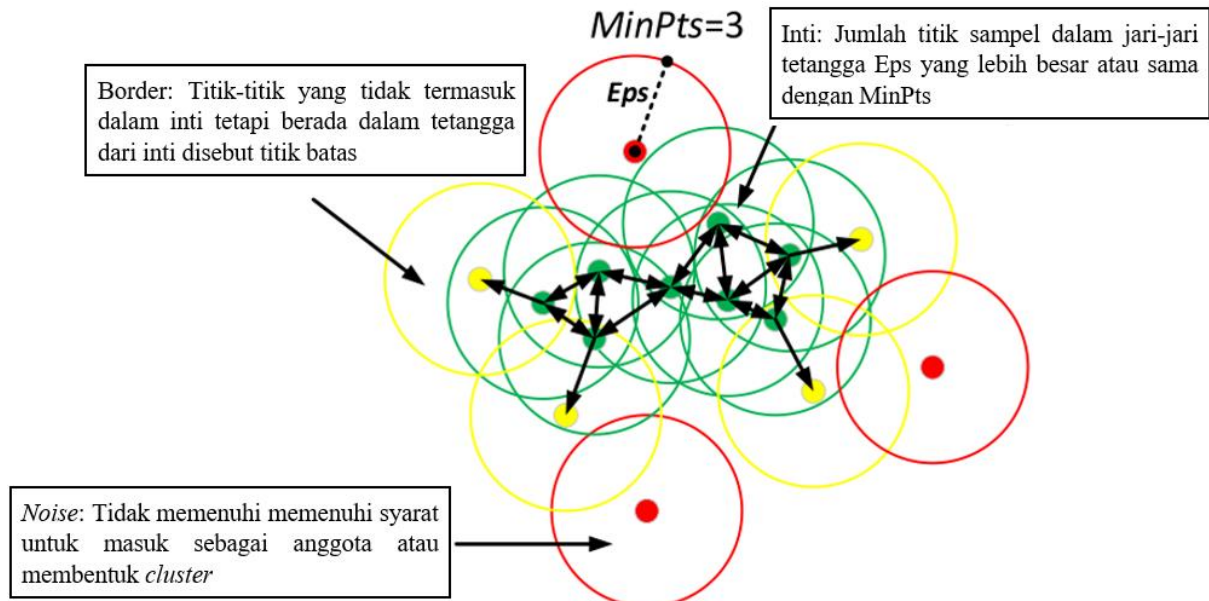
Tahapan penelitian yang dilakukan dijelaskan sebagai berikut.

1. Mengumpulkan data jumlah kejadian bencana di kabupaten/kota di Pulau Sumatera
2. Melakukan analisis deskriptif untuk melihat gambaran awal mengenai persebaran bencana alam yang terjadi di Pulau Sumatera.
3. Melakukan normalisasi data dengan metode *min-max normalization*. Metode ini mereskalasi data dari suatu rentang ke rentang baru. Data diskalakan dalam *range* 0 sampai 1. Diberikan nilai yang bersesuaian (dalam satu kolom), $k = 1, 2, 3, \dots, n$. Nilai normalisasinya dirumuskan dengan persamaan berikut (Adha, Nurhaliza, Sholeha, & Mustakim, 2021):

$$s' = \frac{s - \min(s_k)}{\max(s_k) - \min(s_k)} \quad (1)$$

4. Menerapkan algoritma *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise* (DBSCAN). DBSCAN adalah model berbasis kepadatan dengan dua parameter kunci (Sabor et al., 2021). DBSCAN menggambarkan kepadatan dataset berdasarkan parameter (*Eps*, *MinPts*) (Duhoon & Bhardwaj, 2022; Falahiazar et al., 2021). *Eps* menggambarkan ambang batas jarak tetangga (jarak yang digunakan adalah jarak Euclidean) dari suatu data dan *MinPts* menggambarkan ambang batas jumlah data dalam tetangga *Eps* (Duhoon & Bhardwaj, 2022). Pengelompokan dengan DBSCAN ditunjukkan pada Grafik 1.

Grafik 1 :
Pengelompokan dengan algoritma DBSCAN



menggunakan rumus jarak *Euclidean* berikut.

$$\text{Jarak} = \sqrt{(x - x_p)^2 + (y - y_p)^2} \quad (2)$$

dengan:

- x : koordinat sumbu X titik tujuan
- y : koordinat sumbu Y titik tujuan
- x_p : koordinat pusat sumbu X
- y_p : koordinat pusat sumbu Y

- d. Membentuk sebuah cluster ketika titik yang memenuhi *Eps* lebih dari *MinPts* dan titik p sebagai *core point*.
- e. Melakukan langkah c-d hingga dilakukan proses pada semua titik. Jika p merupakan titik *border* dan tidak ada titik yang *density reachable* terhadap p , maka proses dilanjutkan ke titik yang lain.
5. Mengevaluasi kebaikan *cluster* yang terbentuk dengan memperhatikan nilai *silhouette coefficient*. *Silhouette coefficient* dipakai demi melihat mutu serta kekuatan *cluster*, seberapa baik objek dalam satu cluster. Teknik ini yaitu berhubungan cohesion serta separation. Tahapan pengukuran *silhouette coefficient* yaitu (Ramadan, Maghawry, El-Eleamy, & El-Bahnasy, 2022):
 - a. Hitung rerata jarak dari sebuah observasi misal i dengan seluruh observasi lain pada satu *cluster*

$$a(i) = \frac{1}{|A| - 1} \sum_{j \in A, j \neq i} d(i, j) \quad (3)$$

j ialah observasi lain pada satu *cluster* A serta $d(i, j)$ ialah panjang observasi i hingga j .

- b. Hitung rerata jarak observasi i dengan seluruh observasi di *cluster* lain serta mengambil nilai terkecil memakai persamaan 3.

$$d(i, C) = \frac{1}{|c|} \sum_{j \in c} d(i, j) \quad (4)$$

dengan:

$d(i, C)$: diferensiasi rerata objek (i) kesemua objek lain pada C
 C : cluster lain kecuali *cluster* A atau C berlainan dengan A.

- c. Pasca mengukur $d(i, C)$ bagi seluruh C , lalu ambil angka terkecil dengan memakai persamaan 4.

$$b(i) = \min_{c \neq A} d(i, C) \quad (5)$$

Cluster B yang menyentuh minimum, yakni, $d(i, C) = b(i)$ dipanggil tetangga (i). ini adalah *cluster* terbaik kedua bagi objek (i).

- d. Nilai *silhouette coefficient* dirumuskan layaknya persamaan 6.

$$S(i) = \frac{B(i) - \alpha(i)}{\max \alpha(i), b(i)} \quad (6)$$

dengan:

$S(i)$: Angka *silhouette coefficient*.
 $B(i)$: Angka minimal objek i dengan objek pada *cluster* lain C.
 $\alpha(i)$: rerata jarak objek ke i dengan seluruh objek di sebuah cluster

Tabel 2.
Kriteria nilai *silhouette coefficient*

Nilai <i>silhouette coefficient</i>	Struktur
$0.7 < SC \leq 1$	Struktur kuat
$0.5 < SC \leq 0.7$	Struktur sedang
$0.25 < SC \leq 0.5$	Struktur lemah
$SC \leq 0.25$	Tidak terstruktur

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data jumlah kejadian bencana alam di pulau Sumatera yang diperoleh dari Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) dari tahun 2015 sampai 2021 yang terdiri dari 8 variabel kejadian bencana alam meliputi: jumlah kejadian banjir (X_1), jumlah kejadian gempa bumi (X_2), jumlah kejadian kebakaran hutan dan lahan (X_3), jumlah kejadian kekeringan (X_4), jumlah kejadian letusan gunung api (X_5), jumlah kejadian puting beliung (X_6), jumlah kejadian tanah longsor (X_7) dan jumlah kejadian abrasi (X_8). Analisis Deskriptif kejadian bencana alam di Pulau Sumatera tiap Kabupaten/Kota dari 2015-2021 berdasarkan Tabel 3 sangat beragam berdasar jenis bencananya dari tahun 2015 hingga 2021. Bencana puting

beliung tercatat sebagai bencana terbanyak di pulau Sumatera dengan 124 kejadian disusul bencana kebakaran hutan dan lahan sebanyak 60 kejadian. Jenis bencana alam yang jarang terjadi adalah gempa bumi dan kekeringan yang hanya mencatatkan masing-masing 3 kejadian. Selanjutnya akan dilakukan analisis Clustering untuk melihat karakteristik kejadian bencana alam untuk kabupaten/kota di pulau Sumatera dengan algoritma DBSCAN.

Tabel 3.
Analisis Deskriptif kejadian bencana alam di Pulau Sumatera tiap Kabupaten/Kota dari 2015-2021

Variabel	Minimum	Maximum	Rata-rata	Simpangan Baku
Kejadian Banjir (X_1)	0	56	11,48	10,40
Kejadian Gempa Bumi (X_2)	0	3	0,24	0,62
Kejadian Kebakaran Hutan dan Lahan (X_3)	0	60	5,97	10,18
Kejadian Kekeringan (X_4)	0	3	0,07	0,33
Kejadian Letusan Gunung Api (X_5)	0	26	0,20	2,11
Kejadian Puting Beliung (X_6)	0	124	7,95	12,60
Kejadian Tanah Longsor (X_7)	0	33	2,70	4,73
Kejadian Abrasi (X_8)	0	8	0,32	1,03

1. Normalisasi Data

Normalisasi data bermanfaat ketika data atau atribut yang digunakan berada pada perbedaan skala yang jauh. Karakteristik yang memiliki rentang nilai yang sangat besar akan mempengaruhi hasil perhitungan jarak antar titik data. Hasil perhitungan normalisasi data berdasarkan persamaan (1) disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4.
Hasil normalisasi data kejadian bencana alam di Pulau Sumatera tiap Kabupaten/Kota dari 2015-2021

No	Kabupaten	X_1	X_2	X_3	X_4	...	X_8
1	Simeulue	0,375	0,666	0,016	0	...	0
2	Aceh singkil	0,428	0	0,233	0	...	0,125
3	Aceh selatan	1	0	0,55	0	...	0,25
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
153	Batam	0,017	0	0,016	0	...	0
154	Tanjung pinang	0,071	0	0,083	0	...	0

2. Penentuan Parameter $MinPts$ dan Eps

Penentuan nilai $Epsilon$ (Eps) dan $Minimal Point$ ($MinPts$) terbaik dilakukan beberapa percobaan sehingga bisa mendapatkan hasil pengelompokan yang optimal. $MinPts$ dan Eps dikombinasikan dengan cara *trial and error* dengan memperhatikan nilai *silhouette*

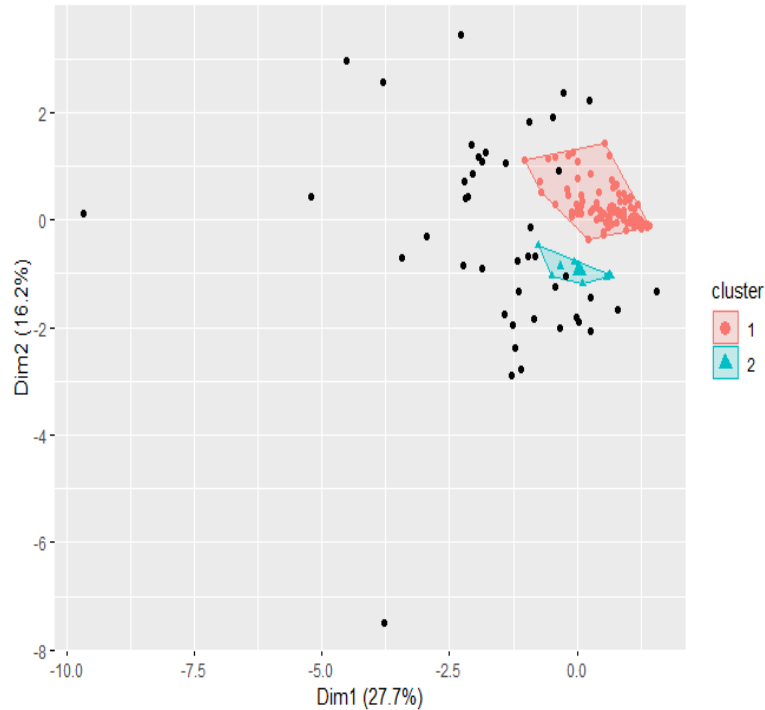
coefficient. Hasil percobaan *clustering* DBSCAN dengan mencoba *MinPts* dan *Eps* disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5.
Hasil normalisasi data kejadian bencana alam di Pulau Sumatera tiap Kabupaten/Kota dari 2015-2021

Percobaan	Epsilon	MinPts	Jumlah Custer	Average Silhouette Width
1	0,16	1	42	0,13
2	0,16	2	9	0,39
3	0,16	3	6	0,41
4	0,16	4	3	0,44
5	0,16	5	1	0,21
6	0,18	1	35	0,26
7	0,18	2	8	0,43
8	0,18	3	5	0,44
9	0,18	4	2	0,46
10	0,20	1	31	0,27
11	0,20	2	7	0,43
12	0,20	3	5	0,44
13	0,20	4	3	0,45
14	0,20	5	2	0,45
15	0,23	1	26	0,23
16	0,23	2	5	0,40
17	0,23	3	4	0,40
18	0,23	4	4	0,42
19	0,23	5	3	0,44
20	0,23	6	2	0,44
21	0,25	1	1	0,28
22	0,25	2	2	0,38
23	0,25	3	3	0,39
24	0,25	4	4	0,39
25	0,25	5	5	0,40

Berdasarkan hasil percobaan yang dilakukan pada Tabel 5, diperoleh pengelompokan yang paling optimal berkesesuaian dengan nilai *Eps* 0,18 dan *MinPts* sebesar 4 karena menghasilkan nilai *silhouette coefficient* 0,46. Penambahan nilai *MinPts* akan meningkatkan kualitas *cluster*, tetapi pada titik tertentu akan menurunkan kualitas dari *cluster* itu sendiri. Semakin besar nilai *MinPts* juga akan semakin memperkecil kemungkinan terbentuknya suatu *cluster*, hal tersebut dikarenakan syarat jumlah minimal objek yang berdekatan dalam *cluster* semakin besar sehingga membutuhkan lebih banyak objek untuk membentuk suatu *cluster* demikian juga sebaliknya. Visualisasi hasil *clustering* dengan DBSCAN berdasarkan Parameter *MinPts* dan *Eps* optimal disajikan pada Grafik 2.

Grafik 1:
Visualisasi hasil clustering dengan DBSCAN berdasarkan Parameter *MinPts* dan *Eps* optimal



Pengelompokan kabupaten/kota di Pulau Sumatera berdasarkan karakteristik jenis kejadian bencananya dengan algoritma DBSCAN menghasilkan 2 *cluster* berdasarkan nilai *Eps* (ϵ) = 0,18 dan *MinPts* = 4. Hasil pengelompokan secara lengkap disajikan pada Tabel 6. Tabel 6.

Hasil pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan pengelompokan DBSCAN berdasarkan nilai *Eps* (ϵ) = 0,18 dan *MinPts* = 4

Cluster	Anggota
0 (<i>noise</i>)	Simeulue, Aceh Selatan, Aceh Tenggara, Aceh Timur, Aceh Tengah, Aceh Barat, Aceh Besar, Pidie, Bireuen, Aceh Utara, Aceh Barat Daya, Aceh Jaya, Bener Meriah, Pidie Jaya, Kota Sabang, Karo, Deli Serdang, Langkat Padang Lawas Utara, Kota Medan, Kepulauan Mentawai, Solok, Padang Pariaman, Agam, Lima Puluh Kota, Solok Selatan, Kota Padang, Kota Sawahlunto, Indragiri Hilir, Merangin, Sarolangun, Ogan Komering Ilir, Ogan Komering Ulu Selatan, Ogan Ilir, Penukal Arab Lematang Ilir, Bengkulu Utara, Seluma, Mukomuko, Lampung Barat, Tanggamus, Lampung Selatan, Kota Bandar Lampung, Belitung Timur, Bintan, Lingga, Kota Tanjung Pinang.

- 1 Aceh Singkil, Aceh Tamiang, Nagan Raya, Kota Banda Aceh, kota Langsa, kota Lhokseumawe, Kota Sabulusalam, Nias, Mandailing Natal, Tapanuli Tengah, Tapanuli Utara, Toba Samosir, Labuhanbatu, Asahan, Simalungun, Dairi, Nias Selatan, Hubang Hasundutan, Pakpak Bharat, Samosir, Serdang Bedagai, Batu Bara, Padang lawas, Labuhanbatu Selatan, Labuhanbatu Utara, Nias Utara, Nias Barat, Kota Silbolga, Kota Tanjungbalai, Kota Pemantangsiantar, Kota Tebing Tinggi, Kota Binjai, Kota Gunung Sitoli, Sijunjung, Tanah Datar, Pasaman, Dhamasraya, Pasaman Barat, Kota solok, Kota Padang Panjang, Kota Bukittinggi, Kota Payakumbuh, Kota Pariaman, Kuantan Singingi, Indragiri Hulu, Bengkalis, Pelalawan, Siak, Kampar, Rokan Hulu, Rokan Hilir, Kepulauan Meranti, Kota Pekanbaru, Dumai, Batanghari, Muaro Jambi, Tanjung Jambung Timur, Tanjung Jambung Barat, Tebo, Bungo, Kota Jambi, Kota Sungai Penuh, Ogan Komering Hulu, Muara Enim, Lahat, Musi Rawas, Musi Banyuasin, Ogan Komering Ulu Timur, Empat Lawang, Musi Rawas Utara, Kota Palembang, Kota Prabumulih, Kota Pagar Alam, Kota Lubuklinggau, Bengkulu Selatan, Rejang Lebong, Kepahiang, Kota Bengkulu, Lampung Timur, Lampung Tengah, Lampung Utara, Way Kanan, Tulang Bawang, Pesawaran, Pringsewu, Mesuji, Tulang Bawang Barat, Pesisir, Barat, Kota Metro, Bangka, Belitung, Bangka Barat, Bangka Tengah, Bangka Selatan, Kota Pangkal Pinang, Karimun, Natuna, Kepulauan Anabas, Kota Batam.
- 2 Gayo Luwes, Tapanuli Selatan, Kota Padang Sidempuan, Pesisir Selatan, Kerinci, Lebong Kaur, Bengkulu Tengah.

Tabel 6 menunjukkan hasil dari pengelompokan DBSCAN dengan nilai Eps (ϵ) sebesar 0,18 dan $MinPts$ sebesar 4. *Cluster* 1 beranggotakan 102 kabupaten/kota, *Cluster* 2 beranggotakan 8 kabupaten/kota dan sebanyak 44 kabupaten/kota merupakan *noise*. Evaluasi karakteristik bencana berdasarkan masing-masing *cluster* di sajikan pada Tabel 7.

Tabel 7.
Karakteristik kejadian bencana alam di Provinsi Sumatera berdasarkan masing-masing cluster

<i>Cluster</i>	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8
1	5.64	0	2.82	0	0.01	3.23	0.86	0.06
2	0.61	0.05	0.10	0	0.006	0.14	0.19	0.006
0	5.40	0.18	3.08	0.07	0.18	4.72	1.67	0.25

Cluster 1 dengan jumlah anggota 102 kabupaten/kota memiliki karakter kerawanan bencana alam banjir yang sangat tinggi karena memiliki rata-rata kejadian banjir sebesar 5,64, sedangkan untuk bencana lainnya memiliki tingkat kerawanan yang sedang dan rendah. Kabupaten/kota yang masuk menjadi anggota *cluster* 2 memiliki tingkat kerawanan bencana alam yang rendah dikarenakan rata-rata jumlah kejadian bencana bernilai lebih kecil dibandingkan cluster lainnya. Kejadian bencana yang memiliki tingkat kerawanan tinggi

didominasi kabupaten/kota yang statusnya *noise* karena memiliki rata-rata jumlah bencana tertinggi sebanyak 7 dari 8 jenis bencana alam yang digunakan dalam analisis. Kabupaten/kota dengan status *noise* dikarenakan daerah yang termasuk kedalam *noise* merupakan daerah yang dilalui oleh beberapa gunung berapi aktif dan dilalui oleh lempeng indo-Australi dan lempeng Eurasia. *Cluster* 1 yang merupakan tingkat kerawanan terhadap bencana sedang karena sebagian daerah masih dilalui oleh gunung api dan lempeng Indo-Australia serta lempeng Eurasia dan pada *cluster* 2 daerah yang termasuk kedalam klaster ini tidak rawan terhadap bencana ataupun tingkat kerawanannya rendah dikarenakan daerah pada *cluster* 2 tersebut tidak sama sekali dilalui oleh gunung api serta pertemuan lempeng.

KESIMPULAN

Hasil *clustering* menggunakan metode DBSCAN didapatkan bahwa penggabungan dua parameter yang optimal yaitu nilai *Eps* (ϵ) sebesar 0,18 dan *MinPts* sebesar 4 karena menghasilkan *silhouette* tertinggi sebesar 0,46. Berdasarkan hasil analisis dihasilkan 2 *cluster* dan 44 *noise* dengan anggota *cluster* 1 berjumlah 102 titik sebaran dan *cluster* 2 sebanak 8 titik sebaran. Analisis dari hasil pengelompokan metode DBSCAN menunjukkan bahwa daerah rawan bencana yang tergolong kedalam *noise* adalah kabupaten/kota dengan tingkat kerawanan bencana tinggi yang berjumlah 44 Kabupaten/Kota. Daerah rawan bencana yang tergolong kedalam *cluster* 1 adalah kabupaten/kota dengan tingkat kerawanan bencana sedang dengan jumlah 102 Kabupaten/Kota. Sedangkan daerah rawan terhadap bencana yang tergolong kedalam *cluster* 2 adalah kabupaten/kota dengan tingkat kerawanan bencana rendah yang berjumlah 8 Kabupaten/Kota.

DAFTAR PUSTAKA

- Adha, R., Nurhaliza, N., Sholeha, U., & Mustakim, M. (2021). Perbandingan Algoritma DBSCAN dan K-Means Clustering untuk Pengelompokan Kasus Covid-19 di Dunia. *SITEKIN: Jurnal Sains, Teknologi Dan Industri*, 18(2), 206–211.
- Arifin, S. S., Mulyatno, B. S., Marjiyono, & Setianegara, R. (2014). Penentuan Zona Rawan Guncangan Bencana Gempa Bumi Berdasarkan Analisis Nilai Amplifikasi HVSR Mikrotremor dan Analisis Periode Dominan Daerah Liwa dan Sekitarnya. *Jurnal Geofisika Eksplorasi*, 2(1), 30–40.
- Cui, H., Wu, W., Zhang, Z., Han, F., & Liu, Z. (2021). Clustering and application of grain temperature statistical parameters based on the DBSCAN algorithm. *Journal of Stored Products Research*, 93. <https://doi.org/10.1016/j.jspr.2021.101819>
- Dai, Y., Sun, S., & Che, L. (2022). Improved DBSCAN-based Data Anomaly Detection Approach for Battery Energy Storage Stations. *Journal of Physics: Conference Series*, 2351(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2351/1/012025>
- Dillon, P., Aimmanee, P., Wakai, A., Sato, G., Hung, H. V., & Karnjana, J. (2021). A novel recursive non-parametric dbscan algorithm for 3d data analysis with an application in rockfall detection. *Journal of Disaster Research*, 16(4), 579–587. <https://doi.org/10.20965/JDR.2021.P0579>



- Duhoon, V., & Bhardwaj, R. (2022). CANOPY, COBWEB, DBSCAN clustering data mining techniques: study and analysis. *Italian Journal of Pure and Applied Mathematics*, 47, 438–448. Retrieved from https://api.elsevier.com/content/abstract/scopus_id/85130161654
- Falahiazar, Z., Bagheri, A., & Reshadi, M. (2021). Determining the parameters of DBSCAN automatically using the multi-objective genetic algorithm. *Journal of Information Science and Engineering*, 37(1), 157–183. [https://doi.org/10.6688/JISE.202101_37\(1\).0011](https://doi.org/10.6688/JISE.202101_37(1).0011)
- Faraouk, K. El, Witriyono, H., Deslianti, D., & Veronika, N. D. M. (2023). ST-DBSCAN Algorithm Implementation At Riau Province Forest Fire Points (2015-2022). *Jurnal Komputer, Informasi Dan Teknologi (JKOMITEK)*, 3(1), 97–104. <https://doi.org/10.53697/jkomitek.v3i1.1191>
- Fauzan, A., Novianti, A., Ramadhani, R. R. M. A., & Adhiwibawa, M. A. S. (2022). Analysis of Hotels Spatial Clustering in Bali: Density-Based Spatial Clustering of Application Noise (DBSCAN) Algorithm Approach. *EKSAKTA: Journal of Sciences and Data Analysis*, 3(1), 25–38. <https://doi.org/10.20885/eksakta.vol3.iss1.art4>
- Iqbal Ramadhan, M., & Prihandoko. (2017). Penerapan Data Mining untuk Analisis Data Bencana Milik Bnpb Menggunakan Algoritma K-Means dan Linear Regression. *Jurnal Informatika Dan Komputer*, 22(1), 57–65.
- Khoiridah, S., Ibad, M. I., & Setyonegoro, W. (2017). Validasi Potensi Tsunami Berdasarkan Estimasi Durasi Patahan dan Pemodelan Tsunami di Wilayah Barat Sumatra (Studi Kasus: Gempa Bumi Nias 2005 dan Mentawai 2010). *Oseanologi Dan Limnologi Di Indonesia*, 2(1), 39. <https://doi.org/10.14203/oldi.2017.v2i1.17>
- Munir, A. Q. (2017). Sistem Informasi Geografi Pemetaan Bencana Alam Menggunakan Google Maps. *Respati*, 9(26), 1–10. <https://doi.org/10.35842/jtir.v9i26.87>
- Murdiaty, M., Angela, A., & Sylvia, C. (2020). Pengelompokan Data Bencana Alam Berdasarkan Wilayah, Waktu, Jumlah Korban dan Kerusakan Fasilitas Dengan Algoritma K-Means. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 4(3), 744–752. <https://doi.org/10.30865/mib.v4i3.2213>
- Nazaruddin, M. (2015). Jurnalisme Bencana di Indonesia, Setelah Sepululi Tahun. *Jurnal Komunikasi*, 10(1), 79–88.
- Putri, T. U. V., Dewi, I. K., & Marlinda, L. (2022). Penentuan Zonasi Bencana Tsunami di Kabupaten dan Kota Pesisir Provinsi Sumatera Barat. *SPEJ (Science and Physics Education Journal)*, 5(2), 47–54.
- Ramadan, H. S., Maghawry, H. A., El-Eleamy, M., & El-Bahnasy, K. (2022). A Heuristic Novel Approach for Determination of Optimal Epsilon for DBSCAN Clustering Algorithm. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 100(7), 2243–2253. Retrieved from https://api.elsevier.com/content/abstract/scopus_id/85128619527
- Sabor, K., Jougnot, D., Guerin, R., Steck, B., Henault, J.-M., Apffel, L., & Vautrin, D. (2021).



- A data mining approach for improved interpretation of ERT inverted sections using the DBSCAN clustering algorithm. *Geophysical Journal International*, 225(2), 1304–1318. <https://doi.org/10.1093/gji/ggab023>
- Wibisono, S., Anwar, M. T., Supriyanto, A., & Amin, I. H. A. (2021). Multivariate weather anomaly detection using DBSCAN clustering algorithm. *Journal of Physics: Conference Series*, 1869(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1869/1/012077>
- Yang, Y., Qian, C., Li, H., Gao, Y., Wu, J., Liu, C., & Zhao, S. (2022). An efficient DBSCAN optimized by arithmetic optimization algorithm with opposition-based learning. *The Journal of Supercomputing*, 78(18), 19566–19604. <https://doi.org/10.1007/s11227-022-04634-w>
- Zulsfi, A., Simanjuntak, N. B. P., Sari, V. A., & Rahmi, F. (2021). Penerapan Analisis Geospasial Berbasis Sistem Informasi Geografis Untuk Pemetaan Tingkat Ancaman Bencana di Kabupaten Padang Pariaman, Sumatera Barat. *Jurnal Geosains Dan Remote Sensing*, 2(2), 82–91. <https://doi.org/10.23960/jgrs.2021.v2i2.50>