PRIMER: Jurnal Ilmiah Multidisiplin
2026, Vol. 4, No. 4, 172-181
https://doi.org/10.55681/primer.v4i4.549

Penerapan Metode *Self-Organizing Maps* dalam Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Dampak Bencana Banjir

Fera Martika Zahra[1], Nonong Amalita[2], Yenni Kurniawati[3], Admi Salma[4]
[1234] Universitas Negeri Padang
Corresponding Author's e-mail : feramartika.bts017@gmail.com

e-ISSN: 2985-7996

Article History:
Received: 01-07-2026
Revised : 01-08-2026
Accepted: 28-08-2026

© 2026, The Author(s)

Abstrak : Banjir merupakan bencana hidrometeorologi yang paling sering terjadi di Indonesia dan menimbulkan dampak yang bervariasi pada setiap provinsi, meliputi korban jiwa, kerusakan permukiman, serta kerusakan fasilitas umum. Perbedaan karakteristik dampak tersebut memerlukan pengelompokan provinsi sebagai dasar dalam penyusunan strategi mitigasi dan penentuan prioritas penanggulangan bencana. Penelitian ini bertujuan mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan dampak bencana banjir menggunakan metode *Self-Organizing Maps* (SOM). Data yang digunakan merupakan data sekunder dari website resmi Data Informasi Bencana Indonesia (DIBI) yang mencakup 12 variabel dampak banjir pada 38 provinsi di Indonesia tahun 2020 hingga 2024. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jumlah klaster optimal yang terbentuk adalah 3 klaster. Klaster 1 terdiri dari 28 provinsi dengan karakteristik dampak banjir rendah, klaster 2 terdiri dari 7 provinsi dengan karakteristik dampak banjir sedang, sedangkan klaster 3 terdiri dari 3 provinsi dengan karakteristik dampak banjir tinggi. Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa metode SOM mampu mengelompokkan provinsi berdasarkan kemiripan karakteristik dampak banjir, sehingga dapat menjadi dasar dalam penyusunan kebijakan mitigasi dan penanggulangan bencana yang lebih tepat sasaran.

Kata Kunci : *Cluster*, Dampak Banjir, *Self-Organizing Maps*.

How to cite: Fera Martika Zahra, Nonong Amalita, Yenni Kurniawati, & Admi Salma. (2025). Penerapan Metode Self-Organizing Maps dalam Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Dampak Bencana Banjir. *PRIMER : Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, *4*(4), 172–181. https://doi.org/10.55681/primer.v4i4.549

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

PENDAHULUAN

Bencana alam yang paling sering terjadi dan bersifat berulang setiap tahunnya di Indonesia adalah bencana banjir. Banjir merupakan peristiwa tergenangnya tanah yang disebabkan oleh hujan deras atau kiriman dari daerah lain yang berada di tempat yang lebih tinggi. Banjir terjadi ketika debit aliran sungai atau volume air hujan melebihi kapasitas daya tampung alami maupun buatan (sungai, drainase, waduk), sehingga air meluap ke wilayah sekitarnya (Findayani, 2015). Bencana banjir di Indonesia memberikan dampak terhadap manusia, lingkungan, dan sistem sosial-ekonomi. Dampak sosial banjir berupa pengungsian, korban luka/sakit, dan korban jiwa. Selain itu, bencana banjir juga menimbulkan dampak langsung lainnya yaitu kerusakan pada perumahan, berupa rumah terendam serta rumah rusak ringan, sedang, dan berat. Ditambah lagi dengan rusaknya fasilitas umum, yaitu fasilitas pendidikan, peribadatan, kesehatan, dan jembatan.

Banyaknya dampak akibat banjir tidak lepas dari luasnya cakupan wilayah terdampak banjir. Banjir menjadi bencana yang terjadi merata distribusi kejadiannya di seluruh wilayah Indonesia (BPS, 2025). Variasi jumlah kejadian banjir pada setiap provinsi di Indonesia memberikan dampak dengan tingkat yang berbeda. Namun, besarnya dampak yang ditimbulkan tidak hanya dipengaruhi oleh banyaknya kejadian, tetapi juga dipengaruhi oleh rendahnya kesiapsiagaan masyarakat dan pemerintah, peringatan dini yang belum merata, serta kapasitas mitigasi yang rendah (Hidayat, 2022). Kondisi ini menunjukkan diperlukannya suatu analisis untuk mengidentifikasi perbedaan karakteristik dampak banjir antar provinsi di Indonesia yang dapat membantu pemerintah dalam menentukan prioritas penanganan, penyusunan strategi mitigasi, serta pengalokasian sumber daya kebencanaan secara lebih tetap sasaran. Hal ini dapat dilakukan dengan mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan dampak bencana banjir menggunakan analisis pengelompokan (*clustering analysis*) (Islamy et al., 2022).

Metode analisis yang mampu mengolah dan mengidentifikasi pola pada data multidimensi seperti data dampak banjir secara efektif adalah Metode *Self-Organizing Maps* (SOM) (Vasento & Alhoniemi, 2000). Metode SOM merupakan salah satu metode jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*) berbasis *unsupervised learning*, yaitu pembelajaran tanpa pengawasan yang dikembangkan oleh Teuvo Kohonen. SOM digunakan untuk memetakan data multidimensi ke dalam bentuk peta dua dimensi (*maps*) dengan tetap mempertahankan hubungan kedekatan atau kemiripan antar data (Kohonen, 2001). SOM memiliki keunggulan dalam menghasilkan pengelompokan yang lebih stabil dan mudah diinterpretasikan dibandingkan metode klaster konvensional, karena dapat mengenali pola hubungan data yang kompleks dan tidak linear (Vasento & Alhoniemi, 2000).

Halim & Widodo (2017) melakukan penelitian mengenai *clustering* dampak gempa bumi di Indonesia menggunakan Kohonen *Self-Organizing Maps*. Adapun Yahya et al (2024) melakukan penerapan Algoritma *Self Organizing Maps* (SOM) dan *K-Means* untuk mengelompokkan akseptor KB di NTT. Hasil analisis menunjukkan SOM lebih baik/optimal dibandingkan dengan *K-Means* berdasarkan nilai validasi internal.

Berdasarkan permasalahan yang telah dibahas, penerapan metode SOM menjadi relevan dalam mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan dampak bencana banjir. SOM dapat memberikan nilai tambah praktis bagi perumusan strategi mitigasi bencana berbasis data dan meningkatkan efisiensi penanggulangan bencana banjir. Maka dilakukan penelitian yang bertujuan untuk membentuk klaster yang mencirikan karakteristik dari setiap provinsi di Indonesia berdasarkan dampak bencana banjir.

METODE PENELITIAN

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari *website* resmi Data Informasi Bencana Indonesia (DIBI). Data mencakup 12 dampak bencana banjir dari 38 provinsi di Indonesia tahun 2020 hingga 2024. Adapun variabel yang digunakan pada penelitian ini meliputi Jumlah Korban Meninggal (X_1), Jumlah Korban Hilang (X_2), Jumlah Korban Luka/Sakit (X_3), Jumlah Korban Mengungsi (X_4), Jumlah Rumah Rusak Berat (X_5), Jumlah Rumah Rusak Sedang (X_6), Rumah Rusak Ringan (X_7), Jumlah Rumah Terendam (X_8), Jumlah Fasilitas Pendidikan Rusak (X_9), Jumlah Fasilitas Peribadatan Rusak (X_{10}), Jumlah Fasilitas Kesehatan Rusak (X_{11}), dan Jumlah Jembatan Rusak (X_{12}).

Analisis data pada penelitian ini dilakukan menggunakan *software* R Studio. Adapun tahapan analisis menggunakan metode *Self-Organizing Maps* (SOM) adalah sebagai berikut.

1. Meng-*input* data dampak bencana banjir berdasarkan provinsi di Indonesia tahun 2020 hingga 2024 yang akan digunakan untuk pengelompokan.
2. Menyajikan statistika deskriptif, yang bertujuan untuk mendeskripsikan dan mengkarakterisasi data dampak bencana banjir.
3. Melakukan standardisasi data karena variabel penelitian memiliki satuan yang berbeda agar tidak terjadi bias. Menurut Everitt et al. (2011), standardisasi mengubah setiap nilai pengamatan menjadi skor baku dengan rata-rata 0 dan simpangan baku 1.

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j} \tag{1}$$

4. Menentukan jenis dan ukuran topologi ($x\ y$), *learning rate* (α), dan ukuran ketetanggaan (R).
5. Menginisialisasikan bobot neuron *output* secara acak dengan rentang $0 < w < 1$,
6. Menghitung jarak antara vektor *input* dengan seluruh vektor bobot untuk menemukan neuron dengan jarak terkecil yang akan ditetapkan sebagai neuron pemenang atau *Best Matching Unit* (BMU). Perhitungan jarak dilakukan menggunakan jarak *Euclidean* yang dirumuskan sebagai berikut.

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^{p} (x_i - w_{ji})^2} \tag{2}$$

(Han et al., 2012)

7. Memperbarui nilai bobot neuron *output* yang menjadi neuron pemenang dan neuron tetangganya. Neuron pemenang akan menyesuaikan bobotnya agar semakin mirip dengan data input. Neuron yang berdekatan dengan neuron pemenang juga diperbarui, tetapi dengan tingkat perubahan yang lebih kecil tergantung jaraknya dengan neuron pemenang (Kohonen, 2001). Adapun untuk memperbarui nilai bobot neuron pemenang dapat menggunakan persamaan berikut.

$$w_{ij(new)} = w_{ij(old)} + \alpha\left(x_{ij} - w_{ij(old)}\right) \tag{3}$$

Selanjutnya, meperbarui nilai bobot neuron tetangga menggunakan persamaan berikut.

$$w_{ij(new)} = w_{ij(old)} + \alpha * h_{ci}\left(x_{ij} - w_{ij(old)}\right) \tag{4}$$

8. Melakukan langkah 6 – 7 untuk semua data input.

9. Menentukan jumlah klaster optimal menggunakan metode *elbow* dengan menghitung nilai *Within Sum of Squares* (WSS) pada beberapa alternatif jumlah klaster. Semakin kecil nilai WSS, semakin kompak objek-objek dalam suatu klaster (Shi et al., 2021). Rumus WSS didefinisikan sebagai berikut.

$$WSS = \sum_{k=1}^{K} \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - \mu_k\|^2 \quad (5)$$

10. Mengelompokkan neuron berdasarkan nilai bobot akhir.
11. Mengevaluasi kualitas hasil pengelompokan menggunakan validasi klaster. Menurut Irwansyah & Faisal (2015), metode validasi yang digunakan untuk mengevaluasi data itu sendiri dan tanpa memerlukan label eksternal adalah validasi internal, yang meliputi *dunn index*, *connectivity index*, dan *silhouette index*.
    a. *Dunn Index*
    Nilai *dunn index* yang lebih besar menunjukkan kualitas klaster yang lebih baik karena mencerminkan klaster yang lebih kompak dan terpisah. Persamaan *dunn index* dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$Dunn = \frac{d_{min}}{d_{max}} \quad (6)$$

    b. *Connectivity Index*
    Nilai *connectivity* yang lebih kecil menunjukkan kualitas klaster yang lebih baik karena objek-objek yang berdekatan cenderung berada dalam klaster yang sama. Persamaan *connectivity index* ditunjukkan pada Persamaan berikut.

$$Conn\ (C) = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{L} X_{i,nni(j)} \quad (7)$$

    c. *Silhouette Index*
    Nilai silhouette mendekati 1 menunjukkan bahwa objek terklaster dengan baik. Persamaan *silhouette index* dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (8)$$

12. Melakukan profilisasi dan interpretasi berdasarkan hasil klaster yang terbentuk.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif digunakan untuk memberikan gambaran umum mengenai karakteristik data dampak bencana banjir pada 38 provinsi di Indonesia. Statistik yang disajikan meliputi nilai minimum, median, rata-rata, dan maksimum dari setiap variabel dampak banjir. Hasil statistika deskriptif tersebut disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistika Deskriptif

Variabel	Min.	Median	Mean	Maks.
Korban Meninggal	0	12	25,89	203
Korban Hilang	0	1,5	4,184	51
Korban Luka/Sakit	0	11,5	476,6	10.738
Korban Mengungsi	0	15.472	63.030	552.962
Rumah Rusak Berat	0	284	680,68	6.709
Rumah Rusak Sedang	0	76	654,2	7.228
Rumah Rusak Ringan	1	775,5	3.793,6	41.285
Rumah Terendam	490	44.831	148.236	1.001.900
Fasilitas Pendidikan Rusak	0	14,5	57,32	566
Fasilitas Peribadatan Rusak	0	7,5	60,13	599
Fasilitas Kesehatan Rusak	0	1,5	14,68	179
Jembatan Rusak	0	21,5	47,37	247

Berdasarkan Tabel 1, terlihat bahwa seluruh variabel dampak banjir memiliki rentang nilai yang cukup besar antara nilai minimum dengan nilai maksimum. Sebagian besar variabel memiliki nilai minimum 0. Sebaliknya, nilai maksimum pada beberapa variabel menunjukkan perbedaan yang cukup besar, seperti rumah terendam yang mencapai 1.001.900 unit dan korban mengungsi mencapai 552.962 jiwa. Perbedaan nilai tersebut mengindikasikan adanya variasi tingkat dampak banjir antarprovinsi di Indonesia. Terdapat provinsi yang mengalami dampak banjir sangat tinggi, sementara provinsi lainnya mengalami dampak yang relatif rendah. Variasi ini menunjukkan adanya perbedaan karakteristik dampak banjir yang cukup besar antarprovinsi di Indonesia selama periode 2020 hingga 2024.

Standardisasi Data

Standardisasi data dilakukan untuk menyetarakan skala antarvariabel sehingga perbedaan satuan dan rentang nilai tidak menyebabkan variabel tertentu dominan dalam proses pengelompokan. Nilai standar dihitung menggunakan Persamaan (1). Adapun hasil standardisasi data dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Standardisasi Data

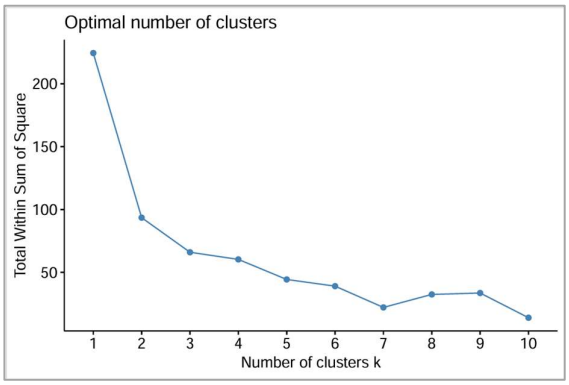
Provinsi	X_1	X_2	X_3	...	X_{12}
Aceh	0,14	-0,13	-0,24	...	0,69
Sumatera Utara	0,90	1,54	-0,12	...	0,55
Sumatera Barat	1,46	1,43	2,45	...	3,49
⋮	⋮	⋮	⋮	⋱	⋮
Papua Tengah	-0,21	-0,36	-0,25	...	-0,81

Berdasarkan Tabel 2, hasil standardisasi menunjukkan bahwa nilai setiap variabel telah berada pada skala yang relatif seragam. Nilai positif menunjukkan bahwa nilai variabel berada di atas rata-rata, sedangkan nilai negatif menunjukkan bahwa nilai variabel berada di bawah rata-rata. Data hasil standardisasi selanjutnya digunakan sebagai input dalam proses pelatihan *Self-Organizing Maps* (SOM).

Proses pelatihan SOM dimulai dengan membandingkan setiap data standar provinsi dengan bobot neuron untuk menentukan neuron yang paling mirip atau *Best Matching Unit* (BMU) berdasarkan jarak *Euclidean* yang dihitung menggunakan Persamaan (2). Bobot neuron yang terpilih kemudian diperbarui menggunakan Persamaan (3) bersama dengan neuron-neuron sekitarnya menggunakan Persamaan (4) dengan nilai *learning rate* (α) 0,05 dan ukuran ketetanggaan (R) 3 yang menurun secara bertahap. Proses tersebut dilakukan secara berulang hingga bobot neuron menyesuaikan dengan karakteristik data. Hasil akhir dari proses pelatihan berupa bobot neuron yang selanjutnya digunakan untuk memetakan provinsi menggunakan topologi heksagonal (*hexagonal topology*) dengan *grid* 5×5 dan melakukan pengelompokan berdasarkan kemiripan karakteristik dampak banjir.

Penentuan Jumlah Klaster Optimal

Proses penentuan jumlah klaster ditentukan menggunakan metode *elbow* pada hasil pelatihan SOM berdasarkan nilai *Within Sum of Squares* (WSS) yang dihitung menggunakan Persamaan (5). Nilai total WSS disajikan dalam bentuk grafik untuk melihat titik *elbow* yang menunjukkan jumlah klaster optimal. Adapun grafik *elbow* dapat dilihat pada Gambar 1.

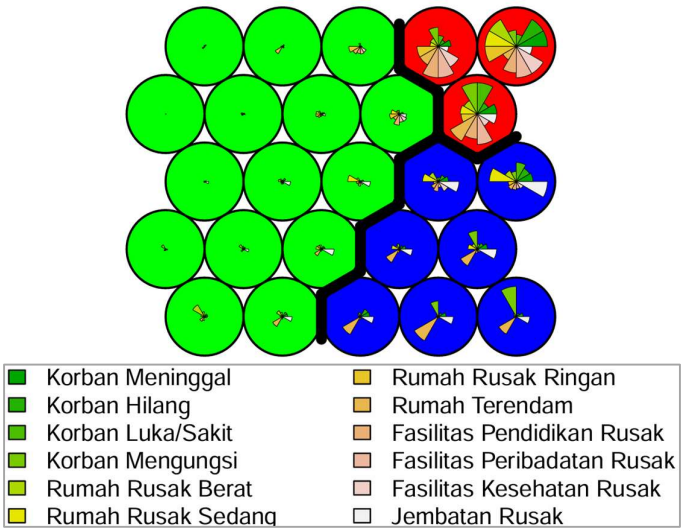


Gambar 1. Grafik *Elbow*

Berdasarkan grafik *elbow* pada Gambar 1, dapat dilihat bahwa nilai total WSS mengalami penurunan yang cukup tajam seiring dengan penambahan jumlah klaster dari $k = 1$ hingga $k = 3$. Selanjutnya, setelah titik $k = 3$, penurunan nilai total WSS mulai melambat dan pola grafik mulai melandai. Hal ini menunjukkan bahwa titik siku (*elbow*) terdapat pada $k = 3$, yang artinya jumlah tiga klaster dipilih karena penambahan klaster setelah $k = 3$ tidak memberikan penurunan total WSS yang signifikan.

Hasil Pengelompokan *Self-Organizing Maps* (SOM)

Pengelompokan selanjutnya dilakukan terhadap neuron-neuron berdasarkan kemiripan karakteristik bobot akhir yang diperoleh setelah seluruh proses iterasi SOM selesai. Klaster yang terbentuk divisualisasikan dalam bentuk diagram kipas (*fan*). Diagram kipas hasil pengelompokan provinsi di Indonesia berdasarkan dampak bencana banjir dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Kipas (*Fan*)

Berdasarkan diagram kipas pada Gambar 2, terbentuk tiga kelompok neuron yang ditunjukkan oleh warna hijau, biru, dan merah. Neuron pada klaster hijau secara umum memiliki diagram kipas dengan irisan yang relatif kecil dibandingkan klaster lainnya. Selanjutnya klaster biru menunjukkan ukuran irisan yang lebih besar dibandingkan dengan klaster hijau, namun masih lebih kecil jika dibandingkan dengan klaster merah. Sedangkan klaster merah memiliki neuron dengan irisan kipas yang tampak paling besar. Perbedaan ukuran dan pola irisan tersebut menunjukkan adanya perbedaan karakteristik bobot antarneuron pada ketiga klaster. Adapun anggota dari setiap klaster dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Jumlah dan Anggota Klaster

Klaster	Jumlah Anggota	Anggota
1	28	Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kepulauan Bangka Belitung, Kepulauan Riau, DKI Jakarta, DI Yogyakarta, Banten, Bali, Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggaran, Gorontalo, Sulawesi Barat, Maluku, Maluku Utara, Papua Barat, Papua Barat Daya, Papua, Papua Pegunungan, Papua Selatan, dan Papua Tengah
2	7	Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Kalimantan Barat, dan Sulawesi Selatan
3	3	Jawa Barat, Nusa Tenggara Timur, dan Kalimantan Selatan

Berdasarkan Tabel 3, dapat dilihat bahwa klaster 1 terdiri dari 28 provinsi yang dipetakan pada neuron berwarna hijau, klaster 2 terdiri dari 7 provinsi yang dipetakan pada neuron berwarna biru, dan klaster 3 terdiri dari 3 provinsi yang dipetakan pada neuron berwarna merah. Anggota klaster ini ditentukan berdasarkan kemiripan dari seluruh variabel atau karakteristik dari dampak bencana banjir. Provinsi-provinsi dalam satu klaster memiliki tingkat kemiripan yang tinggi, sedangkan provinsi dalam klaster yang berbeda memiliki tingkat perbedaan yang signifikan.

Validasi Klaster

Validasi klaster bertujuan untuk mengevaluasi kualitas hasil pengelompokan data dampak bencana banjir yang telah dilakukan. Hasil validasi dievaluasi dengan validasi internal menggunakan menggunakan Persamaan (6), (7), dan (8). Adapun hasil validasi internal dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Validasi Internal

Indeks	Ukuran Klaster			
	3	4	5	6
Dunn	0,11	0,06	0,06	0,06
Connectivity	16,68	28,60	31,05	36,73
Silhouette	0,48	0,30	0,32	0,30

Berdasarkan Tabel 5, diperoleh nilai *dunn index* terbesar sebesar 0,11 pada ukuran klaster 3, nilai *connectivity index* terkecil sebesar 16,68 pada ukuran klaster 3, dan nilai *silhouette index* yang mendekati 1 adalah 0,48 juga pada klaster 3. Hasil ini menunjukkan bahwa penerapan metode SOM dalam pengelompokan provinsi di Indonesia berdasarkan dampak bencana banjir menggunakan ukuran klaster 3 memberikan kualitas pengelompokan terbaik. Ukuran klaster 3 merupakan jumlah klaster yang paling optimal karena menghasilkan klaster yang relatif kompak, memiliki pemisahan yang lebih jelas antarklaster, serta mempertahankan kedekatan antarobjek dalam klaster.

Profilisasi Hasil Klaster

Profilisasi hasil klaster dilakukan untuk mengetahui karakteristik dari masing-masing klaster terbentuk berdasarkan nilai rata-rata setiap variabel dampak bencana banjir. Adapun nilai rata-rata setiap klaster dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Profilisasi Hasil Klaster

Variabel	Rata-rata		
	Klaster 1	Klaster 2	Klaster 3
Korban Meninggal	10,46	50,71	112
Korban Hilang	1,43	8,43	20
Korban Luka/Sakit	22,21	806,14	3949
Korban Mengungsi	19.998,07	145.941,14	271.201,33
Rumah Rusak Berat	383,18	876,57	3.000,33
Rumah Rusak Sedang	270,82	1.144	3.090
Rumah Rusak Ringan	1.729,93	2.734,57	25.525
Rumah Terendam	52.106	384.397	494.404
Fasilitas Pendidikan Rusak	17,25	61,14	422,33
Fasilitas Peribadatan Rusak	14,18	47,86	517,67
Fasilitas Kesehatan Rusak	4,11	16	110,33
Jembatan Rusak	20,61	131	102

Berdasarkan Tabel 5, dapat dilihat bahwa klaster 1 memiliki nilai rata-rata terendah pada seluruh variabelnya. Berdasarkan nilai tersebut, klaster 1 dapat dikategorikan sebagai kelompok provinsi dengan dampak banjir rendah. Sedangkan klaster 2 memiliki nilai rata-rata paling tinggi pada variabel jumlah jembatan rusak dibandingkan dua klaster lainnya, dan memiliki nilai rata-rata lebih tinggi dibandingkan klaster 1 untuk variabel lainnya, namun lebih rendah dibandingkan klaster 3. Hal ini

menunjukkan bahwa klaster 2 merupakan kelompok provinsi dengan dampak banjir sedang. Sementara klaster 3 memiliki nilai rata-rata tertinggi pada hampir seluruh variabel, sehingga dikategorikan sebagai kelompok provinsi dengan dampak banjir tinggi.

KESIMPULAN DAN SARAN

Penerapan Metode *Self-Organizing Maps* (SOM) dalam pengelompokan provinsi di Indonesia berdasarkan dampak bencana banjir menghasilkan 3 klaster optimal. Jumlah klaster optimal ini diperoleh menggunakan metode *elbow* dan dievaluasi menggunakan validasi internal. Klaster 1 terdiri dari 28 provinsi, klaster 2 terdiri dari 7 provinsi, yaitu Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Kalimantan Barat, dan Sulawesi Selatan, serta klaster 3 terdiri dari 3 provinsi, yaitu Jawa Barat, Nusa Tenggara Timur, dan Kalimantan Selatan.

Karakteristik klaster yang terbentuk menunjukkan adanya perbedaan tingkat dampak bencana banjir antarprovinsi. Klaster 1 merepresentasikan kelompok provinsi dengan dampak banjir rendah karena memiliki nilai rata-rata terendah pada seluruh variabel. Selanjutnya klaster 2 merepresentasikan kelompok provinsi dengan dampak banjir sedang karena memiliki nilai rata-rata lebih tinggi dibandingkan klaster 1 pada seluruh variabel, namun lebih rendah dibandingkan klaster 3 pada hampi seluruh variabel. Sementara klaster 3 merupakan kelompok provinsi dengan dampak banjir tinggi, karena memiliki nilai rata-rata terbesar pada hampir seluruh variabel dampak banjir.

DAFTAR PUSTAKA

BPS. (2025). *Cerita Data Statistik Untuk Indonesia: Menakar Dampak Ekonomi Akibat Bencana di Indonesia*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.

Everitt, B. S., Landau, S., Leese, M., & Stahl, D. (2011). *Cluster Analysis*. London: John Wiley & Sons.

Findayani, A. (2015). Kesiapsiagaan Masyarakat dalam Penanggulangan Banjir di Kota Semarang. *Jurnal Geografi : Media Informasi Pengembangan Dan Profesi Kegeografian*, *12*(1), 102–114.

Halim, N. N., & Widodo, E. (2017). Clustering Dampak Gempa Bumi di Indonesia Menggunakan Kohonen Self Organizing Maps. *Prosiding SI MaNIS (Seminar Nasional Integrasi Matematika Dan Nilai Islami)*, *1*(1), 188–194. http://conferences.uin-malang.ac.id/index.php/SIMANIS/article/view/62

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques* (Third Edit). Waltham, Massachusetts: Elsevier.

Hidayat, Y. (2022). *Menakar Solusi Kebijakan Pengendalian Banjir Di Indonesia*. *4*(4), 398–403.

Irwansyah, E., & Faisal, M. (2019). *Advanced Clustering: Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Deepublish.

Islamy, U., Nursidah, D. R., Narendra, I. S., Anshori, M. L., Intisari, & Edy, W. (2022). Pengelompokkan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indikator Dampak Bencana Banjir Tahun 2017-2020 Menggunakan K-Medoids. *Buletin Ilmiah Math. Stat. Dan Terapannya (Bimaster)*, *11*(2), 381–388. https://doi.org/10.26418/bbimst.v11i02.53781

Kohonen, T. (2001). *Self-Organizing Maps* (3rd Editio). New York: Springer Press.

Shi, C., Wei, B., Wei, S., Wang, W., Liu, H., & Liu, J. (2021). A quantitative discriminant method of elbow point for the optimal number of clusters in clustering algorithm. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*.

https://doi.org/10.1186/s13638-021-01910-w

Vasento, J., & Alhoniemi, E. (2000). Clustering of the Self-Organizing Map. *IEEE Transactions on Neural Networks*, *11*(3), 586–600. https://doi.org/10.1109/72.846731

Yahya, L. M., Kertanah, K., & Hidayaturrohman, U. (2024). Penerapan Algoritma Self Organizing Maps (SOM) Dan K-Means Untuk Mengelompokkan Akseptor KB Di NTB. *Jurnal Statistika Dan Komputasi*, *3*(1), 32–41. https://doi.org/10.32665/statkom.v3i1.2960