

Implementation of the Self Organizing Maps (SOM) Method for Grouping Provinces in Indonesia Based on the Earthquake Disaster Impact

Ihsan Dermawan, Admi Salma*, Yenni Kurniawati, Tessy Octavia Mukhti

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: admisalma1@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 13 Juli 2023

Revised : 15 Agustus 2023

Accepted : 23 Agustus 2023

ABSTRACT

Indonesia's strategic geological location causes Indonesia to be frequently hit by earthquake disasters, which are a series of events that disturb and threaten the safety of life and cause material and non-material losses. The number of earthquake events in Indonesia causes casualties, both fatalities and injuries, destroying the surrounding area as well as destroying infrastructure and causing property losses. Therefore, it is important to cluster the impact of earthquake disasters in Indonesia as a disaster mitigation effort in order to determine the characteristics of each province. The clustering method used is Kohonen Self Organizing Maps (SOM). SOM is a high-dimensional data visualization technique into a low-dimensional map. The results of this study obtained 3 clusters with the characteristics of each cluster. The first cluster with low impact of earthquake disaster consists of 32 provinces. The second cluster with moderate impact consists of 1 province characterized by the highest number of missing victims and the highest number of injured victims. The third cluster with a high impact consists of 1 province with the most prominent characteristics being the number of earthquake events, the number of deaths, the number of injured, the number of displaced, the number of damaged houses, the number of damaged educational facilities, the number of damaged health facilities and the number of damaged worship facilities is the highest of the other clusters.

Keywords: Cluster, Earthquake, Kohonen Self Organizing Maps (SOM)



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Salah satu negara yang rawan mengalami kejadian bencana alam adalah negara Indonesia. Hal ini disebabkan karena wilayah Indonesia terletak diantara pertemuan tiga lempeng tektonik yaitu lempeng Samudera Pasifik, lempeng Eurasia, dan lempeng Indo-Australia serta juga berada di *Ring of Fire* (Cincin Api Pasifik) sehingga Indonesia rawan terhadap bencana terutama bencana gempa bumi, banjir, tsunami dan juga letusan gunung merapi. Salah satu bencana yang sering terjadi di Indonesia adalah gempa bumi. Gempa bumi merupakan getaran atau guncangan yang terjadi di permukaan bumi. Gempa bumi dapat disebabkan oleh peristiwa tanah longsor, ledakan bom, benturan meteorit, letusan gunung api dan masih banyak lagi penyebab-penyebab lainnya. Namun pada umumnya disebabkan oleh pergerakan kerak bumi (lempeng bumi) (BMKG, 2019). Banyaknya kejadian gempa bumi di Indonesia memberikan dampak yang sangat merugikan bagi masyarakat seperti berdampak pada korban jiwa (meninggal, hilang dan luka-luka), rumah yang rusak atau fasilitas umum yang rusak.

Untuk itu, upaya mitigasi sangat dibutuhkan guna mengurangi dampak yang terjadi akibat suatu bencana, termasuk kesiapan dalam menghadapi risiko jangka panjang. Dalam upaya mitigasi dampak bencana gempa bumi, maka perlu dilakukan pengelompokkan guna mengetahui provinsi mana yang paling berdampak terhadap korban jiwa, rumah rusak atau fasilitas umum yang rusak. Dengan pengelompokkan ini dapat membantu pemerintah khususnya Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) dalam upaya mitigasi bencana gempa bumi terutama pada daerah yang rawan gempa bumi sehingga diharapkan dapat mengurangi dampak yang parah terhadap gempa bumi.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengelompokkan data adalah jaringan syaraf tiruan dengan model pembelajaran tanpa pengawasan yaitu Kohonen *Self Organizing Maps* (SOM) (Hakim dan Setiani, 2015). SOM diluncurkan pada tahun 1982 oleh peneliti Finlandia yang bernama Teuvo Kohonen. Metode SOM digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan karakteristik-karakteristik data.

Penerapan metode SOM dalam pengelompokan data sudah banyak dilakukan oleh peneliti-peneliti sebelumnya. Bahkan dapat diterapkan hampir disemua sektor. Anis dan Isnanto (2014) melakukan pengelompokan untuk memvisualisasikan distribusi data pemilih tetap (DPT) geospasial. Alkhalidi dkk (2020) melakukan pengelompokan untuk memetakan wilayah penyalahgunaan narkoba di Kabupaten Aceh Tenggara.

Pada penelitian ini akan membahas metode SOM dengan tujuan untuk membentuk kluster dari dampak bencana gempa bumi di Indonesia tahun 2017-2022. Secara umum, hasil akhir penelitian ini berupa gambaran kluster atau pengelompokan yang mencirikan karakteristik dari setiap provinsi di Indonesia berdasarkan dampak bencana gempa bumi.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder dari *website* Data Informasi Bencana Indonesia (DIBI) BNPB yaitu informasi dampak gempa bumi pada 34 provinsi di Indonesia tahun 2017 sampai dengan tahun 2022. Variabel yang digunakan adalah jumlah kejadian gempa bumi (X_1), jumlah korban meninggal (X_2), jumlah korban hilang (X_3), jumlah korban terluka (X_4), jumlah korban menderita (X_5), jumlah korban mengungsi (X_6), jumlah rumah rusak (X_7), jumlah fasilitas pendidikan rusak (X_8), jumlah fasilitas kesehatan rusak (X_9), dan jumlah fasilitas peribadatan rusak (X_{10}).

Metode analisis data yang digunakan adalah metode SOM. SOM juga disebut jaringan Kohonen, adalah salah satu algoritma pengelompokan paling populer yang handal untuk memproyeksikan hubungan kompleks dari ruang masukan berdimensi tinggi ke ruang berdimensi rendah (biasanya berupa *grid* dua dimensi) (Munawar, 2015). Disebut "*self organizing*" karena metode tersebut tidak memerlukan pengawasan khusus (*unsupervised learning*) dan disebut "*maps*" karena mencoba memetakan bobot agar sesuai dengan data yang diberikan (Nuraini, 2022). Sederhananya, struktur SOM terdiri dari dua lapisan, yaitu neuron *input* dan neuron *output*. Setiap neuron pada lapisan *output* merepresentasikan kelas (*cluster*) dari *input* tertentu (Fitriani dkk, 2017).

Berikut ini merupakan langkah-langkah yang dilakukan dalam analisis SOM:

1. Melakukan standardisasi data

Jika rentang nilai antar variabel memiliki perbedaan skala yang cukup besar maka dilakukan standardisasi data. Hal ini dikarenakan perhitungan jarak pada analisis kluster menjadi tidak valid (Yulianto dan Hidayatullah, 2014). Untuk melakukan standardisasi data dapat dilakukan menggunakan persamaan berikut:

$$Z_{ik} = \frac{x_{ik} - \bar{x}_k}{s_k} \quad (1)$$

dengan,

z_{ik} : nilai standardisasi objek ke- i variabel ke- k

x_{ik} : nilai x objek ke- i variabel ke- k ,

\bar{x}_k : rata-rata variabel ke- k

s_k : simpangan baku variabel ke- k

2. Menentukan jumlah kluster serta validasi kluster

Validasi kluster internal digunakan untuk mengevaluasi hasil analisis kluster secara kuantitatif dan objektif. Dalam penelitian ini menggunakan validasi internal dengan tiga pendekatan yaitu *connectivity index*, *silhouette index*, dan *dunn index* (Halim dan Widodo, 2017).

a) *Connectivity Index*

Nilai *connectivity index* semakin kecil dibandingkan dengan nilai dari kluster yang lain akan membentuk jumlah kluster terbaik. Persamaan *connectivity index* didefinisikan sebagai berikut:

$$Conn(C) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L X_{i,nni(j)} \quad (2)$$

dengan,

$Conn(C)$: *connectivity index*

$nni(j)$: pengamatan tetangga terdekat (*nearest neighbour*) i ke- j

b) *Silhouette Index*

Sebuah kluster dianggap terbentuk dengan baik ketika nilai indeks mendekati 1, dan sebaliknya ketika nilai indeks mendekati -1. Persamaan *silhouette index* dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$S_{(i)} = \frac{b_{(i)} - a_{(i)}}{\max(a_{(i)}, b_{(i)})} \quad (3)$$

dengan,

$S_{(i)}$: *silhouette index* pada objek ke- i

$a_{(i)}$: rata-rata kemiripan antara objek ke- i dengan objek lain di dalam klasternya

$b_{(i)}$: nilai minimum dari rata-rata kemiripan antara objek ke- i dengan objek lain di luar klasternya

c) *Dunn Index*

Jika nilai dari *dunn index* yang diperoleh lebih tinggi, maka *dunn index* menghasilkan jumlah kluster terbaik. Persamaan *dunn index* dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$Dunn = \frac{d_{min}}{d_{max}} \quad (4)$$

dengan,

d_{min} : jarak terkecil antara observasi pada kluster yang berbeda

d_{max} : jarak terbesar pada masing-masing kluster data

- Menentukan jenis topologi, ukuran topologi (x, y), nilai *learning rate* (α), dan nilai ukuran ketetanggaan (R)

Menurut Kahraman (2012) terdapat dua bentuk topologi dalam metode SOM, yaitu *Rectangular Topology* dan *Hexagonal Topology*.

- Menginisialisasikan bobot neuron *output* secara acak

Nilai bobot acak untuk setiap neuron ditentukan dengan nilai $0 < w < 1$, dimana ukuran matriks sama dengan jumlah variabel (P) x jumlah neuron (K) (Larose, 2014).

- Menghitung jarak minimum antara neuron *input* terhadap neuron *output*

Menggunakan jarak Euclidean pada persamaan sebagai berikut:

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (w_{ik} - x_{ik})^2} \quad (5)$$

dengan,

D_{ij} : jarak antara neuron *input* pada objek ke-*i* dan neuron *output* ke-*j*

w_{ik} : bobot dari objek ke-*i* dan variabel ke-*k*

x_{ik} : neuron *input* objek ke-*i* dan variabel ke-*k*

Neuron *output* yang memiliki jarak terdekat dengan neuron *input* disebut neuron pemenang, bobot neuron pemenang akan diperbarui.

- Memperbarui nilai bobot neuron pemenang dan neuron tetangga

Untuk memperbarui nilai bobot neuron pemenang menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$w_{ij(new)} = w_{ij(old)} + \alpha(x_{ij} - w_{ij(old)}) \quad (6)$$

dengan,

$w_{ij,new}$: bobot baru dari neuron objek ke-*i* dan variabel ke-*j*

$w_{ij,old}$: bobot lama dari neuron objek ke-*i* dan variabel ke-*j*

x_{ij} : neuron *input* pada objek ke-*i* dan variabel ke-*j*

Dalam metode SOM ini setiap neuron akan saling berbagi yang diperoleh dari neuron pemenang sebagai pusatnya. Sehingga neuron tetangga terdekat dari neuron pemenang akan ikut diperbarui, hal ini digunakan untuk meningkatkan peluang neuron tetangga agar terpilih menjadi neuron pemenang pada iterasi berikutnya (Larose, 2014). Untuk memperbarui neuron tetangga menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$w_{ij(new)} = w_{ij(old)} + \alpha * h_{ci}(x_{ij} - w_{ij(old)}) \quad (7)$$

dengan,

h_{ci} : nilai fungsi untuk neuron pemenang *c* dengan neuron tetangga ke-*i*

Untuk menghitung nilai h_{ci} dapat menggunakan persamaan berikut,

$$h_{ci} = \exp\left(\frac{d_{ci}^2}{2R^2}\right) \quad (8)$$

dengan,

d_{ci} : jarak antara neuron pemenang *c* dengan neuron tetangga ke-*i*.

R : ukuran ketetanggaan

- Melakukan langkah 5-6 untuk semua data *input*

- Mengelompokkan neuron yang telah diperbarui menjadi beberapa kluster

Untuk mengelompokkan neuron yang memiliki karakteristik terdekat dapat menggunakan persamaan (5).

- Melakukan profilisasi hasil kluster dan membuat kesimpulan

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Langkah pertama dalam analisis SOM adalah melakukan proses standardisasi data. Standardisasi data dilakukan karena setiap variabel memiliki ukuran satuan yang berbeda-beda. Tabel 1 di bawah ini merupakan

hasil standardisasi data dampak bencana gempa bumi di Indonesia tahun 2017 hingga 2022. Proses analisis SOM dari awal hingga akhir dikerjakan menggunakan bantuan *software* RStudio.

Tabel 1. Hasil Standardisasi Data

Provinsi	X ₁	X ₂	X ₃	...	X ₁₀
Aceh	0.74	-0.25	-0.19	...	-0.36
Bali	-0.46	-0.20	-0.19	...	4.65
Banten	-0.23	-0.19	-0.19	...	-0.14
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Sumatera Utara	0.33	-0.25	-0.19	...	0.40

Langkah kedua adalah menentukan jumlah kluster. Pada penelitian ini, peneliti ingin membentuk 3 kluster dimana pada data dampak bencana gempa bumi di Indonesia akan dilihat dari kluster yang memiliki dampak bencana gempa bumi yang rendah, sedang dan tinggi.

Setelah menentukan jumlah kluster yang akan dibentuk, langkah selanjutnya adalah uji validitas kluster guna untuk mengevaluasi jumlah kluster yang telah terbentuk. Uji validitas kluster yang digunakan adalah uji validitas internal dengan menggunakan persamaan (2), (3) dan (4). Untuk melihat kluster yang telah ditentukan tersebut dikatakan valid untuk digunakan selanjutnya dapat dievaluasi dengan melihat nilai *connectivity index* paling kecil, nilai *silhouette index* paling besar dan nilai *dunn index* mendekati 1 yang dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Validasi Kluster Internal

Index	Ukuran Kluster			
	3	4	5	6
Connectivity	14.08	15.62	26.58	29.56
Silhouette	0.65	0.65	0.44	0.41
Dunn	0.27	0.27	0.05	0.04

Pada Tabel 2 terlihat bahwa nilai *connectivity index* paling kecil adalah 14.08 yaitu terdapat pada kluster 3, nilai *silhouette index* paling besar adalah 0.65 pada kluster 3 dan nilai *dunn index* mendekati 1 adalah 0.27 yang juga terdapat pada kluster 3. Dengan demikian dari hasil validasi kluster tersebut dapat disimpulkan bahwa kluster 3 yang terbaik dan valid untuk digunakan dalam teknik pengelompokkan data dampak bencana gempa bumi di Indonesia tahun 2017-2022.

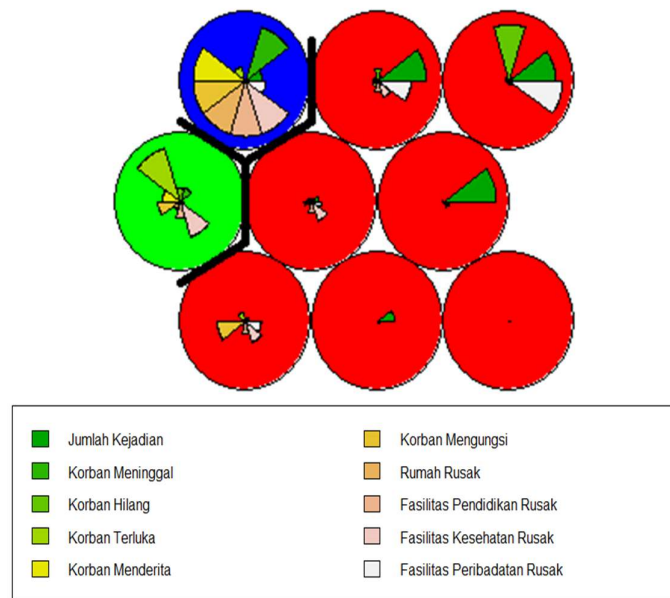
Langkah selanjutnya yaitu melakukan profilisasi dengan cara menghitung nilai rata-rata variabel disetiap kluster untuk menentukan karakteristik masing-masing kluster berdasarkan dampak bencana gempa bumi yang dapat dilihat pada Tabel 3. Dalam melakukan profilisasi, data harus dikembalikan seperti sebelum dilakukan proses standardisasi.

Tabel 3. Profilisasi Hasil Kluster

Variabel	Rata-Rata		
	Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3
Jumlah Kejadian Gempa Bumi (X ₁)	187.44	34	207
Jumlah Korban Meninggal (X ₂)	4.84	107	568
Jumlah Korban Hilang (X ₃)	0.78	3	0
Jumlah Korban Terluka (X ₄)	72.59	11,125	1,971
Jumlah Korban Menderita (X ₅)	656.53	20,492	72,777
Jumlah Korban Mengungsi (X ₆)	9,665.34	132,848	406,202
Jumlah Rumah Rusak (X ₇)	1,881.34	16,385	222,269
Jumlah Fasilitas Pendidikan Rusak (X ₈)	28	232	1.034
Jumlah Fasilitas Kesehatan Rusak (X ₉)	4.19	49	78
Jumlah Fasilitas Peribadatan Rusak (X ₁₀)	36.34	6	108

Dari Tabel 3 di atas menunjukkan variabel atau karakteristik pada setiap kluster. Kluster dengan nilai rata-rata tertinggi menyatakan karakteristik yang paling dominan dengan kluster lainnya. Pada kluster 1 tidak menunjukkan sama sekali karakteristik yang paling dominan terkait dampak bencana gempa bumi yang besar. Kluster 2 memiliki karakteristik jumlah korban hilang dan jumlah korban terluka paling banyak. Sedangkan pada kluster 3 memiliki karakteristik jumlah kejadian gempa bumi, jumlah korban meninggal, jumlah korban menderita, jumlah korban mengungsi, jumlah rumah rusak, jumlah fasilitas pendidikan rusak, jumlah fasilitas kesehatan rusak dan jumlah fasilitas peribadatan rusak paling banyak dari kluster lainnya.

Selanjutnya adalah melakukan pengelompokan provinsi di Indonesia berdasarkan dampak bencana gempa bumi menggunakan algoritma SOM. Pada proses ini akan menghasilkan sebuah diagram kipas (*fan*) yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Kipas (*fan*)

Peneliti menggunakan tampilan *hexagonal topology* dengan ukuran topologi 3x3 seperti yang terdapat pada Gambar 1 di atas dan ukuran ketetanggaan (R) sebesar 0, serta nilai *learning rate* (α) sebesar 0.5. Diagram kipas (*fan*) di atas menunjukkan karakteristik dari setiap kluster yang terbentuk sehingga menampilkan bagaimana variabel didistribusikan pada pemetaan. Semakin besar ukuran kipasnya, maka semakin tinggi pula nilai variabelnya. Pada diagram kipas tersebut terdapat neuron yang berbentuk lingkaran dan di dalamnya terdapat karakteristik dari setiap anggota neuron. Neuron-neuron tersebut dikelompokkan dengan neuron lain yang memiliki kemiripan paling banyak sehingga terbentuk tiga kluster neuron dan diberi warna yang berbeda untuk setiap kluster. Terdapat tiga warna yang berbeda (hijau, merah dan biru) yang berarti mewakili keadaan atau karakteristik dari setiap kluster yang terbentuk dan dibatasi oleh vektor yang diplot dalam diagram pemetaan (garis hitam).

Dapat disimpulkan bahwa pada kluster berwarna biru menunjukkan diagram kipas dari setiap variabel yang besar, dengan demikian pada kluster berwarna biru tersebut memiliki rata-rata dampak bencana gempa bumi yang tinggi. Pada kluster berwarna hijau menunjukkan diagram kipas dari setiap variabel yang lebih kecil dibandingkan dengan kluster berwarna biru. Namun pada variabel korban hilang dan korban terluka memiliki bentuk kipas yang lebih besar, hal ini menunjukkan bahwa pada kluster berwarna hijau memiliki dampak korban hilang dan korban terluka yang lebih besar dibandingkan dengan kluster berwarna biru. Pada kluster berwarna merah rata-rata ukuran diagram kipas yang terbentuk relatif kecil dibandingkan kedua kluster lainnya. Meskipun terdapat beberapa variabel yang memiliki bentuk kipas yang cukup besar pada salah satu neuron, namun variabel dampak bencana gempa bumi lainnya memiliki ukuran yang sangat kecil. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 4 yaitu menunjukkan jumlah dan anggota kluster yang dihasilkan dari masing-masing kluster tersebut.

Tabel 4. Jumlah dan Anggota Klaster

Klaster	Jumlah Anggota	Anggota Klaster
1	32	Aceh, Banten, Bengkulu, Daerah Istimewa Yogyakarta, DKI Jakarta, Gorontalo, Jambi, Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Selatan, Kalimantan Tengah, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Bangka Belitung, Kepulauan Riau, Lampung, Maluku, Maluku Utara, Nusa Tenggara Timur, Papua, Papua Barat, Riau, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggara, Sulawesi Utara, Sumatera Barat, Sumatera Selatan dan Sumatera Utara.
2	1	Sulawesi Barat
3	1	Nusa Tenggara Barat

Dari Tabel 4 di atas dapat diketahui bahwa klaster 1 yang terdiri dari 32 provinsi dipetakan dalam lingkaran berwarna merah, klaster 2 terdiri dari 1 provinsi dipetakan dalam lingkaran berwarna hijau dan klaster 3 terdiri dari 1 provinsi dipetakan dalam lingkaran berwarna biru.

IV. KESIMPULAN

Pengelompokan provinsi di Indonesia berdasarkan dampak bencana gempa bumi menggunakan metode SOM didapatkan jumlah klaster sebanyak 3 klaster. Hasil pengelompokan dengan menggunakan metode SOM memperlihatkan bahwa pada klaster pertama terdapat 32 provinsi dengan dampak bencana gempa bumi rata-rata adalah sama. Klaster kedua terdapat 1 provinsi memiliki karakteristik jumlah korban hilang dan jumlah korban terluka paling banyak. Klaster ketiga terdapat 1 provinsi dengan karakteristik yang sangat menonjol adalah jumlah kejadian gempa bumi, jumlah korban meninggal, jumlah korban menderita, jumlah korban mengungsi, jumlah rumah rusak, jumlah fasilitas pendidikan rusak, jumlah fasilitas kesehatan rusak dan jumlah fasilitas peribadatan rusak paling banyak dari klaster lainnya.

Diharapkan peneliti selanjutnya dapat memanfaatkan data terbaru dampak bencana gempa bumi dengan menambahkan lebih banyak variabel dan memberikan banyak referensi ilmiah untuk melanjutkan analisis lokasi rawan gempa bumi di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Alkhalidi, Muhammad Waly., Nadeak, Berto., dan Sayuthi, Muhammad. (2020), "Sistem Informasi Geografis Pemetaan Wilayah Penyalahgunaan Narkoba Menggunakan Metode SOM (Self Organizing Maps) Studi Kasus: Kabupaten Aceh Tenggara", *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 2(1), 1–9.
- Anis, Y., dan Isnanto, R.R. (2014), "Penerapan Metode Self Organizing Maps (SOM) Untuk Visualisasi Data Geospasial Pada Informasi Sebaran Data Pemilih Tetap (DPT)", *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 4(1), 48–57.
- BMKG. (2019). *Mengenal Gempa Bumi dan Tsunami*. Jakarta: BMKG.
- Fitriani, D., Faisal, F., dan Yulianto, T. (2017), "Penerapan Metode Kohonen Som Dalam Pengenalan Karakter Seseorang Melalui Bentuk Bibir", *Zeta - Math Journal*, 3(2), 52–58.
- Hakim, R.B. Fajriya., dan Setiani, Dessy. (2015), "Clustering Indikator Pembangunan Berkelanjutan di Indonesia Menggunakan Algoritma Self Organizing Maps (SOM) Kohonen", *Prosiding Seminar Nasional Matematika Dan Pendidikan Matematika UMS 2015*, ISBN 978.6, 614–628.
- Halim, N.N., dan 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.
- Kahraman, C. (2012). *Computational Intelligence Systems in Industrial Engineering With Recent Theory and Applications*. Turkey: Atlantis Press.
- Larose, D. (2014). *Discovering Knowledge in Data*. USA: A John Wiley & Sons, Inc Publication.
- Munawar, G. (2015), "Implementasi Algoritma Self Organizing Map (SOM) untuk Clustering Mahasiswa pada Matakuliah Proyek (Studi Kasus: JTK POLBAN)", *Prosiding 6th Industrial Research Workshop and*

National Seminar, 66–78.

- Nuraini, R. (2022), "Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Metode Self Organizing Maps Pada Klasifikasi Citra Jenis Ikan Kakap", *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(3), 1325–1333.
- Yulianto, S., dan Hidayatullah, K. H. (2014), "Analisis Klaster Untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah Berdasarkan Indikator Kesejahteraan Rakyat", *Statistika*, 2(1), 56–63.